

## エレベータの知能群管理方式†

—その 2: 学習論理—

黒 沢 憲 一\*\*      三 浦 雅 樹\*\*\*      平 沢 宏 太 郎\*\*\*  
 米 田 健 治\*\*\*\*      坂 井 吉 男\*\*\*\*      萩 中 弘 行\*\*\*\*

交通流変化に応じてエレベータを群管理制御する研究の一つに学習機能を具備させる研究がある。ビルの交通流は、毎日同一のパターンが繰り返されることはなく、マクロにみるとビルの使用形態の変化に依存してゆっくり変化し、ミクロにみると通勤時や昼食時のようなパターンも少しずつ異なっている。このためいくつかの代表となる交通流の特徴ベクトルを初期設定し、交通流の変化とともに代表特徴ベクトル自身を修正する方式や一日を一定個数の時間帯に分割してその時間帯分割時刻を修正する方式が提案されている。しかし、ビル内の催し物や展示会などの一時的に発生する特別な交通流により、代表特徴ベクトルや時間帯分割時刻が修正される危険性がある。さらに上記方式では、代表特徴ベクトル数や分割時間帯数が固定されているためビルの形態変化により、大きな交通流変化が生じた場合に十分に対応できない。そこで本論文では、群管理の学習論理には、(1)一時的な交通流か本質的な交通流かを識別する機能、(2)ビル使用形態変化などによる大きな交通流変化が生じて、その変化を学習するに十分な個数の代表特徴ベクトルを生成する機能、の必要性を述べ、(1)、(2)を実現する“特徴ベクトル生成・消去方式”を提案するとともに、その効果を実態調査結果に基づき明らかにする。

## 1. ま え が き

従来から、エレベータの群管理運転方式は、ビル内の交通流変化に応じてその運転論理を変更することが望ましいと言われてきた。それは、ビル竣工後に貸事務所ビルから一社占有ビルへの転換や在館人員の増加などによる交通流変化、あるいは季節や曜日などにより周期的に繰り返される交通流変化に応じて群管理運転論理を変更すれば、さらに良質のサービスを提供できるからである。

交通流変化に応じた群管理制御研究の一つに、学習機能を具備させる研究がある。

平沢らは<sup>1)</sup>、学習機能をエレベータ群管理制御に適用するうえでの問題点の抽出と、その一解決法を提案している。その概要は、想定した交通流パターン（エレベータかご内の乗客数、ホール呼び発生数など）を初期設定し、ビル稼働後の入力情報を使って前述の特徴ベクトルを自動修正（機

械自身がある論理に従って適切な特徴ベクトルを決定すること) することにより、ビルの代表的な交通流パターンを把握しようとするものである。しかし、この方式は特徴ベクトル数が固定されているため、多種多様な交通流を正しく識別することが難しい。また、ビル内の催し物や展示会などの一時的な特異交通流を学習し、その学習結果に基づいて代表特徴ベクトルを修正すると、意味のない交通流データを学習してしまうという問題が生じる。

一方、荒屋らは<sup>2)</sup>、特徴ベクトルを設定するのではなく、マクロ的には一日の同一時間帯には同一特徴を有した交通流が繰り返し出現する点に着目した学習方式を提案している。この方式は、一日を  $K$  個の時間帯に分割して各時間帯ごとに平均交通量を学習すること、およびビル建設時点では不正確である時間帯分割時刻を平均交通量の変化量から自動修正することにより、ビル交通流変化を予測するものである。

しかし、この方式も一日の分割時間帯を  $K$  個に固定しているため、 $K$  種以上の交通流を正しく識別することは難しい。また、平均交通量に基づいて分割時間帯時刻を修正するため、“交通流”が異なっても“交通量”が同一であれば同一種類の交通流と認識するため、交通流変化を正しく識別することが難しい。

そこで本論文では、既に我々が文献 3) にて提案した“エリア制御に基づく群管理方式”に適した学習論理を実現することを目的に、

† Intelligent and Supervisory Control for Elevator Group (Part II: Learning Logic) by KEN'ICHI KUROSAWA (The 8 Department, Hitachi Research Laboratory, Hitachi, Ltd.), MASAKI MIURA, KOTARO HIRASAWA (The 10 Department, Hitachi Research Laboratory, Hitachi, Ltd.), KEN'JI YONEDA, YOSHIO SAKAI (Mito Works, Hitachi, Ltd.) and HIROYUKI HAGINAKA (Building Equipment & Systems Department, Hitachi, Ltd.).

\*\* (株)日立製作所日立研究所第 8 部

\*\*\* (株)日立製作所日立研究所第 10 部

\*\*\*\* (株)日立製作所水戸工場エレ設部

\*\*\*\*\* (株)日立製作所機電事業本部ビル施設部

- (1) ビルに全く新しいタイプの交通流が発生した場合、一時的な特異交通流なのか、またはビルの本質的な交通流が変化しているのかを識別する“仮登録法に基づく交通流収集方式”の提案
- (2) ビル使用形態変化などによる大きな交通流変化が生じて、その変化を学習するに十分な個数の代表特徴ベクトルを生成する“平均出現頻度に基づく特徴ベクトル生成・消去方式”の提案
- (3) 上記学習論理を組み込んだ知能群管理システムと、従来の長待ち最小方式を組み込んだ群管理システムの性能評価を某ビルの実態調査結果に基づき明らかにする。

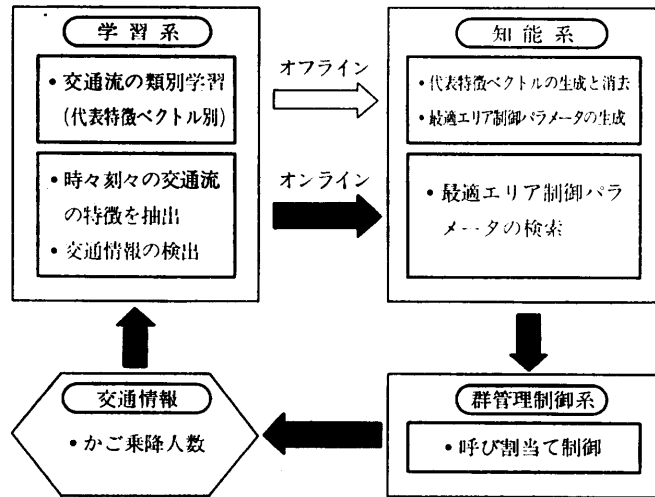


図 1 知能管理システムの概要

Fig. 1 Overview of the intelligent and supervisory control system for elevator group.

