遺伝的アルゴリズムによるマルチカーエレベータ制御ルールの シミュレーションベース最適化

鈴木 裕 通*・高 橋 聡**・佐 野 泰 仁***
須 藤 豪*・マルコン シェンドル*・喜 多 一****

Simulation-based Optimization of Multi-Car Elevator Controllers Using a Genetic Algorithm

Hiromichi SUZUKI*, Satoshi TAKAHASHI**, Yasuhito SANO***,
Takeshi SUDO*, Sandor MARKON* and Hajime KITA****

Recent progress in linear motor and mechanical technologies shows the possibility of constructing multi-car elevators (MCE) that have several elevator cars in a single shaft. While remarkable improvement of performance of vertical transportation in high-rise buildings is expected with MCE, we have to develop not only the hardware of MCE but also a control strategy for them to achieve such expectation. Because of the complexity of MCE, applicability of control techniques for conventional elevators to the MCE is limited, and we need to start the research of control strategy from scratch. This paper discusses development of controllers for MCE through simulation-based optimization using a genetic algorithm. First, a simulator of MCE that has sufficient precision to discuss realistic MCE is developed. Second, the effect of a simple control strategy for MCE is examined with the developed simulator. Finally, a genetic algorithm is applied to refine the control strategy of MCE through simulation-based optimization.

Key Words: simulation-based optimization, genetic algorithm, multi-car elevator

1. はじめに

高層ビル内での垂直移動には、もっぱらエレベータが使用される。従来のエレベータでは「かご」をロープで吊しているため運搬可能な高さや量に限界がある。前者はロープの強度に起因し、ロープの強度がそれ自身の自重とかごとを支えられなくなる限界のロープ長は、工学的に実現可能な建造物の高さと同程度である。後者はエレベータ・シャフトあたりの運搬可能な輸送量に起因する。シャフトが長くなると、かごが最下階から最上階までの往復に要する時間が長くなり、シャフトあたりの輸送能力が低下する。この点については従来、シャフト数の増加で対応してきた。しかし、エレベータはビル床面積の多くの割合を占める構造物であるため、この対応にも限界がある。シャフトあたりの輸送能力を向上させるために、シャフト内にロープ式のかごを2台設置された

エレベータの実用化³⁾も行なわれている。しかし、ロープを用いる制約により、さらなるかごのシャフトへの追加は物理的に困難であり、対応可能な建造物の規模には同様の限界がある。

運搬可能な高さや量に対する限界への対策として、リニアモーターによりかごを上下に駆動するエレベータの研究が行なわれている⁶⁾。この方式では原理的にロープが不要となるため、先述の高さに関する制約がなくなる。また、シャフト内に多数のかごを配置することも可能であり、シャフトあたりの運搬能力の改善も期待できる。以後、リニアモーターの利用を想定して1つのシャフト内に複数のかごを設けたエレベータを、マルチカーエレベータ (Multi-Car Elevators) と呼び、MCEと略記する。

MCEによる運搬能力の改善を図るためには、ハードウェアだけではなく、その制御方法の開発も求められる。MCEについては、その運行制御は未経験である。同一シャフト内でのかご同士の衝突を避ける必要性など、MCE特有の種々の制約が存在するため、従来のエレベータの群管理制御の知見を単純にMCEに利用することはできない。したがって、MCE固有の制約を考慮しつつ効率的な輸送を実現する運行制御手法の開発が必要である。

本論文では、MCEの運行制御について、そのシミュレー

* フジテック (株) 茨城市庄 1-28-10

** 富士重工業 (株) 三鷹市大沢 3-9-6

*** 日産自動車 (株) 横須賀市夏島 1

**** 京都大学 京都市左京区吉田二本松町

* Fujitec Co., Ltd.

** Fuji Heavy Industries Ltd.

*** Nissan Motors Co., Ltd.

**** Kyoto University

(Received October 24, 2003)

ションを基礎とした制御ルールの検討を行なった。まず、運行制御の評価に十分な精度を備えたシミュレータを作成した。つぎに、MCEの基本的な性能の評価のために、経験的手法で制御方式を構成し、MCEの導入効果の評価をシミュレーションにより行なった。さらに、遺伝的アルゴリズムによるMCEの運行制御ルールの最適化について検討した。

2. マルチカーエレベータシステム

2.1 システムの概要

MCEの主な構成要素を以下に挙げる：

- ビルが入り口があり交通量の多いターミナル階。
- ターミナル階でないビルの一般階。
- 乗客を輸送するかご。
- エレベータかごが上下移動する空間を提供するシャフト。

