

Title	内在する脅威と相互作用する被食者の群れ行動の進化シミュレーション
Author(s)	星, 宏侑
Citation	
Issue Date	2024-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/18994
Rights	
Description	Supervisor: 橋本 敬, 先端科学技術研究科, 修士(知識科学)

修士論文

内在する脅威と相互作用する被食者の群れ行動の進化シミュレーション

星 宏侑

主指導教員 橋本 敬

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(知識科学)

令和6年3月

Abstract

Swarming behavior is universally observed across species in biology. Various adaptive functions of swarming behavior have been discussed, such as an efficient foraging, increasing encounter with potential mates, and protection against predators. In this study, I focus on the evolution of swarming behavior of the primitive prey as a protection against predators. In the protective behavior against predators, I especially focus on the predator confusion effect in which higher density of the prey's swarm decreases the predation rate of the predator because it cannot concentrate the target prey due to too many prey in its field of vision.

Swarming behavior may also cause disadvantages, such as increased risk of infected with pathogens or increased competition for limited resources. The widespread observation of swarming behavior in the biological world suggests that the benefits of swarming outweigh such disadvantages. Not enough is known, however, about how the cost of swarming behavior is reduced. By representing disadvantages in swarm behavior as abstracted individuals with "internal threats," this study investigates how the disadvantages can be avoided. Here, an internal threat is an individual with two properties: "internality," which means that it is the same species as other group members, and "threat," which means that it negatively affects other group members. This study aims at clarifying whether prey swarming behavior evolves when "internal threats" are present in the prey population under an evolutionary scenario taking into account the predator confusion effect.

To achieve the goal, I construct a model of evolving prey interacting with other prey and a predator, and conduct experiments using agent-based simulation. The prey behavior is controlled by a neural network whose input is the visual information of other agents, and the output is the actuators' power determining its own movement. The neural network is evolved by Neuroevolution of Augmenting Topology (NEAT). Using this model, two conditions were compared: with internal threats in the prey population ("threaten condition") and without them ("no-threaten condition"). The results showed that swarming behavior of prey agents is not evolved in the case of "threaten condition" while it can be evolved in the case of "no-threaten condition".

The results suggest that the group of prey containing "internal threats" is hard to evolve swarming behavior because they tend to avoid "internal threats" rather than the predator. They also suggest that other adaptive functions than the predator confusion effect may be important to evolve swarming behavior in the case with "internal threats". Additionally, considering the possibility that prey can avoid "internal threats" through communication by exchanging information of "internal threats" to avoid them, evolving the communication ability may be necessary to evolve swarming behavior even in the case with "internal threats".

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究の背景	1
1.1.1	群れ行動と群れ行動の進化	1
1.1.2	群れ行動のデメリットと「内部脅威」	2
1.1.3	群れ行動のデメリットとコミュニケーションを用いた防衛行動	3
1.2	研究の目的と手法	3
1.3	本論文の構成	4
第2章	関連研究	5
2.1	群れ行動の適応的機能と「内部脅威」	5
2.1.1	群れ行動の適応的機能	5
2.1.2	群れ行動のデメリットと内部脅威	6
2.1.3	群れ行動の進化に関する構成論的アプローチ	7
2.2	遺伝的アルゴリズム	7
2.3	ニューラルネットワークの最適化手法	8
2.3.1	学習を用いたニューラルネットワークの最適化	8
2.3.2	遺伝的アルゴリズムを用いたニューラルネットワークの最適化	8
2.4	Neuroevolution of Augumenting Topology	9
2.4.1	NEATにおけるニューラルネットワークのゲノムの表現	9
2.4.2	NEATにおけるニューラルネットワークの交叉と突然変異	10
2.4.3	NEATにおけるニューラルネットワークの漸進的進化と分化	13
第3章	モデル	15
3.1	シミュレーション環境	15
3.2	エージェントの行動規則	17
3.2.1	捕食者エージェントの行動規則	17
3.2.2	被食者エージェントの行動規則	18
3.2.3	被食者脅威個体エージェントの行動規則	20
3.3	進化シミュレーションの設計	21
第4章	実験条件及び実験結果	24
4.1	実験条件と群れ行動の指標、パラメータ設定	24
4.1.1	実験条件：「threat 条件」と「no-threat 条件」	24

4.1.2	群れ行動の3つの指標	25
4.1.3	パラメータ設定	26
4.2	実験結果	27
4.2.1	「内部脅威」個体の頻度の変化	27
4.2.2	2条件間における群れ行動の進化	28
第5章	考察	32
5.1	「内部脅威」以外の群れ行動のデメリットと群れ行動の進化	32
5.2	「内部脅威」の持ち得る性質：潜在性	32
5.3	コミュニケーションの進化と「内部脅威」に対する防衛行動の進化	33
第6章	結論および今後の展望	34
6.1	本研究における結論	34
6.2	今後の展望	34

目次

2.1	NEAT におけるゲノムの表現と, 表現型としてのニューラルネットワーク	9
2.2	NEAT におけるトポロジの異なるニューラルネットワークを表現したゲノムの交叉	11
3.1	モデルにおけるシミュレーション環境	16
3.2	捕食者混乱効果と捕食できる確率 P_c	17
3.3	被食者エージェントを制御するニューラルネットワークの入力と出力	19
3.4	初期世代における被食者エージェントのニューラルネットワークのトポロジ	22
4.1	「内部脅威」個体の頻度の世代ごとの変化	28
4.2	被食者個体間の平均距離の世代ごとの変化	29
4.3	neighbor の数の平均値の世代ごとの変化	30
4.4	最も近い neighbor との距離の平均値の世代ごとの変化	31

表 目 次

4.1 シミュレーション環境におけるパラメータ	27
4.2 NEAT に用いられているパラメータ	27

第1章 はじめに

本研究は、群れ行動のデメリットを抽象化した「内部脅威」が存在する場合の群れ行動の進化について新たな知見を与えるものである。本章では、まず本研究の背景について、群れ行動の適応的機能とデメリットの説明、デメリットを抽象化した存在である「内部脅威」の説明がされる。その後、研究の目的と手法が述べられ、最後に本論文の構成が示される。

本研究の背景について、より詳細な関連研究は続く2章で述べられる。

1.1 研究の背景

1.1.1 群れ行動と群れ行動の進化

あらゆる生物は地球上の様々な環境において、その環境に根ざしている生態系の中で生きていくための行動を進化によって獲得する。そのようにして生物が進化で獲得した行動の中でも、同種の生物が物理的に近い距離に集まり、集団としてまるで協調的に動いているように見える群れ行動は、脊椎動物においては鳥 [1] や魚 [2] や羊 [3]、非脊椎動物ではアリやハチといった社会性昆虫 [4]、バクテリア [5] など、生物界の様々なところで観察することができる。このような群れ運動が種を超えて様々な生物で観察できるには、群れ行動に様々な種に共通する適応的機能があるからに他ならない。

群れ行動の適応的機能として、採餌行動の効率化や子孫を残すための配偶者の遭遇機会の増加、捕食者に対する防衛行動としての機能があるとされる [6]。

ここで、群れ行動の進化を促進させる圧力としての捕食者からの淘汰圧は、他の群れ行動を進化させるための適応的機能と比べてとりわけ大きいと考えられる。なぜなら、捕食された生物は絶命するか、生き残ったとしても身体の大部分を損傷すると考えられるため、捕食された生物の適応度は大きく損なわれるからである。以上の理由により、本研究では様々な群れ行動の適応的機能の中でも、捕食者に対する防衛行動に着目する。その上で、複数の適応的機能を考慮した群れ行動の進化シナリオを考える際、群れ行動の進化にどの機能が大きな影響を与えるかの同定が困難になるため、捕食者に対する防衛行動のみを、本研究における群れ行動の適応的機能とする。

また、捕食者に対する防衛行動の中でも、とりわけ捕食者混乱効果を適応的機能とする群れ行動の進化を扱う。後述する理由により、本研究ではコミュニケー

ション能力を持たないプリミティブな個体から成る集団を仮定するため、コミュニケーション能力を持たずともはたらくと考えられる捕食者混乱効果は、群れ行動の適応的機能としてその仮定に適している。

本研究は、捕食者混乱効果のみを適応的機能とする被食者個体において、次項で説明される、他の被食者個体に悪影響を与える「内部脅威」がいた場合の群れ行動の進化シナリオを扱う。

1.1.2 群れ行動のデメリットと「内部脅威」

群れ行動には様々な適応的機能があると考えられている一方、群れ行動にはそれ相応のデメリットもあると考えられる。例えば、物理的な距離が近く他の個体との接触が増えることによって病原体への感染や寄生生物に寄生されるリスクが上がってしまうことや、限られた資源や配偶者を巡って競争が集団内で発生してしまうことが群れ行動のデメリットとして挙げられる [6]。このような群れ行動を行うことで発生するデメリットは、群れ行動をしている集団の成員の適応度を下げることになってしまう。

群れ行動には様々な適応的機能があることは前項で述べたが、そのような群れ行動によって享受できる適応度に対する利益と、群れ行動のデメリットによる適応度に対するコストがどのような影響を及ぼし合うかの知見は十分であると言えない。また、複数の利益と複数のコストを考慮した群れ行動の進化を一つの系で調べることで、どの利益もしくはコストが群れ行動の進化に影響を与えているかの同定は、系の複雑性から困難になってしまう。しかしながら、群れ行動の利益とコストが群れ行動の進化への影響を調べる方法として、利益もしくはコストの多くに共通する性質を抽出し、一つ概念として抽象化することが有効と言えるだろう。

本研究では、群れ行動を行う集団にデメリットをもたらす個体を「内部脅威」と抽象化する。ここで、「内部脅威」は以下の性質を持っているものと仮定する。

「内部脅威」の性質：内部性

「内部脅威」を含んでいる集団を成す個体は、集団内にいる「内部脅威」を含む他の個体と配偶者として交配できる。言い換えると、「内部脅威」同士、「内部脅威」ではない個体同士、「内部脅威」と「内部脅威」でない個体のどの組み合わせであっても、集団を成す個体同士であればそれぞれを配偶者として選択できる。このような性質を本研究では「内部性」と称する。つまり、「内部脅威」は集団内の個体全てと同種であり、「内部脅威」としての行動によってその個体の適応度を高めることができる場合には、「内部脅威」を表現型とする遺伝子を子孫へと遺伝できる可能性はより高くなる。

また、「内部性」を有することができるのは、あきらかに集団を成す個体そのものであることに注意されたい。

「内部脅威」の性質：脅威性

また、「内部脅威」の持つ重要な性質として、集団の他の個体に対して、悪影響を及ぼすという性質がある。この性質は、配偶者や限られた資源をめぐる競争における競争相手や、病原体を持つ個体はその例に当たる。このような、集団の他の個体の適応度を下げる性質を「脅威性」と称する。

しかしながら、「内部脅威」としての「脅威性」を持つのはあくまでも個体であることに注意されたい。これは、「内部性」を有するのは集団を成す個体だからである。例えば、限られた資源をめぐる競争に勝った個体、病原体や寄生虫を持っている個体は「内部脅威」と言えるが、資源の乏しさなどの環境的要因、病原体や寄生虫そのものは「内部性」を有する個体でないために「内部脅威」になり得ない。

1.1.3 群れ行動のデメリットとコミュニケーションを用いた防衛行動

前項では群れ行動のデメリットに対して説明したが、感覚器官を進化させることや、互いに持っている情報をやり取りすることで、そのような群れ行動のデメリットを発生させる個体（「内部脅威」）に対して回避行動や攻撃行動などで対処できると考えられる。さらに、高度な認知能力や社会性を有する人間であれば、デメリットを発生させる個体についての情報を共有することや、社会規範を作って対処することも可能になるだろう。

しかしながら、そのような内部脅威に対する防衛行動は全て、個体同士が情報のやり取りを行い、やり取りした情報をもとに個体が行動を変容させるコミュニケーションに関する能力が備わっている必要があると言える。本研究では、個体間で有している情報のやり取りを行わないという点でコミュニケーション能力を持たないプリミティブな個体からなる集団に「内部脅威」を伴う場合の群れ行動の進化を扱うことによって、コミュニケーション能力を介しない「内部脅威」に対する防衛行動が発現するかどうかを考える。そのようにプリミティブな個体が「内部脅威」に対して防衛行動を持つことができずに群れ行動が進化させることができなかった場合、「内部脅威」に対処するためには、情報をやり取りするコミュニケーション能力の進化が重要になってくる示唆が得られる。

1.2 研究の目的と手法

本研究の目的は、捕食者混乱効果を適応的機能とする被食者個体が、被食者個体の集団内に他の被食者個体の適応度を下げる「内部脅威」がいた場合の進化シナリオにおいて、群れ行動が進化するかどうかを明らかにすることである。

