

研究論文 (Articles)

対話型進化計算を用いた魚群の知的自動生成システム

小林 佳奈美・陳 延偉・黄 辛隠

(立命館大学大学院理工学研究科・立命館大学情報理工学部・中国蘇州大学教育学部)

An Intelligent System of Fish Schools Based on Extended BOID Models and Interactive Genetic Algorithms

KOBAYASHI Kanami, CHEN Yen-wei, HUANG Xinyin

(Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University/College of Science and Engineering, Ritsumeikan University/College of Education, Soochow University)

In this paper, we present an extended boid models for simulating the aggregate moving of fish schools in a complex environment. The boids model is an example of an individual-based model. The global behavior of the school is simulated by a large number of interesting individual boid (fish). In our proposed model, each boid is an agent that follows six behavior rules: avoiding collision against schoolmates; gathering together; follows a feed; avoiding obstacle; avoiding enemy boids; boundaries. The moving vector of each boid is a linear combination of five behavior rule vectors, and the coefficients are optimized by using an interactive genetic algorithm (GA). Unlike normal GA, interactive GA can adopt a user's subjective evaluation as fitness, which is useful when a fitness function cannot be exactly determined.

Key words : Boid model, fish school, interactive genetic algorithm, behavior rule, moving vector

キーワード : ボイドモデル, 魚群, 対話型遺伝的アルゴリズム, 群れ行動ルール, 移動ベクトル

これまで、産官学共同研究プロジェクトとして「ヴィジュアル・マリン・ミュージアム」の研究開発が進められてきた。これは、コンピュータ上の仮想空間という環境下で海の中をより自然界に近い形で再現するというプロジェクトである。

私たちの研究室ではその一環として、人工知

能手法による自動魚群生成システムの研究開発を行っている。生命体の群れを実現するシステムとして、BOID (Reynolds, 1987) と呼ばれるモデルがある。BOIDモデルは、魚のモデリングにも使われてきた (DeAngelis, 1991)。本研究では、その基本的なBOIDモデルのルールを参考にし、自然界の多様な環境下で生物の群れを作ることが出来るよう、ルール数を増やした改良型BOIDモデルを作成する。また、タッチパネルを用いることにより、魚群との対話的な操作を実装する。

本研究は、文部科学省オープンリサーチセンター整備事業「臨床人間科学の構築—対人援助のための人間環境研究 (平成17～21年度, 代表 望月昭)」知的画像処理プロジェクトによる援助を受けて行われた。

しかし、BOIDモデルでは、制御するベクトルを合成する時の重みを設計者が経験的に決定する必要があり、ルールを増やすことは設計者の負担を大きくするだけではなく、試行錯誤だけで最適な重み係数を得ることができなくなる。我々は、これまで遺伝的アルゴリズムを用いた最適化手法を用いて最適な重み係数を自動的に獲得する手法を提案してきた (Chen and Kobayashi, 2006)。しかし、「自然の魚群に近い動き」は、数学的に正確に評価することが困難であり、人間の感性や主観的意識に依存するところも多い。そこで本研究では、人間の主観の評価を行うことができる対話型進化計算 (IEC) (Takagi, 2001) を用いてベクトル合成時の重みを決定する手法を提案し、その有効性を検証する。

II. 群れ行動生成システム

コンピュータ上で自然界の生命体の群れをシミュレーションするためのシステム (群行動システム) の代表的なものに、BOID (Reynolds, 1987) と呼ばれるシステムがある。BOIDとは鳥のアンドロイドを意味する「バードロイド」という言葉から名付けられたものであるが、このBOIDは簡単なルールによってコンピュータ上で自然界の鳥のような群を成して行動する。

近年では、高度なコンピュータグラフィックスの技術、特に人工生命にその源を発するこのシステムが、映画の自然なシーンの描画や自動車の自動クルージング技術などに利用できないかどうか注目を浴びている。

1. BOIDモデル

Craig W. Reynolds氏が提唱したBOIDモデルは、自然界の生物の群れの動きを、群れ全体としてではなく群れを構成する個々の生命体に注目することから始まった。自然界の生物の群

れを観察すると、一見その群れの行動は非常に複雑なものに見えるが、個々の生命体を注意深く観察すると、それぞれの知覚しうる世界に基づいて行動している。よって、単純な行動をとる個々の生命体が集まっていく結果として、複雑な群れの動きが行われていると考えられる。Reynolds氏はこのような仮説の元、次のような3つのルールを個々の生命体に与えた。