MCEの構成についてはかごの水平移動が可能であることを想定したシステム^{4),5)}や、垂直移動のみのシステム⁶⁾がある。かごの水平移動を可能とすると、退避追い越しが可能となり制御の柔軟性が高まる。たとえば、文献4),5)ではかごが回送用のシャフトへ水平移動することで衝突回避を行なっている。しかし、この種のMCE構成はハードウェアの実現が難しく、安全装置、保守性および乗り心地の問題も生じる。一方、水平移動を考えない場合はハードウェアの実現が容易になる。しかし、かごによってはサービスを行えない階が生じたり、衝突回避の制約が生じたりするため、運行制御は水平移動が可能な場合に比べて困難になる。また、乗客を特定のかごへ適切に誘導することも必要となる。文献6)ではすべてのかごを最下のターミナル階にサービスさせるために、下方のかごを退避させるガレージ階を設けている。

本論文ではハードウェアの実現性の高い後者のMCEの構成について運行制御を検討する。以下、具体的な構成を述べる (Fig.1 参照)：

かご それぞれのかごは自身に搭載されたりニアモーター式駆動装置により、上下方向のみ移動のみ可能であるとし、かごのシャフト間の移動は考えない。

ガレージ階の導入 本システムでは、すべてのかごが最下階のターミナル階でサービスを行なうことを想定している。その際、最下階の下側にガレージ階を設けて、上かごのターミナル階でのサービスのために、下かごをガレージ階に退避させる。ただし、乗客の利用頻度が低く、また、ビルの高さをより高くしてしまうことから、最上階の上にはガレージ階を設けない。

ゾーン型運行 衝突回避および各かごの運行を容易にするため、ビルの階床をゾーンに分割し、かごがサービスするゾーンをあらかじめ割り当てておくゾーン運転を導入する。従来の超高階移動を行なうエレベータシステムでは、シャフトごとにサービス可能な階床を区切ってゾーン運転を行なっている。これに対し本システムでは、同一シャフト内にゾーン区切りを設け、区切られたゾーンを各かごに

Fig. 1 Proposed multicar elevator system

分担させ、かごは担当するゾーン内の乗客にサービスを行なう。

衝突回避 本システムでは、あるかごが目的階へ移動する場合に、移動の妨げとなっているほかのかごを上か下に移動させることで衝突回避を行なう。

乗場行先階登録 本システムでは乗客がエレベータの呼び (ホール呼び) を行なう際、一般的に用いられている上下方向のみの登録ではなく、行先階を指定することを想定している。これは、同一シャフトでもかごによってサービス可能なゾーンが異なり、登録した乗客を対応するかごへ誘導する必要があるためである。

3. 運行制御の検討方法

MCEについては同一シャフト内のかごの衝突回避など制約条件が従来の群管理制御のエレベータとは異なっている。このため、その制御方式については基礎的な段階から検討を行なう必要がある。本論文では以下に挙げる手順で研究を進めた：

- (1) MCE シミュレータの構築。
- (2) 基本的な制御ルールによる MCE の性能評価。
- (3) 遺伝的アルゴリズムによる制御ルールの最適化。

4. MCE シミュレータの構築

MCEの運行制御の検討に際し、十分なモデル化能力、精度、および実行速度を有した MCE シミュレータを開発した。

このシミュレータは、ビル内交通用の離散事象シミュレータ^{7),8)}上に MCE をモデル化したものである。このシミュレータは以下に挙げる特徴を有している：

- 乗客やエレベータのかごの動作をそれぞれ有限状態オートマトンに準じた Extended State Machine (以下、

ESM)⁹⁾として記述する⁷⁾。

●シミュレーションの各ステップを任意の時間間隔とした離散事象シミュレーションが可能である。

●ESMで記述されるかごや乗客などのオブジェクトの相互作用は ESM 間のメッセージ送受信によりモデル化される。

●個々の乗客によるホールボタンの押下、かごの乗降もシミュレーションされる。乗客を表わす ESM は、「ストレージ」機構⁸⁾で管理され、シミュレーション中に生成/接続/消滅される。

●ESMでモデル化されたシミュレータは最終的に Java 言語に変換されて実行される。

MCE のモデル化については、以下に挙げる ESM とストレージからなるモデルを構成した：

- 呼びボタンを押し、エレベータの到着を待ち、かごへの乗り降りを行なう乗客の ESM。
- かごの走行を行なう ESM。
- 扉の開閉を行なう ESM。
- ホール待ちの乗客を保持するストレージ。
- 乗車中の乗客を保持するストレージ。
- 乗客を生成/消滅を行なうストレージ。

