ランキング処理とノード関数最適化を考慮した Genetic Network Programmingによるエレベータ群管理システム

江 口 徹*・周 金*・平 澤 宏太郎*
古 月 敬 之*・マルコン シャンドル**

Elevator Group Supervisory Control System Using Genetic Network Programming
Considering Ranking Calculation and Node Function Optimization

Toru EGUCHI*, Jin ZHOU*, Kotaro HIRASAWA*,
Takayuki FURUTSUKI* and Sandor MARKON**

Genetic Network Programming (GNP) has been proposed as a new method of evolutionary computations and its basic characteristics are studied. Recently, GNP is also applied to Elevator Group Supervisory Control System (EGSCS) which is a benchmark for real world problems and its applicability and effectiveness are clarified. The elevator system is probabilistic and has some uncertain factors because of the different building specification, traffic volume, traffic flow and so on. Therefore, it is difficult to control the elevator system effectively due to such factors. EGSCS using GNP in the previous studies can control the elevator system using the conventional node functions. However, it does not have enough flexibility in various conditions of the elevator system because of its structure. In this paper, several new frameworks of GNP for EGSCS are proposed in order to overcome the above problem considering ranking calculations with regard to various evaluation items and node function optimization based on Real-coded GA. These frameworks can contribute to generate a flexible and effective structure of GNP for various conditions. From the simulation results, it is clarified that the proposed method can obtain better performances than conventional methods.

Key Words: elevator group supervisory control system, Genetic Network Programming, real-coded GA

1. は じ め に

有向グラフ構造の遺伝子を有する新しい進化型計算手法として提案・検討が行われてきた Genetic Network Programming (GNP) ^{1), 2)} は、近年さまざまな実用的応用分野へ展開されている。そのひとつとして、本研究では大規模建造物内の効率的な人員・貨物輸送を目的としたエレベータ群管理システム (Elevator Group Supervisory Control System: EGSCS) ³⁾ の検討を行なう。

本研究は従来の GNP 研究で扱われてきた知的エージェントの行動系列生成とは異なり、GNP がエレベータシステム

の効率的な運用を目的とした群管理制御ルールを構成する。エレベータシステムには多くの情報が存在し、従来のように比較的単純な観測情報を扱う判定ノードでは効果的な制御ルールの構成が困難となる。したがって本研究では、エレベータシステムに関する先験知識を扱う判定ノードを導入している。また効率良く制御ルールを構成するため、ノード間の接続に制約を設け進化の効率化を図っている。さらに、ノード遷移のループを生じる遺伝子を効率的に淘汰するため、適合度関数にループ回数を考慮するといった工夫も行なっている。

本研究で扱う EGSCS は確率的な最適制御問題であり、ビルやエレベータシステムの仕様、交通量によって制御対象が異なる。したがって、これらの多様な条件に対応できる柔軟な群管理システムの構築は EGSCS 研究の重要な課題である。これまでに進めてきた研究例 ^{4), 5)} では適切なエレベータ ID を選定するノードを定義し、これにより群管理制御を行なっている。上記手法では判定ノードで呼びの割当てエレベータの選定を行なうのみで、その後、エレベータ ID の引数処理を行っていないため進化が非効率であり、各種先験

* 早稲田大学大学院情報生産システム研究科
北九州市若松区ひびきの 2-7

** フジテック (株) 茨木市庄 1-28-10

* Graduate School of Information, Production and Systems, Waseda University, 2-7, Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyushu

** World Headquarters, Fujitec Co. Ltd., 1-28-10, Sho, Ibaraki

(Received March 11, 2005)

(Revised July 27, 2005)

情報を用いた効率的な群管理制御ルールの構成が困難であった。また、設計者が定義したノードを用いるため、多様な条件に対して判定ノードの柔軟性が乏しくなる等の欠点を有していた。本論文では上記の問題点を解消するため、各種の評価項目によるエレベータのランキング処理とそれを利用した引数付きノード、ノードパラメータの最適化を導入した、新しいGNPによるEGSCSを提案する。

本論文の構成は以下の通りである。第2章では提案手法によるEGSCSを、新たに導入した枠組みを中心に説明する。第3章ではシミュレーションによって、提案手法と従来のGNPによる手法および固有のルールを用いる手法との性能比較を行なう。またGNPが獲得した群管理ルールについても検討する。最終章の第4章では結論と今後の展望を述べる。

2. 提案手法によるエレベータ群管理システム

本章ではGNP、EGSCSおよび新たに導入した提案手法の構成について説明する。

2.1 Genetic Network Programming

2.1.1 基本構造

Fig. 1にGNPの基本構成を示す。GNPは遺伝子が有向グラフで表現され、ノードが有向枝によってネットワーク状に接続された構造をもつ。ノードとして、処理ノード、判定ノードおよび初期ノードの3種類のノードが定義されている。ノード遷移の際、判定ノード上では環境からの入力を判定しその結果に従って分岐を行ない、処理ノード上では環境に対する処理（行動）が実行される。処理ノードの実行後は初期ノードには戻らず、つぎの実行時にはその処理ノードの接続先のノードから遷移が再開される。以上の一連の判定→処理の流れにより問題の解が表現される。

また、設計者によってあらかじめ適切なノードが用意され、各ノードにラベルとして記載される。なお、GNP内の各ノードは固有のノード番号とラベルをもち、GNPのノード数は固定とする。

2.1.2 遅れ時間

GNPにはFig. 1に示すように、ノードおよび有向枝に遅れ時間がノードの実行時および有向枝の遷移時に必要な時間として定義されている。これは脳の思考から意思決定に至るプロセスが、一定の時間経過の中で実行されるというメカニズムをGNP上でモデル化したものである。