1. 中心への集合
2. 衝突の回避
3. 速度の同調

Reynolds氏は、この3つの単純なルールにより、自然の生物の群れに近い動きを表現することに成功している。

群れの中の各生命体は、まずルール1により群れの中心に接近しようとする力が働き、群れを構成する。構成された群れは近隣の仲間との衝突を避けるルール2によって群れの中で互いに衝突することなく自由に行動できる。また、ルール3によって周囲の生命体の動きに合わせることになる。

このようにBOIDモデルでは、3つの単純なルールが相互に影響を及ぼし合い、全体として複雑な振る舞いを生み出し、自然界にある生物の群れのような動きを可能にしている。

2. 改良型BOIDモデル

先のBOIDモデルをより自然界の群れの動きに近づけるため、前述の基本的なBOIDモデルの3つのルールを参考にし、改良型BOIDモデルの各生命体に以下のルールを提案する。

1. 群れ内での衝突の回避
2. 視界内の中心への集合
3. 目標物の追跡
4. 障害物の回避

5. 他の群れからの影響

6. 水面・水底などの境界線から受ける影響

これより、各生命体をboid、生命体の群れをschoolと呼ぶことにする。これらのルールについて、図や数式を用いて詳しい説明を行う。

2.1. 群れ内での衝突の回避

このルールは、先に述べたReynolds氏が創ったBOIDモデルに含まれる「衝突の回避」とほぼ同様のもので、自らが所属するschool内の自分以外のboidが自ら安全であると考ええる距離（安全距離）より近ければ衝突の危険があると判断し、対象のboidから離れるように動く。Reynolds氏が創ったBOIDモデルに含まれる「衝突の回避」との相違点は、対象のboidが安全距離より遠ければそれに近づくように動く、という点である。以上のことによって、school内の各boidが互いに衝突することなく、schoolの中で自由に行動することが可能になる。

このルールを実現するためには、school内のあるboidに注目したとき、視界内で最も近いboidまでのベクトルを取得して、そのboidまでの距離が安全距離（ $fKeepDist$ ）以下であれば、そのベクトルとは逆方向のベクトルを注目しているboidに作用させ、逆に距離が安全距離（ $fKeepDist$ ）以上であれば、そのベクトルと同方向のベクトルを注目しているboidに作用させている（図1）。

最近隣のboidへのベクトルを**BoidVec**、視野距離を $fVisibleDist$ とし、衝突回避ベクトル V_1 は以下の式で表す。

$$V_1 = \begin{cases} \left(\frac{|BoidVec|}{fKeepDist} - 1 \right) \cdot \frac{BoidVec}{|BoidVec|} & (|BoidVec| \leq fVisibleDist) \\ 0 & (|BoidVec| > fVisibleDist) \end{cases}$$

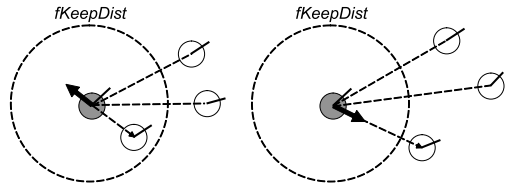


図1 群れ内での衝突の回避

めに必要不可欠である。

school内のあるboidに注目すると、そのboidの視野距離（ $fVisibleDist$ ）内の全てのboidへのベクトルを取得し、その平均ベクトルと同方向のベクトルを注目しているboidに作用させることで実現できる（図2）。

視界内の中心までのベクトルを**CenterVec**とし、視界内の中心へ向かうベクトル V_2 は以下の式で表す。

$$V_2 = \begin{cases} \frac{CenterVec}{|CenterVec|} & (|CenterVec| \leq fVisibleDist) \\ 0 & (|CenterVec| > fVisibleDist) \end{cases}$$

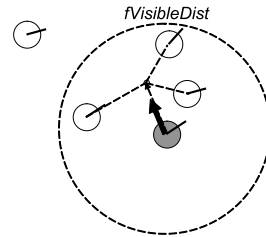


図2 視界内の中心への集合

2.2. 視界内の中心への集合

これは、先に述べたReynolds氏が創ったBOIDモデルに含まれる「中心への集合」とほぼ同様のもので、各boidが持つ視野距離の範囲内（視界内）でのschoolの中心へ向うためのルールである。このルールは、群れを形成するた

