

# 魚行動モデルによる群行動パターンのフラクタル性評価

新地 辰朗<sup>†</sup> 西村 治彦<sup>††</sup> 北添 徹郎<sup>†††</sup>

鳥, 魚, バクテリアなどにみられるように, 動物の群行動には全体の動きを統率する特別な個体が存在しなくても, 全体に自律的な挙動が創発されるものがある. 本研究では, 生態観測結果に基づく魚の行動モデルに従う魚群行動をコンピュータ上に再現し, そこでの広い範囲に及ぶ群行動の特徴を分析する. 各尾の位置座標を成分とする時系列データに対してフラクタル解析を適用した結果, 軌跡の粗視化パターンの形状比較から視覚的にとらえられる挙動性質をフラクタル次元として定量的に評価することができた. このことは, 実際の観測実験においても長時間にわたる観測データが必要であり, その全体の評価を通して動物行動の理解が進むことを示唆している.

## A Fractal Evaluation of School Movement Patterns Using Fish Behavior Models

TATSURO SHINCHI,<sup>†</sup> HARUHIKO NISHIMURA<sup>††</sup>  
and TETSURO KITAZOE<sup>†††</sup>

Some of animals such as birds, fish, bacteria and so on show aggregate movements. These animals' behaviors are autonomous and they will be emerged in spite of the absence of a consistent leader for the entire system. In this study, we simulate fish school movements based on the observation data of real fish movements and try to analyze the characteristics of the autonomous behaviors. With the fractal analyses to the time series of the fish school coordinates, we could quantitatively evaluate the complexity, shown in the visual comparison of trail patterns, as the fractal dimensions. This study suggests the necessity of analyses with the long time observation data to understand further real animals' movements.

### 1. はじめに

動物の中には群をなして行動するものが多く存在する. 群内の個体数や群を構成する時期や時間は様々であるが, 群化により, 体温の低下を防いだり, 補食される危険性を低くしたり, 逆に餌を発見(獲得)しやすくしたりするなどの効果もあるとされている<sup>1),2)</sup>. 一個体の動きを超えた巧妙さや合理的機能を発現させるこの群行動は, 環境に適応し, 種を保存する過程において重要な役割を果たすものと考えられる. しかも, 群の中には, 鳥, 魚, バクテリアなどのように, 全体の動きを統率する特殊な個体が存在しなくても全体の行動が適正に保たれる, ある種の秩序(群知能とも呼ばれる)がみられるものがある.

このような群の自律的な振舞いや自己組織化現象は, これまで動物の行動生態や集団行動などの探求においても注目されてきたが, その研究の多くは観測データの平均値や分散に基づく従来の統計的手法が適用されるにとどまっておき, ばらつきが大きく, しかも刻々と変化する複雑な動物行動の性質を適切に評価するには至っていなかった. ところが, 近年, 複雑挙動へのアプローチにコンピュータシミュレーションを導入することにより, 系内の多数の要素を精確にとらえることが可能となり, コンピュータ内に設定するモデルにより動物個体の行動ルールを見い出そうとする動きが活発になってきた<sup>3)~8)</sup>.

魚は群化する代表的な生きものであり, 全体の動きを導くリーダーを必要とすることなく, 整然とした集団行動を示す. ところが, 魚の場合も各個体の動きは目まぐるしく変化し, 人間の目ですべての動きを厳密に把握するのはきわめて難しいといえる. ただし, 群の先頭を泳ぐ魚が頻繁に入れ替わる様子をはじめ, 近傍の魚との相互反応の概略はこれまでに観測されており<sup>9),10)</sup>, 魚群内の各尾の動きを時空の局所的な範

<sup>†</sup> 宮崎大学教育文化学部  
Faculty of Education and Culture, Miyazaki University

<sup>††</sup> 兵庫教育大学情報科学研究室  
Studies of Information Science, Hyogo University of Education

<sup>†††</sup> 宮崎大学工学部  
Faculty of Engineering, Miyazaki University

囲で定義した行動モデルが提案されるようになってきた<sup>3),5),6)</sup>。魚の行動モデルは一尾の行動規則を示したものであっても、行動モデルに従い挙動する複数尾の魚が互いの動きを連鎖させる結果、魚群行動が再現されることになる。

本研究では、眼や側線などの感覚器の指向性と近傍魚との距離関係が考慮された上記の魚の行動モデルをコンピュータ上に設定し、それによる長時間に及ぶ魚群行動の性質を観測時間スケールの粗視化・微視化を通して分析しようとするものである。これは、時間的、空間的に限られた範囲での規則性を明らかにすることに焦点が絞られてきたこれまでの観測およびモデル研究に対して、群行動における長時間の構造にまで評価の範囲を広げようとする試みである。具体的には、徐々に変化する各尾の位置座標を時系列データとしてとらえ、基準となる単位時間のスケールを変化させて、群行動の解析を行う。群行動の時間的粗視化パターンを視覚的に比較するだけでなく、フラクタル解析を導入し、複雑な群挙動とフラクタル性との関係性を見出し出そうとするものである。

