

ボイド法における捕食行動アルゴリズムの開発

杉野 隆三郎[†]

自然環境に建造する人工物の評価にはフィールドにおける生物の行動を調べる必要があり、生物行動のシミュレーター開発が望まれている。本研究は、魚類の行動シミュレーターの基礎となる魚行動のモデリングのうち捕食行動に注目し、ボイド法を用いた捕食行動ルール設計と実装アルゴリズムを開発する。魚類において発達している嗅覚、聴覚に最も基本的な感覚器である視覚を加えた3つのセンサによる捕食行動アルゴリズムを構築し、これらにセンサの優先順位を考慮するセンサフュージョンを実装する。さらに、各センシングに短期記憶を実装して知能化することで魚ライクボイドの複雑な環境下での捕食行動を数値実験により評価する。

Development of the Algorithm for Predation Action by Boid Method

RYUZABURO SUGINO[†]

This paper discusses about the simulation method for predation action of fish by boid method. In this study, we develop the food searching algorithm using by the three sensors in conjunction with boid method. The sense of smell, hearing and sight are modeled, and implemented to the fish-like boid system. We develop the sensor-fusion algorithms for fish like behaviors. Therefore, this sensing algorithm are build up to intelligence system by using the short-term memory. The computational results show the predation behaviors of fish-like boid in the various type mazes.

1. はじめに

魚道の設計には生態系の負荷を最小限にするために生態系を把握することが重要であるが実験的に魚行動を調べるのは困難であり様々な魚行動を解析する計算機シミュレーターの開発が望まれている¹⁾。魚行動のシミュレーションを行うには行動をモデル化する必要があり物理モデルを用いる方法²⁾や確率モデルによる方法³⁾などの研究がある。これらのモデルは群行動を主としたものであり魚が生息する複雑な環境下での行動や群以外の行動モデルと計算実験が必要である。物理モデリングは行動の運動方程式により力学的取り扱いが可能となるが感覚器官による生理行動のモデリングが困難となる。ボイド法は Reynolds が提案した生物の行動規範によるルールベースモデルであり、このようなエージェント系の応用は構成要素からボトムアップ的に全体を解析する分野に広がっている⁴⁾。著者等は、ボイド法を用いた魚ライクなボイドモデルを考察し実装を試みてきた。エッジ領域と呼ばれる水域近傍における行動モデル⁵⁾やユークリッド空間で定義される複雑な環境下での行動を無理なく計算するためのシステム制約を提案してきた⁶⁾。

本研究では魚類の捕食行動⁷⁾に注目し、ボイド法の枠組みで視覚、嗅覚、聴覚を用いた捕食行動アルゴリズムを開発を試みる。視覚、嗅覚、聴覚をセンサとしてモデル化しボイドが行動する環境とエサのモデリングをする。

すなわち、センサを融合させた捕食行動ルールを考察し、各センサの優先順位と短期記憶を実装したセンサフュージョンシステム⁸⁾として開発する。計算機実験の結果からトラップ領域からの脱出が環境状況とセンシング行動の知能化に関わることを明らかにする。本研究で得られた知見は魚行動のシミュレーター開発だけでなく移動ロボットのナビゲーション問題に対しても有効である。

2. ボイド法によるモデリング

2.1 魚ライクボイドのモデル化

図1に示すような体長 l で左右に視界 θ_s を持つ魚ライクな運動性素子のモデル化をボイド法に基づいて行う。魚ライクボイドは壁やエサを認知するための視覚センサ、嗅覚センサ、聴覚センサを持ち、それらにより泳角、泳速を決定することでフィールド内を自律的に移動する。ボイドの中心点に注目し単位時間での移動を平均 θ_A, V_m 、標準偏差 σ_A, σ_V の正規乱数で与えられる泳角と泳速ノルムで評価し、 θ_A, V_m を主泳角、主泳速と呼ぶ。

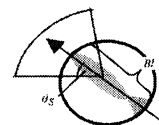


図1 魚ライクボイドモデル
Fig.1 Fishlike boid model.

