

GA ニューロによる適応的エレベータ制御

高橋 昂大[†] 松田 聖[‡]

[†] 日本大学大学院生産工学研究科 〒275-8575 千葉県習志野市泉町 1-2-1

[‡] 日本大学生産工学部 〒275-8575 千葉県習志野市泉町 1-2-1

E-mail: [†] t.clare.1110@gmail.com, [‡] matsuda.satoshi@nihon-u.ac.jp

あらまし

現代のシステム制御は非線形問題である。それら問題を解決するのに適したニューラルネットワークの構築に GA を組み合わせた GA ニューロを用いてエレベータ制御を行う。エレベータは従来、技術者の経験により線形パラメータを与えられ制御されてきた。本研究の手法ではシミュレータを繰り返すことでシステム自体が進化することにより、最終的に最適なシステムが構築される。また、運行中にも現在の運行状況を調査・分析・再調整することにより、環境変化に対応することが出来る普遍的なシステムとして機能することが期待される。その結果を集約することにより、システム全体最適化を行うことを目的とする。

キーワード GA, ニューラルネットワーク, エレベータ制御

GA-neuron based adaptive elevator control

Takahiro TAKAHASHI[†] and Satoshi MATSUDA[‡]

[†] Department of Mathematical Information Engineering, Graduate School of Industrial Technology,

[‡] Department of Mathematical Information Engineering, College of Industrial Technology,

Nihon University, 1-2-1 Izumi, Narashino-shi, Chiba, 275-8575 Japan

E-mail: [†] t.clare.1110@gmail.com, [‡] matsuda.satoshi@nihon-u.ac.jp

Abstract Elevator control based on GA-neuro is proposed. Elevator control has ever been designed based on engineers' expertise. However, recently, GA based elevator control has been proposed, where GA produces the importance/weights of many control factors used in traditional elevator controls and elevator movements are controlled by the linear summation of these weighted factors. In this paper, we propose GA-neuro based elevator control system, where a hierarchical neural network makes control decisions and its synapse weights are given by GA and the simulation of the neural network based on the statistics of passengers behavior. Different from GA based elevator control, GA-neuro based system makes the nonlinear control possible. Furthermore, the control strategy or neural synapse is dynamically adapted to the current statistics of passengers behavior. Simulations are made to show the effectiveness of the proposed system.

Keyword GA-neuro, Neural Network, Elevator control, Genetic Algorithms

1. はじめに

ニューラルネットワークの特徴の一つに非線形である事が挙げられる。システム制御をおこなう場合、多くの問題は非線形問題である。ニューラルネットワークは非線形問題を直接扱えるためシステム制御に適しているといえる。ニューラルネットワーク、特に教師あり学習と呼ばれるモデル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、その二者の値比較により各ニューロン間の結合加重を変化させ、ニューラルネットワークの学習を行っていく。しかし、モデルの複雑さなどからニューラルネットワークに対し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。本研究で行うエレベータ制御シミュレーションも一意に行動の評価を行うことができず、教師信号を与えられない問題の一つである。そこで教師信号を与え結合加重を修正する代わりに、GA を用いて結合加重自体を修正することにより、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を GA の世代を重ねることで学習させ、問題となる環境に最適なモデルを構成することを目的とする。

2. エレベータ制御シミュレーション

エレベータの多くは制御されていない物や専門的な技術者の過去の経験や知識からパラメータを設定し、

それに沿って運行されるものがほとんどである。また、パラメータ設定を自動化したエレベータ制御の試み[1]は存在するが、本研究は GA の利点を活かしながらニューラルネットワークを用いることで非線形制御を実現することを試みる。

本研究では、複数台設置されたエレベータに対して 2 種類の行動制御が行われる。1 つ目の行動は乗客の呼び出し行動で、各階に設置された上下の呼び出しボタンが乗客によって押された場合に、どのカゴが呼び出しに応じるのが最適であるかを、一定時間後のカゴの予想配置状況から判断する。2 つ目の行動は乗客が乗って居ない状況下で一定時間後の配置状況においてカゴが一箇所に偏ってしまうことを避けるために実行される。この場合カゴがバラバラに配置されるように移動（再配置）が行われる。