また、シミュレータを構築する際に以下の3つの階層を導入し、運行制御の記述性の向上を図った：

- MCEの物理的動作のシミュレーション。
- MCEの運行制御機構のシミュレーション。
- 制御方式のパラメータのシミュレーションベースの評価と最適化。

5. MCEの基本的制御性能の確認

5.1 シミュレータとMCEの性能確認の目的とその方法

MCEの運行制御の検討に際し、シミュレーションの精度と実行速度について確認する必要がある。また、MCEの動作上の問題をシミュレーションを通じて把握する必要もある。そこで、性能の評価基準を得るために単純な制御ルールを用いたシミュレーションを行なった。また、最適化手法の適用において実行可能なシミュレーション回数を把握するため、シミュレータの速度についても確認を行なった。MCEシミュレータの確認は以下の手順で行なった：

- (1) 性能評価の基準となるモデル環境の設定。
- (2) 想定した環境における MCE の性能評価。
- (3) 運行線図による MCE の挙動の妥当性の確認。
- (4) MCE シミュレータの実行速度の確認。

5.2 モデル MCE シミュレーションの設定

MCEのシミュレーションに際して、ビルやかごおよび乗客の仕様、交通需要、設備構成、制約条件、制御ルールなどを設定する必要がある。以下、各設定について述べる。

5.2.1 ビルやかごおよび乗客の仕様

MCEの基本的な制御性能を確認するために、Table 1 に挙げる仕様を想定した。

Table 1 Building specification of MCE

Number of floors (excluding Garage Floor)	30
Interfloor distance	4.33 m
Passenger boarding/alighting time	1.2 s/person
Door opening time	1.8 s
Door closing time	2.4 s
Rated speed	6 m/s
Rated acceleration	1.1 m/s ²
Jerk	2.0 m/s ³
Capacity	20 persons

5.2.2 交通需要

交通需要の発生はポアソン分布に従うものとし、出発階と行先階の割合を表わす OD 表¹⁰⁾と、ビル全体の単位時間当たりの乗客発生数とにより規定する。乗客の OD 分布は 1 階から一般階 (2~最上階) への交通量を a 、一般階から 1 階への交通量を b 、一般階からほかの上方の一般階への交通量を c 、一般階からほかの下方の一般階への交通量を d とし、

$$a:b:c:d = 10:10:1:1 \quad (1)$$

とした。乗客発生率については、軽負荷から重負荷まで MCE の挙動を分析する必要があるため、100 人/時から 50 人/時ずつ増やしながら実験を行なった。

5.2.3 設備構成

設備構成としてシャフト当たりのかご数 2 の MCE を考え、シャフト数を {4,5,6} と変化させて性能を評価した。また、比較のため、かご数 1 の従来型のエレベータについては、シャフト数を {5,6,7,8,9,10,12} と変化させて^(注1)性能を評価した。

以降、設備構成をシャフト数 x とシャフト当たりのかご数 y で表現し、 $xSyC$ と表記する。なお、 $xS1C$ は従来のエレベータと同等である。

5.2.4 制約条件

基本的制御性能の確認に際し、かご同士の衝突回避を行なうために以下の運行上の制約条件を設けた。

- 同一シャフト内のかごは互いに向かい合う方向へは移動できない。
- 降下時に「下かご」はターミナル階に復帰後、「上かご」がターミナル階に復帰するまでガレージ階で待機する。

5.2.5 制御ルール

考察の対象とする制御ルールはホール呼びの発生時に乗客の運搬を担当するかごを決定するアルゴリズムである。制御ルールにおける決定事項は、各かごのサービスゾーンの決定と、乗客がホールボタンを押したときのその呼びへのかごの割当てルールからなる。まず、各かごのサービスゾーンについては、サービスゾーンは予備の実験を踏まえて全階床を等分に区切る形で設定した。つぎに、ホール呼びの発生時にサービスを行なうかごの割当ての決定については、エレベータの状態から計算される各かごについてのいくつ

(注1) 一般には 8 シャフトを越えるエレベータ群は使用されないが、本論文では比較のために 9 シャフト以上も評価している。

Table 2 Input signals at the time of allocation

v_1	estimated passenger's waiting time
v_2	estimated passenger's waiting time increment for new hall call
v_3	distance to new hall call
v_4	estimated upper car's returning time increment for new call (if multicar)
v_5	number of upward hall calls
v_6	number of downward hall calls
v_7	number of car calls
v_8	sum of square number of upward hall calls in the corresponding shaft (if multicar)
v_9	sum of square number of downward hall calls in the corresponding shaft (if multicar)
v_{10}	distance to the nearest car in other shafts
v_{11}	variance of distances between cars