2.2 環境のモデル化

フィールドを構成する壁とエサの形状は有向線分で構成され属性を示すナンバーでオブジェクトが種別化さ

[†] 阿南工業高等専門学校
Anan College of Technology

れる。また、フィールド内の様々な状況下でも破綻のない行動がとれるように次の制約条件⁹⁾を導入する。

制約1：オブジェクトを構成する線分の長さは
ボイド体長より短いものを設定しない

制約2：単位時間に移動できる距離はボイドの
体長の1/4以下とする

2.3 視覚センサによるエッジ領域の行動ルール

視覚は探索針型としてモデリングする。この視覚センサは中央と左右、3本のメインセンサとその間を等間隔に補間する補助センサからなり、各センサの壁との交点とボイドの中心の距離よりセンサが複数の壁と交点を持つ場合は値の小さい方をそのセンサの交点距離として壁を認知しているものとして回避を含むエッジ領域での行動⁹⁾が可能な主泳角 θ_a と主泳速 V_m を決定する。

3. 捕食行動のモデリング

3.1 エサのモデル化

エサは固有の形状、におい及び音の分布を持っているものとする。エサの中心座標 (x_e, y_e) からのにおい分布は、式(1)の濃度関数 $Ds(x, y)$ によって与えられるものとする。また、音の分布を与えるために定常音波を仮定してその音圧分布関数 $Ws(x, y, t)$ を式(2)で与えることにした。

$$Ds(x, y) = \exp(-Cf * \ell) \quad (1)$$

$$Ws(x, y, t) = \exp(-\alpha * \ell) * \frac{\cos(\omega t - \ell) + 1}{2} \quad (2)$$

ここで、 Cf はエサ固有の係数、 ℓ はエサとの距離であり、 t は時間変数、 α はエサ固有の係数、 ω は音波の周波数とする。以上のモデリングよりエサの属性として視覚、嗅覚、聴覚なる3類のセンサに対する性質を有する。

3.2 各種センサのモデル化と探索アルゴリズム

視覚センサについては2.3節で説明したものを基本としており、ここでは嗅覚と聴覚に属性を持つセンサのモデリングを示す。魚ライクボイドは、探索針型の嗅覚センサを持ち探索プローブの先端点で得られる実数値をボイド中心座標での値と比較することで主泳角を決定する。主泳速については、エサを探索する際の飛び越えや周回現象などを回避するためにソフトニングスキームを導入する。これは、検知濃度が高くなるにつれてセンサ長を短くしつつ移動速度をゆるめることで正確な方向を探りながらエサへと近づいていくアルゴリズムでありセンサ長と主泳速を線形補間により調整する。また、ボイドは嗅覚刺激に対するしきい値 n_s を持っており、検出値がこの値を超えることで嗅覚による捕食行動を起こす。

次に、聴覚センサのモデリングを示す。魚は側線という体の側面にある圧力センサ群によって圧力を検知し音を捉えている⁷⁾。そこで、本モデルも音波を複数センサで検知する側線ライクな聴覚モデルを実装する。まず、聴覚センサとして音波検知点をボイドの体の左右に5個ずつ設定する。ボイドは(3)式により得られた値から左右検知点群におけるの最大値を感じた検知点の位置から割

り出される左右の検知方向ベクトルにより、主泳角度を決定する。ここで、音波に対する時間的分解能を $dt/10$ とし、各センサの検出する数値は現時間ステップ m の前後5ステップ計10ステップ分を用いて次式で計算される。

$$Q_{sound} = \sum_{-m}^m Ws(x_s, y_s, t_m) \quad (3)$$

また、聴覚センサにより決定される主泳速ノルムは嗅覚センサと同様に補間式で与えられる。さらに、聴覚にも嗅覚と同様に刺激に対するしきい値が存在し、 Q_{sound} がしきい値を超えることで聴覚による捕食行動を起こす。

3.3 センサフュージョンによるエサの探索法

センサフュージョンの枠組み⁸⁾に従い、視覚、嗅覚、聴覚には優先順位を与える。各センサがエサの情報を検出した場合にその優先順位で行動が決定されるアーキテクチャーとした。視覚は嗅覚、聴覚と比べて方向の認識が明瞭であると考え常に優先される。また、嗅覚と聴覚ではそれぞれの検出値の値がより高い方が優先される。