3. ニューラルネットワーク

本研究においてエレベータ制御ニューラルネットワークはカゴの移動先割り当て制御を行うメイン制御と、メイン制御の中で乗客の居ないカゴの動作制御を行う再配置制御の 2 つで構成される。利用客が各階に設置されている呼び出しボタンを押した場合、メイン制御ネットワーク及び、再配置ネットワークの両方にデータが入力される。再配置ネットワークの出力データをメイン制御ニューラルネットワークの入力として用いることにより、再配置の移動評価を考慮した上で、各エレベータが呼び出しに応じた場合の評価値を得ることができる。メイン制御ニューラルネットワークの構成図を以下に示す。

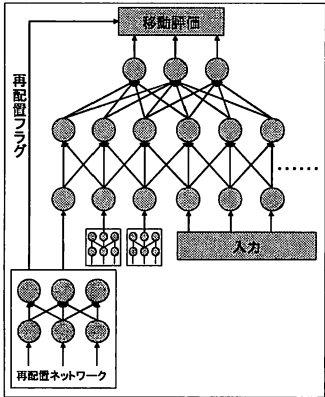


Fig1. メインニューラルネットの構成

入力値は以下の通り

- 現在のエレベータ配置状況
- 15,30,45,60 ステップ後のエレベータ配置状況

- 各エレベータの偏り
- 各エレベータの乗客の有無
- 各エレベータの移動予定リスト

出力値は以下の通り

- 各階層に移動した場合の評価値が閾値以上だと 1 を出力、他は 0 を出力
- 再配置フラグは出力値の論理和で算出。1 で再配置制御を実行する。

メイン制御を行うニューラルネットワークは、利用客が各階の呼び出しスイッチを押下した場合に『現在のエレベータ配置、乗客の乗降予定、乗客人数、一定時間後のエレベータ配置予測状況』を入力とし、呼び出しがあった階に対し各エレベータが向かった場合どの程度適しているかの評価値を出力する。この評価値が最大のエレベータを呼び出しのあったフロアへ移動することになる。

再配置ニューラルネットワークは一定時間後にエレベータがどのような配置になっているかを入力し、その結果エレベータの配置に不都合が生じていると判断された場合、推奨される移動階を出力する。すでに乗客が乗っている場合は乗客の目的階への移動が優先されるので再配置は実行されない。実行例を以下に示す。

エレベータは現時点までの入力データ（フロア呼び出しボタン及びエレベータ内フロア指定ボタン）により以下に示す今後 60 ステップ分の EV 移動予定リストが作成される。一例を Fig1 に示す。上段は時刻 t においてエレベータがどの階層にいるか、下段は各階層での行動予定「開閉後上昇」「開閉後下降」「開閉後待機」「待機」の 4 状態を示している。

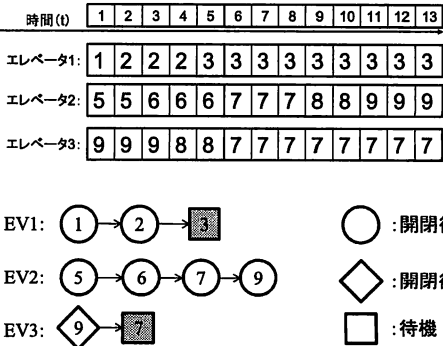


Fig2. EV 移動予定リスト

Fig2 時刻 t=13 において 3 台のエレベータはそれぞれ 3 階：9 階：7 階に位置することが予定されている。時刻 t=7 以降のエレベータ 1 及びエレベータ 3 の行動予

定は「待機」つまり乗客が乗っていないので再配置が可能である。これら EV 移動予定リストと、乗客の有無を再配置ニューラルネットワークに入力し、エレベータを効率の良い位置へ再配置させる。

再配置後の移動予定リストの一例を以下に示す。

時間(t)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
エレベータ1:	1	2	2	2	3	3	3	2	2	1	1	1	1
エレベータ2:	5	5	6	6	6	7	7	7	8	8	9	9	9
エレベータ3:	9	9	9	8	8	7	7	7	6	6	5	5	5