## 2. 魚の行動モデル

### 2.1 進行方向の決定

魚類は、眼からの視覚情報に加えて、側線により水流や水圧などの機械的刺激を受容し、周囲の状況を認識するものと考えられる<sup>11)</sup>。Aoki は、タモロコ (*Gnathopogon elongatus elongatus*) やマダイ (*Trachurus japonicus*) の行動観測から、群の構造や個体間に見られる挙動の関連性などについての分析を経て<sup>12)</sup>、魚の行動モデル (以後 Aoki モデルと呼ぶ) を提案した<sup>3)</sup>。Aoki モデルでは、図 1 のように同心円で描かれる領域において、中心に位置する魚  $i$  (黒) が注目対象とするもう一尾の魚  $j$  (白) との距離  $r$  により、次の step ( $\Delta t$  後) における個体  $i$  (黒) の進行方向が決定される。具体的には、

i) repulsion ( $r < r_1$ ):

[ 対象魚と衝突しないように進行方向を変えようとする ],

ii) parallel orientation ( $r_1 \leq r < r_2$ ):

[ 対象魚との距離を一定に保つために、並進しようとする ],

iii) attraction ( $r_2 \leq r < r_3$ ):

[ 対象魚と遠すぎるために、近づこうとする ],

iv) searching ( $r > r_3$  or dead angle area):

[ 感知できる範囲以内に行動を協調しようとする相手が見つからず、探索のためにランダムに方向

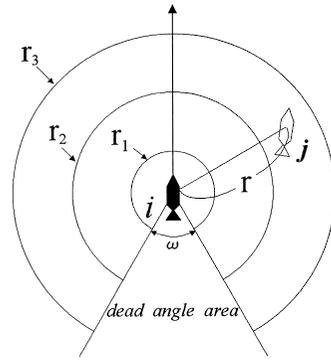


図 1 行動決定領域

Fig. 1 Ranges of the basic behavior patterns. The behaviors of fish  $i$  decided by the distance  $r$  are as follows,  $r < r_1$ : repulsion,  $r_1 \leq r < r_2$ : parallel orientation,  $r_2 \leq r < r_3$ : attraction,  $r > r_3$  or dead angle area: searching.

を変える ],

のいずれかの行動となる。i) ~ iv) のそれぞれで、時刻  $t$  における魚  $i$  (速度  $\vec{v}_i$ ) と魚  $j$  (速度  $\vec{v}_j$ ) との間で設定される進路調整角度  $\beta_{ij}(t)$  は、

i) repulsion ( $r < r_1$ ):

$$\beta_{ij}(t) = \min\{\angle(\vec{v}_i(t), \vec{v}_j(t)) \pm 90^\circ\}$$

ii) parallel orientation ( $r_1 \leq r < r_2$ ):

$$\beta_{ij}(t) = \angle(\vec{v}_i(t), \vec{v}_j(t))$$

iii) attraction ( $r_2 \leq r < r_3$ ):

$$\beta_{ij}(t) = \angle(\vec{v}_i(t), \overrightarrow{P_j(t) - P_i(t)})$$

iv) searching ( $r > r_3$  or dead angle area):

$$\beta_{ij}(t) = 0$$

となる。なお、 $\angle(\vec{v}_i, \vec{v}_j)$  は魚  $i, j$  の進行方向角度の差分、 $\min\{\}$  は  $\{\}$  内でとりうる変移角度の最小値、そして  $P_i(t)$  は時刻  $t$  における魚  $i$  の位置座標である。

このとき、魚  $i$  の水平線を基準にした新たな進行方向  $\alpha(t + \Delta t)$  は

$$\alpha_i(t + \Delta t) = \alpha_i(t) + \beta_{ij}(t) + \sqrt{2}\beta_0 \quad (1)$$

と表され、時刻  $t + \Delta t$  における魚  $i$  の  $x$  座標および  $y$  座標は、進行方向  $\alpha(t)$  をもとに

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) + v_i(t) \cos \alpha_i(t) \cdot \Delta t \quad (2)$$

$$y_i(t + \Delta t) = y_i(t) + v_i(t) \sin \alpha_i(t) \cdot \Delta t \quad (3)$$

となる。ただし、式 (1) における  $\sqrt{2}\beta_0$  は方向決定のたびに発生する揺らぎである。また、注目対象となる魚  $j$  の選定は、距離に反比例する確率とし、近く of 魚ほど感知されやすいように設定されている。

このモデルでは、 $r_1, r_2, r_3$  の長さや死角角度  $\omega$

を変えることで、異なる行動が発生する。Huthらは、行動決定の際に一尾が感知する個体数を増やすなど、Aokiモデルの拡張を検討する中で、集団が極性化(魚たちが同じ向きに進路をとる)しやすいのは、 $0.3BL \leq r_1 \leq 0.5BL$ 、かつ  $1.0BL \leq r_2 - r_1 \leq 1.5BL$  のときであると報告している<sup>5),13)</sup>( $BL$ : 魚の平均体長)。そして、Aokiが文献3)で *Standard Run* と呼んだ群行動の設定  $r_1 = 0.5BL$ ,  $r_2 = 2.0BL$ ,  $r_3 = 5.0BL$  もこの範囲に含まれている。