かの属性値からなる属性値ベクトル $\mathbf{v}$ を用い、これと加重値ベクトルを $\mathbf{w}$ の内積で定義される評価値が最小となるかごを割当てることとした。すなわち、サービスの候補となるかごを c 、そのかごの属性値を $\mathbf{v}_c$ 、割り当てられるかごを c_{allocate} とすると、

$$c_{\text{allocate}} = \arg \min_c \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{v}_c \quad (2)$$

である。

属性値ベクトル $\mathbf{v}$ では、従来の群管理制御の知見を踏まえて、Table 2 に挙げる 11 つの属性を正規化して用いた。加重値ベクトル $\mathbf{w}$ についてはエレベータ制御についての経験者が手作業で調整した。この方法で構成した制御ルールを $\text{CONTROLLER}_{\text{proto}}$ 、そのパラメータを $\mathbf{w}_{\text{proto}}$ と呼ぶ。

5.3 MCE の性能確認

シミュレーションでは、乗客の発生に乱数を用いる。そのため、MCE の評価指標（たとえば平均待ち時間）の計測値には、不確実なゆらぎが伴う。MCE について、シャフト数やかご数の構成間の比較はこのゆらぎを考慮して行なう必要がある。そこで計測精度を高めるために、各構成に対して共通の 10 種類の乱数系列を用いてシミュレーションを行ない、結果の平均値で性能評価を行なった。また、各シミュレーションにおける初期の過渡状態を評価に含めないために、シミュレーション時間で 1800s から 5400s の 60 分間に発生した乗客について、それらの平均待ち時間を用いて評価を行なった。

シミュレーションの結果について、以下に挙げる項目について確認および考察を行なう：

- (1) MCE の輸送能力の限界。
- (2) MCE の導入によるシャフト数削減の効果。

まず、乗客の輸送能力面での MCE の性能の限界について確認を行なうため、総かご数 8, 10, 12 の設備構成を持つ MCE (4S2C, 5S2C, 6S2C) と、従来のエレベータ (8S1C, 10S1C, 12S1C) の比較を行なった。シミュレーション結果を Fig. 2~4 に示す。それぞれの構成について、一定の乗客発生率を越えると平均待ち時間が指数関数的に悪化する。

Fig. 2 Comparison between performances of 4S2C and 8S1C

Fig. 3 Comparison between performances of 5S2C and 10S1C

Fig. 4 Comparison between performances of 6S2C and 12S1C

ことが確認される。MCE は同かご数（2 倍のシャフト数）を持つ従来のエレベータに比べ特に乗客発生数の小さい部分で平均待ち時間が長い。しかし、乗客発生率が大きくなると、4S2C は 8S1C に、5S2C は 10S1C に、6S2C は 12S1C に性能が漸近する。このことから、総かご数が同等であ

Table 3 Effect of reduction of shafts by using MCE

Passenger Arrival Rate	Equipment	Average Waiting Time	
		ave.	std.dev.
1100 persons/hour	4S2C	35.02s	1.55s
	5S1C	37.02s	1.62s
1200 persons/hour	5S2C	26.42s	1.33s
	6S1C	27.26s	1.51s
1900 persons/hour	5S2C	39.04s	1.98s
	7S1C	39.74s	3.01s
2000 persons/hour	6S2C	30.79s	1.32s
	8S1C	31.41s	2.15s
2400 persons/hour	6S2C	35.89s	1.90s
	9S1C	32.18s	2.70s
2700 persons/hour	6S2C	40.12s	2.51s
	10S1C	40.82s	7.58s

Table 4 CPU-time for a single simulation run

Equipment	Passenger Arrival Rate	
	1300 persons/hour	2700 persons/hour
4S2C	11.73s	22.90s
5S2C	13.00s	27.10s
6S2C	14.13s	33.60s

ル階に復帰するまで下かごがガレー階で待機していることが確認される。したがって、効率的な運行制御を行なうには、これらの待避時間を減らすことが効果的である。

5.5 シミュレーションの実行速度の確認

シミュレーションの実行速度は、シミュレーションによる制御ルールの評価や最適化を行なう際に実用的な評価可能回数を決定する要因である。設備構成、乗客発生率とシミュレータの実行速度の関係を **Table 4** に示す。これは Pentium3 1.7 GHz の CPU を搭載する計算機上で Java 言語の処理系として Java 2 Platform Standard Edition (J2SE^{TM}) 1.3.1 を用いて実装したシミュレータにおいて、シミュレーション時間で 5700s のシミュレーションを実行したときの CPU 時間である。表より設備構成あるいは乗客発生率が大きくなると、シミュレーションに要する時間は長くなることがわかる。また、1 回のシミュレーションは 10s から 30s 程度要しており、最適化計算において評価回数を効果的に低減する必要があることもわかる。

