



広島大学

平成 26 年度
卒業論文

蟻の採餌モデルにおける
ゆらぎの利用とモード変化の解析

学籍番号： B116240
所 属： 理学部数学科
氏 名： 竹内 理人
指導教官： 西森 拓

2017年2月28日

目次

第1章 はじめに	5
1.1 社会性昆虫	5
1.2 群知能 (Swarm Intelligence)	7
1.3 アリの採餌行動	7
1.3.1 情報取得	7
1.3.2 採餌戦略	8
1.4 Error Strategy	9
1.5 本論文の目的	9
1.6 本論文の構成	9
第2章 アリの採餌における Error Strategy モデル	11
2.1 モデルの概要	11
2.2 シミュレーションフィールド	12
2.2.1 Nest セル	12
2.2.2 Food セル	12
2.2.3 フエロモン場	13
2.3 エージェントとその内部状態	13
2.3.1 Exploring mode(q_1)	13
2.3.2 Homing mode(q_2)	15
2.3.3 Emergency Homing mode(q_3)	15
2.4 フエロモン感受性と Error Strategy	17
2.4.1 バイナリモデル	17
2.5 シミュレーション設定と採餌効率	18
2.5.1 基本設定	18
2.5.2 採餌効率	18
2.5.3 Food セルの設定	18
2.6 シミュレーション結果	18
2.6.1 $\theta = 10^\circ$	18
2.6.2 $\theta = 40^\circ, 80^\circ$	20

2.6.3 $\theta = 120^\circ$	20
2.7 考察	20
第3章 アリの採餌における Error Strategy モデルのダイナミクスの解析	21
3.1 餌の量 F_i の変化の検証	21
3.2 採餌場所の偏りに関する検証	22
3.2.1 $\theta = 10^\circ$	24
3.2.2 $\theta = 80^\circ$	24
3.3 餌間の距離に着目した解析	24
3.3.1 餌間の移動の指標	24
3.3.2 餌間の移動に関する解析結果	25
3.4 低感度エージェントの偏り具合に着目した解析	26
3.4.1 低感度エージェントの偏り具合の指標	26
3.4.2 低感度エージェントの偏り具合の解析結果	27
3.5 考察	27
第4章 動く餌に対する Error Strategy の解析	29
4.1 拡張モデル	29
4.1.1 Mobile Food セル	29
4.1.2 Recruiting mode(q_4) と Chasing Mobile Food mode(q_5)	31
4.2 シミュレーション設定と採餌時間	32
4.2.1 基本設定	32
4.2.2 採餌時間	32
4.2.3 餌の設定	33
4.3 結果	33
4.3.1 実験 1:動く餌 1 つの場合	33
4.3.2 実験 2:動く餌, 動かない餌 1 つずつの場合	35
4.4 考察	37
第5章 結論	39

第1章 はじめに

生物は日々直面する様々な生活上の諸問題を解決しながら生きている。中には、ヒトなどのように、集団形成等の社会性を持つことによって、生活上の諸問題を効率よく解決しようとする生物種が存在する。社会性を持つかどうかは体や脳の容積に依存するわけではなく、昆虫の中にも社会性を有するものが存在する。

本章では社会性昆虫と群知能に触れた後、その具体的な例としてアリの採餌行動について述べる。

1.1 社会性昆虫

社会性をもつ昆虫の代表例としてアリやハチなどが挙げられ、これらは社会性昆虫と呼ばれる[1]。社会性昆虫は、外的環境に対する柔軟性を持ったコロニーを形成することによって、効率よく作業を行う。たとえば、アリ・ハチ・シロアリなどの社会性昆虫は、以下のような大規模かつ複雑な作業を行うことができる[2]。

- 採餌の効率化

軍隊アリの一種では、1日に $1,500 \text{ m}^2$ 以上の空間を、200,000 匹の働きアリ(ワーカー)が餌を求めて探索する。

- 構造物の作成

シロアリの一種は、高さ 6 m にも達する塚と呼ばれる巣を形成する(図 1.1)。

- 複雑な巣

また別のシロアリの一種は、複雑な内部構造を持つ巣を構築する(図 1.2)。

- 分業

ミツバチはその日齢に応じてコロニーにおいて分業が行われている[3]。

社会性昆虫の注目すべき点は、各個体の体や脳の容積は非常に小さいにもかかわらず、多様かつ大規模な作業をコロニー単位で行うことが出来る点である。このように、コロニーをなす群れが知能を持つかのように振る舞うことから、群知能(Swarm Intelligence)という概念が生まれた。



図 1.1: *Amitermes meridionalis* の巣の外観写真. [4] より引用. 縦に偏平な形状をしているが, 風や日照の方向を参考にして巣の方角が決定している [5].



図 1.2: *Apicotermes arqueri* の巣の外観写真 (左) と断面写真 (右). [6] より引用.

1.2 群知能 (Swarm Intelligence)

群知能は、各個体が組織立って集合・活動する社会性昆虫のコロニー、またはそれらを参考にして作られた人工知能を指す [2]. 人工知能としての群知能は、主に最適化問題や制御問題への応用を目指して開発されており、アリコロニー最適化法や粒子群最適化法など、様々な手法が提案されている [7–10].

1.3 アリの採餌行動

本論文では、群知能としてのアリの採餌行動に着目し、そのモデルについて考察を行う。本節ではアリの採餌行動について述べる。

1.3.1 情報取得

アリは外部からいくつかの情報を得て行動している。代表的な情報として、『直接接触』、『フェロモン』、『視覚』が挙げられる。

直接接触による情報

アリの体表には体表ワックスと呼ばれる化学物質が付着している。体表ワックスはコロニー毎に異なっており、アリ同士は接触によって相手の体表ワックスを検知して同一コロニーのワーカーであるかを確認することが出来る [11, 12].

フェロモン情報

各アリはフェロモンを尾部の分泌腺や脚から分泌することが出来、地面などに塗布されたフェロモンを触覚ですることにより、互いに情報交換を行う。アリが分泌するフェロモンは数種類有るが、採餌において重要な役割を果たすものは道標フェロモンと呼ばれている。餌にたどり着いたアリは帰巣経路にフェロモンを塗布する。仲間のアリはそのフェロモンを辿ることによって列（トレイル）を構築し、効率よく餌へたどり着くことが出来る [13–15].

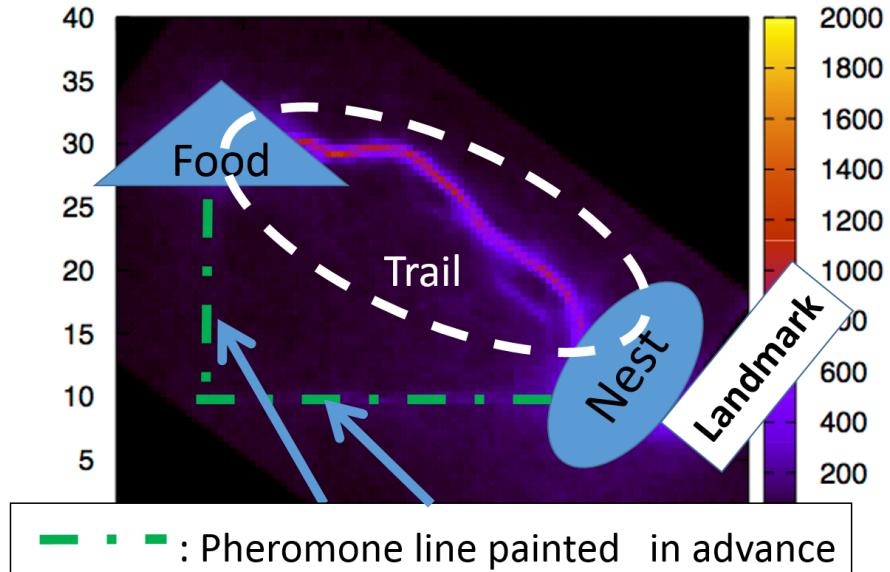


図 1.3: 巣 (Nest) の付近に目印 (Landmark) を置き、フェロモンを事前に塗布した状態 (緑破線上) でアリに採餌を行わせた (餌場は図の Food 附近に存在) ときのフィールド上のアリの数密度分布. [16] より引用したものを作成. アリは、事前に塗布されたフェロモン付近を通らず、餌場から巣まで結んだ直線に近いトレイルを構築している (白破線) ことがわかる.

採餌における視覚情報の利用

以上の二種類の方法に加え、アリは自身の視覚情報も用いて行動している [15]. たとえば、荻原や篠田によるトビイロケアリ (学名:*Lasius Japonicus*) の研究において、トビイロケアリは、フェロモン情報と視覚情報が大きく矛盾している場合、視覚情報を優先して行動することが確認されている (図 1.3)[16, 17].

1.3.2 採餌戦略

アリはいくつかの手法を組み合わせて戦略的に採餌を行っているが、社会性昆虫としての特筆すべき採餌戦略として、協力関係が挙げられる。採餌に成功し帰

巣中のアリは、フェロモン等を用いて仲間に餌の場所を教えることによって、協力して採餌を行う。動く餌や大きな餌に対しては、アリ同士が協力関係を構築し1つの餌を運搬することが知られている [18, 19].

