スワームモデルの複雑ネットワークに基づく行動解析

Behavior Analysis of Swarm with Complex Network

○学 家登 亮多 (北海道大) 正 山本 雅人 (北海道大) 正 古川 正志 (北海道大)

Ryota KATO, Hokkaido University

Masahito YAMAMOTO, Hokkaido University

Masashi FURUKAWA, Hokkaido University

abstract - The individual in a swarm emerges controlled behavior by interaction to neighboring individuals. This study observes the swarm consisting of a leader and followers, where the follower are modeled by Boid, and estimates the degree of swarm behavior. Then, the whole network connected by sub-networks, which are made by individuals within a view field of each individual, is analyzed from a viewpoint of the complex network characteristics.

Key Words: complex network swarm behavior

1. 緒言

鳥や魚など現実世界に生息する生物の多くは群れを構成することで効率的に獲物を獲得するなど、一個体だけでは成しえない行動が頻繁に観察されている。群を形成する各個体と複数の近隣個体が相互作用することで群全体に協調行動が生まれ、リーダーの指示など集中的な指示が存在しなくとも統制のとれた行動を実現している。

近年では群行動の形成や工学的応用に関する研究として群行動をコンピュータ上で再現する研究が盛んに行われている。その中でも特に、Reynolds が提案した Boids アルゴリズム [1] は群の各個体の局所的なルールに基づいた相互作用により、「現実感のある」群行動を形成し、映画やコンピュータグラフィックス (CG) 等の分野に対して現在広く用いられている。また成瀬は指向性の近傍を持つ群ロボットのための動的システムを提案し、指向性の近傍を持たない群よりも自然な群を創発することを示した [2]。青柳、生天目らは Boids アルゴリズムによる群行動を各個体に作用する力を力学的な側面から解析し、群行動を統計力学的な側面から解析している [3]。しかし Boids アルゴリズムで主に表現されるのは上記のように CG における群であり、ある目的を達成するため群の個体間で協調行動は行われない。

一方、人間関係などの繋がりをネットワークとして扱い、それらのつながりが生み出す全体の性質を明らかにする目的の研究が盛んになっている。個体の持つ情報のネットワークと局所的な相互作用により獲得する協調行動は、深く関連していると推測される。そのため群を複雑ネットワークの視点から研究をし、複雑系に潜む普遍的な性質を明らかにすることは有用であり、各個体間の相互作用によって創発される群の全体的な振舞いを新しい形で制御する研究を進めることが進められている。大倉らは、複雑ネットワークに基づきクラスタリングを用いてマクロなロボット群行動を分析する手法 [4] や協調荷押し問題を取扱い、ロボット間での複雑ネットワークのクラスタリングに基づく群ロボットシステムのための群行動を分析する手法を提案した [5]。

本研究では群を先導するリーダーを持つ Boids を用いて平面上を移動する群行動の振舞いを観測する。特に複雑ネットワークに基づく指標を用いて統制のとれた群の様態を観測、解析するのを主な目的とする。

本論文の構成として、第 2 章では Boids について述べる。第 3 章ではリーダーを用いて形成される群行動の振舞いについてのシミュレーションを実施し考察する。そして第 4 章ではネットワーク指標を用いて複雑ネットワークに基づく群行動の解析を行う。5 章で結論と今後の展望を述べる。

2. Boids の概要

Boids アルゴリズムでは各個体が、ある範囲内に位置する個体と 3 つの行動ルールによって相互作用することで群行動を再現する。群れを作る個体に対し、各個体は近傍の個体と結合 (cohesion)、整列 (alignment)、分離 (separation) の 3 ルールが適用される。このルールを以下に示す。

- (a) **結合 (cohesion)** 群れに対して各個体が向かうように各個体の進行方向ベクトルを近傍の全個体の重心方向 (全個体の位置の平均) へ更新する (図 1(a)).
- (b) **整列 (alignment)** 群れとの速度差および距離を小さくするように近傍の個体との速度ベクトルを調整する (図 1(b)).
- (c) **分離 (separation)** 個体間および障害物との衝突回避のために、近傍個体間距離が閾値を下回ったとき、前方に位置する個体は速度を上昇させ、後方の個体は速度を低下させて調整する。(図 1(c)).