6. 遺伝的アルゴリズムによる制御ルールの最適化

6.1 最適化の目的とその方法

5.2 節で設定した制御ルールには属性間に相互依存性が存在する。このため、人手による加重値ベクトル w の最適な調整は容易ではない。そこで本節では、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms, 以下 GA と略す) を用いた加重値ベクトル w の最適化を試みた。最適化の検討は以下の手順で行なう。

- (1) 最適化の対象となる交通需要、設備構成の想定。
- (2) 遺伝的アルゴリズムの実行。
- (3) 最適化の効果の検討。

6.2 最適化の対象の想定

最適化の対象として 6S2C の設備構成で乗客発生率 2700 人/時を選んだ。これは平均待ち時間が 30s から 40s となる実際的なエレベータの設計指針に基づいている。なお、仕様、乗客発生分布、制約条件は 5.2 節と同じである。

6.3 遺伝的アルゴリズムの実行

GA は生物の進化過程をモデル化した確率的最適化手法である。GA は解候補の評価値のみを用いる手法であるため、最適化対象に対する制限が少なく、シミュレーションを通じた最適化においても利用が可能である。ただし、本問題では以下の理由により、従来の GA を適用すると、評価が正しく行なわれずに学習速度が低下するだけでなく、交通需要の変化に対して頑健な最適解を獲得できない問題がある：

Fig. 5 A MCE travel diagram for 6S2C, 2700 persons/hour

ば、輸送能力の限界も同等であることが確認される。

つぎに MCE の導入によるシャフト数削減の効果について確認を行なうため、4S2C, 5S2C, 6S2C の設備構成の MCE と従来のエレベータとの比較を **Table 3** に示す。実際のエレベータの設計指針を考慮して、乗客の平均待ち時間が 30s から 40s 程度になる乗客発生率を選び、構成を比較する。**Table 3** より 4S2C は 5S1C に、5S2C は 7S1C に、6S2C は 9S1C にそれぞれ性能が匹敵することが確認される。すなわち、超高層ビルではシャフトあたりに 2 台のかごを有する MCE を導入することで、シャフト数を 30% 程度削減することが可能であり、ビル床面積の有効利用の観点から効果的であることがわかる。また、平均待ち時間が同程度であればマルチカー構成のほうが試行ごとの性能のばらつきが小さくサービスがより安定することが期待できる。

5.4 運行線図による MCE の動作の確認

5.2 節で設定した制約条件の影響について検討するために、MCE シミュレータが出力した運行線図の一例を **Fig. 5** に示す。縦軸はかごの位置、横軸はシミュレーション上の時刻である。4100s では下かごが上昇から下降に方向転換するまで上かごが待機しており、4200s では上かごがターミナ

Table 5 Configuration of Genetic Algorithm

chromosome type	$[-1, 1]^{10}$
fitness	average square waiting time
population size	40
children size	6
limit number of evaluation	8000
selection operation	tested-MFEGA ²⁾
reproduction operation	UNDX ¹¹⁾
mutation operation	none

- システムの評価に乱数を用いたシミュレーションを行なうため、得られる評価指標には不確実なゆらぎが伴う。
- シミュレーションに長い計算時間を要するため、適応度評価回数に制限がある。
- 乱数系列を固定したシミュレーションのみを行なうと、特定の乗客発生系列に特化した極端な解しか得られない可能性がある。

上記の問題に対して、探索履歴を参照して適応度を推定することでその不確実なゆらぎを低減し、より効率的で正確な最適化を少ない評価回数で行なう GA (Memory-based Fitness Estimation GA: MFEGA) が佐野らによって提案されており、¹⁾ さらに同手法を改良した tested-MFEGA²⁾ が提案されている。本論文では交叉に UNDX¹¹⁾ (付録 A を参照)、選択に tested-MFEGA (付録 B を参照、以下、簡単のために MFEGA と呼ぶ) を適用し、Table 5 の設定で最適化を実施した。なお、加重値ベクトルは正の定数倍をしても割当てかごが変化しないという冗長性を持っている。そこで、 v_1 への荷重 w_1 はその係数が正で良いことが予想されるので値を 0.5 に固定し、ほかの要素は $w_2, \dots, w_{11}$ の初期値は $[-1, 1]$ の一様分布にしたがって設定した。

