



Title	多自由度システムにおける陰的パターン誘導
Author(s)	末岡, 裕一郎
Citation	大阪大学, 2015, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/52180
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

博士学位論文

多自由度システムにおける陰的パターン誘導

末岡 裕一郎

2015 年 1 月

大阪大学大学院工学研究科

目次

第 1 章	緒言	1
1.1	研究の背景・目的	1
1.1.1	背景	1
1.1.2	問題点	2
1.1.3	着眼点とアプローチ法	3
1.1.4	内容	3
1.2	本論文の構成	5
第 2 章	多自由度システムと制御の視座	6
2.1	研究背景：多自由度システムと制御	6
2.1.1	生物の群れ行動に学ぶ自律分散構造	6
2.1.2	生物が膨大な自由度を操るカラクリ	8
2.1.3	多自由度システムを操る陽的（中枢）制御と陰的制御のバランス	9
2.2	多自由度システムにおける陰的パターン誘導の事例	11
2.2.1	背景	11
2.2.2	Swiss Robot	12
2.2.3	Coronoc Robot	16
2.2.4	Aggregator Robot	19
2.2.5	考察：凝集パターンの陽的制御と陰的制御	22
2.3	アプローチ法：離散空間に基づく陰的パターン誘導の解析	23
第 3 章	群れの単一戦略から生み出される陰的パターン誘導	27
3.1	背景	27
3.2	分散ロボット群による物体の凝集・拡散パターンのモデル化	27
3.2.1	エージェント（ロボット，物体）の基本ルール	27

3.2.2	評価指標	32
3.3	パターンの形成プロセス-凝集と拡散はいかにして進行するか？-	35
3.4	まとめ	43
第4章	群れのヘテロ戦略から生み出される陰的パターン誘導	44
4.1	背景	44
4.2	パターンの形成プロセスにおけるヘテロな戦略混合が与える影響	45
4.2.1	環境設定	45
4.2.2	過渡状態の指標-不動オブジェクト比率の解析	45
4.2.3	平衡状態の指標-最終クラスタ数解析	47
4.2.4	考察	48
4.3	陰的オブザーバ設計：システムの状態推定・予測	49
4.3.1	行動履歴の設定	49
4.3.2	不動オブジェクト比率の推定	50
4.3.3	最終クラスタ数の予測	51
4.4	不動オブジェクト比率の分散制御	52
4.4.1	提案手法：ヘテロな動作戦略の動的スイッチング	52
4.4.2	シミュレーション：不動オブジェクト形成比率の分散制御	53
4.5	最終クラスタ数の分散制御	56
4.5.1	提案手法：ヘテロな動作戦略の動的スイッチング	56
4.5.2	シミュレーション：最終クラスタ数の分散制御	57
4.6	クラスタ形成位置に関する考察	58
4.7	まとめ	59
第5章	群れの組織の階層性とヘテロ戦略から生み出される陰的パターン誘導	60
5.1	背景	60
5.2	シープドッグによるヒツジの群れの誘導パターンのモデル化	61
5.2.1	エージェント（シープドッグとヒツジ）の基本ルール	62
5.2.2	ヒツジのモデル化	62
5.2.3	評価指標	63
5.2.4	シープドッグの動作戦略	64
5.3	パターンの形成プロセス-ヒツジの群れはいかにして誘導されるのか？-	68
5.3.1	環境設定	68

5.3.2	ヒツジの特徴とシープドッグの動作戦略との関係	69
5.3.3	シープドッグの影響	73
5.3.4	考察	75
5.4	提案手法：ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング	75
5.4.1	クラスタリングに基づく複数の群れの凝集戦略の提案	76
5.4.2	凝集・誘導戦略およびゲインチューニング戦略	78
5.5	シミュレーション：提案手法の有効性の検証	80
5.6	まとめ	82
第 6 章	結言	84
参考文献		88

図目次

2.1	Traditional control system	9
2.2	Implicit Control Law: overlapping hides a control law	11
2.3	Development of a Swiss Robot equipped with two infrared sensors	12
2.4	Generation of clustering patterns by the Swiss Robot in the experiment	14
2.5	An elementary process of clustering: how two objects come together	14
2.6	Definition of the sensory stimulation area	15
2.7	Movement of a object by the Swiss Robot	15
2.8	Implicit Control Law in Swiss Robot's collecting system	16
2.9	Development of a Coronoc Robot without any sensors	17
2.10	Changing robot's posture in different situations	17
2.11	Clustering pattern formed by the Coronoc Robot in the experiment	18
2.12	Movement of a object by the Coronoc Robot	18
2.13	Implicit Control Law in Coronoc Robot's collecting system	19
2.14	Development of an Aggregator Robot equipped with two photosensors	20
2.15	Collection of objects on the black areas (the black circle/wall)	21
2.16	Movement of a object by the Aggregator Robot	21
2.17	Implicit Control Law in Aggregator Robot's collecting system	22
2.18	Coordinate settings in the hexagonal cellular space	24
2.19	Formation of various structures by distributed robots with different rules [1]	25
2.20	Formation of different number of pheromone trails in foraging behaviors of ant colonies [2]	26
3.1	Periodic boundary condition	28
3.2	Introduction of static/dynamic agents	28

3.3	Sense & Avoid rule in the hexagonal cellular space	29
3.4	Push & Turn rule in the hexagonal cellular space	29
3.5	Pull & Turn rule in the hexagonal cellular space	30
3.6	A clustering example by Sense & Avoid robots in spatial discretized system . . .	31
3.7	A clustering example by Push & Turn robots in spatial discretized system	31
3.8	A scattering example by Pull & Turn robots in spatial discretized system	32
3.9	Examples: the ratios of immobile objects I_M	32
3.10	A process to create the invariant cluster by Push & Turn robots	34
3.11	An example of cluster shapes in the final states: formed terrain patterns are a combination of the smallest invariant clusters	35
3.12	Different shapes of the smallest invariant cluster in the square cellular space . .	35
3.13	Distribution of the initial ratio of immobile objects for 500 objects in the case of using Push & Turn robots	36
3.14	Final states for different densities of Push & Turn robots in the case of 500 objects	36
3.15	Time histories of the ratio of immobile objects for different densities of Push & Turn robots in the case of 500 objects	37
3.16	Demolition of premature cluster	38
3.17	Histograms of the number of formed clusters for differnt densities of Push & Turn robots	39
3.18	Distribution of the initial ratio of immobile objects for 1,000 objects in the case of using Push & Turn robots	40
3.19	Final states for different densities of Push & Turn robots in the case of 1,000 objects	40
3.20	Time histories of the ratio of immobile objects for different densities of Push & Turn robots in the case of 1,000 objects	41
3.21	Distribution of the initial ratio of immobile objects for 500 objects in the case of using Sense & Avoid robots	42
3.22	Final states for different densities of Sense & Avoid Robots in the case of 500 objects	42
4.1	Simulation results for various densities of heterogeneous agents	46
4.2	Changes of the ratio of immobile objects for various densities of heterogeneous agents	46

4.3	Histograms of the ratio of immobile objects for various densities of heterogeneous agents	47
4.4	Ratio of Pull & Turn robots v.s Ratio of immobile objects	48
4.5	Statistical analyses of the number of formed clusters	48
4.6	Local action memory of the robot: 5 record patterns	49
4.7	Ratio of moved objects v.s Ratio of immobile objects	51
4.8	Histograms of the number of encountering a cluster within 1,000 steps	52
4.9	Examples: Distributed control of the ratio of immobile objects ($K_1 = 10, K_2 = 1$)	54
4.10	Changes of the ratio of immobile objects for different values of the threshold K_2	55
4.11	Simulation results for various switching parameters K_1	55
4.12	Changes of the ratio of immobile objects for different values of the threshold K_1	55
4.13	Changes of the ratio of immobile objects for different memory lengths	56
4.14	Statistical analysis for fracturing threshold $N_2 = 12$	57
4.15	Statistical analysis for fracturing threshold $N_2 = 90$	58
4.16	Change of the cluster position by anisotropic robots	59
5.1	Introduction of differnt types of dynamic agents	62
5.2	Sheep model: Sheep position D_i , other sheep position D_j , robot position R . .	63
5.3	Center-targeting control: Sheep center F ; Robot position R ; Goal positon G . .	65
5.4	Sheep heading simulation based on Center-targeting control	65
5.5	Analyses based on evaluation indices in the case of using Center targeting control	66
5.6	Schematic explanation of Tangent-targeting control	67
5.7	Sheep heading simulation based on Tangent-targeting control	67
5.8	Analyses based on evaluation indices in the case of using Tangent targeting control	68
5.9	Typical situation of unsuccessful guidance of the flock	70
5.10	Tangent-targeting control using bisectional clustering	77
5.11	Effectiveness of bisectional clustering	78
5.12	Simulation results in the case of decreasing the value of the gain K_{f1}	80
5.13	Snapshots of a sheep guiding simulation based on the proposed method	81
5.14	Simulation results in the case of increasing the value of the gain K_{f2}	82
6.1	Flowchart to build a theory of Implicit Pattern Guidance	86
A.1	Pull & Castling rule in the hexagonal cellular space	94

A.2	Compasion of the results between Pull & Turn rule and Pull & Castling rule in the case of using Push & Turn robots	95
A.3	Compasion of the results between Pull & Turn rule and Pull & Castling rule in the case of using Sense & Avoid robots	96
B.1	Statistical analysis of single cluster formation by distributed robots	99

第 1 章 緒言

1.1 研究の背景・目的

1.1.1 背景

我々は自然界の作り上げる美しいパターンに心を奪われることがしばしばある。例えば、海岸線のフラクタル構造、雪の結晶、シマウマや熱帯魚の模様、生物の作り上げる巣などの構造物、また魚・鳥の群れなどが挙げられよう [3] [4] [5] [6]。このようにパターン形成というものは、世界中で自然と作り上げられる現象から生物の振る舞いまで多岐に渡っており、数学、理学、工学と幅広い分野で研究のターゲットとされている [7]。

そしてそのような現象の興味深いところは、現象を構成している個々の要素は非常に単純な構造や規則（制御則）で成り立っている（または成り立っていると考えられている）にもかかわらず、個々の要素の相互作用によって全体としては「自然に」、そして「うまく」パターンが作り上げられているところにある。その中にはすでに対象となる現象がモデル化され、全体の挙動を支配する方程式によって満足できるレベルの解析が終わっているものも当然存在する。ところが多い現象は未だ解析困難とされて十分な検討がされずに残されている。生物の世界であれば、シロアリの巣といった構造物形成はその典型だと言えよう。シロアリの脳は非常に小さいものでありながら、群れとなり複雑な巣を造る [8] [9]。ロボットの世界であれば、Pfeifer や Deneubourg によって提案されている単純なロボットによる物体凝集というパターン形成が挙げられよう [10] [11]。双方とも非常に興味深い現象ではあるが、種類の異なる要素、知能レベルの異なるエージェントが混在しているため、パターン形成の解析が非常に難しいのも特徴である *¹。

このように研究の難しさと研究の興味深さ・奥深さが相乗効果となり、多くの要素・エージェントが巧みに絡み合い発現する多自由度システムのパターン形成は「自律分散」、「複雑系」、「創発」などをキーワードとして近年様々な分野から盛んに研究されている。ところが、

*¹ ここでは知的な振る舞いを示す対象をエージェントとする。

たいていの場合エージェント間の相互作用は意識されてはいるものの、その役割というものにはさほど注目されない、というのも多くの人は「理学」の目を持ち、エージェント間の相互作用がどうであれ、最終的なパターンの観察ができればよく、パターン設計論への展開をほとんど行わないからである。

一方で、「工学」というのは「下心」あつての世界である。すなわち、我々が所望のパターンを作りたいという「下心」を持った瞬間に、エージェント群が“うまく”絡み合い現象を生み出しているように見える。いわば陰的にパターンが形成されているように見えるのである。この「下心」を持った観点こそ「制御の視座」であり、「多自由度システムにおけるパターン形成を客観的に観察しつつ、制御の視座を導入する」ところを本研究の主旨とする。

1.1.2 問題点

ところが多自由度システムと制御という学問は相性があまりよくない、というのも現在の制御理論で主流とされている考え方はシステムを中央集権的に制御する、すなわち「陽的」にすべてを制御することである。この中枢制御の枠組みが、通信制御、工場のプラント制御などで大きな成功を収め、エアコンの温度制御など生活に身近な部分でも大きな威力を発揮しているのは事実である。その一方で、この考え方を多くの要素・エージェントが存在する多自由度システムにそのまま適用した場合、制御構造が非常に複雑かつ階層的になるのはもはや自明であろう。

それに対して、システム全体を司令官を持って統括するような構造にするのではなく、個々の要素やエージェントによるサブシステムを考え、分散的にサブシステムを制御することで全体としてシステムの秩序や安定性を保つことを意識した「自律分散」という概念が提唱されている [12]。ところが、システムの大域的な秩序や安定性を保つためにどのようなサブシステムに分割すべきかといった問題はいまだ十分に分かっておらず、また個々のサブシステムの分散的な制御構造を同定することは当然のことながら容易ではない。

この「自律分散」と似た概念として「創発」という言葉が提唱されている。「創発」という言葉の定義は、群行動から生み出される大域的現象、エージェントと環境との相互作用の結果生み出される個体の振る舞いなど様々である [13]。「創発」現象は、エージェントと環境との相互作用の結果として発現する大域的振る舞いであるため、それ自体を直接設計することはできず、創発メカニズムを設計しないといけないため、これもまたそう簡単な問題ではない。

このような「制御」、「自律分散」、「創発」といった研究の流れから言えることは「多くの要素・エージェント群による創発的パターンを大域的に制御することと、個々のエージェントに与える分散的な制御構造を設計することにはいまだ大きな溝がある」ということである。すな

わち、多自由度システムの非自明かつ創発的なパターンを扱う際には、「どこでエージェント間や環境との相互作用による特性が働いているのか（どんな特性がパターン形成に優位に働いていて、または逆に邪魔をしているのか）、またどのような状況で現象のプロセスが変化しているのか明らかにしなければならない」ということである。そこで本博士論文では、多くの要素やエージェントの相互作用の生み出すカラクリやパターン形成のダイナミクスというものに真っ向から立ち向かう。そして、そのアプローチ法を具体例とともに提案し、多自由度システムの創発的なパターン形成における統一的な設計論に新たな光を投じることが本博士論文の目標である。

1.1.3 着眼点とアプローチ法

ここで大須賀らによって提案されている「陰陽制御」という概念を紹介する。陰陽制御は移動知の研究プロジェクト中に提案された手法であり、人間の歩行といった大自由度系を制御するにはすべてを脳といった中枢神経からの陽的な制御に頼るのではなく、身体と環境との相互作用から発現するダイナミクスをうまく利用しようというものである。すなわち、身体と環境の相互作用による要素のうち歩行に優位に働く特性を積極的に活用していこうというアイデアであり、陽的制御（明示的な制御）と陰的制御（身体と環境のダイナミクスから生まれる制御）の中間にちょうどいい制御のバランスがあると提唱されている。そして、大脇らによって提案されている OSCILLEX [14] が陰陽制御のバランスをもって適応的振る舞いを見事に実現した。

そこで我々はこの陰陽制御の概念を多自由度システムのパターン形成においても適用し、我々が個々の自律エージェントに与える陽的な制御と、エージェントや要素・環境間の相互作用による特性を利用したパターン形成を「**陰的パターン誘導**」と呼ぶこととする。その上で我々が提案するもう1つのアイデアが「**ヘテロ性**」である。本論文におけるヘテロ性とは、「群れ内の振る舞いや行動に違いを持たせること、または異なる群れの混在によって群れの組織を階層構造にすること」としており、ヘテロ性を持った群れを考えることによってパターンの形成プロセスやダイナミクスにより多彩な変化・変容が生まれ、非自明かつ複雑なパターンの設計につながることを期待できる。

1.1.4 内容

「群れによる陰的パターン誘導」および、「ヘテロ性を有する群れ」、この2つを研究の柱とし、本博士論文では具体的に以下の2つの陰的パターン誘導に取り組む。

まず1つめは「分散ロボット群による物体のクラスタ形成」である。これはアリやシロアリ、ロボットなど群れをなすエージェントが大域的にある構造物を設計しようと考えた際の、分散的な群れの行動原理や制御構造を同定する最も基本的な問題である。すなわち、この研究の成果は群れによる陰的パターン誘導に通貫する設計原理になると期待される。

2.2節では、明示的（陽的）にはクラスタを形成するアルゴリズムを内在していないにもかかわらず、物体凝集を実現する3台のロボットに着目し、陰的制御という観点から解析を行う。そしてこれら3台のロボットによる実機実験を足がかりとして、陰的パターン誘導の解析をセルオートマトンと呼ばれる手法を用いて本格的に取り組む。その先には、パターン形成の統計的手法に基づく解析、および評価を通じて、陰的パターン誘導に通貫する原理の抽出を期待している。まず、2.2節にて取り上げる Swiss Robot のように単純なロボット群が同じ動作戦略を取るケースを考え、ロボット群による陰的なパターン形成がどのように進行していくかを解析する。その上で、ロボットの動作戦略にヘテロ性を与えることに取り組み、形成されるパターンを分散的に制御することを目指す。まず、各ロボットが物体への作業率などをうまく利用することでシステムの大域的状態を推定する手法、いわば個々のロボットによるシステムの「陰的オブザーバ設計」手法を述べる。そして、各ロボットがシステムの推定・予測をもとにヘテロな動作戦略を自律的かつ動的に切り替えていくことでパターン形成を制御する手法を提案する。そして具体的にクラスタ形成率、クラスタ数、クラスタ形成位置を制御する問題に取り組む、提案手法の妥当性を検証する。

もう1つは「シープドッグによるヒツジの群れの誘導パターン」である。これは群れによる陰的パターン誘導のリーダー的存在や群れの組織の階層性の必要性を言及する問題である。シープドッグシステムは大規模なヒツジの群れを少数の「指揮者」のような存在がうまくまとめる例である。同時にシープドッグシステムはこれまで考えてきた「ロボット群による物体のクラスタ形成」という問題の「物体という静的エージェント」が「ヒツジという動的エージェント」となったケースとも捉えることができるため、陰的パターン誘導の設計原理の構築に向けた次のステップになると期待している。シープドッグは「ヒツジが群れたがる」という習性を理解しているため、わざわざ1匹ずつを誘導することはせず、群れの後ろを回り込むことで群れを自然と誘導していく。そして偶発的にはぐれるヒツジがいた時のみ、そのヒツジを群れへと誘導する行動を取る。このように異なる種類のエージェントが混在するにもかかわらず、お互いがその特性をよく理解しているためシステム全体としての統率を取ることができる。そこで、シープドッグによるヒツジの群れの誘導という陰的パターン誘導をモデル化し、ヒツジの特徴やシープドッグの動作戦略が誘導に与える影響を多数の反復シミュレーションを通じて統計的に解析した。解析結果から、シープドッグに必要な特性はシープドッグがヒツジの特徴に合わせて自身の動作戦略を動的に切り替えることだと同定し、そのための具体的な方法とし

てシープドッグの「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案する。その上で、ヒツジの特徴が動的に変化するシミュレーションモデルを構築し、提案手法の妥当性を検証する。

1.2 本論文の構成

本博士論文の構成を以下に示す。2章でまず、生物の群れ行動やパターン形成から多自由度システムにおける自律分散構造の重要性を学ぶ。さらに人間や生物の歩行といった振る舞いから大自由度システムにおける陰陽制御のバランスの大切さを学び、多自由度システムにおけるパターン形成にもそのアイデアを適用することを試みる。そして、単純なロボットによる創発的な凝集パターンの事例を通じて、本研究で提唱している「陰的パターン誘導」を考えるに至った経緯を述べる。その上で本研究のもう1つの着眼点である「ヘテロ性」とセルオートマトンというアプローチ法を述べる。

3章では「分散ロボット群による物体のクラスタ形成」において、Swiss Robotのように単純なロボット群が同じ動作戦略を取るケースを考える。離散空間にてロボットや物体のモデル、およびロボットの動作戦略を設計する。そして、ロボット群によるクラスタ形成がどのように進行していくのかを評価指標を導入することで統計的に解析する。

4章では「分散ロボット群による物体のクラスタ形成」において、ロボットにヘテロな動作戦略を与えることでクラスタ形成の制御を目指す。まず、ヘテロな動作戦略を有するロボット群を単純に空間的に混在した場合のパターン形成プロセスを解析する。さらに、各ロボットが自身の局所的な行動履歴からパターン形成の過程や平衡状態を推定・予測する方法、いわば「陰的オブザーバ設計」手法を述べる。その上で、各ロボットがヘテロな動作戦略を自律的かつ動的に切り替えることでパターン形成の過渡・平衡状態を制御する手法を提案し、シミュレーションにてその妥当性を検証する。

5章では「シープドッグによるヒツジの群れの誘導」に着想を得て、離散空間上にシープドッグとヒツジのモデルを構築する。ヒツジの特徴やシープドッグの動作戦略が誘導に与える影響を反復シミュレーションを用いて統計的に解析する。解析結果から、シープドッグに必要な特性を同定し、「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案する。その上で、ヒツジの特徴が動的に変化するシミュレーションモデルを設計し、提案手法の妥当性を検証する。

6章では本博士論文において提案している陰的パターン誘導に関するまとめと、今後どのような課題に取り組んでいくかについて述べる。

第2章 多自由度システムと制御の視座

ここではまず、生物の群れ行動やパターン形成から自然界の多自由度システムにおいて自律分散構造がいかに多く含まれているかを学ぶ。さらに、人間や生物の歩行といった大自由度システムの振る舞いにおいて、身体ダイナミクスや環境との相互作用による特性をうまく利用することの重要性、すなわち陰陽制御のバランスの大切さを学び、多自由度システムにおけるパターン形成にもそのアイデアを適用することを試みる。そして、単純なロボットによる創発的な凝集パターンの事例を通じて、本研究で提唱している「陰的パターン誘導」を考えるに至った経緯を述べる。その上で本研究の着眼点である「ヘテロ性」を提案し、具体的にどのようにアプローチしていくかを述べる。

2.1 研究背景：多自由度システムと制御

単純な要素や知能を持ったエージェントが巧みに絡み合い生み出されるパターンというのは世の中に幅広く存在する。ここではまず生物の群れ行動の事例から自然界のパターン形成について考えてみる。また、生物のロコモーションから身体のような膨大な自由度を操る際の身体ダイナミクスや身体や環境との相互作用の特性をうまく利用することの重要性を学ぶ。そして、そこから生まれた陰陽制御という概念を多数の個体が集まった多自由度システムにも適用し、「陰的パターン誘導」を提案する。

2.1.1 生物の群れ行動に学ぶ自律分散構造

自然界における生物の群れ行動は、本研究の主旨である「多自由度システムを制御の視座で観る」上で重要な手がかりを与えてくれることが期待される。そこでアリやハチ、魚といった知能を持ったエージェントの群れ行動の具体例を取り上げ、自然界の群れの特徴について考え

てみる。

例えば、水族館などで魚の群れ行動を観察していると「なぜ魚の群れは形を変えながら行動するのだろうか?」、「彼らは会話をしているのだろうか?」と疑問に思う人もいるだろう。このような疑問に対する1つの答えとしては、魚群シミュレーションモデル [15] [16] の構築から、群れの形の変形は個々の魚間の情報交換のためであること [17] だと推察されている。

では、シロアリはどのようにして巨大な構造物を造り上げているのだろうか。当然、数十万の神経細胞しか持たない彼らの頭の中に巨大な巣の設計図が埋め込まれているはずはない。それにも関わらず環境をうまく介する [18] ことで、お互いコミュニケーションを取り巧みに巣を造り上げることが知られている [8] [9]。ただ、シロアリの構造物形成の謎は未だほとんど明らかにされていない。

アリの採餌行動はどうであろうか。「彼らはどのようにして餌場を見つけ、迷うことなく巣まで帰還しているのだろうか?」。生物学的にはアリが2つのルートのうち短いルートを自然に選べること [19]、アリの採餌ルート形成におけるゆらぎがより社会に適応的に生きるために有効であること [20]、またそのコミュニケーションには確率過程が含まれていて、それが重要な要素となる [21] ことなども明らかにされている。

このように生物の群れ行動は、かねてより生物学者の興味を駆り立て世界中で幅広く研究されているが、局所的な行動や制御構造からなぜ大域的パターンがうまく発現するのかといった原理は未だはっきりと分かっていない。ただ、アリやハチ、魚の群れを観察していると群れの中にすべてを統括する司令官がいるわけではなく、個々のエージェントは周囲の環境状況によって自身の行動を自律的に決定しているように感じる。それにも関わらず、生物の群れはまるで環境に適応しながらうまく群れの振る舞いや行動パターンを切り替えていく。すなわち、このような生物の群れ行動から学ぶべきことは、複数および多数のエージェントが存在するシステムにおいて個々のロボットが自律的に意思決定をすること、すなわち「自律分散構造」の重要性である。

システム全体を司令官を持って統括するような構造にするのではなく、「個々の要素やエージェントによるサブシステムを考え、分散的にサブシステムを制御することで全体としてシステムの秩序や安定性を保つことを目指す」という考えから「自律分散」という概念が提唱されている [12]。また、自律分散と類似したキーワードとして「創発」という言葉が提唱されている。「創発」という言葉の定義は、群行動から生み出される大域的現象、エージェントと環境との相互作用の結果生み出される個体の振る舞いなど様々である [13]。この「自律分散」、「創発」という研究の流れから、個々の自律分散的に動くロボットの局所的な制御構造から創発的な振る舞いを実現する研究が広く行われるようになってきた [22] [23]。例えば、個々のロボットの局所的な環境認識から群れのフォーメーションを自律的に変化させる研究 [24] [25] や、