## 2. 知能群管理方式の概要

従来の群管理方式は、ビルの交通流変化に追従する機能をもたないことからビル竣工後の交通流変化や、ビル経年変化による交通流変化に対応できず、サービス性能が予想以上に低下する傾向にあった。

また、社会的ニーズである省エネルギー制御も 1~2 台のエレベータを休止することにより実現する方法のため、稼働台数の減少によりサービス性能が不連続的に悪化する欠点があった。

知能群管理方式は<sup>3)-5)</sup>、上記問題点を同時に解決可能な“エリア制御”に基づき、待ち時間の短縮と消費電力の低減という相反する条件を同時に満足する制御方式である。

図 1 に示すように、知能群管理システムは、「群管理制御系」に加え、「学習系」、「知能系」を備えている。学習系は、エレベータ乗客内乗降人数から時々刻々と変化する交通流を収集し、その特徴ベクトルを抽出して知能系へ渡すとともに、そのビルの代表的な交通流データを学習する。この学習した交通流を基に知能系は、内蔵群管理シミュレータによりシミュレーションを行いその性能評価結果に基づきエリア制御パラメータを生成するとともに、さらに新たな特徴ベクトルの生成を行う。また学習系から渡されたその時点の交通流の特徴ベクトルに最適なエリア制御パラメータの検索を行い、群管理制御系にその実行を指令する。群管理制御系は、その時点の交通流に最適なエリア制御パラメータのもとで知能群管理制御論理<sup>3)</sup>に従った呼び割当て処理を行う。

このように本システムでは、交通流の学習と学習に基づく交通流の発生予測、およびその交通流に最適なエリア制御パラメータの算出をいかに精度良く実現するかが、重要な問題となる。

## 3. 知能群管理の学習論理

ビルの本質的な交通流変化を学習するには、1 章で述べたように、(1)一時的な交通流かまたは本質的な交通流かを識別する機能、(2)ビル使用形態変化などによる大きな交通流変化が生じて、その変化を学習するに十分な個数の代表特徴ベクトルを生成する機能が要求される。そこで本章では、(1)を実現する“仮登録法に基づく交通流収集方式”と、(2)を実現する“平均出現頻度に基づく特徴ベクトル生成・消去方式”を提案する。

### 3.1 交通流データの収集と識別方法

本節ではまず交通流データの収集方法を述べ、後半でエリア制御に適した交通流識別関数について述べる。非常に単純な収集方法であるが、図 2 のようにかご内に荷重検出器を設置しておき、エレベータが目的階へ到着してから出発するまでのかご内荷重変化量と、かご内先行階呼びおよびホール呼びの登録状態を調べれば各階床の乗降人数を収集することができる。

このような方法で各階からエレベータへ乗り込む乗客の総和が  $P_{max}$  人に達するまで、各階ごとに収集し(この収集した交通流データを交通流と呼び、 $C(t_n)$  と記す。  $t_n$ : 収集開始時刻)、その特徴ベクトル  $U(t_n)$

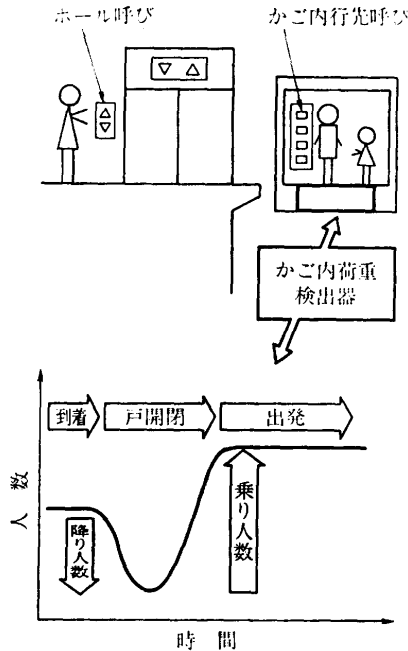


図 2 乗降人数収集方法

Fig. 2 Collection method of incoming and outgoing passengers on each floor.

に応じて交通流を分類すれば“人の流れ”を加味した交通流データの収集が可能である。ここで収集交通流  $C(t_n)$  は、下記のように表すことができる。

$$C(t_n) = (C_{in}^U(t_n, i), C_{in}^D(t_n, i), C_{ot}^U(t_n, i), C_{ot}^D(t_n, i))$$

$i = 1, 2, \dots, F_{max}$  ( $F_{max}$ : ビルの階床数)

$C_{in}^U(t_n, i)$ :  $i$  階から Up 方向へ移動するエレベータへ乗り込んだ人数

$C_{in}^D(t_n, i)$ :  $i$  階から Down 方向へ移動するエレベータへ乗り込んだ人数

$C_{ot}^U(t_n, i)$ : Up 方向へ移動するエレベータから  $i$  階へ降りた人数

$C_{ot}^D(t_n, i)$ : Down 方向へ移動するエレベータから  $i$  階へ降りた人数

また、 $P_{max} = \sum_{i=1}^{F_{max}} (C_{in}^U(t_n, i) + C_{in}^D(t_n, i))$ ,  $C_{in}^U(t_n, F_{max}) = C_{in}^D(t_n, 1) = C_{ot}^U(t_n, 1) = C_{ot}^D(t_n, F_{max}) = 0$  である。知能群管理方式にとって、このように収集した交通流  $C(t_n)$  の特徴としてどんな種類の特徴量を設定すべきかという問題は、非常に重要である。なぜなら、同一交通量であっても流れが異なっていれば待ち時間を最小化するエリア制御パラメータ値も異なるからである(文献(3)の雑居ビルと一社占有ビルのシミュレーション結果参照。また交通量とは、各階床からエレベータへの乗込み人数の総和を単位時間  $T$ (分)当りに正規

化した数値  $P_{max} \cdot T / (t_{n+1} - t_n)$  である)。これは、従来の群管理方式が“交通量”により群管理制御を行っていたのに対してエリア制御に基づく知能群管理方式は、“交通流”によりその制御を行えばさらにきめ細かな制御を実現できることを示している。以上の理由から、特徴ベクトル  $U(t_n)$  も“流れ”を加味する必要がありその要素として、各階からエレベータへ乗り込んだ総人数  $C^U(t_n)$ 、エレベータから各階へ降りた総人数  $C^D(t_n)$ 、さらに混雑している順に乗り込み混雑階床名  $f_{in}(t_n, j)$  とその階の乗り込み交通量  $C_{in}(t_n, j)$  ( $j = 1, 2, \dots, M$ )、降り混雑階床名  $f_{ot}(t_n, j)$  とその階の降り交通量  $C_{ot}(t_n, j)$  ( $j = 1, 2, \dots, M$ ) を特徴量として設定することにした。

特徴ベクトル  $U(t_n)$  は、下記のごとく単位時間  $T$ (分) 当りのベクトルに正規化したものである。

$$U(t_n) = (C^U(t_n), C^D(t_n), f_{in}(t_n, 1), \dots, f_{in}(t_n, M), C_{in}(t_n, 1), \dots, C_{in}(t_n, M), f_{ot}(t_n, 1), \dots, f_{ot}(t_n, M), C_{ot}(t_n, 1), \dots, C_{ot}(t_n, M))$$

(ただし  $M$  は混雑特徴階床数  $< F_{max}$ )

ここで特徴ベクトル  $U(t_n)$  の各要素は、交通流  $C(t_n)$  から下記の式を用いて算出することができる。

$$C^U(t_n) = \left( \sum_{j=1}^{F_{max}} (C_{in}^U(t_n, j) + C_{ot}^U(t_n, j)) \right) \cdot T / (t_{n+1} - t_n)$$

$$C^D(t_n) = \left( \sum_{j=1}^{F_{max}} (C_{in}^D(t_n, j) + C_{ot}^D(t_n, j)) \right) \cdot T / (t_{n+1} - t_n)$$