また、どの感覚器による行動決定も壁に対する行動ルールよりも優先される。ただし、これはボイドがオブジェクトの近傍ない場合でありボイドが壁の近傍に近づいた場合はオブジェクトからの回避行動を最優先にする。

3.4 短期記憶実装による捕食行動の知能化

これまで示してきた魚ライクボイドの行動ルールだけでは、回避行動とセンシング行動を繰返してからいつまでも特定の場所から抜け出すことができなくなることがありこのような場所をトラップ領域と呼ぶ。これまでのセンシングでは、各センサがオブジェクトの属性を検知するとすぐ行動選択のアルゴリズムに処理が進むことになり、より複雑な環境下においては様々なコンフリクトによる捕食行動のデッドロックの発生が予測される。

そこで、実際の魚における認知・行動のメカニズムに基づく捕食行動の知能化を試みる。魚はエサ情報を感知していてもそこにエサがないということを何らかの形で認識して行動の基準となる感覚器の優先順位を切り替えているのではないかという行動モデルを仮定して魚ライクボイドの捕食行動の知能化モデルを構築する。トラップ領域の脱出ルールとして行動の優先順位を各センサからの情報をもとに切り替える基準とそれによる行動方式の組み合わせから以下の4つのルールを考案した。

rule1: エサの情報を検出していても、一定時間壁が回避領域よりも近くに認知されつづけた場合、壁に対する行動ルールのみでさらに一定時間進む。ここでは「一定時間の壁の接近状況」という記憶を与えることでトラップ領域の認知を行い行動ルールを決定する感覚器を壁に対する視覚に切り替えてトラップ領域からの脱出を図る。

rule2: エサ情報を検出していてもその検出値が一定時間経ても大きくならないならば壁に対する行動ルールのみでさらに一定時間進む。このルールでは「感覚器の検出値」という形でボイドに記憶を与えトラップ領域の認知を行いトラップ領域の脱出を図る。

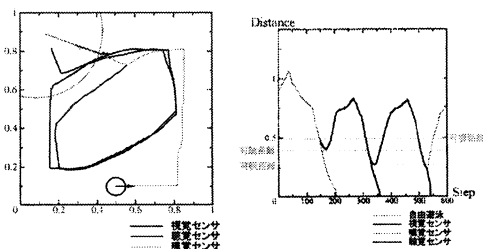
rule3: エサの情報を検出していても、その検出値が一定時間行動しても大きくなっていかなければ情報が検出されなくなるか検出値が連続して大きくなるまで壁に対する行動ルールのみで行動する。このトラップ領域の認知方法は **rule2** と同じだが、行動ルールの切り替え方法がフィールドの状態によって与えられる。

newRule: ボイドは自身の周りを見回し、そこにエサが目視できなければトラップ領域であると判断し、行動ルールを視覚のみに切り替える。全周 2π を 8 領域に分割しエサ情報を検出しかつ壁との交点距離を持つメインセンサが存在する進行角の領域を記憶する。この内 4 領域を記憶したら行動ルールを壁に対するものに切り替える。行動ルールが切り替わると **rule1** と同様にエサ探索用の各センサの検出値がすべて 0 になるか連続して検出値が増えるようになるまで壁に対する行動ルールで移動する。もし、すべての検出値が 0 になるか連続して増えつづけたら捕食行動を再開し目視角度の記憶もリセットする。すべての視覚センサが壁を認知しなくなると自由遊泳と捕食行動による泳方向で主泳方向を決定する。このとき主泳角は、聴覚による主泳角の決定法と同様にして求めることにして、聴覚、嗅覚センサの検出値の最大値から主泳方向を重み付けして決定する。

4. 数値実験結果と考察

4.1 各センサによる捕食行動の計算結果

単位長さによる正方形フィールド内の corner 部座標 (0.1,0.9) にエサを設置し、体長 $Bl=0.1$ 、最大泳速: $V_{max}=0.3$ 、初速度 $V_0=0.0$ のボイドを初期位置 (0.5,0.1) から初期方向 east-0 [rad] で遊泳させた場合のエサ探索を数値計算した結果を示す。図 2 より、嗅覚によるエサ探索が最も短い軌道でエサに到達しており、ついで聴覚、視覚の順で捕食に成功していることがわかる。自由遊泳は、捕食行動に関するセンサすべてスリープにして視覚だけでのボイド行動である。センシング速度のソフトニング効果を聴覚センサについて図 3 に示す。聴覚センサのアーキテクチャに依存して進行角のゆらぎが影響し線形的変化はわかりにくい、速度が落ちて視覚認知の壁並進行により壁検出時の平均速度に変化した。



(a) tracks of a boid (b) step histories of velocity
図 2 各センサによるエサ探索行動

Fig.2 Food searching behavior by the each sensor.

