

# Agent-Based Model (ABM) を利用した採餌モデルでの環境条件の変化による人口の変化

井出夏海 (指導教員: オベル加藤ナタナエル)

## 1 はじめに

現在,地球温暖化や資源の枯渇など,地球の環境は大きく変わってきており,その中で生物がどのように適応していくかを予測することが諸問題に対応する上で必要とされている.[1]では,ABMを利用して2次元平面上での採餌行動をシミュレーションして現れる生物の行動戦略について分類,考察している.そこで本稿では,より実際の状況に近づけるべく,[1]の採餌モデルの環境条件を変化させてシミュレーションを行い,人口(個体数)の変化や各エージェントの戦略の変化を観察する.

## 2 背景

ABM(Agent-Based Model)とは,コンピューター・シミュレーションの方法である.エージェントと呼ばれる行為者を多数モデル化し,それらを相互作用させることで,どのような状態に帰結するのかを検証することができる[2].

また,遺伝的アルゴリズムとは,生物進化(選択淘汰,突然変異)の原理に着想を得たアルゴリズムで,確率的探索の一手法である[3].

## 3 実験手法

本稿では,[1]と同じモデルを環境条件を変えながら用いた.そのため以下で[1]のモデルの説明を行う.

### 3.1 概観

ニューラルネットワークによって制御された個体の集団が,2次元マップ上を動き回る様子をシミュレートする.あらかじめ設定された数の餌場がランダムに分布しており,エージェントはシミュレーションの間,生き残り子孫を残すために必要なエネルギーを得るために,餌を採らなければならない.

### 3.2 餌場

餌場はランダムな位置にデフォルトで200個生成される.それぞれが内部エネルギーを持ち,エージェントが餌場上に1体存在するときは安定,複数の場合は減少,いない場合はゆっくりと回復する.エージェントは餌場ごとの最大報酬に餌場の現在のエネルギー割合を掛けた報酬を受け取る.餌場が完全に枯渇した場合,その餌場は破壊されランダムな位置に新しい餌場が生成される.これにより,シミュレーション全体を通して餌場の総数は同一に保たれる.

### 3.3 エージェントの個体数

一番最初は500体生成されるが,ステップが進むと増減する.エージェントの内部エネルギーは時間と共に減っていく.このエネルギーは前項にあるように餌場に滞在することで増やすことができる.エージェントの内部エネルギーがゼロ以下になる,または最大年齢(1000反復)まで生きると,エージェントは死亡扱いとなりシミュレーションから除外される.これによって新しい

遺伝子型と動作の出現が促進される.また,各エージェントは所定のエネルギーレベル(energyReproduce)に達すると子を生成する.子は,親が失ったエネルギーに等しい,設定された初期エネルギーからスタートする.生殖は常に無性であり親は1つだけである.

### 3.4 ニューラルネットワーク

エージェントはニューラル・コントローラーの出力に基づいて,餌場にどれだけの時間留まるか,あるいはどれだけの頻度で移動するかを選択する.ニューラルコントローラは,[4]に類似した3層のアーキテクチャを持つElman人工ニューラルネットワーク[5]で実装されている.ネットワークは,2つの入力ユニット(エージェントの現在のエネルギーと,この反復で受信したエネルギー量)と,2つの隠れユニットに完全に接続された2つの出力ユニット(ステアリング角度と速度)で構成される.エージェントごとに重みを調整していくことで異なる行動戦略を実現する.

### 3.5 シミュレーションの終了時の挙動

シミュレーションのステップが基準値(デフォルト:5000)を超えた時,最後に生成された5つのエージェントの情報はログに保存される.この情報をモデルに入力として与えることで,環境に適応したエージェントがどんな行動戦略を持っているのかを確認できる.

## 4 実験と結果

今回は以下の3つの実験を行った.