$f_{in}(t_n, j)$ : 第  $j$  番目の乗り込み混雑特徴階

$f_{ot}(t_n, j)$ : 第  $j$  番目の降り混雑特徴階

さらに第  $j$  番目の乗り込み混雑階の交通量  $C_{in}(t_n, j)$  と降り混雑階の交通量  $C_{ot}(t_n, j)$  も、それぞれ、

$$C_{in}(t_n, j) = (C_{in}^U(t_n, f_{in}(t_n, j)) + C_{in}^D(t_n, f_{in}(t_n, j))) \cdot T / (t_{n+1} - t_n)$$

$$C_{ot}(t_n, j) = (C_{ot}^U(t_n, f_{ot}(t_n, j)) + C_{ot}^D(t_n, f_{ot}(t_n, j))) \cdot T / (t_{n+1} - t_n)$$

のごとく算出することができる(ただし、 $j = 1, 2, \dots, M$ )。

以上述べた特徴ベクトル  $U(t_n)$  に基づいて交通流  $C(t_n)$  を登録済み代表特徴ベクトル  $V_L$  ( $L = 1, 2, \dots, L_M$ ) のいずれかに分類すれば、“人の流れ”を加味した形での分類が可能となる。

図 3 は、最小自乗法に基づく交通流識別関数  $H_L^{L*}(U(t_n))$  である。 $H_L^{L*}(U(t_n))$  は、 $L_M$  個の登録済み特徴ベクトル  $V_L$  ( $L = 1, 2, \dots, L_M$ ) の中で  $U(t_n)$  に最も類似した特徴ベクトル  $V_{L*}$  を決定する識別関数である。すなわち

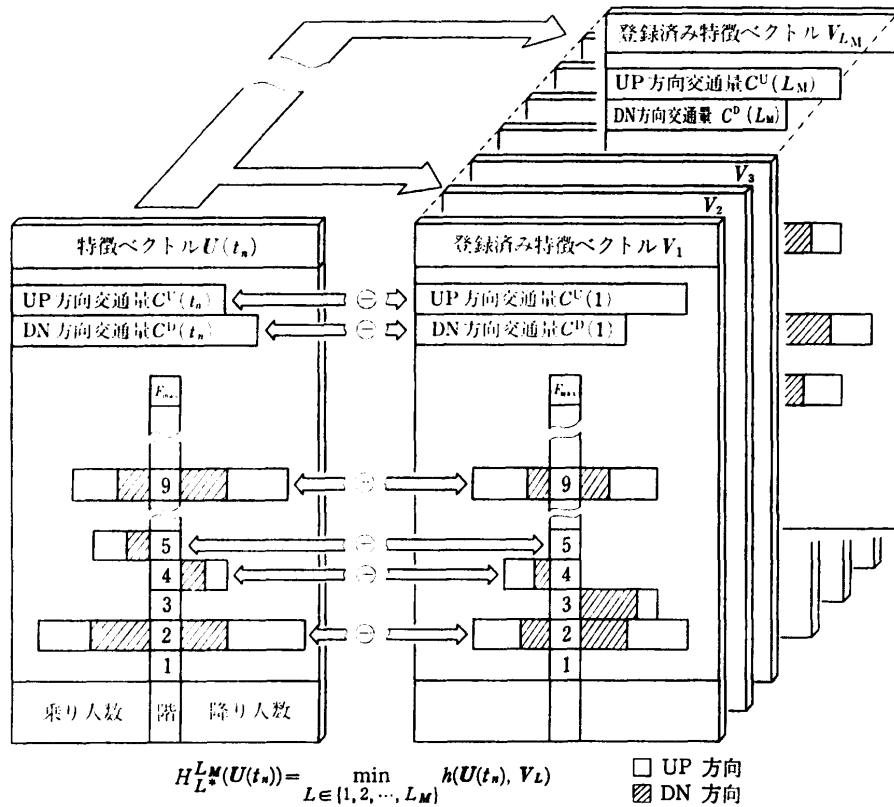


図 3 特徴ベクトルによる交通流の識別方法  
Fig. 3 The traffic flow discrimination method by feature vectors.

$$V_L = (C^U(L), C^D(L), f_{in}(L, 1), \dots, f_{in}(L, M), C_{in}(L, 1), \dots, C_{in}(L, M), f_{ot}(L, 1), \dots, f_{ot}(L, M), C_{ot}(L, 1), \dots, C_{ot}(L, M))$$

( $L=1, 2, \dots, L_M$ )

に対して

$$H_L^{L_M}(U(t_n)) = \min_{L \in \{1, 2, \dots, L_M\}} h(U(t_n), V_L)$$

$$h(U(t_n), V_L) = (C^U(t_n) - C^U(L))^2 + (C^D(t_n) - C^D(L))^2 + \sum_{j=1}^M (C_{in}(t_n, j) \ominus C_{in}(L, j))^2 + \sum_{j=1}^M (C_{ot}(t_n, j) \ominus C_{ot}(L, j))^2$$

ここで、

$$C_{in}(t_n, j) \ominus C_{in}(L, j) = \begin{cases} C_{in}(t_n, j) - C_{in}(L, j) & \text{if } \exists K, f_{in}(t_n, j) = f_{in}(L, K) \\ C_{in}(t_n, j) + C_{in}(L, j) & \text{if } \forall K, f_{in}(t_n, j) \neq f_{in}(L, K) \end{cases}$$

$C_{ot}(t_n, j) \ominus C_{ot}(L, j)$  についても同様である。

このように  $U(t_n)$  は、 $L_M$  個の特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=1, 2, \dots, L_M$ ) の中で関数  $h(U(t_n), V_L)$  を最小にする

特徴ベクトル  $V_{L^*}$  と同一種類と判断されることになる。これは、交通量ばかりでなく交通流を考慮した評価関数として以下の点で合理的と考えられる。

- ①  $j$  階が  $U(t_n)$  と  $V_L$  に共通の混雑特徴階であれば識別関数値  $H_L^{L_M}(U(t_n))$  は小さくなる。
- ②  $j$  階が  $U(t_n)$  または  $V_L$  一方だけの混雑特徴階であれば、識別関数値  $H_L^{L_M}(U(t_n))$  は、大きくなる。

しかし、前述したようにビルに全く新しいタイプの交通流が発生した場合、その交通流が一時的な特異交通流なのか、またはビルの本質的な交通流が変化しているのかを識別する必要がある。そこで我々は、代表特徴ベクトルである登録済み特徴ベクトルを本登録特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=1, 2, \dots, L_T$ ) と仮登録特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=L_T+1, \dots, L_M$ ) に分けて管理する仮登録法に基づく交通流収集方式を提案する [ここで、登録済み特徴ベクトルの最大数は  $N$  であるが、仮登録・本登録特徴ベクトルの個数は交通流変化に応じてダイナミックに変化する。このため、変数  $L_T$  と  $L_M$  を用いて、 $V_L$  ( $L=1, 2, \dots, L_T$ ) を本登録特徴ベクトル、 $V_L$  ( $L=L_T+1, \dots, L_M$ ) を仮登録特徴ベクトルとする]

$=L_T+1, \dots, L_M)$  ( $L_M \leq N$ ) を仮登録特徴ベクトルと記す].

