魚群行動の群の大きさを推定する自己回帰モデル*

三宮 信夫**・中峯 浩***・田中 晶子****・松田 皎*****

An Autoregressive Model for Estimating the School Size of Fish Behavior*

Nobuo SANNOMIYA**, Hiroshi NAKAMINE***,
Akiko TANAKA**** and Ko MATUDA*****

This paper deals with mathematical modeling of fish behavior in a water tank. The model presented in our earlier papers describes the behavior of each individual in a school. Then, it is applicable to the case of small school.

In this paper, an aggregation model is presented on the basis of the following assumption: The schooling behavior of fish can be decomposed into two components. One is the motion of a representative of the school. The other is the variation of the school size. Since the model for the representative was presented previously, the present study is directed toward the model for the school size. An autoregressive model is presented for this purpose. The model order is determined by minimizing the *AIC*. The unknown parameters are estimated by applying the least squares algorithm. The validity of the autoregressive model is examined by a residual whiteness test and a simulation study.

1. 緒言

近年, 工学のみならず非工学的な種々の問題に対して, システム工学の手法が適用されるようになった. 現実の問題にシステム工学手法を適用する場合, 実システムの数学的モデルを作成し, そのモデルを用いて予測, 制御, 計画などの問題を議論する.

本研究は, 魚群行動を推定するために, 魚群行動モデルを作成することを目的としている. 特にこのような問題を取り上げた理由は, 魚群がどのような原理に基づいて行動するかということに関して確立された理論はな

く, 未知の問題であるからである. また, 水中における現象を扱うので, 十分な観測データを得ることが困難である. したがって, 魚群行動は漁業を通じて人間の経済活動と密接に関係があり, 比較的古くから研究されているにもかかわらずまだよくわかっていない現状にある. そこで, このような問題にシステム工学手法を適用して, 解決のための一つの示唆を与えることができるならば, それは意義のあることと考えられる.

本研究では, 水槽内を遊泳している魚群の行動を考察の対象とする. 水槽における魚の行動は, それ自体一つのモデルであるが, 行動を長時間記録することが容易なので, 水槽実験はデータ取得のためにしばしば行なわれている. フィールドにおけるデータが, 数学的モデル作成可能な程度に完備されていないので, 研究の一つの段階として, このような場合に限定して考察する.

これまでに提案されている魚群行動のモデルは, 魚群を構成する個々の魚の位置ベクトルの時系列データを必要とするため, 個体数が多い場合には取り扱うことが困難であった¹⁻³. 現状では, 魚群の個体数が3尾までについてしか適用されておらず, それ以上の個体数をもつ群を扱うには, 何らかの意味で集約化されたモデルを作

* 原稿受付 1988. 4. 22

** 京都工芸繊維大学 Kyoto Institute of Technology ; Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto 606, JAPAN

*** 京都工芸繊維大学 大学院 Graduate school, Kyoto Institute of Technology ; Matsugasaki, Sakyo-ku, Kyoto 606, JAPAN

**** 三菱電機 (株) Kyoto Works, Mitsubishi Electric Corporation ; Babazusho, Nagaokakyo-shi, Kyoto 617, JAPAN

***** 東京水産大学 Tokyo University of Fisheries ; Konan, Minato-ku, Tokyo 108, JAPAN

Key Words : modeling, parameter estimation, autoregressive model, *AIC*, fish behavior.