EGSCSのように時間的制約が存在する中で即応的な意思決定が必要なシステムでは、遅れ時間は有効である。具体的には、ある処理ノードからつぎの処理ノードに至るまでの一連のノード遷移で、遅れ時間の累積値がある閾値を越える（ループ）とGNPの遷移が停止し、この処理ノードからの遷移はキャンセルされる。キャンセル回数に応じたペナルティを適合度関数に導入すると、ループの原因となる遺伝子を進化を通じて淘汰し、閾値時間内で処理を実行するGNPが最終的に得られる。

Fig. 1 Basic structure of GNP

2.1.3 進化機構

本論文ではGNPの遺伝的オペレータとして、一様交叉^(注1)、突然変異^(注2)、ランク選択およびエリート保存選択をそれぞれ採用している。またGNPの進化プロセス全体の流れは以下ようになる。

GNPの進化アルゴリズム

- (1) 初期個体群の生成
- (2) 個体の適合度の計算
- (3) 選択、交叉、突然変異
- (4) 生成された個体を次世代の個体とする
- (5) 2-4を終了条件を満足するまで反復

2.2 エレベータ群管理システム

エレベータ群管理システム(EGSCS)はビル内の乗客を効率的に輸送するために、群管理コントローラが発生呼びをエレベータへ割当てるシステムである。Fig. 2にその概要を示す。EGSCSではエレベータはフロア停止時に乗客の乗降を行ない、登録呼び情報に従ってフロア間を移動して乗客を輸送する。各フロアのエレベータホールにはホール呼びボタンが設置され、乗客が行先階の方向を示すボタン（上/下）を押す。群管理コントローラは発生したホール呼びを最適なエレベータに割当てる。各エレベータにはかご呼びボタンが設置され、乗客がエレベータに乗車後、行先階のボタンを押すことでエレベータの停止階情報を更新してエレベータを行先階で停止させることができる。乗客は各フロアより出現し行先階へ移動するが、基準階（主にビルの1階）の乗客の流れが最も多く、基準階を除く一般階の乗客の流れはそれよりも少ない。これらの階床間の交通量およびその比

(注1) 2個の親個体のノードを交叉率 P_c で選択し、選択されたノードおよびその有向枝を親個体間で交換し新たに2個の子個体を生成する。

(注2) 1個の親個体の有向枝を突然変異率 P_m で選択し、選択された枝の接続先をランダムに変更し1個の子個体を生成する。

Fig. 2 Outline of EGSCS

率により、乗客の流れは平常時^(注3)、アップピーク時^(注4)、ダウンピーク時^(注5)といった交通流に分類される。コントローラはホール呼びの発生に伴い、エレベータシステムの状態を考慮して最適なエレベータを即時に決定し割当てる。したがって効率的な群管理制御のためには、コントローラには限られた条件の中で必要な情報を考慮した最適な呼びの割当てが要求される。

しかしビルの高層化・多様化に伴い、これまで人間が設計してきたコントローラでは効率的な群管理が困難となり、近年、Neural Network^{6)~8)}、Genetic Algorithm (GA)^{9)~13)}、Fuzzy Logic^{14),15)}、Reinforcement Learning¹⁶⁾等を応用した研究が報告されている。上記研究例では群管理に各種の人工知能(AI)関連の技術を導入し効率的な群管理を行なっている。本論文で提案するGNPによるEGSCSも同様に、AI技術による発見的・適応的な群管理システムの構築、具体的にはノードの組み合わせを進化させることで適切な群管理ルールを構築することを目的としている。またGNPではノード遷移系列を解析することで、従来研究ではブラックボックスとされてきた具体的な群管理ルールの検討が可能となる等の特徴がある。

2.3 提案手法

本節では、各種の評価項目によるエレベータのランキング処理とそれを利用した引数付きノード、およびノードパラメータの最適化アルゴリズムについて説明する。

2.3.1 ランキング処理

従来研究^{4),5)}のGNPでは判定ノードで呼びの割当てエレベータを選定し分岐を行なう。しかしこの手法では、エレベータIDの判定が有効に活用されない点と各種のエレベータシステム環境への適用の一般性の点で課題を残していた。

Fig. 3 Ranking processing part and nodes with argument

提案手法では上記問題点の解決のため、先験知識に基づく各種の評価項目によるエレベータのランク付けを行ない、GNPがランキング情報により適切なエレベータIDを選定し、このIDを引数として判定/処理を実行する方式を提案する。

評価項目 $X \in \Gamma$ (Γ : 評価項目の集合) のランク n のエレベータIDを X_n とする。Fig. 3に示すように、エレベータ選定処理ノード(ノードラベル $S(X_n)$)ではエレベータID: X_n を計算し、これを引数として以降のノード遷移へ渡す。 $S(X_n)$ から接続する選定エレベータ情報判定ノード(ノードラベル $J^Y(X_n)$, X_n : 引数)ではエレベータ X_n の評価項目 Y に関する判定を行なう。そして $J^Y(X_n)$ から割当て処理ノード(ノードラベル $A(X_n)$, X_n : 引数)へ遷移すると、発生呼びのエレベータ X_n への割当てを行なう。以上のノード遷移により、従来の引数処理を行なわないGNP群管理システムと比較して、各種評価項目を利用した一般性の高い群管理ルールの構成が可能となる。