2.3. 目標物の追跡

これは各boidが目標物を追跡しようとするためのルールである（図3）。このルールにより、boidは餌などの興味対象を追跡することができる。

school内のあるboidに注目したとき、目標物までのベクトルを取得し、それと同方向のベク

トルを作用させることにより実現する。目標物へのベクトルを**FoodVec**とし、目標物の追跡ベクトル**V₃**は次の式に表す。

$$\mathbf{V}_3 = \frac{\mathbf{FoodVec}}{|\mathbf{FoodVec}|}$$

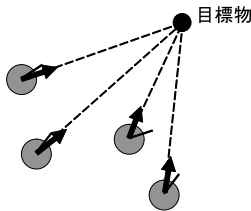


図3 目標物の追跡

2.2.4. 障害物との衝突の回避

これは、boidの進行方向に障害物があったとき、その障害物との衝突を回避するためのルールである。このルールにより、boidは環境障害物と衝突することなく移動することが可能となる。

school内のあるboidに注目したとき、視界内でそのboidに最も近い障害物の中心へのベクトルを取得し、boidの進行方向のベクトルとboidから障害物までのベクトルのなす角の余弦 $\cos \theta$ が回避角度の余弦 $Aangle$ 以上、すなわち、なす角 θ が回避角度以内であれば、障害物へのベクトルと逆方向のベクトルを作用させることで実現する。また、 $\cos \theta$ が $Aangle$ より小さい場合は衝突の危険がないのでそのまま進行させる(図4)。

回避角度の重みを β 、障害物の大きさを $ObsMag$ 、障害物へのベクトルを **ObsVec** とすると、回避角度の余弦 $Aangle$ は以下の式で求まる。

$$Aangle = \beta \cdot \frac{\sqrt{|\mathbf{ObsVec}|^2 - \left(\frac{ObsMag}{2}\right)^2}}{|\mathbf{ObsVec}|}$$

また、視野距離を $fVisibleDist$ とすると、障害物との衝突の回避ベクトル **V₄** は次の式で表す。

$$\mathbf{V}_4 = \begin{cases} -\cos \theta \cdot \left(1 - \frac{|\mathbf{ObsVec}|}{fVisibleDist}\right) \cdot \frac{\mathbf{ObsVec}}{|\mathbf{ObsVec}|} & (\cos \theta \geq Aangle) \\ 0 & (\cos \theta < Aangle) \end{cases}$$

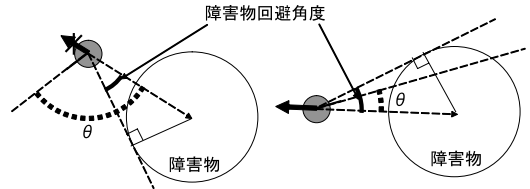


図4 障害物との衝突の回避

2.5. 他の群れからの影響

これは、schoolに様々なタイプを与え、その組み合わせにより他のschoolから受ける影響によって行動するためのルールである。このルールにより、boidは捕食者から逃走したり、餌となる被捕食者を追いかけたりすることが可能となる。

あるschool内のあるboidに注目したとき、視界内でそのboidに最も近い他schoolのboidへのベクトルを取得し、対象のschoolに対する関係が捕食であれば同方向のベクトル、被捕食であれば逆方向のベクトルを作用させる。また、捕食者でも被捕食者でもない場合もまた逆方向のベクトルを作用させることにより実現する(図5)。さらに、それぞれの場合によってベクトルの重みを変化させ、boidの速さを制御する。

群れ同士の関係によって変化する重みを α 、最近隣の他の群れのboidへのベクトルを **OtherVec**、視野距離を $fVisibleDist$ とすると、他の群れから受ける影響ベクトル **V₅** は以下の式で表す。

2.6. 水面・水底などの境界線から受ける影響

これは、各boidが設定されたフィールド内から出ないようにするためのルールである。水槽や広い海などでもそのフィールドは無限ではな

$$V_3 = \begin{cases} \alpha \cdot \left(\frac{|\text{OtherVec}|}{f\text{VisibleDist}} - 1 \right) \cdot \frac{\text{OtherVec}}{|\text{OtherVec}|} & (|\text{OtherVec}| \leq f\text{VisibleDist}) \\ 0 & (|\text{OtherVec}| > f\text{VisibleDist}) \end{cases}$$