また、本研究では進化という長いタイムスケールの現象を扱うため、捕食者と被食者、「内部脅威」個体の行動と群れ行動の進化をモデル化し、そのモデルについて計算機によるシミュレーション実験を行うことで目的を達成する。

1.3 本論文の構成

本論文の構成を述べる。2章の前半では、本研究との関連研究を説明し、群れ行動の進化の研究としての、本研究の位置付けとその有用性を説明する。2章の後半では、本研究で使われている手法についての関連研究を説明し、具体的にはニューラルネットワークの最適化手法として、Neuroevolution of Augmenting Topology (NEAT) を紹介する。3章では本研究の目的を達成するために設計されたモデルの説明、4章ではモデルを用いた実験条件の説明とその結果を提示する。5章では、関連する分野における知見から、本研究で得られた知見についての議論を行う。最後に、6章において本研究の結論および今後の展望が述べられる。

第2章 関連研究

本章では、本研究に関わる関連分野の研究を紹介して本研究の位置付けを明らかにするとともに、研究の手法に関する研究の説明を行う。

2.1 群れ行動の適応的機能と「内部脅威」

群れ行動は様々な分野で様々な観点から研究がなされており、生物学の分野のみならず、計算機工学における群知能の分野 [7]、ロボット工学における群ロボットへの応用 [8, 9]、またはコンピュータアニメーションの分野における群れ運動の表現に至るまで [10]、研究者が群れ行動に抱く興味や研究の観点は多岐に渡っている。本研究は、そのように広く研究されている群れ行動の研究の中でも、生物学、とりわけ進化生物学の立場を取る。

本節では、まず群れ行動についての先行研究において、様々な視点で議論されている適応的機能についてまとめる。そして、群れ行動をする上で集団の他の個体に悪影響を及ぼす個体である「内部脅威」について、群れ行動をする上でのデメリットの観点から抽象化を試みる。

2.1.1 群れ行動の適応的機能

捕食者に対する防衛行動としての群れ行動

群れ行動の起源を議論する際、群れ行動の適応的機能として捕食者に対する防衛行動がよく挙げられるが、Hamilton が提唱した「利己的な群れ理論 (selfish herd theory)」がその代表的なものとなるだろう [11]。「利己的な群れ理論」は、どの位置にいるかわからない潜在的な捕食者に対して、捕食者が現れる可能性がある危険領域 (domain of danger) を減らした個体の適応度が上がるため、危険領域を減らすために被食者が他の被食者の間へ入ろうとする結果その距離を縮める行動が取られるように進化すると考えるものである。この「利己的な群れ理論」について、シミュレーション実験 [12] や、実世界の生物による実証実験を伴う研究 [13] によって、利己的な群れ行動の進化の様々な証拠が集められてきている。

その他に、群れ行動の捕食者に対する防衛行動として議論されるものとして、捕食者を警戒する個体の数が増えることでその群れに属している個体の適応度が上がるとする「多くの目理論」 [14] や、多くの被食者が群れの中にいることである被

食者に対して狙いを定めにくくなり、群れ行動をする被食者個体の適応度が上がる「捕食者混乱効果」[15]がある。

群れ行動の進化を促進させる圧力として、捕食者からの淘汰圧は他の適応的機能を進化させる要因と比べてとりわけ大きいと考えられるため、本研究における群れ行動の進化シナリオの前提とする。

2.1.2 群れ行動のデメリットと内部脅威

群れ行動には様々な適応的機能があると考えられている一方で、群れ行動にそれ相応のデメリットもあると考えられる。例えば、物理的な距離が近いことによって病原体への感染のリスクが上がってしまうことや、限られた資源を巡って競争が発生してしまうことがデメリットとして挙げられる。

物理的な距離が近いことによる寄生のリスクが上がる例としては、崖に群生したコロニーを作るサンショクツバメとサンショクツバメを宿主として寄生するトコジラミについての研究[16]が挙げられ、この研究ではコロニーのサイズが大きくなることによって、巣ごとに寄生しているトコジラミの数が顕著に増えるという結果が報告されている。

限られた資源を巡った競争の発生については、オーストラリアの珊瑚礁に住む群れを形成する魚である *Trachinops caudimaculatus* の群れのサイズや密度や餌をめぐる競争と捕食のされやすさに対して調べた研究があり、群れのサイズよりもむしろ群れの密度が捕食者からの生存に影響を与えるが、餌をめぐる競争が激しい浅瀬においては捕食者からの生存に影響をあまり与えないことが分かった[17]。

このように、群れのデメリットについて様々な観点から議論が行われているが、群れの適応的機能による利益とデメリットによるコストがどのように影響を及ぼし合っているかについて、複数の利益と複数のコストの相互作用を群れ行動において一つの系で議論することは難しいと言える。本研究では、群れのデメリットとして、集団の他個体に悪影響を与える個体を「内部脅威」として抽象化し、群れ行動の利益とコストについて議論していく。

また、群れ行動に対するデメリットに対して、感覚器官を進化させることや、互いに持っている情報をやり取りするコミュニケーションに関わるシステムを進化させることで、群れ行動のデメリットに対して集団の成員は対処できることが考えられる。ここで、本研究におけるコミュニケーションの定義は、「発信者が受信者の行動に影響を与えることにより、結果的に利益を得るような、動物どうしの信号の伝達」¹ [19] を用いるものとする。

本研究で扱う被食者個体について、自身の認知している「内部脅威」についての情報を他の被食者個体とやり取りをしないという点で、コミュニケーション能

¹以下の URL で視聴できる動画でも言及されている (https://ocw.u-tokyo.ac.jp/lecture_1392/ (参照：2024/1/28))。この定義は岡ノ谷によるものであり、その他の生物学的観点によるコミュニケーションの定義については、Scott-Phillips によるレビュー論文 [18] で議論されている。

力を有さないものと仮定する。

2.1.3 群れ行動の進化に関する構成論的アプローチ

仮説に基づいたモデルを構築し、そのモデルを元にして、計算機によるシミュレーション実験を行なって新たな知見を得ようとする構成論的アプローチを、群れ行動の進化を明らかにしようとする研究において用いることがある。以下に群れ行動における進化に洞察を得ようとするために、モデルを構築し計算機によるシミュレーション実験を行なっている研究事例を紹介する。

人工生態系を使った群れ行動の進化として初期の研究は、Ward らによるものが挙げられる [20]。この研究は、ニューラルネットワークを制御システムとして持つ捕食者と被食者個体が餌がある環境の中で相互作用する中で、明示的な適応度関数を持たずとも被食者の距離が近くなる行動 (collective behavior) が観察された。

また、Olson らは、様々な群れ行動の適応的機能を考慮した場合の群れ行動の進化を取り扱っている。捕食者に対する警戒と採餌行動にトレードオフを持たせた環境における被食者個体の群れ行動の進化を調べたもの [21] や、捕食者の攻撃方法によって群れ行動の進化と群れ行動の振る舞いがどのように変わるかを調べたもの [22]、また、捕食者混乱効果のみが群れのメリットとなる環境において捕食者と被食者の制御システムの共進化により、被食者の群れ行動の進化を調べたものがある [23]。

このように、群れ行動の進化についてのモデルを構築しシミュレーション実験を行う構成論的アプローチは、実世界における生物を観察するが困難とある、長いタイムスケールを要する進化という現象に対する洞察を与えるためには有効であると言える。

2.2 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは、Holland が提案した、進化を模した最適化計算に用いられる手法のことである [24]。遺伝的アルゴリズムは様々なバリエーションを有しているが、共通する手順として、最適化したい対象を表現型としたゲノムに対して、ゲノムの適応度の評価を行い、対象の適応度に基づいて次の世代を選択し、交叉や突然変異といったゲノムの変異の3つのプロセスを繰り返すことによって最適化を行っていく。

主に情報工学などの分野で最適化計算の手法として用いられることが多いが、本研究で用いられているような進化シミュレーションで使われることもある。

最適化計算手法としての遺伝的アルゴリズムの例として、巡回セールスマン問題のような組合せ最適化問題は、解の探索空間が広大で最適解を総当たりで求めるために膨大な時間がかかるとされるが、遺伝的アルゴリズムを用いることで準最適解を現実的な時間で解くことができるようになることが報告されている [25]。

2.3 ニューラルネットワークの最適化手法

ニューラルネットワークは、脳の神経細胞における信号処理を模した、ある入力値から出力値を計算させる機構のことであり、人工知能分野において近年幅広く用いられている。ニューラルネットワークは一般に、受け取った入力値に対して活性化関数を使って値を出力するノードの集合と、ノード同士の繋がりとその重みを表す接続の集合から成る。

このようなニューラルネットワークで行われる計算について、与えた入力に対して望ましい出力をすることができるように、ノードの数やノード同士の接続、すなわちネットワークの構造や、接続の重みの数値を最適化することになる。

以下で、ニューラルネットワークの最適化についていくつか事例をあげ、本研究で用いられる遺伝的アルゴリズムを用いたニューラルネットワークの最適化についても触れる。

2.3.1 学習を用いたニューラルネットワークの最適化

人工知能分野で広く使われているのは、学習という手法によってニューラルネットワークを最適化させる手法である。強化学習や教師あり学習などで、それぞれ報酬関数や学習データに基づいた損失関数を使って接続の重みを変化させていく。

本研究で使われるニューラルネットワークの最適化は、次項で示すような遺伝的アルゴリズムを用いたものであり、学習を用いた最適化については簡単な紹介に留める。

2.3.2 遺伝的アルゴリズムを用いたニューラルネットワークの最適化

遺伝的アルゴリズムを用いたニューラルネットワークの最適化手法も研究されている。例えば、ノードの接続を接続行列で表したものを実数型遺伝的アルゴリズムを用いて最適化していく直接エンコーディングによる手法(要出典)や、ノード間の接続を間接的な表現でエンコードしたゲノムを用い、そのゲノムを遺伝的アルゴリズムの対象とする間接エンコーディングの手法(要出典)が挙げられる。

様々な進化計算を用いるニューラルネットワークの最適化手法の中で、トポロジと接続の重みの両方を最適化させる Topology and Weight Evolving Artificial Neural Networks (TWEANN) という研究分野があり、その中でも代表的なアルゴリズムであるとされる、Neuroevolution of Augumenting Topology (NEAT) [26] を本研究では用いる。

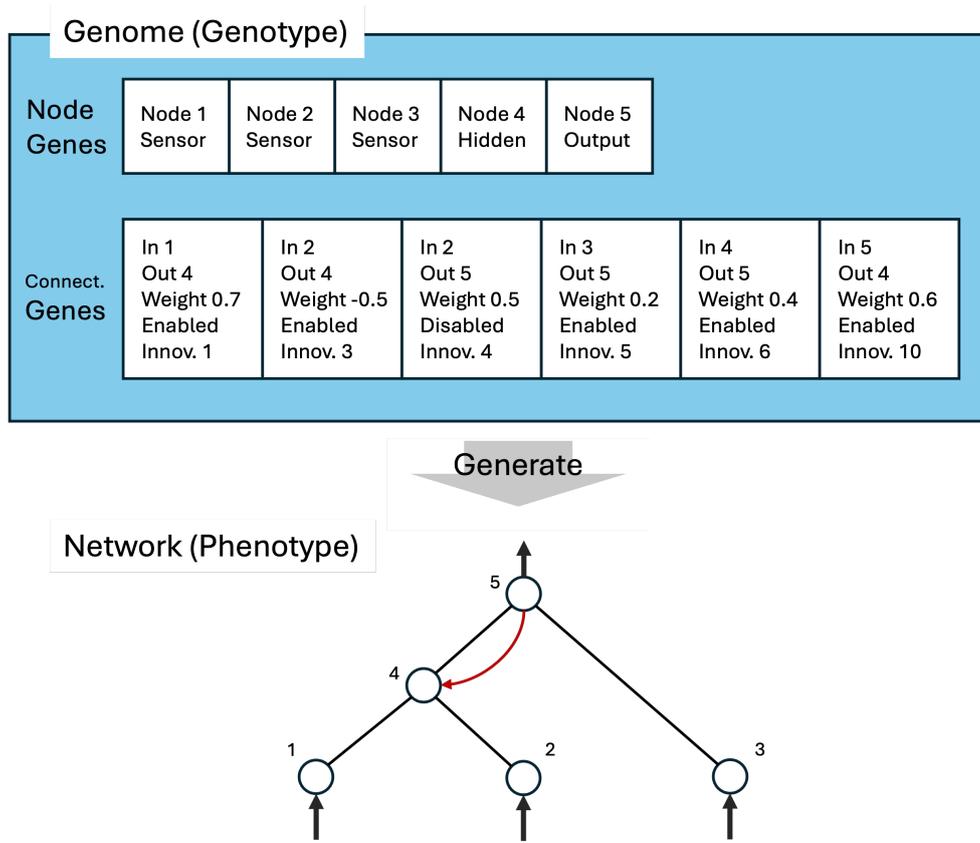


図 2.1: NEAT におけるゲノムの表現と、表現型としてのニューラルネットワーク

2.4 Neuroevolution of Augmenting Topology

遺伝的アルゴリズムを用いたニューラルネットワークの最適化の手法として、2002年に Stanley らが提案したアルゴリズムである、Neuroevolution of Augmenting Topology (NEAT) と呼ばれる手法がある [26]. この手法の特徴として、トポロジと重みが異なる2つのニューラルネットワークの交叉を可能にしたことと、似たトポロジのニューラルネットワークを分類する分化 (speciation) や Innovation Number と呼ばれる遺伝子の履歴を参照する工夫をしたことによって新規なニューラルネットワークの適応度を正しく評価できるようにしたことが挙げられる.