2.3.2 ノードパラメータの最適化アルゴリズム

従来のGNPでは、ノードは設計者によって定義され、進化を通して不変である。しかしEGSCSのように扱う問題がより複雑で多様になるにつれて、適切なノードを設計することが困難になる。したがってそのような問題に対しては、GNP自身が進化を通じて適切なノードを獲得することが望ましい。

提案手法では進化的なノード生成のアプローチとして、GNPの選定エレベータ情報判定ノード $J^Y(X_n)$ に実数値パラメータを設定し、これを実数値GA(Real-coded GA)¹⁷⁾によって最適化するアルゴリズムを新たに導入する。

今、エレベータ $i \in I$ (I : エレベータIDの集合) の評価項目 $Y \in \Gamma$ の値を $Y(i)$ として、この正規化変数 $y(i)$ をEq. (1)で求める。

$$y(i) = \frac{Y(i)}{\max_{i \in I} Y(i)} \quad (1)$$

(注3) 基準階から一般階、および一般階から基準階へ移動する乗客の交通量がほぼ等しい交通流。

(注4) 基準階から一般階へ移動する乗客が大半を占める交通流。

(注5) 一般階から基準階へ移動する乗客が大半を占める交通流。

Eq. (1) を利用し、評価項目 X のランク n のエレベータ X_n を引数とする選定エレベータ情報判定ノード $j \in J$ (J : 選定エレベータ情報判定ノードの添字の集合) では、

$$\text{if } y(X_n) \leq r_j^Y, r_j^Y \in [0, 1] \quad (2)$$

の判定を行なうことになる。すなわち $J^Y(X_n)$ では、「評価項目 X で選定したエレベータの他の評価項目 Y の情報がノードパラメータ以下かを判定する」処理が実行される。提案手法ではノードパラメータ r_j^Y を実数値 GA^{(注6)(注7)}により GNP の進化と併せて最適化する。その結果、提案手法では判定ノードに含まれるパラメータの最適化をも考慮した GNP の進化が可能になり、従来の GNP より柔軟で優れた特性をもつエレベータ群管理コントローラを実現できる。

2.4 提案手法の構成

2.4.1 基本構成

提案手法の基本構成を Fig. 4 に示す。群管理システムはエレベータシステム、GNP コントローラおよびランキング処理部からなる。前述の評価項目 $X \in \Gamma$ として下記の 5 項目を考える。

AT : 呼び発生階へのエレベータの到着予想時間

PN : エレベータ内の乗客数

CN : エレベータの登録ホール呼び数

SI : エレベータの現在階と呼び発生階間の登録呼びを考慮したサービス指標

MS : エレベータに登録された全ホール呼びに対する予想待ち時間の最大値

AT はエレベータの登録呼び数、現在階、移動方向等を考慮して計算する。 SI はエレベータの現在階から呼び発生階への移動距離と、その間の登録呼びの種類を考慮した指標で、呼び発生階の直前の登録呼びがかご呼びならば小さい値となり、ホール呼びならば大きい値となる。すなわち、 SI は呼び発生階へエレベータが到着したときに、エレベータ内にどの程度乗客が乗っているかを直前の登録呼び情報から見積もった指標である。 MS はエレベータのすべての登録ホール呼びに関し（到着予想時間）+（登録後の経過時間）を計算し、この最大値として求める。上記評価項目について、 AT は乗客のホール待ち時間の短縮に、 PN 、 SI は長待ちの原因となる乗客の積み残し等の解消に、そして CN 、 MS はエレベータシステム全体の運行バランスにそれぞれ寄与する。

提案手法の GNP による発生呼び割当てのメカニズムは以下の通りである。乗客がフロアに出現しホール呼びボタンを押したとき、GNP が起動しノード遷移を開始する。最初にシステム状態判定ノード（ノードラベル JEC , JFD ）

(注6) GNP の 2 個体の $r_{j1}^Y, r_{j2}^Y, j \in J, Y \in \Gamma$ に対し交叉率 P_c^{np} で特定のノードパラメータを選択し、それらに対して算術交叉¹⁷⁾を実行し、新たに $r_{j1}^{Y'}, r_{j2}^{Y'}$ を生成する。

(注7) GNP の 1 個体の $r_j^Y, j \in J, Y \in \Gamma$ に対し突然変異率 P_m^{np} で特定のノードパラメータを選択し、それをランダムに変更し、新たに $r_j^{Y'}$ を生成する。

Fig. 4 Basic structure of proposed method

によりエレベータ間接近度や発生呼びの種類を判定する。そして $S(X_n)$ で X_n を計算後、 $J^Y(X_n)$ でエレベータ情報の判定を行なう。 $A(X_n)$ で発生呼びのエレベータ X_n への割当てを行なうが、つぎのホール呼びの発生までノード遷移は $A(X_n)$ に留まる。このようにノード間の接続に制約を設け、進化の効率化を図っている。ノード遷移の際、累積遅れ時間があらかじめ設定した閾値を超えた場合は GNP の実行を止め、代わりに呼び発生階へ最も早く到着可能なエレベータを割当てる。

2.4.2 GNP のノード群

提案する GNP のノードとして以下の 18 種類を用意した。

処理ノード（11 種類）

- 割当て処理ノード（1 種類）
 - $A(X_n)$: エレベータ X_n への発生呼びの割当て (X_n : 引数)
- エレベータ選定処理ノード（2×5 項目、計 10 種類）
 - $S(X_1)$: エレベータ X_1 を計算
 - $S(X_2)$: エレベータ X_2 を計算
$$X \in \Gamma$$

$$\Gamma = \{AT, PN, CN, SI, MS\}$$

判定ノード（7 種類）

- 選定エレベータ情報判定ノード（1×5 項目、計 5 種類）
 - $J^Y(X_n)$: $y(X_n) < r_j^Y$ かを判定 (X_n : 引数)
$$Y \in \Gamma$$

$$\Gamma = \{AT, PN, CN, SI, MS\}$$

$$j \in J$$
- システム状態判定ノード（2 種類）
 - JEC : エレベータ AT_1 と AT_2 の接近度を判定
 - JFD : 呼び発生階と呼びの方向を判定