## 2.2 速さの決定

各魚の泳ぐ速さについては、生態観測結果からその大きさの度数分布はガンマ分布に従うことが知られているので<sup>12)</sup>、本研究でのシミュレーションも Aoki の提出したモデルに従い、速さが  $v$  となる確率  $p(v)$  を、他の魚との位置関係とは独立に、

$$p(v) = \frac{A^K}{\Gamma(K)} \cdot \exp(-Av) \cdot v^{K-1} \quad (4)$$

とする。ただし、 $K$  および  $A$  はガンマ分布の性質を決定するパラメータであり、 $K$  が整数の場合は  $\Gamma(K) = (K-1)!$  となる。

進行方向が対象魚との距離関係から定まるように、速さも周囲との相互作用から決定されるとする立場も望まれる。事実、魚行動のダイナミクス解明の観点から、進行方向と速さが同時に運動方程式によってベクトル的に決定される力学系指向のモデルも提案されている<sup>6),8),14)</sup>。しかしながら本研究では、魚の挙動を精緻に観測し、その観測事実の現象論的記述という形で個体間の局所的相互関係をルール化した点を重視し、実際の魚群行動におけるフラクタル性の評価にも近いとの期待から上記の Aoki モデルを採用することにする。

## 3. 魚群行動の再現と評価

### 3.1 魚群行動の再現

本論文では、行動決定に関わる同心円の半径を  $r_1 = 0.5BL$ ,  $r_2 = 2.0BL$ , そして  $r_3 = 5.0BL$ 、また死角となる扇形部の中心角(図1中の  $\omega$ )を  $30^\circ$  とする *Standard Run* を評価の対象とする。また、式(4)中の変数は  $K = 5.0$ ,  $A = 1.0$  とし、式(1)に示した揺らぎ  $\beta_0$  はガウス分布  $N(0, 1)$  に従いながら  $-15.0 \leq \beta_0 \leq 15.0$  の範囲とする。なお、Aoki や Huth らのシミュレーション実験と同様に、シミュレーションにおける 1 step を 0.5 秒に対応させるものとする。

図2は、5尾( $N = 5$ )に対するシミュレーション開始直後の各個体の動きを 50 step (25 秒) 分示し

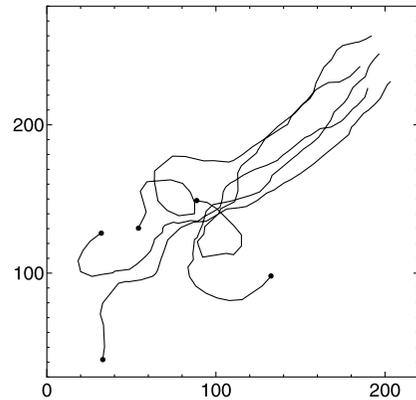


図2 極性化の様子 ( $N = 5$ ,  $t = 1 \sim 50$ )

Fig. 2 The self-organization of a fish school. The number of fish is 5, 50 time steps from the initial locations.

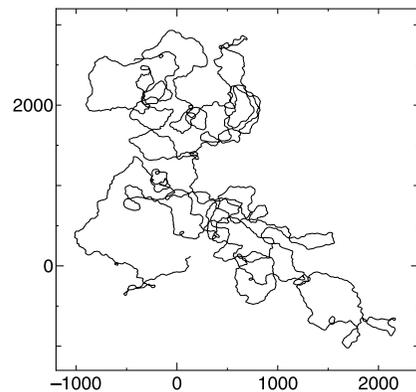


図3 群の行動軌跡 ( $N = 5$ ,  $t = 1 \sim 10000$ )

Fig. 3 The trail of the fish school ( $N = 5$ ,  $t = 1 \sim 10000$ ).

たのもである。シミュレーション開始時には進行方向および位置がランダムであるにもかかわらず、5尾が徐々に群を自己組織しながら図中右上に向かって極性化する様子が観られる。本論文でのシミュレーションでは、各尾の初期位置座標の分布は  $x, y$  成分ともに  $0.0 \sim 150.0$  ( $15BL$ ) の範囲内に設定したが、その限りにおいては初期値の乱数系列や尾数にかかわらず、比較的早い時間内に極性化を果たすことが確認された。

図2と同じく5尾の *Standard Run* において、10000 step (約1.4時間に相当)にわたる行動軌跡を描いたのが図3であり、小刻みな進路変更を繰り返しながら、複雑な群行動を発展させる様子が再現されている。本研究で評価しようとする群行動は極性化する *Standard Run* であり、極性化に要する数十 step を除き、一尾の動きと群全体の動きはほぼ一致することになる。したがって、一尾の挙動追跡から群の挙動性質を評価することが可能であり、本論文での以降の群行

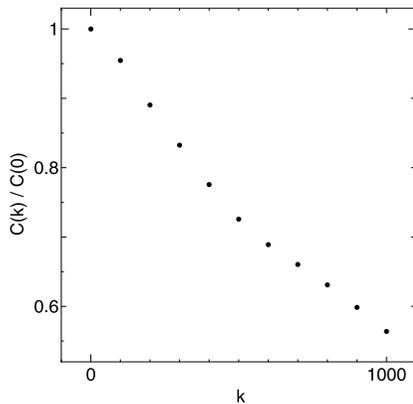


図4 群行動の時間自己相関 ( $N = 5$ )

Fig. 4 Autocorrelation function for the fish school ( $N = 5$ ). The normalized  $C(k)/C(0)$  defined by Eq. (5) for the time series coordinates  $P(t)$  is given as a function of time interval  $k$ .