また、Boids アルゴリズムでは各個体に視野範囲が設定されている。この視野は見える範囲の距離と角度の範囲で定義される。実際は、設定する視野の中で上記の 3 ルールが適用され、この視野の範囲に応じて異なった群の行動が得られる。このルールによって得られた 3 つのベクトルを個体の移動ベクトルとし、これらを合成した力によって、各個体の速度を変化させ、逐次位置を移動させる。

3. Boids アルゴリズムによる群行動

3.1 目的

本実験ではリーダーと Boids アルゴリズムを用いて群行動をシミュレーションし、群全体がタスクを達成が可能であるかとその振る舞いを観測する。

Fig.1 Summary of Boids

本研究では群の中にタスク達成のため群を先導する個体（リーダー）を用いる。リーダーは人工ニューラルネットワーク (Artificial neural network, ANN) による制御し、あらかじめ実数値遺伝的アルゴリズム (Real-coded genetic algorithm, RCGA) により与えられた目的地へ向かう学習を行わせる。リーダーは 2 つのセンサと 2 つのアクチュエータを持ち、目的地からセンサへの入射角を ANN の入力とし ANN の出力からリーダーの位置と速度を求める。RCGA を用いて ANN の結合荷重を最適化し、目的地への追従行動を学習させる。RCGA では個体群に対して選択、突然変異、交叉の操作を行い解を導出する。選択として上位 10% の個体を下位 10% にコピー、突然変異率を 0.5% に設定し交叉方法は一点交叉を用いた。また探索済みの最良解を保存するためエリート保存により最良解を持つ上位 1 個体を各世代の個体群に含むこととした。

3.2 Boids アルゴリズムの適用

各個体には視野内にいる個体に対して 3 つの力を加える。各力の大きさは式 (1)-式 (3) より求められる。

1. cohesion(結合)

結合は近傍の個体に対して近づく引力の和である。結合により個体は群の重心方向へと向かう。個体から群の重心位置までのベクトルを $\mathbf{d}_g$ 、その距離を d 、 K_C を定数とした。結合の大きさを式 (1) に示す。

$$\mathbf{F}_C = K_C \frac{\mathbf{d}_g}{d} \quad (1)$$

2. separation(分離)

分離は近傍の個体に近づきすぎないための斥力の和である。距離の 2 乗に反比例する力を加える。全個体数を n 、自分の位置を $\mathbf{x}$ 、自分以外の各個体の位置を $\mathbf{x}_i$ 、個体 i との距離を d_i 、 K_S を定数としたときの分離の大きさを式 2 に表す。

$$\mathbf{F}_S = -K_S \sum_{i=1}^n \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{d_i^2} \quad (2)$$

3. alignment(整列)

整列は近傍の個体と平均速度を合わせる力を加える。全個体数を n 、自分の速度を $\mathbf{v}$ 、各近傍個体の速度を $\mathbf{v}_i$ 、 K_A を定数としたときの整列の大きさを式 3 に示す。

$$\mathbf{F}_A = K_A \sum_{i=1}^n (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}) \quad (3)$$

3.3 実験条件

本実験では Boids アルゴリズムを用いて群行動を制御、統制する。ただしリーダーには Boids の規則は適用されず目的地の位置を取得して移動する。リーダーは目的地がどの場所においてもその位置を知覚可能である。リーダー以外の個体はリーダーや他の個体を認識し、Boids の規則により移動する。また個体間同士の衝突は考慮しない。

1. 領域および初期配置

群を構成する個体数はリーダーを含め、30 個体とする。フィールドの大きさを 2000×2000 ($-1000 \leq x \leq 1000$, $-1000 \leq y \leq 1000$) とする。各個体の初期配置は ($-1000 \leq x \leq -600$, $-1000 \leq y \leq -600$) の範囲でランダムとし、目的地を $(x, y) = (500, -900)$ に置く。

2. 評価関数

リーダーが光源にたどり着いた時点でリーダーに直接、あるいはいくつかの個体を介して間接的に繋がっており、リーダーを認識している個体をリーダー群の個体とする。評価にはリーダー群の個体の数 N_L を用いる。全個体数 N に対してそれらリーダー群に含まれる個体の割合を評価値 F とし式 (4) で表す。

$$F = \frac{N_L}{N} \quad (4)$$

3. パラメータ

各個体を持つ視野角、Boids アルゴリズムである整列、結合、分離にかかる力の係数を変化させることで群行動にどのような作用が働くかを観測する。また視野角は $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ, 360^\circ$ 、視野半径は 180 とする。

3.4 実験結果

図 2(a)-図 2(d) は横軸に結合係数 K_C 、縦軸に整列係数 K_A をとり評価値の推移を示したグラフである。色の濃淡が濃いほど評価値が高い。視野角が 90° の場合はある係数のみで評価値が高く、視野角が $180^\circ, 270^\circ$ の場合ある範囲の係数で評価値が高くなっており、 360° の場合はほとんどの場合で評価値が高いことが確認できる。

また、図 3(a)-図 3(d) は横軸に結合係数 K_C 、縦軸に整列係数 K_S をとり評価値の推移を示したグラフであり、先程と同様に色の濃淡が濃いほど評価値が高い。視野角が $90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ の場合 K_C, K_S がどちらも小さい場合に評価値が高くないのに対し、 360° の場合は K_C が大きく、 K_S が小さい時に評価値が高いのが確認できる。