成しなければならない。

そこで、今回新たな試みとして、魚群の行動を代表個体の運動と代表個体のまわりで群の大きさが時間的に変化する現象に分解できると考えて、そのモデルを作成する。前者のモデル化は従来の方で取り扱えるので、本研究では後者のモデル化を考える。そのために、魚群を先頭の1尾とそれから最も離れた1尾との2尾で代表させる。この2尾の位置ベクトルから、魚群の大きさに関する自己回帰モデルを作成する。また、モデルの残差の白色性検定およびシミュレーションを行なうことによって、群の大きさを表わすモデルの妥当性を検証する。

2. モデル

2.1 従来のモデルの概要

魚群行動は、力学系のような確立した運動法則がまだ得られていないので、これまでに得られている知見や実験結果を解析して、これに物理的考察を加えてモデルを構成する。ここでは、これを物理モデルと呼ぶことにする。

魚群行動の物理モデルは、1950年代のBrederの研究以来本格的に始められた⁴。その基本的な考え方は、各個体を質点とみなして魚群の行動を質点系の運動方程式で記述するものである。いま、水深方向の運動を無視して個体の運動は2次元空間に限られると仮定する。このとき、システムの状態変数として、個体 i の位置ベクトルおよび速度ベクトルを、Fig.1に示すように、それぞれ $x_i = (x_i^1, x_i^2)^T$ および $\dot{x}_i = (\dot{x}_i^1, \dot{x}_i^2)^T$ とする。ここに、添字 T はベクトルの転置記号を示し、 $\cdot$ は時間 t に関する微分を表わす。これより、 N_f 尾の群の行動は、次の運動方程式で記述される。

$$m_i \ddot{x}_i(t) = F_i(t, x_i, x_j, \dot{x}_i, \dot{x}_j) \quad (1)$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N_f; i \neq j$$

ここに、 m_i は個体 i の質量、 F_i は個体 i に加わる外力

Fig. 1 Geometry of fish behavior

を表わす。

外力 F_i は個体 i の運動要因を表わすと考えて、その形を定める。Brederは、群を形成するためには群の中の個体間に相互誘引力が作用するとして、 F_i の形を与えた。これが魚群行動のモデル化の最初であり、その後坂井・鈴木⁵および稲垣・坂本・黒木⁶は、群の形成に関して検討を加えた。一方Balchenは、刺激に対する魚群行動を別の観点からモデル化した⁷。すなわち、彼のモデルでは安楽関数と呼ばれるスカラー関数を定義し、魚は常にこの安楽関数を最大化するように動くという仮説をたて、 F_i として安楽関数の勾配ベクトルを与えている。

著者らはこれまでに、上述の文献に示された知見を参考に、水槽実験の観察結果に基づいて(1)式の形のモデルを検討してきた¹⁻³。そのモデルにおいて関数 F_i は、未知パラメータを含む適当な関数形に仮定されている。いま、位置ベクトル x_i の値を離散時間 $t = n\Delta t$ ($n = 0, 1, 2, \dots$)でサンプリングして、 $t = n\Delta t$ における x_i の値を $x_i(n)$ と表わす。これより、 x_i の微分値を差分近似すれば、(1)式は次式のような離散時間系に変換される。

$$x_i(n+2) = 2x_i(n+1) - x_i(n) + \frac{(\Delta t)^2}{m_i} F_i \left[n\Delta t, x_i(n), x_j(n), \frac{x_i(n+1) - x_i(n)}{\Delta t}, \frac{x_j(n+1) - x_j(n)}{\Delta t} \right]$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N_f; i \neq j$$

$$n = 0, 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

その結果、シミュレーション¹または適当なパラメータ推定法^{2,3}を適用することによって、 F_i に含まれている未知パラメータを決定することができた。ただし、パラメータ推定法を適用するためには、時系列データ $\{x_i(n) : n = 0, 1, 2, \dots, N; i = 1, 2, \dots, N_f\}$ が必要である。しかし、群の個体数 N_f が多くなるとこの時系列データを取得する作業は困難になるので、現状では $N_f \leq 3$ 程度の場合にしかパラメータ推定の計算は実行されていない。この点で、多くの個体数を扱う場合には、各個体に注目せずに集約化されたモデルを考える必要がある。