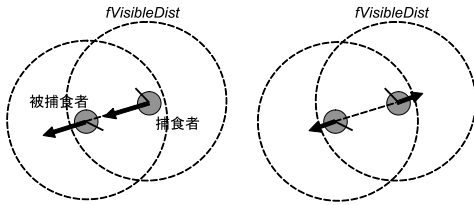


図5 他の群れからの影響

い。壁や水面・水底などの境界線が存在する。そこでこのルールが必要となる。

school内のあるboidに注目したとき、boidと境界線との距離を算出し、その距離に応じたベクトルを境界線からの斥力として作用させることにより実現する（図6）。

境界線までのベクトルのy軸要素（深さ方向をy軸とする）をGNDVecy、boidのポジションのy軸要素をBoidPosyとすると、水面・水底などの境界線から受ける影響ベクトル V_6 は以下の式で表す。

$$V_6 = (V_x, V_y, V_z) = \left(0, \left(\frac{1}{|\text{GNDVecy}|} \right)^2 \cdot \text{BoidPosy}, 0 \right)$$

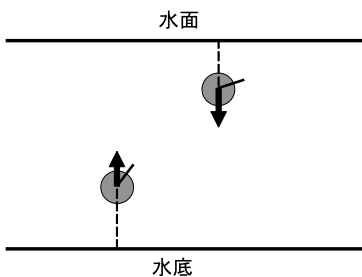


図6 水面・水底などの境界線から受ける影響

2.7. 次の位置への移動

前述の6つのルールにより求められたそれぞれのベクトルを、重み係数を掛けて合成することにより、各生命体の次の位置を求める。

次の位置への移動ベクトル V を、以下の式で表す。

$$V = w_1 V_1 + w_2 V_2 + w_3 V_3 + w_4 V_4 + w_5 V_5 + w_6 V_6$$

ここで、 w_i は各移動ベクトルの重みである。この重み係数は、魚群の群れ行動を決定する。

3. OpenGLを用いた改良型BOIDモデル

今回、先に述べた改良型BOIDモデルをOpenGL（林・加藤，2003；魏・先田・Durikovic・向井・Vilbrandt，2003）を用いて作成した。OpenGLを用いることによって、インタラクティブな操作を簡単に実装することができる。

インタラクティブな操作として、マウスやタッチパネルによる目標物（餌）の移動、キーボードによる視点の切り替え、視点位置の移動を行う。

III. 対話型進化計算

先に示した改良型BOIDモデルでは、Reynolds氏のBOIDモデルに比べルールを増やすため、設定すべき力の重みが増えてしまう。この力の重みは、設計者が経験的に決定する必要があり、設計者の負担を大きくする一因となるだけでなく、最適な重みを得ることも困難である。本研究室ではこれまで、遺伝的アルゴリズム（GA）（安居院，1993；北野，1993）を用いて重み設定を自動化することによりこの問題を解決しようとしてきた（Chen and Kobayashi，2006）。

しかし、「より自然界の魚群に近い動き」を数学的に定量的に評価することが困難であり、最適な重み係数を得るのが困難であった。本論文では、対話型進化計算（IEC）（Takagi，2001）を用いることで、人間の主観的評価を取り入れる。

人間と計算機との相互作用および人間の主観的評価に基づいて最適化を行う手法として、進化計算（EC）を用いる手法が、対話型進化計算

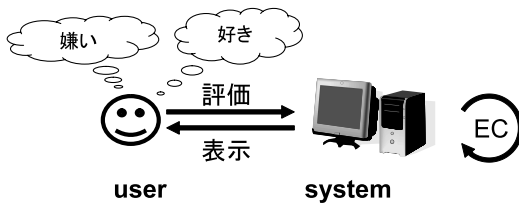


図7 IECの概念図

(IEC)である。概念図を図7に示す。

通常の進化計算では、評価関数を数式で定め評価を行う。しかし、画像や音楽を生成したり処理したり検索するシステムや、絵画などの芸術品を扱うようなヒューマンインタラクションシステムなどでは、「気に入った」システム出力を得ようとする場合、望ましい出力とはそのユーザーが主観的に決めるものであり、評価関数を与えることが困難である。そこで、評価関数を人間に置き換え、対話的に評価を行うIECの研究が近年進められている。モンタージュや補聴器の調整法、3D-CGの照明位置の自動設定などに使われているものがその例である。

1. 遺伝的アルゴリズム (GA)