本研究で行われる進化シミュレーションにおいて、ニューラルネットワークの最適化にこの手法を用いているため、本節において取り上げて説明する.

2.4.1 NEAT におけるニューラルネットワークのゲノムの表現

NEAT は、遺伝的アルゴリズムを用いてニューラルネットワークの最適化を行っているため、ニューラルネットワークの情報はある構造を持ったゲノムにエンコードされ、ゲノムを遺伝的アルゴリズムにおける最適化の対象とする. 図 2.1 に

示すように、NEATにおけるニューラルネットワークをエンコードしたゲノムは、ノードを表現する遺伝子とノード同士の接続の情報を表現する遺伝子の、2種類の遺伝子から成り立ち、ゲノムの情報を元にニューラルネットワークを表現型として生成する。図 2.1 では、5つのノードについての遺伝子と、5つの接続についての遺伝子から成るゲノムの情報から、表現型としてニューラルネットワークを生成する例を表している。

ノードを表現する遺伝子

ノードを表現する遺伝子は、そのノードが入力層、中間層、出力層のどの層に属しているのかについての情報、そしてノードに割り当てられるインデックスの情報がエンコードされている。このインデックスは、ゲノムからニューラルネットワークを生成する際に、接続を表現する遺伝子がどのように接続しているかを認識するための重要な役割を果たす。

接続を表現する遺伝子

接続を表現する遺伝子には、接続されている2つのノードのインデックス、その接続に出力された数値にかけられることになる重みの数値、その接続が発現するかどうかについてのフラグ情報、そして全ての接続に割り当てられるインデックスであるイノベーション数 (innovation number) がエンコードされている。図 2.1²の例では、イノベーション数が4の接続に関する遺伝子は発現しておらず、表現型としてのニューラルネットワークの接続の数は5つとなっている。イノベーション数は、後述する交叉の処理において重要な役割を持つことになり、イノベーション数の導入によって異なるトポロジのニューラルネットワークを表現するゲノムの交叉が可能になっている。また、図 2.1 における赤色の矢印で示された接続は、再帰的な接続を表している。

2.4.2 NEATにおけるニューラルネットワークの交叉と突然変異

本項では、NEATにおけるゲノムの交叉と突然変異の操作について説明する。

NEATにおける突然変異は3種類あり、既存の接続の重みの値についての突然変異、既存のノード同士に対して新たな接続を表現する遺伝子を増やす変異、新たなノードを表現する遺伝子を増やす変異がある。特に、遺伝子の数を増やしていく突然変異は、NEATにおいてニューラルネットワークの構造に変化を与える重要な突然変異であり、後述する漸進的進化において重要な要素となっている。

²図 2.1 は Stanley らの論文 [26] で使われている図を元にして、筆者が作成した。

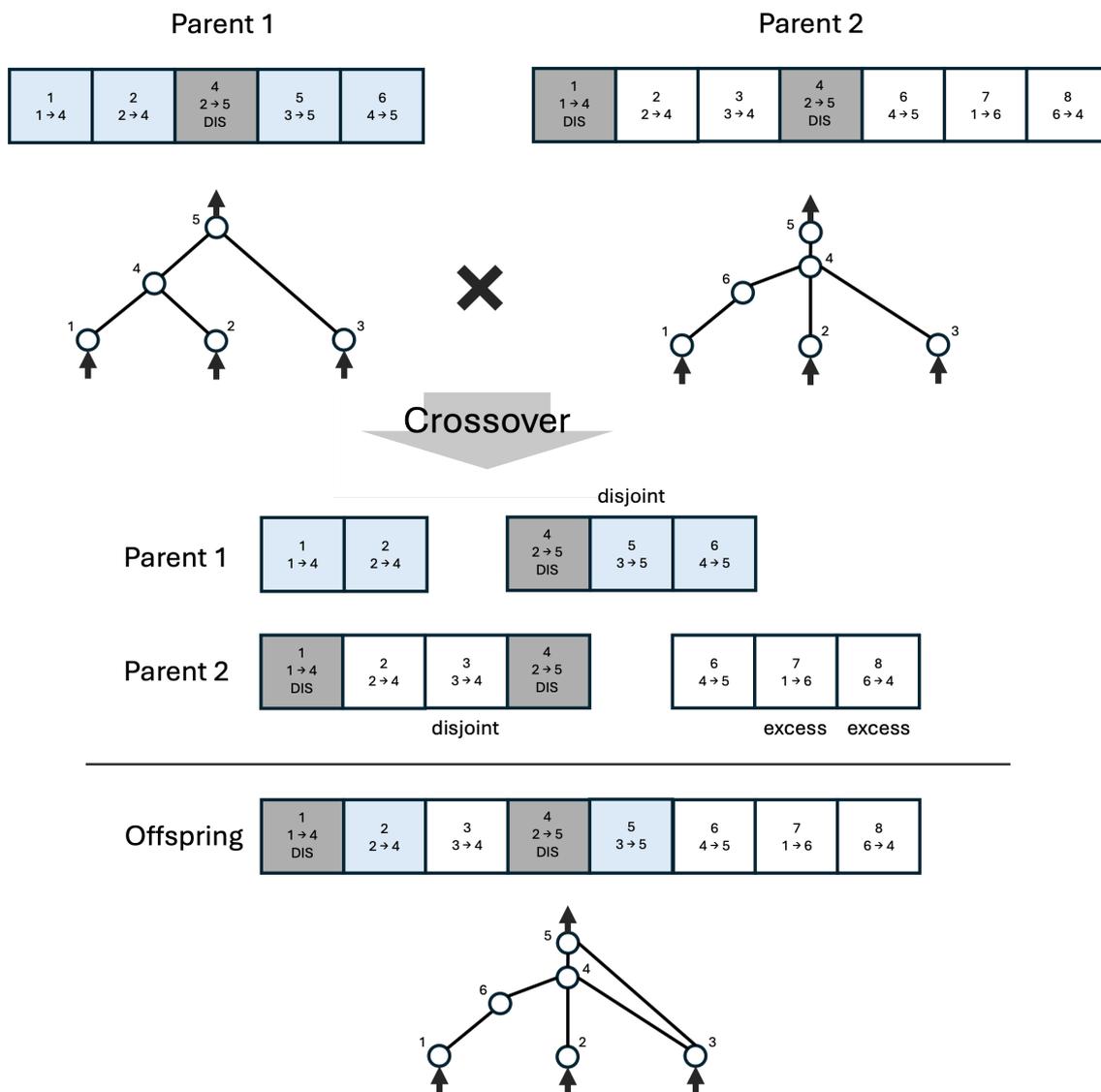


図 2.2: NEAT におけるトポロジの異なるニューラルネットワークを表現したゲノムの交叉

NEAT における交叉

図 2.2³は、NEAT において、同じ適応度と評価された、2つのニューラルネットワークを表現しているゲノムを交叉する操作を表している。

この図におけるゲノムについて、ノードを表現しているゲノムは省略され、接続を表現している遺伝子の上段はイノベーション数、下段は接続がどのノードからどのノードへと繋がっているかを表す情報を示している。また、発現されない遺伝子は、灰色の網掛けの背景となっている。さらに、Parent 1 のゲノムにお

³図 2.2 は、図 2.1 と同様、Stanley らの論文 [26] で使われている図を元にして、筆者が作成した。

る遺伝子については、薄い青色の網掛けの背景となっている。

ニューラルネットワークを表現しているゲノムの交叉において重要な役割を果たすのは、接続を表現する遺伝子それぞれに割り当てられているイノベーション数となる。NEATにおける交叉は、両方のゲノムにおいて、接続を表現している遺伝子をイノベーション数の昇順で並び替えることから始まる。その中で、両ゲノムで同じイノベーション数を持つものは matching 遺伝子と呼ばれ、より適応度の高い遺伝子が次の世代の子に引き継がれることになる。もし図 2.2 の例のように、同じ適応度と評価された遺伝子については、ランダムにどちらかのゲノムの遺伝子が子に引き継がれる。

またどちらか一方の親のゲノムしか持っていない遺伝子が存在していることも考えられ、その場合、遺伝子を持っていない方の親のイノベーション数の最大値よりイノベーション数が小さい遺伝子のことを disjoint 遺伝子、親のイノベーション数の最大値より大きいイノベーション数の遺伝子のことを excess 遺伝子と呼ぶ。disjoint 遺伝子及び excess 遺伝子の両方の場合においても、片方しか持っていない遺伝子は、適応度の高いゲノムの方の遺伝子が子に受け継がれる。もし図 2.2 の例のように、同じ適応度と評価された遺伝子については、ランダムにどちらかのゲノムの遺伝子が子に引き継がれる。

このような操作を経て、2つのゲノムの交叉が行われ、新たな子世代のゲノムが作られることになる。

接続の重みの突然変異

1つ目の突然変異である、ノード間の接続の重みについての突然変異は、接続についての各遺伝子に対して一定の確率で重みの数値が変わる処理となっている。この数値の変更の処理については、重みの数値を一定の閉区間の数値でランダムにさせる処理と、既存の数値に対してノイズを発生させた分を変動させる処理の2種類存在しており、前者と後者の処理についてはランダムに選択される。

接続を追加する突然変異

2つ目の突然変異は、ノードの数を増やすことなく既存のノード間で新たな接続を増やす突然変異であり、一定の確率 μ_{link} で接続を表現する遺伝子を自らのゲノムに追加する。その際に、接続に割り当てられるユニークなインデックスであるイノベーション数について、これまでの世代で登場した全ての接続を表現する遺伝子との情報が照合された後、新規な接続であった場合についてのみ、新たなイノベーション数が割り当てられる。また、新しく割り当てられる接続について、これまで接続されていたノードに対する再帰的な接続も許容しているため、NEATによって内部状態を保持するニューラルネットワークであるリカレントニューラルネットワークへ進化する可能性もある。

ノードを追加する突然変異

3つ目の突然変異は、新たにノードをネットワークに追加する突然変異であり、これは既存の接続に対してノードを追加する処理として行われる。ノード i とノード j との接続 l_{ij} (その重みの値を w_{ij} とする) に対して、その間に新たなノード k を追加すること突然変異を例としてあげる。接続 l_{ij} に対してノードの追加が行われるので、ノード k が2つの接続 l_{ik} と l_{kj} を新しく構築するように追加されることになる。元々あった接続である l_{ij} は失われ、新たに構築した接続の重みの積は既存の重みと同値になるように、両値とも $\sqrt{w_{ij}}$ の値を取る。また、追加されたノードのインデックスは全てのゲノムの中で同期が行われ、ゲノムにおいて同じ構造の変化としてノードの追加が行われた場合は、それらのノードは同じインデックスの値を取る。さらに、追加される新たな接続を表現する遺伝子についても、イノベーション数の同期が行われることになる。

2.4.3 NEATにおけるニューラルネットワークの漸進的進化と分化

NEATの特徴は、前述した異なるトポロジをもつニューラルネットワークをエンコードしたゲノムを交叉や突然変異をできるようにしたということのみならず、ニューラルネットワークの最小構造からの漸進的進化と分化という手法を用いて、ネットワークのトポロジにおける探索空間の爆発の防止と、ネットワークの新規性を保存し正しく評価できるようにしたことにもある。以下に漸進的進化と分化についての説明を行い、その有用性を説明する。

ニューラルネットワークの最小構造からの漸進的進化

NEATにおいて突然変異の種類は、ノードを表現する遺伝子を増やすものと、既存のノード同士の接続を表す遺伝子を増やすものの2種類が存在している。この突然変異によって、NEATにおける進化ではニューラルネットワークのトポロジはどんどん複雑化していく他なく、故に最適化するネットワークのトポロジや接続の重みについての探索空間は世代を経るごとに広がっていく。