群れの先頭にリーダーを置き広領域・狭領域など環境の変化を群れ全体に伝えることで群れを適応的に変化させる研究 [26] [27] も行われている。ところが、多数のエージェントの相互作用によって発現する創発的な振る舞いはそれ自体を直接設計することはできず、創発メカニズムを設計しないといけないためそう簡単な問題ではない。すなわち、このような一連の研究の流れから言えることは「多くの要素・エージェント群による創発的パターンを大域的に制御することと、個々のエージェントに与える分散的な制御構造を設計することにはいまだ大きな溝がある」ということである。

2.1.2 生物が膨大な自由度を操るカラクリ

ここまで、生物の群れやロボット群の振る舞いなど多個体から生み出される創発的パターンについて述べてきた。ここでは、人間や生物の歩行といった1個体の持つ大自由度から生み出されるパターンに着目することにする。

システムをすべて中央集権的に制御する構造にするのではなく、サブシステムにある程度任せようという分散制御のアイデアは、人間や生物の歩行といった1個体が持つ大自由度を制御する研究においても広く考えられるようになってきている。例えば、人間や生物における「身体のダイナミクスを利用しよう」という概念は人工知能の分野において1980年代半ばに提案されている。人工知能の古典的アプローチの失敗は「あらかじめすべての情報をロボットに与えた」点であると指摘され、実世界・実環境との相互作用の重要性が示唆されてきている。人工知能研究の第一人者である Rodney Brooks は「複雑な環境情報を内部モデルとして組み込むべきではない」と提唱しており [28] [29]、そのような概念として Pfeifer らによって「身体性」という概念が提唱されているのも事実である [11]。

また、生物の「ロコモーション」は中央集権構造からの脱却、身体のダイナミクスの利用という点において非常に学ぶことの多い例だと言えよう。昆虫がリアルタイムに変化する過酷な環境の中を柔軟にしかも適応的に行動している様を見ると、彼らはたった数十～百万のニューロンでどのように身体の持つ膨大な自由度を制御しているのだろうかと思ふ。このような生物の巧みな振る舞いの観察から、ロボットも生物のように身体のダイナミクスを生かした設計を行うべきだと考えられるようになり、生物を模したロボット開発が積極的に行われるようになった。例えば、ヘビロボット [30] [31]、ハンドロボット [32] や遊泳ロボット [33]、昆虫ロボット [34][35][36][37] などである。また、真性粘菌 [38] [39] に着想を得て、モジュラーロボットの形態制御に応用した研究も存在する [40]。さらに、人間の筋肉の持つ特性を空気圧アクチュエータとして与えた筋骨格ロボットも報告されている [41][42]。

ロコモーションの中でも歩行という現象に着目した研究は幅広く存在する。人間や動物の多

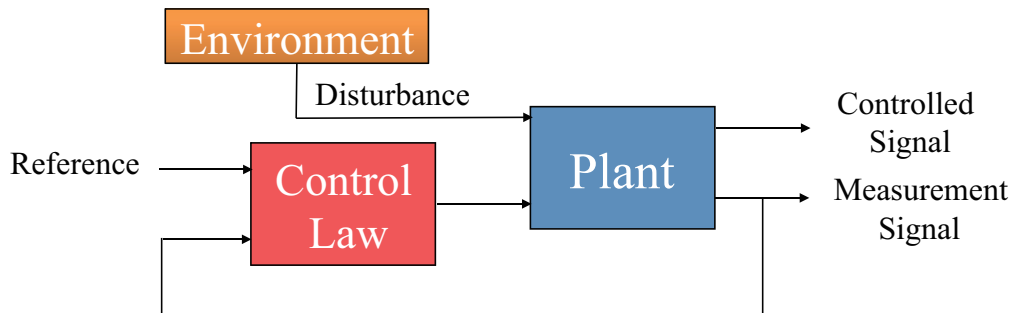


Fig. 2.1: Traditional control system

彩な歩行パターンは環境に合わせて身体，脚の持つ膨大な自由度をうまく制御することから生まれる。すなわち，筋肉の駆動など多くの部分が分散的に制御されていることはもはや自明であろう。このように生物の歩行という事例からもすべてを脳や中枢神経で制御する構造にするのではなく，ある程度は「身体にまかせなさい」というのが膨大な自由度を制御する上での鍵だと言える。

「身体にまかせなさい」という概念をもっともうまく表現した例は McGeer によって提案された受動的動歩行だろう [43]。受動的動歩行は身体のダイナミクスと環境との相互作用とを巧みに利用することで，一切の制御を加えることなく斜面を歩く現象を言う。この受動的動歩行という現象に着目することで，2 脚ロボットの開発および解析 [44] [45] [46] が広く行われ，さらには 4 脚 [47][48]，多脚の研究にも応用されている [49][50]。

このように，生物が 1 個体の持つ膨大な自由度を操るカラクリは，「身体の特性和環境との相互作用による要素のうち優位に働く特性を積極的に活用している」ことだと言えよう。

2.1.3 多自由度システムを操る陽的（中枢）制御と陰的制御のバランス

これまで自然界の群れ行動から多自由度システムにおける「自律分散構造」の重要性を学び，生物のロコモーションから身体といった大自由度を制御する上では，すべてを中央集権的に制御する構造にするのではなく，「身体のダイナミクスや環境との相互作用による特性をうまく生かす」ことが重要だと述べてきた。今ここで我々が注目している現象は，多くの要素やエージェントが巧みに絡み合い生み出される多自由度システムのパターンである。その際に自然界の群れ行動やロコモーションから学んだ「自律分散構造」，および「環境との相互作用による特性を生かす」というアイデアは重要な着眼点となる。この中で，「環境との相互作用による特性を生かす」という着眼点から生まれたのが大須賀らによって提唱されている陰陽制御という概念である。

ここで制御という学問と我々が取り組みたい多自由度システムについて改めて考えてみると、そもそも多自由度システムと制御は相性があまり良くないことに気づく。というのも現在の制御理論は環境や相互作用といった要素を悪しきものとする（外乱と捉える）思想があり、システムを中央集権的に制御する、すなわち Fig. 2.1 のように陽的にすべてを制御することを前提として問題設定を行うからである。この制御理論の考えが多くのシステムの制御に適応され、フィードバック制御という枠組みが体系づけられている。ロボットにおいてもその考え方を適用し、産業用ロボットなどのアームの位置決め制御などは制御の枠組みが見事にはまった例だと言えよう。ただこの枠組みの最大の問題は、「環境との相互作用はすべて外乱と捉える」という点にある。

その一方で自然界の生物は環境との相互作用を積極的に利用している。ヒラムシやナマコ、またアリ・ハチなどの社会性昆虫を見ても彼らが中枢制御のみに依存しているとは到底考えにくい。またここで、興味深い事例として除脳猫を取り上げよう [51]。除脳猫は脳を除去されているにもかかわらず、トレッドミルの速度の変化に対応して Walk, Trot, Gallop と歩行パターンを変えていく。

このような事例から、生物が身体のダイナミクスと環境との相互作用を巧みに利用していることは言うまでもなく、また、身体のダイナミクスのみに偏向した受動歩行という現象から、杉本らは身体のダイナミクスと環境との間に歩行を安定化させる制御構造を見いだした [52][53]。そしてこのような流れを踏まえた上で、大須賀らは以下の陰陽制御という概念を提唱している [54]。

陰陽制御: 身体のダイナミクスと環境との相互作用によって表出する制御を陰的制御、明示的にプログラムとして与える制御を陽的制御とする。

すなわち、これは通常考えられている制御則（陽的制御則と呼ぶ）以外に、Fig. 2.2 のように環境と相互作用することである種の制御則のような働きをする要素（陰的制御則と呼ぶ）を導入し、陽陰合わせて制御則とするものであり [55] [56]、この陰的制御理論を用いることで受動的動歩行 [52] [57] や円制限3体問題におけるラグランジュポイントの安定性 [58] における陰的制御則が明らかにされてきた。また石黒らは OSCILLEX [14] を題材とし、陰陽制御のバランスでもって適応的な振る舞いを見事に実現している。

そこで我々はこの陰陽制御の概念を多自由度システムのパターン形成においても適用し、我々が個々の自律エージェントに与える陽的な制御と、ロボットや要素・環境間の相互作用による特性を利用したパターン形成を「陰的パターン誘導」と呼ぶこととする。次節では多自由度システムの陰的パターン誘導に取り組むきっかけとなった現象として Swiss Robot によるクラスタ形成を取り上げる。

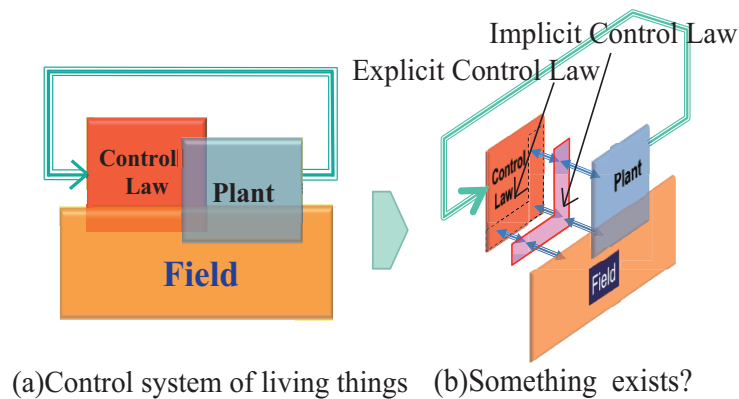


Fig. 2.2: Implicit Control Law: overlapping hides a control law

2.2 多自由度システムにおける陰的パターン誘導の事例

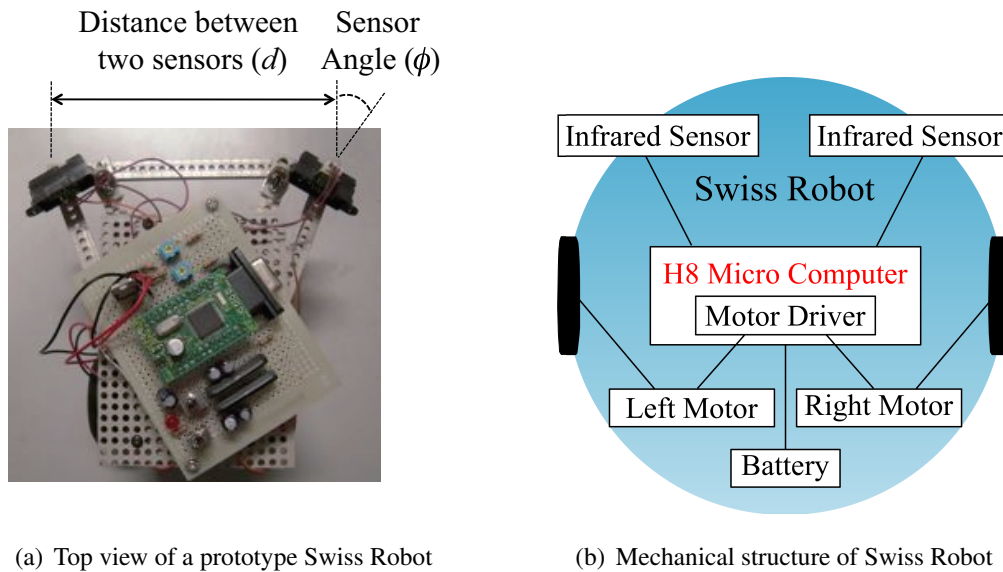
ここでは、Swiss Robot によるクラスタ形成をまず取り上げる。また、ロボットによるクラスタ形成というパターンの設計原理を捉えることに主眼を置いた2種類のロボットによるクラスタ形成を解析する。

2.2.1 背景

多くの要素が複雑に絡み合い生み出される多自由度系のパターンは数多く存在するが、その中でも Deneubourg や Pfeifer によって提案されている単純なロボットによる物体凝集（クラスタ形成）という創発的なパターン形成は非常に興味深い。Deneubourg は分散している餌をクラスタ状に収集する行動を簡単なルール [59] で発現できることを示し [10]、Pfeifer らは身体性を活かしたロボットを設計することで物体凝集が実現できることを示した [60][11]。

Pfeifer らによって提案された Swiss Robot はフィールド内に散らばった物体に対して、ロボット自身に高度な制御則を内在せず、左右前方に搭載されている近接センサによる単純な回避反応のみで物体凝集というパターン形成を実現している。この凝集パターンは、ロボット自身の内部メカニズム（センサ反応）のみで説明できるものではなく、ロボットが環境との相互作用をダイナミクスとしてうまく利用することで発現する現象だと考えられており、本研究で対象としている陰的パターン誘導の非常によい事例だと言える。

そこで、本節ではロボットによる凝集パターン形成を制御系と捉え、ロボット・要素間の相互作用を陰的制御則として定式化することで、パターン形成の本質（設計原理）を捉えることを目的とする。さらには、パターン形成に必要な制御特性を我々があらかじめ陽にロボットに



(a) Top view of a prototype Swiss Robot

(b) Mechanical structure of Swiss Robot

Fig. 2.3: Development of a Swiss Robot equipped with two infrared sensors

設計するか（陽的制御則として設計するか），または身体構造を工夫し，環境との相互作用を利用することでそのような要素をうまく発現させるか（陰的制御則を利用するか）の双方を考慮し，陽的制御と陰的制御を巧みに組み合わせた制御系設計論へと展開することを目指す。

その第一段階として，まず単純なセンサ反応のみから凝集パターンを実現する Swiss Robot に着目し，物体凝集に必要な制御特性が環境との相互作用による陰的制御則として内在していることを明らかにする。さらに，Swiss Robot と同様の凝集パターンの実現を目的として，凝集に必要な制御特性を陽にロボットにセンサベーストアルゴリズムとして与えるのではなく，Swiss Robot のセンサ反応を身体構造として置き換えた Coronoc Robot を提案し，より陰的制御則の依存度を大きくしたロボットによる凝集パターンの解析を行う。また，物体をどこに凝集するかを意識し，Swiss Robot より陽的制御則の依存度を高くした Aggregator Robot を提案し，凝集パターンの解析を行う。

2.2.2 Swiss Robot

Fig. 2.3(a) に製作した Swiss Robot の外観を，Fig. 2.3(b) にその構造を示す。また，Table 2.1 にロボットの設計パラメータを示す。Swiss Robot は右前方と左前方に赤外線センサを取り付けてあり，赤外線センサによって物体との距離を測定することができる。さらに，Swiss Robot には H8 マイコンが搭載してあり，下記のアルゴリズムに示すように各センサからの値によって，モータドライバを介して各タイヤの順回転，逆回転を制御している。

Explicit Control Law 1 (Swiss Robot)

- **左右センサ反応:** (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 逆回転) .
- **左センサのみ反応:** (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 逆回転) .
- **右センサのみ反応:** (左タイヤ, 右タイヤ) = (逆回転, 順回転) .
- **センサ反応なし:** (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 順回転) .

今, 一辺の長さが 1.8[m] の囲まれたフィールド内に, 一辺の長さが 0.09[m] の 15 個の立方体をランダムに配置して Swiss Robot 1 台を動かす実験を行った. Fig. 2.4 は実験の様子を示しており, Swiss Robot が大域的な情報処理や高度な制御則なしに, 物体の凝集パターンを実現していることが確認できる.

Fig. 2.5 は 2 つの物体の凝集がどのように行われるのかを視覚的に捉えたものであり, 物体 A が物体 B の近くに置かれる様子を描いたものである. ロボットに押されている物体は, 左右どちらかのセンサが刺激を受けるまで押され続け, ロボットがセンサで物体を感知したときのみ, その物体を避けるように動くため, 押している物体はセンサで感知した物体のそばに置かれる. このように個々の物体の凝集プロセスは上記のように考えることができる. ここでは, Swiss Robot による物体凝集を単純な数理モデルとして定式化するために, 質点として捉えた 2 つの物体の凝集に着目し, さらにセンサ反応に関して以下の仮定を導入する.

- センサ反応を Fig. 2.6(a) のように直線で近似する.
- 2 つのセンサ間距離 d はセンサ反応距離に比べて十分短いと仮定し, Fig. 2.6(a) のように十分小さいものと捉える.

Table 2.1 Sizes and sensor parameters of the Swiss Robot

Parameter	Value
Weight	0.35 [kg]
Width	0.12 [m]
Height	0.13 [m]
Depth	0.15 [m]
Sensor angle (ϕ)	30°
Sensor reference distance (l)	0.15 [m]
Distance between two sensors (d)	0.12 [m]

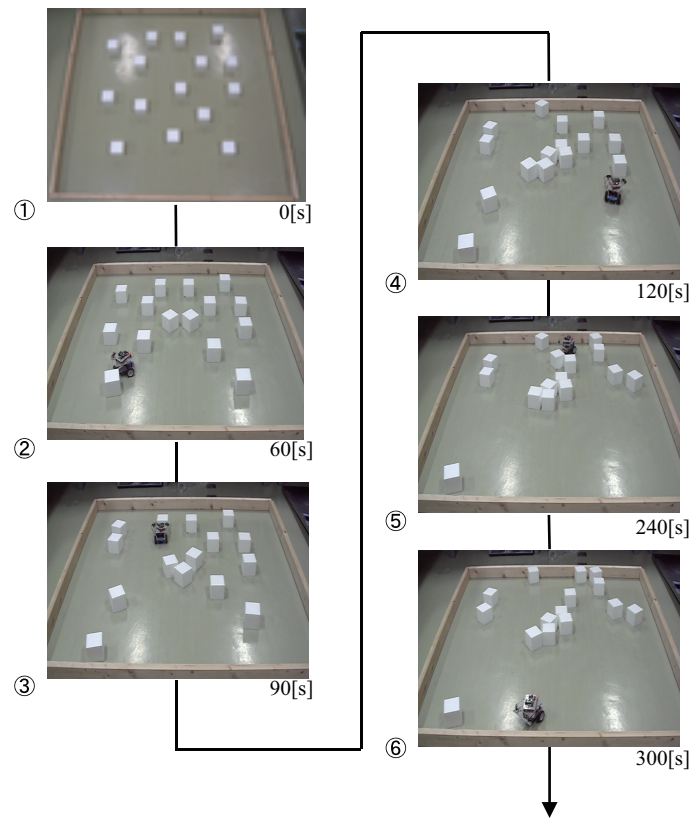


Fig. 2.4: Generation of clustering patterns by the Swiss Robot in the experiment

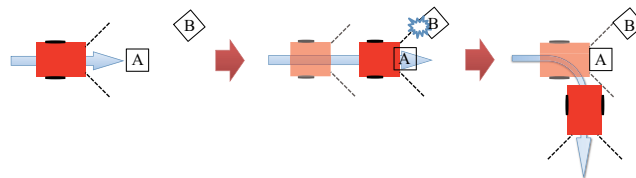


Fig. 2.5: An elementary process of clustering: how two objects come together

Fig. 2.6(a) に示すように Swiss Robot がある方向に動いていると仮定すると，ロボットのセンサは物体 $\mathbf{x}_F$ ($\mathbf{x}_F \in \mathbb{R}^2$) と反応する．このセンサの反応する領域を Fig. 2.6(b) のように $S(\mathbf{P}, \mathbf{x}_F)$ と定義すると，領域 $S(\mathbf{P}, \mathbf{x}_F)$ はロボットのセンサパラメータ $\mathbf{P}$ （センサの角度 ϕ ，およびセンサの反応する距離 l ）および物体の位置 $\mathbf{x}_F$ によって決まる．すなわち，以下のように定義できる．

Definition 1 (センサの反応領域 S)

センサの反応する領域 S の長さ r_1 はセンサの反応距離 l と等しくなる．またその角度 θ はセ

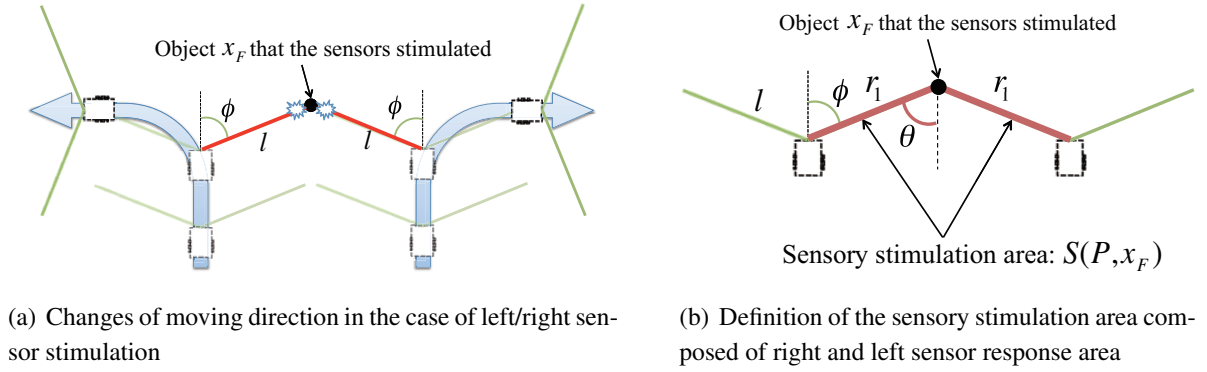


Fig. 2.6: Definition of the sensory stimulation area

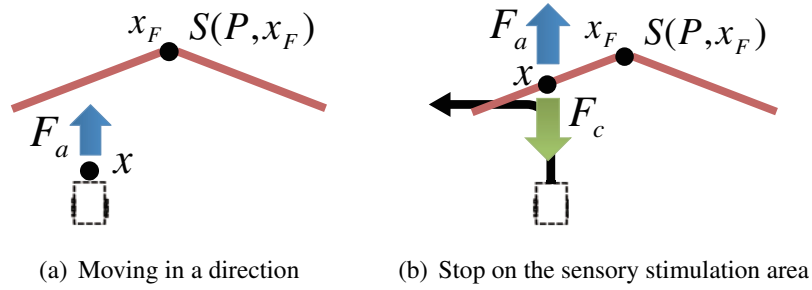


Fig. 2.7: Movement of a object by the Swiss Robot

ンサの反応する角度 ϕ と等しくなる。

すなわち、ロボットが物体 $x(x \in \mathbb{R}^2)$ を押している場合、物体 x の動きを以下のように考えることができる。

- (a) 物体 x がセンサの反応領域 $S(P, x_F)$ の外側にあり、物体 x はロボットから力 $F_a(F_a \in \mathbb{R}^2)$ を受けているとき、物体 x はその方向に等速で動く (Fig. 2.7(a)).
- (b) 物体 x がセンサの反応領域 $S(P, x_F)$ に来たときは、物体 x は動いている方向と逆方向の力 F_c を受け、センサの反応領域 $S(P, x_F)$ 上にて止まる (Fig. 2.7(b)).

