

GA による汎化および特化 ニューラルネットワーク間の共進化とその応用

高橋昂大[†] 松田聖^{††}

ニューラルネットワークに GA を適用して更新する手法があるが、規模の大きいネットワークの最適解を求めることは難しい。本提案手法では、環境を分割し、GA ニューロを用いて部分環境に適応したネットワーク（特化ネットワーク）を構築する。そのうち、複数の特化ネットワークを教師信号として1つのネットワークに学習させ、環境全般に対応したネットワーク（汎化ネットワーク）を構築する。この汎化ネットワークを基に特化ネットワークを構築することで、初期世代よりも適応度が高く汎化性を伴ったネットワークに進化し、それらから汎化ネットワークを作ることでより高い汎化性をもったネットワークへと共進化する構造を手案する。この過程を繰り返し行うことにより、大規模なネットワークの最適解を導くことが期待できる。

Co-Evolution of Generic and Specific Neural Networks by Genetic Algorithm and its Application

TAKAHIRO TAKAHASHI[†] SATOSHI MATSUDA^{††}

Using the elevator dispatching as an example, we propose a framework for co-evolution of generic and specific evolutionary neural networks. Neuroevolution is an effective approach to developing many systems, including elevator dispatching, because of the unavailability of desired responses. Furthermore, elevator dispatching is very sensitive to time periods over the course of a day. For such systems, one develops several systems, each of which is specific to situation or time period. Nevertheless, situations vary day by day. So, we further need to adapt systems to current situations effectively in real time. In this paper, by generating a generic neural network from specific neural networks, we propose the co-neuroevolution of specific and generic neural networks and show its efficiency through simulation.

1. はじめに

ニューラルネットワークを用いたシステムの学習において、代表的な教師あり学習システムではニューラルネットワークの出力値に教師信号を与え、その比較により各ニューロン間の結合加重を変化させることによりニューラルネットワークの学習を行っていく。しかしながら、正しい教師信号を常に与えられるとは限らないため、それに代わるものが必要になる。そこで教師信号を与え結合荷重を修正する代わりに、結合荷重を染色体と見なし、複数個用意した結合荷重群に対し遺伝的アルゴリズムを用いて結合加重自体を進化させることにより、明確な教師信号を与えることなくニューラルネットワークの最適化を行う事が出来る。この進化的ニューラルネットワークと呼ばれる手法を、本研究においてエレベータ制御問題に適用する。ここでのエレベータ制御とは、建物内で発生した客の呼び出しに対し、複数台設置されているエレベータのうち、どれをその呼び出しに対応させるかというものである。

近年、建築物の高層化が進み、建物内で発生する呼び出しは多数かつ、同時に発生することが予想されるため、客の待ち時間に大幅な差が生じ、全体の平均待ち時間も増大してしまう。また、建物内の呼び出し状況も時間経過とともに変化が生じる。これは時間帯によって客の出入りやフロアごとの利用頻度に違いが生じるためである。このように、エレベータを効率的に運行させるには何らかの制御が必要不可欠である。

現在もルールベース等によるエレベータの制御が行われているが、エレベータと利用者による建物内での状態空間は多岐にわたり、ルールベースの制御では大まかな制御しかすることが出来ない。これらの問題点を改善するために、すでにマルチエージェントの強化学習や遺伝的アルゴリズムを用いて制御ルールのパラメータを変化させる手法などが提案されている[1][2][3][4]。しかしながら、学習や進化対象が制御ルールであるため、そのルールを構築するためにはエレベータ制御に関する既存の知識が不可欠であり、ルール構築者の知識に依存した制御システムになってしまい、最適化に際し結果に人為的限界が発生する可能性がある。

本研究では、ルールベースではなくニューラルネットワークを用いて、与えられたエレベータの情報からシステム自らが考え意思決定するシステムを構築した。これにより、ニューロンへの入力値を直接扱う事で大まかな範囲ではなく細部の違いを考慮したエレベータ制御を行う事が出来る。また、人為的な部分を廃すために、遺伝的アルゴリズムを用いて進化的にネットワークを進化させた。これによりシステムの構築者に依存することなく、システムの最適化が行う事が出来る。このニューラルネット