2.2 群の大きさを表わすモデル

本節では、魚群行動を代表個体の運動と代表個体のまわりで群の大きさが時間的に変化する現象に分解して考える。魚群の行動には、特定のリーダは存在しないと言われている。また、先頭や最後の個体は、水槽実験の観察によれば群から離れて行動することがあるので、群の代表個体とみなすのは適当でない。したがって、代表個体は群のほぼ中心に位置する個体または群の重心とする。

さらに、群の大きさは先頭の個体と先頭から最も離れた個体の間の距離で表わすことにする。その場合、個体の位置ベクトル $x_i(n)$ は、 N_f の値に無関係に先頭および最後の二つの個体に注目してサンプリングすればよいことになり、時系列データの取得が容易になる。

代表個体の行動モデルは、従来のモデルを用いることができる。すなわち、(2) 式で N_f 尾中のある一個体のモデルを採用することができる。したがって、本論文では群の大きさを表わすモデルを考察する。

Fig. 2 に示すように、時刻 n における魚群の先頭の個体および先頭から最も離れた位置にいる個体の位置ベクトルを、それぞれ $x_1(n)$ および $x_2(n)$ とする。このとき、魚群の大きさは次のように与えられる。

$$r(n) = \sqrt{[x_1^1(n) - x_2^1(n)]^2 + [x_1^2(n) - x_2^2(n)]^2} \quad (3)$$

$r(n)$ の平均値は、次式で与えられる。

$$\bar{r}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r(n) \quad (4)$$

ここに、 N は時系列データのデータ数である。

いま、群の大きさの平均値からの変化分を表わす変数として

$$y(n) = r(n) - \bar{r} \quad (5)$$

を導入する。この $y(n)$ を用いて、群の大きさが時間的にどのように変化するかを表わす次式の自己回帰モデルを考える。

$$y(n) = - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) + e(n) \quad (6)$$

ここに、(6) 式の右辺第 1 項は $y(n)$ の予測値で、次数 p および係数 $a_i (i=1, 2, \dots, p)$ は未知である。また、第 2 項は残差を表わす。

(6) 式のモデルは、群の大きさの変化が代表個体の運動と独立であるという仮説のもとで作られた最も簡単なものである。本論文では、まずこのモデルについて水槽

実験から得られる時系列データを用いてパラメータ推定を行ない、得られたモデルの妥当性を検証する。つぎに、代表個体の運動に依存するモデルについても検討する。

3. 水槽実験によるデータの取得

水槽実験における数尾の魚の行動記録から、魚の位置ベクトルの時系列データを取得する方法を述べる。

Fig. 3 は、水槽実験装置の概観を示す。この装置は、松田・鈴木・兼広⁸ が網模型に対する魚群行動を調べるために用いたもので、本実験もその実験で得られた経験に基づいて行なわれた。水槽の大きさは、横 150 cm、縦 100 cm で水深は 7 cm である。実験に先立って外部からの影響を極力少なくするために、水槽のまわりをカーテンでおおい、水槽内に影が生じないように上部から照明を一様に当てた。魚は音に敏感なので、実験中は音をたてずに静かな状態を保った。魚群の行動の様子は、水槽上部中央に設置したビデオカメラで撮影し、ビデオテープに収録した。このとき同時に、ビデオタイマによって 1/100 秒刻みの時刻をテープに記録した。

このようにして得られた画像データを、イメージプロセッサおよびパーソナルコンピュータを用いて時系列データに変換した。そのために、録画した画像データをビデオデッキで再生し、画像上の時刻表示をもとに 0.5 秒ごとに画面を静止させ、モニタ上の魚の位置をマウスでサンプリングした。その位置は、パーソナルコンピュータによって水槽に固定した座標上の位置ベクトルとして出力される。この操作を繰り返すことによって、各個体の時系列データを取得した。

実験に用いた魚は、体長 3~5 cm、平均体重 2.58 g のタイリクバラタナゴ (*Rhodeus ocellatus ocellatus*) である。この魚を用いた理由は、比較的良好に群を作り適当な速さで泳ぎまわること、入手しやすく飼育が簡単であること、学習による条件付けを受けにくく⁹ 同一条件下で繰り返して用いる場合に適していることなどである。