上記の2つの過程をまとめると以下の数式で表現することができる。

$$\xi \frac{dx}{dt} = F = F_a + F_c. \quad (2.1)$$

ここで ξ は抵抗係数、 $x(x \in \mathbb{R}^2)$ は物体の状態、 $F_a(F_a \in \mathbb{R}^2)$ はロボットが物体を押す力、力 $F_c(F_c \in \mathbb{R}^2)$ は物体 x がセンサの反応領域 $S(P, x_F)$ の外側では 0 、センサの反応領域 $S(P, x_F)$ 上に来たときには $-F_a$ となる。

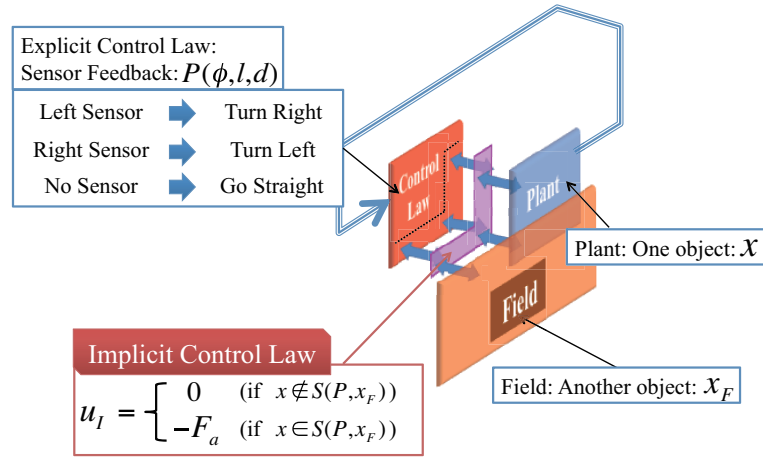


Fig. 2.8: Implicit Control Law in Swiss Robot's collecting system

Swiss Robot の凝集システムを制御系と捉えると、力 F_c は陽的制御則（センサパラメータ $P(\phi, l, d)$ ）を有するセンサフィードバックと制御対象（物体 x ），そして場（センサの反応する物体 x_F ）との相互作用によって生じる入力と捉えることができる。すなわち，入力 F_c を陰的制御則 u_I と考えることができ，以下の式で表現できる。

Implicit Control Law 1 (Swiss Robot)

$$u_I = \begin{cases} 0 & \text{if } x \notin S(P, x_F) \\ -F_a & \text{if } x \in S(P, x_F) \end{cases} \quad (2.2)$$

このように，Swiss Robot による物体凝集パターンの解析から，Fig. 2.8 のように物体を動かす要素と動いている物体をある領域（他の物体のそば）で止めるような要素が凝集パターン形成に必要な制御特性として内在していることが分かる。すなわち，Swiss Robot による物体凝集においては陽的制御則だけではなく，環境と相互作用によって発現する陰的制御則をも利用してパターン形成を実現しているということである。

2.2.3 Coronoc Robot

Swiss Robot は物体凝集というパターン形成に必要な制御特性を単純なセンサ反応と環境との相互作用によって実現している。ここでは Swiss Robot と同様の凝集パターンの実現を目的として，凝集に必要な制御特性を陽にロボットにセンサベースアルゴリズムとして与えるのではなく，Swiss Robot のセンサ反応を身体構造として置き換えたロボットとして Coronoc

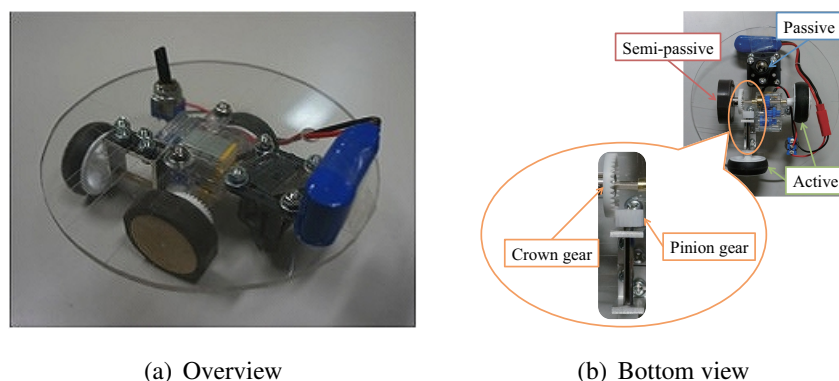


Fig. 2.9: Development of a Coronoc Robot without any sensors

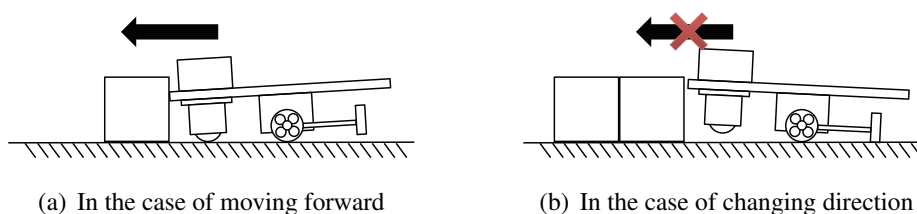


Fig. 2.10: Changing robot's posture in different situations

Robot を提案する。

開発した Coronoc Robot の外観を Fig. 2.9(a) に、下から見た図を Fig. 2.9(b) に示す。このロボットには前方にボールキャスターが1つ、左に駆動輪が、右には準駆動輪が搭載されており、左右のタイヤはモータによって駆動する。準駆動輪とは、駆動輪の外側に受動輪を取り付けた2層構造のタイヤのことである。この準駆動輪はロボットの自重により、普段は地面に押し付けられているため駆動輪として働くが、タイヤに大きな負荷がかかった場合には内側の駆動輪が空転し、受動輪として働く仕組みになっている。そして、後方にもう1つタイヤが取り付けられており、クラウンギア、ピニオンギアを介して駆動輪の回転が伝わる構造になっている。また、Coronoc Robot の重心は前方に偏らせているため、Fig. 2.10(a) に示すように普段は後方のタイヤは地面と接触しないようになっている。

このロボットは Fig. 2.10(a) のようにロボットの進行方向に対して物体が1つ存在する場合には、ロボットは前方向に傾いているため、後ろの駆動輪は地面とは接触しない。さらに、準駆動輪はロボットの自重により、地面に押し付けられ駆動輪として働き、ロボットを物体を前へ押し進める。一方、ロボットの進行方向に対して物体が2つ以上存在する場合や、壁が存在する場合には、Fig. 2.10(b) のようにロボットは姿勢を変え、後ろの駆動輪が地面と接触する。さらに、大きな負荷を受けた準駆動輪は受動輪として働く。これらの結果、ロボットはその場

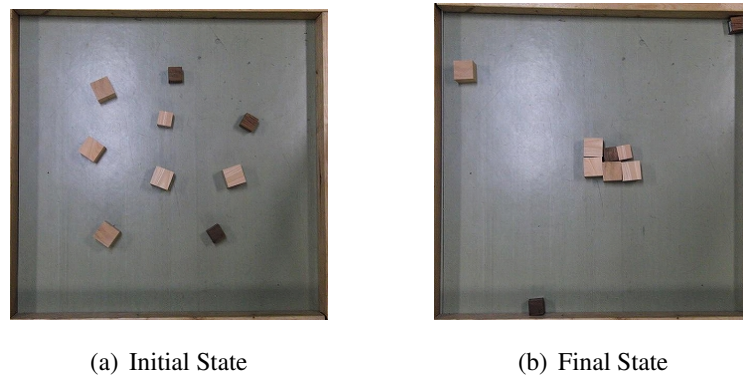


Fig. 2.11: Clustering pattern formed by the Coronoc Robot in the experiment

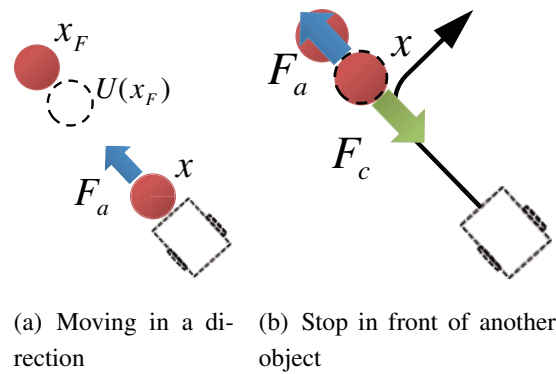


Fig. 2.12: Movement of a object by the Coronoc Robot

で回転し，進行方向を変える．

製作した Coronoc Robot を Fig. 2.11(a) のような壁に囲まれた空間内にて配置し，さらに物体をランダムな初期状態にて配置し，実験を行った．Fig. 2.11(b) にその実験結果を示す．Fig. 2.11 から，身体構造を工夫したロボットを設計することで凝集パターン形成を実現できることが分かる．

そこで Swiss Robot の物体凝集と同様，Coronoc Robot の物体凝集を制御系と捉え，陰的制御則の定式化を行う．

ロボットによる物体 $x(x \in \mathbb{R}^2)$ の動きを以下のように考えることができる．

- (a) Fig. 2.12(a) のように物体 x はロボットから力 $F_a(F_a \in \mathbb{R}^2)$ を受け，物体 x はその方向に等速で動く．
- (b) 物体 x が動いている方向に，その他の物体 x_F が存在するとき，物体 x は動いている方向と逆向きの力 F_c を受け，Fig. 2.12(b) のように領域 $U(x_F)$ で止まる．

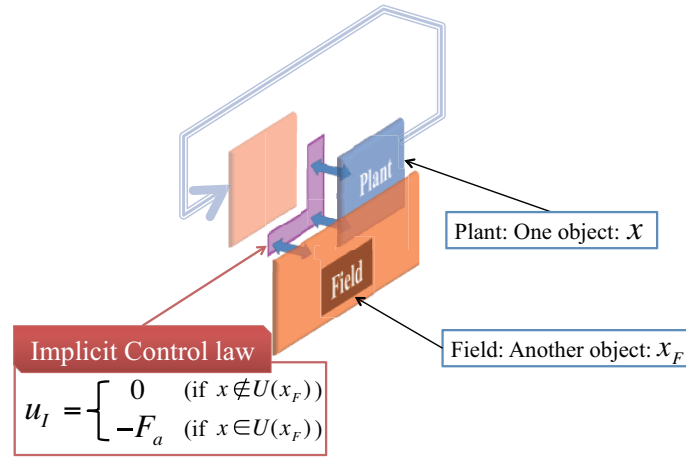


Fig. 2.13: Implicit Control Law in Coronoc Robot's collecting system

上記の2つの過程は以下の式で表現することができる。

$$\xi \frac{d\mathbf{x}}{dt} = \mathbf{F} = \mathbf{F}_a + \mathbf{F}_c. \quad (2.3)$$

ここで ξ は抵抗係数, $\mathbf{x}(\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2)$ は物体の状態, $\mathbf{F}_a(\mathbf{F}_a \in \mathbb{R}^2)$ はロボットが物体を押す力, 力 $\mathbf{F}_c(\mathbf{F}_c \in \mathbb{R}^2)$ は物体 $\mathbf{x}$ が領域 $U(\mathbf{x}_F)$ の外側では $\mathbf{0}$, 内側では $-\mathbf{F}_a$ となる。

Coronoc Robot の凝集システムを制御系と捉えれば, 力 $\mathbf{F}_c$ は制御対象 (ロボットが押している物体 $\mathbf{x}$) と場 (その他の物体 $\mathbf{x}_F$) の相互作用によって生じる入力と捉えることができる。すなわち, 入力 $\mathbf{F}_c$ は陰的制御則 $\mathbf{u}_I$ と考えることができ, 以下の式で表現できる。

Implicit Control Law 2 (Coronoc Robot)

$$\mathbf{u}_I = \begin{cases} \mathbf{0} & \text{if } \mathbf{x} \notin U(\mathbf{x}_F) \\ -\mathbf{F}_a & \text{if } \mathbf{x} \in U(\mathbf{x}_F) \end{cases} \quad (2.4)$$

すなわち, Coronoc Robot の物体凝集という制御系には Fig. 2.13 のように物体凝集に必要な制御特性が陰的制御則として内在しているということである。

2.2.4 Aggregator Robot

Swiss Robot や Coronoc Robot の場合は, 環境との相互作用をうまく利用することでパターン形成に必要な制御特性を発現させている。その制御特性の中で, 物体をどの領域で止めるか

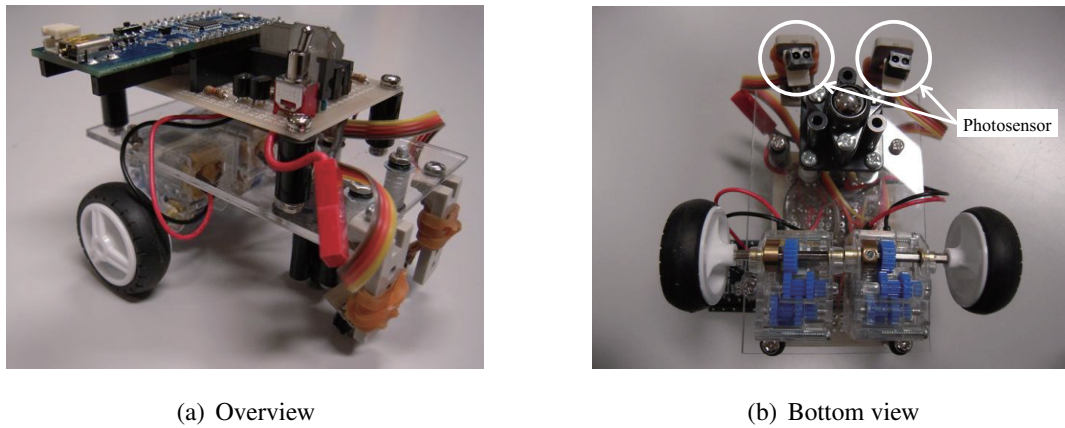


Fig. 2.14: Development of an Aggregator Robot equipped with two photosensors

を考慮することが凝集場所の違いとして表れると推察し，ここでは Swiss Robot より陽的制御則の依存度を高くした Aggregator Robot を提案する．

Fig. 2.14 に開発した Aggregator Robot の外観と，下から見た図を示す．Aggregator Robot は右前方と左前方にフォトリフレクタセンサが1つずつ搭載されており，Fig. 2.15 に示すようなフィールドの白黒を検出することができる．さらに Aggregator には Arduino マイコンが搭載してあり，下記のアルゴリズムに示すように各センサからの値によって，モータドライバを介して各タイヤの順回転，逆回転を制御している．

Explicit Control Law 2 (Aggregator Robot)

- 左右のセンサが黒を検知: (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 逆回転) .
- 左センサが黒を検知: (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 逆回転) .
- 右センサが黒を検知: (左タイヤ, 右タイヤ) = (逆回転, 順回転) .
- 左右のセンサが白を検知: (左タイヤ, 右タイヤ) = (順回転, 順回転) .

今，黒い線で囲まれたフィールド内に 10 個の物体を Fig. 2.15(a) のようにランダムに配置し，Aggregator Robot を動かす実験を行った．Fig. 2.15(b) にその実験結果を示す．Fig. 2.15 から，Aggregator Robot によって物体が黒い領域に凝集していることが分かる．

Aggregator Robot による物体 $x(x \in \mathbb{R}^2)$ の動きは以下のように考えることができる．

- (a) Fig. 2.16(a) のように物体 x はロボットから力 $F_a(F_a \in \mathbb{R}^2)$ を受け，物体 x はその方向に等速で動く．
- (b) Fig. 2.16(b) のように物体 x が黒領域 $(T \cup T')$ に来た場合，物体 x は動いている方向と逆向きの力 F_c を受け，領域 $T \cup T'$ で止まる

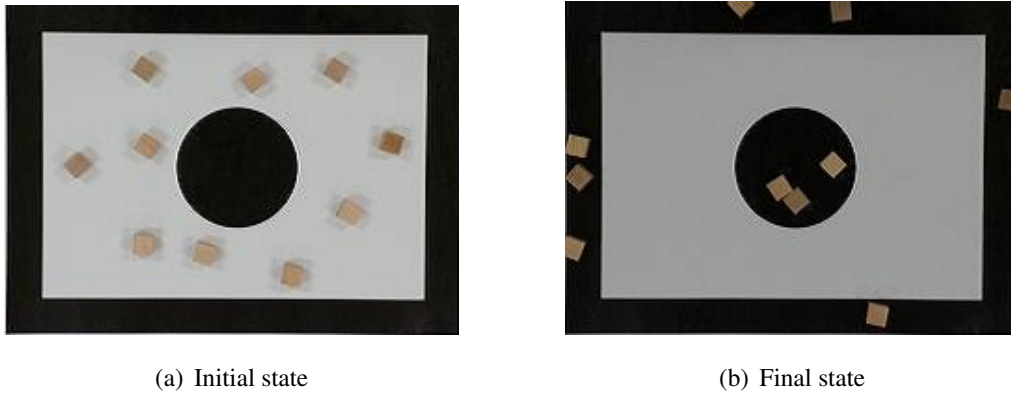


Fig. 2.15: Collection of objects on the black areas (the black circle/wall)

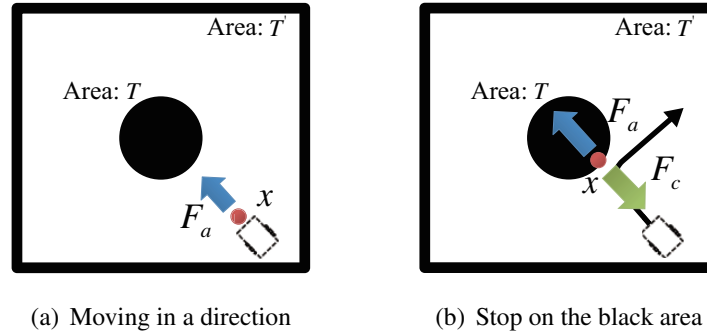


Fig. 2.16: Movement of a object by the Aggregator Robot

上記の2つの過程は以下の式で表現することができる。

$$\xi \frac{d\mathbf{x}}{dt} = \mathbf{F} = \mathbf{F}_a + \mathbf{F}_c. \quad (2.5)$$

ここで ξ は抵抗係数, $\mathbf{x}(\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2)$ は物体の状態, $\mathbf{F}_a(\mathbf{F}_a \in \mathbb{R}^2)$ はロボットが物体を押す力, 力 $\mathbf{F}_c(\mathbf{F}_c \in \mathbb{R}^2)$ は物体 $\mathbf{x}$ が領域 $T \cup T'$ の外側では $\mathbf{0}$, 内側では $-\mathbf{F}_a$ となる。

Aggregator Robot の凝集システムを制御系と捉えると, 力 $\mathbf{F}_c$ は陽的制御則 (センサ反応によるフィードバック) と制御対象 (ロボットが押している物体 $\mathbf{x}$), および場 (黒い領域 $T \cup T'$) との相互作用によって生じる入力と捉えることができる。すなわち, 入力 $\mathbf{F}_c$ は陰的制御則 $\mathbf{u}_I$ と考えることができ, 以下の式で表現できる。

Implicit Control Law 3 (Aggregator Robot)

$$\mathbf{u}_I = \begin{cases} \mathbf{0} & \text{if } \mathbf{x} \notin T \cup T' \\ -\mathbf{F}_a & \text{if } \mathbf{x} \in T \cup T' \end{cases} \quad (2.6)$$

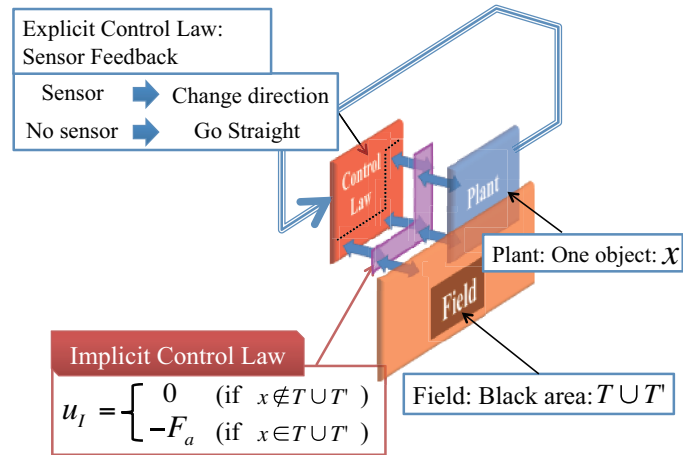


Fig. 2.17: Implicit Control Law in Aggregator Robot's collecting system

このように、Aggregator Robot は Swiss Robot よりも陽的制御則への依存度を高め、Fig. 2.17 のように物体を止める領域を陽的制御則とフィールドを用いて指定しているため、物体凝集位置を制御できることが分かる。

2.2.5 考察：凝集パターンの陽的制御と陰的制御

これまで Swiss Robot, Coronoc Robot, Aggregator Robot による物体凝集というパターン形成に着目し、実機実験を通じて陽的制御則と陰的制御則を明らかにしてきた。まず、Swiss Robot は単純なセンサ反応から凝集パターンを実現していることから、パターン形成に必要な制御特性をロボットと環境との相互作用によって発現させていると考えることができる。そこで、Swiss Robot によるパターン形成の解析を通じて、物体を動かす要素と動いている物体がある領域（他の物体のそば）で止めるような要素が、クラスタ形成に必要な制御特性として内在していることが分かった。すなわち、Swiss Robot は物体凝集というパターン形成を単純なセンサアルゴリズム（陽的制御則）だけではなく、環境との相互作用による陰的制御則を用いて実現していると言える。

また、Swiss Robot のセンサ反応を身体構造として埋め込み、より陰的制御則への依存度を高めたロボットとして Coronoc Robot を提案し、Swiss Robot と同様に凝集パターンが実現できることを確認した。そして、Coronoc Robot にもパターン形成に必要な制御特性が陰的制御則として内在していることを明らかにした。

上記の Swiss Robot と Coronoc Robot の場合は、動いている物体を止める制御入力 of 働く領域がセンサ反応領域 $S(P, x_F)$ 、およびロボットの前方の領域 $U(x_F)$ となることから、どこ

に物体が集められるかは、ロボットおよび物体の初期配置に依存する。そこで、パターン形成に必要な制御特性の中で、物体をどの領域で止めるかを考えることが物体凝集場所の違いとして表れることになると推察し、Swiss Robot より陽的制御則の依存度を高めた Aggregator Robot を提案し、物体凝集位置を領域 $(T \cup T')$ として制御できることを示した。

ロボットによる凝集パターンの実現において、パターン形成の変化に必要な特性を我々が陽にロボットに設計するか（陽的制御則として設計するか）、または身体構造を工夫し、環境との相互作用を利用することでそのような要素をうまく発現させるか（陰的制御則を利用するか）の双方を考慮し、あえて陽的制御則の異なる2種類のロボット、また陽的制御則を一切加えないロボットによる物体凝集というパターン形成を取り上げた。その3種類のロボットは Swiss Robot を基準に、より陰的制御則への依存度を高くした Coronoc Robot、より陽的制御則への依存度を高くした Aggregator Robot となっており、陽的制御と陰的制御のバランスを意識した陰的パターン誘導の設計論への手がかりになると考えられる。

2.3 アプローチ法：離散空間に基づく陰的パターン誘導の解析

これまで「陰的パターン誘導」の具体例として、単純なロボットによる物体凝集を取り上げ、凝集パターンを形成する陽的制御・陰的制御を明らかにしてきた。この具体例を用いた解析が、多自由度システムの「陰的パターン誘導」に本格的に取り組むに至った経緯である。その上で、本研究ではもう1つ「ヘテロ性」というアイデアを提案する。これまでロボットの行動戦略は1種類であったが、群れ内の振る舞いに違いを持たせることや種類の異なる群れを混在させることでパターンの形成プロセスやダイナミクスにより多彩な変化・変容が生まれ、非自明かつ巨視的なパターンの設計につながることを期待できる。

ところが、群れ内の行動に違いを与えた群れによるパターン、または異なる群れを混在させた階層組織の群れから発現するパターンを連続空間にて解析するのは非常に大変である。というのも連続空間ではエージェントの規則やその相互作用は無限に考えられるため、最終的に形成されるパターンの種類が無数となり、設計論の構築につながらない可能性が高いからである。

そこで我々は多数の要素・エージェント群の相互作用によって発現する陰的パターン誘導のダイナミクスを解析する手段として Wolfram らによって提案されているセルオートマトン法に着目する。セルオートマトンとは解析空間をセルにより分割する手法であり、要素やエージェント間の相互作用をセル間の変化規則と捉えることでパターン形成のプロセスを解析する方法である [61][62]。さらに Wolfram らは離散システム上ではセル間の様々な規則をコードを用いて表現することで、発現されるパターンを複数のクラスに分類するというアプローチ手

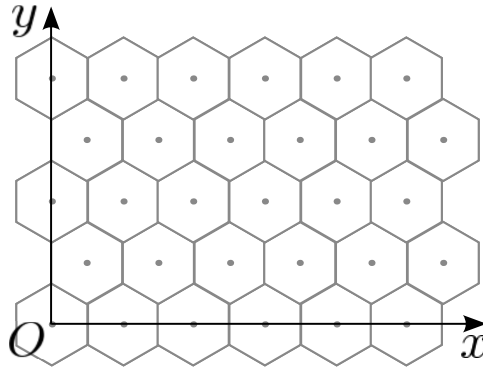


Fig. 2.18: Coordinate settings in the hexagonal cellular space

法を提案している [63]. このことから、発現するパターンの統計的な評価が可能になると推察される.

本研究では, Fig. 2.18 のように 2 次元ユークリッド空間を正六角格子を用いて表現する. 原点 O を六角格子の中心とする. O を通り六角格子の一辺に対して垂線となるものを x 軸とする. さらに O を通り, 六角格子の頂点を通るものを y 軸とする. 六角格子を用いることが唯一の選択肢ではないのは当然であるが, 本研究では, 主に 2 つのセル間の距離がすべて等しいという点で, 他の選択肢である三角形や四角形ではなく六角格子を用いるものとする. (近年石川らは六角格子 $\mathbb{Z}^2 \times \mathbb{Z}_6$ 上において, 非ホロノミック移動ロボットの離散システム理論の構築を目的として, 連続システムとは異なる幾何学計算手法に関する研究も行っている [64] [65].)

移動ロボットのような平面上にて姿勢を持つ物体の状態は, $\mathbb{S}$ を円周 (単純閉曲線) として特殊ユークリッド群 $\text{SE}(2) = \mathbb{R}^2 \times \mathbb{S}$ と表現できる. その一方で, すべての物体が六角格子の中心に位置するものと仮定すると, その位置は $\mathbb{Z}^2$ の整数値で表現することができる. さらに, その角度が離散的な値のみを取るとすると, $0, \pm 1\gamma, \pm 2\gamma, \pm 3\gamma, \dots \in \mathbb{S} (\gamma := \frac{\pi}{3})$, ただし 3γ と -3γ は等しくなる. ここで単純化のため, γ を取り除き, $\gamma i \in \mathbb{S}$ を $i \in \mathbb{Z}$ と表現する. すなわち, 角度の空間は以下の整数値となる.

$$\mathbb{Z}_6 = \{0, \pm 1, \pm 2, 3\}$$

すなわち, 離散空間上での特殊ユークリッド群 $\text{SE}(2)$ は $\mathbb{Z}^2 \times \mathbb{Z}_6$ と表現される.