そのため、NEATを用いる場合のネットワークの初期世代は単純な最小構造に設定することが推奨されている。例えば、単純な最小構造のニューラルネットワークの例として、中間層を持たず、入力層と出力層のノード同士の全てが接続を持つネットワークが挙げられる。前述した2種類の突然変異により単純な構造を持つネットワークにノードや接続が追加されることで、偶然適応度の値が改善したものだけが次の世代へとその構造をもつネットワークが引き継がれていくことになる。このことにより、トポロジを複雑化させ拡張していく進化をするNEATにおいて、必要以上に探索空間を広げることをしなくて済むようになる。事実、提案された論文 [26] においてもアブレーション実験において、初期世代における単

純な構造を持ったニューラルネットワークから進化を始めることは、最適化における重要な要素であることが示されている。

ニューラルネットワークの分化 (speciation)

ここまで説明してきた NEAT の手法によって、ニューラルネットワークの最適化はある程度できるようになるが、このままでは突然変異によって生まれた新規なトポロジが、選択や交叉によって失われてしまう可能性が高くなってしまう。なぜなら、選択については、一様な適応度関数を導入して行うニューラルネットワークの評価は、既存の構造から著しく振る舞いが異なる新規なトポロジのニューラルネットワークについて正しい評価を行うことができるとは言えず、交際については、トポロジが著しく異なるニューラルネットワークをエンコードしたゲノムの交叉は漸進的に進んでいたトポロジの変化を壊してしまう可能性がある。

そのようにして新規なトポロジを保存できるような多様性を担保するため、NEAT では分化 (species) と呼ばれる工夫が施されている。これは、類似度の高いトポロジを持つニューラルネットワークを分類したニッチの中で適応度の評価や交叉を行わせることで、トポロジの新規な変異を保存することができるようになる。具体的には、2つのニューラルネットワークのペア毎に互換性を評価する関数を導入し、その値が閾値を上回ったペアは別のニッチに存在しているものとする。互換性を表す数値 δ は以下のように計算される。

$$\delta = c_1 \frac{E}{N} + c_2 \frac{D}{N} + c_3 \cdot \bar{W}$$

ここで、 c_1 , c_2 , c_3 はそれぞれの項に係る係数のパラメータを表し、 E は2つのニューラルネットワークをエンコードするゲノムのペアにおける excess 遺伝子の数、 D は disjoint 遺伝子の数、 N はより大きいサイズのゲノムのサイズを表す数である。さらに、 \bar{W} は matching 遺伝子について重みの差の平均を取った値である。

ニューラルネットワークの分化についても、Stanley らの論文 [26] の中でアブレーション実験がされており、最小構造からの漸進的進化と同様に最適化における重要な要素であることが示されている。

第3章 モデル

本章では、目的を達成するために必要な実験を行うための、シミュレーション環境と環境内を運動するエージェントのモデルの説明、さらに進化シミュレーションの設計についての説明を行う。

3.1 シミュレーション環境

まず、シミュレーション環境について説明する。本研究で用いるシミュレーションはエージェントシミュレーションを用いる。これはある行動規則を持ったエージェントと呼ばれる個体が、ある環境の中でその環境や他のエージェントと相互作用することにより、それらのエージェントの振る舞いの観測を目指したシミュレーションのことである。

本研究のシミュレーションは、捕食者混乱効果の影響を受ける捕食者エージェントと、被食者エージェントを相互作用させる環境を想定する。さらに、被食者エージェントには、エネルギーを奪わない被食者非脅威個体エージェントと、他の被食者エージェントからエネルギーを奪う被食者脅威個体エージェントに分けられる。前述した「内部脅威」は、本モデルにおいては被食者脅威個体エージェントに該当する。ただし、単に被食者エージェントと述べられている際は、被食者脅威個体エージェントと被食者非脅威個体エージェントの両方を指すものとする。

図3.1に示されているように、シミュレーション環境は (500×500) (virtual meters)のトーラス状の2次元の連続空間であるフィールドとなっている。この環境の中を捕食者エージェントと被食者エージェントがそれぞれの行動規則に従って相互作用する。ここで、図3.1において、赤い三角形は捕食者エージェント、円は被食者エージェントを表しており、円の色が青の場合は被食者非脅威個体エージェント、緑の場合は被食者脅威個体を指す。また、捕食者エージェントを表す三角形の向きや、被食者エージェントを表す円の内部にある線の方法は、エージェントの正面を向いている方向を表している。エージェント i は、離散時間であるタイムステップ T において、位置 $\mathbf{x}_{i,T}$ 、速度 $\mathbf{v}_{i,T}$ 、正面が向いている方向の角度 $\theta_{i,T}$ を有している。また、被食者エージェントのみ、エネルギー量 $e_{i,T}$ をさらに有している。このモデルにおけるエネルギーとは、被食者エージェントの適応度の計算に使われる利得を数値化したものであり、高い数値であるほど次の世代へ遺伝子を引き継ぐことができる数値である。言い換えると、被食者エージェントの健康

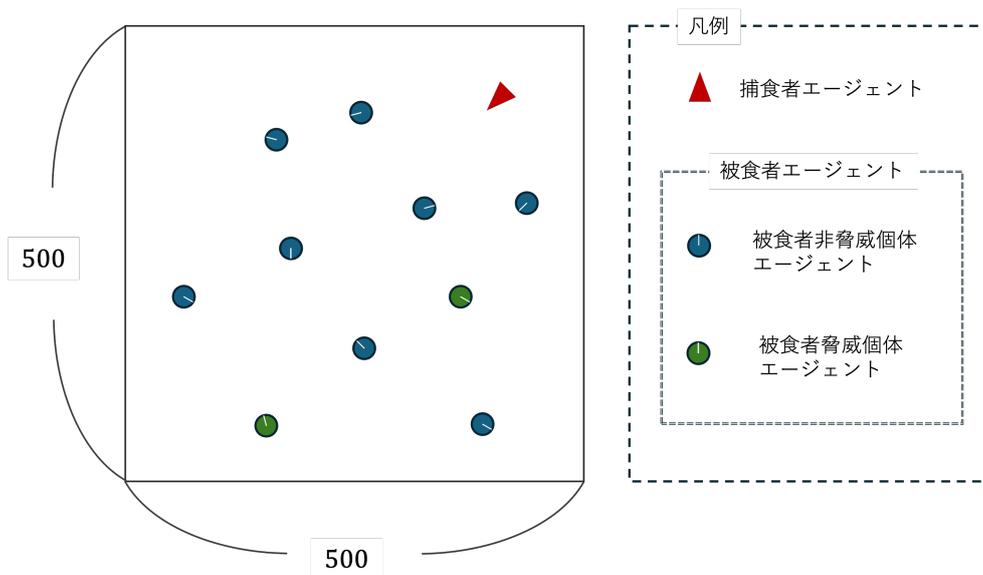


図 3.1: モデルにおけるシミュレーション環境

状態を表したものであると言え、健康な個体ほど配偶者に巡り合う可能性が高くなり多くの子孫を残すことができるという単純な仮定に基づいている。また、被食者エージェントのエネルギーが0を下回った場合、死んでしまったものとして、シミュレーション環境から取り除かれる。

全てのエージェントは、各タイムステップ毎にエージェントの行動規則に従って、環境の情報からそのタイムステップにおける速度と正面が向く方向の角度を決める。さらに、捕食者エージェントは被食者エージェントから捕食対象を選び捕食行動を取り、被食者脅威個体エージェントは他の被食者エージェントからエネルギーを奪う対象を選びエネルギー奪取行動を取る。全てのエージェントの速度と角度が決定し、捕食者エージェントの捕食行動と被食者脅威個体エージェントのエネルギーを奪う行動が終わった後、そのタイムステップにおいて生き残ることのできたエージェントは、位置、速度、正面が向いている角度を更新する。

シミュレーションが始まると、全てのエージェントに初期条件としてランダムな位置、正面を向いている方向の角度が与えられる。ただし、初期速度は零ベクトルで与えられる。また、被食者エージェントには、エネルギー量の初期値として e_0 が与えられる。1000 タイムステップの間、被食者エージェントのみで相互作用する期間が設けられ、その期間の後に、捕食者エージェントと被食者エージェントが相互作用をする期間が2500 タイムステップの間、設けられる。捕食者と被食者エージェントが相互作用している期間のどこかで、捕食者が被食者エージェントの被食者の捕食に成功した場合、捕食された個体は環境から取り除かれる。また、被食者脅威個体エージェントは、被食者エージェント同士のみで相互作用する期間の間はエネルギーを奪取することはない。以後、シミュレーションの開始から計3500 タイムステップ経過し終えた期間のことを、進化シミュレーションを

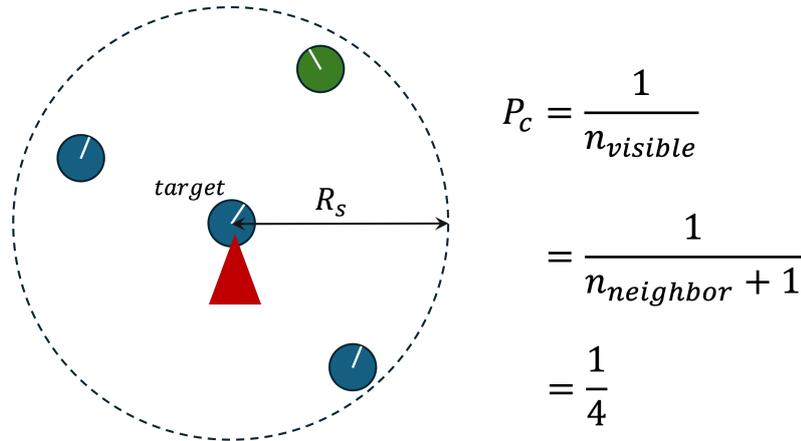


図 3.2: 捕食者混乱効果と捕食できる確率 P_c .

用いる観点より1世代と呼ぶ。ただし、被食者エージェントの数が残り1になった時点で、その世代のシミュレーションは終了する。

次節では、それぞれのエージェントがどのような行動規則を用いて、シミュレーション環境の中で相互作用するかを述べる。

3.2 エージェントの行動規則

本節では、前節で説明されたシミュレーション環境の中を、各エージェントがどのような行動規則で相互作用するかを述べる。

3.2.1 捕食者エージェントの行動規則

捕食者エージェントの行動規則について以下で述べる。

捕食者エージェントは、各タイムステップにおける環境の全ての情報を把握できるという仮定のもと、自身と最も距離が近い被食者エージェントをターゲットとして狙う。そのタイムステップにおいて進もうとする速度は、ターゲットへと向かおうとする方向を正規化し、速さとしての重み s_{predator} をかけたものとなる。すなわち、あるタイムステップ t において被食者エージェント i をターゲットとした場合の捕食者エージェントが進もうとする速度 $\mathbf{v}_{\text{predator},t}$ は、

$$\mathbf{v}_{\text{predator},t} = s_{\text{predator}} \cdot \frac{\mathbf{x}_{i,t} - \mathbf{x}_{\text{predator},t}}{|\mathbf{x}_{i,t} - \mathbf{x}_{\text{predator},t}|}$$

となる。ただし、ターゲットとの距離が1.5(virtual meters)以上の場合、 $s_{\text{predator}} = 1.5$ となり、それ以外の場合、 s_{predator} はターゲットとの距離の値となる。

もし、ターゲットである被食者エージェントに触れることができた場合、そのターゲットを確率 P_c によって捕食することができる。ここで、捕食できる確率 P_c は捕食者混乱効果の影響を定式化したもので、以下の式で表される。

$$P_c = \frac{1}{n_{visible}}$$

また、 $n_{visible}$ は、図 3.2 に表したように、ターゲットとして被食者エージェントの位置から半径 $R_s = 30$ (virtual meters) 以内にいるターゲットを含んだ被食者エージェントの数であり、群れ行動によってターゲットの近くに他の被食者エージェントがいるほど捕食できる確率は下がる。例えば、図 3.2 に表した例だと、ターゲットとなっている被食者エージェントの位置から半径 R_s 以内にいる他の被食者エージェントは 3 匹となっているため、 $P_c = \frac{1}{3+1} = 25\%$ の確率でターゲットを捕食できる。以後、各被食者エージェントにおいて、そのエージェント自身の位置から半径 R_s 以内にいる他の被食者エージェントのことを「neighbor」と呼び、neighbor の数のことを neighbor 数 ($n_{neighbor}$) と表すこととする。すなわち、図 3.2 における neighbor 数は 3 となる。

捕食者エージェントのターゲットについて、そのターゲットに触れて捕食行動を行うまで変わることはなく、捕食行動に成功したに関わらず、捕食行動を行った後に改めてターゲットを定める。もちろん、捕食に失敗した場合に、先ほどまでターゲットであった被食者エージェントを再度ターゲットとする可能性もある。