- 実験1 餌場ごとのエネルギー量と個体数の関係
- 実験2 タイムスケール変数と再生産条件値の個体数への関係
- 実験3 実験2で出たエージェントの観察

### 4.1 餌場ごとのエネルギー量と個体数の関係

まず,flowMaxCapacityというパラメータを変更して実験した.このパラメータは餌場を配置する際に,各餌場の持つエネルギー量を示している.デフォルトでは50であるが,5100の20段階で動かして実験した.

ステップごとに個体数を集計し,最大値・最小値・平均値を集計した.青色が最小値・オレンジ色が平均値・緑色が最大値を示す.最大値を見ると,餌の量が線形的に増えると個体数は指数関数的に増えていることが確認できる.これは実際の生態系の性質(マルサスの罠)にも合致しているため,このモデルの妥当性を確認できる結果となった.

### 4.2 タイムスケール変数と再生産条件値の個体数への関係

timeScaleは餌場がどれだけの時間間隔で行動できるかのパラメータである.エネルギーを使う速さ,餌の回復の速さは毎ステップ行われるので,これが大きく

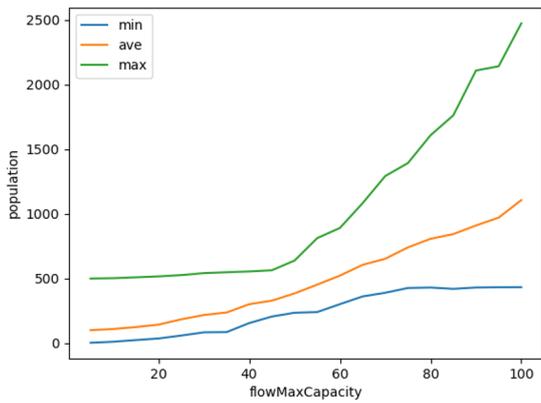


図 1: 結果 1

なるほど実験している世界と各餌場とのズレが大きくなる (デフォルト: 1.0). また,energyReproduce というパラメータは, 再生産の基準となるパラメータである. これが小さくなるほど再生産しやすくなる (デフォルト: 200). 今回,energyReproduce は 150~250 の 21 段階,timeScale は 1~100 の 22 段階に動かして個体数を比べた. 実験 1 のときと同じくステップごとに個体数を集計し, 最大値・最小値・平均値を集計した.

その結果,energyReproduce と個体数は概ね比例関係にあることが分かった. これは概ね予想通りだったが,timeScale が変化すると特に最小値において不安定な挙動が見られた.

### 4.3 実験 2 で出たエージェントの観察

図 2 は結果 3 の最小値のみを表示したグラフである. ①②の間では粗密が変化していること, ③④の間で個体数の数に変化が生じていることに着目し, ① ④の箇所最後に生成されたエージェントの動きを個別に観察し, その特徴によって 5 種類に分類してその数を比べた.

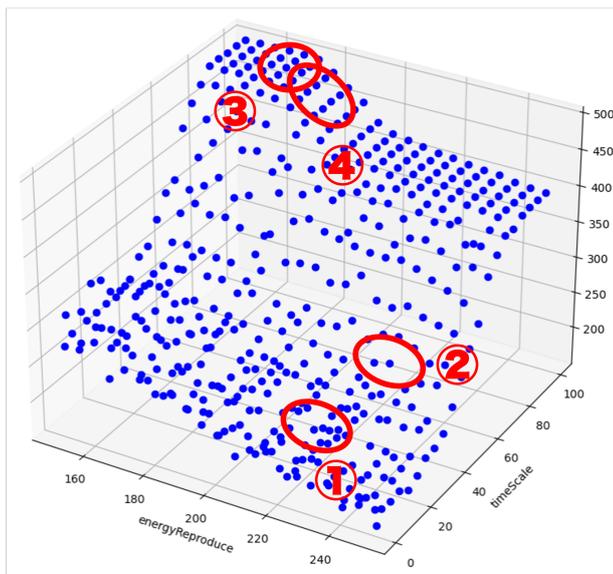


図 2: 実験 3 の実行箇所

先行研究では以下の 5 種類に分類されているため, 今研究でもその分類を用いた. エージェントの取る戦略 (どのように行動することでエネルギーを獲得しよう

とするか) には大きく分けて以下の 5 種類がある. 生成されやすい順に並べたが, 分類番号は [1] に倣った.