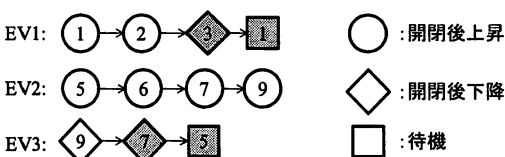


Fig3. 再配置後 EV 移動予定リスト

再配置ニューラルネットワークの実行結果により、再配置移動階としてエレベータ 1 に 1 階、エレベータ 3 に 5 階が設定され、その結果、時刻 t=13 においてエレベータ 3 台が均等に建物内に再配置される予定となる。これにより次の乗客の呼び出しに対し素早く対応することができ、エレベータ全体の効率が上昇する。なお、効率の良い配置は時間荷や乗客の偏りが大きい場合に変わることが予測されるので、一律に決定することは出来ない。そのため、後述の GA ニューロを用いて最適なメイン制御および再配置制御ニューラルネットワークの結合加重を探索する。

再配置ニューラルネットワークの構成図を以下に示す。

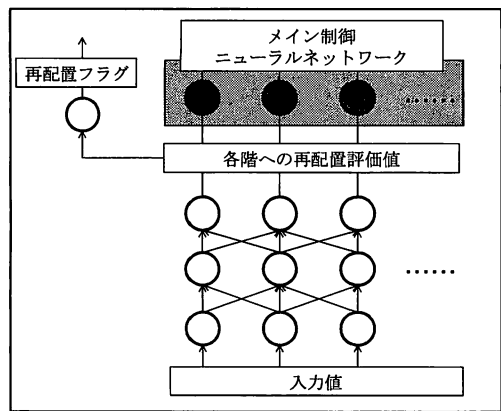


Fig4. 再配置ニューラルネット構成図

- 入力値は以下の通り
- ・ 15,30,45,60 ステップ後のエレベータ配置状況
 - ・ 各エレベータの偏り
 - ・ 各エレベータの乗客の有無
 - ・ 各エレベータの移動予定リスト

- 出力値は以下の通り
- ・ 各階層に移動した場合の評価値が閾値以上だと 1 を出力、他は 0 を出力
 - ・ 再配置フラグは出力値の論理和で算出。1 で再配置制御を実行する。

4. 遺伝的アルゴリズム

本研究では扱う内容がニューラルネットワークの結合荷重なので実数値 GA を用いる。また並列分散 GA[3]を用いてシミュレーションを行うことにより多様性の保存と解の高品質化を期待している。実数値 GA における交差方法は BLX- α を用いた。その他 GA の主要パラメータは以下の表に示す通り。

Table1. GA の基本パラメータ

個体数	20
並列数	3
交差率	90.0%
突然変異率	0.5%

5. GA ニューロ

GA ニューロはニューラルネットワークの結合加重を GA の遺伝子として利用することで、その遺伝子に対し交叉等の操作を用いて、進化的に結合加重の修正を行いニューラルネットワークの学習を行う。

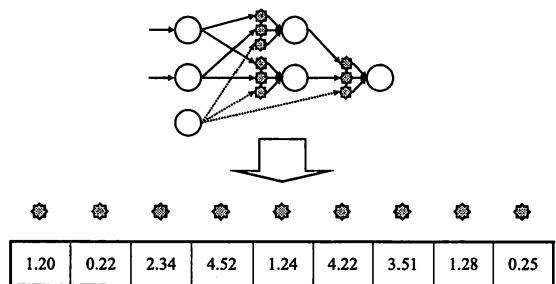


Fig5. 結合荷重の遺伝子表現

本研究ではニューラルネットワークを用いて、エレベータ制御のシミュレーションを行う。前述の通り本研究では教師信号を与えるが難しいため、シミュレーションの結果をもとに現在の結合荷重の評価を行い、

それを元に GA で次世代の結合過重を生成していく。
この方式の利点は教師信号に依存することなくニューラルネットワークの収束が行なえるということである。
通常のニューラルネットワークであれば誤った教師信号を与えてしまうと、結果として環境に最適なニューラルネットワークへと収束することはできない。そこで、GA というメタヒューリスティクスを用いることにより教師信号を必要とすることなく結合過重を修正することが出来るため、正しい教師信号を与えることが出来ないような問題であったとしても対象となる環境に最適なニューラルネットワークが構築される可能性がある。