また 5.5 節で示したとおり、この最適化対象では 1 回のシミュレーションに約 30 秒を要する。したがって、Table 5 に示した GA の実行には約 70 時間を要する。そこで、本論文では 8CPU からなる PC クラスタを導入し、目的関数の評価のみを並列化する master-slave 型¹²⁾ の GA で高速化を行ない、最適化 1 試行に要する時間を約 10 時間に短縮した。並列化の実現方法は文献¹³⁾ で提案されており、その概略を付録 C で述べる。

6.4 最適化の効果の検討

Fig. 6 は GA10 試行での各世代における最優良個体の適応度の推定値の最悪値、平均値、最良値の収束曲線である。初期個体群の分布や適応度の評価に使用する乗客発生系列に差異があるため、探索序盤の評価回数 400 回 (第 45 世代) 付近までは試行ごとにばらつきが生じていることが確認される。しかし、探索の進行と共に試行ごとのばらつきも小さくなり、最悪値と最良値が漸近する。また同図では、適応度は事前に計測した $CONTROLLER_{proto}$ の 10 回平均 3570.30 より悪くなっている。これは探索序盤の悪い個体の評価値が MFEGA の履歴に保持され、適応度の推定に使用されているため、見かけ上、適応度の推定値が悪化すること

Fig. 6 The transition curve of the best of estimated fitness in a population (10 trials)

Fig. 7 Search precision (10 trials).

による。

そこで、MFEGA の探索精度を確認するために、乗客発生系列に用いる乱数系列を共通にして、適応度の 10 回平均を評価した。GA10 試行における各世代の最優良個体の最悪値、平均値、最良値を Fig. 7 に示す。Fig. 6 と同様に探索序盤は試行ごとにばらつきが生じていることと、探索の進行とともにそれが小さくなり、適応度の改善も行なわれていることが確認される。評価回数 2000 回 (第 245 世代) 以降は最悪値についても $CONTROLLER_{proto}$ より良くなり、評価回数 4000 回 (第 495 世代) 以降は平均値、最悪値が、最良値が 3000 付近で振動している。以上により、本問題でも有効な最適化が行なわれ、試行によらず w_{proto} より優れた加重値ベクトル w が発見されていることが確認される。

さらに、最適化で獲得した加重値ベクトル w_{opt} が乗客発生系列の変化に対する頑健性を検証するため、試行回数 4000 回の時点における GA の各試行での最優良個体について、Fig. 7 とは異なった乗客発生系列を用いて 100 回ずつ評価を行なった。 $CONTROLLER_{proto}$ 、 $CONTROLLER_{opt}$ の平均 (標準偏差) は、それぞれ、3570.30 (778.64)、2915.50 (447.24) である。どの試行で得られた加重値ベクトル

w_{opt} も特定の乗客発生系列に過剰に適応しておらず、常に $CONTROLLER_{proto}$ より優れた性能を維持していることが確認される。

最後に、負荷の変化に対する頑健性を検証するため、5.2 節と同様に、 $CONTROLLER_{opt}$ で 100 人/時から 50 人/時ずつ増やしながら性能の評価を行なった。結果を Fig. 8 に示す。乗客発生率が 500 人/時から 1500 人/時の低負荷では $CONTROLLER_{opt}$ の性能が $CONTROLLER_{proto}$ に比べて 2s ほど平均待ち時間が悪化している。しかし、2700 人/時を越える高負荷では性能の改善が確認される。その性能は、6 シャフトの MCE で 10 シャフトの従来のエレベータ以上の性能 (Table 3 より) となっており、MCE の制御ルールの最適化で輸送力の向上が可能であることが確認された。

Fig. 8 Comparison between performance of prototype controller and optimized controller parameters

7. おわりに

本論文ではリニアモーターの利用を想定し、シャフト内に複数のかごを有するマルチカーエレベータ (MCE) について、その運行制御を考察した。運行制御の開発手法としてシミュレーションベースの最適化を取り上げ、シミュレータの構築と基本的な運行の評価を行ない、MCE の効果を確認するとともに、遺伝的アルゴリズムによる割当てルールのパラメータの最適化を行なった。最適化の結果、まず、適応度のゆらぎを考慮した遺伝的アルゴリズムである MFEGA が乗客の発生系列にゆらぎのある、試行回数に制限のある問題に有効であることを確認した。また、高負荷において効率的な割当てルールが形成され、システムの性能が向上することを確認した。