まず、進化計算法の1つである、通常のGAについて説明する。通常のGAは、まず与えられた問題に応じて遺伝子型を生成する。

そして、この遺伝子型をもとにコンピュータ上の仮想空間に適応しているかを評価し、評価が高いもののほど生き残る確率が高くなるように世代交代を行う。その操作として、評価の高い遺伝子型をそのまま次の世代に残す「個体の選択 (Selection)」, 親の遺伝子の特徴を元に次の世代の子を作成する「交叉 (Crossover)」などがある。また、集団としての多様性を失わないために、遺伝子にある一定の確率で変化させる「突然変異 (Mutation)」を行う。

これらの操作を繰り返すことによって各個体の適応度の向上をはかるものである。

GAの特徴は主なものとして次の3つが挙げ

られる。

- ・探索空間で仮想的な母集団を設定し、その各個体は探索点とみなす。
- ・各個体は、遺伝子情報を伝える物質（遺伝子型）を持っており、環境に適応している個体が後世へ生存する確率が高くなるように操作する。
- ・環境に各個体がどの程度適応しているかを評価する関数を定める。

また、他の探索法(勾配法や、焼きなまし法)に比べると、GAは多点探索で行うので局所解に陥る可能性が低く、大域解を探索しやすい利点を持っている。一方、従来の勾配法などでは、良い初期値で開始しないと局所解に陥る可能性が高い(図8)。

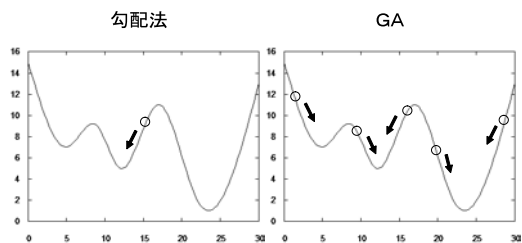


図8 GAの利点

2. 対話的な評価を行うGA (IGA)

対話型進化計算法の1つであるIGAは、前述のGAの評価関数の部分を人間におきかえ、対話的な評価を行うものである。IGAは以下のような流れとなる。また、IGAのフローチャートを図9に示す。

1. 遺伝子型を設定する
2. 母集団を生成し、各個体を探索点とみなす
3. 人間が目で見た印象で評価を行う
4. 評価の高い個体が後世へ生存する確率が高くなるように操作する

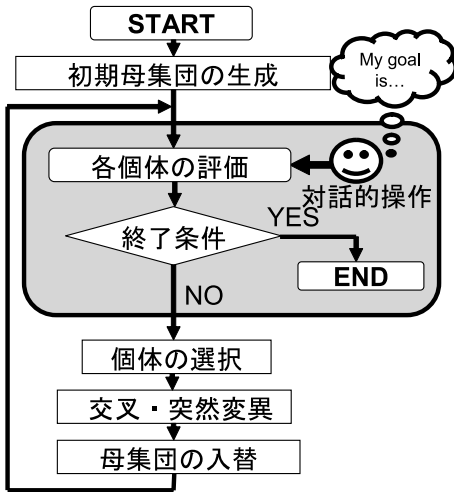


図9 IGAのフローチャート

2.1. 遺伝子型の設定

改良型BOIDモデルの各ルールの重みを表す以下の6つのパラメータをGAで用いる遺伝子型として設定する。なお、本研究では、実数型遺伝子を用い、重みの範囲を0.000000～1.000000と定めた。

- ・ KeepWeight (w_1)
…「群れ内での衝突の回避」の重み
- ・ CenterWeight (w_2)
…「視界内の中心への集合」の重み
- ・ FoodWeight (w_3)
…「目標物の追跡」の重み
- ・ AvoidWeight (w_4)
…「障害物の回避」の重み
- ・ OtherWeight (w_5)
…「他の群れからの影響」の重み
- ・ GNDWeight(w_6)
…「境界線から受ける影響」の重み

2.2. 初期母集団の生成

先に設定した遺伝子型の母集団を乱数を用いてランダムに発生させる。これにより、様々な個性を持った個体が生まれる。

2.3. 各個体の評価

母集団を生成した後、各個体の評価を行う。まず、目標となるイメージを定める。はっきりと目標となるイメージを定めていないと、IGAは上手く収束できない。今回は、「より自然界の魚群に近い動き」を目指す。

そして、人間が目で見た印象で評価を行う。あまり評価を細分化すると、評価者の負担となってしまうので、IGAを使用する際、注意が必要である。なお、本研究では、評価の基準を以下のようにする。