本博士論文ではこの離散空間を用い, まず 3, 4 章では「分散ロボット群による物体のクラス形成」に取り組む. これはアリやシロアリ, ロボットなど群れをなす単純なエージェントが大域的にある構造物を設計しようと考えた際の, 分散的な群れの行動原理や制御構造を同定する最も基本的な問題である. そして, この研究の成果は群れによる陰的パターン誘導に通貫する設計原理になると期待している. そこで, 3 章では単一の動作戦略から生み出される陰的パ

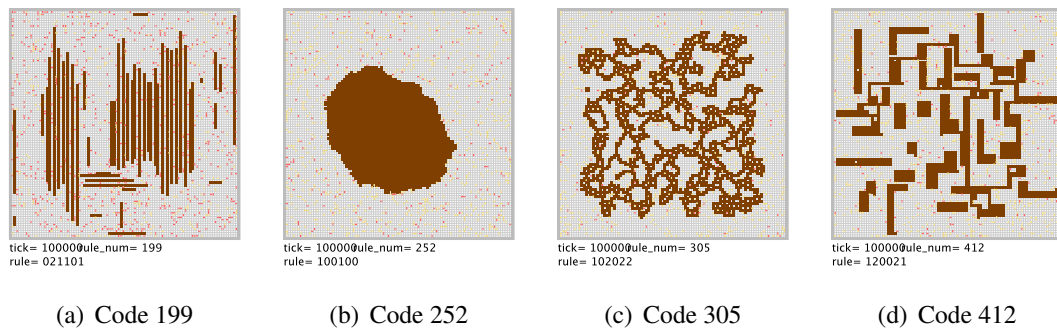


Fig. 2.19: Formation of various structures by distributed robots with different rules [1]

ターン誘導を，4章ではヘテロな動作戦略から生み出される陰的パターン誘導を述べる．

そして，5章では「シープドッグによるヒツジの群れの誘導パターン」に取り組む．これは群れによる陰的パターン誘導のリーダー的存在や，群れの組織の階層性の必要性を言及する問題であり，シープドッグシステムは大規模なヒツジの群れを少数の「指揮者」のような存在がうまく誘導する非常に興味深いシステムである．同時に，シープドッグシステムはこれまで考えてきた「ロボット群による物体のクラスタ形成」という問題の「物体という静的エージェントのクラスタ形成」が「ヒツジという動的エージェントの群れ形成」となったケースとも捉えることができ，陰的パターン誘導の設計原理の構築に向けた次のステップになると考えられる．そこで，シープドッグとヒツジという群れの組織に階層性を持った多自由度システムのパターン形成をモデル化し，解析を行う．

さらに，共同研究者がこの離散空間を用いることで様々なパターン形成の解析に取り組んでいる．例えば，シロアリの構造物形成に着想を得た「自律分散的搬送行動によるパターン形成」である．詳細については文献 [1] [66] に述べているが，各エージェントの動作規則をコードを用いて数え上げ，2次元平面や3次元空間においてすべてのコードに対する構造物形成の解析 (Fig. 2.19)，および特徴量抽出法に基づく定量的評価を行っている．また，アリの採餌行動に着想を得て，Fig. 2.20のような「フェロモンを用いた輸送経路の解析」の研究も行っており [2]，これらの事例を通じた離散空間におけるパターン形成のダイナミクス解析が，群れの分散的な制御構造の設計に役立っているのも事実である．

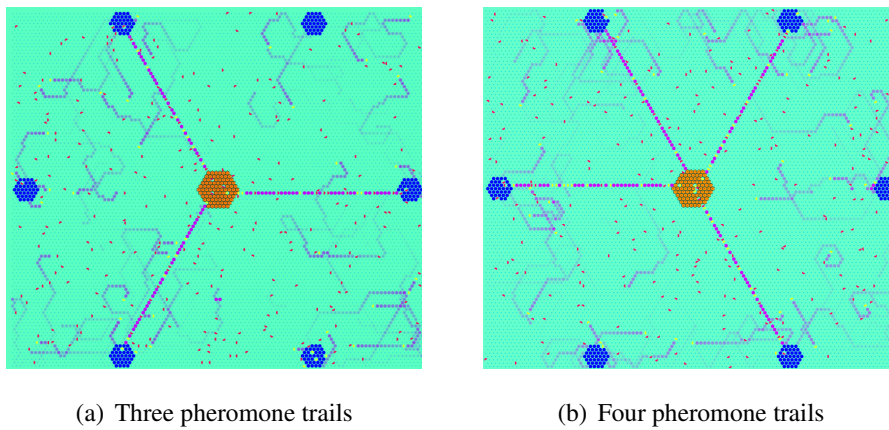


Fig. 2.20: Formation of different number of pheromone trails in foraging behaviors of ant colonies [2]

第3章 群れの単一戦略から生み出される陰的パターン誘導

3.1 背景

ここでは「分散ロボット群によるクラスタ形成」という陰的パターン誘導を抜本的に捉え直し、六角格子のセルを用いて分割した離散空間にて自律ロボットの衝突、回避行動のみを残したロボットモデルを構築する。

離散空間上に Swiss Robot を規範とした *Sense & Avoid* ルール、次に、*Sense & Avoid* ルールよりさらに単純な *Push & Turn* ルール、そして *Pull & Turn* ルールを導入する。そして、上記の3種類のロボットによる物体凝集・拡散というパターン形成のプロセスがいかに進行していくか、例えばロボットや物体の充填率の違いがパターン形成にどのような影響を与えるのかを評価指標（不動オブジェクト比率、輪郭長など）を導入し、統計的に解析する。

3.2 分散ロボット群による物体の凝集・拡散パターンのモデル化

3.2.1 エージェント（ロボット、物体）の基本ルール

まず、Fig. 2.18 のように、2次元ユークリッド空間を正六角格子を用いて表現する。また、フィールドの大きさによる制限をなくすために、境界に関しては *Torus* トポロジー（Fig. 3.1 のようにフィールドの右端が左端とつながっており、フィールドの上端が下端とつながっている）として考える。

六角格子で埋め尽くされた空間において、**ロボット**は Fig. 3.2(a) のように1つのセルを占め、その状態は $\mathbb{Z}_N^2 \times \mathbb{Z}_6$ となる。**物体**もロボットと同様 Fig. 3.2(b) のように1つのセルを占めるが、物体は方向を持たないため、その状態は $\mathbb{Z}_N^2$ となる。1つのセルは複数の物体（ロ

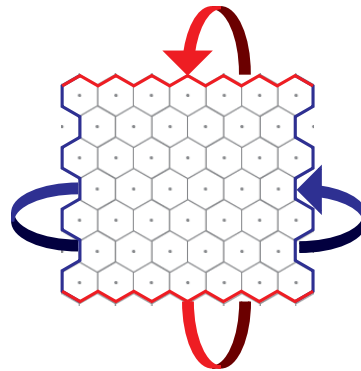


Fig. 3.1: Periodic boundary condition



(a) A robot



(b) An object

Fig. 3.2: Introduction of static/dynamic agents

ロボットと物体) が占めることはできない。言い換えれば、各セルは空の状態か、ロボットまたは物体のどちらかが占めている状態となっている。

空間の状態はステップごとに変化する。ロボットは後に述べるルールに従って**前方または後方のセルに進む or 左右に向きを変える**のどちらかの動作を行う。物体は、単体では動くことができません、ロボットによって間接的に動かされ、本論文では、**ロボットは単体の物体のみを押すまたは引くことができるものと設定する**。

まず、Swiss Robot の動きをセル空間で考えた Sense & Avoid ルールを下記のように考える。

Rule 1 (Sense & Avoid rule)

- **左右両方のセルに物体（ロボット、物体）が存在する場合:** 左右どちらかに**ランダム**に向きを変化させる (Fig. 3.3(a)).
- **右前セルのみに物体（ロボット、物体）が存在する場合:** 左方向に向きを変化させる。 (Fig. 3.3(b)).
- **左前セルのみに物体（ロボット、物体）が存在する場合:** 右方向に向きを変化させる。 (Fig. 3.3(c)).
- **前方のセルが空 or 単体の物体が存在する場合:** 前方のセルに進む (Fig. 3.3(d,e)).
- **それ以外の場合:** 左右どちらかに**ランダム**に向きを変化させる (Fig. 3.3(f)).

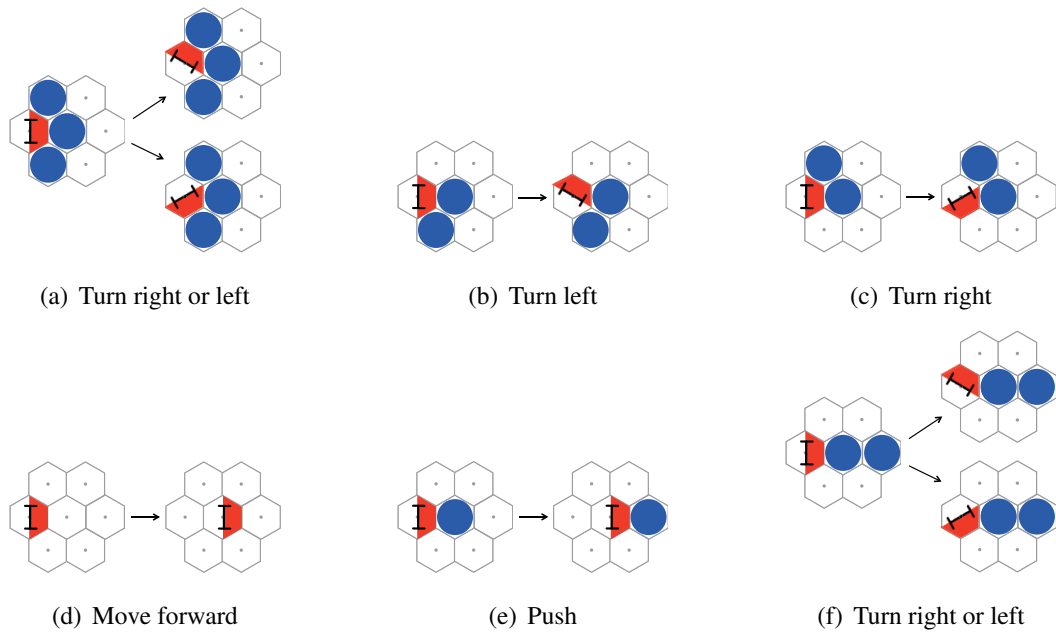


Fig. 3.3: Sense & Avoid rule in the hexagonal cellular space

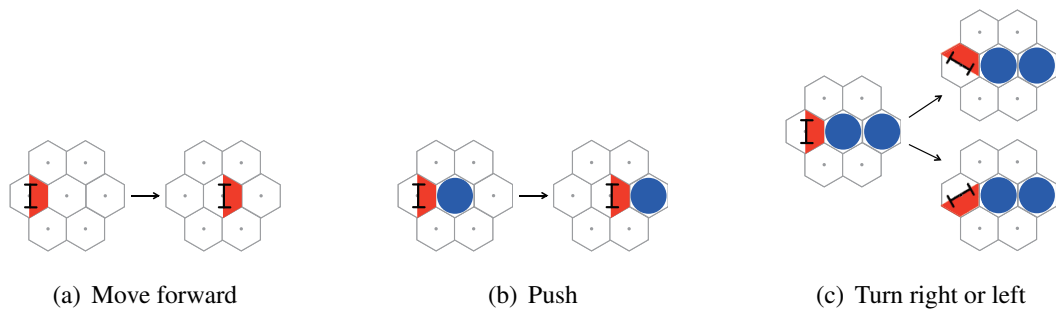


Fig. 3.4: Push & Turn rule in the hexagonal cellular space

Push & Turn ルールに従って動くロボットは自身の前方のセルおよびその前方のセルの2つのセルの状態から自身の行動を以下のように決める。

Rule 2 (Push & Turn rule)

- 前方のセルが空の場合：前方のセルに進む (Fig. 3.4(a)).
- 単体の物体が存在する場合：前方のセルに物体を押し進める (Fig. 3.4(b)).
- それ以外の場合：左右どちらかに **ランダムに** 向きを変える (Fig. 3.4(c)).

Pull & Turn ルールに従って動くロボットは自身の前方のセルおよび自身の後方のセルの2つのセルの状態から自身の行動を決定する。

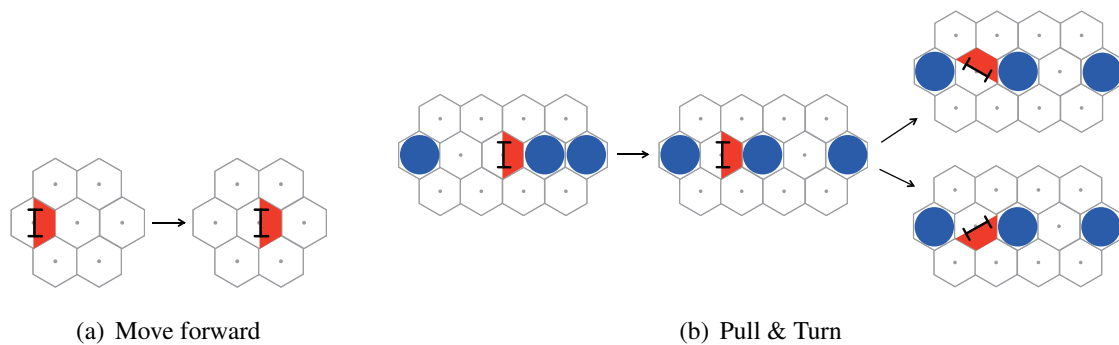


Fig. 3.5: Pull & Turn rule in the hexagonal cellular space

Rule 3 (Pull & Turn rule)

- 前方のセルが空の場合：前方のセルに進む (Fig. 3.5(a)).
- 前方のセルに物体が存在 and 後方のセルが空の場合：前方のセルに存在する物体をひっぱり、後方のセルに進む (Fig. 3.5(b)).
- 前方のセルに物体が存在 and 後方のセルに物体が存在する場合：左右どちらかに ランダムに 向きを変える (Fig. 3.5(b)).

まず、上記のように定義した3種類の行動ルールによって凝集現象、および拡散現象が発現することを確認する。さらに物体凝集プロセスおよび平衡状態を評価指標に基づき統計的に解析する。

Sense & Avoid ロボット

フィールドが $20 \times 20 = 400$ ($N = 20$) のセルで埋め尽くされているとし、20 台の Sense & Avoid ロボットと 40 個の物体をランダムな初期状態にて配置する。Fig. 3.6 はシミュレーションの様子であり、4 から 7 つの物体で小さいクラスタを形成していることが分かる。初期状態を変えてシミュレーションを行った場合にも、パターン形成プロセスや凝集結果の違いはほとんど見られなかった。

Push & Turn ロボット

この場合も、フィールドが $20 \times 20 = 400$ ($N = 20$) のセルで埋め尽くされているとする。そして、20 台の Push & Turn ロボットと 40 個の物体をランダムな初期状態にて配置する。Fig. 3.7 はシミュレーションの様子であり、物体凝集が実現されていることが分かる。物体凝集の過程を見てみるとまず、物体が“核”となる小さいクラスタを形成し、ロボットがそのク

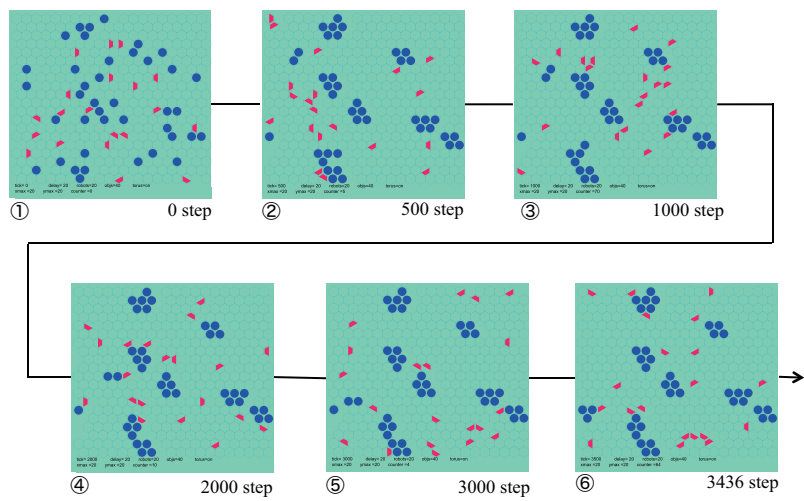


Fig. 3.6: A clustering example by Sense & Avoid robots in spatial discretized system

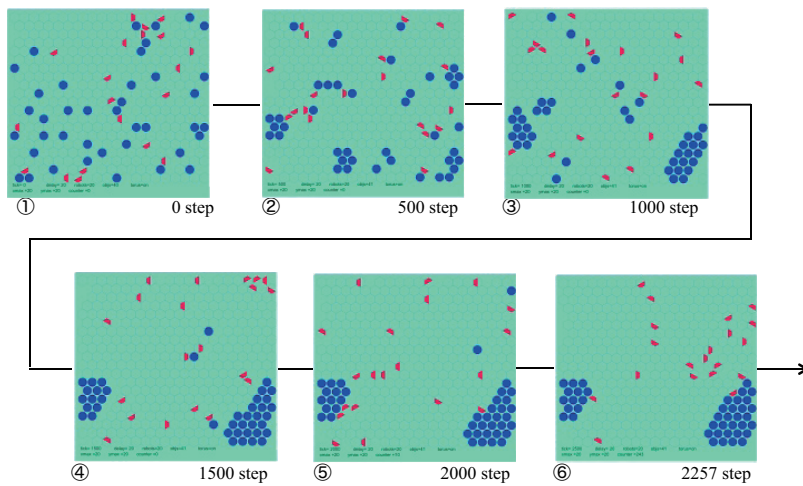


Fig. 3.7: A clustering example by Push & Turn robots in spatial discretized system

ラスタに周りの物体を集めることでクラスタが成長している様子が確認できる。また、ロボットによって小さなクラスタは個々の物体に分離され、分離されないほど成長したクラスタに統合されていることが分かる。そして、ほとんどの物体がおおよそ2,000ステップ後には1つの塊を形成している。

2つの異なるルールに従って動くロボットによる凝集現象の最終状態を比較すると、Push & Turn ルールの方が、Sense & Avoid ルールの場合に比べ、大きなクラスタが形成されることが分かる。

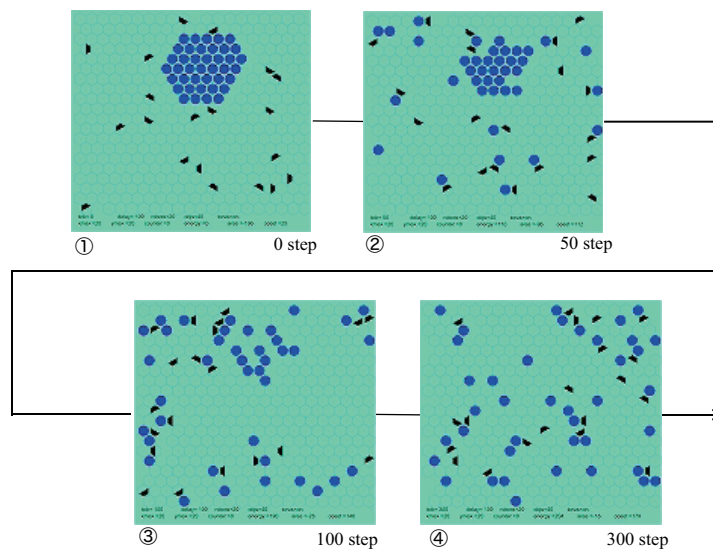
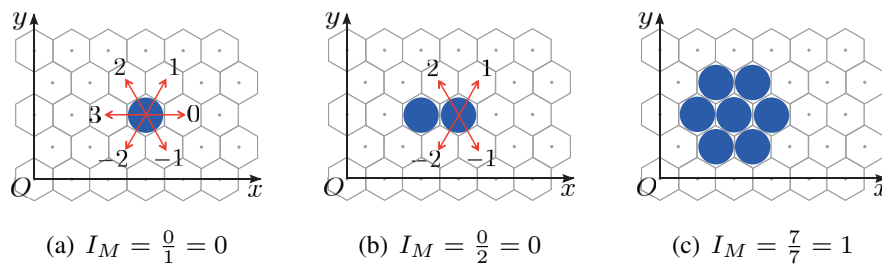


Fig. 3.8: A scattering example by Pull & Turn robots in spatial discretized system

Fig. 3.9: Examples: the ratios of immobile objects I_M

Pull & Turn ロボット

この場合もフィールドが $20 \times 20 = 400$ ($N = 20$) のセルで埋め尽くされているとする。そして、20 台の Pull & Turn ロボットをランダムな初期状態にて配置し、40 個の物体は凝集させた状態にて配置する。Fig. 3.8 はシミュレーションの様子であり、物体が拡散していく過程が観察できる。拡散の過程を見てみるとロボットによってクラスターが外側から徐々に個々の物体に分離され、最終的にすべての物体が拡散していることが分かる。

3.2.2 評価指標

ここでは凝集というパターン形成のプロセスを定量的に解析・評価するための指標を導入する。

Definition 2 (不動オブジェクト比率) まず $k \in \mathbb{N}$ を各物体に割り振った番号とする．そのとき、 k 番の物体の可動指数 M_k を、ロボットによって動くことのできる物体の方向の数と定義すると、 $M_k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ と表現できる．

今、物体の部分集合を $C \subseteq \mathbb{N}$ と定義する．部分集合内の物体の可動指数を合計することで、以下のように計算でき、部分集合 C における可動指数と呼ぶこととする．

$$M_C = \sum_{k \in C} M_k. \quad (3.1)$$

そして、物体の**不動オブジェクト比率** I_M をすべての物体の集合 C に対する可動指数 $M_k = 0$ となる物体の集合の比と定義する．

実際に Push & Turn ロボットを用いて不動オブジェクト比率 I_M の計算例を示す*1．今、Fig. 3.9(a) のように 1 つの物体 ($k = 1$) がすべての方向に動けるとすると、その不動オブジェクト比率は 0 である．さらに、2 つの物体 $k \in C = \{1, 2\}$ が Fig. 3.9(b) のように隣同士に位置している場合も同様、不動オブジェクト比率は 0 と計算できる．そして、1 つの物体が Fig. 3.9(c) のように 6 つの物体によって囲まれているとき、このクラスタは Push & Turn ロボットのみでは動かすことのできない不変クラスタとなる．このとき、可動指数は $M_C = 0$ となるため、不動オブジェクト比率 I_M は 1 となる．また、Fig. 3.9(c) のように最も少ない数の物体で構成される不変クラスタを**最小不変クラスタ**と呼ぶ．

Push & Turn ロボットによるクラスタ形成を例にそのプロセスを考えると、Fig. 3.10 のように物体がランダムに散らばった初期状態から最小不変クラスタが形成され、さらにステップ数が増えるにつれて様々な場所でクラスタが成長していく．そこでクラスタ形成のプロセスを以下の“核”形成過程、成長過程の 2 過程に分割することでより詳細な解析を進める*2．

1. “核”形成過程

Fig. 3.10 のように初期状態から最小不変クラスタが最初に形成されるまでの過程を“核”形成過程と呼ぶ．

2. 成長過程

最小不変クラスタが形成されてからクラスタが成長していく過程を成長過程と呼ぶ．

すなわち、Push & Turn ロボットによるクラスタ形成の最終状態ではクラスタを形成している物体は必ず最小不変クラスタの一部となっている．最小不変クラスタは 7 つの物体で形成される凸形状であるため、クラスタは凸形状が成長した形となることが多いが Fig. 3.11 によ

*1 不動オブジェクト比率はロボットのルールに依存する．

*2 ここではまず 2 つの過程に分割しているが、4 章では破壊を含めた 3 つの過程に分割することを試みる

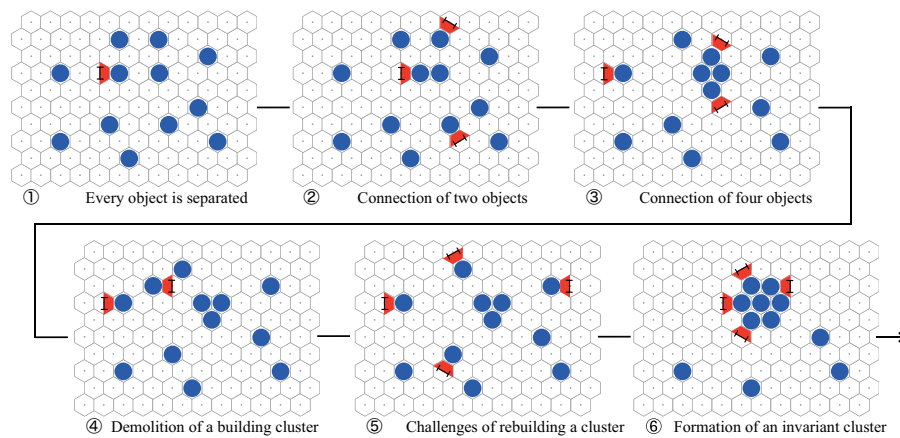


Fig. 3.10: A process to create the invariant cluster by Push & Turn robots

に凹形状になるケースも当然存在する。また、今回は六角格子を用いているため、最小不変クラスタは六角形の形状となるが、Fig. 3.12 のように正方格子を用いて離散化した場合の最小不変クラスタは正方形の形状となるため、形成されるクラスタは正方形を組み合わせたものとなる。

次に、最終的に形成されたクラスタの大きさをはかる指標として以下のような**輪郭長 L** を定義する。

Definition 3 (輪郭長) 輪郭長 L をすべての物体が面している空のセルの数の合計とする^{*3}。

輪郭長の計算例を以下に示す。Fig. 3.9(a) のように物体が孤立して存在する場合、その輪郭長 L は 6 となる。さらに、Fig. 3.9(b) のように 2 つの物体が隣接しているとき、輪郭長 L は 8 となる。そして、Fig. 3.9(c) のように最小不変クラスタを形成しているとき、輪郭長 L は 12 となる。

輪郭長 L は塊の大きさに依存しており、物体の数が固定のとき、 L はすべての物体が孤立して存在するとき（物体が全く隣接していないとき）、最大となり、その一方で物体が（できるだけ凸形状の）1 つのクラスタを形成しているとき最小となる。

^{*3} ここではクラスタの外接セル数を用いて輪郭長を定義しているが、内接セル数を用いてもほぼ同様の議論ができる。

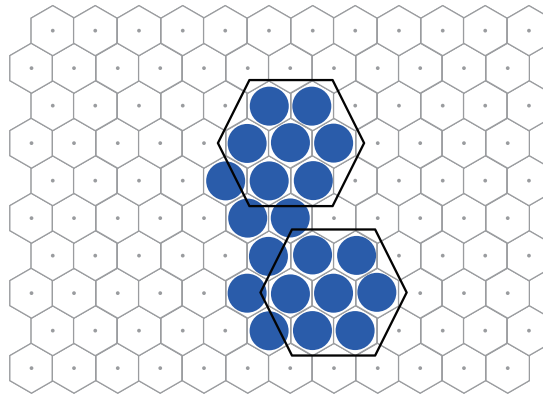


Fig. 3.11: An example of cluster shapes in the final states: formed terrain patterns are a combination of the smallest invariant clusters

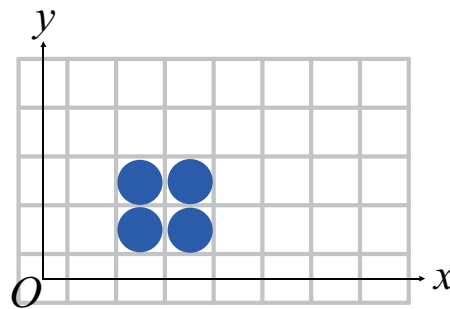


Fig. 3.12: Different shapes of the smallest invariant cluster in the square cellular space

3.3 パターンの形成プロセス-凝集と拡散はいかにして進行するか？-

Push & Turn robot: 500 個の物体を用いた場合

まず, Push & Turn ロボットに焦点を当て, フィールドの大きさに対してロボットおよび物体の数を変化させた際のパターン形成プロセスの違いを調べる. フィールドの大きさを $100 \times 100 = 10,000$ ($N = 100$) に固定し, 物体の数を 500 個 (フィールドの数の 5%) と 1,000 個 (10%) に, ロボットの数 100 台 (1%) から 4,000 台 (40%) まで変化させた場合の凝集というパターン形成を解析する.