以下に本研究で構築する GA ニューロシステムの概要を示す。

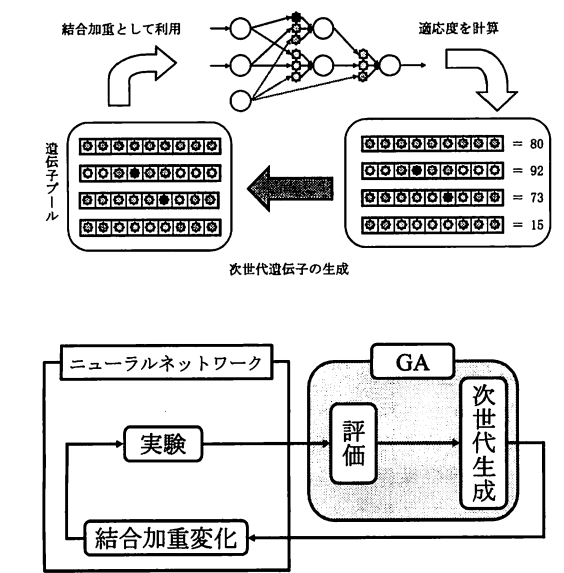


Fig6. GA ニューロ概要

6. モデル

6.1. 設置施設

本研究で用いるエレベータの設置モデルを以下に示す。

Table2. ビル基本設定

ビル名	商業ビル A	商業ビル B	オフィスビル
地上	12階	12階	20階
地下	2階	無し	無し
EV設置数	3台	3台	6台
入口	1階	1階	1階

Table3. ビル内テナント設定

階層	商業ビルA	商業ビルB	オフィスビル
20			レストラン
19			レストラン
18			オフィス
17			オフィス
16			オフィス
15			オフィス
14			オフィス
13			オフィス
12	レストラン	服飾：男性	オフィス
11	レストラン	服飾：男性	オフィス
10	雑貨	服飾：女性	オフィス
9	雑貨	服飾：女性	オフィス
8	服飾：男性	服飾：女性	オフィス
7	服飾：男性	服飾：女性	オフィス
6	服飾：男性	服飾：女性	オフィス
5	服飾：女性	服飾：女性	オフィス
4	服飾：女性	服飾：女性	オフィス
3	服飾：女性	服飾：女性	オフィス
2	服飾：女性	服飾：女性	オフィス
1	服飾：女性	服飾：女性	レストラン
B1	食品		
B2	食品		

商業ビル A に対し、商業ビル B は客層と客の流れ、オフィスビルはエレベータ設置数と客の流れの違う施設として設定している。

以下シミュレーションは断りが無い場合はおもに商業ビル A を用いて実験をしている。

6.2. エージェント

本研究に用いるエージェントは 4 種類の違った特徴を持つ。

- 女性・・・主に服飾：女性の階層を利用。
- 男性・・・雑貨、服飾：男性の階層を利用。
- 子供・・・女性エージェントと行動を共にする。
- 店員・・・ランダムに移動

各時間帯に予測される利用客の『どこの階へ行くか、どこの階で乗るか』という 2 種類の行動をポワソン分布により決定する。

$$P(N=k)=\frac{e^{-\lambda}\lambda^k}{k!}$$

上記式は単位時間中に平均 λ 回起こる事象が k 回起こる確率を示す。この確率を用いて乗客の行動を選択する。

7. シミュレーション

本研究は利用客の平均待ち時間・個別最大待ち時間を計測する。ビルの入口は 1 階のみとし、利用客の行動選択は複数のパターンから時間的に変更することにより、1 日の利用客の状況変化を表現している。時間

帯ごとに GA を用いて最適な結合加重を探索し、それを組み合わせることで、一日の時間変化による利用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変化を示す。