この方法は、まず出勤時や昼食時のように必ず発生する特徴ベクトルだけを本登録特徴ベクトルとして初期設定し、その後収集した交通流データ  $C(t_n)$  から抽出した特徴ベクトル  $U(t_n)$  の中で特に重要な特徴ベクトルを選択して仮登録し、その後出現頻度が高くなった時にはじめて本登録する方法である。

このような2段階の登録方法を用いて、交通流  $C(t_n)$  を本登録特徴ベクトルのいずれかに分類し、収集する。一方、仮登録特徴ベクトルは、一時的な交通流の特徴ベクトルなのか、ビルに本質的な交通流の特徴ベクトルなのか現時点では判断できない特徴ベクトルである。そこで、各特徴ベクトルごとに、各々の特徴ベクトルと同一種類の交通流  $C(t_n)$  が、1週間平均何回出現したかを示す“平均出現頻度”を算出し、その平均出現頻度により、仮登録特徴ベクトルが一時的な交通流の特徴ベクトルなのかまたは、本質的な交通流の特徴ベクトルなのか判定することとした。これにより、仮登録特徴ベクトルは、本質的と判断された場合には本登録して交通流  $C(t_n)$  を収集することになるが、一時的と判断された場合には、不要な特徴ベクトルであるため消去することが可能になる。

以上述べた仮登録法による知能群管理の交通流収集方式を、図4を用いて説明する。

まず、交通流  $C(t_n)$  を  $P_{\max}$  人収集し、その特徴ベクトル  $U(t_n)$  を抽出する。次に登録済み特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=1, 2, \dots, L_T$ ) と仮登録特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=L_T+1, \dots, L_M$ ) の中から  $U(t_n)$  に最も類似した特徴ベクトル  $V_{L^*}$  を識別関数  $H_{L^*}^{L^*}(U(t_n))$  を用いて選出する。また、 $V_{L^*}$  が一時的または本質的な特徴ベクトルなのかを判定するために使用する登録済み特徴ベクトルテーブルの“出現頻度  $W_c(V_{L^*})$ ”へ1を加算し、 $V_{L^*}$  の出現頻度を更新する。さらに、一日の特徴記録テーブルの“時刻”, “特徴ベクトル”, “判定結果”へそれぞれ  $t_{n+1}-t_n$ ,  $U(t_n)$ ,  $V_{L^*}$  を記入する。この一日の特徴記録テーブルは、仮登録特徴ベクトルを選出する際に用いる。次に、交通流  $C(t_n)$  を収集するために本登録特徴ベクトル  $V_L$  ( $L=1, 2, \dots, L_T$ ) の中から識別関数  $H_{L^*}^{L^*}(U(t_n))$  を最小化する特徴ベクトル  $V_{i^*}$  ( $1 \leq i^* \leq L_T$ ) を算出し、一日の交通流収集テーブルの  $C_d(V_{i^*})$  へ  $C(t_n)$  を加算するとともに、収集時間 ( $t_{n+1}-t_n$ ) を“収集時間  $Hh(V_{i^*})$ ”へ加算する。

このように、登録済み特徴ベクトルを仮登録特徴ベ

クトルと本登録特徴ベクトルに分け、出現頻度の高い特徴ベクトルだけを本登録することにより、ビルの交通流が変化した場合でもビルの本質的な交通流を把握して収集することができる。

また、このように収集した交通流  $C_d(V_L)$  ( $L=1, 2, \dots, L_T$ ) は、下記の式のごとくその収集時間  $Hh(V_L)$  を用いて単位時間  $T$  (分) の交通流に正規化し、学習交通流  $C_i(V_L)$  を更新するために用いる。

$$C_i(V_L) = \alpha \cdot C_i(V_L) + (1-\alpha) C_d(V_L) \cdot T / Hh(V_L) \quad (\exists \alpha: 0 < \alpha < 1)$$

学習交通流  $C_i(V_L)$  は、群管理シミュレータへ入力して特徴ベクトル  $V_L$  に最適なエリア制御パラメータの算出に用いる重要な学習データである。

### 3.2 学習論理

ビルの交通流変化にすばやく追従するために、日ごとに現れる一時的な特異交通流を学習してその結果に基づき代表特徴ベクトルを修正すると意味のない交通流データを学習してしまうため、代表特徴ベクトルの修正は、慎重に行う必要がある。しかし、ビル納入後全く新しいタイプの交通流が発生した場合、その交通流がビルにとって本質的であれば学習してその交通流変化に追従する必要がある。

そこで本節では、前節で述べた“平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$ ” ( $L=1, 2, \dots, L_M$ ) を定義し、その後“特徴ベクトル生成・消去方式”を提案する。

平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  とは、“識別関数  $H_{L^*}^{L^*}(U(t_n))$  による判定の結果、特徴  $V_L$  をもつと判断された交通流の1週間当りの平均出現回数”のことであり、登録済み特徴ベクトルテーブルの出現頻度  $W_c(V_L)$  (図4) を用いて次式のごとく算出することができる(出現頻度  $W_c(V_L)$  は、“現在の週に、特徴ベクトル  $V_L$  をもつと判断された交通流が出現した回数”である)。

$$\bar{W}_c(V_L) = \alpha \cdot \bar{W}_c(V_L) + (1-\alpha) \cdot W_c(V_L) \quad \text{回/週} \quad (\exists \alpha: 0 < \alpha < 1)$$

前節で述べたように、平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  は、登録済み特徴ベクトル  $V_L$  を消去すべきか、または仮登録特徴ベクトルを本登録すべきかなどの判断に使用する。

以上の準備のもとに、交通流が一時的な特異交通流なのか、またはビルの本質的な交通流が変化しているのかを識別する“平均出現頻度に基づく特徴ベクトル生成・消去方式”を提案する。