1.4 Error Strategy

アリはフェロモンを追うことによってコロニーの採餌効率を高めているにもかかわらず、コロニー中にはフェロモンに正しく追従出来ない個体が存在することがわかっている [20]. Deneubourg らはフェロモンに非追従（鈍感）な個体の存在によってコロニー全体の採餌効率が向上しうる事を数値実験によって指摘し、これをきっかけとしフェロモン鈍感個体を導入したモデルが複数考案・検証され、フェロモン鈍感個体が戦略的に存在している可能性が示唆されている [20–23]. このような戦略は Error Strategy と呼ばれ、フェロモンに鈍感な個体が正しくフェロモンに追従出来ない (Error) ことに由来している。

1.5 本論文の目的

アリは非常に限られた情報を基に採餌を行っているにもかかわらず、とても効率のよい採餌を行っている。それはアリの分泌するフェロモンによるところが多い。しかし、ただフェロモンが正確に追従出来るだけでは1つの餌場に固執してしまうようになり、効率よく複数の餌を探すことには適していない。このような状況を克服するための Error Strategy という仮説はとても合理的であると同時に、生物の社会形成を理解する上で重要な仮説である。

そこで本論文では、Error Strategy とそのダイナミクスを解明することを目的として、アリの採餌における Error Strategy モデルについて解析、考察する。

1.6 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

- 第2章では、西森らによるアリの採餌モデルとその結果 [23] について説明する。
- 第3章では、第2章の結果のメカニズムについて解析・考察する。

- 第4章では、第2章のモデルを拡張し、動く餌に対するError Strategyについて考察する。
- 第5章では、本論文の結論を述べる。

第2章 アリの採餌におけるError Strategy モデル

西森らは Deneubourg らによるモデルを参考にして, Error Strategy として各個体に対するフェロモン感度の分布を導入したモデルを提案し, フェロモンに鈍感な個体の存在が採餌効率を向上させることを示した [23]. 本章では, 西森らによるモデルの概要とその結果について記述する.

2.1 モデルの概要

アリをエージェントとするマルチエージェントシミュレーションであり, 以下のような特徴を持つ.

- Error Strategy として各エージェントのフェロモン感受性を導入し, 感受性の違いによりエージェントの挙動が変化する.
- 各エージェントの目標は餌を巣に持ち帰ることであり, 視覚情報とフェロモン情報を基にして行動する.
- 各エージェントの行動パターンは,

q_1 : 巣から出て, フェロモン情報をもとに餌を探索する (Exploring mode).

q_2 : 餌を発見し, 巣に餌を持ち帰ろうとする (Homing mode).

q_3 : 巣を出て一定時間経過後, 巣に戻ろうとする (Emergency Homing mode).

の 3 種類が存在する.

本モデルは離散的なマルチエージェントシミュレーションであり, 1 タイムステップである.

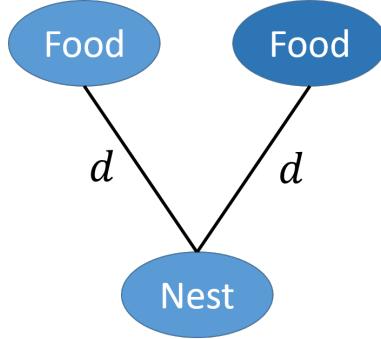


図 2.1: Nest セルと Food セルの模式図.

2.2 シミュレーションフィールド

シミュレーションフィールドは 256×256 の六角格子で構成されており、周期境界条件である。エージェントはセル上を離散的に移動する。フィールド上には1つのNestセルと2つのFoodセルが配置されている(図 2.1)。

2.2.1 Nest セル

各エージェントは初期状態においてNestセルを出発してFoodセルを探索し、Foodセルを発見したら餌をNestセルに持ち帰ろうとする。

2.2.2 Food セル

初期状態において、FoodセルはNestセルから等距離 d に成るよう配置されている(図 2.1)。Foodセルは、砂糖水のような動かない餌を模したものである。エージェントがFoodセルに到達するとFoodセル上の餌の量が減少する。

ここで、Foodセル上の餌の量は回復するものとする。 t を健在のシミュレーションステップ数、餌の回復レートを G_{food} とするとき、餌 i ($i \in 1, 2$) の餌の量 F_i の時間発展は

$$F_i(t+1) = F_i(t) + G_{food} \left(1 - \frac{F_i(t)}{100} \right) \quad (2.1)$$

と定義される。

2.2.3 フエロモン場

エージェントは特定の状態の時に、自身のいるセルにフェロモンを放出する（後述）。放出されたフェロモンは拡散・蒸発し、フィールド上に広がっていく。セル x における近傍セルを $x_j (j \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\})$ 、現在時刻を t とするとき、1ステップ後 $t+1$ におけるセル x のフェロモン濃度 $\rho(x, t+1)$ は、時刻 t におけるセル x のフェロモン濃度 $\rho(x, t)$ を用いて次の式で与えられる。

$$\begin{aligned} \rho(x, t+1) = & \rho(x, t) \\ & + D \left(\sum_{j=1}^6 \frac{\rho(x_j, t)}{6} - \rho(x_j, t) \right) \\ & - e \rho(x_j, t) \end{aligned} \quad (2.2)$$

ここで e は単位時間あたりのフェロモンの蒸発係数、 D はフェロモンの拡散定数である。

2.3 エージェントとその内部状態

各エージェント集団（各コロニー）は N_{total} のエージェント（アリ）で構成され、1ステップごとに N_{total} 回重複込みでエージェントを乱択し、エージェントを移動させる（モンテカルロシミュレーション）。エージェントはアリと同様に、視覚情報と彼らの放出するフェロモン情報を元に行動する。エージェントは単体でセルを占有せず他のエージェントとセルを共有できる。また、各エージェントは向きを持ち、自分のセルの近傍セルのいずれかの方向を向いているものとする。エージェントは、その向きの前方 F 、前方左 L 、前方右 R の近傍セルのみ移動することが出来る。エージェントは移動方向を決定した後、その方向へ向きを変え移動を行う（図 2.2）。

各エージェントは内部状態をもち、その内部状態に従って動作する。エージェントの内部状態は Exploring mode(q_1)、Homing mode(q_2)、Emergency Homing mode(q_3) からなり、以下のルールに従って状態間を遷移する（図 2.3）。

2.3.1 Exploring mode(q_1)

初期状態ではエージェントはこの状態で Nest セルを出発し、餌を探索する。この状態のエージェントは確率的に進行方向を決定する。進行可能なセルを x_i

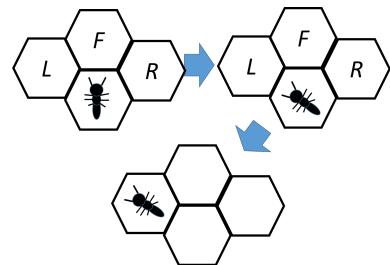


図 2.2: エージェントの移動の模式図. この図では, エージェントは進行方向として L セルを選択している. エージェントは L セル方向へ向きを変更し, L セルへ移動する.

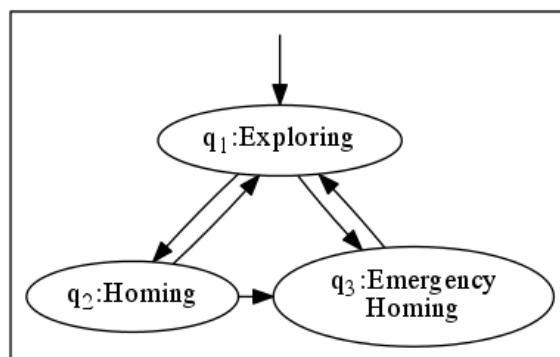


図 2.3: エージェントの内部状態の遷移図. (q_1)Exploring mode, (q_2)Homing mode, (q_3)Emergency Homing mode.

($i \in \{L, F, R\}$) とするとき、その方向へ進む確率 P_i は、

$$P_i = \frac{g(\rho(x_i))}{\sum_{j \in \{L, F, R\}} g(\rho(x_j))} \quad (2.3a)$$

$$g(\rho(x_i)) = (\alpha\rho(x_i) + z)^h \quad (2.3b)$$

で与えられる。ただし、 $\rho(x)$ はセル x におけるフェロモン濃度、 h は Hill の式の定数、 z は分布のシフトパラメータである。 α はエージェントのフェロモン感受性の高さをあらわすが、これが本モデルのキー・パラメータであり、これが各エージェントのフェロモンに対する振る舞いを決定する。

Food セルに到達したエージェントは、採餌を試みる。ここで採餌とは、エージェントが到達した i 番目 Food セル上の餌の量 F_i から一定量 m を取り出すことである。餌の量が充分にあり、採餌に成功すると Homing mode(q_2) へ遷移する。巣を出て一定時間 T_{max} が経過しても採餌できない場合は Emergency Homing mode(q_3) へ遷移する。

2.3.2 Homing mode(q_2)

エージェントは採餌完了後、Homing mode(q_2) となったエージェントは、巣に餌を持ち帰るために巣を目指して移動する。

この状態のエージェントは、移動方向の決定において、Exploring mode(q_1) と同様のフェロモン情報のほかに、視覚情報を用いる。エージェントの前方方向とエージェントから Nest セルへの方向のなす角が 60° より大きく異なるとき、エージェントはフェロモン情報を無視し、3つの進行可能セルのうちから Nest セルに一番近いセルを選択しその方向へ向きを変えて移動する(図 2.4)。

この状態のエージェントは、巣に到達したら Exploring mode(q_1) へ遷移し、餌の探索を再開する。もしも、巣を出て一定時間 T_{max} が経過しても帰巣できない場合は、Emergency Homing mode(q_3) へ遷移する。Homing mode のエージェントは他のエージェントを Food セルに誘引するため、各移動ごとに自分のいるセルの上にフェロモンを塗布する。

2.3.3 Emergency Homing mode(q_3)

エージェントは巣から出て一定時間 T_{max} 以内に採餌に成功し巣に戻ることが出来ない時、Emergency Homing mode(q_3) へ遷移し餌を捨てて巣を目指す。移動方向の選択は Homing mode (q_2) と同様であるが、フェロモンは塗布しない。巣に到達したら Exploring mode (q_1) へ遷移する。

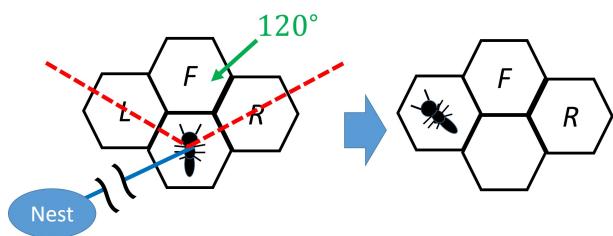


図 2.4: エージェントの視覚情報利用の模式図. この巣の場合, エージェントの前方方向とエージェントから Nest セルへの方向のなす角が 60° を超えているため, フェロモン情報を無視して, 3 つの進行可能セルのうち一番 Nest セルに近い L セルに移動する.