Fig. 2 Definition of school size

A ; water tank, B ; video camera, C ; television, D ; video tape recorder, E ; personal computer

Fig. 3 The equipments of water tank experiment

上記の実験は、魚群の個体数 N_f が2尾、3尾、5尾および10尾の場合について行なった。一例として、3尾の魚の行動軌跡を Fig. 4 に示す。得られたデータ数は1,200個 ($\Delta t = 0.5$ 秒として10分間のデータ)である。また、Fig. 5 は種々の N_f の値に対して魚群の大きさの平均値 $\bar{r}$ を求めたものである。ただし、データ数はいずれの N_f の値の場合も $N = 1,000$ である。同図より、群の大きさの平均値は個体数とともに増加することがわかる。

Fig. 4 Example of fish trajectory ($N_f = 3$)

Fig. 5 The mean value of school size ($N = 1,000$)

4. パラメータ推定

魚群の先頭および最後の個体の位置ベクトルの時系列データを前節で述べた方法によって求めると、(5)式で与えられる変数 $y(n)$ の時系列データが得られる。これを用いて(6)式の自己回帰モデルの未知パラメータを推定する。

便宜上、次式を定義する。

$$\theta \triangleq (-a_1, -a_2, \dots, -a_p)^T \quad (7)$$

$$z(n) \triangleq [y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-p)]^T \quad (8)$$

このとき、(6)式は次のように表わされる。

$$y(n) = z^T(n)\theta + e(n) \quad (9)$$

未知パラメータ θ は、簡単のため時間的に一定であるとする。 θ を求めるアルゴリズムとしては、逐次形最小2乗法を用いる。すなわち、モデルの次数 p を適当な値に固定するとき、未知パラメータの推定値 $\hat{\theta}$ は、次式から逐次的に求められる¹⁰。

$$\left. \begin{aligned} \hat{\theta}(n+1) &= \hat{\theta}(n) + k(n+1) [y(n+1) - z^T(n+1)\hat{\theta}(n)] \\ k(n+1) &= \frac{P(n)z(n+1)}{1 + z^T(n+1)P(n)z(n+1)} \\ P(n+1) &= [I - k(n+1)z^T(n+1)]P(n) \\ n &= 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

$$\hat{\theta}(0) = 0, \quad P(0) = 10^4 I \quad (11)$$

ここに、 I は単位行列を表わす。初期値 $P(0)$ は、いくつかの試算の結果上式の値が適当であると考えられたので、これを用いる。

Fig. 6 は、一例として $N_f = 3$ 、 $p = 2$ の場合のパラメータ a_1 および a_2 の収束状況を示す。ほかの場合もこ

Fig. 6 The parameter estimates for the case where $N_f = 3$ and $p = 2$

れと同様の収束状況を示したので、データ数は $N = 1,000$ 程度で十分であることがわかる。

次数 p の決定は、パラメータ推定と独立に行なえないので、まず p の値を 1 から 10 まで変えて、それぞれについてパラメータ推定を行なう。つぎに、最適次数を決定するために、次式で与えられる情報量基準 AIC を計算し、それが最小となる p の値を求める¹⁰。

$$AIC(p) = N \log \hat{\sigma}_e^2 + 2p \quad (12)$$

ここに、 $\hat{\sigma}_e^2$ は残差 $\hat{e}(n)$ の分散の推定値で、次式で与えられる。

$$\hat{e}(n) = y(n) - z^T(n)\hat{\theta} \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_e^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{e}^2(n) \quad (14)$$

Fig. 7 は、種々の N_f の値に対して AIC の変化の様子を示したものである。この結果を検討すると、2 尾の場合には厳密には $p = 6$ で AIC は最小となるが、 $p \geq 2$ ではほぼ一定とみなすことができる。同様に 3 尾の場合は $p = 3$ で最小値をとり、5 尾と 10 尾の場合は $p = 2$ で最小値をとっている。これより、このモデルに関してはおおむね 2 次または 3 次が最適次数であると考えられる。