参考文献

- 1) 喜多, 佐野: 不確実環境下での遺伝的アルゴリズム-応用の視点から-, 電気制御学会論文誌, **121**-C-6, 982/985 (2001)
- 2) Y. Sano and H. Kita: Optimization of Noisy Fitness Functions by means of Genetic Algorithms using History Search with Test of Estimation. Proc. of IEEE Congress of Evolutionary Computation, 360/365 (2002)

- 3) ThyssenKrupp's TWIN Lift System Part One: The Introduction: Elevator World, **7**, 51/53 (2003)
- 4) 宮武, 古閑, 曾根: ロープレスエレベータシステムの提案とその有効性評価, 電学論 **D-199-11**, 1353/1360 (1999)
- 5) 吉田, 藤河, 志田, 山田: ロープレスエレベータの最適制御方式, 電気学会研究会資料, 産業計測制御研究会 **2C-01-36**, 61/66 (2001)
- 6) T. Sudo and S. Markon: The Performance of Multi-Car Linear Motor Elevators, Elevator Technology 11 Proceedings of ELEVCON 2001, 141/149 (2001)
- 7) 小森谷, 喜多, Markon, 西川: 自律分散型超高層ビル内搬送システムのためのエージェント間協調手法の検討, 計測自動制御学会論文集 **36-12**, 1152/1161 (2000)
- 8) K. Mimaki, S. Markon, H. Kita, Y. Komoriya and Y. Nishikawa: Modeling and Analysis of Complex Traffic in Buildings, Proc. IEEE SMC' 99, **IV**, 589/594 (1999)
- 9) Jonathan S. Ostroff: Temporal Logic for Real-time Systems, Research Studies Press (1989)
- 10) 佐佐木, 飯田: 交通工学, オーム社 (1995)
- 11) I. Ono and S. Kobayashi: A Real-coded Genetic Algorithm for Function Optimization Using Unimodal Normal Distribution Crossover, Proc. 7th ICGA, 246/253 (1997)
- 12) Erick Cantù-Paz: Efficient and Accurate Parallel Genetic Algorithms, 33/47, Kluwer Academic Publishers (2000)
- 13) 高橋, 喜多, 鈴木, 須藤, Markon: PC クラスタを用いたマルチカー制御方法の最適化, SICE 第 15 回自律分散シンポジウム, 1/6 (2003)

《付 録》

A. 単峰性正規分布交叉 UNDX ¹⁾

単峰性正規分布交叉 (Unimodal Normal Distribution Crossover, 以下 UNDX と略す) は、実数値遺伝的アルゴリズムにおいて、多峰性関数や変数間の依存関係の強い関数を考慮した交叉方法である。

UNDX は子個体を第 1 親 P_1 および第 2 親 P_2 の重心 m の周囲に正規分布を用いて生成する。正規分布の標準偏差を決定するために第 3 親 P_3 を補助的に用いる。生成される子個体ベクトル C_1 , C_2 は、以下の式にしたがって決定される:

$$\begin{aligned} C_1 &= m + (z_1 e_1 + \sum_{k=2}^n z_k e_k) \\ C_2 &= m - (z_1 e_1 + \sum_{k=2}^n z_k e_k) \end{aligned} \quad (A.1)$$

ただし、 n は次元数、 $z_1 \sim N(0, \sigma_1^2)$ と $z_k \sim N(0, \sigma_2^2)$ ($k = 2, \dots, n$) は、標準偏差 $\sigma_1 = \alpha d_1$, $\sigma_2 = \beta d_2 / \sqrt{n}$ に従う正規乱数である。ここで、 d_1 は P_1 と P_2 の距離、ベクトル e_1 は P_1 と P_2 を結ぶ主探索方向の単位ベクトル、 d_2 は P_3 から P_1 と P_2 を結ぶ軸までの距離、 e_k ($k = 2, \dots, n$) は e_1 に直交する部分空間の正規直交基底である。

B. tested-MFEGA ²⁾

MFEGA ¹⁾ は不確実性を伴う適応度関数を最適化するために、探索履歴を用いて確率モデルのパラメータと適応度を推定して淘汰を行なう GA である。

MFEGA で適応度を推定する際、「興味の対象とする探索点の周辺の適応度関数値は、探索点での真の適応度関数値を中心に正規分布にしたがって分布する」という確率モデルを