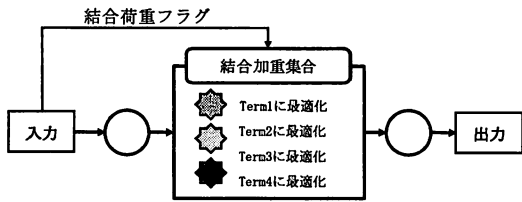


Fig7. 結合加重の選択

現在の時間帯を入力し、ニューラルネットワークに用いる結合荷重を時間帯により変更する。

本実験の GA に用いる 1 世代の遺伝子の数は 20 で、実験は適応度が収束するか世代数が一定世代に達するまで行なう。各世代のエリート遺伝子は上位 2 遺伝子、淘汰する遺伝子も下位 2 遺伝子と設定した。なお、20 世代毎に下位遺伝子の 50% を初期化し、新たな遺伝子をランダムに生成する。

8. シミュレーション結果と考察

8.1. GA ニューロの有効性

本提案のエレベータ制御に適しているかをシミュレーションによって確認する。比較対象は、呼び出しボタンを押下した時点でその階層に最寄りのカゴが呼び出しに応じるという、単純な手法のエレベータ制御である。

フロアにいる客が呼び出しボタンを押下してからエレベータがそのフロアに到達するまでの平均待ち時間の比較を Fig8 に示す。Fig8 において横軸は本提案手法の学習時間（GA の世代数）である。比較対象の単純制御エレベータは学習をしていないので横軸に対して一定である。

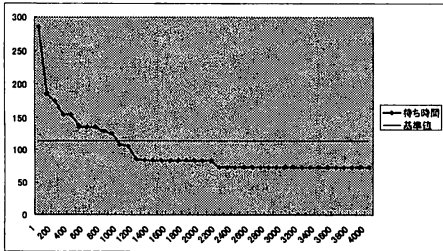


Fig8. 平均待ち時間の比較

提案手法 : 72.5s
単純制御 : 120.7s

Fig8 から分かるように学習の結果、本手法は単純制御手法の約 2/3 の平均時間となり GA ニューロによってエレベータがテスト環境に適応していくことがわかる。

8.2. テスト空間の変化と対応

本実験ではテスト空間を複数つなぎ合わせることで実際の AM8 時～PM11 時を再現している。各時間帯は以下の 4 つにわかれている。

- Term-1 AM08:00～AM11:00
- Term-2 AM11:00～PM01:00
- Term-3 PM01:00～PM6:00
- Term-4 PM06:00～PM11:00

各時間帯において客層や流れが違ふことは前述の通りだが、Term1 に最適化したニューラルネットワークと Term3 に最適化したニューラルネットワークを変化させることなく 1 日中用いた場合の平均待ち時間を算出した結果を次に示す。グラフ横軸は時間帯、縦軸は 20 分間隔の平均待ち時間を表している。Table4 はそれぞれ Term-1 (9:00～11:00) および Term-3 (14:00～18:00) の平均待ち時間と一日の平均待ち時間を示している。

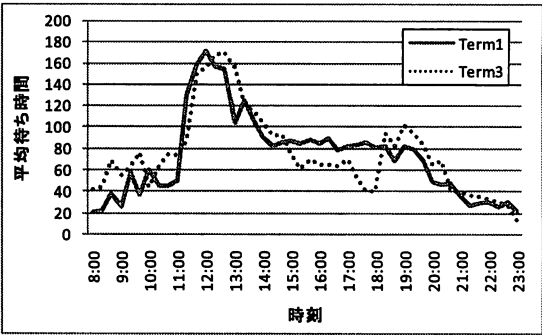


Fig.9 各時間帯に最適化され NN の効率

Table4. 一定期間の平均待ち時間

	Term-1	Term-3	一日
Term-1に最適化したニューラルネットワーク	40.30	84.28	72.64
Term-3に最適化したニューラルネットワーク	64.48	64.83	75.13