[†] 日本大学大学院生産工学研究科数理情報工学専攻

Graduate Course of Mathematical Information Engineering, Graduate School of Industrial Technology, Nihon University

^{††} 日本大学生産工学部数理情報工学科

Department of Mathematical Information Engineering, College of Industrial Technology, Nihon University

ワークと遺伝的アルゴリズムを合わせた進化的ニューラルネットワークと呼ばれる手法は、教師信号を必要としない利点を持つが、ニューラルネットワークの規模が大きい場合、染色体長が増大し、遺伝的操作の部分で進化し難くなってしまう。また、エレベータ制御問題には時間や利用環境の変化により、最適化すべき状態空間が多様に変化する。1つのシステムで適応するのは困難である。これら「進化効率の鈍化」や「状態空間の変化」といった問題に対応するため、「特化性」と「汎化性」それぞれ別々の特徴や進化方法を持ったネットワークを共進化させることにより、複雑な状態空間をもった問題に対しても適応的に解を出すことが出来るニューラルネットワークシステムを提案する。

2. 共進化

共進化とは、その関係にある2種の個体が互いに影響しあうことにより、進化することを指す。互いに影響しあうことで、進化的選択を迫ることにより進化が促進される。後述する「特化ネットワーク」と「汎化ネットワーク」は相利共生の関係にある。

3. 進化的ニューラルネットワーク

3.1 進化的ニューラルネットワーク概要

進化的ニューラルネットワークとはネットワークの最適化に際し、結合加重を染色体とみなし遺伝的アルゴリズム（以下 GA）を用いて、進化的に最適な結合加重を見つけ出す手法である。これにより、正しい答え（教師信号）を明示できない問題に対しても、ネットワークを最適化することが可能になる。以下にその概要図を示す。

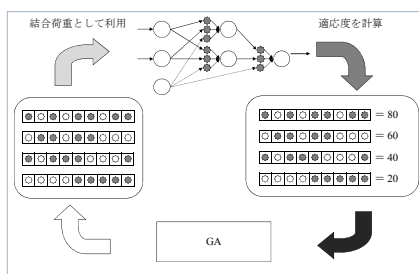


図1 進化的ニューラルネットワーク概要
Fig. 1 Evolutionary Neural Network

3.2 ニューラルネットワーク入出力概要

本研究では進化過程において「特化ネットワーク」と「汎化ネットワーク」という2種類の進化的ニューラルネットワークを用いる。これら2種類のネットワークが互いに影響しあい、共進化することで進化世代数を重ねるごとにより適したネットワークへと進化することが期待される。2種類のネットワークに共通した構成と入出力値を以下に示す。

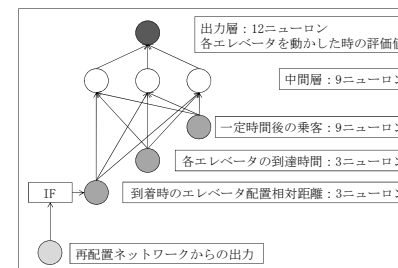


図2 ニューラルネットワーク構成図
Fig. 2 Neural Network Configuration

- ・入力1 : エレベータ到着時における乗客の有無
客の呼び出しに応じて呼び出しフロアに到着した場合、各エレベータの中の状況をエレベータ内重量および行動予定から推測し、以下の条件により入力する。
0 : 乗れる可能性がある。
1 : 確実に乗れる。
-1 : 確実に乗れない。
- ・入力2 : 各エレベータの到達時間
客の呼び出しに応じて呼び出しフロアへ到着する予想時間を入力する。
- ・入力3 : 到着時エレベータの配置予測
呼び出しフロアに到着した仮定における、建物内のエレベータ配置状況におけるの相対距離を入力する。
- ・出力 : 各エレベータを動かした時の評価値
各エレベータに対応させた場合におけるそれぞれの評価値を出力する。

3.2.1 再配置ネットワーク部

再配置ネットワークとは本研究で用いたニューラルネットワーク内の部分的なネットワークで、エレベータ内に乗客が乗っていないエレベータを動かすことで建物内でのエレベータの配置バランスを考慮することを目的としたネットワークである。

