西村悦子\*\*、今井昭夫\*\*\*、趙白\*\*\*\*、金子仁\*\*\*\*\* Etsuko NISHIMURA, Akio IMAI, Bai ZHAO and Hitoshi KANEKO

# 1.はじめに

昨今、日本の主要港はアジアの競合港の出現に伴い、 ハブ港としての地位が低迷している。その要因として、 日本の港湾の休日・夜間の荷役体制の不便さ、高いふ 頭使用料と荷役料金が挙げられる。また日本のほとん どのコンテナターミナルは公社ふ頭での利用が多く、 船会社へ専用貸しされており、現在のように取扱貨物 量が少ない場合、相対的なコスト高になってしまう。 そこで船会社への専用貸しをなくし、各船がどのバー スででもサービスを受けることができるような複数バ ースの共同利用(マルチユーザターミナルシステム) を日本の主要港に導入することを考える。

我々はこれに関する研究として、船の係留バースを 決定する方法<sup>[2,3,6]</sup>を検討している。ここではフィーダ ー船の外貿バースへの直付けを可能とし、通過貨物を 扱う場合には本船ならびにフィーダー船が常時隣接し て係留される保証がなければ、一方に対してはコンテ ナが近傍にない状態が発生すると考えられるため、各 船の荷役時間は係留バースにより異なることもあると 仮定している。しかしながら、ターミナル内の挙動は ブラックボックスとしており、トレーラーの作業の混 雑状況や荷役機器の投入台数等による時間変動は考慮 されていない。そこで船の荷役作業時間にヤード内の 作業状況を考慮するため、本研究では対象コンテナ船 の荷役作業時間を推定するモデルを開発する。

### 2.本船荷役作業シミュレーションモデル

本研究では、マルチユーザターミナルを対象として いるが、本研究実施のために現存するターミナルにお いて、現場での荷役作業内容の変更、および荷役機器 の投入台数など変動させることは不可能である。その

- \*\*\*\* 非会員 神戸商船大学 商船学部 輸送情報システム工学課程
- \*\*\*\*\* 非会員 日本海洋科学 海事事業グループ

ため、まずターミナルの荷役オペレーションのシミュ レーションモデルを構築し、このモデルにより得られ る各船の荷役時間とその他のデータを用いて推定モデ ルを構築する。

## (1)シミュレーションモデルの概要

コンテナターミナルで行われる作業は、主に本船荷 役と搬出入の荷役に分けられる。より現実的なモデル を構築するには、これら両方をモデル化するべきであ るが、ヤード内での荷役効率化のために一般にはコン テナの蔵置位置は輸入と輸出のブロックに区分され、 入港船の到着時期により、さらにそれらのブロック内 においても蔵置位置に区別がある。したがって、本船 荷役のための荷役作業と搬入搬出のための荷役作業と の間で影響し合うことは少なくなっている。このこと から、本研究では本船荷役のみをモデル化する。わが 国の港湾で多く導入されている荷役方式は多段積みに より狭い土地を有効利用ができる、トランステナー方 式である。そこで本研究ではトランステナー方式を採 用するターミナルをモデル化する。

図1は連続2バースを有するマルチユーザターミナ ルを示しており、コンテナ船2隻が係留されている状 態を示し、ガントリークレーン(GC)とトランステナ ー(YC)のスプレッダーによる作業サイクル、トレー ラーの走行サイクルを示す。

# (2)シミュレーションモデルの前提条件

シミュレーションモデルは以下の2つを構築し、そ



<sup>\*</sup> キーワード : 港湾計画, ターミナル計画

<sup>\*\*</sup> 正会員 工修 神戸商船大学助手 附属船貨輸送研究施設 (〒658-0022 神戸市東灘区深江南町 5-1-1, TEL: 078-431-6258, FAX: 078-431-6365, E-mail: e-nisi@cc.kshosen.ac.jp)

<sup>\*\*\*</sup> 正会員 工博 World Maritime University, Professor (Citadellsvagen 29, PO Box 500, S-201 24 Malmo, Sweden, TEL: +46-40-35-63-74, FAX: +46-40-12-84-42, E-mail: akio.imai@wmu.se, imai@cc.kshosen.ac.jp)

表1	各荷役機器の平均所要時間(分)と分布関数

	往路		復路(空荷)	
	次数	平均値	次数 k	平均値
GC 陸揚げ	16	0.8	15	0.7
GC 船積み	13	0.8	35	0.6
YC	19	1.2	6	0.9