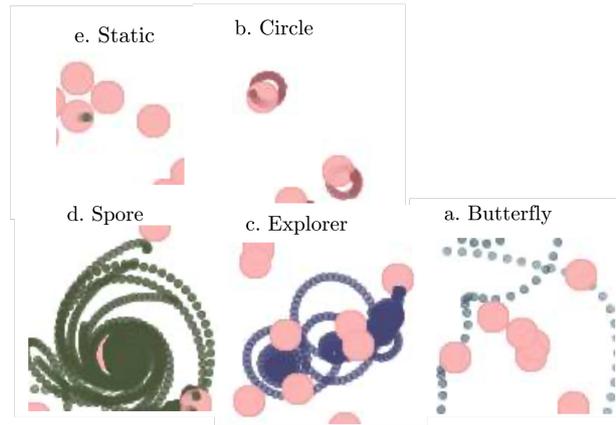


図 3: 餌場の戦略の分類

- e.Static …出現箇所て静止し続ける.
- b.Circle …出現箇所から円を描くように動く.
- d.Spore …餌場に乘った場合ずっと動かなくなる.
- c.Exploer …一定の期間餌場に留まり, 移動することを繰り返す.
- a.Butterfly …餌場に乘っても留まることなく常に動き続ける.

ここで今研究では e と b を基本的戦略, 残りの d,c,a を発展的戦略と呼ぶことにする.

表 1: 結果 3:( ) 内は timeScale,energyReproduce

	e	b	e+b	d	c	a	d+c+a
① (20,210)	4	5	9	4	5	7	16
② (50,210)	1	6	7	11	5	2	18
③ (90,160)	8	2	10	4	6	6	16
④ (90,185)	10	11	21	4	0	0	4

結果 3 より, ①③は 5 種類にばらけているが③の方がやや e.Static が多くなっている. ②では d.Spore が特に多く, ④は e.Static と b.Circle に特に偏っている. 近いもの同士で基本的戦略と発展的戦略の数を比較すると, ②より①, ③より④の方が基本的な戦略が多いことが分かる. ただし, ①では 4 つの箇所の中で最も多く a.Butterfly が現れていることもあり, ②よりも①の方が多様な戦略が現れているといえる.

## 5 まとめと今後の課題・展望

本稿では, 既存のモデルの環境条件を変えた際にどのように個体数や戦略が変化するかについて実験した. 結果, 現実と同じような餌のエネルギー量と個体数との関係があること, 再生産条件値と個体数の間に比例関係があること, タイムスケール変数が変化すると個体数は不規則に変化することが分かった. 今後は餌場の分布・種類などを変えた実験や, 個体によってニューラルコントローラの扱いを変えた場合どうなるかなどを研究したい.

## 参考文献

- [1] Nathanaël Aubert-Kato, Olaf Witkowski, and Takashi Ikegami. The hunger games: Embodied agents evolving foraging strategies on the frugal-greedy spectrum. In *Artificial Life Conference Proceedings*, pp. 357–364. MIT Press One Rogers Street, Cambridge, MA 02142-1209, USA journals-info ..., 2015.
- [2] 金澤悠介, 朝岡誠, 堀内史朗, 関口卓也, 中井豊. エージェント・ベースト・モデルの方法と社会学におけるその展開. *理論と方法*, Vol. 26, No. 1, pp. 141–159, 2011.
- [3] 北野宏明. 遺伝的アルゴリズム. *人工知能*, Vol. 7, No. 1, pp. 26–37, 1992.
- [4] Olaf Witkowski and Takashi Ikegami. Asynchronous evolution: Emergence of signal-based swarming. In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems (Artificial Life 14)*, Vol. 14, pp. 302–309. MIT Press Cambridge, MA, 2014.
- [5] Jeffrey L Elman. Finding structure in time. *Cognitive science*, Vol. 14, No. 2, pp. 179–211, 1990.