動パターンのフラクタル性評価では群内の一尾の挙動に注目することにする。

### 3.2 魚群行動の自己相関

本研究では、時刻  $t$  における群内の一尾の位置座標を  $P(t) = (x(t), y(t))$  とし、刻々と変化するこの  $P(t)$  の時系列データ  $\{P(t)\}$  を対象として扱う。通常、時系列データの解析においては、周期性の有無などの時間的な規則性についての検討がまずなされる。そして、時系列データに特徴的な周期的成分が含まれているかどうかを調べる場合には、パワースペクトルまたはそのフーリエ変換に相当する時間自己相関が有効とされる。 $\{P(t)\}$  に対する時間間隔  $k$  での時間自己相関  $C(k)$  は、

$$\begin{aligned} C(k) &\equiv \langle x(t) \cdot x(t+k) + y(t) \cdot y(t+k) \rangle \\ &= \langle x(t) \rangle \langle x(t+k) \rangle \\ &+ \langle y(t) \rangle \langle y(t+k) \rangle \end{aligned} \quad (5)$$

で与えられる。ただし、 $\langle \rangle$  は時間平均を表す。

図3の挙動について各  $k$  ごとに  $C(k)$  を求め、横軸に時間間隔  $k$  を、縦軸に時間自己相関  $C(k)$  で規格化した  $C(k)/C(0)$  をとって、グラフ化したのが図4である。時間間隔  $k$  が大きくなるにつれて相関は一樣に失われていき、特定の時間間隔  $k$  で極大点を持つこともないことから、群行動に特定の周期的または準周期的性質は存在しないことが分かる。

### 3.3 魚群行動の粗視化パターン

ここでは、図3にみられる複雑挙動の粗視化パターンをとらえていくことにする。粗視化パターンとは  $\{P(t)\}$  に対して、 $P(t_0 + \Delta t), P(t_0 + \Delta t \cdot 2), P(t_0 + \Delta t \cdot 3), \dots, P(t_0 + \Delta t \cdot i), \dots$  ( $t_0$ : 初期時刻) と  $\Delta t$  ごとに直線で結ぶことで得られる軌跡パターンであり、

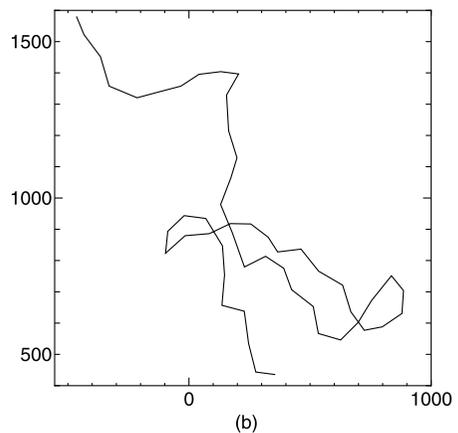
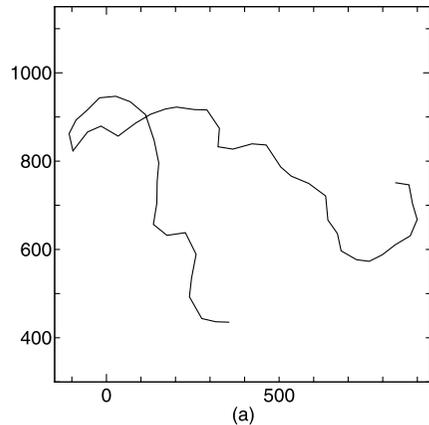


図5 群行動の粗視化パターン I ( $\Delta t$  線分 50 本分の区間)

(a): 図3の  $t = 5000 \sim 5500$  の区間を  $\Delta t = 10$  で表示

(b): 図3の  $t = 5000 \sim 6000$  の区間を  $\Delta t = 20$  で表示

Fig. 5 The coarsened trail pattern I with 50 segments.

(a): The trail pattern coarsened with every 10 step for  $t = 5000 \sim 5500$  in Fig. 3. (b): The trail pattern coarsened with every 20 step for  $t = 5000 \sim 6000$  in Fig. 3.

図3は粗視化時間間隔 ( $\Delta t$ ) を最小 ( $\Delta t = 1$ ) としたときに得られる軌跡パターンということになる。以下に、粗視化時間間隔  $\Delta t$  を  $\Delta t = 10, 20, 100, 200$  と大きくしながら、すなわち粗視化レベルを上げながら、挙動軌跡をとらえなおすとともにそれぞれの様相について視覚的に検討する。

粗視化時間間隔  $\Delta t = 1$  でとらえた図3の軌跡パターンに対して、10 step ごと ( $\Delta t = 10$ ) に直線で結ぶことで図5(a)のような粗視化パターン ( $t = 5000 \sim 5500$  の区間を表示) が得られる。また、図3の軌跡パターンを 20 step ごと ( $\Delta t = 20$ ) に直線で結んだ粗視化パターン ( $t = 5000 \sim 6000$  の区間を表示) が図5(b)である。同様に、 $\Delta t = 100$ , そして  $\Delta t = 200$  まで粗視化レベルを上げてとらえられた粗視化パターンが