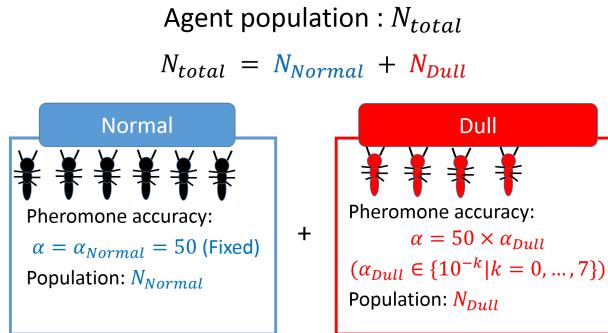


図 2.5: 2つのエージェントグループの模式図. 左側が Normal group, 右側が Dull group. エージェント全体の数 N_{total} を固定し, N_{Normal} : N_{Dull} と α_{Dull} を変化させることによりシステムの性質を変更する.

2.4 フエロモン感受性と Error Strategy

各エージェントのフェロモン場への追従に関する確率的振る舞いは, 式 (2.3a), (2.3b) で導入した自身のフェロモン感受性 α によって決定する. そこで, Error Strategy を各コロニー内のエージェントのフェロモン感受性と対応させる. すなわち, コロニー内の α の値の分布により, システムの Error Strategy が決定されるものと考える.

2.4.1 バイナリモデル

ここで, 議論の簡単のため各コロニー内に 2 種類のエージェントグループ, 「高感受度グループ (Normal group)」と「低感受度グループ (Dull group)」をエージェント集団 (総数 N_{total}) に導入する (図 2.5). Normal group はフェロモン感度として, $\alpha = \alpha_{Normal} = 50$ をもつ. Dull group はフェロモン感度 $\alpha = 50 \times \alpha_{Dull}$ ($\alpha_{Dull} \in \{1, 10^{-1}, \dots, 10^{-7}\}$) を定数としてもつとする. $0 \leq N_{Normal} \leq N_{total}$, $N_{Dull} = N_{total} - N_{Normal}$ をそれぞれ Normal group, Dull group の匹数とし, 二種類のエージェントグループの混合比 $N_{Normal} : N_{Dull}$ と Dull group のフェロモン感度 α_{Dull} を変化させることにより, 集団の Error Strategy を決定する.

2.5 シミュレーション設定と採餌効率

2.5.1 基本設定

エージェントの総数を $N_{total} = 500$ として、各 $N_{Normal} \in \{0, 50, 100, \dots, 500\}$, $\alpha_{Dull} \in \{1, 10^{-1}, \dots, 10^{-7}\}$ の組み合わせについて、エージェントの移動方向決定に使用する乱数のシードを変更して 100 回のシミュレーションを繰り返した。

2.5.2 採餌効率

エージェントグループの設定 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ における採餌効率として、

$$\text{Eff}(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = \frac{\text{総採餌量}}{S_{max} - 1000} \quad (2.4)$$

を定義する。ただし、 $S_{max} = 8 \times 10^4$ は 1 回のシミュレーションにおける総ステップ数、「総採餌量」はエージェントが Food セルから Nest セルへ持ち帰ることに成功した餌の総量とする。

2.5.3 Food セルの設定

本シミュレーションでは、餌のフィールド内での散らばり具合として、2つの Food セルと Nest セルがなす方向角を θ を導入する。 θ が大きいほど、餌がより散らばっていることになる。 θ を $10^\circ, 40^\circ, 80^\circ, 120^\circ$ と変化させて採餌効率の変化を調べた(図 2.6)。

2.6 シミュレーション結果

$\theta = 10^\circ, 40^\circ, 80^\circ, 120^\circ$ のときの、採餌効率 $\text{Eff}(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープを図 2.7 にしめす。

2.6.1 $\theta = 10^\circ$

$\theta = 10^\circ$ のとき、採餌効率 Eff のランドスケープは $\alpha_{Dull} = 10^{-3}$ でピークを持ち、 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (150, 10^{-3})$ で最大値をとる。これは『多数の中程度フェロモン低感度エージェント』と『少数のフェロモン高感度エージェント』を含む集団が最適集団であることを意味している。

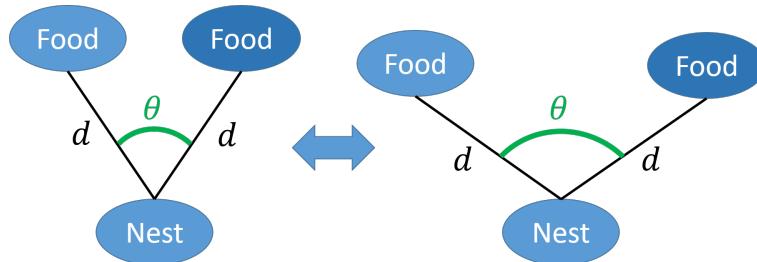


図 2.6: 2つのFoodセルとNestセルがなす方向角 θ の模式図。 θ を変化させて、採餌効率の変化を見る。

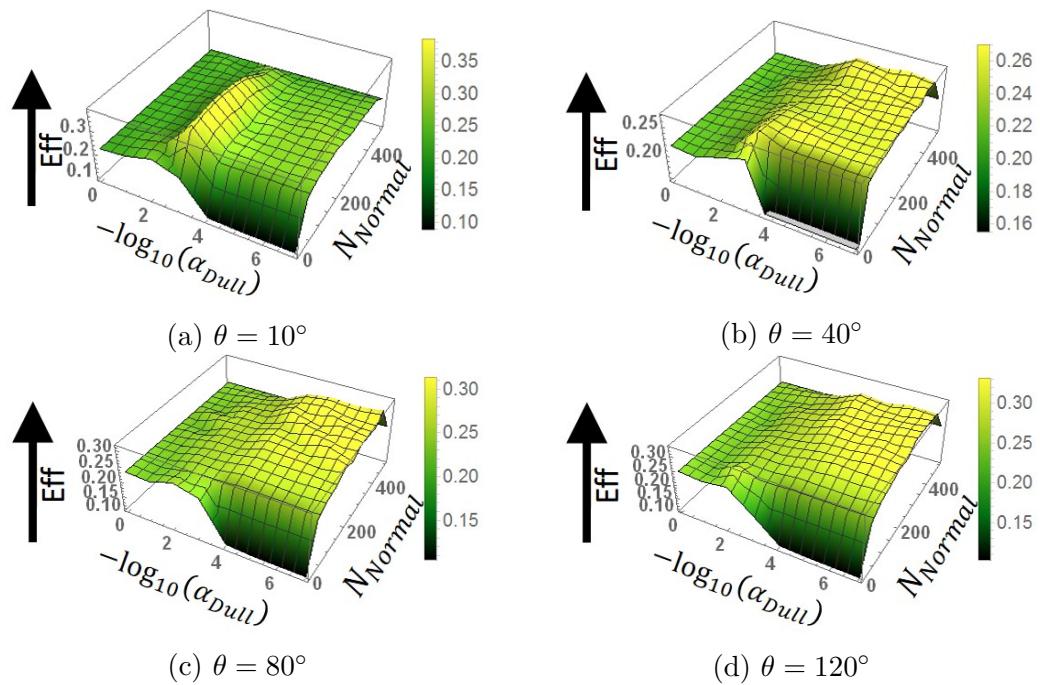


図 2.7: 採餌効率 $\text{Eff}(N_{\text{Normal}}, \alpha_{\text{Dull}})$ のランドスケープ。

2.6.2 $\theta = 40^\circ, 80^\circ$

$\theta = 40^\circ$ のとき, 採餌効率 Eff は $\alpha_{Dull} = 10^{-3}$ においても依然として高い値となっているが, 同時に $\alpha_{Dull} \leq 10^{-4}$ においても高い値となっている.

$\theta = 80^\circ$ のとき, $\alpha_{Dull} = 10^{-3}$ における採餌効率 Eff は低くなっている. それに対して, $\alpha_{Dull} \leq 10^{-4}$ において高い値をとっている, $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (450, 10^{-7})$ で最大値をとる. これは, 『多数のフェロモン高感度エージェント』と『少数のフェロモン超低感度エージェント』の混合集団が最適集団であることを意味している.