この結果から、時間帯が変化するとひとつのニューラルネットワークでは対応できないことがわかる。そ

のため、各時間帯でニューラルネットワークの結合荷重を適宜変更することで一日中最適な運行ができる。

4つの時間帯(Term-1~4)それぞれに最適化した結合荷重を時間帯毎に切り替えながら一日のシミュレーションした結果を以下に示す。

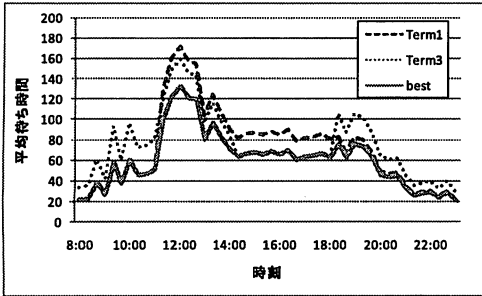


Fig10. 変化対応 NN の効率

平均待ち時間：60.11s

最適化した4セットの結合荷重を時間帯毎に切り替えることで、平均16%効率を上げることができた。

8.3. リアルタイム適応

以下に示す図は、本来予定した客流入パラメータでシミュレーションを実行した場合の対応度を100とした時、時間帯による客の流入量が通常とは異なる場合の値を示したものである。

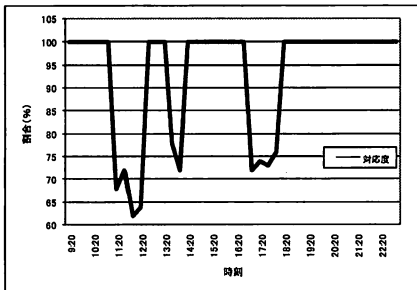


Fig11. イレギュラー対応度

このようにイレギュラーな事態が発生した場合、システムの性能が低下してしまう。しかし、すべての状況に対し事前に準備しておくことは不可能であり、また一定の準備されたアルゴリズムとニューラルネットワークの結合加重を切り替えるだけで対応しきことは出来ない。そこで、事前に予定していた客の流入量と現在の客の流入量を比較し、プリセット値から新たなニューラルネットワークの結合荷重を作り出すことにより環境に対応する。

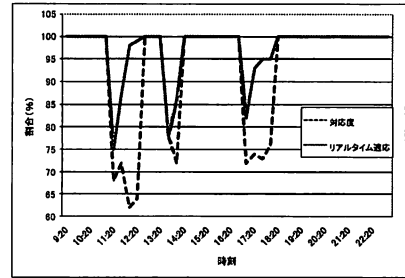


Fig.12 リアルタイム適応による対応度

結果として、環境が変化しても対応度の急激な減少を抑えることに成功している。

9. おわりに

GA ニューロを用いることによって、事前に細かく決めたパラメータを与えることなくシステムを制御することが出来た。システム自体がパラメータを進化させることの出来るこの機構は、事前にパラメータを与える必要が無いという利点の他に、システムが導入される環境が事前のデータとは違った又は途中で変化が生じたとしてもその環境に適応するパラメータを自分で創造出来るということである。つまりは、このシステム制御は適応的に進化するため、ベースとなるシステムを構築し、その後各環境下で実際にシステム制御を行うことでどのような環境にも対応できる。これによりシステム全体の最適化が行われ、イレギュラーな事態にも別環境下のシステムから似た事例を探すことで即座に対応をとることが可能である。さらに、根幹が同じエレベータシステムであるならば、それまでの経験を踏まえた上でより早く、より適したエレベータシステムを構築することが可能であり、GA ニューロシステムはノウハウの集約や継承という点で適しておりシステム最適化への適用も可能なのではないかと思われる。今後はより効果的な実数値 GA を用いることにより、エレベータ制御の効率がさらに上がるのではないかと期待される。

文 献

- [1] 飛田 敏光, “遺伝的アルゴリズムを応用したエレベータ群管理システム”, in, 北野宏明著, “遺伝的アルゴリズム 2”, 産業図書出版, pp.113-133, Sep.1997.
- [2] 吉富康成, “ニューラルネットワーク”, 朝倉書店, 2002.
- [3] M.Miki, T.Hiroyasu, M.Kaneko, and K.Hatanaka. “A parallel genetic algorithm with distributed environment scheme”. *IEEE Proceedings of Systems, Man and Cybernetics Conference SMC'99*,1999.