この方式は、一日の特徴記録テーブル作成後、登録済み特徴ベクトルごとに収集した交通流の特徴ベクトル

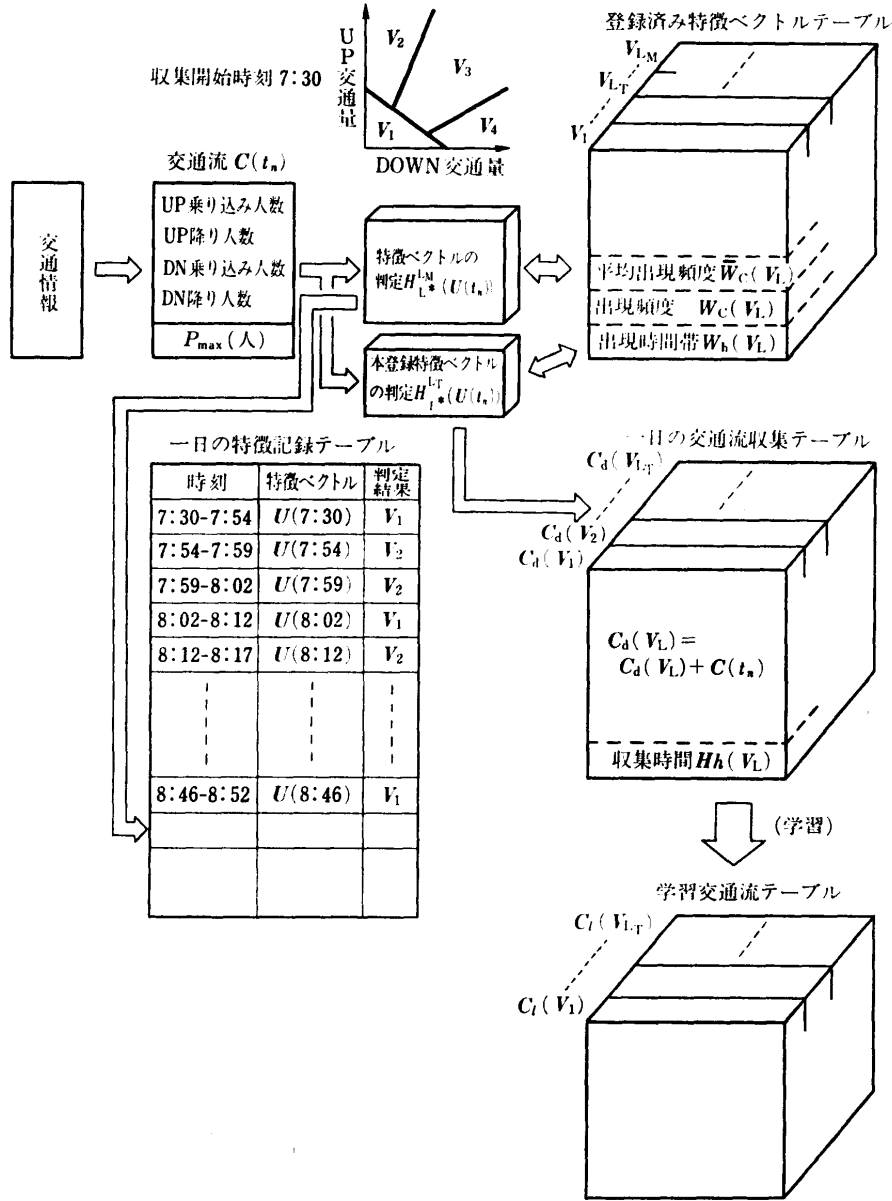


図 4 交通流データ収集方法  
Fig. 4 Traffic flow data collection method.

ルの分布状態を調べ、特に分散の大きな登録済み特徴ベクトルを対象に新たな特徴ベクトルを生成して仮登録する生成処理と、生成されてから1週間以上経過した登録済み特徴ベクトルを対象に、その平均出現頻度の低い特徴ベクトルを登録済み特徴ベクトルテーブルから消去する消去処理と、平均出現頻度の高い仮登録特徴ベクトルを本登録特徴ベクトルにする本登録処理の3種の処理ブロックから構成されている。

まず、特徴ベクトル生成処理の基本的な考え方を図5を用いて説明する。ここで特徴ベクトルは多次元で

あるが簡単化のため2次元的に表現してある。この図は、登録済み特徴ベクトル  $V_i$  と同一種類の交通流であると識別された収集交通流の特徴ベクトル  $u_1 \sim u_m$  を示したものである。この例を用いて新たな特徴ベクトルの生成処理を説明する。まず、 $V_i$  の最も近くに隣接している登録済み特徴ベクトル  $V_j$  を用いて、集合  $S(V_i)$  を下記のごとく定義する。

$$S(V_i) = \{u_k | LV_i < H_{L*}^{LM}(V_i - u_k)\}$$

$$LV_i = LV_j = \beta \cdot H_{L*}^{LM}((V_i - V_j)/2), 0 < \beta \leq 1$$

すなわち、 $S(V_i)$  の各要素は、“ $V_i$  を中心に半径

$\beta \cdot H_L^{\frac{1}{2}}((V_i - V_j)/2)$  の円外に存在する特徴ベクトル”である。例えば、図5では  $\beta=1$  のとき、 $u_1, u_4, u_5, u_6, u_7, u_m$  が  $S(V_i)$  に含まれることになる。

このように集合  $S(V_i)$  の要素数は、 $V_i$  を中心点として  $u_i (i=1, 2, \dots, m)$  がばらばらに分布している場合が増え、逆に  $V_i$  の近傍に集中している場合に減少する。このため、 $S(V_i)$  の要素数が少ない場合には、特徴ベクトル  $V_i$  は  $u_i (i=1, 2, \dots, m)$  の代表特徴ベクトルとしてふさわしいと判断して生成処理を行わず、逆に要素数が多い場合には  $V_i$  は代表特徴ベクトルとして不適と判断し  $V_i$  のほかに新たな代表特徴ベクトルを生成することにした。すなわち、 $S(V_i)$  の要素数を  $|S(V_i)|$  と表すと、生成条件式は、

$$|S(V_i)| \geq n \quad \text{for } \exists n > 0$$

となる。これは、“ $V_i$  を中心に半径  $LV_i$  の円外に存在する特徴ベクトルが  $n$  個以上存在すれば、生成処理を行う”ことを意味している。例えば、 $n=5$  とすると、 $|S(V_i)|=6$  なので生成処理を行うことになる。

次に、新たに生成すべき特徴ベクトル  $V_i^*$  の生成方法の考え方を説明する。

$V_i$  と  $V_i^*$  が代表特徴ベクトルとして共に存在意味をもつためには、各々の特徴ベクトルに属する  $u_l$  の個数が等しい方が望ましい。すなわち、特徴ベクトル  $u_l (l=1, 2, \dots, m)$  を二等分するような新たな特徴ベクトル  $V_i^*$  を  $u_l (l=1, 2, \dots, m)$  の中から選択することとした。このため、関数  $\phi, \varphi, T_1, T_2$  を下記のごとく定義する。

$$V_i^* = \min_{k \in \{1, 2, \dots, m\}} \phi(u_k)$$

$$\phi(u_k) = ||T_1(V_i, u_k) - T_2(V_i, u_k)||$$

$$T_1(V_i, u_k) = \{u_l | H_L^{\frac{1}{2}}(V_i - u_l) \geq H_L^{\frac{1}{2}}(u_k - u_l)\}$$

$$T_2(V_i, u_k) = \{u_l | H_L^{\frac{1}{2}}(V_i - u_l) \leq H_L^{\frac{1}{2}}(u_k - u_l)\}$$

for  $\forall u_l (l=1, 2, \dots, m)$

このようにして算出された  $V_i^*$  は、 $u_l (l=1, 2, \dots, m)$  を  $V_i$  とできる限り二等分するという意味で最も望ましい特徴ベクトルである。

例えば、図5に示すごとく  $u_7$  を代表特徴ベクトルとして生成するよりも  $u_6$  を代表特徴ベクトルとして

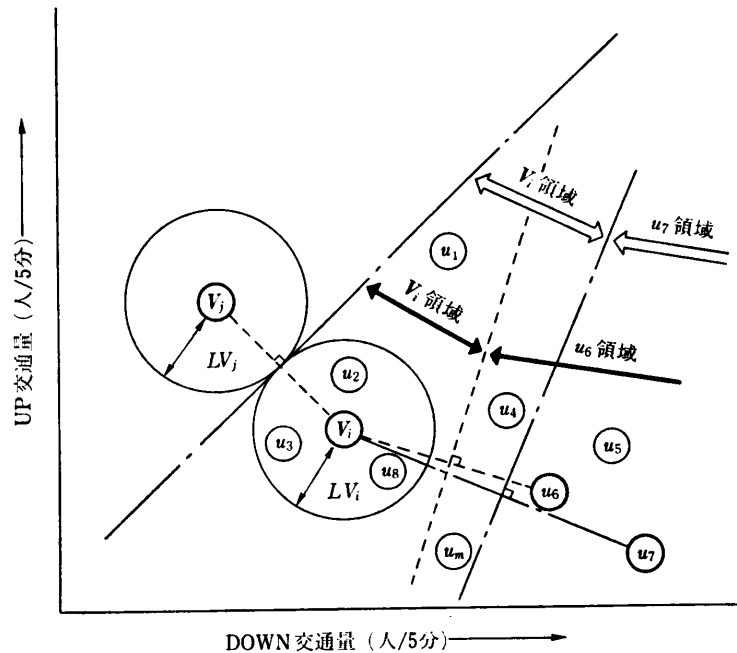


図5 特徴ベクトル生成方法と領域分割  
Fig. 5 Feature vector generation method and area partition.