2.6.3 $\theta = 120^\circ$

$\theta = 120^\circ$ のとき, 採餌効率 Eff のランドスケープは $\theta = 80^\circ$ のときのそれと類似しているが, $\alpha_{Dull} \leq 10^{-4}$ の側でより効率が高くなっていることが分かる.

2.7 考察

$\theta = 10^\circ, 40^\circ$ のときと $\theta = 80^\circ, 120^\circ$ のときでは採餌効率 Eff のランドスケープが大きく異なることが分かった. そして, 餌の散らばりの度合い θ が大きくなるにつれ, 図 2.7b($\theta = 40^\circ$) のような中間状態を経由して, 図 2.7a($\theta = 10^\circ$) から図 2.7c, 2.7d($\theta = 80^\circ, 120^\circ$) の形状へ採餌効率 Eff のランドスケープが変化することがわかった.

これは, 餌の散らばり度合いが大きくなるにつれて, ランダム探索の有効性が高まることを意味する.

第3章 アリの採餌におけるError Strategy モデルのダイナミクスの解析

前章のモデルと結果から、以下のことが明らかとなった。

1. 2つのFoodセルとNestセルのなす方向角 θ が大きくなるにつれ、採餌効率Effは、図2.7c, 2.7d($\theta = 80^\circ, 120^\circ$)の形状のようなフェロモン超低感度エージェントの存在が有利な状態へと変化する。
これは、餌の散らばり度合いが大きくなるにつれて、ランダム探索の有効性が高まることを意味する。
2. $\theta = 10^\circ$ の時の採餌効率Effは、中程度フェロモン低感度なエージェントが存在する $\alpha_{Dull} = 10^{-3}$ においてピークをもつ。

しかしながら、これらの現象が起こる理由は今のところ良く分かっていない。

そこで、本章では、 $\theta = 10^\circ, 80^\circ$ の場合のシミュレーションから得られた情報を基にして具体的なダイナミクスを解析することにより、前章の結果の理由を探る。

3.1 餌の量 F_i の変化の検証

まず、エージェントがどのような採餌を行っているのかを検証するため、各ステップ t における2つのFoodセルの餌量の差 $F_1(t) - F_2(t)$ の変化を調べた(図3.1)。 $\theta = 10^\circ, 80^\circ$ いずれの場合も、最適集団においては両方のFoodセルから安定的に採餌を行う傾向が見られた。

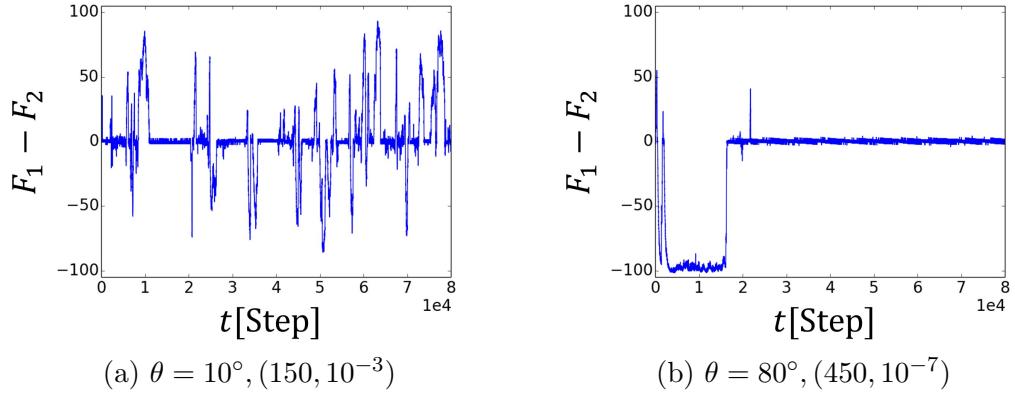


図 3.1: $t[Step](0 \leq t \leq S_{max})$ における $F_1(t) - F_2(t)$ のプロット. $F_1(t) - F_2(t)$ の値が 0 に近いほど, 双方の餌量に差がないことを意味する.

3.2 採餌場所の偏りに関する検証

つぎに, 2種類のエージェント間で採餌場所の偏りがあるのかどうかを検証するため,

$$\begin{aligned}
 &\text{単位時間 } I \text{ 内に, } i \text{ 番目の Food セルの餌を} \\
 &Fget(i, group) = \frac{\text{Nest セルに持ち帰った } group \text{ エージェントの数}}{N_{group}} \\
 &i \in \{1, 2\} \\
 &group \in \{Normal, Dull\}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

という指標を導入する.

総シミュレーションステップ $S_{max} = 8 \times 10^4$ を $I = 500$ 毎に分割して, 各ステップ間隔における 2つのグループ内での採餌の偏り

$$Fbias(group) = Fget(1, group) - Fget(2, group) \tag{3.2}$$

を算出し, $(Fbias(Normal), Fbias(Dull))$ の分布を推定した(図 3.2).

右肩上がりの分布のであると Normal group と Dull group が同時に同じ箇所の Food セルで採餌していることを意味し, 逆に右肩下がりの分布であると二種類のエージェントグループが互いに異なる Food セルで採餌を行う傾向にあることを意味する.

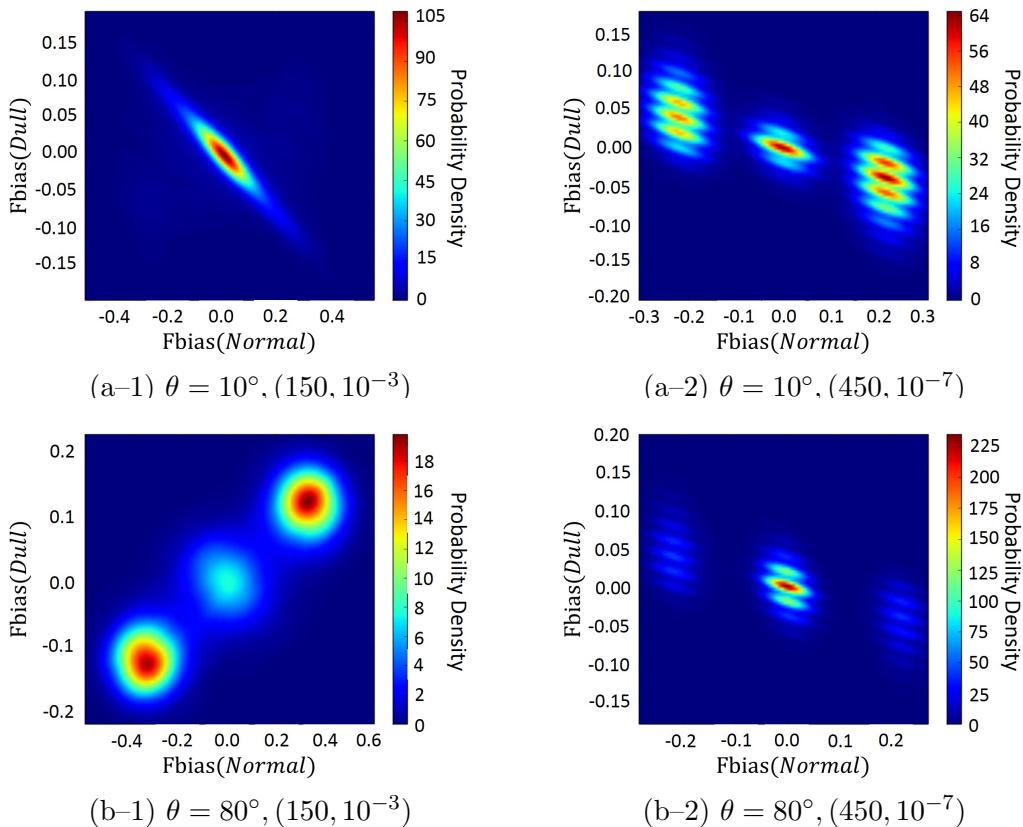


図 3.2: 単位時間あたりの採餌箇所の偏り ($F_{bias}(Normal), F_{bias}(Dull)$) の分布. 同一設定のシミュレーションを 100 サンプル用いて生成. 横軸が Normal group に関する各餌間の偏り, 縦軸が Dull group に関する各餌間の偏りをあらわす. 分布推定にはカーネル密度推定法を用いた. 図 3.2a-2, 3.2b-2において推定分布が波状となっているのは推定アルゴリズムの問題である.

3.2.1 $\theta = 10^\circ$

$\theta = 10^\circ$ のときの推定分布は右肩下がりの分布となっている(図 3.2a-1, 3.2a-2). このことは, Dull group は, Normal group とは異なる Food セルで採餌を行う傾向にあることを意味する.

最適集団 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (150, 10^{-3})$ においては単峰分布をなし(図 3.2a-1), 効率の悪い集団(たとえば, $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (450, 10^{-7})$ など)では多峰分布となる(図 3.2a-2).

3.2.2 $\theta = 80^\circ$

$\theta = 80^\circ$ のときの推定分布はおむね右肩上がりの分布となっている(図 3.2a-1). 最適集団 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (450, 10^{-7})$ においては, 若干右肩下がりの分布となっているが, $\theta = 10^\circ$ の最適集団の場合(図 3.2a-1)と異なり, $(0, 0)$ 近傍に分布が集中していることがわかる(図 3.2a-2). このことは, Dull group と Normal group は同じ Food セルで採餌を行う傾向にあることを意味する.