Table 1 は、種々の N_f の値の場合におけるパラメータの推定値 $\hat{\theta}$ を示す。また、Fig. 8 は、パラメータの推定値が魚群の個体数によってどのように変化するかを示している。これより、 $N_f \geq 3$ の場合には、パラメータの推定値は N_f の値に依存せずにはほぼ一定になることがわかる。このことは、 $\bar{r}$ が N_f とともに増加するのに比べて、対照的な結果を示している。

Fig. 7 Variation of AIC with p for the model (9) ($N = 1,000$)

Table 1 Parameter estimates for the model (9) ($N = 1,000$)

(i) $N_f = 2$			
	$-a_1$	$-a_2$	$-a_3$
$p = 2$	0.924	-0.260	
$p = 3$	0.943	-0.327	0.073
(ii) $N_f = 3$			
	$-a_1$	$-a_2$	$-a_3$
$p = 2$	1.349	-0.513	
$p = 3$	1.394	-0.631	0.087
(iii) $N_f = 5$			
	$-a_1$	$-a_2$	$-a_3$
$p = 2$	1.288	-0.345	
$p = 3$	1.279	-0.311	-0.027
(iv) $N_f = 10$			
	$-a_1$	$-a_2$	$-a_3$
$p = 2$	1.442	-0.545	
$p = 3$	1.444	-0.550	0.004

Fig. 8 Variation of parameter estimates with N_f ($N = 1,000$)

5. 自己回帰モデルの妥当性の検討

本節では、このようにして得られた自己回帰モデルの妥当性を二つの方法で検討する。

5.1 残差の白色性の検定

モデルの同定が適切であるならば、残差は白色雑音になると考えられる。そこで、残差の白色性を検定することによって、モデルの妥当性を検証する。

残差 $\hat{e}(n)$ の自己相関関数は、次式で与えられる。

$$\hat{\phi}(l) = \frac{1}{N-l} \sum_{n=1}^{N-l} [\hat{e}(n) - \bar{e}][\hat{e}(n+l) - \bar{e}] \quad (15)$$

$$l = 0, 1, 2, \dots, L$$

ここに,

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \hat{e}(n) \quad (16)$$

である。また、正規化された相関関数は,

$$\hat{\rho}(l) = \hat{\phi}(l) / \hat{\phi}(0) \quad l = 0, 1, 2, \dots, L \quad (17)$$

で与えられる。相関関数の個数 L としては、 $L < N/4$ の値を選ぶ¹¹。

Fig. 9 は、 $N=1,000$ および $L=50$ として計算した $\hat{\rho}(l)$ の値を示す。 $\hat{e}(n)$ が定常ガウス過程であるとして、この結果を定量的に把握する。95% の信頼区間をとり、 $\hat{\rho}(l)$; $l = 1, 2, \dots, L$ を計算して、それらの値のうち $[-1.96/\sqrt{N}, 1.96/\sqrt{N}]$ の範囲外にある個数 L_a を求める。Fig. 9 における点線は、この範囲の境界のレベルを表わす。もしも $L_a/L < 0.05$ ならば、白色性の仮説は棄却する理由がないので容認される。また、

$$\chi_L^2 = N \sum_{l=1}^L \hat{\rho}^2(l) \quad (18)$$

は自由度 $N-p$ の χ^2 分布に従うことを利用して χ^2 検定を行なう¹⁰。Table 2 は、これらの検定結果を示す。これより、 $N_f \geq 3$ の場合には残差はほぼ白色雑音であり、この自己回帰モデルは妥当であるとみなすことができる。

Fig. 9 Autocorrelation of residual ($N = 1,000, L = 50$)

Table 2 Whiteness test of residual for the model (9) ($N = 1,000, L = 50$)