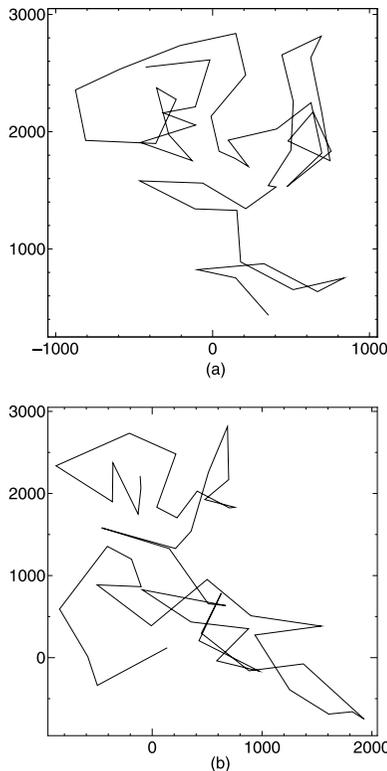


図 6 群行動の粗視化パターン II ( $\Delta t$  線分 50 本分の区間)

(a): 図 3 の  $t = 5000 \sim 10000$  の区間を  $\Delta t = 100$  で表示  
 (b): 図 3 の  $t = 1 \sim 10000$  の区間を  $\Delta t = 200$  で表示

Fig. 6 The coarsened trail pattern II with 50 segments.  
 (a): The trail pattern coarsened with every 100 step for  $t = 5000 \sim 10000$  in Fig. 3. (b): The trail pattern coarsened with every 200 step for  $t = 1 \sim 10000$  in Fig. 3.

図 6 (a) ( $t = 5000 \sim 10000$  の区間を表示) および図 6 (b) ( $t = 1 \sim 10000$  の全区間を表示) である。図 5 および図 6 の 4 つのパターンは、いずれもそれぞれの粗視化スケールの線分 50 本を用いて描画されており、パターン評価が全体を構成する要素数に影響されることのないように配慮した。また、図 5、図 6 それぞれにおいて、図 (b) の粗視化時間間隔  $\Delta t$  は図 (a) の 2 倍であることから、図 (b) における  $x$  軸および  $y$  軸のスケールを図 (a) の  $\sqrt{2}$  倍になるように調整している。

図 5 と図 6 の粗視化パターンを比較すると、図 6 の軌跡パターンの方が図 5 よりも明らかに複雑に入り組んだ構造になっており、粗視化レベルのオーダーによる挙動性質の違いが示唆される。一方、図 5、図 6 とともに、図 (a) と図 (b) のパターンは観測スケールが異なっても互いによく似た形状であり、フラクタル構造<sup>15),16)</sup> の特徴である観測スケールに依存しない自己

相似性が認められる。次に、時系列フラクタル解析を行い、ここで視覚的にとらえた群行動の時間構造を定量的に評価する。

### 3.4 粗視化長さ与时系列フラクタル解析

動物行動のフラクタル解析の方法としては、行動上の時系列のデータ値 (たとえば、摂食行動における餌への滞在時間の系列<sup>17)</sup> の累積頻度分布を調べる方法) があるが、魚群移動における刻々の変動自身のなすパターンのフラクタル次元を評価するには不向きである。そこで、海岸線のフラクタル次元を測る方法の応用的な手法といえる、時系列データの累積変動量を調べる方法<sup>18),19)</sup> を用いることにする。

時系列データ  $\{P(t)\} (t = 1, 2, 3, \dots, T)$  に対する粗視化スケール  $\Delta t = k$  による粗視化では、サンプリングの開始時刻  $m (m = 1, 2, 3, \dots, k)$  により、時系列セット  $\tilde{P}_m(k)$  は、

$$\begin{aligned} \tilde{P}_1(k); & P(1), P(1+k), P(1+2k), \dots \\ & \vdots \\ \tilde{P}_m(k); & P(m), P(m+k), P(m+2k), \dots \\ & \vdots \end{aligned}$$

$$\tilde{P}_k(k); P(k), P(k+k), P(k+2k), \dots$$

の  $k$  通りが考えられる。位置座標  $P(t_1)$  と  $P(t_2)$  間の距離を  $D(t_1, t_2)$  とすると、各時系列セット  $\tilde{P}_m(k)$  における粗視化長さ  $L_m(k)$  は、

$$L_m(k) = \left\{ \left( \sum_{i=1}^{\lfloor \frac{T-m}{k} \rfloor} D(m+(i-1)k, m+ik) \right) \cdot \frac{T-1}{\lfloor \frac{T-m}{k} \rfloor \cdot k} \right\} / k \quad (6)$$

で与えられる。ただし、 $\lfloor \cdot \rfloor$  はガウス記号を表し、 $(T-1)/\lfloor \frac{T-m}{k} \rfloor \cdot k$  の項は全体のデータ数が有限のために生じる各時系列セット内のデータ数の差を補正するものであり、最後に  $k$  で除しているのは粗視化スケール  $k$  を基準とした値とするためである。結局、全時系列セットを考慮した累積変動量としての粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  は、 $k$  通りすべての  $L_m(k)$  を算術平均して得られることになり、

$$\langle L(k) \rangle = \frac{\sum_{m=1}^k L_m(k)}{k} \quad (7)$$

と定義される。

2次元の時系列データ  $\{P(t)\}$  では

$$D(t+k, t) = \sqrt{(x_{t+k} - x_t)^2 + (y_{t+k} - y_t)^2} \tag{8}$$

であるから，式 (7) の  $\langle L(k) \rangle$  は

$$\begin{aligned} \langle L(k) \rangle &= \left[ \sum_{t=1}^{T-k} \sqrt{(x_{t+k} - x_t)^2 + (y_{t+k} - y_t)^2} \right. \\ &\quad \left. \cdot \frac{T}{T-k} \cdot \frac{T}{k} \right] / k \end{aligned} \tag{9}$$