$\theta = 10^\circ$ の時と同様, 最適集団 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (450, 10^{-7})$ においては単峰分布をなし(図 3.2b-2), 効率の悪い集団(たとえば, $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (150, 10^{-3})$ など)では多峰分布となる(図 3.2b-1).

3.3 餌間の距離に着目した解析

$\theta = 10^\circ$ のときの二種類のエージェントグループが互いに異なる Food セルで採餌を行う傾向に着目し, $\theta = 10^\circ, 80^\circ$ におけるシミュレーションフィールドの差異を考えると, 2つのFoodセル間の距離を挙げることが出来る.

そこで, $\theta = 10^\circ$ のときは, 2つのFoodセル間の距離が短いため, エージェントが2つのFoodセル間を行き来しやすいという考え方の基, 以下の解析を行った.

3.3.1 餌間の移動の指標

エージェントの餌間の移動量をみるために, 次の指標を導入する.

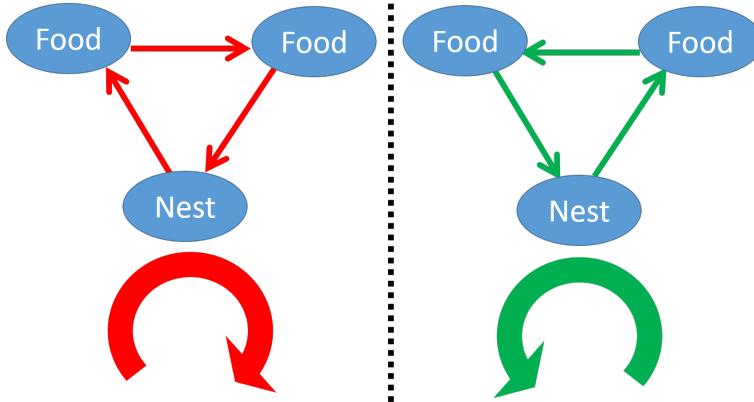


図 3.3: 最初に到達した Food セルの餌が枯渇していたがもう一方の Food セルで採餌に成功して Nest セルに戻ってくるエージェントの動き ($N.F. \rightarrow G.F.$) の模式図。 $1 \rightarrow 2$ と $2 \rightarrow 1$ という、2種類の動きが考えられる。

i 番目の Food セルで採餌に失敗した ($N.F.$) のち

j 番目の Food セルで採餌に成功した ($G.F.$)

$$N_{i \rightarrow j} = \frac{\text{エージェントが、単位時間 } I \text{ 内に Nest セルに到達した数.}}{N_{total}} \quad (3.3)$$

$$N_{N.F. \rightarrow G.F.} = N_{1 \rightarrow 2} + N_{2 \rightarrow 1}$$

これは、一方の餌に到達したが採餌できず、もう一方の餌に到達して採餌に成功したエージェントがどれだけいるかを表す(図 3.3)。

3.3.2 餌間の移動に関する解析結果

総シミュレーションステップ $S_{max} = 8 \times 10^4$ を $I = 500$ 毎に分割し、 $N_{N.F. \rightarrow G.F.}$ の平均 $\overline{N_{N.F. \rightarrow G.F.}}$ を各 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ について算出した(図 3.4)。

$\theta = 10^\circ$ のとき、採餌効率 Eff の結果(図 2.7a)と同様 $\alpha_{Dull} = 10^{-3}$ 上においてピークがあらわれており、餌間を移動するエージェントの存在が採餌効率を高めていると考えられる。

一方、 $\theta = 80^\circ$ のときは餌間を移動するエージェントはほとんど存在しないことがわかった。

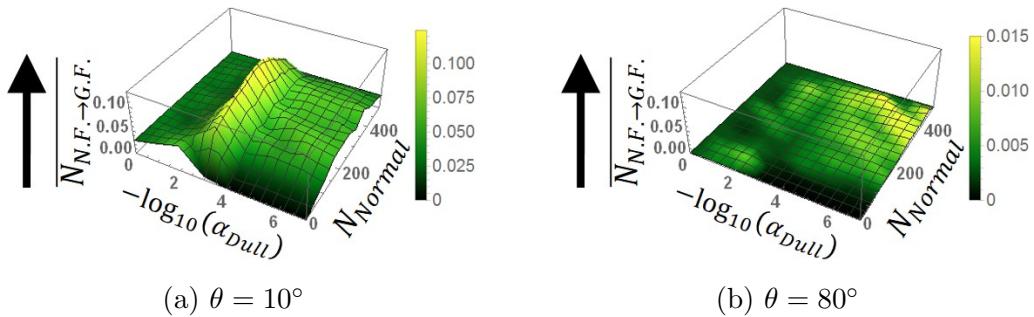


図 3.4: $\overline{N_{N.F. \rightarrow G.F.}}(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープ. 同一設定のシミュレーションを 100 サンプル用いて生成. $\overline{N_{N.F. \rightarrow G.F.}}$ 軸のスケールは両者とも同様.

3.4 低感度エージェントの偏り具合に着目した解析

$\theta = 80^\circ$ のときは、フェロモン超低感度エージェント ($\alpha_{Dull} \leq 10^{-4}$) の存在が採餌効率を高めている(図 2.7c). 亂数のシードを変更して複数回 $\theta = 80^\circ$ に関するシミュレーションを行った結果、最適状態では、エージェントが一度は一方の餌に偏っているにもかかわらず途中から偏りが解消されるという現象が見られた(図 3.1b). これは、フェロモン超低感度エージェントが万遍なくフィールドに散らばっているためであると考えられ、その結果として両 Food セルから万遍なく採餌が可能となっていることが示唆される.

3.4.1 低感度エージェントの偏り具合の指標

以上のことと検証するために次の指標を導入する。

$$N_{Dull}(i) = \begin{pmatrix} i \text{ 番目の Food セルで採餌に成功した} \\ \text{Dull group のエージェントが,} \\ \text{単位時間 } I \text{ 内に Nest セルに到達した数.} \end{pmatrix}$$

$$\text{Dull}_{\text{bias}} = \begin{cases} \frac{N_{Dull}(1)-N_{Dull}(2)}{N_{Dull}}, & \text{for } F_2 < m, \\ \frac{N_{Dull}(2)-N_{Dull}(1)}{N_{Dull}}, & \text{for } F_1 < m, \end{cases} \quad (3.4)$$

$Dull_{bias}$ は、エージェントの採餌が片方の餌に偏っているときにもう一方の餌で採餌を行う Dull group のエージェントの割合をあらわす。

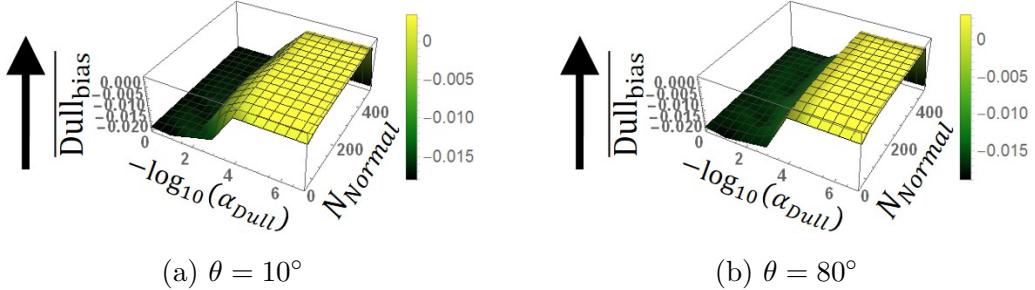


図 3.5: $\overline{\text{Dull}_{\text{bias}}}(N_{\text{Normal}}, \alpha_{\text{Dull}})$ のランドスケープ. 同一設定のシミュレーションを 100 サンプル用いて生成. $\overline{\text{Dull}_{\text{bias}}}$ 軸のスケールは両者とも同様.

3.4.2 低感度エージェントの偏り具合の解析結果

総シミュレーションステップ $S_{max} = 8 \times 10^4$ を $I = 500$ 毎に分割し, $\text{Dull}_{\text{bias}}$ の平均 $\overline{\text{Dull}_{\text{bias}}}$ を各 $(N_{\text{Normal}}, \alpha_{\text{Dull}})$ について算出した(図 3.5).

$\theta = 10^\circ, 80^\circ$ のときいずれも, $\theta = 80^\circ$ のときの採餌効率 Eff の結果(図 2.7c)と同様 $(N_{\text{Normal}}, \alpha_{\text{Dull}}) = (450, 10^{-7})$ においてピークが存在し, 両者のランドスケープは類似している.

3.5 考察

以上の結果より, $\theta = 10^\circ$ のときは, 適度にフェロモン低感度なエージェントの集団がフェロモンにとらわれず, 2つのFoodセルの間を行き来することが出来るため, $\alpha_{\text{Dull}} = 10^{-3}$ 上において採餌効率が向上することがわかった.

一方, $\theta = 80^\circ$ のときは, フェロモン超低感度エージェントの少数集団がフェロモンにとらわれず, フィールドに万遍なく広がり, 一方の餌に偏らず探索を行えるために $(N_{\text{Normal}}, \alpha_{\text{Dull}}) = (450, 10^{-7})$ において採餌効率が高まることがわかった.