また、捕食者エージェントが連続してターゲットを設定し直して捕食し続けることを避けるために、捕食者エージェントが捕食に成功した場合には、10 タイムステップの間、捕食行動を取ることができない期間を設けている。これは、捕食者エージェントが捕食した対象を消化している期間は捕食する行動を取ることができないということを、モデルとして表現している。

3.2.2 被食者エージェントの行動規則

被食者エージェントの行動規則について述べる。この項では、被食者エージェントの両エージェントに共通する行動規則を説明する。

ニューラルネットワークによる移動の制御

被食者エージェントは、捕食者エージェントの様に一定の行動規則に従うのではなく、エージェント自身が感知した視覚情報を入力とするニューラルネットワークによって計算された結果を、次のタイムステップの移動方向を決める行動に利用する。また、被食者エージェントは捕食者エージェントと異なり、環境の情報は自身の位置を中心として半径 100 (virtual meters) の視界の中の限られた情報のみしか感知できず、視界の外の情報は切り捨てられる。

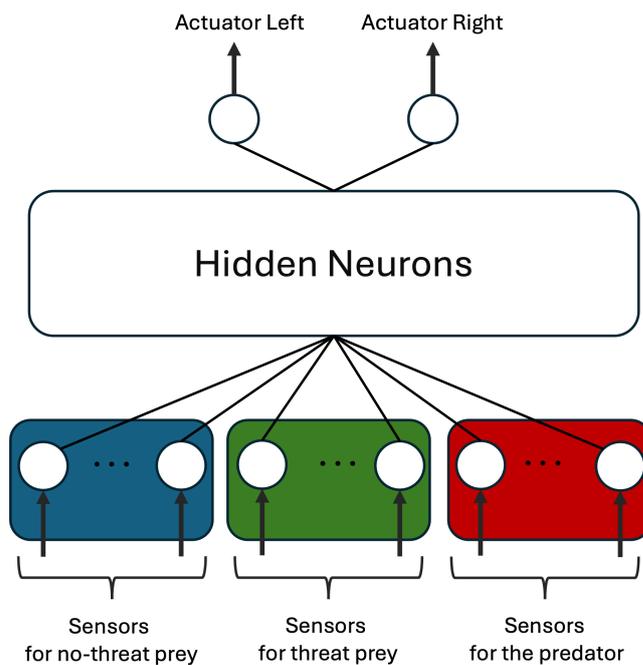
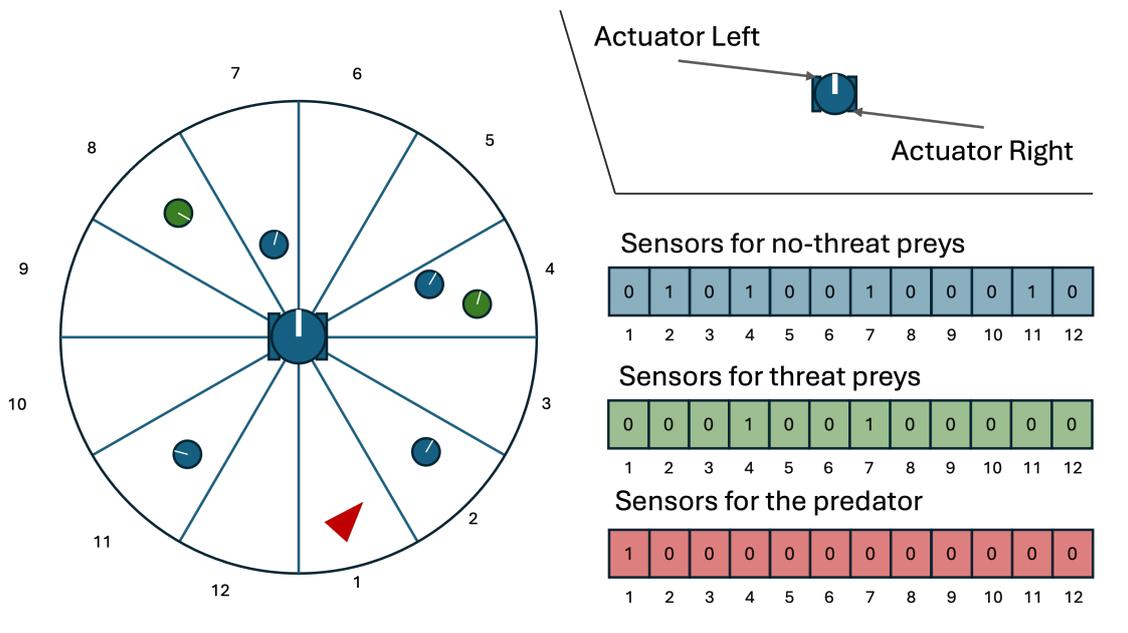


図 3.3: 被食者エージェントを制御するニューラルネットワークの入力と出力

移動方向を決定する行動を制御するニューラルネットワークの入力と出力を、図 3.3 に示す。被食者エージェントの移動を決定するニューラルネットワークの入力はその個体の視覚情報で、出力は正面に対して左右 90° の位置に取り付けられた 2 つのアクチュエータの出力の大きさとなっている。よってアクチュエータ 1 つとニューラルネットワークの出力層のノード 1 つが対応しており、ニューラルネットワークの出力層のノードの数は 2 つである。アクチュエータの出力の大きさは、閉

区間 $[-1, 1]$ の連続値を取り、2 輪対向ロボット¹のモデルを用いて、そのタイムステップにおける被食者エージェントの速度と正面を向いている方向が決定される。

ニューラルネットワークの具体的な入力値について、被食者エージェントの半径 100 (virtual meters) の視界は、 30° 毎 12 個のセグメントに分割されており、そのセグメント内の他のエージェントの存在の有無を 0 と 1 の値で入力する。1 つのセグメントにつき 3 種類のエージェント用に 3 つのチャンネルを有しており、1 つのチャンネルへの入力値がニューラルネットワークの入力層の 1 つのノードへの入力値と対応している。つまり、被食者エージェントを制御するニューラルネットワークの入力層のノードの数は、 $12 \times 3 = 36$ 個となる。

被食者脅威個体エージェントの記憶と判別

被食者エージェントの視覚情報について、セグメント内にいるエージェントの種類判別について説明をする。

全ての被食者エージェントは、セグメントの中にいる捕食者エージェントと他の被食者エージェントを常に判別することができる。つまり、捕食者エージェントの存在は、常に捕食者エージェント用のチャンネルによって入力されることとなる。

また、見えている他の被食者エージェントが被食者脅威個体エージェントかどうかについては、「内部脅威」の潜在性を仮定しているために、各世代の初期状態においては判別がつかないようにしている。シミュレーション環境内で他のエージェントと相互作用する中で、ある被食者エージェントがある時点で他の被食者エージェントからエネルギーを奪われた際に、エネルギーを奪った被食者エージェントを被食者脅威個体エージェントとして記憶する。その個体が被食者脅威個体エージェントであるという記憶は、記憶して以降、自身が死んでシミュレーション環境から取り除かれるか一世代が終わるまで持続する。また、記憶の容量は制限しないため、自身を除いた最大 49 個体分の記憶を有することができる。被食者エージェントは、記憶に基づいて他の被食者エージェントが被食者脅威個体エージェントであるか否かを判別し、チャンネルの入力を振り分ける。そのため、ある被食者エージェントが見ている他の被食者エージェントが本質的には被食者脅威個体エージェントであったとしても、その被食者エージェントがエネルギーをその被食者脅威個体エージェントから奪われていない限り、被食者非脅威個体エージェントとして判別することになる。

3.2.3 被食者脅威個体エージェントの行動規則

この項では、被食者脅威個体エージェントが、他の被食者エージェントからエネルギーを奪う行動について説明する。

¹参考：<https://www.cs.columbia.edu/~allen/F17/NOTES/icckinematics.pdf>
(参照日：2024/01/26)

neighbor からのエネルギーの奪い方

被食者脅威個体エージェントは、自身の位置から半径 R_s (virtual meters) 以内にいる他の生きている被食者エージェント（すなわち neighbor）からある確率 p_r で 1 匹の neighbor を選択し、その被食者エージェントからエネルギーを奪う。

ある被食者脅威個体エージェント i が、ある neighbor の中の 1 個体 j を選ぶ確率 $p_r(i, j)$ は、 i と j との距離 d_{ij} を用いて以下の式で表される。

$$p_r(i, j) = \frac{1/d_{ij}}{\sum_{k \in \text{neighbors}} (1/d_{ik})}$$

つまり、エネルギーを奪う対象 j は距離が近いほど選ばれやすくなる。

被食者エージェント間のエネルギーの移動身について、エネルギーを奪う対象のエネルギー量が $q = 1.0$ よりも少なかった場合は、対象の残り全てのエネルギーを奪い、奪われた被食者エージェントは死んでシミュレーション環境から取り除かれる。対象のエネルギー量が q よりも多かった場合は、 q だけ奪うことになる。奪ったエネルギーは、対象のエネルギー量から引かれ、自身のエネルギー量に足される。ただし、各個体のエネルギー量に上限を設けるため、被食者脅威個体エージェントのエネルギー量が初期エネルギー量の 2 倍 ($2e_0$) を超えていた場合は、エネルギーを奪う行動を取ることができない。

3.3 進化シミュレーションの設計

「内部脅威」として被食者脅威個体エージェントがいる場合の被食者エージェントの群れ行動の進化を、遺伝的アルゴリズムを用いてモデル化する。遺伝的アルゴリズムによって最適化される対象は、被食者エージェントの行動を制御するニューラルネットワークをエンコードしたゲノムとなる。また、捕食者エージェントの行動規則は世代を通して変わることがないため、捕食者エージェントは遺伝的アルゴリズムによる進化の対象ではない。本研究の進化シミュレーションにおいて、ニューラルネットワークの最適化手法は NEAT が用いられる。

前章で述べたように、NEAT アルゴリズムでは、より小さな構造を持つニューラルネットワークを初期世代にして、漸進的進化をさせることが肝要である。図 3.4 は、本シミュレーションで用いられている初期世代の被食者エージェントが持つニューラルネットワークの構造を表している。初期世代の被食者のニューラルネットワークは、入力層のノードの数が 36 個、中間層のノードの数が 1 個、出力層のノードの数が 2 個となっており、NEAT における操作によってノードの数が増えるのは中間層だけとなる。また、バイアスノードも存在しており、初期世代においてバイアスノードは中間層と出力層の全てに接続を持つ。初期世代の接続については、入力層と中間層、中間層と出力層は全てのノード間に接続を持って

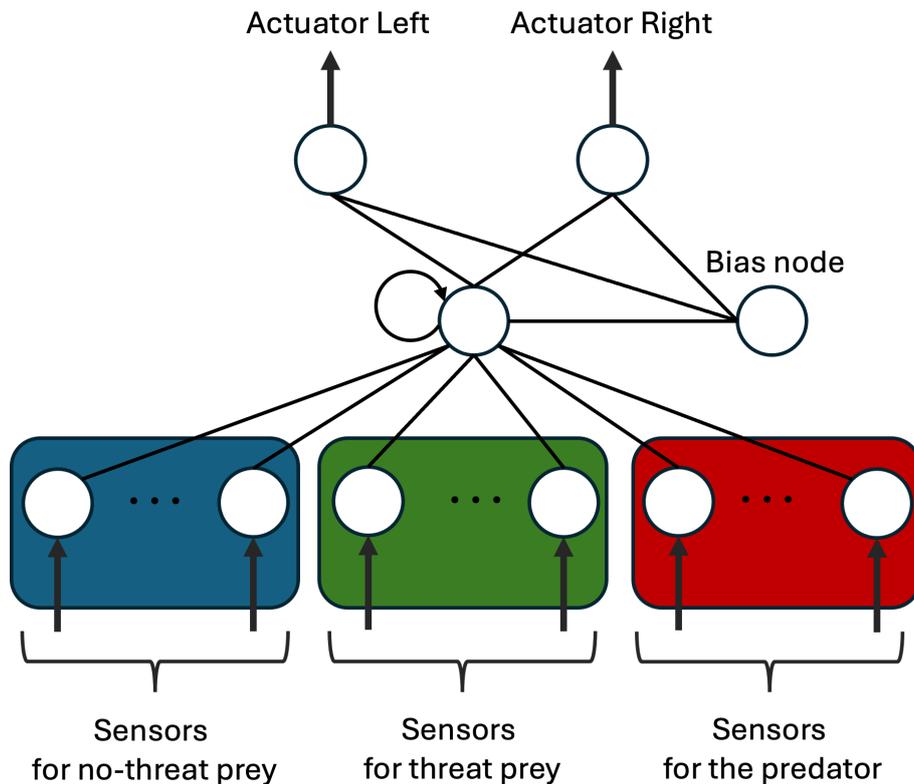


図 3.4: 初期世代における被食者エージェントのニューラルネットワークのトポロジ

おり、さらに初期世代の中間層のノードは自身への再帰的接続を持っている。初期世代のニューラルネットワークの全ての接続の重みは、個体毎に閉区間 $[-1, 1]$ の数値でランダム化される。