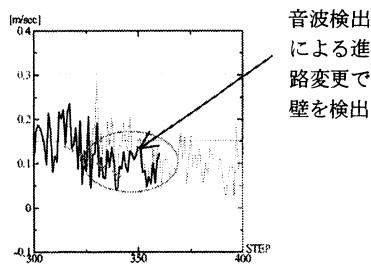
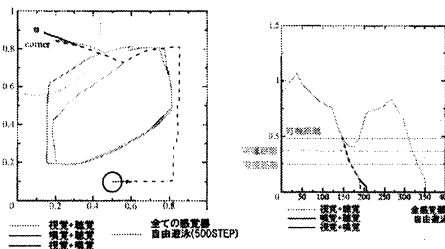


図 3 聴覚センサによる主泳速のステップ変化

Fig.4 Step histories of velocity acoustic sensor.

4.2 センサフュージョンによる捕食行動の計算結果

視覚、嗅覚、聴覚の各センサを複数併用したエサ探索の数値計算を行う。図 4 から嗅覚をアクティブにしているセンシングが早く到達することが分かる。また、全感覚器を用いた場合と視覚と嗅覚の組み合わせによるエサ探索が同じ結果となった。聴覚と嗅覚はその優先順位がそれぞれの検出値によって決められることが原因である。実際の魚において水中での音波の伝達においよりも遙かに広い分布半径を持つので聴覚は最も有効な感覚器であり、以降ではにおいの約 3 倍の分布半径を与える。



(a) tracks of a boid (b) step histories of distance
図 4 センサの併用によるエサの探索行動

Fig.4 Food searching behaviors by sensor-fusion.

4.3 複雑な環境下での捕食行動の計算結果

単純ではない実際の自然環境を想定したフィールド内でのトラップ領域脱出ルールを導入した捕食行動シミュレーションを行う。エサのにおい、音の分布は次の 4 種類とし、分布の違いによる探索行動の履歴を観察する。

表 1 エサの属性

Table1 Properties of food's characteristics.

	サイズ	匂い半径	音半径
Case.1	0.04	0.154	0.461
Case.2	0.04	0.288	0.863
Case.3	0.04	0.461	1.382
Case.4	0.04	0.576	1.727

4.4 簡単な迷路でのシミュレーション

トラップ領域に対する脱出ルールをボイドに実装せず、簡単な迷路に Case.1,2,3 の分布を持つエサを投入すると図 5 のように行動する。Case.3 において音の分布

半径によりトラップ領域が発生し抜け出せないでいる。Case.4 では図 6 のように rule1,2 は脱出できなくなり、rule3 のみがエサに到達した。これは rule3 がエサ情報を判断して捕食行動を開始するに対して rule1,2 は進行ステップのカウントのみで行動が発現するため、明らかに非生物学的である。より生物ライクな newRule の導入による実験結果を図 7 に示す。rule3 のようなトラップ領域に長く停留したり、壁衝突を繰り返しながら進む行動が改善された。場合により最短コースを見逃すこともあるが、魚のような低知能生物が常に正しいコースを選択することはあり得ないので、偶然性にある程度支配される行動は自然なものとして認めてよいだろう。

4.5 複雑な迷路でのシミュレーション

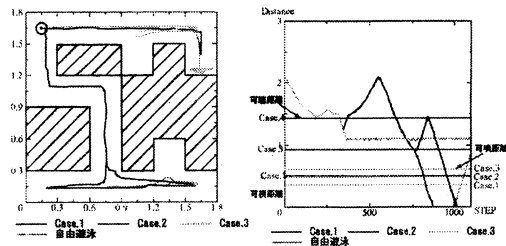
newRule に実装した知能化アルゴリズムにより分岐点での行動ルールがセンサの検知している方向への効率的な進行が可能となる。図 8 に示すように、Case.4 のエサを投入した場合では早い段階でエサの方向が認知できているため迷うことなくエサの捕食に成功した。しかし、迷路状況によってはトラップ領域にはまり込むことがあり、複雑な迷路でより確実な捕食行動をするには同じ場所を何度も往復したことを認知・記憶し壁並進とは別の行動が発現するようなアルゴリズムが必要である。