- ・ 集団が形成できている
- ・ 群れ内で適当な間隔を保つ
- ・ 群れ内の仲間に衝突しない
- ・ 他の群れの生命体に衝突しない
- ・ 環境障害物に衝突しない
- ・ 餌を追いかけている
- ・ 設定されたフィールドから出ない

2.4. 個体の選択 (Selection)

個体の選択では、先に求めた適応度を使用して次の世代に残す個体を選択する。個体の選択方法として、適応度の高い個体をそのまま次世代に残すエリート選択と、適応度に比例した確率で選択を行うルーレット選択を用いる。

エリート選択とは、適応度の高い、つまり優秀な個体をそのまま次の世代に残す選択方法である。エリート選択のイメージは、図10のようになる。

ルーレット選択では、適応度に比例した確率で選択を行う。つまり、適応度の高い個体ほど、

	親						評価値		子						
P0	W_{k0}	W_{c0}	W_{f0}	W_{a0}	W_{o0}	W_{l0}	5	→	P0	W_{k0}	W_{c0}	W_{f0}	W_{a0}	W_{o0}	W_{l0}
P1	W_{k1}	W_{c1}	W_{f1}	W_{a1}	W_{o1}	W_{l1}	4	→	P1	W_{k1}	W_{c1}	W_{f1}	W_{a1}	W_{o1}	W_{l1}
P2	W_{k2}	W_{c2}	W_{f2}	W_{a2}	W_{o2}	W_{l2}	3								
P3	W_{k3}	W_{c3}	W_{f3}	W_{a3}	W_{o3}	W_{l3}	3								
P4	W_{k4}	W_{c4}	W_{f4}	W_{a4}	W_{o4}	W_{l4}	2								

図10 エリート選択

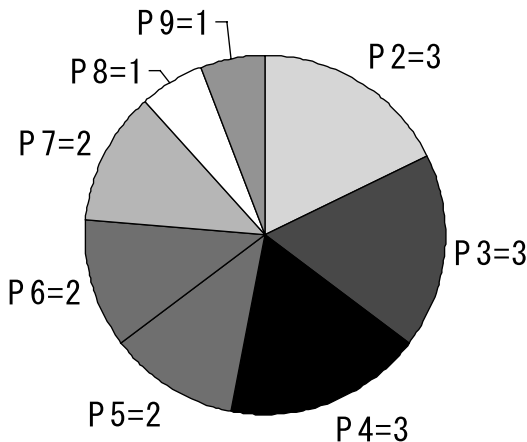


図11 ルーレット選択

次世代の個体として選ばれる確率が大きくなるように操作する。

ルーレット選択のイメージは、図11のようになる。選ばれる確率（面積）は各適応度に比例する。

2. 5. 交叉 (Crossover)

交叉は、二つの個体の遺伝子型をランダムな位置で部分的に入れ替える操作である。親となる個体を二つ選択し、交叉を行い次の世代の個体を二つ生成する。交叉を行うことにより、親の個性を受け継ぎ、かつ親とは異なった個体を生成する。

図12に2点交叉の例を示す。

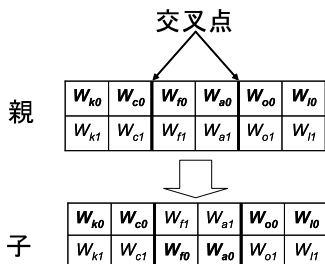


図12 交叉

2. 6. 突然変異 (Mutation)

集団としての多様性を失わないため、まれな確率で突然変異させた生命体を作る。突然変異

を用いないGAでは、初期母集団の遺伝子の組み合わせ以外に進化することが出来ず、集団としての多様性が失われてしまう。そのため、突然変異は生物の進化を模倣したGAにとって必要不可欠なオペレータである。

パラメータ x の最大値を x_h 、パラメータ x の最小値を x_l 、 $0 \sim 1$ でランダムに決定される値を β とすると、突然変異後のパラメータは次式のように表す。

$$g_j = x_l + \beta \cdot (x_h - x_l)$$

IV. シミュレーション

改良型BOIDモデルにIGAを組み込んだシステムを実際にシミュレーションし、有効性を検証する。

1. システムの概要

まず、IGAの「初期母集団の生成」により、boidの全個体の遺伝子型をランダムに発生させる。このとき、各boidの初期位置もランダムに決定する。

続いて、改良型BOIDモデルに入り、「群れ内での衝突の回避」、「視界内の中心への集合」、「目標物の追跡」、「障害物の回避」、「他の群れからの影響」、「水面・水底などの境界線からの影響」のルールにより得られる各ベクトルを計算し、それらのベクトルと現在のboidのポジションから次のポジションを決定する。