初期世代の被食者エージェント 50 個体が 1 個体の捕食者エージェントとともに、シミュレーション環境に入れられ、前述した行動規則に従って相互作用を行う。シミュレーション環境における 1 つの世代において、被食者エージェント i の適応度 f_i は以下の式で計算されることになる。

$$f_i = \sum_{t=1}^{2500} \frac{e'_{i,t}}{e_0}, \text{ where } e'_{i,t} = \begin{cases} e_{i,t} & (e_{i,t} > 0) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで、 t は捕食者エージェントと被食者エージェントが相互作用を始めてから計測されるタイムステップ数のことであり、上限はシミュレーション環境の節で説明した通り 2500 タイムステップである。また、 e_0 はシミュレーション環境に初期配置された時に、被食者エージェント全体に均等に分配されるエネルギーの量である。また、適応度の計算で使われるエネルギー $e'_{i,t}$ はそのタイムステップで負の値になってしまった被食者エージェントのものは 0 とするため、生き延びている間に保持しているエネルギー量のみが足されていくこととなる。つまり、適応度

は生き延びることができた時間に対するエネルギー量の積分であり、より長く生き延び、より多くのエネルギーを有する行動ができた被食者エージェントのゲノムが、次の世代の被食者エージェントのゲノムへと遺伝していくことになる。

シミュレーション環境における被食者エージェントの適応度の評価が終わった後、適応度の値が下位 50% の被食者エージェントの個体は淘汰され、上位 50% の個体が次の世代へゲノムを遺伝させることが可能になる。NEATによって、ゲノムの交叉と突然変異の操作を経て、次の世代の被食者エージェントのニューラルネットワークをエンコードしたゲノムが 50 個作られることになる。被食者エージェントが脅威個体であるかどうかについて、ゲノムの交叉が起こる場合に親世代で脅威個体であるかが異なる場合、より適応度が高い方の脅威性を引き継ぐ。また、被食者エージェントが被食者脅威個体かどうかについては、1% の確率で切り替わる突然変異を加えており、この切り替わりによって、被食者非脅威エージェントの子世代が被食者脅威エージェントに、被食者脅威個体エージェントの子世代が被食者非脅威個体エージェントになり得る。

第4章 実験条件及び実験結果

本章では、前章で説明したモデルの被食者個体の群れ行動の進化シミュレーションを用いて、本研究の目的を達成するための実験条件とその結果を提示する。

4.1 実験条件と群れ行動の指標，パラメータ設定

4.1.1 実験条件：「threat 条件」と「no-threat 条件」

本研究の目的を達成するため、以下の2つの条件において群れ行動の進化と、被食者個体の振る舞いを観察する。

threat 条件

threat 条件は、初期世代を全ての被食者エージェントで始める以外は、前章で説明した進化シミュレーションの設定と変わらない。

この条件では、被食者個体エージェントにおける被食者非脅威個体エージェントと被食者脅威個体エージェントの頻度を調べ、被食者エージェント全体において被食者脅威個体エージェントがどの程度の数をお占めているのかや、群れ行動の振る舞いについてもまた調べる。

no-threat 条件

no-threat 条件は、全ての世代交代を通して被食者エージェントの脅威性が突然変異しない条件となっている。すなわち、各世代の被食者エージェントは全て被食者非脅威個体エージェントであり、エネルギーの被食者間での移動は発生しない。そのため、被食者エージェント i の適応度は以下の形で書き直される。

$$f_i = \sum_{t=1}^{2500} \delta_{i,t}, \text{ where } \delta_{i,t} = \begin{cases} 1 & (\text{the prey } i \text{ is alive in the time step } t) \\ 0 & (\text{the prey } i \text{ is dead in the time step } t) \end{cases}$$

no-threat 条件は、本実験において、被食者エージェントに被食者脅威個体エージェントが発生しない、統制条件としての役割がある。

4.1.2 群れ行動の3つの指標

以上の2つの実験条件において、群れ行動の度合いを調べるため、以下の3つの指標を導入する。

群れ行動の指標 1: 被食者個体間の平均距離

まず一つ目の群れ行動を表す指標は、被食者個体間の平均距離である。この指標は、ある被食者エージェント i があるタイムステップ t において他の生きている被食者エージェントとの距離の平均 ($\alpha_{i,t}$) を算出し、シミュレーション環境内で生きているタイムステップでその値の平均値 (β_i) を算出した後、全ての被食者個体に対して β の平均を取ったものである。つまり、1被食者エージェントが生きている間に存在する他の被食者エージェントとの距離の平均のことであり、その値 (\bar{d}_{preys}) は以下の式に書いた手順で計算される。

$$\alpha_{i,t} = \frac{\sum_{i \neq j} d_{ij}}{\left(\sum_{k \in S_{prey}} \delta_{k,t} \right) - 1}$$

$$\beta_i = \frac{\sum_{t=1}^{L_i} \alpha_{i,t}}{L_i}$$

$$\bar{d}_{preys} = \frac{\sum_{i=1}^{50} \beta_i}{50}$$

ここで、 d_{ij} は被食者エージェント i と被食者エージェント j の距離、 $\delta_{i,t}$ は被食者エージェント i がタイムステップ t において生きていたかどうかを指す数で生きていれば1、死んでいれば0となる。また、 S_{preys} は被食者エージェントの集合であり、 L_i はある被食者エージェント i がその世代の中で生き延びることができたタイムステップ数である。

群れ行動で他の被食者エージェントがより近づいてくることによって、この指標の値は下がることになる。

群れ行動の指標 2: neighbor 数の平均

二つ目の群れ行動を表す指標は、被食者個体の neighbor 数の平均である。この指標は、各被食者エージェントが生きている間、半径 R_s (virtual meters) 以内にいた neighbor 数の平均に対して、全ての被食者エージェントの平均を取ったものであ

る。すなわち、neighbor 数の平均 $\bar{n}_{neighbor}$ は以下の式に書いた手順で計算される。

$$\bar{n}_{neighbor}^i = \frac{\sum_{t=1}^{L_i} n_{neighbor}^{i,t}}{L_i}$$

$$\bar{n}_{neighbor} = \frac{\sum_{i \in S_{preys}} \bar{n}_{neighbor}^i}{50}$$

ここで、 $\bar{n}_{neighbor}^{i,t}$ は被食者エージェント i のタイムステップ t における neighbor 数のことである。この値は、被食者エージェントが活着している間に近くにいた neighbor の数の平均であり、群れ行動によって捕食者混乱効果をどの程度享受できていたかを表す指標となる。

群れ行動によって neighbor 数が増えてくることにより、この指標は上がることになる。

群れ行動の指標 3: 最も近い neighbor との距離の平均

三つ目の群れ行動を表す指標は、被食個体の neighbor の中で最も近いものの距離の平均である。この指標は、各被食者エージェントが活着している間、neighbor の中で最も距離が近い被食者エージェントとの距離の平均に対して、全ての被食者エージェントの平均を取ったものである。すなわち、最も近い neighbor との距離の平均 (\bar{d}_{min}) は以下の式に書いた手順で計算される。

$$\bar{d}_{min}^i = \frac{\sum_{t=1}^{L_i} \min_{j \in S_{neighbors}^i} d_{ij}}{L_i}$$

$$\bar{d}_{min} = \frac{\sum_{i \in S_{preys}} \bar{d}_{min}^i}{50}$$

ここで、 $S_{neighbors}^i$ は被食者エージェント i における neighbor の集合である。

群れ行動によって neighbor たちとの距離が近くなるため、この指標は下がることになる。

4.1.3 パラメータ設定

この項では、実験に用いられたパラメータの数値について述べる。threat 条件と no-threat 条件の両条件においてパラメータの数値に違いはなく、条件の違いは突然変異のフェーズにおいて脅威性が 1% の確率で切り替わるかどうかのみでなる。

表 4.1 は、シミュレーション環境におけるフィールド、被食者エージェント、捕食者エージェントにおいて設定されているパラメータの数値を表している。

表 4.1: シミュレーション環境におけるパラメータ

パラメータ名	説明	数値	単位
N	シミュレーション環境に配置される被食者エージェントの個体数	50	individual
s_{prey}	被食者エージェントの最大速度, とりわけアクチュエータの最大速度	1.0	virtual meter / time-step
R_v	被食者エージェントの視界の半径	100	virtual meter
R_s	被食者エージェントが他の被食者エージェントを neighbor と判定する距離	0.05	virtual meter
$s_{predator}$	捕食者エージェントの最大速度	1.5	virtual meter / time-step
H	フィールドの一辺の大きさ	500	virtual meter

表 4.2: NEAT に用いられているパラメータ

パラメータ名	説明	数値
δ_t	ニューラルネットワークの互換性の閾値	3.0
c_1	互換性を計算する式の excess 遺伝子の項の係数	1.0
c_2	互換性を計算する式の disjoint 遺伝子の項の係数	1.0
c_3	互換性を計算する式の接続の重みについての項の係数	0.4
μ_{node}	突然変異において, ノードについての遺伝子を加える確率	0.05
μ_{link}	突然変異において, 接続についての遺伝子を加える確率	0.05

それに対し, 表 4.2 は, 進化シミュレーションの中でニューラルネットワークの最適化の手法として使われている NEAT の中で設定されたパラメータの数値を表している.

4.2 実験結果

本節では, 前節で説明した実験条件における計算機実験の結果を提示し, 説明する. また, threat 条件と no-threat 条件での結果の比較についても行う. パラメータは前節で提示したものを使い, 進化シミュレーションにおける世代数は 1000 世代とする.

4.2.1 「内部脅威」個体の頻度の変化

まず, threat 条件において, 「内部脅威」をモデル化した被食者脅威個体エージェントが被食者エージェント全体の内どの程度の数に占めていたかを表す頻度の変化についての結果を示す.

図 4.1 は, threat 条件における各世代のシミュレーション環境に初期配置される被食者エージェントの種類ごとの頻度の変化を表すグラフである. 青く塗られた領域が被食者非脅威個体エージェントの頻度であり, 緑色に塗られた領域が被食者脅威個体エージェントの頻度である. ここで, 全ての世代において, 青色の領域と緑色の領域の和は 50 個体で一定であることに注意されたい. 初期世代である

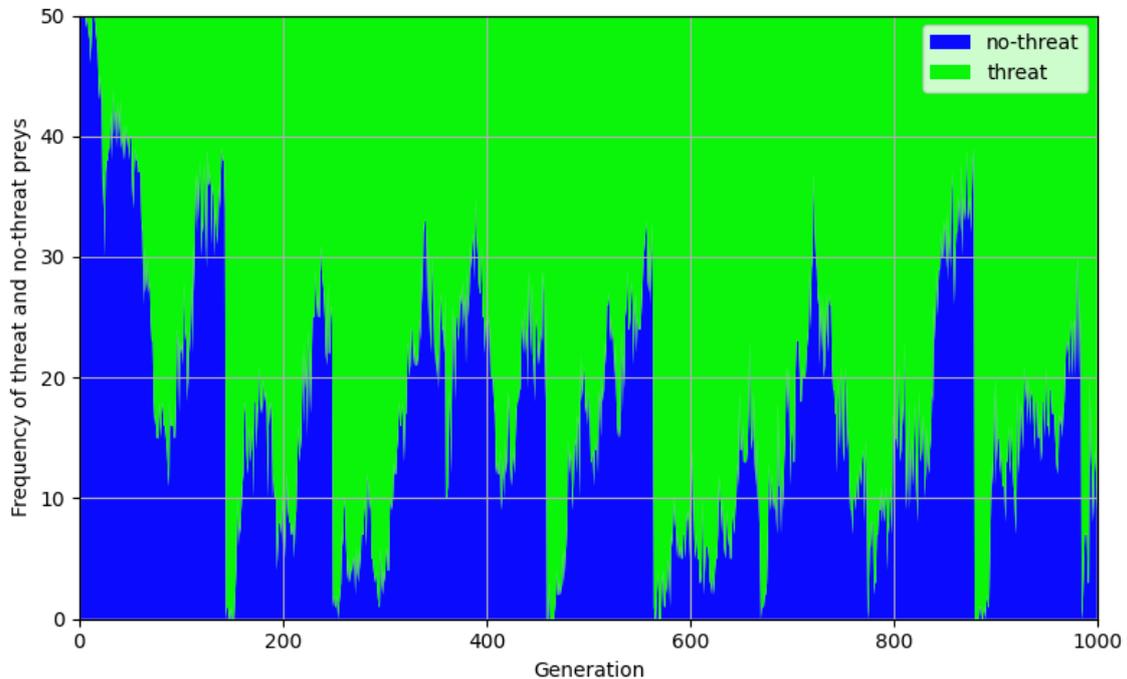


図 4.1: 「内部脅威」個体の頻度の世代ごとの変化

第 1 世代においては、50 個体全てが被食者非脅威個体エージェントであることにも注意されたい。

結果としては、全てが非脅威個体だけの世代から進化が始まるが、まずそこから第 100 世代まで脅威個体の頻度が上がることが確認できる。そこから、一時的に非脅威個体の頻度が増えていくが、その後急速に脅威個体の頻度が上がっていき 144 世代では全ての被食者エージェントが脅威個体になってしまう。その後は、非脅威個体の頻度の上がり下がるの周期が繰り返されることになり、およそ 100 から 200 世代ほどに一度被食者エージェントのほとんどが脅威個体になる状況が訪れる。