れぞれに対し推定モデルを構築する。

モデルA:供用2バースマルチユーザターミナルモデルB:供用4バースマルチユーザターミナル

使用するデータは以前行った調査結果をもとに乱数 値で生成させる。まず船の到着間隔は指数分布関数、 荷役コンテナ数は揚げ積み別クレーンごとにそれぞれ 75~125の一様乱数で生成させ、各船に対して合計 300 ~500 個の荷役を行う。荷役作業時間は各荷役機器に 対し、コンテナ積載での移動と空荷での移動に分け、 表1に示す k次のアーラン分布を生成させる。各船の 荷役コンテナの蔵置位置は背後ヤードにあるのか、も しくは隣接バースの背後ヤードにあるのかというコン テナブロックでの区分を行い、一様乱数で生成させる。 なお、GC は船1 隻あたり2基、YC は GC1 基あたり2 台が担当するものとする。

## 3. 重回帰分析による荷役時間推定モデル

先で構築したコンテナターミナルのシミュレーショ ンモデルを用いて本船荷役作業時間、つまり係留開始 して荷役が始まり、2 基のガントリークレーンの荷役 作業がすべて終了して出港するまでの時間を計測する。 またその時に与えた荷役機器数等の時間変動に影響を 与えるであろう要因を使って、本船荷役作業時間を推 定するモデルを構築する。

#### (1)重回帰モデル

ここでは 10 種類の乱数の種から生成させたデータ を用いて計算を行った。またトレーラーの投入台数は GC1 基に対し1~5台で変化させ、3日間のシミュレー ションを実行した。構築した2種類のシミュレーショ ンモデルにおいて、各船の荷役作業時間に影響を与え ると考えられるのは当該船における荷役コンテナ数、 トレーラーの投入台数および係留バースと荷役コンテ ナの蔵置位置との間の距離である。そこでこれら3つ を説明変数、各船の荷役作業時間を従属変数として重 回帰分析を行った。すべての変数を対数変換したもの による結果が寄与率、偏回帰係数とも最善のものとな

#### 表2 重回帰分析による荷役時間推定モデル

従属変数 y:船の荷役時間				
		説明変数	偏回帰 係数	t 値
モデルA	寄与率	(定数)	2.79	5.82
	0.79	$x_1$	0.79	9.81
自由度	F値	$x_2$	-0.60	-44.62
593	695.79	$x_3$	0.01	0.29
<b></b> <i>μ </i>	寄与率	(定数)	1.71	2.31
u, 11 2	0.88	$x_1$	0.75	6.20
自由度	F値	$x_2$	-0.77	-40.84
894	458.16	$x_3$	0.29	16.78
$x_1$ :荷役コンテナ数、 $x_2$ :トレーラーの投入台数、 $x_3$ :係留バースと荷役コンテナの蔵置位置との間の距離				

### ったため、これを表2に示す。

寄与率は 79%、88%であり良好な値が得られている。 また有意水準 0.05、それぞれの自由度における F 値は 2.605 より、両モデルとも F 値の絶対値はそれより大 きく、統計的にも有意である。

偏回帰係数の符号は、荷役コンテナ数は両モデルと も正、トレーラーの投入台数は負であり、コンテナ数 が増えると時間がかかり、投入台数を増やせば時間短 縮につながる妥当な結果が得られている。さらに係留 バースと荷役コンテナの蔵置位置との間の距離につい ては、両モデルとも正で、距離が長くなると時間がか かるという妥当な結果になっている。しかしながら、 モデル A ではほとんどゼロに近く、時間への影響度は 小さいが、モデル B では A より大きく、バース数が増 え、距離の差が大きくなるとその影響度も大きくなる のがわかる。

次に偏回帰係数の検定ついては、有意水準 0.05、そ れぞれの自由度における t値は 1.645 より、荷役コン テナ数とトレーラーの投入台数の t値はその絶対値が それより大きく、統計的にも有意である。また距離に ついてはモデル A では有意ではないが、モデル B のよ うにターミナルの規模を大きくすることで統計的にも 時間への要因として有意となった。