6. おわりに

本研究で、ボイド法を用いて視覚、嗅覚、聴覚のモデル化とそれらによるセンサフュージョンアルゴリズムが短期記憶の実装により開発できた。複雑な水域環境を模擬するフィールドにボイドを投入しその行動を数値実験することで、聴覚や嗅覚により離れた場所からエサの存在を認知し可視距離まで近づく捕食行動のフローが明らかとなった。視覚を特別頼りにしなくても十分にエサを探索できるという魚の捕食行動をシミュレートできた。

参考文献

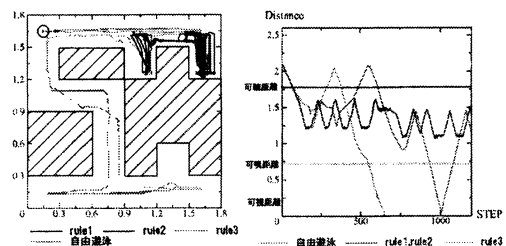
- 1) 石川雅朗：ウグイの魚群行動特性に関する実験的研究，河川技術に関する論文集，第6巻，pp.101-106(2000)。
- 2) 三宮信夫，松田政：魚群の行動のモデリング，計測と制御，Vol.19，No.7，pp.704-707(1980)。
- 3) 三浦汀介，清水晋，西山作蔵，佐藤修：トラップ内での魚の行動解析に関する一考察，日本水産学会誌，Vol.52，pp.1107-1113(1986)。
- 4) 菊地誠：コンピューターシミュレーションをしよう，インターフェース，Vol.28，No.9，pp.53-61(2002)。
- 5) 杉野隆三郎：エッジ領域における運動性素子挙動のボイドモデルを用いたモデリング，情報処理学会数理解論と問題解決シンポジウム論文集，Vol.2000，No.5，pp.99-100(2000)。
- 6) 杉野隆三郎：ボイド法による任意形状を有する閉領域のモデル化，第61回情報処理学会全国大会講演論文集I，pp.185-186(2000)。
- 7) Ommanney,F：魚類，タイムライフブックス(1976)。
- 8) 石川正俊：センサフュージョン・五感にせまるはかる技術，日本機械学会誌，Vol.98，No.918，pp.378-381(1995)。



(a) tracks of a boid (b) histories of distance

図 5 簡単な迷路でのエサ探索行動 (ケースの比較)

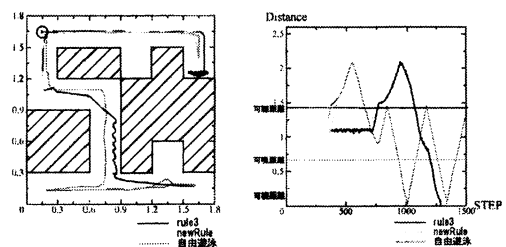
Fig.5 Searching by various cases in a simple maze.



(a) tracks of a boid (b) histories of distance

図 6 簡単な迷路でのエサ探索行動 (ルールの比較)

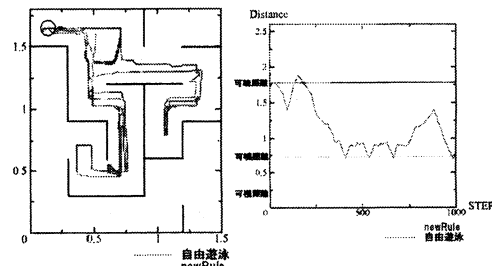
Fig.6 Searching by various rules in a simple maze.



(a) tracks of a boid (b) histories of distance

図 7 簡単な迷路でのエサ探索行動 (newRule の導入)

Fig.7 Searching by newRule in a simple maze.



(a) tracks of a boid (b) histories of distance

図 8 複雑な迷路でのエサ探索行動 (newRule の導入)

Fig.8 Searching by newRule in a complex maze.