$A(X_n)$ は引数として受け取ったエレベータ X_n に発生呼びを割当てる（有向枝：1 本）。 $S(X_1)$, $S(X_2)$ はランキン

グ情報を利用し、ノードラベルに記載された固有の評価項目のランクが1と2のエレベータをそれぞれ計算する（有向枝：1本）。 $J^Y(X_n)$ は引数として受け取ったエレベータ X_n の評価項目 Y の正規化値がノードパラメータ以下かどうかを判定する（有向枝：2本）。 JEC は AT のランクが1と2のエレベータの時間差が閾値時間 T 以下かどうかにより接近度を判定する（有向枝：2本）。 JFD は呼び発生階と呼びの方向の組合せが{基準階(B), 一般階低階層&下方向(GLD), 一般階低階層&上方向(GLU), 一般階高階層&下方向(GHD), 一般階高階層&上方向(GHU)}のいずれに該当するかを判定する（有向枝：5本）。 JEC , JFD を導入した理由は、エレベータ選定を行なう前にあらかじめ呼び発生時のシステムの状態を分類し、その後のノード遷移によって各状況に応じた割当てルールを実現するためである。

2.4.3 適合度計算

EGSCSの最適化とは乗客がフロアに出現してから行先階へ到着するまでの総所要時間、その中でも特にホールでの待ち時間の最小化を意味する。したがってGNPの適合度関数は、全乗客の待ち時間の最小化を考慮して定義する。

EGSCSの適合度関数として一般的な指標に、平均2乗待ち時間^{11), 16)}がある。平均2乗待ち時間の最小化は全乗客の平均待ち時間の最小化に寄与する。提案手法ではこれに2種類の指標を追加し適合度を計算する。ひとつは長待ちを考慮した2乗最大待ち時間、そしてもうひとつはGNPのノード遷移ループを引き起こす遺伝子を淘汰する単位時間当たりキャンセル回数の2乗である。以上より、適合度関数 $Fitness$ をEq. (3)のように定義した。

$$Fitness = \frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} (t_p)^2 + w_t \times (t_{max})^2 + w_c \times (c)^2 \quad (3)$$

ここで、 $|P|$: 全乗客数、 t_p : 乗客 p ($\in P$)の待ち時間、 t_{max} : 最大待ち時間、 w_t : 最大待ち時間の重み係数、 c : シミュレーション1時間当たりのキャンセル回数、 w_c : キャンセルの重み係数である。

3. シミュレーション

本章では提案手法の検討をシミュレーションにより行なう。まず提案手法のGNPを進化によって最適化するシミュレーションを実行し、つぎに進化で得られたGNPコンローラの性能評価をテストシミュレーションにより行なう。

3.1 進化による最適化のシミュレーション

3.1.1 実行条件

Table 1, Table 2にシミュレーションで使用するエレベータシステムの仕様およびGNPの進化の実行条件を示す。Table 2では選定エレベータ情報判定ノードを25個に設定しており、ノードパラメータの個数も25個となる。各ノードの種類あたりの個数は経験的に得られた最適値を採用している。また交叉および突然変異個体数の括弧内の数値はノードパラメータの交叉、突然変異も併せて実行する個体

Table 1 Specification of elevator system

Parameters	Value
Number of Floors	16
Number of Elevators	6
Floor Distance	4.5 [m]
Max. Velocity	2.5 [m/s]
Max. Acceleration	0.7 [m/s ²]
Acceleration Rate	0.7 [m/s ³]
Cage Capacity	20 [person]
Time for Opening Door	2.0 [s]
Time for Closing Door	2.3 [s]
Time for Riding	1.0 [s/person]

Table 2 Evolutional conditions of GNP

Parameters	Value
Generation	400
Population Size	300
—Crossover Size (with Node Para. Cross.)	110 (100)
—Mutation Size (with Node Para. Mut.)	160 (150)
—Node Parameter Crossover Size	10
—Node Parameter Mutation Size	10
—Elite Size	10
Node Size	75
— $A(X_n)$	15 (15/seed)
— $S(X_1), S(X_2)$	30 (3/seed)
— $J^Y(X_n)$	25 (5/seed)
— JEC, JFD	4 (2/seed)
—Initial Boot Node (IBN)	1
Time Delay	
— $A(X_n)$	5
— $S(X_1), S(X_2)$	2
— $J^Y(X_n), JEC, JFD$	1
—IBN, Branch	0
Time Delay Threshold	20
Crossover Probability P_c, P_c^{np}	0.1, 0.1
Mutation Probability P_m, P_m^{np}	0.01, 0.01
Evaluation Time	3 [h]
w_t, w_c	0.007, 0.7

Table 3 Simulation cases

Case	Traffic Flow	Passenger Density	T [s]
1	Regular Time	1500 [person/h]	15.0
2		2400 [person/h]	25.0
3	Up Peak Time	1200 [person/h]	5.0
4		2000 [person/h]	15.0
5	Down Peak Time	1200 [person/h]	10.0
6		2000 [person/h]	20.0

数を示す。上記条件のもと、Table 3の6種類の交通条件(Case 1~6)のGNPの進化を実行した。GNPの評価は過渡状態を避け、シミュレータ起動後5分後より開始する。またシミュレーションはEGSCSの確率的要素を考慮し、それぞれ異なる5種類の乱数系列の設定下で実行した。