IGAによる各個体の評価を行い、世代交代条件を満たしているかのチェックを行う。今回作成した知的魚群生成システムでは、全ての個体の評価が終わり、評価者が次の世代へと進める操作を行うことが、世代交代の条件となる。

世代交代条件を満たさない場合、改良型BOIDモデルに戻り、上部の操作を繰り返す。条件を満たしている場合は、IGAの「個体の選択」、「交叉」、「突然変異」を行う。「個体の選択」

では、次世代にそのまま残す個体を選ぶ。「交叉」では、いくつか選び出した個体（親）から同じ数だけの新たな個体（子）を生成する。このようにして選択、交叉してできた次世代候補に対し、「突然変異」を確率的に行って、次世代の母集団とする。

2. 仕様

今回のシミュレーションでは、以下のように設定した。

- 一世代の世代数：10
- エリート選択数：2
- ルーレット選択数：4
- 突然変異の確率：0.1
- 評価の範囲：0～5
- 障害物の数：100
- 一世代中のboidの群れ数：2
- 1つの群れ内のboidの総数：50

3. 結果

それぞれの個体で表される重み $w_1 \sim w_6$ の収束の様子を、図13～図18に示す。

図19に初期母集団の内の1つの様子を、図20に最適化後の集団（10世代目）の様子を示す。

初期母集団では群れが構成できていないもの（図19）や、群れが構成できていても、各boidが近づきすぎて団子状になっているものなどが多数存在した。IGAを使用し、最適化した群れは、重みに多少ばらつきはあったが、どの群れも評価の基準を満たし、図20のような自然な動きとなった。