導入する。そして、正規分布の分散は探索点 $\mathbf{x}$ からの距離 d に比例していると仮定する。すなわち、

$$f(\mathbf{h}) \sim N(f(\mathbf{x}), kd) \quad (\text{B.1})$$

$$F(\mathbf{h}) = f(\mathbf{h}) + \delta \sim N(f(\mathbf{x}), kd + \sigma^2) \quad (\text{B.2})$$

ここで $f(\mathbf{x})$ は $\mathbf{x}$ での真の適応度関数値、 k は個体間距離への係数である。また、適応度の確率分布は正規分布であると仮定する。個体の真の適応度の推定値は最尤法により、

$$\tilde{f}(\mathbf{x}) = \frac{F(\mathbf{x}) + \sum_{l=2}^H \frac{1}{(k'd_l + 1)} F(\mathbf{h}_l)}{1 + \sum_{l=2}^H \frac{1}{(k'd_l + 1)}} \quad (\text{B.3})$$

と得られる。ここで探索履歴中の H 個の個体を $\mathbf{h}_l, l = 1, \dots, H$ とし、 $F(\mathbf{h}_l)$ と $d_l, l = 1, 2, \dots, H$ をそれらの観測された適応度関数値と探索点 $\mathbf{x}$ からの距離とする。また、 $k' = k/\sigma^2$ である。

tested-MFEA²⁾ は MFEA の改良で、探索履歴が希薄な領域に有望な個体が生成されたとき、適応度の誤推定により淘汰されることを防ぐために、サンプル値について Z 検定を行ない、探索精度の向上を図った MFEA である。

C. PC クラスタによる master-slave 型の GA の実現方法

GA による個体の評価はほかの個体に独立であるため、並列化が容易で、計算時間を短縮することが可能である。この種の最適化に対して効果的な並列化手法が提案されており¹³⁾、その概略を下記に示す：

パラメトリックタスクの支援 パラメトリックタスクとは特定のパラメータだけを変えながら同じタスクを繰り返し実行する計算処理である。たとえば、GA における個体群の評価はパラメトリックタスクの1つである。この並列化手法にはプログラム作成を支援するインタフェイスを実装している。

クライアント／サーバシステム構成 クライアントは評価を依頼する master-slave 型の master 側、サーバは評価を実行して結果を返す master-slave 型の slave 側である。パラメトリックタスクを効率的に実行するために、シミュレーションの設定情報などサーバはパラメータ以外の情報を保持し、通信量の削減を行なう。

逐次スケジューリング 評価を実行しているサーバから結果を受け取り次第、クライアントはそのサーバにつぎのタスクを投入する逐次的なスケジュール方法を用いた。この方法はタスクの割り当てを決定するために要するコストが小さく、同等の計算能力を持つ計算機群でパラメトリックタスクを並列化する際に有効である。

タイムアウトによる障害検出 ホストおよび通信経路の障害はタイムアウトにより検出する。ユーザは並列化を行なう前にタスク当たりの実行時間を見積もり、タイムアウト時間を設定する。なお、障害が生じたと判定された場合、

実行中であったタスクは別のサーバを代替サーバとして再実行する。

[著者紹介]

鈴木 裕 通

2000 年東京工業大学工学部情報工学科卒業。2002 年同大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了。同年よりフジテック(株)に勤務。

高 橋 聡

2001 年電気通信大学電子工学科卒業。2003 年東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了。同年より富士重工業(株)に勤務。

佐 野 泰 仁

1998 年東京農工大学工学部機械システム工学科卒業。2003 年東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程修了。同年より日産自動車(株)に勤務。博士(工学)。

須 藤 豪

1997 年京都大学工学部建築学第二学科卒業。99 年京都大学大学院工学研究科生活空間学専攻修了。同年よりフジテック(株)に勤務。

マルコン シェンドル

1973 年ハンガリー・ブタペスト工科大学電気工学科卒業。同年ハンガリー Ganz Electric Works 社に勤務。75~77 年京都大学研究生。79 年フジテック(株)に入社し現在に至る。博士(工学)。システム解析、シミュレーション、ニューラルネットワークに関する研究などに従事。JNNS, INNS などの会員。

喜 多 一 (正会員)

1982 年、京都大学工学部電気工学科卒業、87 年同大学院工学研究科博士後期課程研究指導認定退学。同年京都大学工学部助手、97 年より東京工業大学大学院総合理工学研究科助教授、2001 年大学評価・学位授与機構教授を経て、2003 年より京都大学学術情報メディアセンター教授となり、現在に至る。工学博士。社会・エネルギーシステム、ニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズムの研究に従事。システム制御情報学会、電子情報通信学会、日本 OR 学会などの会員。