144 世代で一度脅威個体が被食者エージェントの全てを占めて以降、非脅威個体の頻度は 50 個体内多くても 871 世代の 39 個体で、非脅威個体が被食者エージェントの数のほぼ全てを占めることはなくなる。

4.2.2 2 条件間における群れ行動の進化

本項において、threat 条件と no-threat 条件における、群れ行動の進化についての結果を示す。その際、群れ行動をしている指標については、前節で説明した 3 つのものを使う。

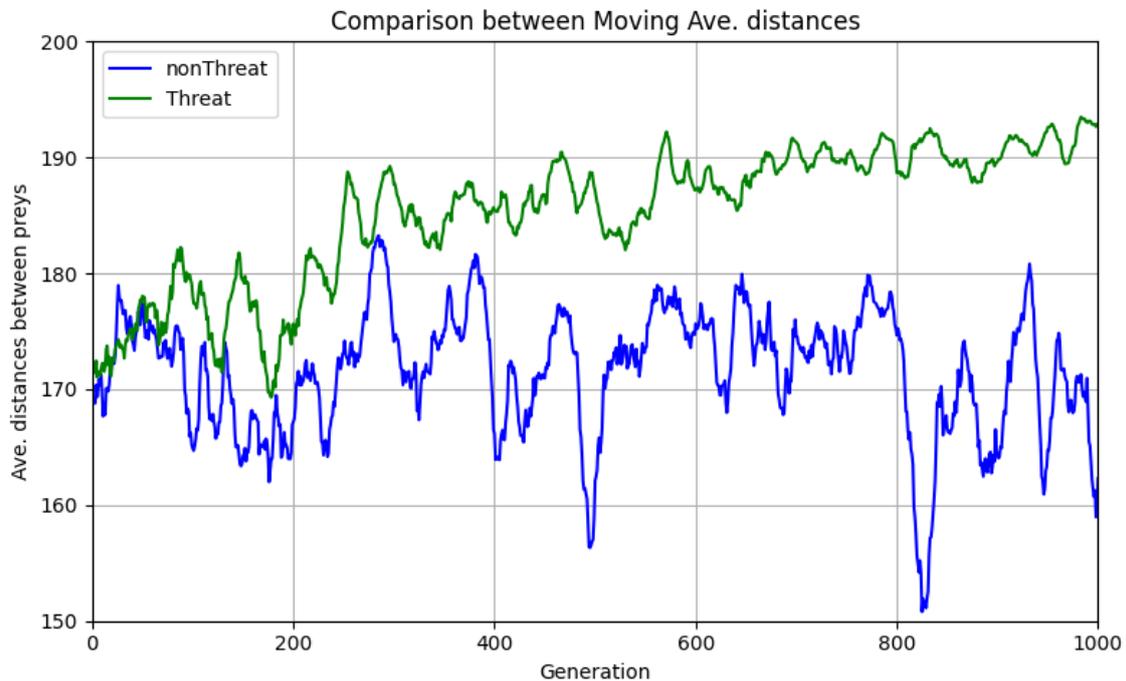


図 4.2: 被食者個体間の平均距離の世代ごとの変化

被食者個体間の平均距離

図 4.2 は、threat 条件と no-threat 条件において、各世代ごとの被食者個体間の平均距離の変化を 15 世代ごとの移動平均として表したグラフである。凡例に示されているように、緑色の実線が threat 条件における世代ごとの被食者個体間の平均距離を表しており、青色の実線が no-threat 条件における世代ごとの被食者個体間の平均距離を表している。

結果としては、およそ 80 世代あたりまでの被食者間の平均距離は同じような値を示しているが、それ以降の世代については threat 条件における被食者個体間の平均値の値が少しずつ増加していくとともに、no-threat 条件における値は少しずつ減少していくことが読み取れる。シミュレーションが終わる 1000 世代目においては、threat 条件における被食者個体間の平均距離は 192.9(virtual meters) に対して、no-threat 条件における被食者個体間の平均距離は 162.3(virtual meters) と著しく差がつくことが分かる。

この指標における 2 条件を比べることで、threat 条件よりも no-threat 条件の方が、被食者エージェントが群れ行動を進化させていることが言える。

neighbor 数の平均

図 4.3 は、threat 条件と no-threat 条件において、各世代ごとの neighbor 数の平均の変化を 15 世代ごとの移動平均として表したグラフである。図 4.2 と同様、緑

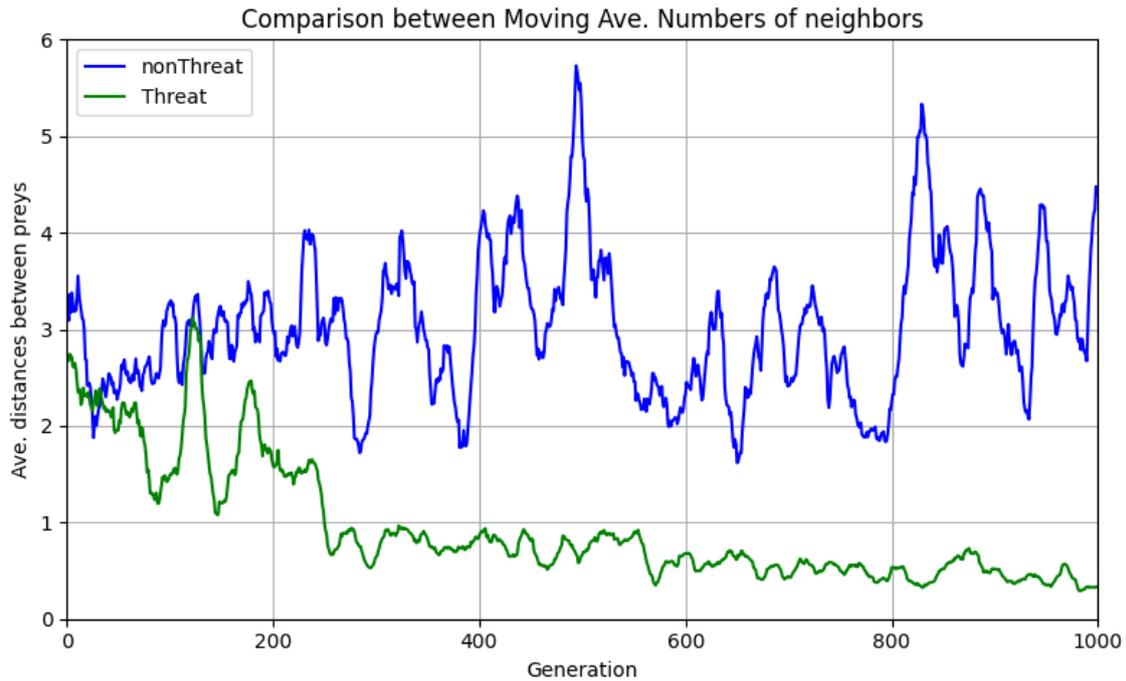


図 4.3: neighbor の数の平均値の世代ごとの変化

色の実線が threat 条件における結果を、青色の実線が no-threat 条件における結果を表している。

結果としては、threat 条件においては、80 世代あたりまで neighbor 数が下がり始め、その後 neighbor 数の変化が激しい期間がおおよそ 250 世代まで続き、neighbor 数の平均が 1.0 を下回る期間が 1000 世代までずっと続くことになる。それに対して、no-threat 条件では、初期世代から数十世代の間は neighbor 数が減少した後で、徐々に neighbor 数が増加していき、1000 世代目では 4.0 を超える値を取るようになる。

この指標における 2 条件を比べることで、threat 条件と no-threat 条件との neighbor 数の差は著しく開いており、被食者エージェントが no-threat 条件においてのみ群れ行動を進化させていると言えるだろう。特に、本研究における群れ行動は捕食者混乱効果のみを適応的機能として考慮しているため、2 条件における neighbor 数の差は群れ行動が機能しているか否かを考察する一つの基準点となり得る。

最も近い neighbor との距離の平均

図 4.4 は、threat 条件と no-threat 条件において、各世代ごとの neighbor 数の平均の変化を 15 世代ごとの移動平均として表したグラフである。図 4.2, 図 4.3 と同様、緑色の実線が threat 条件における結果を、青色の実線が no-threat 条件における結果を表している。



図 4.4: 最も近い neighbor との距離の平均値の世代ごとの変化

結果としては、80 世代あたりまで 2 条件とも同じような値をとった後、threat 条件における最も近い neighbor との距離の平均値が上がっていることが見受けられる。この値の上昇は、急激に上がった後に、550 世代あたりまで大きな変化をせず、再度急速な増加を見せて大きな変化を見せないといった増加の様子になっている。これによって、no-threat 条件と顕著な差が生まれており、最も近い neighbor との距離の平均が neighbor かどうかを判別する距離である $R_s = 30$ (virtual meters) を下回っている世代が no-threat 条件では多く見受けられるのに対し、threat 条件では 550 世代以降、40 から 50 ほどの範囲を変動していくことがわかる。

この指標における 2 条件を比べることで、threat 条件よりも no-threat 条件の方が、被食者エージェントが群れ行動を進化させていると言えるだろう。また、threat 条件における最も近い neighbor との平均距離が R_s の値である 30 を大きく上回る結果になったことから、threat 条件においては捕食者混乱効果の影響をほとんど受けなかったであろうことが伺える。

第5章 考察

本章では、前章で示された結果に基づき、以下の3つの観点から考察を行う。

5.1 「内部脅威」以外の群れ行動のデメリットと群れ行動の進化

本研究では、群れ行動のデメリットの多くに共通するであろう性質を「内部脅威」と定義し、「内部脅威」がいた場合の被食者個体の群れ行動の進化について調べた。しかしながら、「内部脅威」の定義でも言及しているように、「内部脅威」の持つ脅威性は病原体を持つ個体のようにただ他の個体に悪影響を与えるだけでなく、自身の適応度に対して利益を得る行動として定義している。そのため、病原菌を持つ個体といった群れ行動のデメリットの場合を抽象化することができておらず、残された課題として挙げることができるだろう。しかしながら、本研究で用いたモデルは、群れ行動をする上で多くの場合で発生し得る、集団内の他の成員との競争について抽象化できていると考えられる。本研究で定義した「内部脅威」を拡張した概念と今回の概念との結果を比較することで、得られる洞察はあるだろう。

5.2 「内部脅威」の持ち得る性質：潜在性

本研究で用いたモデルは、「内部脅威」の持っている性質として潜在性を前提としている。潜在性は、実際に適応度に悪影響を与える行動を自身に取られて初めてその個体を脅威個体と認識するという部分にモデルとして反映されている。この「潜在性」についての妥当性を本節では議論する。

そのような「潜在性」は、すべての「内部脅威」が持っている性質ではなく「内部脅威」が被食者集団の中で生きていくために適応した結果、持ち得る性質として考えられる。例えば、一見しただけで脅威であると判断できるようになった被食者個体は、他の被食者個体を脅威個体か非脅威個体かを判別することにコストを割く必要がなくなったため、回避行動をとって孤立させ、捕食者に食べられる可能性を上げるような行動を進化させることができると考えられるからである。そのようにして「顕在的」になってしまった「内部脅威」は、より他の被食者個体

から見分けることを難しくさせるために、「潜在性」を持つように進化させることが予測される。

このような、カモフラージュの進化と相似する、被食者個体の「目」の進化と被食者脅威個体の「潜在性」の共進化は行動の進化という点で興味深いが、本研究では群れ行動の進化を扱っているため、このような進化をモデルに反映させることは本研究の目的達成には適さない。よって、本研究における「内部脅威」は「潜在的」な脅威個体のみを考えることにし、被食者個体は悪影響を与えてきていない他の被食者個体を「内部脅威」と判断できないように設定している。