まず, 物体の数を 500 個に, すなわち物体の充填率を 5% に固定する. そして, ロボット

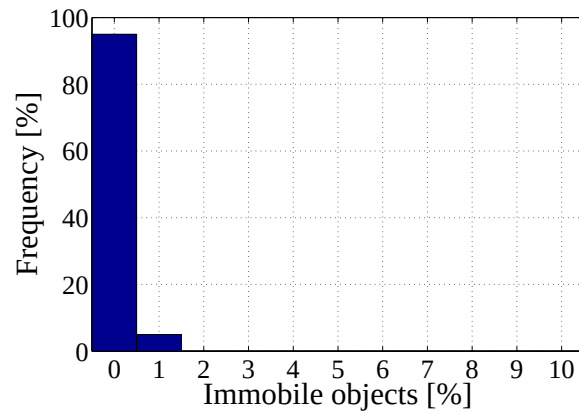


Fig. 3.13: Distribution of the initial ratio of immobile objects for 500 objects in the case of using Push & Turn robots

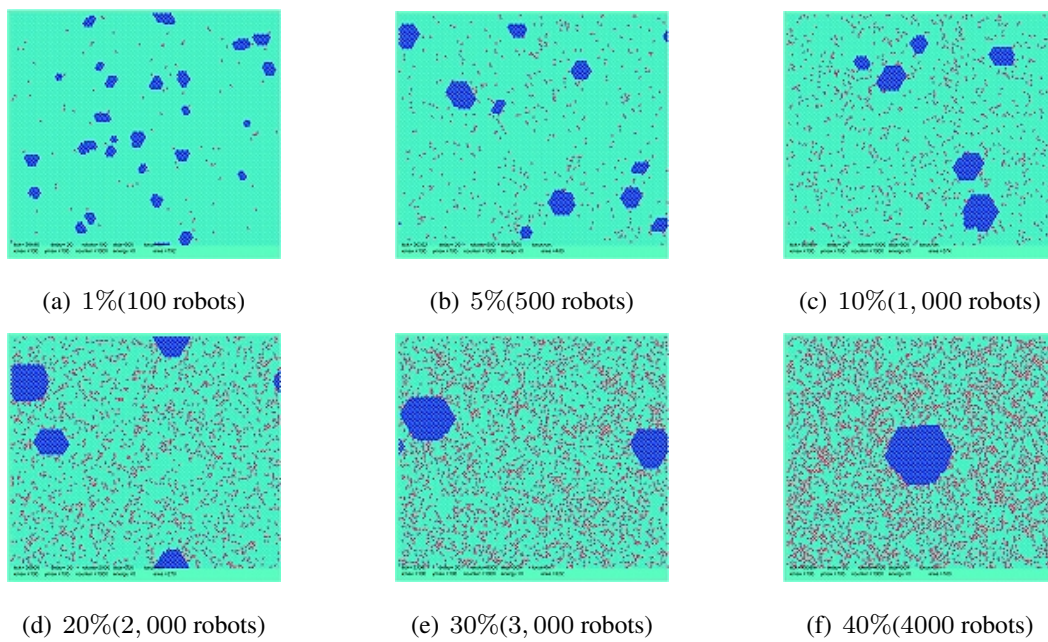


Fig. 3.14: Final states for different densities of Push & Turn robots in the case of 500 objects

の充填率を 1, 5, 10, 20, 30, 40% に変化させ、ロボットの各充填率に対して物体とロボットをランダムな初期状態に配置し、シミュレーションを 100 回繰り返し行った。このとき、初期不動オブジェクト比率の分布は Fig. 3.13 のようになり、一定値付近に分布していることが分かる。このことは、初期条件における散らばりの程度がほぼ同じであることを示唆している。Fig. 3.14 はロボットの充填率が 1, 5, 10, 20, 30, 40% におけるシミュレーション結果を示す。

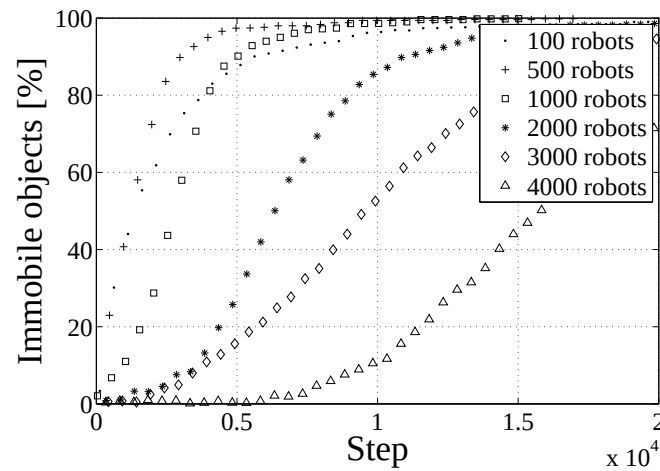


Fig. 3.15: Time histories of the ratio of immobile objects for different densities of Push & Turn robots in the case of 500 objects

このときのそれぞれのロボットの充填率のステップ数に対する不動オブジェクト比率の変化を Fig. 3.15 に示す。また、Table 3.1 に不変クラスタが最初に形成されるまで（核形成過程）のステップ数の 100 回の平均値を示す。Table 3.1 から核形成過程のステップ数はロボットの充填率が 5% で最も小さくなっていること、1% では大きく、また充填率が増加するに従って大きくなっていることが分かる。また、Fig. 3.15 からロボットの充填率の増加に伴って核形成過程が長くなっていることが確認できる。この傾向は以下のように考えることができる。ロボットの充填率が増加するにつれて、物体がより動かされやすくなる。このことは充填率がある値で核形成過程のステップ数が最も短くなること、および、高い充填率は Fig.3.16 のような不変クラスタになる前の“早期クラスタの破壊”を起こしやすくさせることを示唆している。さらに、Fig. 3.15 から不変クラスタの形成とともに不動オブジェクト比率が増加する成長過程

Table 3.1 Duration of core-creating phase in the case of 500 objects

Robot density[%]	1%	5%	10%	20%	30%	40%
Initial phase[steps]	305	154	245	924	2725	4876

Table 3.2 Coast length L in the final state

Robot density[%]	1%	5%	10%	20%	30%	40%
Coast length L	453	301	200	130	111	102

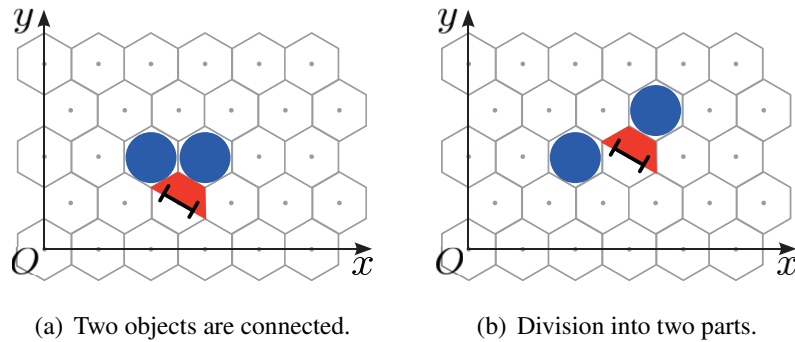


Fig. 3.16: Demolition of premature cluster

に入っていること、および不動オブジェクト比率がある閾値を下回ると不動オブジェクト比率の増加が緩やかになっていることも確認できる。

また、Table 3.2 はロボットの各充填率に対する最終状態の輪郭長 L の 100 回の平均値を、Fig. 3.17 に形成されたクラスタ数の分布を示す。ロボットの充填率の増加に伴って、輪郭長 L およびクラスタ数が単調に減少していることが分かる。

Push & Turn robot: 1,000 個の物体を用いた場合

次に、物体を 1,000 個（フィールドに対して 10% の充填率）を用いた場合を考える。ロボットの充填率を先ほどの場合と同様 1, 5, 10, 20, 30, 40% に変化させ、シミュレーションを行う。

そして、ロボットの各充填率に対して物体とロボットをランダムな初期状態に配置して、シミュレーションを 100 回繰り返し行なった。このとき、初期不動オブジェクト比率の分布は Fig. 3.18 のようになり、一定値付近に分布していることが分かる。Fig. 3.19 にロボットの充填率が 1, 5, 10, 20, 30, 40% の際の 1 つのシミュレーション結果を、Fig. 3.20 に各ロボットの充填率における不動オブジェクト比率の時間変化を示す。また、Table 3.3 に不変クラスタが最初に形成されるまでのステップ数の 100 回の平均値を示す。Table 3.3 から充填率が増加し

Table 3.3 Duration of the core-creating phase (1,000 objects)

Robot density[%]	1%	5%	10%	20%	30%	40%
Initial phase	196	56	41	46	71	90

Table 3.4 Coast length L in the final state

Robot density[%]	1%	5%	10%	20%	30%	40%
Coast length L	938	779	638	496	427	408

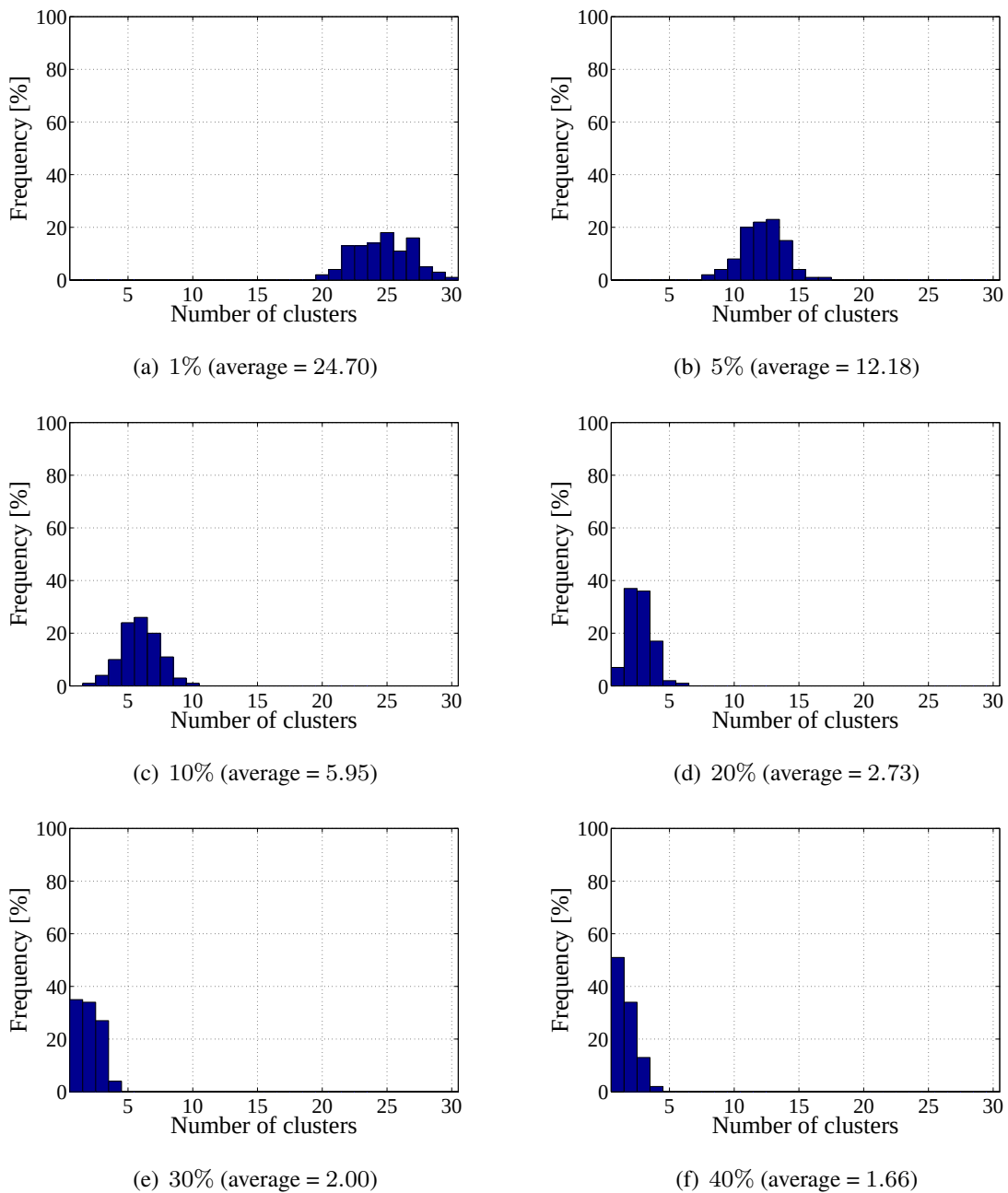


Fig. 3.17: Histograms of the number of formed clusters for different densities of Push & Turn robots

でも先ほどの場合（物体の充填率が5%の場合）と比べ、核形成過程の長さがあまり変化していないことが分かる。このことは、先ほどの場合に比べ物体の充填率が高いため、不変クラスターが形成されやすいと考えることができ、さらに、最初の不変クラスターがすぐに形成されるた

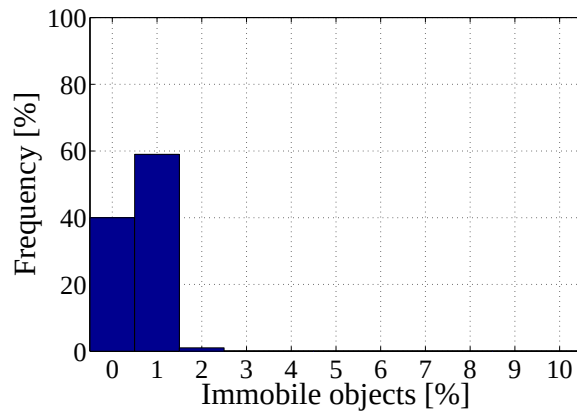


Fig. 3.18: Distribution of the initial ratio of immobile objects for 1,000 objects in the case of using Push & Turn robots

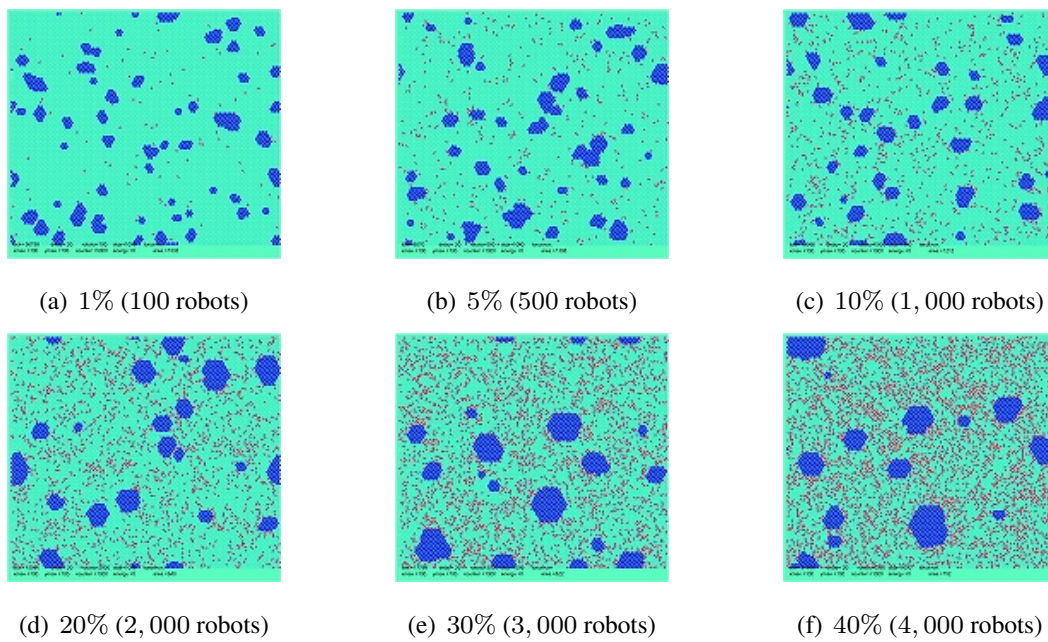


Fig. 3.19: Final states for different densities of Push & Turn robots in the case of 1,000 objects

め核形成過程が短く、すぐに成長過程に入っていることも Fig. 3.20 から確認できる。

Table 3.4 はロボットの各充填率に対する最終状態の輪郭長 L の平均値を示している。輪郭長 L の傾向としてはさきほどの場合とほとんど変わりはない（すなわちロボットの充填率の増加に伴って L が単調減少する）。しかしながら、その値は予想される値（物体の数が倍になったとき、 $\sqrt{2}$ 倍大きくなることが予想される）より大きくなっていることが分かる。このこと

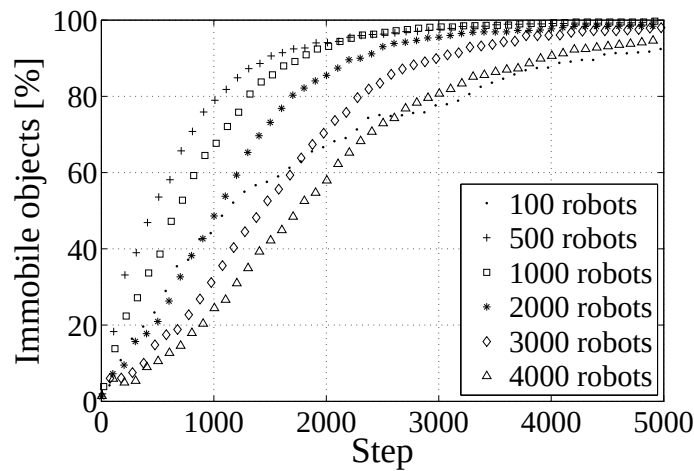


Fig. 3.20: Time histories of the ratio of immobile objects for different densities of Push & Turn robots in the case of 1,000 objects

は、ロボットの充填率が40%のときでさえ、Fig. 3.19(f)のように大小十数個のクラスタが形成されていることから確認できる。

Sense & Avoid ロボット：500 個の物体を用いた場合

次に、Sense & Avoid ロボットに焦点を当て、Push & Turn ロボットのとときと同様、フィールドの大きさを $100 \times 100 = 10,000$ ($N = 100$) に固定する。また、物体の数を500個（フィールドの数の5%）に固定し、ロボットの数を10台（1%）から4,000台（40%）に変化させシミュレーションを行う。

ロボットの各充填率に対して物体とロボットをランダムな初期状態に配置して、シミュレーションを100回繰り返し行った。このとき、初期不動オブジェクト比率の分布はFig. 3.21のようになり、一定値付近に分布していることが分かる。Fig. 3.22はロボットの充填率が1, 5, 10, 20, 30, 40%の際のシミュレーション結果を一例を示している。また、ロボットの各充填率に対する最終状態の輪郭長 L の100回の平均値をTable 3.5に示す。Table 3.5からSense & Avoid ロボットはロボットの充填率を変化させても輪郭長 L はほとんど変化していないこ

Table 3.5 Coast length L in the final state

Robot density[%]	1%	5%	10%	20%	30%	40%
Coast length L	1,144	1,141	1,145	1,155	1,162	1,171

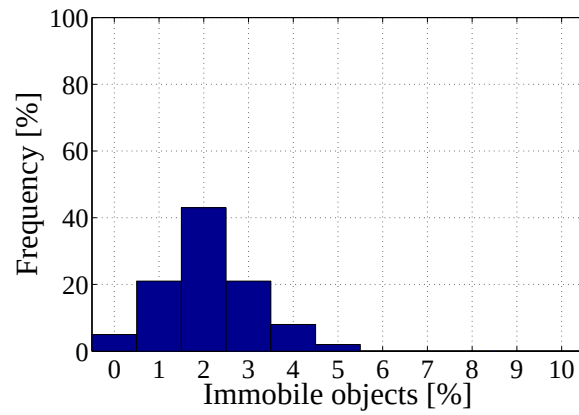


Fig. 3.21: Distribution of the initial ratio of immobile objects for 500 objects in the case of using Sense & Avoid robots

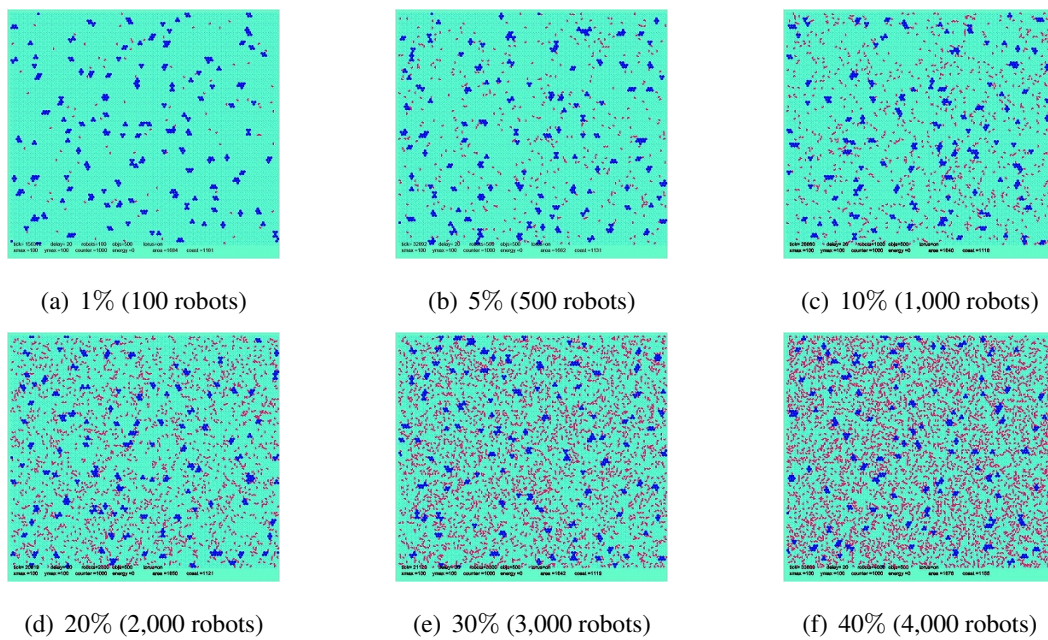


Fig. 3.22: Final states for different densities of Sense & Avoid Robots in the case of 500 objects

とが分かる。さらに、物体の充填率を変化させてシミュレーションを行った場合でも同様の結果が得られた。上記の結果は Sense & Avoid ロボットでは Push & Turn ロボットよりも少ない物体で不変クラスタが形成できる（3つの物体で最小不変クラスタが形成できる）ためと考えることができる。

3.4 まとめ

本章では分散ロボット群による創発的なクラスタ形成という陰的パターン誘導を抜本的に捉え直し、自律ロボットの衝突、回避行動のみを残した離散モデルとして、Sense & Avoid ロボット、Push & Turn ロボット、さらに Pull & Turn ロボットを導入した。さらに、クラスタの形成プロセスを定量的に評価する指標（不動オブジェクト比率、輪郭長など）を導入し、Push & Turn ロボット、Sense & Avoid ロボットによるクラスタ形成を統計的手法を用いて解析した。

まず、Push & Turn ロボットによるクラスタ形成においては“壊されない”最小不変クラスタ（7つの物体で構成されるクラスタ）が形成されるまでの核形成過程がロボットの充填率の増加に伴って長くなること、すなわちロボット数の増加に伴ってクラスタ形成が必ずしも早くなるわけではないこと、および最終的に形成されるクラスタ数に違いが生まれることを確認した。その一方で、Sense & Avoid ロボットによるクラスタ形成では、3つの物体で“壊されない”最小不変クラスタが形成されるため、ロボットの充填率を変化させたとしても“核”形成過程の長さに大きな差は見られないことが分かった。

第4章 群れのヘテロ戦略から生み出される陰的パターン誘導

4.1 背景

これまでロボットに Push & Turn ルール, Sense & Avoid ルール, Pull & Turn ルールという動作戦略を与え, それぞれの動作戦略から生み出されるクラスタ形成・破壊という陰的パターン誘導の解析を行ってきた. Push & Turn ロボットや Sense & Avoid ロボットによるクラスタ形成においてはひとたび不変クラスタが形成されるとそのクラスタは“決して”壊されることはないため, それぞれの動作戦略のみではクラスタ形成過程や最終状態を制御することは難しい. そこで, Push & Turn ロボットや Sense & Avoid ロボットによるクラスタの形成と Pull & Turn ロボットによるクラスタの破壊とをうまく混ぜることでクラスタ形成を制御できるのではないかと考えるに至った.