生成した方が、 $V_i$  と二等分するという意味で望ましいことになる。

次に、特徴ベクトルの消去処理の考え方を説明する。消去すべき特徴ベクトルは、1週間以上仮登録または本登録され、かつその平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  が低い特徴ベクトルである。

我々は、平常日(月～金曜日)と特殊日(土、日曜日)のエレベータ利用状況が大きく異なっていることを知っている。このため1週間を経過していない登録済み特徴ベクトルは消去の対象とせず、1週間以上仮登録または本登録されている特徴ベクトルを対象に消去処理を行う。すなわち、平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L) \neq 0$  の特徴ベクトルを対象にする。このため平均出現頻度は、登録された時点から1週間を経過すると下記に示す式に従い、その値を更新する。

$$\bar{W}_c(V_L) = W_c(V_L) \quad (\bar{W}_c(V_L) = 0 \text{ の場合})$$

$$\bar{W}_c(V_L) = \alpha \cdot \bar{W}_c(V_L) + (1 - \alpha) \cdot W_c(V_L),$$

$(0 < \alpha < 1, \bar{W}_c(V_L) \neq 0 \text{ の場合})$

このように、過去の平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  と最近の1週間の出現回数  $W_c(V_L)$  から新たな平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  を算出することができる。このように更新された平均出現頻度に基づき、消去処理は  $\bar{W}_c(V_L) \neq 0$  を満足する特徴ベクトルの中から  $W_c(V_L)$  の小さい順に  $n_s$  個選び、登録済み特徴ベクトルテーブル

から消去する。

この結果、新しい特徴ベクトルを登録済み特徴ベクトルテーブルへ  $n_d$  個追加できることになる。

このように、ビルの交通流変化に追従するためには、十分な個数の特徴ベクトルを生成できる機能と、ビルの本質的な交通流が変化しているのかまたは一時的な交通流が発生したのかを判断する機能が必要であるが、“仮登録法による交通流収集方式”と“平均出現頻度に基づく特徴ベクトル生成・消去方式”により解決できる。

このほかに、学習すべきデータには、知能群管理システム内の内蔵群管理シミュレータへ入力すべき学習交通流  $C_d(V_L)(L=1, 2, \dots, L_T)$  と、本登録特徴ベクトル  $V_L(L=1, 2, \dots, L_T)$  の特徴量および登録済み特徴ベクトルの出現時間帯  $Wh(V_L)(L=1, 2, \dots, L_M)$  がある (図3参照)。まず、学習交通流  $C_i(V_L)$  の更新は、一日の交通流収集テーブルの  $C_d(V_L)$  と  $Hh(V_L)$  を用いて行う。すなわち、

$$C_i(V_L) = (1-\alpha) \cdot C_d(V_L) + \alpha \cdot C_d(V_L) / Hh(V_L)$$

により更新する。

本登録特徴ベクトル  $V_L(L=1, 2, \dots, L_T)$  は、学習交通流  $C_i(V_L)$  を有するため、その日の交通流  $C_d(V_L)$  を学習した後に改めて  $V_L$  を算出することにより、特徴ベクトル自身を修正することができる。これにより交通流変化に追従することが可能となる。

また、出現時間帯  $Wh(V_L)$  は、“特徴ベクトル  $V_L$  をもつ交通流  $C(t_s)$  が発生する時間帯”のことで、一日の特徴記録テーブルの“時刻”情報を基に設定する。これにより出勤時や昼食時のように必ず発生する交通流の“発生開始時刻”を予測することができる。

以上述べた知能群管理の学習論理の概要を図6に示す。学習は、図4の一日の特徴記録テーブルと一日の交通流収集テーブル作成後、特徴ベクトルの生成・消去処理、出現頻度の学習、出現時間帯の設定、それに前述した本登録特徴ベクトルの修正を行う。また、平均出現頻度  $\bar{W}_c(V_L)$  に基づき、本登録特徴ベクトルの見直しを行う。すなわち、仮登録、本登録特徴ベクトルの中から平均出現頻度の高い順に  $L_T$  個特徴ベクトルを選択し、本登録を行う。このようにして本登録された特徴ベクトルには、一日の交通流収集テーブル

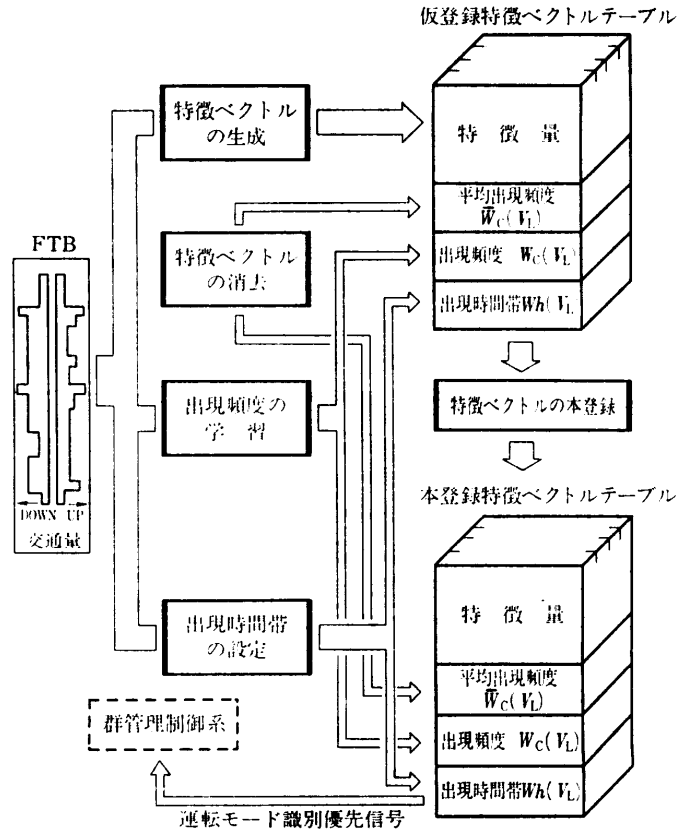


図6 知能群管理の学習論理  
Fig. 6 Learning logic of intelligent and supervisory control for elevator group.