3.1.2 進化のようす

Fig. 5に各CaseにおけるGNPの最良個体の適合度曲線を示す。結果はそれぞれ5種類の乱数系列の実行結果の平均である。

Fig. 5では、最良個体の適合度の推移にはEGSCSの確率的要素により全体の傾向として多少の振動が見られる

Fig. 5 Fitness curves in each case

が、世代の経過により概ね改善されており、各交通条件下で GNP の進化による最適化が行なわれていることがわかる。また、各交通流とも混雑時 (Case 2, 4, 6) のほうが閑散時 (Case 1, 3, 5) よりも乗客数の増加に伴い問題が複雑となるため、適合度の収束値が大きく、かつ収束へ多くの世代を要している。

3.2 テストシミュレーションによる性能評価

3.2.1 実行条件

前節で得られた GNP の最良個体 (5 種類の乱数系列の最良ケース) のテストシミュレーションによって、提案手法の従来 GNP および固有の群管理ルールとの比較および GNP が獲得した群管理ルールの検討を行なう。

テストシミュレーションは Table 1 と同じ条件下で 1 日の時間帯交通データを使用して実行する。Fig. 6 に使用する交通データの概要を示す。Fig. 6 は時間経過に伴い上/下方向の乗客の流れおよび乗客密度が動的に変化する交通データを実現している。ビルの稼動時間帯は 8:00~19:00 の 11 時間とするが、これは Table 4 に示すように出勤時、勤務時、昼食時、退勤時の 4 種類の特徴的な時間帯に分類できる。前述の Case 1 ~ Case 6 の 6 個の最適 GNP コントローラを、Table 4 であらかじめ設定した時間帯に適用し群管理を実行した。Table 4 の各時間帯の GNP コントローラは、Table 3 の交通条件と Fig. 6 の上/下方向の乗客比および乗客密度を考慮して最適と考えられるものを選択している。なお、この各時間帯の GNP 選択の重要性に関する検討については、付録 A. を参照されたい。またシミュレーションは乱数系列の異なる 1000 試行を実行した。

3.2.2 従来手法との比較

本節では提案手法を従来手法との比較により行なう。従来手法は従来研究の GNP^(注 8) 4), 5), AT 法^(注 9) 3), EC

Fig. 6 Up and down traffic of the test simulations

Table 4 Traffic data and applied GNP in test simulations

Classified Time	Time	Applied GNP
Incoming Time	8:00 ~ 8:30	(Case 3)
	8:30 ~ 9:15	(Case 4)
Business Time	9:15 ~ 11:45	(Case 1)
Lunch Time	11:45 ~ 12:00	Case 1
	12:00 ~ 12:15	Case 6
	12:15 ~ 12:45	(Case 2)
	12:45 ~ 13:00	Case 4
	13:00 ~ 13:15	Case 1
Business Time	13:15 ~ 17:45	Case 1
Outgoing Time	17:45 ~ 18:30	(Case 6)
	18:30 ~ 19:00	(Case 5)

法^(注 10) 18), 19), THV 法^(注 11) 20)を使用する。AT 法, EC 法および THV 法は固有の群管理ルールにより呼びの割当てを行なうため、Eq. (3) を用いた評価および割当てルールの変更等は考慮しない。また出勤時のみ、呼びの割当てによる群管理とは別に一般階へのサービス終了後、自動的に基準階への配車を行なう配車制御²¹⁾を各手法とも適用している。

Table 5 に 4 種類の時間帯および全時間帯について上記 5 手法の性能比較を平均待ち時間 (AWT[s]), 平均乗車時間 (ATT[s]), 待ち時間が 1 分以上の乗客の百分率 (LWP[%]) で示す。Table 5 ではテストシミュレーション 1000 試行の各指標の平均値と標準偏差を示しており、表中の太字の数値は提案手法が最も良いことを示す。

Table 5 より、おおむねすべての時間帯において提案手法は固定ルールによる 3 手法よりも各指標に対して良い性能を示している。特に交通条件が厳しい昼食時では顕著な性能の改善を確認できる。これは全時間帯を通じて固定のルールによって群管理制御を実行する 3 手法 (出勤時のみ配車制御を適用) に比べ、提案手法および従来の GNP は 6 種類の GNP コントローラを交通条件の変化に応じて適切に切り替えることで効率的な群管理が実行されたためと考えられる。

(注 8) 提案手法と同様、6 種類の交通流に対して最適化した GNP を使用する。

(注 9) 発生呼びへの到着予想時間が最短のエレベータに呼びを割当てる方式

(注 10) 発生呼びへの到着予想時間が最短の 2 台のエレベータの接近度を考慮して呼びを割当てる方式

(注 11) 発生呼び階とエレベータの階床差、方向を考慮して呼びを割当てる方式

Table 5 Comparison of performance among the proposed method and other methods

Method	Incoming Time						Business Time					
	AWT		ATT		LWP		AWT		ATT		LWP	
	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.
Prop. GNP	19.86	2.898	77.16	1.567	6.438	2.964	20.85	0.379	57.67	0.629	4.744	0.408
Conv. GNP	20.17	3.052	77.38	1.460	6.525	3.185	21.02	0.373	58.45	0.624	6.175	0.412
AT	21.96	3.427	78.13	1.479	8.475	3.736	21.62	0.423	59.28	0.671	6.792	0.471
EC	21.17	3.498	77.82	1.560	7.692	3.715	21.12	0.383	58.26	0.644	6.159	0.430
THV	20.39	3.158	77.44	1.532	7.360	3.262	22.48	0.488	60.27	0.746	8.528	0.500