本章では, ヘテロな動作戦略, 例えば Push & Turn ルール, Pull & Turn ルールという動作戦略に従って動くロボット群を時間的・空間的に混在させることでクラスタ形成・破壊というパターンがどのように変化していくのかを考える^{*1}. 具体的には全体の物体に対して, どれほどの物体をクラスタとして凝集するかという「クラスタ形成率 (不動オブジェクト比率)」, 物体を最終的にいくつのクラスタに凝集するかという「最終クラスタ数」, および物体をどこに凝集するかという「クラスタ形成位置」に着目し, それぞれ解析を行う.

まず, ヘテロな動作戦略を単純に空間的に混在させた場合の影響を解析する. そして, 各ロボットが自身の局所的な行動履歴 (物体を動かした, 動かさなかったという行動履歴) から大域的なシステムの過渡状態 (不動オブジェクト比率) を推定する手法, および平衡状態 (最終クラスタ数) を予測する手法, いわば「陰的オブザーバ設計」手法を提案する. その上で, 各

^{*1} 本章ではクラスタ形成に Push & Turn ロボットを用いているが, Sense & Avoid ロボットを用いた場合においてもほぼ同様の議論は可能である.

ロボットがシステムの推定・予測に基づき、ヘテロな動作戦略（Push & Turn ルールと Pull & Turn ルール）を自律的かつ動的に切り替える「ヘテロな動作戦略の動的スイッチング」を提案し、シミュレーションにて提案手法の妥当性を検証する。

4.2 パターンの形成プロセスにおけるヘテロな戦略混合が与える影響

まず、Push & Turn ルールと Pull & Turn ルールというヘテロな動作戦略に従って動くロボット群を空間的に混在した場合にパターン形成がどのように変化するか解析する。

4.2.1 環境設定

フィールドの大きさを $100 \times 100 = 10,000$ ($N = 100$) に固定し、物体の数を 500 個（フィールドの 5%）に設定する。Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットの合計数は 1,000 台（フィールドの 10%）に固定し、ロボット合計数に対する Pull & Turn ロボットの充填率を 0 – 10% に変化させ、シミュレーションを行う。

4.2.2 過渡状態の指標-不動オブジェクト比率の解析

Pull & Turn ロボットの充填率が 0, 1, 2, 4, 5, 10% における 10 万ステップ後におけるシミュレーション結果の一例を Fig. 4.1 に示す。また、不動オブジェクト比率の時間変化を Fig. 4.2 に示す。さらに、9 万ステップから 10 万ステップにおける不動オブジェクト比率 I_M の分布をヒストグラムとして Fig. 4.3 に示す。Fig. 4.3 から、不動オブジェクト比率 I_M がある一定の範囲内で動的平衡状態となっていることが分かる。また、Fig. 4.1, Fig. 4.2 から Pull & Turn ロボットの充填率の増加に伴って不動オブジェクト比率 I_M が減少していき、Pull & Turn ロボットが一定値以上の高い充填率ではクラスタが形成されないことも分かる。このようにロボット全体に対して Pull & Turn ロボットが 10% 程度含まれるとクラスタは形成されない。この Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットの非同等性に関する考察は（付録 A）にて行う。Pull & Turn ロボットの充填率と不動オブジェクト比率 I_M の関係を Fig. 4.4 に示す。Fig. 4.4 に対して回帰分析を行うと、回帰曲線と寄与率はそれぞれ以下のように求めることができる。

$$y = -13.2x + 102, \quad (4.1)$$

$$r^2 = 0.917. \quad (4.2)$$

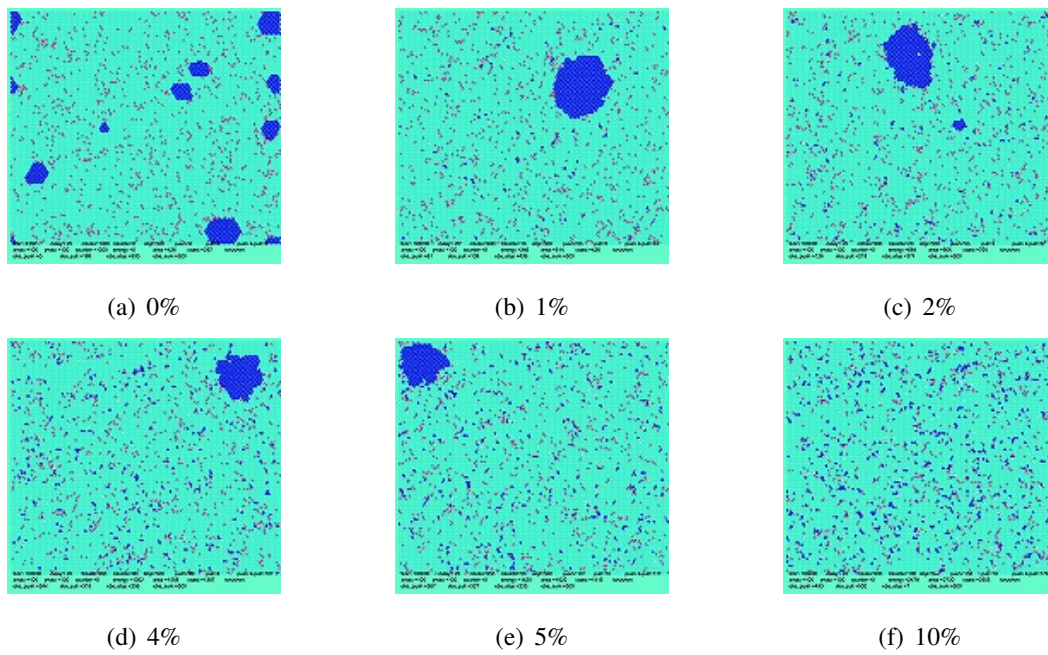


Fig. 4.1: Simulation results for various densities of heterogeneous agents

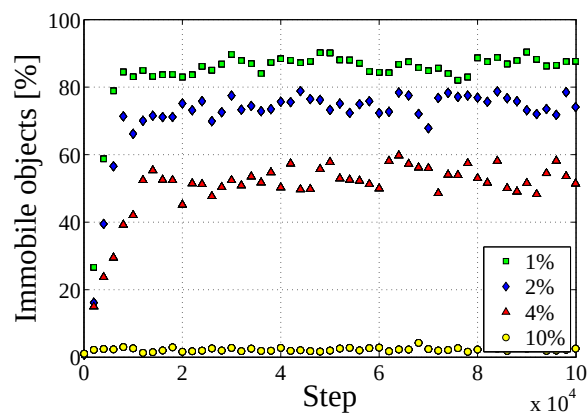


Fig. 4.2: Changes of the ratio of immobile objects for various densities of heterogeneous agents

この結果から、Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットという異なる動作戦略を有するロボット群の混在割合を入力としてシステムに与えることで不動オブジェクト比率を制御できることが分かる。

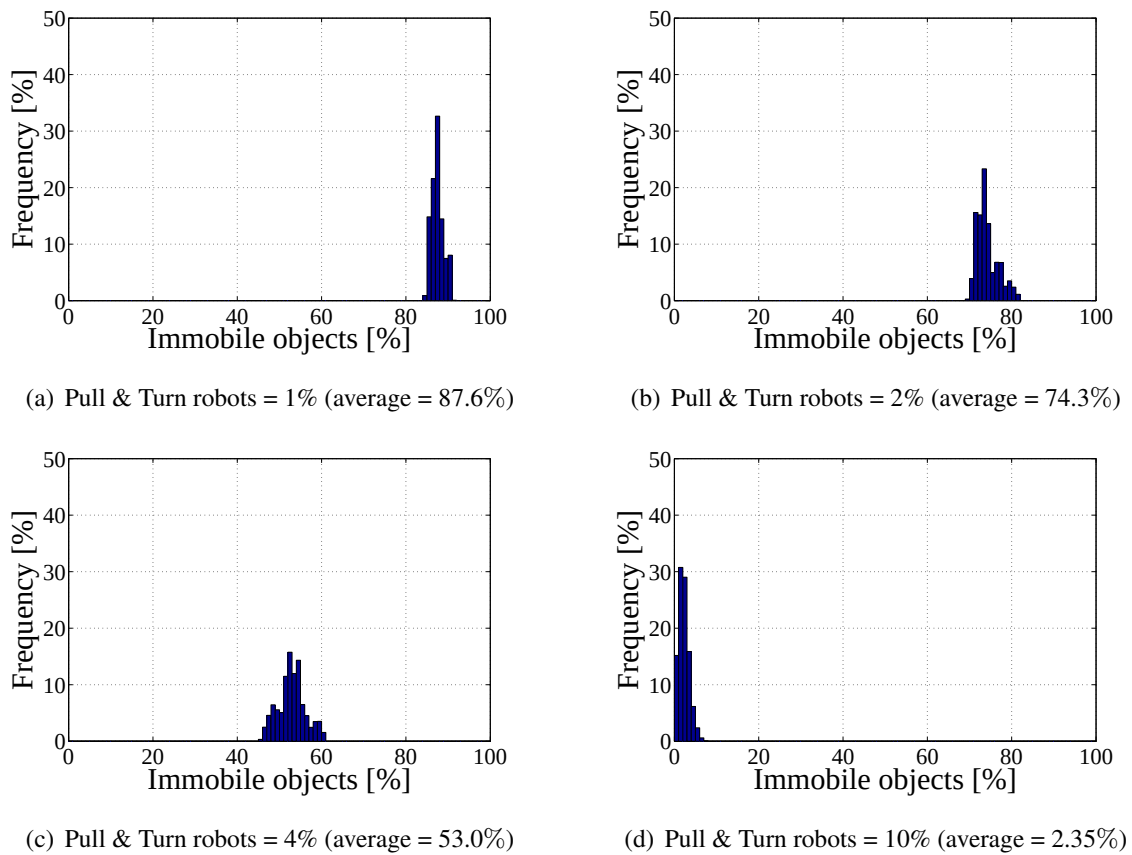


Fig. 4.3: Histograms of the ratio of immobile objects for various densities of heterogeneous agents

4.2.3 平衡状態の指標-最終クラスタ数解析

次に Push & Turn ルールと Pull & Turn ルールというヘテロな動作戦略に従って動くロボット群を空間的に混在した場合における最終クラスタ数の解析を行う。

まず、Push & Turn ルールという同質な動作戦略から形成させるクラスタ数を解析する。シミュレーションを 100 回繰り返し行い、形成されたクラスタ数のヒストグラムを Fig. 4.5(a) に示す。Fig. 4.5(a) から Push & Turn ロボットのみで形成されるクラスタ数は 5, 6 個をピークとして分布していることが分かる。

次に、ヘテロな動作戦略のロボット群が空間的に混在した場合に形成されるクラスタ数を考える。1,000 台のロボットのうち、Pull & Turn ロボットを 4% 混在し、シミュレーションを 100 回繰り返し行う。Fig. 4.1(b) は形成されたクラスタ数のヒストグラムを示しており、す

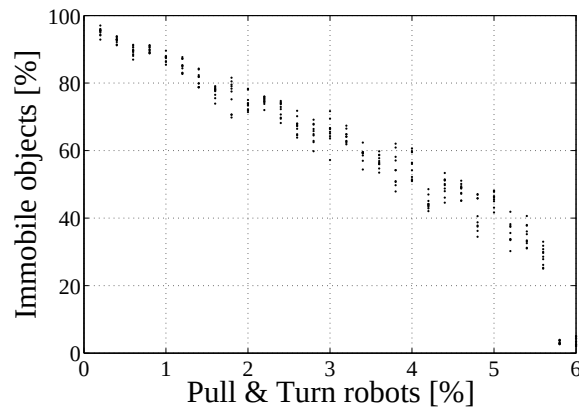


Fig. 4.4: Ratio of Pull & Turn robots v.s Ratio of immobile objects

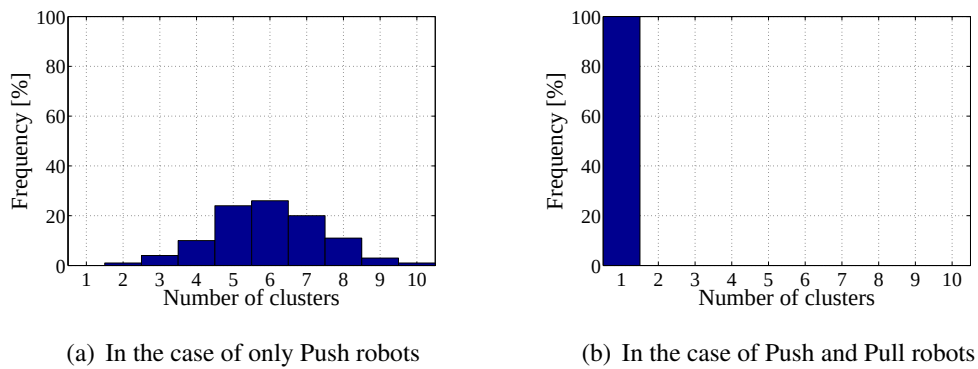


Fig. 4.5: Statistical analyses of the number of formed clusters

すべての場合において1つのクラスタが形成されていることが分かる。このことは Pull & Turn ルールで動くロボットがクラスタ形成において小さなクラスタを破壊する役割を担っていることを示唆している。

4.2.4 考察

本節では、空間的にヘテロな動作戦略を有するロボット群（Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボット）を混在させた場合のクラスタ形成率（不動オブジェクト比率）、クラスタ数の解析を行った。不動オブジェクト比率に関しては Pull & Turn ロボットの充填率に比例してその値が単調に小さくなることが分かった。またクラスタ数に関しては以下のように考えることができる。少数の Pull & Turn ロボットが長時間存在することはサイズの小さなクラスタの破壊、そしてサイズの大きなクラスタの形成・成長につながる。その一方で、多数の Pull & Turn

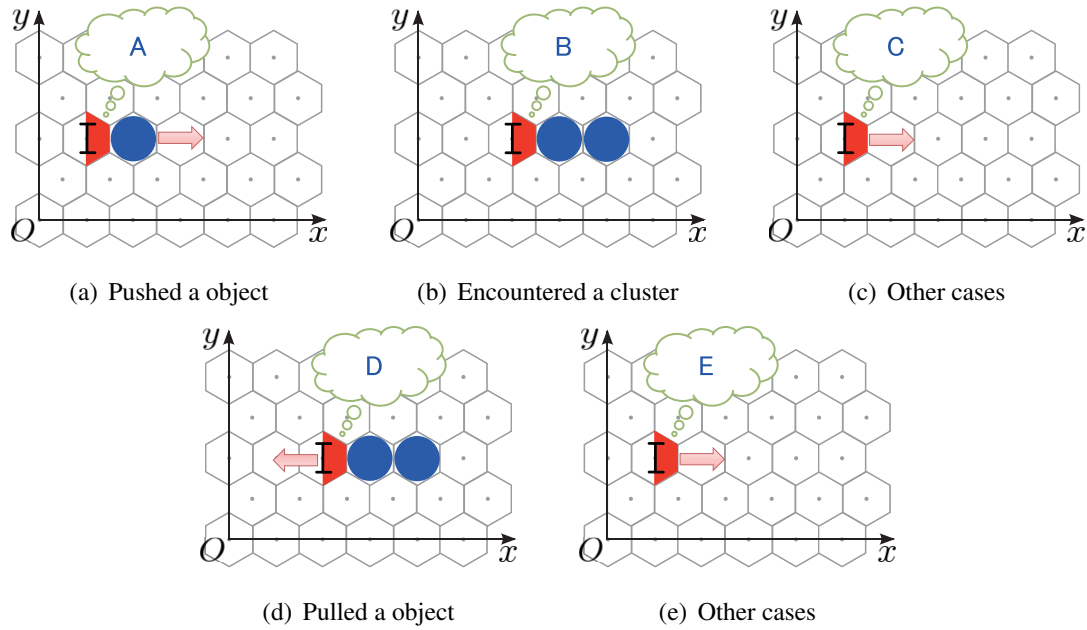


Fig. 4.6: Local action memory of the robot: 5 record patterns

ロボットが短時間存在することは大きなクラスタの破壊につながる。

このことから、ロボット群のヘテロな動作戦略（Push & Turn ルールと Pull & Turn ルール）をうまく調整することで不動オブジェクト比率およびクラスタ数制御につながると考えられる。

4.3 陰的オブザーバ設計：システムの状態推定・予測

クラスタ形成における不動オブジェクト比率，最終クラスタ数は当然システムの大域的な情報から計算する値である．ここでは，各ロボットが自身の持つ局所的な情報からどのようにシステムの過渡状態である不動オブジェクト比率，および最終クラスタ数を推定・予測するか，いわば「陰的オブザーバ設計」手法について議論する．そして，各ロボットが自身の行動履歴からクラスタ形成の過渡状態，平衡状態といった大域的状態を推定・予測できることを述べる．

4.3.1 行動履歴の設定

今，各ロボットが Push & Turn ルールで動いている場合，および Pull & Turn ルールで動いている場合のそれぞれの動作戦略時において過去 m ステップ間の自身の作業率（“物体を動かした”，“物体を動かさなかった”），および“クラスタに遭遇した”という自身の行動履歴を記

憶できるものとする。

Push & Turn ルールに従って動く際には以下の行動履歴を記憶しておくものとする。

(A) Pushed a object (see Fig. 4.6(a)).

(B) Encountered a cluster (i.e. more than two objects are laid in front of the robot) (see Fig. 4.6(b)).

(C) Other cases (see Fig. 4.6(c)).

また、Pull & Turn ルールに従って動く際には以下の行動履歴を記憶しておくものとする。

(D) Pulled a object (see Fig. 4.6(d)).

(E) Other cases (see Fig. 4.6(e)).

すなわち、各ロボットは過去 m ステップ分の行動履歴“(A), (B), (C), (D), (E)”を記憶していることになる。例えば、 $m = 10$ のときは過去 10 ステップ分の履歴を保持する。その履歴が (B)(B)(C)(C)(A)(A)(B)(B)(B)(C) のときには、10 ステップに 2 回物体を押し、5 回クラスタに遭遇し、3 回その他の行動をしたことになる。

4.3.2 不動オブジェクト比率の推定

ここで**被移動率**という評価指標を導入する。

Definition 4 (被移動率) 各ステップにおけるすべての物体の集合 C に対してロボットによって動かされた物体の比を**被移動率** F と定義する。

不動オブジェクト比率 I_M は各ステップにおけるすべての物体の集合に対して可動指数が 0 となる物体との比率である。また被移動率 F は各ステップにおける可動指数が 0 ではない物体の中で実際にロボットによって動かされた物体数の物体全体における比率である^{*2}。このことから、不動オブジェクト比率 I_M 、および被移動率 F には相関があることが推察される。そこで、不動オブジェクト比率 I_M と被移動率 F との関係について解析を行う。まず、物体全体に対して Push & Turn ロボットによって動かされている物体比率（被移動率 F ）と不動オブジェクト比率 I_M の関係を Fig. 4.7 に示す。被移動率 F と不動オブジェクト比率 I_M との関

^{*2} 不動オブジェクト比率、被移動率は各ステップごとに時々刻々と変化する大域的な値である。

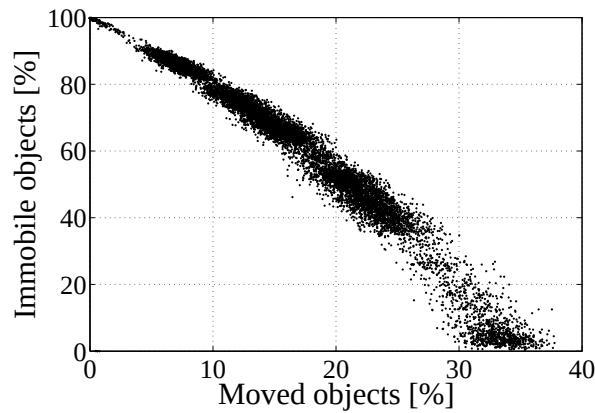


Fig. 4.7: Ratio of moved objects v.s Ratio of immobile objects

係を回帰分析にて求めると回帰直線と寄与率は以下のように求めることができる。

$$y = -2.82x + 107, \quad (4.3)$$

$$r^2 = 0.950. \quad (4.4)$$

この結果は被移動率 F から不動オブジェクト比率 I_M を推定可能であることを示唆している。不動オブジェクト比率 I_M 、被移動率 F は時々刻々と変化する大域的な値であるが、被移動率 F は、ロボットの局所的な行動履歴から推定できることが考えられる。例えば、ロボットの総数が1,000台、物体500個に対して、各ロボットが10ステップに1ステップ物体を動かしている（作業率10[%]）場合を考える。この場合、被移動率は $F = 20[\%]$ と推定でき、さらに、Fig. 4.7を用いることで不動オブジェクト比率をも推定できる。

4.3.3 最終クラスタ数の予測

次に、最終的に形成されたクラスタ数をどのように予測するかを述べる。実際に形成させたクラスタの数とロボットがステップ毎に遭遇するクラスタ数には相関があることが予想される。そこで形成されたクラスタ数とクラスタ遭遇率との関係を解析した。Fig. 4.8は単一および6つのクラスタが形成された際の1,000ステップ間におけるクラスタ遭遇数の分布を示す。そしてTable 4.1に形成されたクラスタ数と1,000ステップ間におけるクラスタ遭遇数の平均の関係を示す。Fig. 4.8およびTable 4.1から個々のロボットのクラスタ遭遇率からクラスタ数がある程度予測することが可能だと言える。

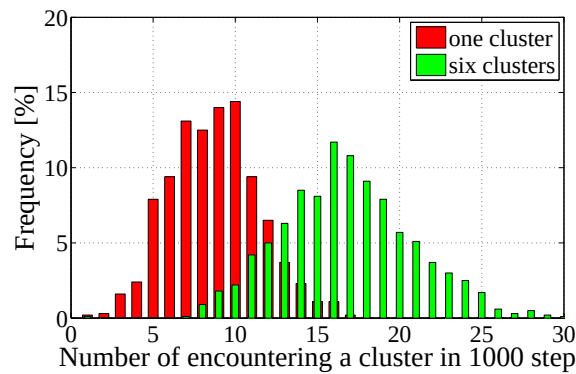


Fig. 4.8: Histograms of the number of encountering a cluster within 1,000 steps

4.4 不動オブジェクト比率の分散制御

前節にて，クラスタ形成の過渡状態である不動オブジェクト比率が各ロボットの局所的な行動履歴（作業率，クラスタ遭遇率）から推定できることを述べた．そこで，各ロボットの作業率（“物体を動かした”，“物体を動かさなかった”），およびクラスタ遭遇率という行動履歴から不動オブジェクト比率を推定し，ヘテロな動作戦略（Push & Turn ルールと Pull & Turn ルール）を自律的かつ動的に切り替えることで不動オブジェクト比率を制御できることを述べる．

4.4.1 提案手法：ヘテロな動作戦略の動的スイッチング

これまでの解析から，Push & Turn ルールという動作戦略はクラスタの**形成・成長**を，Pull & Turn ルールはクラスタの**破壊**を担っていると考えられる．そこで，Push & Turn ルールによるクラスタの成長と Pull & Turn ルールによるクラスタの破壊のバランスを保つことができれば，不動オブジェクト比率を制御できるのではないかと考えた．

ここでは，不動オブジェクト比率が各ロボットの局所的な行動履歴から推定可能であることを用いて，各ロボットが Push & Turn ルールと Pull & Turn ルールを自律的かつ動的に切り替え，不動オブジェクト比率を分散的に制御する手法，すなわち**ヘテロな動作戦略の動的スイッ**