第4章 動く餌に対するError Strategyの解析

§ 1.3.2 で述べたように、動く餌・大きい餌に対する自発的協力採餌は、アリにとって重要な採餌戦略である。アリはフェロモンを用いて動く餌へ仲間を呼び寄せるが、一度餌がフェロモントレイルから外れてしまうと、餌までのトレイルを再構築するのは容易ではない。しかし、フェロモン低感度アリが存在すれば、それらがフェロモンにとらわれず餌が元居た付近をランダム探索することによって、移動した餌に到達することが出来ると考えられる。そこで本章では、第2章において導入したモデルを拡張してフィールド上に動く餌を設置することにより、動く餌の採餌に対する Error Strategy について解析する。

4.1 拡張モデル

§ 2.3 で導入したエージェントの内部状態に、動く餌に対する状態として (q_4) Recruiting mode, (q_5) Chasing Mobile Food mode を追加 (図 4.1) し、動く餌を表現するものとして Mobile Food セルを導入する。

4.1.1 Mobile Food セル

初期状態では Mobile Food セルから採餌できないようになっており、エージェントが採餌を試みると Mobile Food セルが逃げるようになっている。これは、動く獲物がアリに遭遇して逃げようと試みるのを模している。

I_{move} は Mobile Food セルの移動間隔時間であり、Mobile Food セルの逃げる速度をコントロールするパラメータとなる。 I_{move} が小さいと Mobile Food セルの移動速度は速く、逆に大きいと移動速度は遅くなる。Mobile Food セルは、移動していない間隔 I_{move} 間に自身に到達したエージェントがいるとき、近傍セルへランダムに移動する。

アリが単独では捕獲が難しい獲物を捕らえるとき仲間と協力するように、Mobile Food セルに到達したエージェントは Recruiting mode(q_4), Chasing Mobile Food

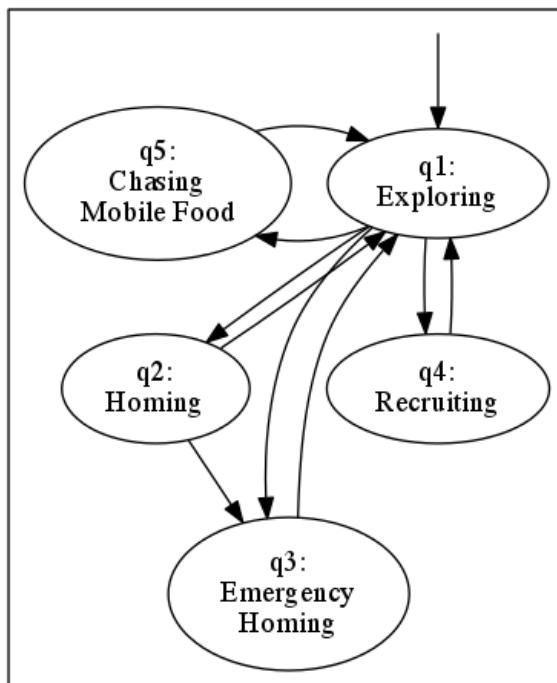


図 4.1: 拡張モデルにおけるエージェントの内部状態の遷移図. (q_1)Exploring mode, (q_2)Homing mode, (q_3)Emergency Homing mode, (q_4)Recruiting mode, (q_5)Chasing Mobile Food mode.

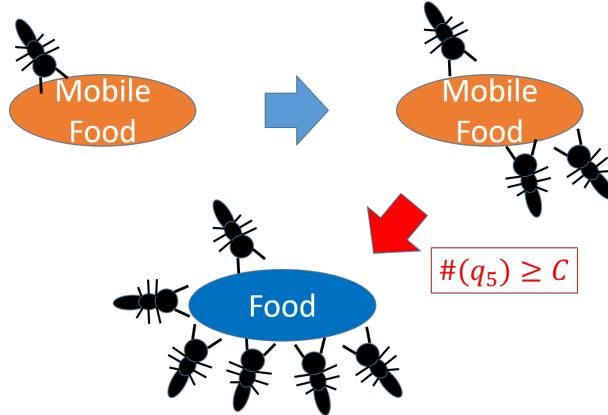


図 4.2: Mobile Food セルの変化の模式図. Chasing Mobile Food mode(q_5) へ移行したエージェントの数が Mobile Food セルを捕獲するための一定数 C より多くなると, Mobile Food セルは動くのをやめて Food セルに変化する.

mode(q_5) の 2 つの状態を確率的に選択し, 餌を追いかけつつ, Mobile Food セルの元へ他のエージェントを集めようとする.

Chasing Mobile Food mode(q_5) へ移行したエージェントの数が, Mobile Food セルを捕まえるために必要なエージェント数 C (§ 4.1.2) より多くなったとき, Mobile Food セルは動くのをやめて Food セル(§ 2.2.2) へと変化し, その時エージェントは動く餌を探餌できるようになる(図 4.2).

4.1.2 Recruiting mode(q_4) と Chasing Mobile Food mode(q_5)

これらの状態への遷移は、エージェントが Exploring mode(q_1) の時に動く餌に遭遇したときにのみ発生する。動く餌に到達したエージェントは, Recruiting mode(q_4) または Chasing Mobile Food mode(q_5) へ確率論的に遷移する。エージェントが Exploring mode(q_1) からこれらの状態へ遷移する確率 P_{mode} は, 以下の式で与えられる。

$$P_{mode}(q_4) = 1 - P_{mode}(q_5) \quad (4.1a)$$

$$P_{mode}(q_5) = 0.5 + 0.5 \frac{\#(q_5)}{C} \quad (4.1b)$$

ここで, $\#(q_5)$ は q_5 の状態にあるエージェントの数, C は動く餌を捕まえるために必要なエージェントの数である。

Recruiting mode(q_4)

Recruiting mode(q_4) に遷移したエージェントは Mobile Food セルへ仲間のエージェントを呼び寄せるために, Homing mode(q_2) と同様の手法で巣を目指すが, 餌は持ち帰らない. Recruiting mode(q_4) のエージェントは Nest セルに到達すると Exploring mode(q_1) に遷移する.

Chasing Mobile Food mode(q_5)

Chasing Mobile Food mode(q_5) に遷移したエージェントは餌が移動するたびに, 移動した Mobile Food セルの位置まで移動する. 逃げる餌へエージェントが十分集まり $\#(q_5) > C$ となると, Chasing Mobile Food mode(q_5) のエージェントは Exploring mode(q_1) に遷移する. この時エージェントは Food セルと同じ位置にいるので, 次のステップでは採餌に成功して Homing mode(q_2) に遷移する.

4.2 シミュレーション設定と採餌時間

4.2.1 基本設定

エージェントの総数を $N_{total} = 512$ として, エージェントグループとしての Error Strategy を決定するパラメータ設定 ($N_{Normal}, \alpha_{Dull}$) と餌の移動間隔 I_{move} , それぞれの組み合わせについてシミュレーションを行った.

$$\begin{aligned} N_{Normal} &\in \{0, 51, 102, 154, 205, 256, 307, 358, 410, 461, 512\} \\ \alpha_{Dull} &\in \{1, 10^{-1}, \dots, 10^{-7}\} \\ I_{move} &\in \{1, 5, 10, 30\} \end{aligned} \tag{4.2}$$

4.2.2 採餌時間

エージェントグループの Error Strategy パラメータ ($N_{Normal}, \alpha_{Dull}$) 対して, $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ を, エージェントグループがフィールド上の餌をすべて取り切るのにかかったステップ数とし, 採餌時間と呼ぶ. この時間が短いほど, エージェントグループは効率よく採餌できていることを意味する.

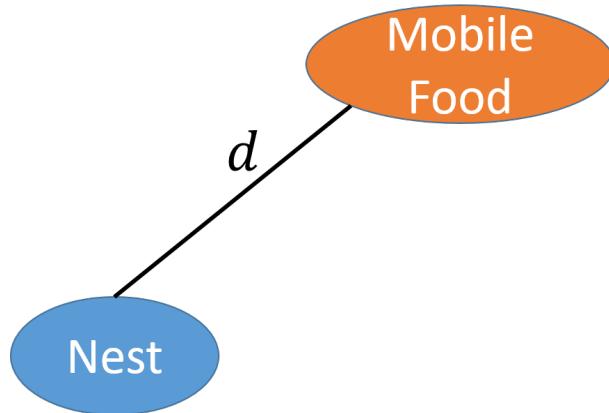


図 4.3: 実験 1 におけるフィールドの模式図.