### (2)モデルの推定精度

構築したモデルBを用いて荷役時間を推定し、シミ ュレーションによる観測値と推定モデルによる推定値 との単回帰分析を行う。説明変数、従属変数とも対数 変換したものであるため、推定値を求めるため式(1)の ように変換する。

$$y = e^{1.71} x_1^{0.75} x_2^{-0.77} x_3^{0.29}$$
(1)



図 2 重回帰モデルによる推定値との関係 表 3 重回帰モデルの推定精度

寄与率 $R^2$	0.905
F値(自由度257)	2421.395

図2には観測値と推定値との関係を示し、それらの 間の単回帰分析の結果を表3に示す。寄与率は約91% と高い相関関係が見られ、有意水準0.05で自由度にお けるF値は3.84より大きく、統計的にも有意であり、 推定モデルの信頼度も高いといえる。

# 4.ニューラルネットワークを用いた荷役時間推定モデル

先で説明した従来型の運用形態であれば、重回帰モ デルで荷役時間を十分推定できることが証明された。 しかしながら、今後例えば文献[7]で提案するような、 特定の GC にトレーラーを割当てずに、複数 GC に複 数トレーラーを割当る動的運用を行う場合、船とコン テナ蔵置場所が離れればその部分にはターミナル全体 の投入台数のうち大きな比率のトレーラーが割り振ら れることが予想され、距離が長くなれば荷役時間も長 くなるという関係が成立しなくなる。そのため重回帰 モデルで、前章のような結果が得られる保証はない。 この場合、対象とする問題の定式化やモデル化が困難 なものを解決するのに向いているニューラルネットワ ーク(NN)であれば、モデル化が可能であると考える。 そこでさらに、上で示した動的運用での推定問題を扱 うための前段階として、従来型の運用形態を前提に重 回帰モデル B での使用データを用いて、NN で推定モ デルを構築し、重回帰モデルとの推定精度比較を行う。

NN の学習アルゴリズムにおいて、一般に予測や推計の問題で用いられるのは、教師信号を必要とする階層型 NN である。教師信号として「予測したい観測値」

ここでは荷役時間を用いて NN からの出力と教師信号 とを比較することによってその差をできるだけ小さく するよう結合強度の値を変更して行き、推定モデルを 作成する。

図3に本研究で用いた階層型NNを示す。本モデル は入力層と出力層、隠れ層2つの4層構造からなり、 入力層の入力信号に前章で説明変数として用いた、荷 役コンテナ数、トレーラー投入台数、係留バースと荷 役コンテナの蔵置位置との間の距離、以上の3つを用 いているため、ニューロン数は3つになっている。各 層における入力信号は式(2)によって求められ、

 $x_{tj} = \begin{cases} I_j \quad (第t 層が入力層のとき) \\ \sum_{i \in NRt} w_{tij} y_{t-1i} (第t 層が入力層以外のとき) \end{cases}$ 

出力は設定する伝達関数で変換を行い、得られた y<sub>ij</sub> は次の層での入力信号の一部になる。出力層での出力 信号と教師信号との間の差を式(3)、(4)で示す誤差関数

$$E_{p}(w_{tij}) = \frac{1}{2}(O_{p} - D_{p})^{2}$$
(3)

$$E(w_{tij}) = \sum_{p \in DT} E_p(w_{tij})$$
(4)

で評価し、誤差がなるべく小さくなるような結合強度 (重み)を決定して学習は終了となる。決定した重み により入力層から出力層までの処理を1通り行い、得 られた出力が推定値になる。

なお、 $I_j$ は第 j ニューロンの入力データ、 $NR_t$ は第 t層のニューロン集合を示す。また  $O_p$ はデータ p におけ



る出力層 (第4層)の出力 y<sub>41</sub>を示し、D<sub>p</sub>はデータ p の教師信号、 $E_p(w_{tij})$ はデータpでの誤差関数、DTはデ ータの集合、*E(w<sub>tii</sub>)*は総誤差関数を示す。

# (1) 逆誤差伝播法(BP法)<sup>[1]</sup>

誤差関数の値が小さくなるような重みを求めるた めに BP 法を用いる。BP 法は最急降下法を用いている ため、以下のような式で重みを更新することができる。

$$w_{tij}^{(r+1)} = w_{tij}^{(r)} - \eta \frac{\partial E_p(w_{tij})}{\partial w_{tii}} \bigg|_{w_{tij} = w_{tij}^{(r)}}$$
(5)