このように個体を持つ視野角によって群が異なった挙動を示すため個体全体が群として行動しているかを Boids のパラメータ変化から判断するのは困難である。

4. 群行動のネットワーク解析

3 章では Boids アルゴリズムと群を統制するリーダーを用いて群全体が目的地にたどり着くタスクの達成を示し、群全体として

Fig.2 Transition of Value

Fig.3 Transition of Value

の行動を Boids のパラメータ変化のみで評価するのは困難であることを示した。本章では形成される複雑ネットワークの観点から解析する。

4.1 ネットワークを用いた群行動の解析

4.1.1 目的

本章では形成される群にネットワークを生成し、複雑ネットワークに基づくネットワーク指標を用いて群行動がどのような特徴を示すのか解析する。

4.1.2 実験条件

本実験では群を構成する各個体をノードとみなしネットワークを生成する。各個体は視野を持ち、近傍個体の位置情報を検出できる。そこで本実験では各個体をノード、近傍個体への繋がりをリンクとして表し、各個体間の視野情報に基づく繋がりを示したネットワークを生成する。個体を1つのノードとみなし、他の個体が視野の中に存在している場合は双方向にリンクを結ぶ。この生成されたネットワークに対してネットワーク指標を用いて解析を行う。

実験ではリーダー群における平均次数、平均クラスタリング係数、平均最短経路長を用いて解析を行う。各個体の視野角は180°で一定とし、結合係数 K_C と整列係数 K_A を変化させる。また分離係数 $K_S = 10.0$ とし実験を行う。それ以外の実験設定は章での実験と同様とする。

4.2 実験結果

図4(a)-図4(d)は横軸を K_C 、縦軸を K_A として評価値、平均次数、平均クラスタリング係数、平均最短経路長の推移を示したものである。平均次数や平均クラスタリング係数が大きく場合と小

さい場合の両方で広い範囲で高い評価値が分布していることが確認できる。

そこで評価値が高い場合でもネットワーク指標に差が見られる群に着目した。図5(a)-図5(d)は横軸をタイムステップ、縦軸を評価値、平均次数、平均クラスタリング係数、平均最短経路長である2つの群のネットワーク指標の時間変化を示している。また図6(a)-図6(b)は3000ステップ時のそれら2つの群行動のスナップショットである。各係数は $(K_C = 0.2, K_S = 10.0, K_A = 0.4)$ と $(K_C = 1.6, K_S = 10.0, K_A = 0.4)$ であり結合係数に差がある2つの群はともに群としての行動の評価値が似た値をとるが、群の形状や3つのネットワーク指標の大きな違いを示した。したがって評価値が同様に高い状態の群行動でも群の形状には違いが見られ、ネットワーク指標が異なっても安定した群行動が見られることが分かる。

5. 結言

本研究ではニューロエボリューションにより光源追従行動を学習した群を統制するリーダーによる行動制御と群行動生成アルゴリズムである Boids を組み合わせ群行動のシミュレーションを行い、安定して群全体を統制できることを示した。また、形成された群行動を複雑ネットワークの観点からネットワーク指標を用いて解析を行った結果、安定した群の行動には違いが生じることを示した。

今後の課題として、障害物回避などの要因によって群が分離した状態からネットワーク指標により局所群の新たなリーダーを決定することでリーダー群への復帰を考え安定した群行動の形成を目標とする。本研究で使用していないネットワーク指標を用いて

Fig.4 Transition of Value and Network Indicators

群行動の振舞いを観察し、群の中で役割分担が可能な制御方法について考える。

参考文献

- [1] C.W. Reynolds, "Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model", Computer Graphics, 21, pp.25-34,1987
- [2] NARUSE, Keitaro, "Velocity Correlation in Swarm Robots with Directional Neighborhood.", Intelligent Autonomous Systems 12, pp843-851,2013
- [3] 青柳 優, 生天目 章, "群れ行動の力学的解析と自律的制御", 電子情報通信学会論文誌, vol.J90-D No.9, pp.2444-2455,2007
- [4] Ohkura Kazuhiro et al, "Cluster Analysis of Collective Behavior for a Robotic Swarm" Intelligent Autonomous Systems 12, pp883-891,2013
- [5] 森下 力, 坂本智紀, 保田 俊行, 大倉 和博, "複雑ネットワークに基づくスワームロボットシステムにおける振る舞い解析に関する一手法", 日本知能情報ファジィ学会 ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol 27, pp306-306,2011

Fig.5 Analysis with Network Indicators

(a) $K_C = 0.2$

(b) $K_C = 1.6$

Fig.6 State of Swarm Behavior