(i) $p = 2$

	$N_f = 2$	$N_f = 3$	$N_f = 5$	$N_f = 10$	Acceptance level
$\bar{e}$	-0.003	-0.001	-0.020	-0.007	
$\hat{\sigma}_e^2$	2.259	7.635	5.624	9.277	
L_a/L	0.10	0.04	0.06	0.02	0.05
χ_L^2	76.07	56.33	61.14	50.03	65.09

(ii) $p = 3$

	$N_f = 2$	$N_f = 3$	$N_f = 5$	$N_f = 10$	Acceptance level
$\bar{e}$	-0.003	0.001	-0.021	-0.008	
$\hat{\sigma}_e^2$	2.247	7.577	5.620	9.277	
L_a/L	0.06	0.04	0.06	0.02	0.05
χ_L^2	67.00	47.33	59.96	50.01	63.92

一方、 $N_f = 2$ の場合には $p = 2$ または 3 では残差を白色とみなせるかどうか微妙で、次数をもう少し増やす方がよいと思われる。実際、Fig. 7 より $p = 6$ が最適次数になっている。しかし、2尾の場合は群として扱うには個体数が余りに少ない場合なので、ここではこの結果をそのまま表示するのにとどめておくことにする。

5.2 シミュレーション

本節では、得られたモデルを用いてモンテカルロシミュレーションを行ない、その結果を実験結果と比較する。

(9) 式で次数を $p = 3$ とし、パラメータ a_i にその推定値 $\hat{a}_i$ を与える。 $\{e(n); n = 0, 1, 2, \dots\}$ として、Table 2 に示されている残差の平均値および分散と同じ平均値および分散をもつ正規乱数を与える。

初期値としては、 $z^T(1) = [y(0), y(-1), \dots, y(1-p)]$ に実験値をそのまま与え、以下 (9) 式に基づいて逐次 $y(n)$ を求める。実際の魚群の大きさは、(5) 式より $r(n) = y(n) + \bar{r}$ である。また、群の大きさは、個体の体長を考慮したある一定の値以上でなければならないので

$$r(n) \geq r_{\min} \quad (19)$$

とする。(19) 式が成立しない場合には、乱数 $e(n)$ をもう一度与え直して、常に (19) 式を満たすようにする。 $r_{\min}$ の値としては、 $N_f = 2$ および 3 の場合には 1 尾分の個体長を考慮して $r_{\min} = 3$ cm、 $N_f = 5$ および 10 の場合には 2 尾分の個体長を考慮して $r_{\min} = 7$ cm とした。

Fig. 10 は、このようにして得られたシミュレーション結果を、 $N_f = 2, 3, 5$ および 10 の各場合について示したものである。同図には、

Fig. 10 Comparison between experimental and simulation results

実験で得られた時系列データも合わせて示した。両者の結果を比較すると、その挙動はよく似ていることがわかる。ただし、実験結果では $r(n)$ の値が異常に大きい値をとる時刻が存在する。魚群行動のビデオ記録を観察すると、そのような時刻では群の中の1尾だけが群から飛び出して行動していることがわかった。このモデルではそのような行動を説明することはできないが、個体数が増加するとそのような例外的な行動をする個体がごく少数であるが現れる。したがって、群全体の平均的な動きや大きさを表わすモデルとしては、本モデルは妥当であると考えられる。

6. 代表個体の運動に依存するモデル

(6) 式または (9) 式は、群の大きさの変化が代表個体の運動と独立であると仮定して作られたモデルである。本節では、この仮定が妥当であるかどうかを検討する一つの試みとして、代表個体の速度が群の大きさにどのように影響を与えるかを考える。そのために、魚群の大きさの時系列データと代表個体の速度に関する時系列データを用いて、魚群の大きさの変化を表わすモデルを作成する。

