

旭川高専 ○島田 肇 渡辺美知子 古川 正志

要旨

物流CIMは、ハードウェア面で一貫したオンライン化が最近計られるようになったが、そのソフトウェアは現在開発の緒についたばかりである。本研究は、ソフトウェアを流通CIMシミュレーターと見なし、その中で自動倉庫のサイクルタイムの最適化を行なう方式を提案する。すなわち、SLAによるサイクルタイムの最適行動決定法を示し、数値計算によりその有効性を確認する。

1.はじめに

現在の物流システムのCIMは、自動倉庫に見られるように各機器のハード面ではある程度確立しているが、その機器を有効に活用するためのソフトウェアは必ずしも確立しているとはいえない。

本研究では、流通CIMシミュレーターを確立するソフトウェアの開発の一部として、自動倉庫の平均サイクルタイムの定式化を行ない、その最適値を求める。また、確率的学習オートマトン理論を導入し、学習を用いた最適なスタッカー・クレーンの行動決定の方式を示す。学習オートマトンにより得られたサイクルタイムは、平均サイクルタイムより短縮化され、十分に有効であることが確認された。

2. 平均サイクルタイムの定式化

スタッカー・クレーン型自動倉庫システムの性能は、出入庫に要する時間、すなわちサイクルタイムに大きく依存する。Fig.1に示される自動倉庫の平均複合サイクルタイムの定式化を行なう。まず、1サイクル当たりの移動時間をTime1,2,3,4の4つに分けると式は文献(1)から以下のようにになる。

(1) Time1;

$$\text{Time1} = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^{X-1} \left[\sum_{j=1}^{Y-1} \{ B(i-\text{Ent_x}, j-\text{Ent_y}) \} \right] \right]$$

(2) Time 2;

$$1) p=0, 1 \leq q \leq Y-1 のとき, Z(0,q)=X(Y-q)$$

$$2) 1 \leq p \leq X-1, q=0 のとき, Z(p,0)=Y(X-p)$$

$$3) 1 \leq p \leq X-1, 1 \leq q \leq Y-1 のとき, Z(p,q)=2(X-p)(y-q)$$

$$\text{Time2} = \frac{1}{n} \left[\sum_{q=1}^{Y-1} X(Y-q) \cdot B(0,q) + \sum_{p=1}^{X-1} Y(X-p) \cdot B(p,0) + \sum_{q=1}^{Y-1} \sum_{p=1}^{X-1} 2(X-p)(Y-q) \cdot B(p,q) \right]$$

(3) Time3;

$$\text{Time3} = \frac{1}{X \cdot Y} \left[\sum_{i=1}^{X-1} \left[\sum_{j=1}^{Y-1} \{ B(i-\text{Exit_x}, j-\text{Exit_y}) \} \right] \right]$$

(4) Time4; Time4=B(Ent_x-Exit_x, Ent_y-Exit_y)

ここで、nは全組み合わせ数で $n = \{X \cdot Y \cdot (X \cdot Y - 1)\} / 2$ 、

X、Yは倉庫を構成するラックの横と縦の個数、pは棚から棚への移動において棚一つ当たりの水平方向の移動量、qは垂直方向の移動量、B(p,q)は移動量が水平方向p、垂直方向qのときの移動時間、Z(p,q)は全組み合わせ数(n)の中に占めるそれぞれの同じ移動時間の個数である。

これらにより、平均複合サイクルタイム : CTは、

$$CT = \text{Time1} + 3 \cdot \text{Time2} + \text{Time3} + \text{Time4}$$

で求めることができる。この計算結果をFig.2に示す。

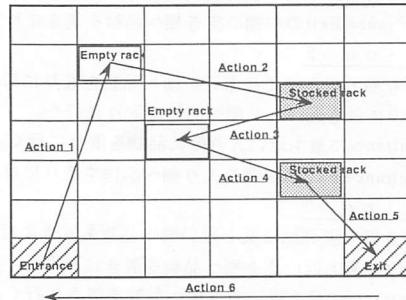


Fig.1 A warehouse model.

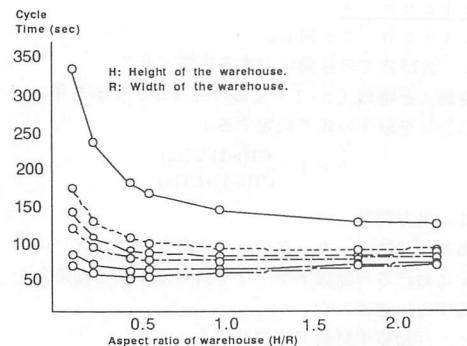


Fig.2 An average of cycle time.