入力 4 : 各エレベータの現在位置

再配置行動をとるエレベータ位置用ニューロンと再配置行動をしないエレベータ位置用ニューロンがそれぞれ建物のフロア数分用意されている。各フロアにエレベータが存在する場合 1, 存在しない場合 0 を入力する。なお, 再配置行動をしないエレベータの位置が重なった場合 2 を入力する。

出力 4 : 12 個のニューロン

フロア数分用意されたニューロンがそれぞれ値を出力する。

3.2.2 IF部

図 2 の IF 部は再配置ネットワークの出力変換部である。出力値が最大のフロアを出力し, 入力 3 の相対距離計算時に再配置行動を行うエレベータのフロアを IF 部の出力値に置き換えて計算する。

3.3 特化ネットワーク

「特化ネットワーク」は特定の時間帯に対し最適化されたネットワークであり, 時間帯ごとに存在する。ルールベースと同じように現在の客利用状況を判断し, それに対して最適な時間帯の結合加重に置き換えることでその刻々に対して最適な運行を行う。本研究では仮想の 1 日における時間帯を Period1~4 に分類し, 各時間帯における最適な結合加重を GA により探索する。この各時間帯に最適な結合加重をもつネットワークを特化ネットワークと定義する。各時間帯それぞれに適応した複数の特化ネットワークを適宜変更することで, 一日の時間変化による客の需要変化に対応する。以下に時間帯変化に対応するニューラルネットワークの構造を示す。

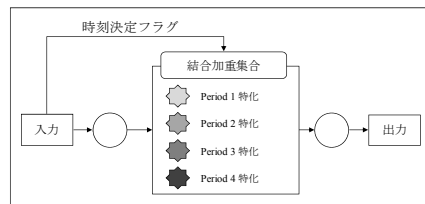


図 3 特化ネットワーク概要
 Fig. 3 Specific Network

3.4 汎化ネットワーク

エレベータ制御を大まかな時間帯ごとに分けた場合, 各時間帯における想定とは異なる客の需要が多かった場合, 現行のネットワークで適切な制御をすることは困難である。そこで, 各時間帯に適応した複数のニューラルネットワークの出力結果を教

師信号として 1 つのニューラルネットワークに与えることで, 全時間帯に適応できることを目標とした汎化ネットワークを構築する。

本研究では 4 つの時間帯それぞれに最適化された特化ネットワークが存在する。それらから得られる出力を教師信号として汎化ネットワークを学習させる。これにより, GA では遺伝子長が長い調整出来なかった部分の調整, また, 時間帯により制御方法は異なるものの, エレベータ制御としての共通部分を蓄積することにより, ネットワーク性能の向上が期待される。また, 後述する適応的進化システムにこの汎化ネットワークを用いることで, 短時間で最適化過程を収束させる効果がある。

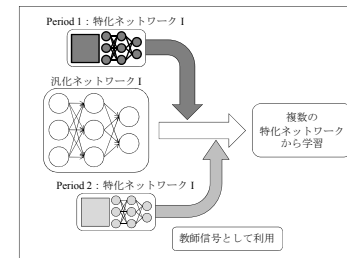


図 4 汎化ネットワーク概要
 Fig. 4 Generic Network

3.5 ネットワーク間の共進化

本研究では「特化ネットワーク」および「汎化ネットワーク」という 2 種類のネットワークを用いて共進化を行う。

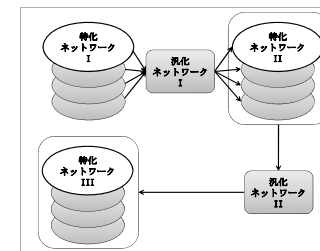


図 5 ネットワーク間共進化概要
 Fig. 5 Co-evolution of Generic and Specific Neural Networks

各時間帯に最適化された特化ネットワーク I (以降ローマ数字は世代数を表す) を基に汎化ネットワーク I が誤差逆伝播法により学習され, さらにその汎化ネットワーク I を基に GA により, もう 1 度各時間帯に最適化することで「特化ネットワーク I」