5.3 コミュニケーションの進化と「内部脅威」に対する防衛行動の進化

本研究で行なった実験結果を受け、集団中にいる他の個体に対してデメリットとなる集団の成員の存在は、その集団が行う群れ行動を阻害することが示唆された。しかしながら、本研究のシミュレーション実験でのモデルは被食者間におけるあらゆる情報のやり取りは行っておらず、そのような情報交換を考慮したコミュニケーションが「内部脅威」の悪影響から集団全体を防衛する手段として有効である可能性があるとして示唆される。本研究に残された課題として、自身の持っている情報をやり取りして行動を変容させるコミュニケーション能力を考慮した「内部脅威」がいた場合の群れ行動の進化を考えることも重要であると言える。

第6章 結論および今後の展望

本章では、結論及び今後の展望を述べる。

6.1 本研究における結論

本研究の実験結果より、捕食者混乱効果を適応的機能としている被食者個体において、「内部脅威」が被食者の集団にいた場合、つまり threat 条件では、群れ行動は進化できないことが分かった。これは、被食者集団に「内部脅威」が進化しない no-threat 条件と比較すると、顕著に群れ行動の進化に「内部脅威」が影響を与えているとすることができるだろう。特に、捕食者混乱効果を発揮する neighbor の数や、最も近い距離にいる neighbor との数で大きな差が出ており、threat 条件で群れ行動は進化せず、さらに個体間の平均距離が増加していくことを考慮すると、より分散する行動をとることが分かる。

また、threat 条件のみを観察すると、非脅威個体と脅威個体の頻度が世代を通して変動し続け、脅威個体が多い傾向にありながらもどちらかの個体が集団を支配しない、動的な環境になることも分かった。

本研究で取り扱っているモデルは、捕食者混乱効果のみを群れ行動の適応的機能としていることや、自身の持っている脅威個体についての情報のやり取りを行わないことを踏まえると、他の群れ行動の適応的機能による利益やコミュニケーション能力による利益が「内部脅威」に対する防衛行動として有効である可能性も示唆された。

6.2 今後の展望

本研究で行なった実験結果を受け、集団の中にいる他の個体に対してデメリットとなる集団の成員の存在は、その集団が行う群れ行動の進化を阻害することが示唆された。しかしながら、今回設定した群れ行動の適応的機能は捕食者混乱効果のみであり、一概に群れ行動を阻害する要因としての「内部脅威」の影響が他の適応的機能を考慮した際に大きいとは言い切れない。そのため、複数あるとされる群れ行動の他の適応的機能が、「内部脅威」の悪影響に対する防衛行動となる可能性もあり、複数の適応的機能を考慮した場合の群れ行動の進化について考える余地があるだろう。

また、前章で述べたように、「内部脅威」の脅威性について、単純に他の個体の適応度に悪影響を及ぼすのではなく、他の個体に適応度に悪影響を及ぼした上で自身の適応度に対して利益が得られるようなモデルを用いているため、病原体を持った個体との接触が増えるといった群れ行動のデメリットを考慮することができない。ただし、群れ行動をする多くの場合で発生するであろう集団内の競争については抽象化できていると考えられるため、病原体を持った個体のように自身の適応度に対して利益を得られない個体がいした場合の群れ行動の進化を調べることは残された課題と言えるだろう。

その他にも、前節でも述べた通り、本研究におけるモデルの被食者個体は情報のやり取りを一切行わないことを仮定しており、情報のやり取りによって他の個体の行動を変容させた場合、群れ行動の進化や群れ行動の振る舞いに何らかの影響を与えるかを調べることはできるだろう。

さらに、本研究における実験では、群れ行動の指標のみを従属変数としていたため、一世代の中における群れ全体や各個体の振る舞い、または制御システムの入力と出力の応答から、群れ行動の進化だけでなく、各個体の行動の進化まで議論をすることができるだろう。

このような残された課題を解決することで、より詳細な「内部脅威」がい場合の進化シナリオを議論できるようになるだろう。

謝辞

本論文は、何度もストーリーや手法の変更がありながらも非常に多くの方々の議論や助けのおかげで、執筆し、完成させることができました。

橋本敬教授は、入学当初から計1年間の休学期間を経て、そして今まで（なんと5年間もの間）、何度も卒業することや研究そのものを投げ出しそうになっても、温かく見守りながらさまざまな論点から議論をしていただき、研究以外の話題についてもあらゆる視点から疑問点を投げかける姿勢で議論することが自分の思考に大きな刺激を与えてくれました。深く感謝いたします。特に、ゼミに参加している私の質問や議論の姿勢に対して、「星くんがいとゼミで行われる議論がいいものになる」という言葉を何度もかけていただいたことは、自分の議論に対する姿勢に自信を持つことができ、今でも私にとって大きな励みになっております。

黒川瞬助教とは、進化の数理的なモデルや数式に対して議論をさせていただくことがございました。そうした中で、数学に関連したさまざまな話題で知的刺激を与えていただくことが多く、自身のモチベーションを高めてくれた存在でした。ありがとうございました。

入学当時、橋本研究室の研究者だった外谷弦太さんには、私の研究についての議論を熱く交わしていただいたことのみならず、自発的対称性の破れについての勉強会を開催していただきそれに参加できたことで、自分の研究に対する興味の幅を広げて多くの視点から物事を考えるきっかけを与えてくださいました。ありがとうございました。

藤原正幸さんは、橋本研究室でも数少ない情報工学やプログラミングによる実装などについてお話しできる方で、私の研究の議論はもちろんのこと、実装に行き詰まった際にさまざまな相談に乗ってくださいました。また、お茶スペースにてコーヒーや紅茶を頻繁に振る舞っていただき、根を詰めていた時期でもリラックスして研究活動に取り組むことができました。ありがとうございました。

私の修士課程1年目から、先輩として普段から気にかけていただいた、李冠宏さん、成太俊さん、赤池敬さん、甲斐靖章さん、野村洋介さん、Qin Shubinさんにも感謝申し上げます。また修士課程で同期だった周豪特くん、細間萌さんにも感謝いたします。大変、お世話になりました。

また、後輩にも私の研究に関しての議論や、日常生活における相談に乗っていただきました。

笠野純基くんは、私の研究について詳しい議論を交わすだけでなく、彼の研究のアイデアや、私がそこから発展させた話題に飽きることなく付き合ってくれ、楽

しい時間を過ごすことができました。特に2024年1月の私のゼミでは、ハッとさせられる質問をコメントとして投げかけてもらえ、執筆に役立てることができました。

大友和幸くんは、隣のブースで研究活動をされていましたが、気にかけて声をかけていただいたり、僕の研究について議論を交わしていただきました。特に、お茶スペースやリフレッシュスペースで楽しくお酒を交えて研究やその他のことについて議論した際には、楽しい時間を過ごすことができました。また、大友くんの兄を紹介していただき、今後の進路について相談に乗っていただいたことは、大きな助けとなりました。

石森宥佑くんは、モデルの詳細について議論をさせていただく機会があり、専門外であったとしても彼の積極的に理解しようとする姿勢に救われました。大友くんや昨年3月まで研究員だった山本寛樹さんと一緒に楽しく議論した時間は、忘れないでしょう。

岩村入吹くんは、2023年度入学であり、私が本格的に研究活動に従事し始めることができた2023年の秋ごろからの付き合いではありますが、本論文を執筆するにあたって、研究のストーリーやポイントをまとめる議論に貢献していただきました。

その他、橋本研究室の皆様、橋本研究室の関係者の皆様、私の学修及び研究活動に関わった全ての皆様に感謝申し上げます。

最後に、北陸先端科学技術大学院大学に入学してから本論文の執筆までに5年の歳月をかけることになっても、自分のことを信じ抜いてくれた両親、誰よりも近くで私のことを信じて見守り叱咤激励してくれた柳迫里菜さんに深く感謝いたします。

参考文献

- [1] Andrew J King and David JT Sumpter. Murmurations. *Current Biology*, Vol. 22, No. 4, pp. R112–R114, 2012.
- [2] Brian L Partridge. The structure and function of fish schools. *Scientific american*, Vol. 246, No. 6, pp. 114–123, 1982.
- [3] Andrew J King, Alan M Wilson, Simon D Wilshin, John Lowe, Hamed Haddadi, Stephen Hailes, and A Jennifer Morton. Selfish-herd behaviour of sheep under threat. *Current Biology*, Vol. 22, No. 14, pp. R561–R562, 2012.
- [4] Eric Bonabeau, Guy Theraulaz, Jean-Louls Deneubourg, Serge Aron, and Scott Camazine. Self-organization in social insects. *Trends in ecology & evolution*, Vol. 12, No. 5, pp. 188–193, 1997.
- [5] C Allison and C Hughes. Bacterial swarming: an example of prokaryotic differentiation and multicellular behaviour. *Sci Prog*, Vol. 75, No. 298 Pt 3-4, pp. 403–422, 1991.
- [6] Stuart A. West, Nicholas B. Davies, John R. Krebs. デイビス・クレブス・ウェスト行動生態学 原著第4版. 共立出版, 2015.3.
- [7] Amrita Chakraborty and Arpan Kumar Kar. *Swarm Intelligence: A Review of Algorithms*, pp. 475–494. Springer International Publishing, Cham, 2017.
- [8] Manuele Brambilla, Eliseo Ferrante, Mauro Birattari, and Marco Dorigo. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. *Swarm Intelligence*, Vol. 7, No. 1, pp. 1–41, 2013.
- [9] 大倉和博, 保田俊行, 松村嘉之. 構造進化型人工神経回路網による swarm robotics のための適応的協調行動の生成. 日本機械学会論文集C編, Vol. 77, No. 775, pp. 966–979, 2011.
- [10] Craig W. Reynolds. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol. 21, No. 4, p. 25–34, aug 1987.

- [11] W.D. Hamilton. Geometry for the selfish herd. *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 31, No. 2, pp. 295–311, 1971.
- [12] Randal S. Olson, David B. Knoester, and Christoph Adami. Evolution of Swarming Behavior Is Shaped by How Predators Attack. *Artificial Life*, Vol. 22, No. 3, pp. 299–318, 08 2016.
- [13] B. Okamura. Group living and the effects of spatial position in aggregations of mytilus edulis. *Oecologia*, Vol. 69, No. 3, pp. 341–347, 1986.
- [14] Gilbert Roberts. Why individual vigilance declines as group size increases. *Animal Behaviour*, Vol. 51, No. 5, pp. 1077–1086, 1996.
- [15] Manfred Milinski and Rolf Heller. Influence of a predator on the optimal foraging behaviour of sticklebacks (*gasterosteus aculeatus* l.). *Nature*, Vol. 275, No. 5681, pp. 642–644, 1978.
- [16] Charles R. Brown and Mary Bomberger Brown. Ectoparasitism as a cost of coloniality in cliff swallows (*hirundo pyrrhonota*). *Ecology*, Vol. 67, No. 5, pp. 1206–1218, 1986.
- [17] John R. Ford and Stephen E. Swearer. Two’s company, three’s a crowd: Food and shelter limitation outweigh the benefits of group living in a shoaling fish. *Ecology*, Vol. 94, No. 5, pp. 1069–1077, 2013.
- [18] T. C.Scott - phillips. Defining biological communication. *Journal of Evolutionary Biology*, Vol. 21, No. 2, pp. 387–395, 03 2008.
- [19] 岡ノ谷一夫. 第4章 言語の起源と脳の進化. 脳研究の最前線 (上) 脳の認知と進化. 講談社, 2007.
- [20] Christopher R. Ward, Fernand R. Gobet, and Graham Kendall. Evolving collective behavior in an artificial ecology. *Artificial Life*, Vol. 7, pp. 191–209, 2001.
- [21] Randal S. Olson, Patrick B. Haley, Fred C. Dyer, and Christoph Adami. Exploring the evolution of a trade-off between vigilance and foraging in group-living organisms. *Royal Society Open Science*, Vol. 2, No. 9, p. 150135, 2015.
- [22] Randal S. Olson, David B. Knoester, and Christoph Adami. Evolution of Swarming Behavior Is Shaped by How Predators Attack. *Artificial Life*, Vol. 22, No. 3, pp. 299–318, 08 2016.

- [23] Randal S. Olson, Arend Hintze, Fred C. Dyer, David B. Knoester, and Christoph Adami. Predator confusion is sufficient to evolve swarming behaviour. *Journal of The Royal Society Interface*, Vol. 10, No. 85, p. 20130305, 2013.
- [24] John H. Holland. Genetic algorithms. *Scientific American*, Vol. 267, No. 1, pp. 66–73, 1992.
- [25] P. Larrañaga, C. M. H. Kuijpers, R. H. Murga, I. Inza, and S. Dizdarevic. Genetic algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators. *Artificial Intelligence Review*, Vol. 13, No. 2, pp. 129–170, 1999.
- [26] Kenneth O. Stanley and Risto Miikkulainen. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation*, Vol. 10, No. 2, pp. 99–127, 2002.