Method	Lunch Time						Outgoing Time					
	AWT		ATT		LWP		AWT		ATT		LWP	
	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.
Prop. GNP	38.01	4.904	77.04	1.245	22.90	4.885	27.39	1.109	56.22	1.237	8.530	1.529
Conv. GNP	37.72	4.783	77.75	1.394	21.92	4.736	28.58	1.127	56.09	1.283	11.32	1.328
AT	43.91	6.369	79.83	1.375	27.52	4.858	28.59	1.179	57.86	1.430	11.79	1.330
EC	40.92	5.822	79.17	1.366	24.74	4.785	28.54	1.163	57.83	1.284	11.38	1.326
THV	53.19	8.313	84.19	1.599	31.08	5.267	36.39	2.701	66.18	1.730	18.05	2.096

Method	Overall Time					
	AWT		ATT		LWP	
	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.	Ave.	S.D.
Prop. GNP	24.68	1.023	63.29	0.501	8.751	1.037
Conv. GNP	24.89	1.031	63.89	0.510	9.734	1.031
AT	26.60	1.326	65.05	0.532	11.41	1.084
EC	25.66	1.198	64.28	0.524	10.39	1.023
THV	29.55	1.707	67.30	0.603	13.68	1.163

また提案手法では引数付きノード等の新しい枠組みの導入により従来の GNP に比べより効率的な進化が可能となり、出勤時や勤務時、退勤時において顕著な性能の改善を達成している。

また、全時間帯を通じての GNP のループ率（ループ回数 / GNP の起動回数）の平均は 1.33×10^{-3} であり、ループはほとんど微小な確率でしか起こりえないことがわかる。すなわち GNP は進化において効率的にループ遺伝子を淘汰し、ノード遷移によって適切な呼びの割当てを実行する構造を獲得したといえる。

3.2.3 獲得した群管理ルールの検討

本節では提案手法の GNP のノード使用頻度およびノード遷移系列から、獲得した群管理ルールについての検討を行なう。Fig. 7 に、6 種類の GNP (Case 1 ~ Case 6) のテストシミュレーション 1 試行のノード使用頻度を示す。Fig. 7 中の括弧内の時間帯は Table 4 の時間帯に対応する (Table 4 内に $\langle \rangle$ で表示)。すなわち (a) Case 1 は 9:15 ~ 11:45 の間に Case 1 の GNP を実行して得られたノード使用回数を表わす。したがって時間帯や交通条件により GNP の起動回数が異なるため、各 Case のノード使用頻度に差が生じている。Fig. 7 横軸は GNP のノードラベルを表わす。

Fig. 7 より、各 Case の GNP はエレベータ選定処理ノードおよびエレベータ情報判定ノードによって各種の評価項目を活用した群管理を実行していることがわかる。処理ノードの場合は評価項目がその後のノード遷移に引数として反映されるため群管理ルールにおいて評価項目は特に重要な意味をもつが、判定ノードでの評価項目は処理ノードで活

用された評価項目の妥当性を判断するための補足的な意味をもつ。交通流別に見ると、上下方向の乗客の流れが同程度の (a) Case 1, (b) Case 2 では、多様な乗客の流れが存在するため 5 種類の評価項目を満遍なく活用していると考えられる。一方で乗客の流れに偏りがある (c) Case 3 ~ (f) Case 6 ではノード使用にやや偏りが見られ、SI, MS を比較的多く使用している。これは (c)(d) の出勤時では乗客が集中する基準階へのサービスが重要となり、基準階呼びの待ち時間が長くないようすべてのホール呼びへのサービス時間を考慮した MS が活用されたものと考えられる。(e)(f) の退勤時でも同様にすべての一般階のサービスが重要となり、すべてのホール呼びへのサービス時間を考慮した MS と低階層で起こりやすい乗客の積み残しを考慮した SI が活用されたとみられる。また交通量の大小で比較すると、交通量が多い (b)(d)(f) に比べ交通量が少ない (a)(c)(e) のほうが使用するノードの種類が多くなっている。これは少ない交通量では特殊な状況（出勤時における一般階の呼びや退勤時における基準階の呼び）の群管理の性能に与える影響が大きくなるため、そのような状況にも柔軟に対応するべく多くのノードを使用しているものと考えられる。

Table 6 に各 Case の GNP が獲得した代表的なノード遷移系列を示す。Table 6 は GNP が使用したノードラベルと判定結果（括弧内）をノード遷移順に記述したものである。判定ノード $J^Y(X_n)$, JEC, JFD の判定結果はそれぞれ $\{< r_j^Y, > r_j^Y\}$, {Close, Away}, {B, GLD, GLU, GHD, GHU} と表記する。したがって Table 6 から抽出される群管理ルールは、Case 1-1 を例にとると「発生呼びに近いエレベータ同