よりも汎用性が増した「特化ネットワーク II」へと進化する。この特化ネットワーク II をまた教師信号として学習することで、こちらもより進化したネットワークによる「汎化ネットワーク II」へと進化する。このサイクルを積み重ねることで、「特化ネットワーク」「汎化ネットワーク」それぞれが互いに影響しあい進化することが可能であり、進化に際し GA と誤差逆伝播法という異なったアプローチの進化・学習アルゴリズムを用いているため、各アルゴリズムにおける準最適解や過学習といった問題を回避できると考えられる。

3.6 適応的進化システム

本研究の実験で用いられるニューラルネットワークは予め最適化された結合荷重用を用いるほかに、客の流入パターンをネットワークに判別させ、稼働中にネットワークのパラメータを適応的に変化させることができるこれを適応的進化システムと呼ぶ。

Step1にてネットワークが過去15分間の客の発生フロア・移動フロアを記憶し、予定していた客の行動と20%以上の差があった場合、普段の流れとは異なると判断し、その流れを実働ネットワークとは別にシミュレーションを行う (Step3)。その結果から最も良いネットワーク選択後 (Step4)、それを基に GA を用いて再調整 (Step5) を行う。

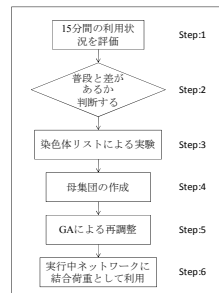


図 6 適応的進化システム フローチャート

Fig. 6 Adaptively-Evolved System

汎化ネットワークが構築されていることで、5章のシミュレーション結果に示すように再調整に要する時間が短縮される。また、ここで新たに構築されたニューラルネットワークを汎化ネットワークにフィードバックすることで、多様性が生まれ、汎化性の向上につながる。

4. 実験環境概要

4.1 遺伝的アルゴリズム概要

染色体の内訳等 GA の設定値を以下の表に示す。
 メインネットワーク結合荷重用染色体合計 : 231
 再配置ネットワーク結合荷重用染色体合計 : 678
 染色体合計 : 909

表 1 GA 設定値

Table 1 Specification of Genetic Algorithm Employed

項目	設定値
染色体長	909
母集団	30
交叉率	60%
突然変異確率	5%
エリート保存	3個体

本研究における GA で用いる遺伝子は実数値を扱うため、実数値 GA による交叉を適応度の変化量に応じて交互に用いている。

- 3つの親による、シンプレックス交叉-SPX [5]
- 2つの親による、親の遺伝子+ α の値からランダムで各遺伝子を変更する交叉。GA に用いる各個体の適応度は以下の計算式で算出する。

$$fitness = 1 - (aveWt) \alpha + (maxWt) (1 - \alpha) \quad (1)$$

$$\alpha = 0.7$$

$aveWt$: 全客エージェントの平均待ち時間
 $maxWt$: 全客エージェントの最大待ち時間

4.2 エレベータ概要

商業ビルをモデルとした実験環境および仮想時間と Period の仕様を示す。

表 2 エレベータ設定値

Table 2 Specification of Elevator Employed

項目	設定値	仕様の仕様			
		開始時刻	終了時刻	累計時間	
エレベータ	3台	Period 1	8:00	11:30	3.5
フロア	12階	Period 2	11:30	14:00	2.5
客数	15000人/日	Period 3	14:00	18:00	4.0
速度	72m/分	Period 4	18:00	22:00	4.0
		ALL	8:00	22:00	14.0

4.3 ポアソン分布による客エージェントのシミュレート

本研究のシミュレーション中に発生する客の行動はポアソン分布により決定される。λ値は1時間当たりの平均発生回数であり時間帯・フロアごとに異なる値が設定されており、それらのリストが「乗車フロア・移動先フロア・客の発生人数」の3つ存在する。その値により客の行動をシミュレートする。以下に客がエレベータを利用する際に使用するλ値表およびポアソン分布による発生確率の差異を示す。

表 3 時間帯別の乗降用λ値表

Table 3 The Value of λ for Passenger's Arrival and Getting off

客乗車												
Floor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Period 1	125.7	12.6	12.6	22.0	31.4	40.9	25.1	12.6	6.3	6.3	9.4	9.4
Period 2	392.0	44.8	44.8	56.0	112.0	112.0	67.2	56.0	11.2	11.2	100.8	112.0
Period 3	215.0	53.8	75.3	75.3	75.3	75.3	75.3	75.3	86.0	96.8	86.0	86.0
Period 4	45.0	27.0	54.0	54.0	45.0	45.0	45.0	36.0	9.0	9.0	40.5	40.5