いま、代表個体の位置ベクトルの時系列データを

$\{x_G(n); n = 0, 1, \dots, N\}$ とする。このとき、時刻 n における代表個体の速度は、次式で与えられる。

$$v(n) = \frac{1}{\Delta t} \times \sqrt{[x_G^1(n) - x_G^1(n-1)]^2 + [x_G^2(n) - x_G^2(n-1)]^2} \quad (20)$$

代表個体の速度の平均値からの変化分を表わす変数として、

$$\begin{cases} u(n) = v(n) - \bar{v} \\ \bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N v(n) \end{cases} \quad (21)$$

を導入して、次のようなモデルを考える。

$$y(n) = -\sum_{i=1}^p a_i y(n-i) + \sum_{i=1}^p b_i u(n-i) + e(n) \quad (22)$$

便宜上、(22) 式を次のように表わす。

$$y(n) = \xi^T(n) \phi + e(n) \quad (23)$$

ここに、

$$\phi \triangleq (-a_1, -a_2, \dots, -a_p, b_1, b_2, \dots, b_p)^T \quad (24)$$

$$\xi(n) \triangleq [y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-p), u(n-1), u(n-2), \dots, u(n-p)]^T \quad (25)$$

これより、パラメータ ϕ の推定は、(9) 式のモデルの場合と同様に扱うことができる。代表個体の位置ベクトルとして、ここでは群の重心の位置ベクトル

$$x_G(n) = \frac{1}{N_f} \sum_{i=1}^{N_f} x_i(n) \quad n = 0, 1, 2, \dots, N \quad (26)$$

を用いる。 $N_f = 2$ または 3 とし、 $N = 1,000$ とする。

Fig. 11 は、この場合の情報量基準 AIC の変化を示

Fig. 11 Variation of AIC with p for the model (23) ($N = 1,000$)

す。同図より、最適次数は $p=3$ であることがわかる。Table 3 は、この場合のパラメータ推定値 $\hat{\phi}$ を示す。また、Table 4 は、このようにして得られた (23) 式のモデルの残差の白色性検定の結果である。Table 3 を Table 1 と比較すると、(23) 式のモデルの群の大きさに関する部分のパラメータ $\hat{a}_i$ は、(9) 式のモデルの対応するパラメータ値とほぼ同じであるといえる。また、(23) 式のモデルで重心の速度に関するパラメータ $\hat{b}_i$ は十分小さい値である。一方、Table 4 を Table 2 と比較すると、両者のモデルの白色性検定の結果はほぼ同程度であるとみなすことができる。これらの結果より、群の大きさの変化を表わすモデルに群の重心の速度に依存する項を付加したとしても、その効果はあまり顕著ではないと考えられる。(23) 式のモデルでは、そのパラメータを推定するために群の重心の位置ベクトル、すなわち全個体の位置データが必要になる。一方、(9) 式のモデルでは二つの個体の位置データのみでパラメータ推定ができる。モデリングの手続きとしては、特に著しい改善がない限りできるだけ簡単であることが望ましいので、群の大きさの変化を表わすモデルは (9) 式で十分であると思われる。

Table 3 Parameter estimates for the model (23)
($N=1,000, p=3$)

	$N_f=2$	$N_f=3$
$-a_1$	0.934	1.393
$-a_2$	-0.335	-0.633
$-a_3$	0.089	0.099
b_1	-0.032	-0.018
b_2	0.023	-0.004
b_3	-0.018	0.004

Table 4 Whiteness test of residual for the model (23)
($N=1,000, L=50, p=3$)

	$N_f=2$	$N_f=3$	Acceptance level
$\bar{e}$	-0.002	0.001	
$\hat{\sigma}_e^2$	2.218	7.561	
L_e/L	0.08	0.08	0.05
χ_L^2	69.29	46.23	60.42

7. 結 言

本研究では、魚群行動という一つの生態システムに対して、システム工学の手法を適用してそのモデリングを行なった。従来のモデルは、魚群を構成している各個体の位置ベクトルの時系列データを用いていたので、個体数が多い場合にはデータ取得が困難であった。本研究で