V. まとめ

自然界の多様な環境化で生物の群れを作ることが出来る改良型BOIDモデルを作成し、OpenGLを用いて、改良型BOIDモデルの魚群

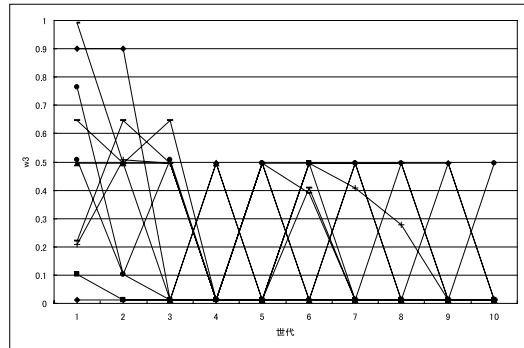


図13 w_1 の重み

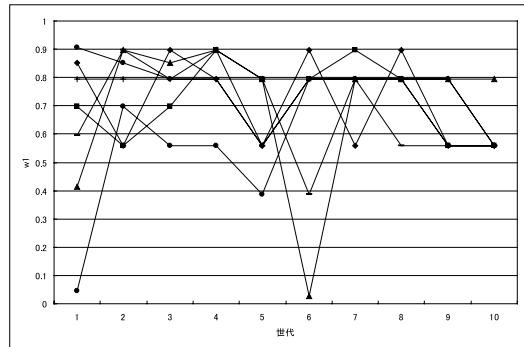


図14 w_2 の重み

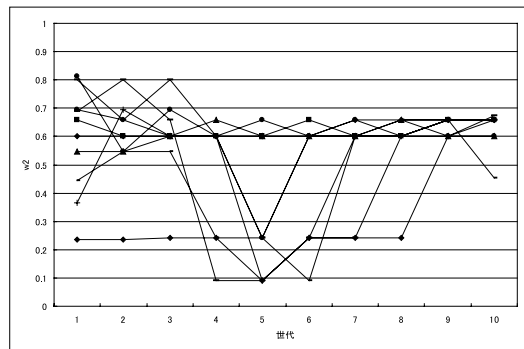


図15 w_3 の重み

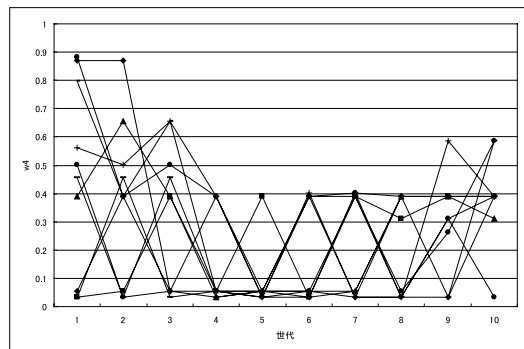


図16 w_4 の重み

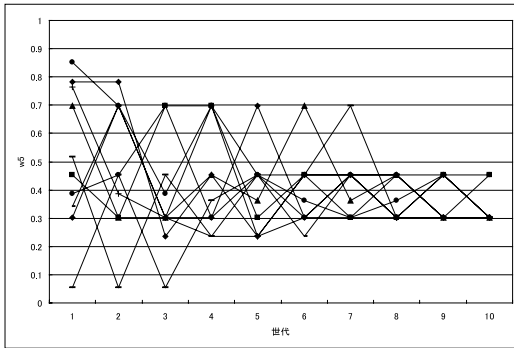


図17 w_5 の重み

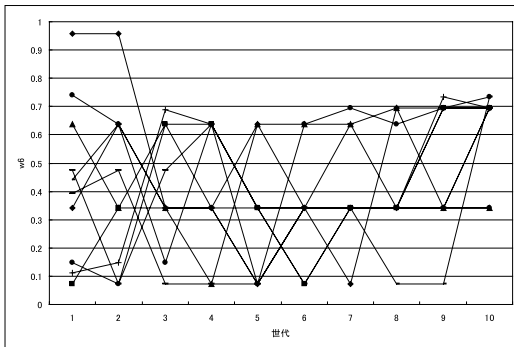


図18 w_6 の重み

システムを作成することに成功した。

また、IGAによる最適化によって、その改良型BOIDモデルの欠点である、ルールが増えることにより設計者が設定すべき重みが増えてしまうということを解決した。

シミュレーションの結果に示されるように、本提案法で生成された魚群はより自然界に近い動きをしており、IGAによる重み設定が有効であることが分かる。

引用文献

- 安居院猛・長尾 智晴 (1993) ジェネティックアルゴリズム. 株式会社昭晃堂.
- Chen. Y. W., Kobayashi K. (2006) Genetic algorithms for optimization of Boid models. *Lecture Note in Artificial Intelligence, Springer*, LNAI 4252, 55-62.
- DeAngelis D. L. et al. (1991) Modeling Early Life-History Stages of Smallmouth Bass in Ontatio

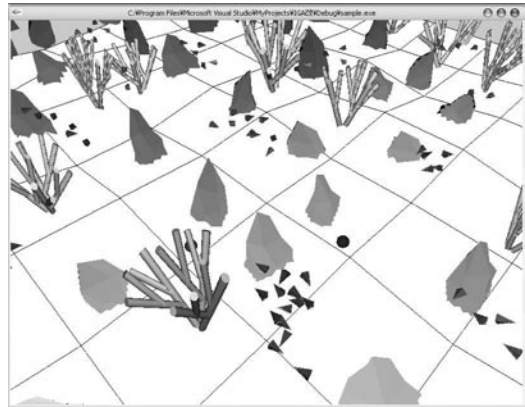


図19 初期母集団の1例

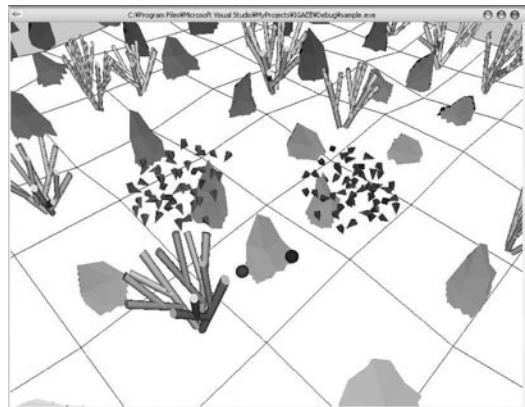


図20 最適化後の集団

Lakes. *Transaction of the American Fisheries Society*, 9 -11.

魏 大名・先田 和弘・Durikovic R・向井 信彦・Vilbrandt C. (2003) コンピュータグラフィックス. オーム社.

林武文・加藤清敬(2003) OpenGLによる3次元CGプログラミング. コロナ社.

北野宏明(1993) 遺伝的アルゴリズム. 産業図書.

Reynolds C. W. (1987) Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics*, 21, 25-34.

Takagi. H. (2001) Interactive Evolutionary Computation: Fusion of the Capabilities of EC Optimization and Human Evaluation. *Proceedings of the IEEE*, 89, 1275-1296.

(2006. 10. 31 受稿) (2007. 1. 23 受理)