客降車												
Floor	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Period 1	31.4	18.9	22.0	22.0	40.9	62.9	44.0	25.1	6.3	3.1	18.9	18.9
Period 2	224.0	44.8	44.8	44.8	100.8	145.6	89.6	44.8	22.4	22.4	168.0	168.0
Period 3	268.8	43.0	43.0	43.0	86.0	96.8	86.0	43.0	107.5	107.5	75.3	75.3
Period 4	180.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	27.0	9.0	9.0	31.5	31.5

5. 実験結果

5.1 実験1：特化ネットワークの進化と特化

初めにGAニューロによる特化ネットワークIの進化を示す(図7左). 比較対象は、呼び出しに最も近いエレベータが対応するエレベータである。また、本来は時間帯ごとに切り替えて用いるPeriod1及びPeriod3の特化ネットワークIを1日中使用し、シミュレーションを行い10分ごとの平均待ち時間計測した(図7右)。

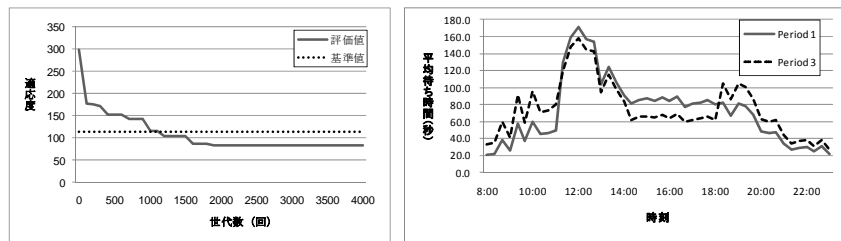


図 7 特化ネットワーク個別の特徴

Fig. 7 Performance of Specific Networks Throughout Day

これらの結果から特化ネットワークはそれぞれの得意とする時間帯と苦手とする時間帯に分かれている事が分かる。このことから、特化ネットワークはそれぞれの時間帯に合わせた進化を遂げていることや、1つの特化ネットワークを用いて1日中運行することは効率が悪い部分が生じることが確認できた。

5.2 実験2：汎化ネットワークの汎化性の獲得

複数の状態空間に本システムが対応できているかを適応的進化システムによる実験中の再調整を行ったもので行っていないものにより、効率がどのように変化したかを示す。

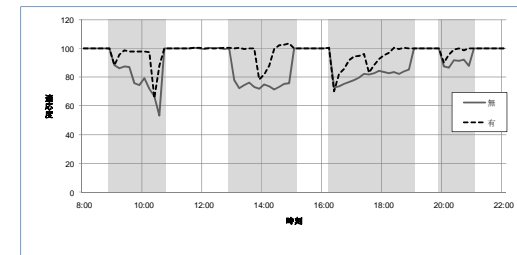


図 8 適応的進化の有効性

Fig. 8 Effectiveness of Adaptive Evolution

図8において灰色の部分には予定外の客パターンによる実験部分を示す。客が想定通りの場合における客の待ち時間を100%とした時、客の行動パターンが変化した場合、どちらのネットワークも適応度が下がるが、未適用のネットワークでは平均適応度80%、とパターン変化に対応できていないことが確認できる。一方で、適応的進化を組み込んだネットワークにおいては、行動パターン変化後素早く100%の適応度まで回復するとともに、平均適応度95%と、未対応のネットワークに対し、15%の効率上昇がみられる結果となった。

5.3 実験3：汎化ネットワークの汎化性

次に、適応的進化に用いるネットワークに汎化ネットワークを使用する場合としなかった場合の差異を検証する。実験に用いたネットワークは表4に示す4種類である。汎化ネットワークは適応的進化用ストックに存在したものを示し、特化ネットワークはストックに存在し、実際に実験に用いたネットワークを示している。