と学習交通流テーブルが与えられ、翌日より交通流データの収集と学習を行うことができるようになる。

以上述べた学習論理に基づき、学習交通流を入力とした群管理シミュレーションを行えば、学習交通流に最適なエリア制御パラメータを算出することができる。

次に、学習論理に基づいて算出したエリア制御パラメータを群管理制御に適用する方法について簡単に説明する。

まず群管理制御系では、 $P_{min}$  人 ( $P_{min} \leq P_{max}$ ) 収集するごとに、その特徴ベクトル  $u(t)$  を算出し、本登録特徴ベクトルの中から識別関数  $H_L^T(u(t))$  を最小化する特徴ベクトルを求め、その最適エリア制御パラメータに基づき群管理運転を行うことを基本にしている。ただし、図6に示すごとく、現時点もしくは数分後に発生すると予測される交通流は、各特徴ベクトルの出現時間帯  $Wh(V_L)$  を調べることにより、その発生時刻を予測できるため、識別関数に重み付けをしてその発生時点を早目に認識できるように評価してい



る。すなわち、特徴ベクトル  $V_K$  をもつ交通流が数分後に発生すると予測される場合、現時点の収集交通流の特徴ベクトル  $u(t)$  は、下記の重み付けにより評価される。

$$H_L^T I(u(t)) = \min_{L \in \{1, 2, \dots, L_T\}} h'(u(t) - V_L)$$

$$h'(u(t) - V_L) = \begin{cases} \alpha \cdot h(u(t) - V_L), & 0 < \alpha < 1 \text{ (if } L=K) \\ h(u(t) - V_L) & \text{(if } L \neq K) \end{cases}$$

すなわち、現時点の交通流の特徴よりも、数分後に発生すると予測される交通流を早い時点で認識できるようにしている。これは、交通流が変化した場合、早目に対応することが、エレベータのマン・マシンインタフェース上効果があり、乗客のイライラ感を低減することができるためである。

#### 4. 知能群管理の学習効果

3章で提案した知能群管理の学習論理の有効性を確認するため、学習系が収集したエレベータの稼働状況とサービス性能ならびに知能系の特徴ベクトルの生成状況を自動的に出力する携帯型群管理稼働調査用モニタ装置を開発した。この装置を使って地下2階地上15階から成る大規模事務所ビルに納入した本システムの稼働調査を行った<sup>6)</sup>。

知能群管理システムの仕様を表1に示す。

実態調査は、知能群管理システムをビルへ納入して数週間経過した後、知能系の出力を群管理制御系へフィードバックする知能群管理方式と、フィードバックさせない従来群管理方式による群管理運転を実際に行い、前記モニタ装置を用いてデータを収集した。

表1 知能群管理システムの仕様  
Table 1 Specification of the intelligent and supervisory control system for elevator group.

群管理エレベータ	台数	6台
	速度	240m/min
交通流収集単位	$P_{max}$	100人
	$P_{min}$	20人
一日の特徴記録テーブルサイズ		200 エントリ
登録済み特徴ベクトル	本登録	20 エントリ
テーブルサイズ	仮登録	20 エントリ
一日の交通流収集テーブルサイズ		20 エントリ
学習交通流テーブルサイズ		20 エントリ
初期設定代表特徴ベクトル個数		8個

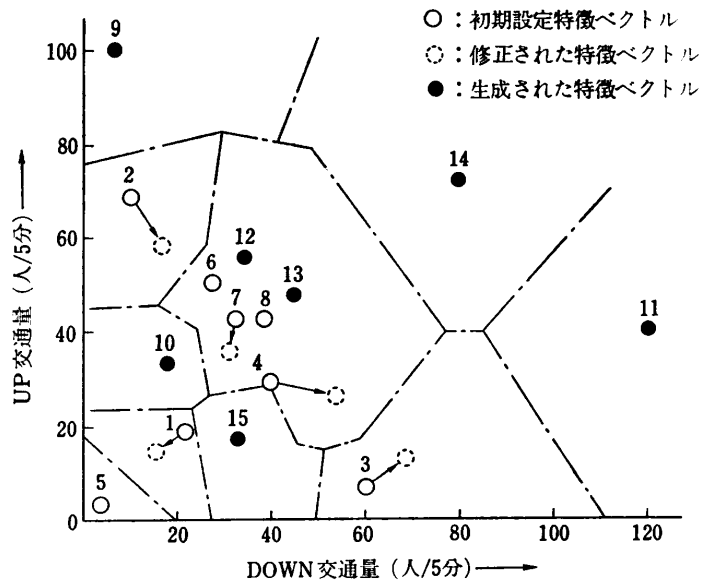


図7 代表特徴ベクトルの生成状況  
Fig. 7 Generation of feature vectors.

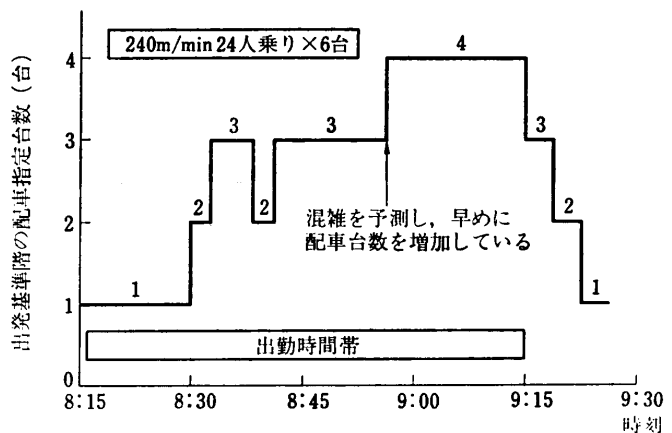
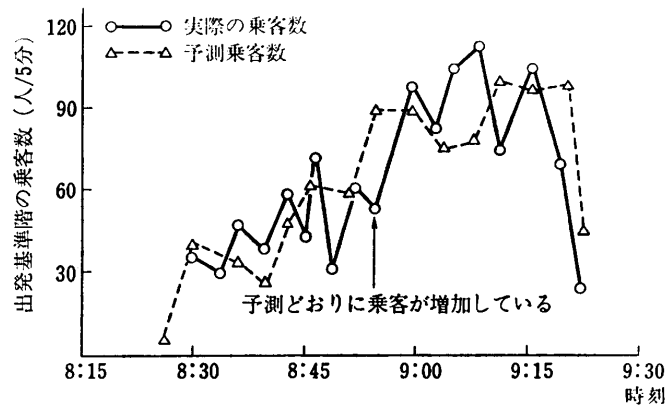


図8 出勤時間帯の乗客数変化に対する配車台数  
Fig. 8 Number of carried elevator cars by varying passengers in a morning rush hour.