4.2.3 餌の設定

上記の拡張モデルを基にして次の 2 種類の実験を行い、各設定 ($N_{Normal}, \alpha_{Dull}$) における採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ の変化を調べた。

いずれの場合も Nest セルと Food セルの間の距離は定数 d となるように配置される。

実験 1: 動く餌 1 つの場合

フィールド上に、1 つの Mobile Food セルをランダムに配置する (図 4.3)。

実験 2: 動く餌・動かない餌 1 つずつの場合

フィールド上に、Mobile Food セルと Food セルを、それぞれ 1 つずつランダムに配置する (図 4.4)。

4.3 結果

4.3.1 実験 1: 動く餌 1 つの場合

$I_{move} = 1, 5, 10, 30$ のときの、採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープを図 4.5 に示す。いずれの場合も、一様フェロモン高感度グループ ($N_{Normal} = 512$ または $\alpha_{Dull} = 1$) の採餌時間 T が最小となることはなかった。

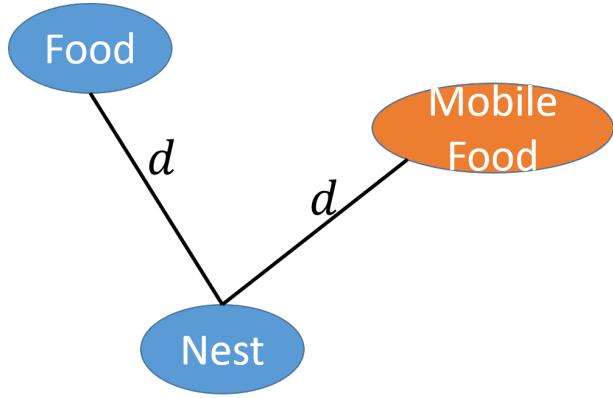
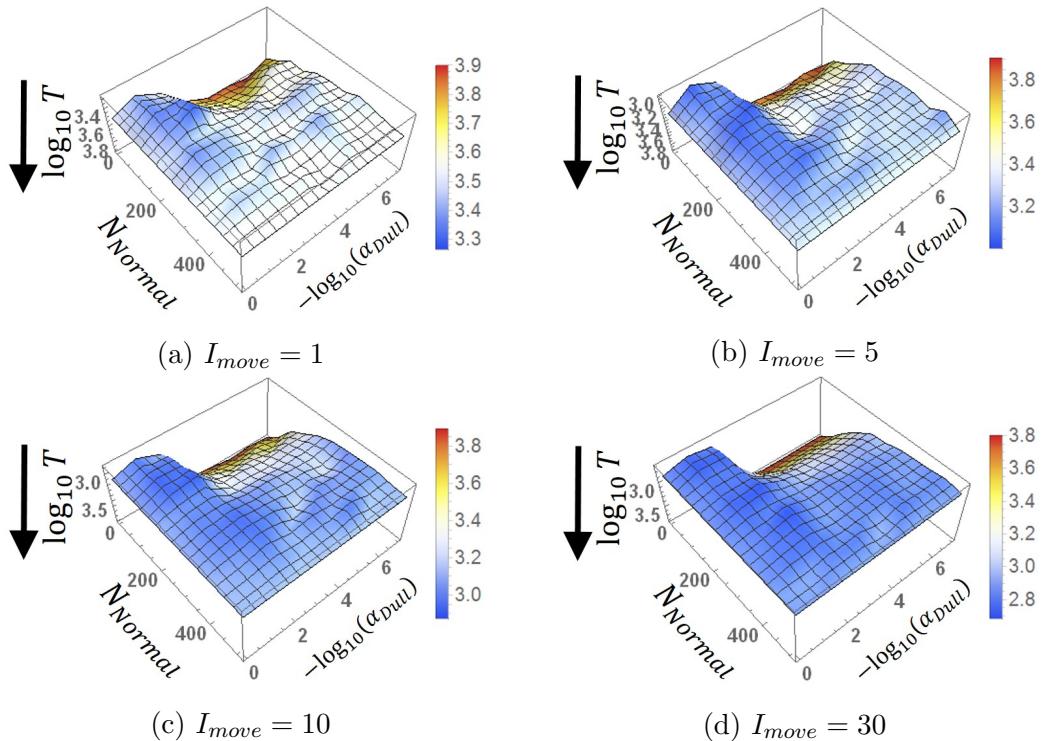


図 4.4: 実験 1 におけるフィールドの模式図。

図 4.5: 実験 1 における採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープ。各設定において、エージェントの移動方向決定に使用する乱数のシードを変更して、同一設定のシミュレーションを 200 回行ったものについて平均値をとり生成。

(a) $I_{move} = 1$

$(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (154, 10^{-2})$ において $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ は最小値を取り, その近傍以外の組み合わせでは, 採餌時間 T は長くなる.

(b) $I_{move} = 5$

$(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (358, 10^{-2})$ において $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ は最小値を取る. このとき, $\alpha_{Dull} = 10^{-1}, 10^{-2}$ において採餌時間 T が短くなる傾向が見られ, $I_{move} = 1$ のときと比べ, 採餌時間の短い組み合わせが $\alpha_{Dull} = 10^{-1}, 10^{-2}$ 付近に分布するようになる.

(c) $I_{move} = 10$

$(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (154, 10^{-2})$ において $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ は最小値を取る. $I_{move} = 1, 5$ の時と比較して, $\alpha_{Dull} \leq 10^{-3}, 205 \leq N_{Normal} \leq 461$ においても採餌時間 T は小さな値を取るようになる.

(d) $I_{move} = 30$

$(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (205, 10^{-2})$ において $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ は最小値を取るが, 一様フェロモン高感度グループ ($N_{Normal} = 512$ または $\alpha_{Dull} = 1$) の採餌時間 T との差は小さい. $\alpha_{Dull} \leq 10^{-3}, 205 \leq N_{Normal} \leq 461$ 付近の採餌時間 T は, $\alpha_{Dull} \leq 10^{-3}, 205 \leq N_{Normal} \leq 461$ の場合と同程度となる.

4.3.2 実験 2: 動く餌, 動かない餌 1 つずつの場合

$I_{move} = 1, 5, 10, 30$ のときの, 採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープを図 4.6 にしめす. いずれの場合も, 一様フェロモン高感度グループ ($N_{Normal} = 512$ または $\alpha_{Dull} = 1$) の採餌時間 T が最小となることはなかった.

(a) $I_{move} = 1$

$(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (256, 10^{-2})$ において $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ は最小値を取り, その近傍以外の組み合わせでは, 採餌時間 T は長くなる.

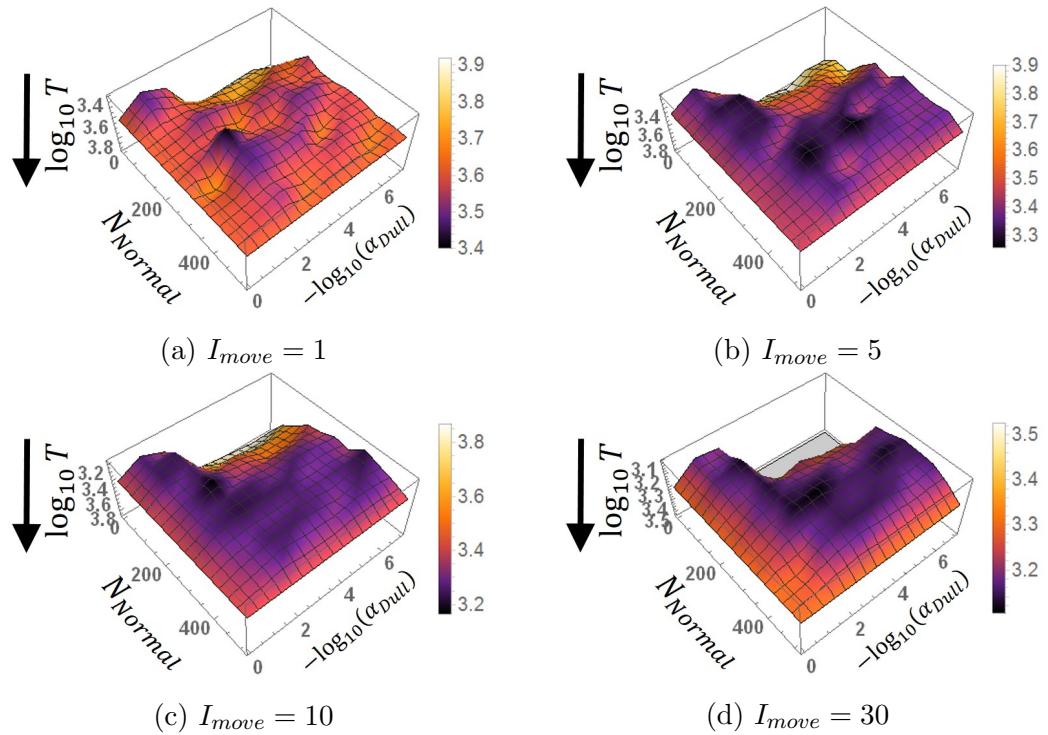


図 4.6: 実験 2 における採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ のランドスケープ。各設定において、エージェントの移動方向決定に使用する乱数のシードを変更して、同一設定のシミュレーションを 100 回行ったものについて平均値をとり生成。

(b) $I_{move} = 5$

$I_{move} = 1$ のときと比べ、採餌時間の短い組み合わせが $10^{-4} \leq \alpha_{Dull} \leq 10^{-2}$ かつ $307 \leq N_{Normal} \leq 358$ 付近に分布するようになり、 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (358, 10^{-4})$ において T は最小値を取る ($T(358, 10^{-4}) = 1792.17$)。同時に、 $\alpha_{Dull} = 10^{-2}$ かつ $N_{Normal} \leq 358$ においても採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ が短くなる傾向が見られる ($T(358, 10^{-2}) = 1812$)。

(c) $I_{move} = 10$

$I_{move} = 5$ の時と同様、 $\alpha_{Dull} = 10^{-2}$ かつ $N_{Normal} \leq 358$ において採餌時間 $T(N_{Normal}, \alpha_{Dull})$ が短くなる傾向が見られ、 $(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = (205, 10^{-2})$ において T は最小値を取る ($T(205, 10^{-2}) = 1457.78$)。

採餌時間の短い組み合わせが $10^{-7} \leq \alpha_{Dull} \leq 10^{-2}$ かつ $307 \leq N_{Normal} \leq 358$ 付近にも分布し ($T(358, 10^{-7}) = 1626.9$)、 $I_{move} = 5$ のときと比べて $\alpha_{Dull} \rightarrow 0$ 方向に分布が伸びている。