となる<sup>20);21)</sup>。  $\frac{T}{T-k} \cdot \frac{T}{k}$  の項は，式 (6) と同様に，有限の位置座標データに対する粗視化処理で生じるデータ数の違いを補正するものである。

式 (9) に従い粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  を求める場合， $k$  が小さい値をとるほど入り組んだパターン構造をトレースすることになるので， $k$  の増加とともに  $\langle L(k) \rangle$  の値は小さくなる。そして，粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  と粗視化スケール  $k$  の間に，

$$\langle L(k) \rangle \propto k^{-D} \tag{10}$$

なる関係が成立する場合，軌跡パターンはフラクタル性を持ち，フラクタル次元  $D$  として定量化される。魚群行動の 2 次元平面の覆い方がフラクタル次元  $D$  に反映される。したがって，フラクタル次元  $D$  は，直線の構造を持つ場合の  $D \doteq 1.0$  から複雑に平面を覆いつくすような場合の  $D \doteq 2.0$  の間の非整数値をとりにくくなる。

### 3.5 魚群行動のフラクタル次元

図 5 および図 6 に示した尾数 5 匹での *Standard Run* において，群行動軌跡の粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  を  $1.0 \leq k \leq 1.0 \times 10^3$  の範囲で式 (9) により求め， $k$  と  $\langle L(k) \rangle$  との関係を示したのが図 7 である。粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  は  $k$  の増大にともなって短くなっていくが， $k = 60$  付近を境にして粗視化長さ  $\langle L(k) \rangle$  の減少率が大きくなっている。傾きがゆるやかなプロット群 ( $1 \leq k \leq 60$ ) と傾斜が急なプロット群 ( $60 \leq k \leq 400$ ) にそれぞれフィットさせた直線の傾きは，それぞれ  $D_1 = 1.08$ ， $D_2 = 1.42$  となる。つまり，1 つの群行動の中に長短の時間スケールに依存する 2 種類のフラクタル性がとらえられたことになり，図 5 および図 6 で視覚的に示唆された魚群挙動の差異をフラクタル次元として定量化できたことになる。なお，プロット群への直線のフィッティングは最小二乗法によるものであり，図 7 中の ( ) 内はフィッティングの際の相関係数である。

次に，尾数 ( $N$ ) を 5 尾から 8，10，20，そして 30

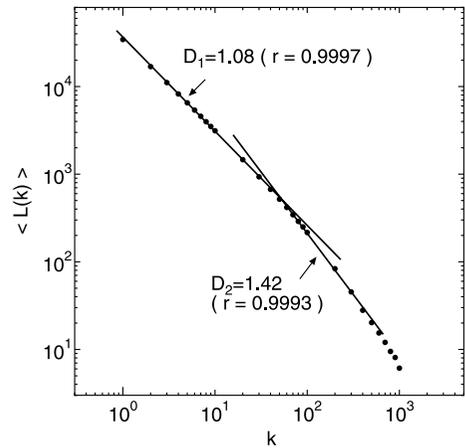


図 7 フラクタル解析 ( $N = 5$ )

Fig. 7 Fractal analyses for the fish school movement ( $N = 5$ ). The logarithm of the length  $\langle L(k) \rangle$  defined by Eq. (9) for the time series coordinates  $P(t)$  is given as a function of  $\log k$ . The straight line is fitted to the points by least-square method and the absolute value of the slope represents the fractal dimension  $D$ .  $D_1$  is given by the gradual inclination plots, and  $D_2$  is given by the urgent inclination plots.

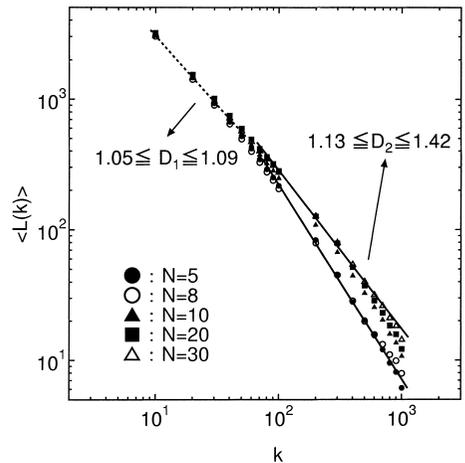


図 8 尾数  $N = 5, 8, 10, 20, 30$  のときのフラクタル解析

Fig. 8 Fractal analyses for the fish schools movements ( $N = 5, 8, 10, 20, 30$ ).