#### 4.1 代表特徴ベクトルの生成状況

ビル納入前にあらかじめ初期設定しておいた特徴ベクトル 1~8 に基づく特徴ベクトルの生成状況を、方向別の交通量を縦軸と横軸に取り 2次元に略して表現したものを図 7 に示す。各初期設定特徴ベクトル (○印) は、実際の学習交通流に応じて矢印の位置 (⊙印) へ移り、それでも対応が不十分な特徴ベクトルは交通流の変化に対応するため新たに特徴ベクトル 9~15 (●印) を図 7 のごとく生成している。

収集した交通流データは、その特徴ベクトルがいずれの代表特徴ベクトル領域に位置するかにより識別されるので、知能群管理の代表特徴ベクトル生成方式は全体のバランスの取れた適切な生成処理を行っていることがわかった。

#### 4.2 学習交通流の状況と配車台数の変化

出勤時間帯の出発基準階 (ロビー) における実際の乗客数と、学習交通流に基づく知能系の予測乗客数の推移状況、および乗客数の変化を予測して出発基準階に配車されたエレベータ台数の推移状況を図 8 に示す。出勤時間帯の交通流は、登録済み特徴ベクトルの出現時間帯  $Wh(V_L)$  を基に、

数分後に発生する交通流を早目に予測していることから実際の乗客数増加に対する追従性が良い。また、従来群管理方式では出勤時間帯として設定した 8 時 15 分からの 1 時間は、交通流変化の予測を行うことができなかったため全台を出発基準階へ配車するしかなかったのに対し、知能群管理では出発基準階の混雑状況に応じたエレベータ台数を配車することが可能になり、その分他の階のサービスを向上させることができた。

#### 4.3 総合性能の調査結果

知能群管理システムは、時々刻々変化する交通流に適応して最適なエリア制御パラメータと学習交通流に基づく最適配車指令を、群管理制御系へフィードバックする構成としたことにより、従来群管理システムと比較して図 9 に示す待ち時間 (平均ホール呼び継続時間) の短縮効果があった。

この結果、知能群管理システムは、一日のほとんどの時間帯において、従来群管理より性能向上している

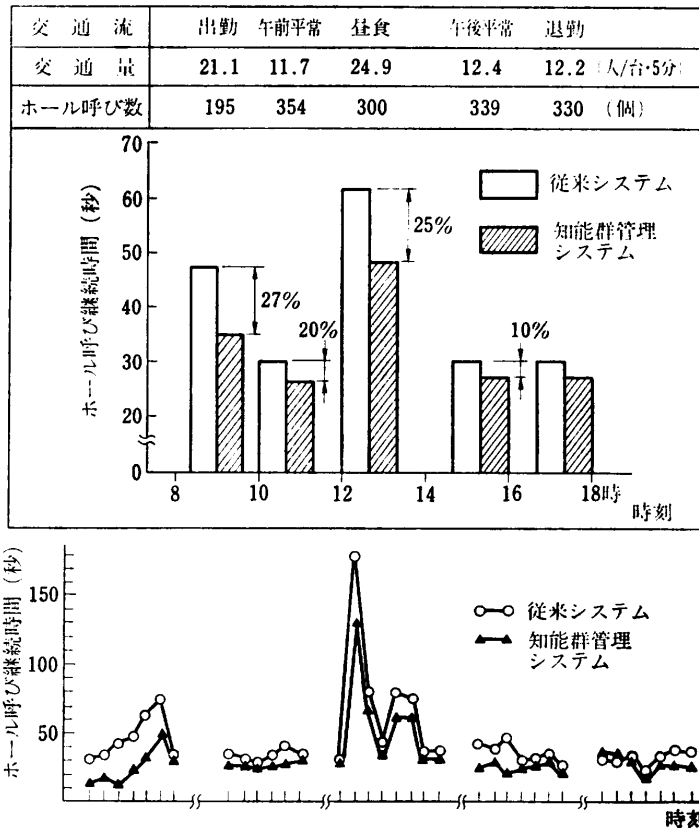


図 9 知能群管理システムと従来システムの一日の性能比較

Fig. 9 Performance comparison of the intelligent and supervisory control system and the conventional system in daily traffic flows.

ことがわかった。特に、最適配車効果と最適エリア制御パラメータの下で群管理運転を行った出勤時間帯、および顕著な特徴をもつ交通流が現れた昼食時間帯において、25% 以上の効果を確認できた。

#### 5. むすび

ビル内交通流変化に応じて、任意個数の特徴ベクトルを自動的に生成する学習論理、およびビル内に全く新しいタイプの交通流が発生した場合、その交通流が一時的な特異交通流なのか、またはビルの本質的な交通流が変化しているのかを識別する論理の実現手段として、“仮登録法に基づく交通流収集方式”と“平均出現頻度に基づく特徴ベクトル生成・消去方式”を提案した。

本提案の学習論理を組み込んだ知能群管理システムの性能を実態調査した結果、従来の学習機能をもたない群管理システムと比較して

①交通流変化にすばやく追従していること

- ②平均待ち時間を平常時において10%短縮  
 ③混雑時において25%以上短縮  
 するなど、サービス性能を大幅に改善できていることが確認できた。

### 参 考 文 献

- 1) 平沢, 河村ほか: 学習機械のエレベータ群管理制御への応用, 電気学会誌, Vol. 90, No. 7-12, pp. 1568-1576 (1970).
- 2) 荒屋, 辻ほか: エレベータ群管理のための交通状態学習方式, 電気学会全国大会論文集, p. 1796 (1982).
- 3) 黒沢, 平沢ほか: エレベータの知能群管理方式—その1: 呼び割当て論理—, 情報処理学会論文誌, Vol. 26, No. 2, pp. 278-287 (1985).
- 4) Sakai, Y. and Kurosawa, K.: Development of Elevator Supervisory Group Control System with Artificial Intelligence, *Hitachi Review*, Vol. 33, pp. 25-30 (1984).
- 5) 坂井ほか: 知能群管理エレベータシステムの開発, 日立評論, Vol. 65, No. 6, pp. 43-48 (1983).
- 6) 米田ほか: エレベータ知能群管理システムの原理と稼働調査結果, 電気学会全国大会論文集, pp. 1940-1941 (1986).

(昭和61年6月25日受付)  
 (昭和62年1月14日採録)



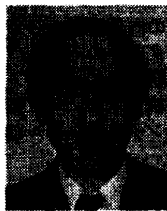
黒沢 憲一 (正会員)

昭和28年生。昭和55年東北大学大学院工学研究科修士課程情報工学修了。同年(株)日立製作所入社。知識処理計算機の命令アーキテクチャ, PROLOG 言語の最適コンパイラの研究に従事。人工知能マシンアーキテクチャ, 並列処理に興味をもつ。現在, 同社日立研究所第8部研究員。電子情報通信学会会員。



三浦 雅樹

昭和15年生。昭和39年茨城大学短期大学部電気工学科卒業。昭和35年(株)日立製作所日立研究所入社。回転機, 油圧機器, エレベータの振動騒音に関する研究に従事。現在エレベータ群制御, ワークステーション入力装置に関する研究に従事。



平沢宏太郎 (正会員)

昭和16年生。昭和39年九州大学電気工学科卒業。昭和41年同大学大学院修士課程修了。同年(株)日立製作所入社, 工学博士。最適制御, 制御用計算機, 画像処理, ワークステーション, 知識工学の研究に従事。現在, 同社日立研究所第10部部长。



米田 健治

昭和21年生。昭和40年砺波工業高等学校電気科卒業。同年(株)日立製作所水戸工場に入社。主として電子回路, マイクロコンピュータを応用したエレベータ制御システムの研究開発に従事。



坂井 吉男

昭和42年新潟大学電気工学科卒業。昭和44年同大学大学院修士課程修了。同年(株)日立製作所入社。現在同社水戸工場主任技師。エレベータ制御システムの開発に従事。



萩中 弘行

昭和20年9月28日生。埼玉県立浦和工業高校卒業。(株)日立製作所機電事業本部ビル施設技術部勤務。電気学会会員。