表 4 実験 3 における適応的進化用ネットワークおよびテストケース

Table 4 Candidate Networks for Adaptive Evolution in Experiment3

ストック	汎化ネットワーク	特化ネットワーク
A	なし	第1世代
B	第1世代	第1世代
C	第2世代	第1世代
D	なし	第2世代

これらを用いて以下に示す 3 種類のテストケースによる各ネットワークの汎化性を検証した。

ケース	環境変化度
Case1	60分間隔でTermをランダムに選択する。(実験2同等)
Case2	No.1に加え乗降車確率 λ 値を10%変化させる。
Case3	60分間隔でランダムな乗降者確率 λ 値表を使用する

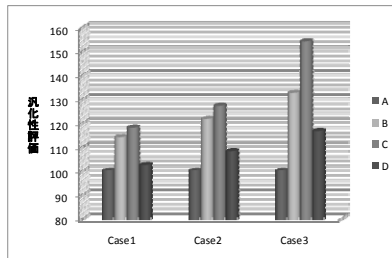


図 9 汎化ネットワークによる汎化性の獲得

Fig. 9 Generalizations by Generic Network

図 13 は実験 2 と同様の実験を、各テストケースにて行った際のストック A の値を 100 とした時、各ストック別の相対適応度を示している。ストック A, B, C の結果より汎化ネットワークの世代数が増えることで最大 150%ほどの汎化性を獲得することができているといえる。これはテストケースが複雑になるほど顕著になるため、汎化ネットワークの有効性を示しているといえる。また、ストック A と D の結果より、汎化ネットワークを基に進化したことにより、特化ネットワークにも汎化性が生じている事がわかる。

5.4 実験 3：共進化による特化ネットワークの進化促進

最後に特化ネットワーク I の適応度と、汎化ネットワーク I を構築した後、それを基にして進化を始めた特化ネットワーク II・III の適応度を示す。

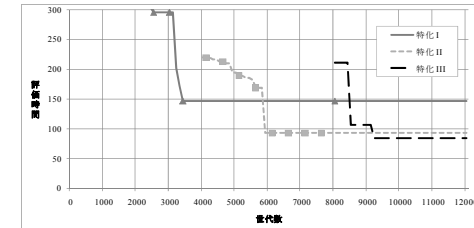


図 10 共進化による性能比較

Fig. 10 Performance Comparison of Specific Network I, II and III

図 10 において特化ネットワークのみの進化を続けるよりも、それらを基に汎化ネットワークを誤差逆伝播法で学習させ、さらにそれを基に GA で進化しなおす事で準最適解から抜け出し評価時間が減少していることが分かる。また、収束にかかる世代数も素早くなっている。このことから進化的ネットワークにおける進化効率に対して、本研究で提案する特化および汎化ネットワークの共進化が有効であると考えられる。

6. おわりに

本研究において提案した特化ネットワークと汎化ネットワーク、この 2 種類のネットワークを共進化させることでネットワークの進化効率の鈍化を防ぎ、進化を促す効果が生じると考えられる。また、環境の複雑な変化に対しても、適応的進化を行なうことで対応が可能であり、その際にも汎化ネットワークの持つ汎化性や汎化ネットワークから得られる 2 世代目以降の特化ネットワークの持つ汎化性が効果的に働いていると考えられる。

参考文献

- 1) 小越康宏, 木村春彦, 広瀬貞樹, 大里延康: マルチエージェントシステムを用いたエレベータ群管理システム, 電子情報通信学会論文誌 Vol.J84-D-I No.2 (2001/2)
- 2) 飛田, 他: 遺伝的アルゴリズムを応用したエレベータ群管理のパラメータ調整方法, 電気学会全国大会予稿, 4,385-386
- 3) R.H.Crites and A.G.Barto: Elevator Group Control Using Multiple Reinforcement Learning Agents, Machine Learning, Vol.33, No.2-3, 235-262 (1998)
- 4) Miller, G.F., Todd, P.M., and Hegde, S.U.: Designing neural networks using genetic algorithms. Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms. (1989)
- 5) 樋口隆英, 筒井茂義, 山村雅幸: 実数値 GA におけるシンプレックス交叉の提案 人工知能学会誌, Vol. 16, No. 1 (2001) .