

論文の要旨

題目 ロボティックスワームの群れ行動生成とその解析
(Evolutionary generation and analysis for collective behavior of robotic swarms)

氏名 門田 真樹

自然界において、魚や鳥、蜂といったさまざまな生物が群れをなしている様を見ることができる。こうした行動は進化の結果、獲得されたものであると考えられる。では、なぜ群れ行動はこうした生物の進化に有利であったのか。本研究では、こうした群れ行動により得られる利益に着目し、ロボティクスにおける群れシステムの応用へと発展させることを意図している。

我々は、自然界においては進化の結果を目の当たりにしているに過ぎず、実際に進化している様子を観察することは容易ではない。なぜならば、進化と呼べるだけの変化が生じるだけの期間を観察することは困難であるし、また、観察者によって観察対象の周囲の環境が変化した場合、それらが及ぼす影響も考慮しなければならないためである。

一方で、近年では計算機の性能向上と低価格化が進んだことで、進化と群れ行動の関係性をシミュレーションにより解き明かそうとする試みも行われている。こうした試みでは、進化計算と呼ばれる最適化手法が用いられており、より生存に適した行動のモデルを、計算機上で擬似的に世代を重ねさせることで導き出す。

また、ロボティクスにおいて群れを扱うものに、スワームロボティクスがある。スワームロボティクスは、蟻や蜂といった社会性昆虫の生態をロボットに反映することを目指したものである。具体的には、いくつかのロボットが欠けた場合でも群れ全体としての機能を維持する能力や、達成すべき課題の量や質が変化しても、ある程度許容できる能力を持つロボットシステムの構築が期待されている。

本研究は、群れを進化計算とシミュレーション手法を用いて探求し、そこから得られた知見をスワームロボティクスへと応用するものである。本論文は、以下

のように構成される。

まず、第1章において、研究の背景として、進化計算と、生物学における群れの議論について述べる。進化計算とは、解析的な手法を用いることなく、確率的多点探索によってより良好な近似解を求める最適化手法である。生物学における群れの議論では、Domain of danger (DOD, 危険領域) と、Limited domain of danger (LDOD) に着目している。これは、生物が群れを構成する動機として、自らの被食リスクを他者と分割するという利己的な群れ仮説において提唱された概念である。DOD は幾何学分野におけるボロノイ図と同一である。DOD を現実の問題に適用すると、DOD の面積が発散する場合が存在するため、実用には不向きであった。これに対処するために考案されたのがLDODである。LDOD はDOD を距離で制限することで発散を防止したため、実問題に対しての適用が容易となっている。

第2章では、進化計算手法として、Differential evolution (DE) を扱う。DE では、いくつかのユーザ定義パラメータがその探索性能に大きく影響することが知られている。適したパラメータの値は扱う問題によって異なるため、解を探索しながら、適したパラメータ値も合わせて探索するアルゴリズムが多数提案されている。そうした中で、過去のパラメータの履歴を、新規のパラメータ生成に用いる手法がある。その手法について検証した結果、パラメータの適応が停滞する場合が存在することがわかった。そこで、確率的にパラメータの更新を行う手法を提案し、この停滞を回避することとした。

提案手法は、28 のベンチマーク問題により、先行研究と比較され、有用性を検証された。結果として、より大規模な問題、およびより試行回数が多い場合について、提案手法は良好な結果を示した。

第3章では、群れ行動を可視化するために、スケーラビリティに優れた並列計算アルゴリズムを用いてマルチエージェントシミュレーションを実装した。また、そのシミュレーションに第2章で扱った進化計算手法を応用し、進化的にエージェントの振舞いを得られるようにした。並列計算手法により、このシミュレーションは同じ時間であればより多数の試行を行うことが可能となった。

Predator-prey モデルを扱い、いくつもの条件下において進化を繰り返すことで、捕食者と被食者の能力によって群れの形態が異なることがわかった。

第4章では、群れの振舞いを計測し、分析するための手法を提案する。本手法は、DOD および LDOD を用いたものである。DOD および LDOD の生成に

は、離散ボロノイ図の手法を応用した。

ここで、ボロノイ図について説明する。ボロノイ図では、いくつかの点が空間に配置された状態について考える。このとき、配置された点を母点 (seed) と呼ぶ。空間のある座標について、そこから最も近い距離にある母点が決まるとき、その座標をその母点の勢力下にあるとする。全ての座標について、どの母点の勢力下にあるかを決定すると、空間が各母点に対して分割される。ある母点の勢力下にある領域を指して、その母点のボロノイ領域であると呼ぶ。そして、定められた空間の全ての母点についてボロノイ領域を求めたとき、その全体をボロノイ図と呼ぶ。

ここで、ボロノイ図では、ボロノイ領域が接する箇所が生じる。2次元空間を対象とした場合には、この接する部分は線もしくは点となる。線の場合はボロノイ線と呼ぶ。このボロノイ線を共有する母点同士を接続する線を描くことで得られる図形がドロネー図と呼ばれるものである。ドロネー図はボロノイ図と双対の関係にある。ドロネー図はボロノイ図における隣接関係を反映している。

このボロノイ図を群れに対して効率的に求める手法として、離散ボロノイ図を用い、GPU Computing による並列計算手法を利用した。これは、ボロノイ図を生成する対象となる空間を離散的な点の集合とみなすことで、各点がいずれの母点の勢力下にあるかを求める手法である。また、各点に隣接する点の勢力をそれぞれ比較することで、領域の隣接情報を得ることが可能であり、すなわちドロネー図を得ることができる。また、LDOD では点がいずれの母点にも属していないという場合が生じるが、離散ボロノイ図のアルゴリズムではこれらを容易に、適切に計算可能である。また、勢力下の点の隣がいずれの勢力下にもない点であればそれはすなわち領域の外縁部であることがわかる。

分析対象として、第3章で得られた群れの振舞いと、物理的身体を持つロボット複数台による実験結果を用いた。DOD および LDOD の面積を求め、その動的变化を論じた。シミュレーションから得られた結果からは、捕食された個体が群れの外周部に偏る傾向にあることがわかった。また、他の個体が捕食されたことで、それまでは群れの内側で比較的安全であった個体が外側に露出して DOD が増大し、直後に捕食されるといった振舞いを見出すことができた。

実際のロボットによる実験からは、群れが移動する様子に周期性を見出すことができた。より群れとしてまとまっている状態においては、この周期性が特定の周期について明瞭に表れる。

群れのシミュレーションから得られた振舞いについて LDOD の隣接関係から群れを定義し、その定義に従って群れの輪郭と群れを構成する個体を抽出した。群れを構成する個体の情報から、サンキーダイアグラムを利用することで群れの動的な変化を可視化した。図には、群れが離合集散する様子が表れる。

結論として、本論文は、群れ行動を空間的に分析する手法と、その実装手法を提案した。そして、複数の課題についてこれを適用し、その有用性を示した。

今後、本手法をスワームロボティクスの指標の一つとして用いることで、より設計者の意図に沿ったロボットの群れを制御可能になることが期待される。例えば、より密集して移動するロボット群を設計する、あるいは任意の状況下において分布する密度を自律分散的な制御により再現する制御器の設計などに利用可能であると考えられる。