は、この点を改善するために、魚群行動を代表個体の運動と代表個体のまわりで群の大きさが変化する現象に分解できると仮定して、後者の現象を記述する自己帰帰モデルを作成した。このモデルは、群の先頭と最後の2尾の個体のデータを用いて作成することができるので、個体数が多い場合でも容易に扱うことができる。また、モデルのパラメータは、個体数が3尾から10尾までの範囲ではほぼ一定値になり、個体数にはあまり大きく依存しないことがわかった。これより、このモデルは個体数が多い場合の集約されたモデルとして有効であると考えられる。

本研究は、タイリクバラタナゴを用いた水槽実験データを基にして、そのモデリングを試行錯誤的に考察した一つの結果である。より一般的なモデルを完成させそれを実証するためには、異なる魚種や条件のもとで実験を行なってデータを豊富に取得することから始めなければならない。それは今後の課題として検討したいと考える。

さらに基本的な問題として、魚群行動を考えるとき個体数をどの範囲で考えなければならないかという問題がある。水槽実験のデータ処理の点から、個体数は群としての性質が保たれている範囲で少ないことが望ましい。今回の水槽実験の観察によれば、個体数が2~10尾からなる比較的小さい群においても、群行動としての性質を観察することができたので、本研究ではそのデータに基づいてモデルを作成した。より大きい群に対する考察は今後の検討課題であるが、そのような場合においても本研究で用いたデータ処理法およびモデリング手法は適用し得るものと考えられる。

参 考 文 献

- 1) N. Sannomiya & K. Matuda : A Mathematical Model of Fish Behavior in a Water Tank ; IEEE Trans. Systems Man Cybern., Vol. SMC-14, No. 1, pp. 157~162 (1984)
- 2) N. Sannomiya, K. Matuda, M. Nouri-Shirazi & K. Ishizaki : A Methodology for Mathematical Modeling of Fish Behavior in a Water Tank ; Proc. of IFAC Symp. on Automation and Data Processing in Aquaculture, Pergamon Press, pp. 61~66 (1987)
- 3) N. Sannomiya, K. Matuda, M. Nouri-Shirazi & K. Ishizaki : Parameter Estimation of Fish Behavior Model by Using Water Tank Experimental Data ; Preprints of 10th IFAC World Congress, Vol. 10, pp. 328~333 (1987)
- 4) C. M. Breder : Studies on Social Grouping in Fishes ; Bull. Amer. Mus. Natural Hist., Vol. 117, pp. 399~468 (1959)
- 5) 坂井, 鈴木 : 群の構造のモデルとその行動 ; 電子通信学会医用電子生体工学研究会資料, MBE 73-4 (1973)
- 6) T. Inagaki, W. Sakamoto & T. Kuroki : Studies on the Schooling Behavior of Fish-II ; Bull. Japan. Soc. Scientific Fish., Vol. 42, No. 3, pp. 265~270 (1976)
- 7) J. G. Balchen : Modeling, Prediction and Control of

- Fish Behavior ; in Control and Dynamic Systems,
C. T. Leondes Ed., Academic Press, pp. 99~146 (1979)
- 8) 松田, 鈴木, 兼広: 定置網の網型模型に対する魚群行動の
水槽実験; 日本水産学会誌, 50 巻, 7 号, pp. 1109~1114
(1984)
 - 9) 井上, 有元: 魚群の条件反射形成と定置網模型への対応に
関する実験; 昭和 57 年度特定研究成果報告書, 定置網に
関する漁業生産学的研究, pp. 74~93 (1983)
 - 10) 相良, 秋月, 中溝, 片山: システム同定, 計測自動制御学
会, pp. 115~121, pp. 144~177 (1981)
 - 11) G. E. P. Box & G. M. Jenkins : Time-Series Analysis,
Holden-Day, p. 33 (1970)
-