Fig. 7 Node usage frequency in each case

Table 6 Obtained node transition sequences of GNP in each case

Case	Obtained Node Transition Sequences
1	1 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GHD] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.2] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(MS_2) \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.7] \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.55] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(AT_2) \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.55] \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.25] \rightarrow A(X_n)$
2	1 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(AT_2) \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(SI_1) \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.55] \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.95] \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.4] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Away] \rightarrow JCS[B] \rightarrow S(AT_1) \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.65] \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.95] \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.4] \rightarrow A(X_n)$
3	1 $JEC[Away] \rightarrow JCS[B] \rightarrow S(SI_1) \rightarrow J^{SI}(X_n) [> 0] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(MS_2) \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.55] \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GHU] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow A(X_n)$
4	1 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(MS_2) \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.95] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GHD] \rightarrow S(AT_2) \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.95] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Close] \rightarrow JCS[B] \rightarrow S(CN_1) \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow A(X_n)$
5	1 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(SI_1) \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 0.65] \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.3] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLU] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{CN}(X_n) [\leq 0.1] \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 1] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(SI_1) \rightarrow J^{MS}(X_n) [> 0.65] \rightarrow S(MS_2) \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.3] \rightarrow A(X_n)$
6	1 $JEC[Close] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{MS}(X_n) [\leq 0.95] \rightarrow A(X_n)$
	2 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GLD] \rightarrow S(MS_2) \rightarrow J^{SI}(X_n) [\leq 0.45] \rightarrow J^{AT}(X_n) [\leq 0.4] \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.75] \rightarrow A(X_n)$
	3 $JEC[Away] \rightarrow JCS[GHD] \rightarrow S(MS_1) \rightarrow J^{PN}(X_n) [\leq 0.8] \rightarrow A(X_n)$

士が離れていて、呼びが一般階高階層で下方向の場合、エレベータ MS_1 の CN に関する正規化値が 0.2 以下ならば呼びを MS_1 に割り当てる」となる。

Table 6を見ると、各 Case とも Fig. 7 のノード使用状況を反映した群管理ルールが生成されていることがわかる。ノード遷移系列は $JEC \rightarrow JFD \rightarrow S(X_n) \rightarrow J^Y(X_n) \rightarrow A(X_n)$ となるものが一般的であるが、Case 3-1 のように $J^Y(X_n)$ から $S(X_n)$ へ戻り、エレベータの再選定を行なうルールも見られる。また Case 2-2 のように同種の判定ノード $J^{AT}(X_n)$ を 2 回使用し、 $J^{AT}(X_n) (\leq 0.55)$ および $J^{PN}(X_n) (\leq 0.95)$ を満たすエレベータを $J^{AT}(X_n) (\leq 0.4)$ によって判定するような、選定エレベータに対するきめ細かな情報判定を行なうルールも見られた。以上の議論から、提案手法の GNP は多様な交通条件に対して各種評価項目を活用した群管理

ルールを獲得したといえる。

4. おわりに

本論文では、ランキング処理およびノード関数最適化を考慮した Genetic Network Programming (GNP) によるエレベータ群管理システム (EGSCS) を新たに提案した。具体的には各評価項目に対してエレベータのランク付けを行なうランキング処理、ノードへの引数の導入、ノードパラメータの実数値 GA による最適化を新たな枠組みとして導入した。シミュレーションでは 6 種類の異なる交通条件に対して進化させた GNP をビルの 1 日の稼動状況を想定したテストシミュレーションに適用し、従来手法との性能比較を行ない提案手法の有効性を明らかにした。また GNP のノード使用頻度およびノード遷移系列を分析することで、提案手法が獲得

した群管理ルールについての検討も行なった。

また付録A.でも示されているように、交通条件の動的変化に伴いGNPの切替えを行なうことは重要である。本論文ではあらかじめ切替えのタイミングを指定したが、提案手法の実機への導入を進める上では切替えをシステム自身が行なうことが望ましい。今後は、交通情報を入力として適応的にGNPの切替えを行なうシステムの検討を進める予定である。

参 考 文 献

- 1) 平澤, 大久保, 片桐, 胡, 村田: 蟻の行動進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較, 電気学会論文誌 C121-6, 1001/1009 (2001)
- 2) 片桐, 平澤, 胡, 村田: Genetic Network Programming とそのマルチエージェントシステムへの応用, 電気学会論文誌 C122-2, 2149/2156 (2002)
- 3) G. Barney: Elevator Traffic Handbook, Spon Press (2003)
- 4) T. Eguchi, K. Hirasawa, J. Hu and S. Markon: Elevator Group Supervisory Control Systems using Genetic Network Programming, in *Proc. of IEEE The Congress on Evolutionary Computation 2004*, 1661/1667 (2004)
- 5) 江口, 周, 平澤, 古月, マルコン: Genetic Network Programming によるエレベータ群管理システムの基礎検討, 電気学会論文誌 C125-7, 1055/1062 (2005)
- 6) マルコン, 喜多, 西川: ニューラルネットワークを利用した適応型エレベータ群管理システム, システム制御情報学会論文誌 7-12, 487/497 (1994)
- 7) B. A. Powell, D. J. Sirag and B. L. Whitehall: Artificial neural networks in elevator dispatching, *Elevatori*, 44/57 (2000)
- 8) H. Wan, C. Liu and H. Liu: NN Elevator Group-Control Method, *Elevator World*, 2: 149/154 (2003)
- 9) 飛田, 藤野, 瀬川, 米田, 市川: 遺伝的アルゴリズムを応用したエレベータ群管理用パラメータ調整方法, 電気学会論文誌 D117-3, 306/313 (1997)
- 10) A. Fujino, T. Tobita, K. Segawa, K. Yoneda and A. Togawa: An elevator group control system with floor-attribute control method and system optimization using genetic algorithms, *IEEE Trans. on Ind. Electron.*, 44-4, 546/552 (1997)
- 11) S. Takahashi, H. Kita, H. Suzuki, T. Sudo and S. Markon: Simulation-based Optimization of a Controller for Multi-Car Elevators Using a Genetic Algorithm for Noisy Fitness Function, in *Proc. of IEEE The Congress on Evolutionary Computation 2003*, 1582/1587 (2003)
- 12) X. Bi, C. Zhu and Q. Ye: A GA-Based Approach to the Multi-Objective Optimization Problem in Elevator Group Control System, *Elevator World*, 6: 58/63 (2004)
- 13) P. Cortes, J. Larraneta and L. Onieva: Genetic algorithm for controllers in elevator groups: analysis and simulation during lunchpeak traffic, *Applied Soft Computing* 4, 159/174 (2004)
- 14) C. Kim, K. Seong, H. Lee-Kwang and J. O. Kim: Design and Implementation of a Fuzzy Elevator Group Control System, *IEEE trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Part A, 28-3, 277/287 (1998)
- 15) R. Gudwin, F. Gomide and M. Netto: A fuzzy elevator group controller with linear context adaptation, in *Proc. of FUZZ-IEEE98, WCCI'98—IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 481/486 (1998)
- 16) R. Crites and A. Barto: Elevator Group Control Using Multiple Reinforcement Learning Agents, *Machine Learning*, 33, 235/262 (1998)
- 17) 坂和, 田中: 遺伝的アルゴリズム, 朝倉書店 (1995)
- 18) 平澤, 葛貫, 岩坂, 金子, 河竹, エレベータ群管理における呼び割付け方式, 電気学会論文誌, C99-2, 27/32 (1979)
- 19) 黒沢, 平澤, 葛貫, 米田, 坂井, 萩中, エレベータの知能群管理方式, 情報処理学会論文誌, 26-2, 278/287 (1985)
- 20) G. Barney, S. dos Santos: Elevator Traffic Analysis, Design and Control, second ed., Peter Peregrinus Ltd, London (1985)
- 21) 黒沢, 平澤, 葛貫, 米田, 坂井, 萩中, エレベータの知能群管理方式—その2: 学習論理—, 情報処理学会論文誌, 28-3, 299/309 (1987)