尾へと増やした場合の群行動において，図 7 と同様に  $k$  と  $\langle L(k) \rangle$  との関係を示したのが図 8 である。 $k$  が小さい側でのフラクタル次元  $D_1$  は尾数にかかわらず 1.1 未満であるのに対して， $k$  が大きい側でのフラクタル次元  $D_2$  は  $1.13 \leq D_2 \leq 1.42$  と多様である。 $N = 30$  や  $N = 20$  のように尾数が多い場合，粗視化スケール  $k$  が大きくなっても， $D_2 \doteq 1.1$  と小さなフラクタル次元値を与え，図 7 で示した尾数 5 匹の場合とは異なる結果となっている。これは，群内の尾数が

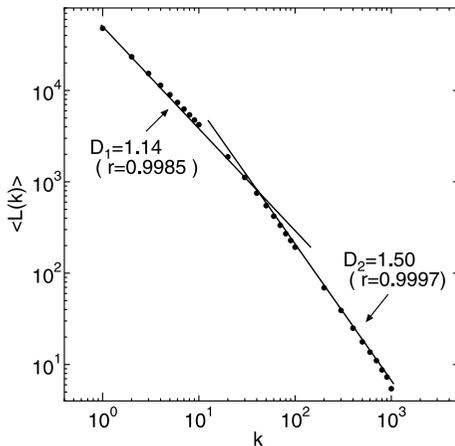


図9 尾数  $N = 1$  のときのフラクタル解析

Fig. 9 Fractal analyses for one fish movement ( $N = 1$ ).

多くなると、尾数が少ないときと比べて互いの行動を縛り合うために各固体間で並進を選択する頻度が多くなり、時間が経過しても同じような行動が保たれやすいためと思われる。図8に示される結果は、魚の種類や周囲の環境に応じて群の行動性質が定まるだけでなく、群を構成する尾数が重要な要因となることを示唆するものである。このことは逆に、一尾の挙動トレースとそれによるフラクタル次元の値から群を構成する個体数の推定が可能となることを意味しているとも考えられる。

### 3.6 1尾の単独行動との比較

前節まで、魚どうしの相互作用の結果として創発される群行動のフラクタル的な性質について述べてきた。ここでは、群による性質に対する理解をさらに深めるために、他の魚との相互作用が発生しない場合、つまり魚1尾の単独行動の場合と群行動の場合とを比較する。1尾の単独行動とは、ランダムな揺らぎの影響( $\beta_0$ の項)のみを考慮した、すなわち式(1)において $\beta_{ij}(t) = 0$ により各尾間の相互作用を排除した場合の挙動である。ただし、本研究において採用した魚の行動モデルは、もともと群の行動観測に基づき考案されたもので、それを魚1尾の場合に適用しても現実の1尾だけのときの挙動を再現できている保証はないことを付記しておく。1尾の単独行動についてのフラクタル解析の結果を示したものが図9である。この場合にも群行動の場合と同様に、 $k$ が小さい側の $D_1$ と $k$ が大きい側の $D_2$ の間に異なるフラクタル性が存在する。しかしながら、図9を図7および図8を比較すると、 $D_1, D_2$ とも図9の方が大きな値を示しており、特に $D_2$ の値が尾数 $N = 5 \sim 30$ のときの1.13. ~ 1.42に対して $N = 1$ では1.50と明らかに大

きい。このことは、粗視化スケール $k$ の大きい側のフラクタル次元 $D_2$ に“群れる”という相互作用による影響が現れ、群の構成尾数に応じて1つの傾向(尾数 $N \rightarrow$ 大、に対して $D_2 \rightarrow$ 小)を持つことを示唆している。

## 4. おわりに

これまでの魚群行動に関する研究では、群行動の局所的メカニズムを解明しようとする立場からの観測実験や行動モデリングでも、比較的狭い時空範囲を設定するものが多かった。本研究では、実時間に換算すると1時間を超える長時間の魚群行動をコンピュータ上にシミュレートし、各尾間における相互作用の重畳が挙動に影響する程度を群の構成尾数ごとにフラクタル次元として評価した。その結果、群を構成する尾数に応じてフラクタル次元が変わるという形で行動性質に違いが出ることが分かった。本研究では、論文で示したStandard Runの場合以外の、極性化を示す範囲において半径 $r_1, r_2, r_3$ を変化させた場合に対してもフラクタル解析を行っているが、最終的なフラクタル次元には同様の定性的傾向が維持されることが確認できている。

群には魚種や環境に応じた最適尾数なるものが存在する可能性もあり、そのような場合のフラクタル次元との関連性やそこでの普遍性についての議論が期待される。また、システムのフラクタル性はエラー耐性に優れた生命体に特徴的な性質とも考えられており<sup>17),22)</sup>、平常時の極性化された群行動におけるフラクタル性の存在は、捕食者からの逃避行動や索餌行動のような突発的行動へ柔軟に群挙動の様相を転移させるのを保証しているとも推察される。ただし、これらの点の解明のためには本研究での魚行動モデル自体が非常時や環境への対処を包含するように拡張される必要がある。

本研究での魚群行動シミュレーションにおける長時間データでは、AokiやHuthらのシミュレーション<sup>12),13)</sup>と同様に各尾から1番近い魚への距離は $1.0 BL$ を中心に分布しており、その点では生態観測結果<sup>9)</sup>とよく似た群構造が再現された。しかしながら、相互作用による群行動の特徴の理解に深めるためには、魚種や生息環境が特定された実際の観測データに対するフラクタル解析の結果と照合しながら、シミュレーションの確度について多角的に検討することが望まれる。現状では、長時間にわたる魚群行動の観測はこれまでほとんど報告されていないが、1時間程度のトレースなら水槽実験でも実施可能であると思われる。水槽の大きさや形状による境界条件の影響を考慮した魚群行動の