なおパラメータηは学習率、rは更新ステップを示す。 また勾配ベクトルは次のように表現できる。

$$\frac{\partial E_p(w_{tij})}{\partial w_{tii}} = -\delta_{tj} y_{t-1i}$$
(6)

なお、第*t* 層第*j* ニューロンが出力層に属するとき、

$$\delta_{tj} = -(y_{tj} - D_p) \frac{\partial y_{tj}}{\partial x_{tj}}$$
(7)

第 t 層第 j ニューロンが出力層に属さないとき、

$$\delta_{tj} = \frac{\partial y_{tj}}{\partial x_{tj}} \sum_{k \in NR_{t+1}} \delta_{t+1k} w_{t+1jk}$$
(8)

のようになる。*t*+1 層のニューロンを *k* で表す。以上 の式(5)~(8)を用いて、出力層から入力層へ、第 t+1 層 から第t層へ逆方向に $\delta_{ti}$ を求め、重みを更新する。

# (2)各種パラメータ

まずニューラルネットで扱えるデータは生データ ではなく、アナログ(0~1)もしくはバイナリ(0/1) の数値であるため、次式<sup>[4]</sup>を用いて正規化を行う。

$$A = \frac{B + B\min}{B\max + B\min}$$
(9)

なお *B* は生データ、*A* は変換後の値を示す。

隠れ層のニューロン数は第2、3層とも30とし、学 習率ηは 0.9、重み係数の初期値は-0.3~0.3 の一様乱 数とした。学習終了条件は誤差が 0.001 以下か、学習 回数が2000回に到達したときとする。

伝達関数は式(10)に示すシグモイド関数を用いる。

$$y_{ij} = \begin{cases} x_{ij} \quad (第j 層が入力層のとき) \\ \frac{1}{1 + \exp(-x_{ij})} (第j 層が入力層以外のとき) \end{cases}$$
 (10)

なおこのとき、式(7)と(8)の $\frac{\partial y_{ij}}{\partial x_{ij}}$ は、式(11)となる<sup>[4,5,8]</sup>。

$$\frac{\partial y_{tj}}{\partial x_{tj}} = y_{tj} (1 - y_{tj}) \tag{11}$$



NN による推定値との関係 図4

表4	NN	による	モデノ	しの推定精度
1 2 2	T 1 T 1			

寄与率 $R^2$	0.859
F値(自由度257)	1551.874

## (3) モデルの推定精度

NN による推定値の推定精度を見るため、観測値と の相関関係を見たものが図4である。若干推定値の方 が時間が短くなる傾向が見受けられ、特に時間が長い ほどその傾向が強い。また観測値との単回帰分析の結 果を表4に示す。寄与率は86%で重回帰モデルよりは 若干落ちるが、F値は自由度におけるF値3.84より大 きく、統計的にも有意な結果を示しており、モデルの 信頼度も高いといえる。

### 5.おわりに

本研究ではターミナルの荷役シミュレーションモデ ルを用いて得られた計算結果をもとに各船の荷役時間 推定モデルを構築した。シミュレーションにおけるモ デル化の範囲にもよるが、構築した推定モデルを用い れば、船の到着前に荷役時間をある程度推定でき、係 留計画に活用できるものである。

#### 参考文献

[1] 馬場, 小島, 小澤, ニューラルネットの基礎と応用, 共立出版, 1994. [2] Imai, A., Nishimura, E. and Papadimitriou, S., The dynamic berth allocation problem for a container port, Transportation Research Part B, Vol.35, No.4, 87-103, 2001

[3] Imai, A., Nishimura, E. and Papadimitriou, S., Berth allocation with service priority, Transportation Research Part B (印刷中)

[4] Kermanshahi, B., ニューラルネットワークの設計と応用, 昭晃堂, 1999

[5] Kohzadi, N. et al., Neural networks for forecasting : An introduction, Canadian Journal of Agricultural Economics, Vol.43, 463-474, 1995.

[6] Nishimura, E., Imai, A. and Papadimitriou, S., Berth allocation planning in the public berth system by genetic algorithms, European Journal of Operational Research, Vol.131, No.2, 54-64, 2001.

[7] 西村, 今井, マルチユーザコンテナターミナルにおける動的ヤード

オペレーション,土木計画学研究・論文集,No.17,721-728,2000. [8] 豊田秀樹,非線形多変量解析 ニューラルネットによるアプローチ 朝倉書店, 1996.