《付 録》

A. 時間帯における GNP 選択の重要性の検討

本付録では、Table 4 の各時間帯の GNP 選択の重要性について検討する。Table 4 による切替え方式との比較を行なうため、テストシミュレーションの全時間帯に対し Case 1 ~ Case 6 の GNP を単独で使用するシミュレーションを実行した。Fig. A. 1 に、シミュレーションの結果得られた各 Case の GNP の適合度 (Eq. (3) により計算) の平均値を各時間帯について示す。図中の太線は Table 4 による結果を表わしている。結果はすべて乱数系列の異なる 1000 試行の平均である。

Fig. A. 1 が示す通り、各 Case の GNP を単独で使用した場合、Table 4 の切替え方式と比べて適合度値はほぼ同等か劣るという結果を得た。特に交通流の変化が激しい (c) 昼食時では各 Case とも性能が悪化している。また (a) 出勤時: Case 4, (b) 勤務時: Case 1, (d) 退勤時: Case 5, Case 6 のように時間帯交通流に近い条件で最適化を行なった GNP を使用した場合が良い性能を示しており、一方で Case 3, Case 4 は出勤時以外では大きく性能が悪化している。以上の結果から交通流が時間経過に伴い変化する EGSCS では、交通流の変化に適応して適切な GNP を選択することが重要となる。

[著 者 紹 介]

江 口 徹

2001 年九州大学工学部電気情報工学科卒業。同年、同大学大学院システム情報科学研究科修士課程入学。2003 年同大学院システム情報科学府修士課程電気電子システム工学専攻修了。同年、早稲田大学大学院情報生産システム研究科博士課程入学。現在、同大学院情報生産システム研究科情報アーキテクチャ分野に在学中。

周 金

1996 年 7 月中国桂林電子工業学院コンピュータ工学科卒業。同年、中国北京日立華勝信息有限公司 (BHH) 入社、2003 年 1 月同会社専長。2004 年早稲田大学大学院情報生産システム研究科修士課程入学。現在、同大学院情報生産システム研究科情報アーキテクチャ分野に在学中。

Fig. A.1 Comparisons of Fitness when using one GNP Optimized for a Special Traffic Flow

平 澤 宏太郎 (正会員)

1964年九州大学工学部電気工学科卒業。66年同大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。同年(株)日立製作所入社。日立研究所勤務。89年8月同研究所副所長。91年8月日立製作所大みか工場主管技師長。92年12月九州大学工学部教授。96年5月同大学院システム情報科学研究科教授。2000年同大学大学院システム情報科学研究科教授。2002年9月早稲田大学大学院情報生産システム研究科教授。現在に至る。電気学会、情報処理学会、IEEEの各会員。工学博士。

古 月 敬 之 (正会員)

1986年中国中山大学大学院修士修了。同年、同大学電子工学科助手。88年同講師。93年来日。97年九州工業大学情報工学研究科博士後期課程修了。同年九州大学ベンチャービジネスラボラトリ非常勤研究員を経て、同大学システム情報科学研究科助手。2000年同大学大学院システム情報科学研究科助手。2003年早稲田大学大学院情報生産システム研究科助教授。現在に至る。電気学会の各会員。情報工学博士。

マルコン シェンドル

1973年ハンガリー・ブダペスト工科大学電気工学科卒業、「Dipl.Ing.」課程終了。同年ハンガリー「Ganz Electric Works」社入社。ブダペスト工科大学産業研究グループに勤務。75-77年京都大学研究生。79年12月フジテック(株)入社。2002年理事。2003年技監。現在に至る。1995年京都大学博士(工学)。スケジューリング学会、神経回路網学会、IEEE等の会員。主な研究分野はシミュレーション・最適化・ニューラルネットワーク等のエレベータシステム制御への応用。