Table 4.1 Average of the number of encountering a cluster within 1,000 steps

Number of clusters	1	2	3	4	5	6
Average number of encountering a cluster in 1000 steps	8.7	10.2	12.1	13.4	14.7	16.8

チングを提案する。

そこで、各ロボットがクラスタ形成における形成・成長・破壊過程を自律的に判断し、以下のように動的に切り替えていくことを考える。

形成・成長過程 + 推定

各ロボットは Push & Turn ルールという動作戦略に従って動く。同時に、過去 m ステップ間の自身の作業率（“物体を動かした”回数 a ，“物体を動かさなかった”回数 $b + c$ ）から不動オブジェクト比率を推定する。比率が $\frac{a+b+c}{a} \geq K_1$ (K_1 は閾値) の時、Pull & Turn ルールで動く破壊過程へと移行する。

破壊過程

各ロボットは Pull & Turn ルールという動作戦略に従って動く。そして、過去 m ステップ間の自身の作業率（“物体を動かした”回数 d ，“物体を動かさなかった”回数 e ）が閾値 $\frac{e}{d} \geq K_2$ (K_2 は閾値) の時、Push & Turn ルールで動く形成・成長戦略に切り替える。

4.4.2 シミュレーション：不動オブジェクト形成比率の分散制御

まず、各ロボットがどのタイミングで動作戦略を切り替えるか、すなわちパラメータ K_1, K_2 を設定する。目標の不動オブジェクト比率の値に対して、Fig. 4.7 を用いて被移動率を決定し、その値から閾値 K_1 の値を設定する。例えば、目標の不動オブジェクト比率の値が 40 – 60[%] の場合には Fig. 4.7 の不動オブジェクト比率 40 – 60[%] におけるグラフとの交点から被移動率 $F = 20$ [%] と設定する。物体数は 500 個であるため、被移動率 $F = 20$ [%] のとき、各ステップごとに 100 個の物体が動いていることになる。ロボット数は 1,000 台であることから、各ロボットが平均して 10 ステップに 1 回物体を動かしている値、すなわち $K_1 = 10$ を閾値として設定する。

シミュレーション環境としてはフィールドの大きさを $100 \times 100 = 10,000$ ($N = 100$) に固定し、物体の数を 500 個（フィールドの 5%）、ロボットの数を 1,000 台（フィールドの 10%）にて行う。

閾値 K_1 を $K_1 = 10$ に固定し、Pull & Turn ルールから Push & Turn ルールへ切り替えるタイミング K_2 を変化させ、シミュレーションを行った。このとき、各ロボットの記憶の長さ m は $m = 3,000$ ステップに設定している。Fig. 4.9 に $K_1 = 10, K_2 = 1$ に設定した際のシミュレーションの様子を示し、Fig. 4.10 に K_2 の値を変化させた際の不動オブジェクト比率の変化を示す。

次に、Pull & Turn ルールから Push & Turn ルールへ切り替えるタイミング K_2 を $K_2 = 1$ に

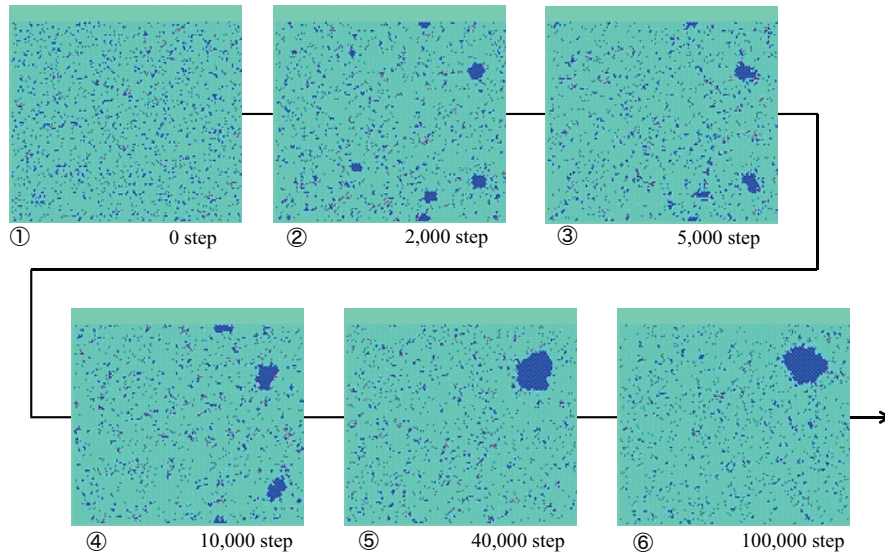


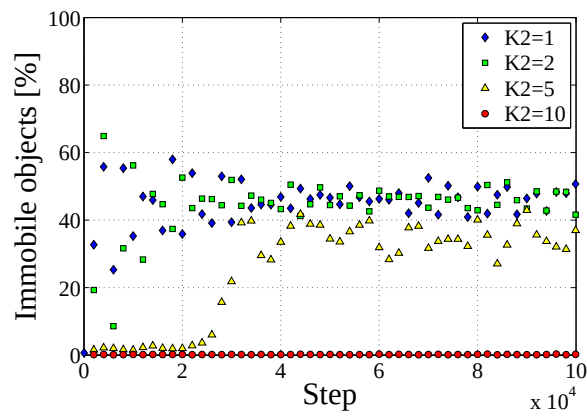
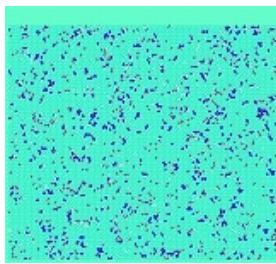
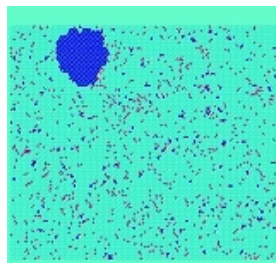
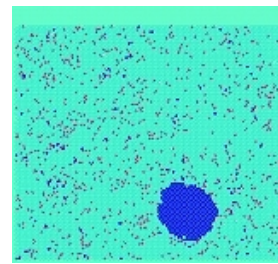
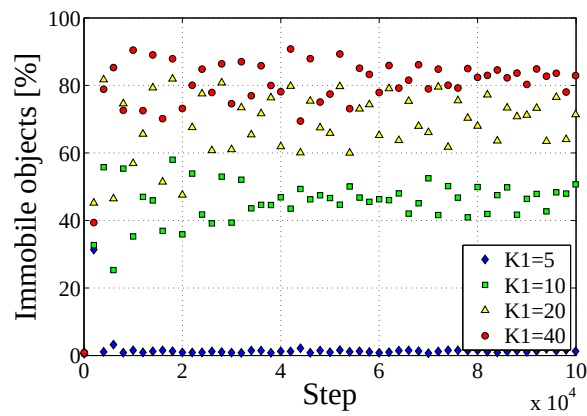
Fig. 4.9: Examples: Distributed control of the ratio of immobile objects ($K_1 = 10, K_2 = 1$)

固定し、そして、Push & Turn ルールから Pull & Turn ルールへ切り替えるタイミング K_1 を変化させ、シミュレーションを行った。 $K_1 = 5, K_1 = 20, K_1 = 40$ におけるシミュレーション結果の一例を Fig. 4.11(a)-4.11(c) に示す。 Fig. 4.12 に異なる K_1 の値に対する不動オブジェクト比率の時間変化を示す。

最後に、Push & Turn ルールおよび Pull & Turn ルールの切り替えパラメータを $K_1 = 10, K_2 = 1$ に固定し、各ロボットが記憶できる履歴の長さを 100 ステップ、1,000 ステップ、3,000 ステップ、またシミュレーションを開始してからすべての行動履歴を記憶している場合、いわば“すべての”ステップに変化させてシミュレーションを行った。 Fig. 4.13 に不動オブジェクト比率の時間変化を示す。

Fig. 4.10 から、不動オブジェクト比率 I_M を分散制御できること、そしてその不動オブジェクト比率 I_M の値は Fig. 4.7 における被移動率 $F = 20[\%]$ の上限値である不動オブジェクト比率 $I_M = 60[\%]$ とほぼ一致すること、および K_2 の値の増加に伴って徐々に不動オブジェクト比率の値が減少し、 $K_2 = 10$ という大きな値のときにはクラスタが形成されないことも分かる。また、Fig. 4.12 から K_1 の値を変化させることで異なる不動オブジェクト比率 I_M の値に分散制御可能であることが分かる。さらに、Fig. 4.13 から各ロボットが記憶できる履歴の長さ m の変化に伴って、Fig. 4.7 における被移動率 $F = 20[\%]$ の不動オブジェクト比率 I_M の幅で変化すること、また履歴が非常に短い場合には、システムの状態をうまく推定できず、物体が凝集されないことも分かった。

これらの結果は、ロボットの局所的な行動履歴をオブザーバとしてシステムの過渡状態（不

Fig. 4.10: Changes of the ratio of immobile objects for different values of the threshold K_2 (a) In the case of $K_1 = 5$ (b) In the case of $K_1 = 20$ (c) In the case of $K_1 = 40$ Fig. 4.11: Simulation results for various switching parameters K_1 Fig. 4.12: Changes of the ratio of immobile objects for different values of the threshold K_1

動オブジェクト比率) を推定し, 分散的にフィードバック制御できることを示唆している.

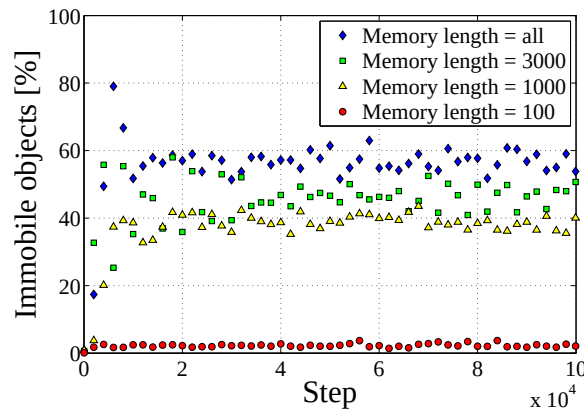


Fig. 4.13: Changes of the ratio of immobile objects for different memory lengths

4.5 最終クラスタ数の分散制御

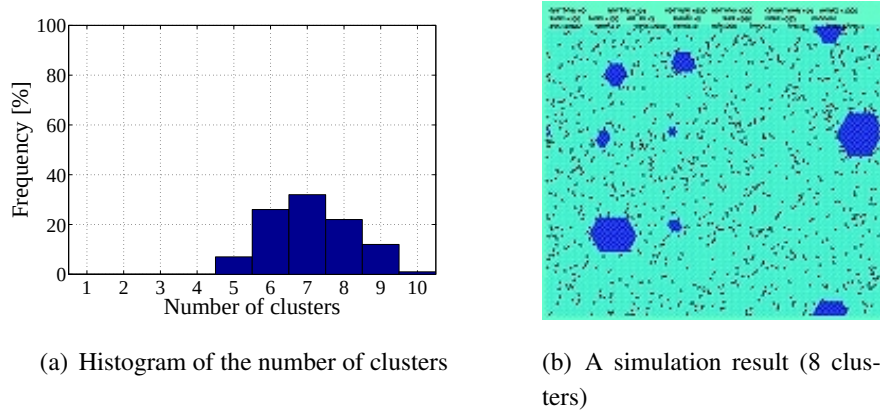
ここではクラスタ形成における最終的なクラスタ数に着目し、不動オブジェクト比率を制御する際に導入した「ヘテロ戦略の動的スイッチング」を用いることで最終クラスタ数の分布を分散的に制御できることを述べる。

4.5.1 提案手法：ヘテロな動作戦略の動的スイッチング

これまでは Push & Turn ルールによるクラスタの成長と Pull & Turn ルールによるクラスタの破壊のバランスを保つことで不動オブジェクト比率が制御できることを示してきた。ここで着目することは「少数の Pull & Turn ロボットは小さなクラスタの破壊を、多数の Pull & Turn ロボットはすべてのクラスタの破壊を担う」という Pull & Turn ロボットが持つクラスタ破壊の2面性である。

そこで、Push & Turn ルールによってクラスタを形成し、その後クラスタ数を予測する。さらに、必要に応じて Pull & Turn ルールによってすべてのクラスタを破壊し、もう一度 Push & Turn ルールによって一からクラスタを作り直すことでクラスタ数を制御するというプロセスを提案する。

このプロセスにおいて最も重要な点が多数の Pull & Turn ロボットによってすべてのクラスタを破壊することであると考える。各ロボットがクラスタ数の予測過程時に Pull & Turn ロボット（破壊過程で動いているロボット）に遭遇した際、自身も破壊過程に移行する手法を提案する。

Fig. 4.14: Statistical analysis for fracturing threshold $N_2 = 12$

形成・成長過程 ロボットの動作戦略は Push & Turn ルールとする．もし過去 m ステップ間に物体を押した回数 a が $a \geq N_1$ (N_1 は閾値) の時，クラスタ数の予測過程へと移行する．

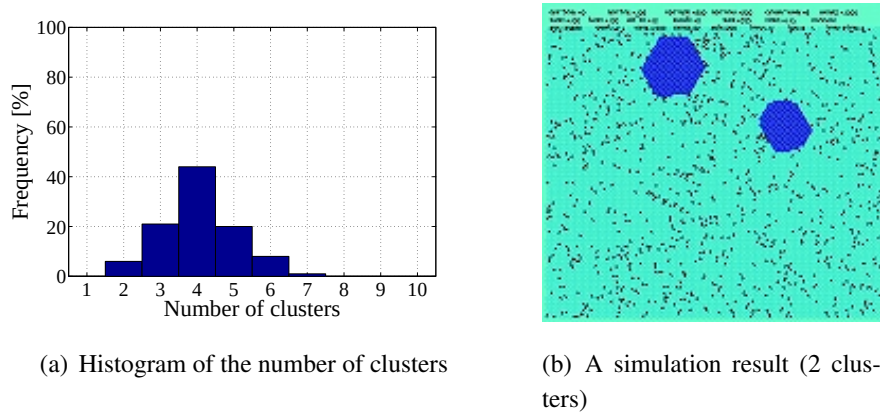
予測過程 ロボットの動作戦略は Push & Turn ルールとする．過去 m ステップ間にクラスタに遭遇した回数 b と閾値 N_2 を比較し，必要に応じて破壊過程へと移行する．また，Pull & Turn ルールで動くロボットに遭遇した際にも破壊過程へと移行する．

破壊過程 ロボットの動作戦略は Pull & Turn rule とする．過去 m ステップ間に物体を引いた回数 c が $c \geq N_3$ (N_3 は閾値) の時，形成・成長過程へと移行する．

4.5.2 シミュレーション：最終クラスタ数の分散制御

ここでは，最終クラスタ数の制御手法の妥当性をシミュレーションにて検証する．まず，ロボットの破壊過程に移行する閾値 N_2 を Fig. 4.8 における 1,000 回中の 4 回と設定する．今，各ロボットの行動履歴のメモリの長さ m を $m = 3,000$ と設定しているため，クラスタ遭遇回数 b が $b \leq 12$ の時，破壊戦略に移行するよう設定する．各パラメータを $N_1 = 30$, $N_2 = 12$, そして $N_3 = 100$ に設定する．Fig. 4.14(a) に 100 回の反復シミュレーションにて形成されたクラスタ数の分布を，Fig. 4.14(b) にシミュレーション結果の一例を示す．Fig. 4.14(a) の結果から少なくとも 5 つのクラスタが形成されていることが確認できる．

次に破壊戦略へと移行する閾値 N_2 を 1,000 回中 30 回以上遭遇した際へと切り替えたケースを考える．すなわち，各ロボットの行動履歴におけるクラスタ遭遇回数 b が $b \geq 90$ の時，破壊戦略に移行するよう設定する．Fig. 4.15(a) は 100 回の反復シミュレーションを行った際の形成されるクラスタ数の分布を示している．また Fig. 4.15(b) にシミュレーション結果の一

Fig. 4.15: Statistical analysis for fracturing threshold $N_2 = 90$

例を示す。Fig. 4.14 の結果と比較すると比較的小さい数のクラスタが形成されていることが分かる。

このように破壊過程に移行する閾値 N_2 を変更した2種類の結果から、形成されるクラスタ数の分布を制御できることが分かった。また、単一クラスタの分散設計手法については（付録B）にて記述する。

4.6 クラスタ形成位置に関する考察

最後にクラスタ形成位置について議論する。もし、Pull & Turn ロボットが“異方性”を持つと仮定すると（すなわち、物体を引く方向に偏りがあるとする）、クラスタ形成位置が変化することが予想される。

そこで、Pull & Turn ルールに以下のような異方性を与えることを提案する。Pull & Turn ロボットは左を向いている時のみ、物体を引けるものとする。フィールドのサイズは $100 \times 100 = 10,000$ ($N = 100$) に、ロボットの数は1,000台、物体の数は500個に固定する。ロボットの混合比率はPush & Turn ロボット960台、Pull & Turn ロボット40台とする。Fig. 4.16 にシミュレーション結果の一例を示す。Pull & Turn ロボットが左向きの時のみ物体を引くことから、クラスタは右側から破壊され、そしてクラスタの左側に追加されるため、徐々にクラスタの位置が左に移動している様子が確認できる。

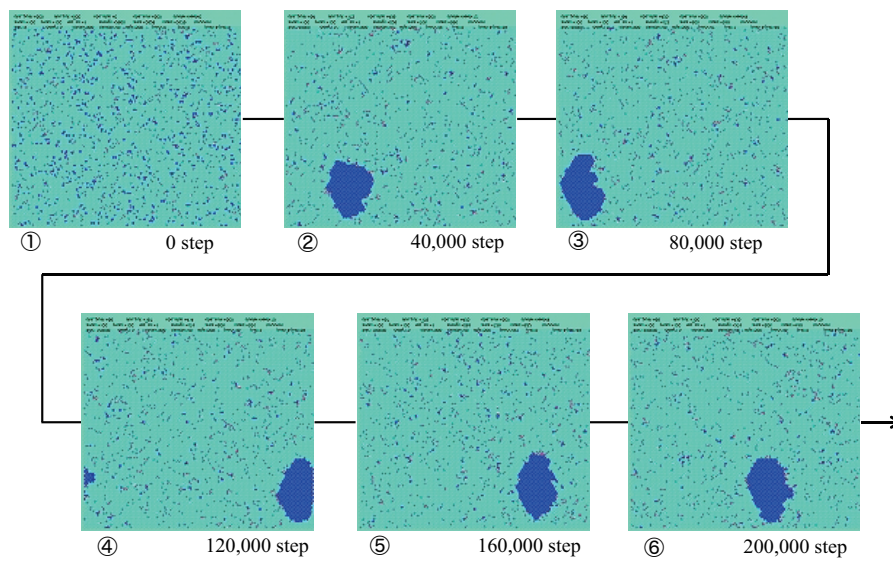


Fig. 4.16: Change of the cluster position by anisotropic robots

4.7 まとめ

3, 4 章を通じて、群れをなす単純なエージェントが大域的にある構造物を設計しようと考えた際の、分散的な群れの行動原理や制御構造を同定する最も基本的な問題として「分散ロボット群による物体のクラスタ形成」に着目してきた。

そして本章では、群れのヘテロな動作戦略から生み出される陰的パターン誘導をターゲットとして解析を行ってきた。まず、Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットというヘテロな動作戦略を有するロボットを単純に空間的に混在した場合のクラスタ形成のプロセスおよび平衡状態を解析した。また、各ロボットが自身の局所的な行動履歴（物体への作業率、クラスタとの接触率）を記憶できるものとした際に、パターン形成における過渡状態（不動オブジェクト比率）、および平衡状態（最終クラスタ数）を推定・予測できることが分かった。これは、ロボットと物体との相互作用による要素のうち、ロボットの物体への作業率・接触率を利用したシステムの状態推定手法、いわば「陰的オブザーバ設計」手法を提案したということである。

そして各ロボットが大域状態の推定・予測に基づき、ヘテロな動作戦略（Push & Turn ルール、Pull & Turn ルール）を自律的かつ動的に切り替えることで、不動オブジェクト比率、および最終クラスタ数を分散的にフィードバック制御できることを示した。また、Pull & Turn ルールの動作方向に異方性を与えることでクラスタ形成位置を動かせることを示した。

第 5 章 群れの組織の階層性とヘテロ戦略から生み出される陰的模式誘導

5.1 背景

これまで、ヘテロな動作戦略の混合したロボット群によるクラスタ形成という陰的模式誘導を考えてきた。そして、これまでのロボット群を群れ組織として考えるとすべて同じ階層だと言える。ここでは群れをなす単純なエージェントの陰的模式誘導におけるリーダーやサブリーダー的存在、群れの組織の階層性の必要性を言及する問題に取り組む。

群れの組織構造が階層的になっているパターン形成としてシープドッグシステムは非常に良い事例だと考えられる。シープドッグシステムは大規模なヒツジの群れを少数の「指揮者」のような存在がうまくまとめる例である。シープドッグは「ヒツジが群れたがる」という習性を理解しているため、わざわざ 1 匹ずつを誘導することはせず、群れの一部に刺激を与えるだけで目標地点まで群れ全体をうまく誘導していく。そして偶発的にはぐれるヒツジがいたときのみ、そのヒツジを群れに誘導する行動を取る。このように異なる種類のエージェントが混在するにもかかわらず、お互いの特性をよく理解しているためシステム全体としての統率が取れている。また、シープドッグシステムはこれまで考えてきた「ロボット群による物体のクラスタ形成」という問題の「物体という静的エージェント」が「ヒツジという動的エージェント」となったケースとも捉えることができる。すなわち、物体のクラスタ形成がヒツジという「意思」を持った存在の群れ形成に変わったということであり、陰的模式誘導の設計原理の構築に向けた次のステップになると期待している。

シープドッグにおける先行研究としては Vaughan らが「ヒツジ同士が群れる」、「ヒツジはシープドッグから逃げる」という振る舞いから、シープドッグシステムのモデル化を行っている [67] [68]。そして、ヒツジが群れる力が十分大きい場合には、シープドッグにヒツジの群れ

の重心をターゲットとして追跡させる中心追跡法を用いることで、目標地点へうまく誘導できることをシミュレーションによって確認すると同時に、アヒルの群れに対して提案モデルを適用し、うまく誘導できることを示している。また、東ら [69] は、ヒツジの群れの一番外側にいるヒツジを1匹ずつシープドッグによって中心へと誘導する手法を提案し、その有効性をシミュレーションにて検証している。さらに山影 [70] は牧羊犬モデルおよびヒツジを追う狼のモデルを提案しており、その有効性をシミュレーションにて確認している。五十嵐ら [71] は、シープドッグの数の違いによるヒツジの群れの誘導効率をシミュレーションにて検証している。また、シープドッグの関連研究としては単体のヒツジを効率よく誘導するロボットの強化学習 [72] だけでなく、牧羊犬を飼育する人の代役をする人工知能の開発 [73]、大多数のヒツジの画像処理 [74]、さらには経路探索問題 [75] やカオス市場の安定化 [76] への応用なども行われている。

しかしながら、シープドッグシステムはヒツジといった多数の動的なエージェントに対してシープドッグといった「指揮者」のような存在が混在した複雑かつ創発的なシステムである。そのため、「ヒツジやシープドッグに必要な特性が果たして何であるか」は十分に分かっていない。

そこで、シープドッグおよびヒツジのモデルを Fig. 2.18 のような離散空間上にて構築する。先行研究にて提案されているヒツジの誘導法としては中心追跡法 [67] [68] が挙げられるが、中心追跡法はヒツジの凝集力が弱くなるにつれ群れを分離してしまうという問題があるため、本研究ではヒツジの群れを95%等確率偏差楕円と捉える接線追跡法を提案する。そして、ヒツジの誘導制御を定量的に評価する指標（誘導時間、分散）を用いて、ヒツジやシープドッグの動きを決定する各ゲイン、およびゆらぎが与える影響について、多数の反復シミュレーションに基づいて統計的に検討する。

検討結果から、シープドッグによるヒツジの群れの誘導の鍵はシープドッグが分離した群れを凝集する戦略へと自律的に切り替えること、およびヒツジの追い方を動的に調整する戦略が重要だと考え、「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案する。そして、ヒツジの特徴が動的に変化するシミュレーション環境を構築し、提案手法の妥当性を検証する。

5.2 シープドッグによるヒツジの群れの誘導パターンのモデル化

まず、ヒツジとシープドッグモデルを離散空間にて構築する。そして、ヒツジの群れを誘導するシープドッグの動作戦略として先行研究にて提案されている中心追跡法、およびヒツジの

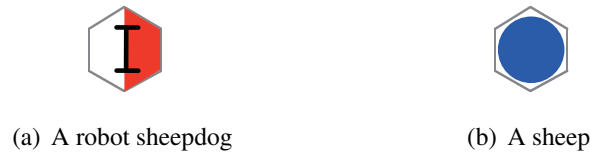


Fig. 5.1: Introduction of different types of dynamic agents

群れを 95% 確率偏差楕円と捉える接線追跡法を述べる。また、群れの誘導パターンを定量的に評価するための指標を導入する。

5.2.1 エージェント（シープドッグとヒツジ）の基本ルール

2 章にて定義した六角格子で埋め尽くされた空間において、シープドッグは Fig. 5.1(a) のように 1 つのセルを占め、その状態を位置と姿勢を示す $\mathbb{Z}^2 \times \mathbb{Z}_6$ とする。ヒツジもシープドッグと同様に Fig. 5.1(b) のように 1 つのセルを占めるが、本研究ではより単純なモデルとして捉えるためヒツジは方向を持たないものと仮定すると、その状態は位置を示す $\mathbb{Z}^2$ となる。また、1 つのセルには複数の物体が占めることができないものとする。