(d) $I_{move} = 30$

$I_{move} = 30$ のとき、 $I_{move} = 10$ のときとくらべて、 $\alpha_{Dull} = 10^{-2}$ かつ $N_{Normal} \leq 358$ 、 $10^{-7} \leq \alpha_{Dull} \leq 10^{-2}$ かつ $307 \leq N_{Normal} \leq 358$ 付近に採餌時間 T が短い組み合わせが集中する ($\min T(N_{Normal}, \alpha_{Dull}) = T(307, 10^{-3}) = 1267.41$)。

4.4 考察

いずれの実験結果においても、鈍感アリのフェロモン感度に関しては $\alpha_{Dull} = 10^{-2}$ となる組み合わせにおいて短い採餌時間となることが分かった。これは、フェロモン感度が中程度なエージェントの存在が採餌時間を短くしていることを意味する。

Mobile Food セルの移動速度が遅くなるにつれて、フェロモン超低感度エージェント、すなわち $\alpha_{Dull} = 10^{-7}$ のエージェントと高感度エージェントの混合グループにおいても採餌時間が短くなることが分かった。この時、動く餌は、元いた場所から遠くに離れるために長い時間を要する。フェロモン超低感度エージェントはフェロモンにとらわれずに餌が元いた周辺を探索できることから、結果として餌が遠くへ行かないうちにフェロモン超低感度エージェントが餌を探し当てることに成功していると考えられる。

第5章 結論

Error Strategy として各個体のフェロモン感度の分布を導入した西森らによるアリの採餌モデルについて、そのダイナミクスの解析を行った(第3章)。その結果以下のことが明らかとなった。

1. $\theta = 10^\circ$ のような2つの餌間の距離が短い時には、中程度フェロモン低感度アリがフェロモンにとらわれず餌間を行き来できるために、多数の中程度フェロモン低感度アリと少数のフェロモン高感度アリを含むグループにおいて採餌効率が向上する。
2. $\theta = 80^\circ$ のような2つの餌間の距離が長いときには、少数のフェロモン超低感度アリがフェロモンにとらわれずにフィールドに万遍なく広がることが出来、一方の餌に偏らず探索を行えるようになるため、少数の超低感度アリを含むグループにおいて採餌効率が向上する。

次に、西森らのモデルに動く餌を導入することによって、動く餌に対する Error Strategy を解析した(第4章)。その結果、フェロモン低感度アリの存在によって採餌効率が向上する、特に中程度フェロモン低感度アリが存在する組み合わせにおいて採餌効率が向上することが明らかとなった。以上の結果より、動く餌に対する Error Strategy の有効性が示された。

謝辞

本研究を遂行するにあたってご指導頂きました西森拓先生と栗津暁紀先生に深く感謝いたします。特に、国際シンポジウム等、この一年間で様々な経験を積むことが出来たのは、ひとえにお二方のご助力があったからこそです。

また、本研究を行う中で多くの方々に支えていただきました。アリについてほとんど知識のない私に対してその生態について詳しく教えてくださり、モデルへの提案・意見をくださった中山さんと藤井さんにはとてもお世話になりました。また、過去の修了生の篠田さん、荻原さん、桐谷さんの論文にはアリの生態についての詳細な記述があり、本論文執筆に当たって大いに参考となりました。

最後になりますが、よい刺激を日々与えてくださった現象数理学研究室の皆様に、心より御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 上田恵介, 行動生物学事典. 東京化学同人, 2013.
- [2] Simon Garnier, Jacques Gautrais, and Guy Theraulaz, The biological principles of swarm intelligence, *Swarm Intelligence*, vol. 1, no. May, pp. 3–31, 2007, ISSN: 1935-3812. DOI: 10.1007/s11721-007-0004-y.
- [3] Brian R. Johnson, Division of labor in honeybees: Form, function, and proximate mechanisms, *Behavioral Ecology and Sociobiology*, vol. 64, pp. 305–316, 2010, ISSN: 03405443. DOI: 10.1007/s00265-009-0874-7.
- [4] John Brew, *Amitermes meridionalis*. [Online]. Available: <http://eol.org/pages/3836891/overview>.
- [5] Peter M. Jacklyn, ”Magnetic” termite mound surfaces are oriented to suit wind and shade conditions, *Oecologia*, vol. 91, pp. 385–395, 1992, ISSN: 00298549. DOI: 10.1007/BF00317628.
- [6] Gilles Mermet, *Nid de termites - Apicoterme arqueri*. [Online]. Available: <http://www.savoirs.essonne.fr/sections/ressources/photos/photo/nid-de-termites-apicoterme-arqueri/>.
- [7] M. Dorigo and L.M. Gambardella, Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 53–66, 1997, ISSN: 1089-778X. DOI: 10.1109/4235.585892.
- [8] J Kennedy and R Eberhart, Particle swarm optimization, *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, vol. 4, 1942–1948 vol.4, 1995, ISSN: 19353812. DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [9] J. M. Bishop, Stochastic searching networks, *Artificial Neural Networks, 1989., First IEE International Conference on (Conf. Publ. No. 313)*, pp. 329–331, 1989, ISSN: 05379989.

- [10] D Karaboga, An idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, *Technical Report TR06, Erciyes University*, p. 10, 2005. DOI: citeulike-article-id:6592152. [Online]. Available: http://mf.erciyes.edu.tr/abc/pub/tr06%7B%5C_%7D2005.pdf.
- [11] Fernando J Guerrieri, Volker Nehring, Charlotte G Jørgensen, John Nielsen, C Giovanni Galizia, and Patrizia D'Ettorre, Ants recognize foes and not friends., *Proceedings. Biological sciences / The Royal Society*, vol. 276, pp. 2461–2468, 2009, ISSN: 0962-8452. DOI: 10.1098/rspb.2008.1860.
- [12] Nick Bos, Lena Grinsted, and Luke Holman, Wax on, wax off: Nest soil facilitates indirect transfer of recognition cues between ant nestmates, *PLoS ONE*, vol. 6, no. 4, pp. 2–7, 2011, ISSN: 19326203. DOI: 10.1371/journal.pone.0019435.
- [13] J. L. Deneubourg, S. Aron, S. Goss, and J. M. Pasteels, The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant, *Journal of Insect Behavior*, vol. 3, no. 2, pp. 159–168, 1990, ISSN: 08927553. DOI: 10.1007/BF01417909.
- [14] C. Devigne and C. Detrain, Collective exploration and area marking in the ant *Lasius niger*, *Insectes Sociaux*, vol. 49, pp. 357–362, 2002, ISSN: 0020-1812. DOI: 10.1007/PL00012659.
- [15] S. E F Evison, Owen L. Petchey, Andrew P. Beckerman, and F. L W Ratnieks, Combined use of pheromone trails and visual landmarks by the common garden ant *Lasius niger*, *Behavioral Ecology and Sociobiology*, vol. 63, pp. 261–267, 2008, ISSN: 03405443. DOI: 10.1007/s00265-008-0657-6.
- [16] 篠田諭, [修士論文] アリの採餌行動における視覚情報の影響の解析. 2014.
- [17] 萩原悠佑, [修士論文] 競合する複数情報の組み合わせによるアリの採餌行動の定量的解析. 2010.
- [18] James F. A. Traniello, Comparative foraging ecology of north temperate ants: The role of worker size and cooperative foraging in prey selection, *Insectes Sociaux*, vol. 34, pp. 118–130, 1987, ISSN: 00201812. DOI: 10.1007/BF02223830.
- [19] F. Amor, P. Ortega, X. Cerdá, and R. Boulay, Cooperative prey-retrieving in the ant *Cataglyphis floridana*: An unusual short-distance recruitment, *Insectes Sociaux*, vol. 57, pp. 91–94, 2010, ISSN: 00201812. DOI: 10.1007/s00040-009-0053-x.

- [20] J.L. Deneubourg, J.M. Pasteels, and J.C. Verhaeghe, Probabilistic behaviour in ants: A strategy of errors?, *Journal of Theoretical Biology*, vol. 105, pp. 259–271, 1983, ISSN: 00225193. DOI: [10.1016/S0022-5193\(83\)80007-1](https://doi.org/10.1016/S0022-5193(83)80007-1).
- [21] S. C. Nicolis, C. Detrain, D. Demolin, and J. L. Deneubourg, Optimality of collective choices: A stochastic approach, *Bulletin of Mathematical Biology*, vol. 65, pp. 795–808, 2003, ISSN: 00928240. DOI: [10.1016/S0092-8240\(03\)00040-5](https://doi.org/10.1016/S0092-8240(03)00040-5).
- [22] A Dussutour, M Beekman, S C Nicolis, and B Meyer, Noise improves collective decision-making by ants in dynamic environments, *Proceedings. Biological sciences / The Royal Society*, vol. 276, no. September, pp. 4353–4361, 2009, ISSN: 0962-8452. DOI: [10.1098/rspb.2009.1235](https://doi.org/10.1098/rspb.2009.1235).
- [23] Hiraku Nishimori, Rito Takeuchi, Shin I Nishimura, and Hiroyuki Nakagawa, Variations on Error Strategy of Foraging Ants, *Proceedings of the Twentieth International Symposium on Artificial Life and Robotics 2015 (AROB 20th 2015)*, vol. 20, pp. 879–882, 2015.