時間的フラクタル性の分析が期待される。

### 参 考 文 献

- 1) 日高敏隆：動物の行動と社会，放送大学教育振興会 (1996).
- 2) 上田恵介：鳥はなぜ集まる？—群行動の行動生態学，東京化学同人 (1990).
- 3) Aoki, I.: A Simulation Study on the Schooling Mechanism in Fish, *Bulletin of the Japanese Society of Scientific Fisheries*, 48 (8), pp.1081–1088 (1982).
- 4) Reynolds, C.W.: Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model, *Computer Graphics*, Vol.21, No.21, pp.25–34 (1987).
- 5) Huth, A. and Wissel, C.: The Simulation of the Movement of Fish Schools, *J. Theor. Biol.*, 156, pp.365–385 (1992).
- 6) 三宮信夫，島田 亮，中峯 浩：魚群行動における自律分散機構のモデリング，計測制御学会論文集，Vol.29, No.2, pp.211–219 (1993).
- 7) 三宮信夫：魚群行動モデル：システム/制御/情報，Vol.37, No.12, pp.696–703 (1993).
- 8) Shimoyama, N., Sugawara, K., Mizuguchi, T., Hayakawa, Y. and Sano, M.: Collective Motion in a System of Motile Elements, *Physical Review Letters*, Vol.76, No.20, pp.3870–3874 (1996).
- 9) Partridge, B.L.: The Structure and Function of Fish Schools, *Scientific American*, Vol.246, pp.90–99 (1982).
- 10) Shaw, E.: The Schooling of Fishes, *Scientific American*, Vol.206, pp.128–138 (1962).
- 11) 井上 実：魚の行動と漁法，恒星社 恒星閣 (1978).
- 12) Aoki, I.: An analysis of the schooling behavior of fish: Internal organization and communication process, *Bull. Ocean Res. Inst. Univ. Tokyo*, No.12, pp.1–65 (1980).
- 13) Huth, A. and Wissel, C.: The Simulation of the fish schools in comparison with experimental data, *Ecological Modeling*, 75/76, pp.135–145 (1994).
- 14) Gunji, Y. and Kusunoki, Y.: A Model of Incomplete Identification Illustrating Schooling Behavior, *Chaos, Solitons, Fractals*, Vol.8, No.10, pp.1623–1630 (1997).
- 15) Mandelbrot, B. (著)，広中平祐 (監訳)：フラクタル幾何学，日本経済新聞社 (1985).
- 16) 高安秀樹：フラクタル，朝倉書店 (1986).
- 17) 松下 貢：医学・生物学におけるフラクタル，朝倉書店 (1992).
- 18) Higuchi, T.: Approach to an Irregular Time Series on the Basis of the Fractal Theory, *Physica*, Vol.D31, pp.277–283 (1988). 樋口知之：時

系列のフラクタル解析，統計数理，Vol.37, No.2, pp.209–233 (1989).

- 19) 西村治彦，新地辰朗：1次元セルオートマトンの時系列フラクタル解析，情報処理学会論文誌，Vol.36, No.4, pp.787–796 (1995).
- 20) 新地辰朗，西村治彦，北添徹郎：時系列フラクタル解析による群行動評価，第58回情報処理学会全国大会論文集(2)，pp.255–256 (1999).
- 21) Shinchi, T., Nishimura, H., Kitazoe, T. and Tabuse, M.: Quantitative Analyses and Fractal Structures of Fish School Movements, *Proc. 5th Int. Symp. on Artificial Life and Robotics*, pp.153–156 (2000).
- 22) West, B.J.: Fractal Physiology and Chaos in Medicine, *World Scientific*, Singapore (1990).

(平成12年4月18日受付)

(平成13年3月9日採録)



新地 辰朗 (正会員)

1986年鹿児島大学工学部電気工学科卒業。1994年兵庫教育大学院学校教育研究科(情報科学)修了。修士(学校教育学)。1986年鹿児島県公立高等学校教諭を経て、1996年宮崎大学教育学部(情報科学)講師、1999年同助教授、現在、宮崎大学教育文化学部助教授。セルオートマトン、ニューラルネットワーク、複雑適応系および情報科学教育の研究に従事。電子情報通信学会、システム制御情報学会、日本科学教育学会、日本教育工学会等の会員。



西村 治彦 (正会員)

1980年静岡大学理学部物理学卒業。1985年神戸大学大学院自然科学研究科博士課程修了。学術博士。現在、兵庫教育大学(情報科学)教授。カオスとニューラルネットワーク、セルオートマトン等の知能情報科学および複雑系の科学の研究に従事。電子情報通信学会、システム制御情報学会、日本認知科学会、日本神経回路学会等の会員。



北添 徹郎（正会員）

1966年大阪大学大学院理学研究  
科博士課程修了．理学博士．1966年  
神戸大学理学部物理学科助手，1972  
年同助教授を経て，1991年より宮崎  
大学工学部情報システム工学科教授．

神経回路による画像処理および音声認識，神経回路を  
用いたロボットセンシング，および量子宇宙論の研究  
に従事．日本音響学会，日本神経回路学会等の会員．

---