3. S L Aによるサイクルタイムの最適化

サイクルタイムの最適化にS L Aを適用する。S L

Aは、次の5項目で記述できる。ここで、

$$S L A_i = \{s_i, A_i, b_i, \Phi_i, \Theta_i\} \quad (i=1,2,3,4)$$

s_i : 自動倉庫内の状態

A_i : 出力

b_i : 倉庫内での移動に対する応答 Φ_i : 出力関数

Θ_i : 行動確率更新アルゴリズム

である。これらは、以下の様に記述される。

(a) 自動倉庫内の状態 (s_i)

自動倉庫の空き棚及び品物が入っている棚(入り棚)の位置方向と距離に対し8種類と2種類に類別し、自動倉庫内の状態 s_i を16ビットのストリングで表す。

(b) 出力 (A_i)

出力は、自動倉庫内のスタッカー・クレーンの移動パターンとして、 $A_{i,k} = \{a_{i,k}; k=1,2,3,4\}$ と記述する。4アクションの移動パターンは以下である。

Action 1

a10: Entranceに最も近い空き棚に品物を置きに行く。
a11: Exitに最も近い空き棚に品物を置きに行く。
a12: 自動倉庫の中央の棚に品物を置きに行く。
a13: Entrance, Exitの中間の空き棚へ品物を置きに行く。

Action 2

a20: 入り棚で現在地に最も近い棚へ品物を取りに行く。
a21: Exitに最も近い入り棚へ品物を取りに行く。
a22: Entranceに最も近い入り棚へ品物を取りに行く。
a23: Entrance, Exitの中間の入り棚へ品物を取りに行く。

Action 3

a30: 空き棚で現在地に最も近い棚へ品物を置きに行く。
a31: Exitに最も近い空き棚へ品物を置きに行く。
a32: Entranceに最も近い空き棚へ品物を置きに行く。
a33: Entrance, Exitの中間の空き棚へ品物を置きに行く。

Action 4

Action 2と同じ。

(c) 倉庫内での移動に対する応答 (b)

時刻nと時刻(n-1)でのサイクルタイムを用いて応答bを以下の式で決定する。

$$b = 1 - \frac{CT(n-1) - CT(n)}{CT(n-1) + CT(n)}$$

(d) 出力関数 (Θ)

出力A(スタッカークレーンの行動パターン)は状態sにおける行動確率マトリクス Θ により行動集合から確率的に選ばれる。

(e) 行動確率更新アルゴリズム

オートマトンの行動確率matrixの学習更新には、 $S L R - \epsilon P$ (Linear Reward- ϵ Penalty in S-model)を用い、その更新法は μ と λ を[0, 1]の定数として、

次式で定める。

```

if s(n) = su and a(n) ≠ ak then
    pu,k(n+1) = pu,k(n) + μ b(n) pu,k(n) - λ (1-b(n)) (1-pu,k(n))
if s(n) = su and a(n) = ak then
    pu,k(n+1) = pu,k(n) - μ b(m) (1-pu,k(n))
                                + λ (1-b(n)) (1-pu,k(n))
if s(n) ≠ su then pu,k(n+1) = pu,k(n)

```

4. 計算機実験

本方法によりシミュレーションを行なった。Fig.1のような自動倉庫に対しラックの個数を各々共に200個とする。試行回数が0から400までのサイクルタイムを示す(Fig.3)。サイクルタイムが400~500(sec)に減少、収束していることが分かる。学習していないものと400回学習したものをそれぞれ100回の試行し、その行動分布を示す(Fig.4)。

5. おわりに

S L Aによるクレーンの行動決定は、平均サイクルタイムより良好な結果を導くことができた。また、行動パターンは、最近接の棚に移動するという知識を示している。

文献

- (1)森谷 優・飛沢宏哉; FAにおける保管、搬送システムのシミュレーション、北見工業大学研究報告、(1992)
- (2)K.S.Narendra and M.A.L.Thathachar; Learning Automata An Introduction, Prentice Hall(1989)

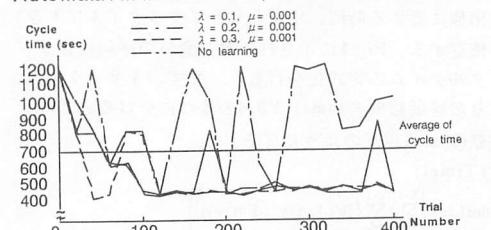


Fig. 3 Learning curve of SLA on the cycle time.

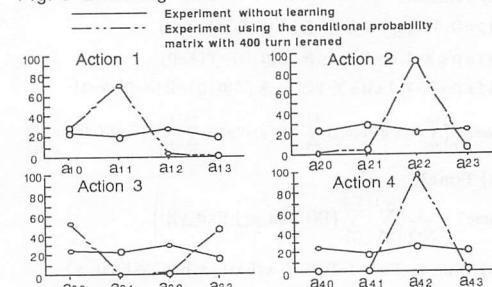


Fig. 4 Action distribution with and without learning.