さらに、ヒツジとシープドッグとの速度差をヒツジとシープドッグの状態を更新するステップを変えることによって表現することにする。すなわち、ヒツジの状態を n ステップに一度更新し、シープドッグの状態を 1 ステップに一度更新することでその速度差を表す。以降では $n = 5$ とし、ヒツジの状態を 5 ステップに一度更新するものとする^{*1}。

5.2.2 ヒツジのモデル化

Vaughan らは先行研究において Void モデル [77] を参考に、ヒツジはお互い群れる、シープドッグを嫌う、壁を嫌うという 3 つの特徴からモデル化を行っているが、実際にシープドッグの振る舞いを観察した際にヒツジは壁を嫌うわけではなく、むしろ好んでいるように感じられた。そこで、本論文ではヒツジ同士の凝集、シープドッグからの逃避、そしてゆらぎの 3 つのベクトルをもとにヒツジのモデル化を試みる^{*2}。まず、ヒツジ D_i の視界 S_i を定義する。Fig. 5.2 に示す水色の領域はヒツジの視界 $S_i = 3$ としたときの例である。ヒツジの視界は $S_i = 15$ とし、すべてのヒツジは自身の視界内に存在する他のヒツジとシープドッグからの

^{*1} ここではシープドッグの速度をヒツジの 5 倍に設定しているが、シープドッグの速度がヒツジよりも速いケースであれば、速度差を変化させたとしても本章における結論と同様の議論が可能である。

^{*2} Void モデルを参考にした群れ行動のモデル化では、引力は正規化したもの、斥力は正規化し、大きさの 2 乗の逆数を掛けたものが用いられることが多い。

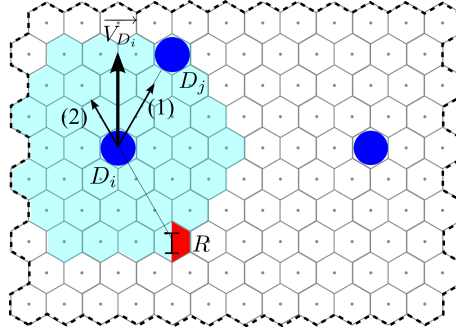


Fig. 5.2: Sheep model: Sheep position D_i , other sheep position D_j , robot position R

み影響を受けるものとする。すなわち、ヒツジの行動ベクトル $\overrightarrow{V_{D_i}}$ は以下に示す3つの力によって式 (5.1) のように決定される; (1) ヒツジ同士は集まろうとする ($\overrightarrow{V_{D_j}}$), (2) シープドッグからは逃げようとする ($\overrightarrow{V_{R_i}}$), そしてゆらぎ L である。

$$\overrightarrow{V_{D_i}} = \frac{1}{N_{S_i}} \sum_{j \in S_i} \overrightarrow{V_{D_j}} + \overrightarrow{V_{R_i}} + L \quad (5.1)$$

ここで $\overrightarrow{V_{D_j}} = K_{f1} \frac{\overrightarrow{D_i D_j}}{|\overrightarrow{D_i D_j}|}$, $\overrightarrow{V_{R_i}} = K_{f2} \frac{\overrightarrow{R D_i}}{|\overrightarrow{R D_i}|^3}$, $L = K_{f3} \overrightarrow{R_N}$ とし, $\overrightarrow{R_N}$ は $|\overrightarrow{R_N}| \leq 1$ で, 大きさと方向がランダムなベクトルである。また, ヒツジの特徴を3つのゲインによって決める。 K_{f1} はヒツジ同士の群れる程度を, K_{f2} はシープドッグから逃げる程度を, そして K_{f3} はゆらぎの程度を表す。

5.2.3 評価指標

次に, ヒツジの誘導の各試行を定量的に解析するために以下の指標を導入する。

Definition 5 【誘導成功】 今, 集合 C をすべてのヒツジの集合とすると, 目標地点の N セル近傍領域 A_N にすべてのヒツジ C が存在するときヒツジの誘導が完了したとする。

Definition 6 【誘導時間】 シミュレーションを開始してからヒツジの誘導が完了するまでにかかった時間を誘導時間と定義する。

Definition 7 【分散】 各時刻におけるヒツジの分散 σ を以下の式にて定義する。

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |F D_k|^2$$

ここで N はヒツジの総数, F はヒツジの重心, D_k はヒツジ k の位置とする。

5.2.4 シープドッグの動作戦略

本節では、モデル化したヒツジの群れを誘導するシープドッグの基本的な動作戦略として中心追跡法と接線追跡法について述べる。

中心追跡法

シープドッグは Void モデルに基づき、ヒツジの群れに近づく力（引力）と、群れから離れる力（斥力）、およびヒツジの群れを誘導する目標地点から回り込む力を用いてモデル化する。シープドッグ R の速度ベクトル $\vec{R}_1$ を式 (5.2) に示す^{*3}。 $\vec{V}_F$ はヒツジの群れの重心 F に向かうベクトル、 $\vec{V}_F'$ はヒツジの群れから離れるベクトル、 $\vec{V}_G$ は目標地点 G から回り込むベクトルを示す。

$$\vec{R}_1 = \vec{V}_F + \vec{V}_F' + \vec{V}_G \quad (5.2)$$

また、Fig. 5.3 中にシープドッグの速度ベクトル $\vec{R}_1$ を太矢印で示し、矢印 (1)、矢印 (2)、矢印 (3) はそれぞれ式 (5.2) の 1, 2, 3 項に対応している。それぞれの項は、 $\vec{V}_F = K_{r1} \min(|FG|, K) \vec{RF} / K$, $\vec{V}_F' = K_{r2} \vec{FR} / |FR|^3$, $\vec{V}_G = K_{r3} \vec{GR} / |GR|$ とする。 $\min(|FG|, K) / K$ はヒツジの群れが目標地点に近づいた際にシープドッグがヒツジの群れから距離を保つための係数であり、 K はそのゲインである。 K_{r1} はシープドッグがヒツジの群れに近づく力（追尾力）の程度を、 K_{r2} はシープドッグがヒツジの群れから離れる力（斥力）の程度を、 K_{r3} はシープドッグの目標地点から回り込む力の程度を表す。

20 匹のヒツジが (30, 30) – (40, 40) の領域にランダムな初期配置にて分布しているとする。シープドッグの初期位置は $(x, y) = (50, 10)$ 、誘導目標位置（ゴール）を $(x, y) = (75, 25)$ に設定する。ヒツジの各ゲインを $K_{f1} = 20, K_{f2} = 1000, K_{f3} = 20$ と設定し、シープドッグの各ゲインを $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20, K = 3$ と設定する。Fig. 5.4 にヒツジの誘導の様子を示す。また、Fig. 5.5 はヒツジの誘導時におけるヒツジの分散の時間変化、およびヒツジの群れの重心位置から目標位置までの距離の時間変化を示しており、ヒツジの群れが散らばることなくうまく目標地点まで誘導されていることが分かる。

接線追跡法

次に、ヒツジの群れの全体を 95% 等確率偏差楕円としてとらえ、群れのおおまかな全体像を把握することで、群れを誘導する接線追跡法を提案する。95% 等確率偏差楕円 [78] とは、デー

^{*3} シープドッグにはヒツジの位置情報をリアルタイムで与えている

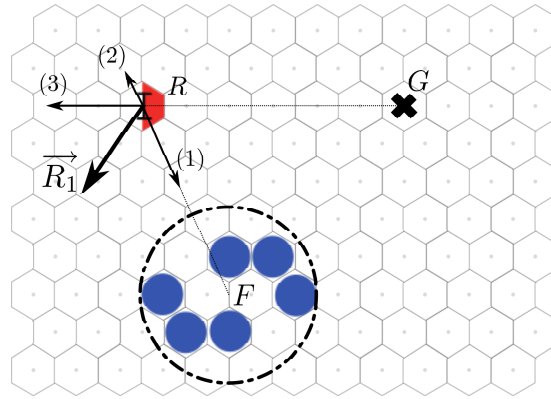
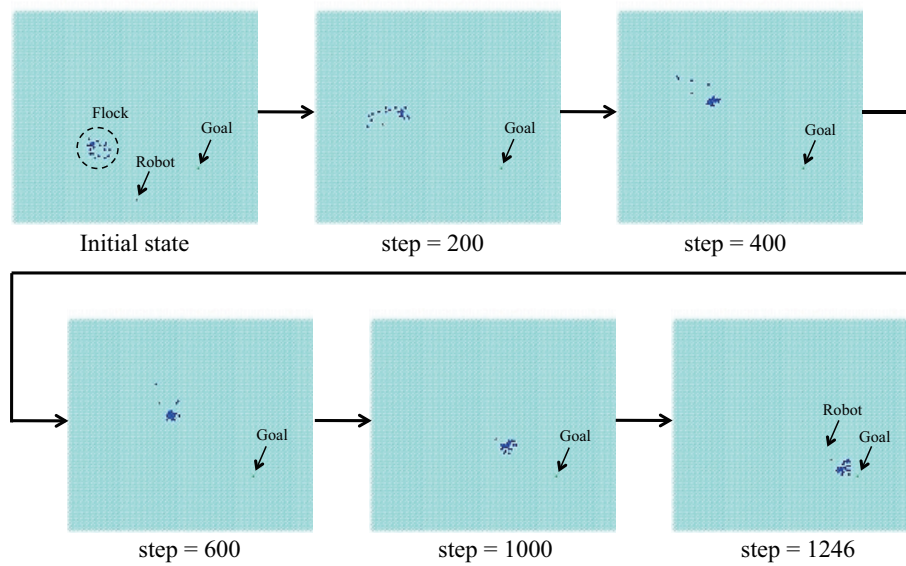
Fig. 5.3: Center-targeting control: Sheep center F ; Robot position R ; Goal position G 

Fig. 5.4: Sheep heading simulation based on Center-targeting control

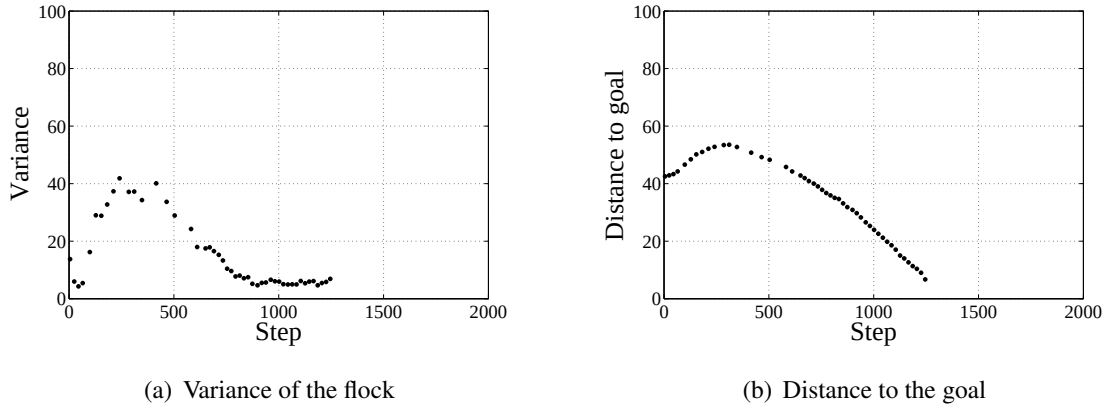


Fig. 5.5: Analyses based on evaluation indices in the case of using Center targeting control

タの分布が正規分布に従うと仮定したときの95%のデータが含まれる楕円のことであり、式(5.3)のように表現される。各パラメータに関しては、 n 個の2変数のデータ $(x_1, y_1) - (x_n, y_n)$ に対して μ_x, μ_y はそれぞれの平均、 σ_x, σ_y はそれぞれの分散、 ρ は相対係数を表す。

$$\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2} - 2\rho\frac{(x-\mu_x)(y-\mu_y)}{\sigma_x\sigma_y} + \frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2} = 5.991(1-\rho^2) \quad (5.3)$$

このような95%等確率偏差楕円でヒツジの群れを近似して制御することを考える。Fig. 5.6に示すようにシープドッグの位置 R を通る95%等確率偏差楕円の接線を引き、目標地点 G から遠い方の接点を Z とする。これらの設定からシープドッグの速度ベクトル $\vec{R}_2$ を式(5.4)に示す。 $\vec{V}_Z$ は点 Z に向かう速度、 $\vec{V}'_Z$ は点 Z から離れる速度、 $\vec{V}_G$ は目標地点から遠ざかる速度を示す。

$$\vec{R}_2 = \vec{V}_Z + \vec{V}'_Z + \vec{V}_G \quad (5.4)$$

また、Fig. 5.6中にシープドッグの速度ベクトル $\vec{R}_2$ を太矢印で示し、矢印(1)、矢印(2)、矢印(3)はそれぞれ式(5.4)の1, 2, 3項に対応している。それぞれの項は、 $\vec{V}_Z = K_{r1}\min(|FG|, K)\vec{R}\vec{Z}/K$, $\vec{V}'_Z = K_{r2}\vec{Z}\vec{R}/|ZR|^3$, $\vec{V}_G = K_{r3}\vec{G}\vec{R}/|GR|$ とする。 K_{r1} はシープドッグがヒツジの群れに近づく力(追尾力)のゲイン、 K_{r2} はシープドッグがヒツジの群れから離れる力(斥力)のゲイン、また K_{r3} はシープドッグの目標地点から回り込む力のゲインである。

シープドッグの各ゲインを $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20, K = 3$ に設定し、先の中心追跡法と同様の環境にてシミュレーションを行った。Fig. 5.7にヒツジの誘導の様子を示す。また、Fig. 5.8はヒツジの誘導時におけるヒツジの分散の時間変化、およびヒツジの群れの重心位置から目標位置までの距離の時間変化を示しており、ヒツジの群れが散らばることなくうまく目標地点まで誘導されていることが分かる。

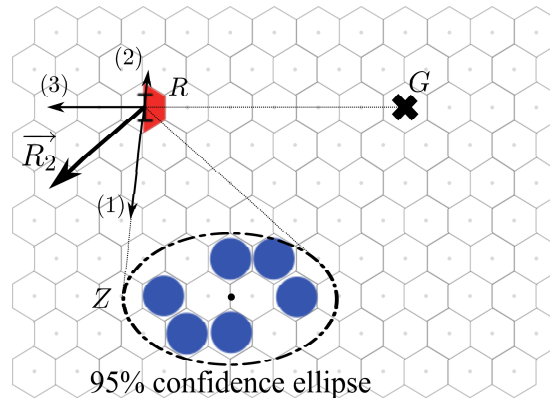


Fig. 5.6: Schematic explanation of Tangent-targeting control

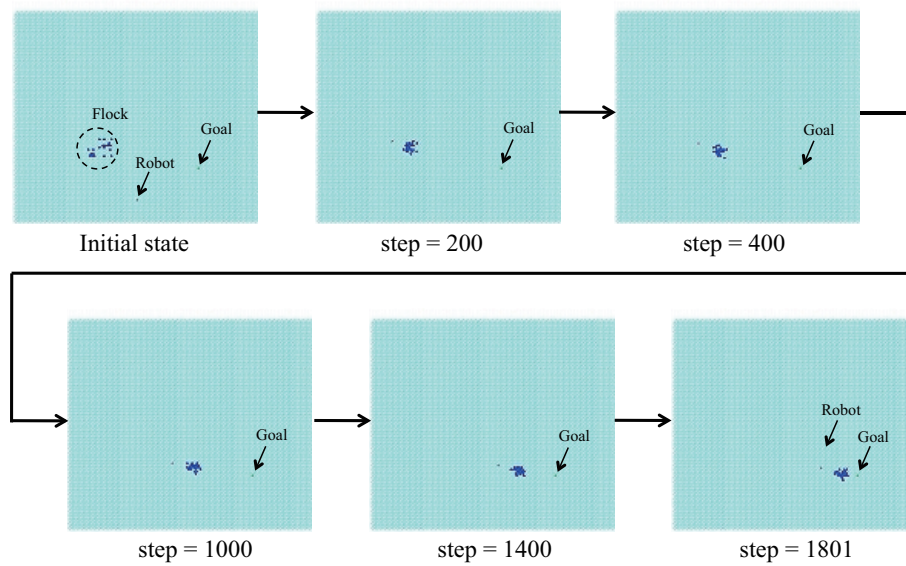


Fig. 5.7: Sheep heading simulation based on Tangent-targeting control

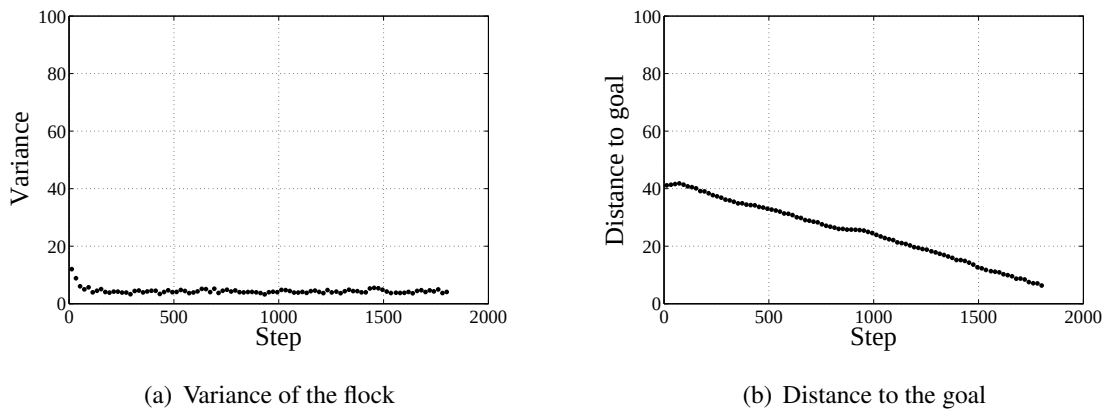


Fig. 5.8: Analyses based on evaluation indices in the case of using Tangent targeting control

5.3 パターンの形成プロセス-ヒツジの群れはいかにして誘導されるのか？-

これまでシープドッグの動作戦略として中心追跡法と接線追跡法を提案してきた。本章ではそれぞれの動作戦略に対してヒツジの特徴を決定づける 3 つのベクトル（凝集力、シープドッグからの逃避力、ゆらぎ）のゲインの影響を反復シミュレーションにより解析する。さらに、シープドッグの動きを決定する 3 つのベクトル（追尾力、斥力、回り込み力）のゲインの影響を解析する。

5.3.1 環境設定

シミュレーション環境としてはフィールドを $100 \times 100 = 10,000$ に固定し、ヒツジ 20 体を $(30, 30) - (40, 40)$ の範囲内にランダムな初期配置にて配置する。またシープドッグの初期位置は $(50, 10)$ とし、ヒツジの誘導目標地点を $(75, 25)$ と設定する。シープドッグのゲインは $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20, K = 3$ に固定する。すべてのヒツジが目標地点から 10 セル近傍内に存在するとき誘導が完了したとし、10,000 ステップ後に誘導が完了していない場合には誘導失敗と判定する。

5.3.2 ヒツジの特徴とシープドッグの動作戦略との関係

ここでは各ヒツジの（凝集力，シープドッグからの逃避力，ゆらぎ）が与える影響を2つの動作戦略（中心追跡法，接線追跡法）それぞれに対して反復シミュレーションを用いて解析する。

凝集ゲイン K_{f1} の影響

まず，ヒツジの群れる程度を決定する凝集ゲイン K_{f1} の影響を解析する．その他のヒツジのゲインを $K_{f2} = 1000$ ， $K_{f3} = 20$ に固定する．ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} を $K_{f1} = 5$ から $K_{f1} = 30$ まで変化させ，中心追跡法，接線追跡法という2種類の動作戦略に対してそれぞれ100回繰り返しシミュレーションを行った際の，誘導成功回数，誘導成功時の分散の平均，誘導時間の平均を調べる．中心追跡法を用いた際の結果を Table 5.1 に，接線追跡法を用いた際の結果を Table 5.2 に示す．

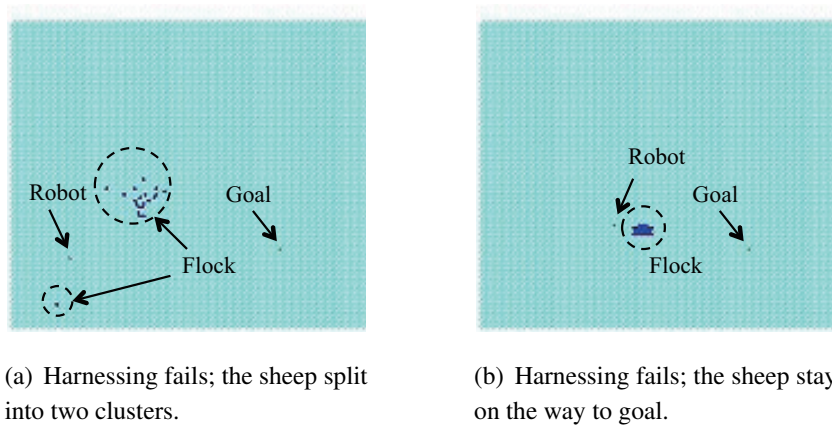
中心追跡法を用いた Table 5.1 から，ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} が減少するにつれて成功回数が少なくなっていることが確認できる．これはヒツジの凝集ゲイン K_{f1} が小さくなるにつれて，Fig. 5.9(a) のようにヒツジが複数のグループ（群れ）に分断しやすくなったことが原因だと考えられる．中心追跡法を用いた場合，シープドッグがヒツジの群れの重心に向かって動くことから，ヒツジの群れの凝集力が弱くなるにつれて，群れの外側のヒツジが群れから分離する傾向にある．その一方で，接線追跡法を用いた場合では Table 5.2 のように凝集ゲインが小

Table 5.1 Results based on Center-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 20$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	2	11	52	85
Average of simulation times [step]	-	-	7329	2844	1889	2602
Average of variance in the final state	-	-	9.30	5.98	4.21	3.83

Table 5.2 Results based on Tangent-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 20$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	48	93	97	100	100	100
Average of simulation times [step]	1152	935	1222	1910	3449	7667
Average of variance in the final state	12.48	7.77	4.98	4.18	3.80	3.55



(a) Harnessing fails; the sheep split into two clusters.

(b) Harnessing fails; the sheep stay on the way to goal.

Fig. 5.9: Typical situation of unsuccessful guidance of the flock

さい ($K_{f1} = 5, 10$) 場合でもヒツジをうまく誘導できていることが分かる。

また、凝集ゲイン K_{f1} が増加するにしたがって誘導にかかる時間が長くなっていることが確認できる。これは、 K_{f1} の値が大きくなるにつれてシーブドッグからの逃避力よりもヒツジの凝集力が相対的に大きくなり、ヒツジが動きにくくなったことが原因だと考えられ、Fig. 5.9(b) のようにヒツジが途中で止まってしまう様子も確認できた。

シーブドッグからの逃避ゲイン K_{f2} の影響

次に、シーブドッグから逃げる力を決定する逃避ゲイン K_{f2} の影響を解析する。ヒツジの逃避ゲイン K_{f2} を $K_{f2} = 2000$ に変更し、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} を $K_{f1} = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ に変化させ、中心追跡法と接線追跡法についてそれぞれシミュレーションを 100 回繰り返して行った。それぞれの動作戦略における成功回数、および平均誘導時間を Table 5.3, Table 5.4 に示す。

中心追跡法に基づく結果 Table 5.1 および Table 5.3 を比較すると、逃避ゲインが大きくなったために各ヒツジが群れから分離しやすくなり、誘導に失敗する可能性が高まったと言える。

次に、接線追跡法に基づく結果 Table 5.2 および Table 5.4 の比較を行う。逃避ゲインを大きく設定することによって、ヒツジの凝集力が大きい ($K_{f1} = 30, 25$) の場合におけるヒツジの誘導時間が短くなっていることが分かる。その一方で、ヒツジの凝集力の小さい ($K_{f1} = 5, 10$) 場合には、ヒツジが群れから離れたがることにつながるため、誘導に失敗するケースが増えていることも確認できる。

ゆらぎゲイン K_{f3} の影響

最後にヒツジに与えるゆらぎのゲイン K_{f3} の影響について考える。 $K_{f3} = 0$ に設定し、 K_{f1} の値を 5, 10, 15, 20, 25, 30 に変化させ、中心追跡法と接線追跡法についてそれぞれシミュレーションを 100 回繰り返し行った。それぞれの K_{f1} の値に対する成功回数、および誘導時間の平均を Table 5.5, Table 5.6 に示す。同様に、 $K_{f3} = 40$ に設定し、繰り返しシミュレーションを行った場合の結果を Table 5.7, Table 5.8 に示す。

中心追跡法を用いた Table 5.1, Table 5.5, Table 5.7 の結果から、ヒツジに与えるわずかなゆらぎが目標地点への誘導に重要な要素となっていることが分かる。

同様に、接線追跡法を用いた Table 5.2 と Table 5.6 の結果からもわずかなゆらぎの有効性を確認することができる。さらに、Table 5.8 の結果からゆらぎのゲインを高めることで、よりヒツジが動きやすくなるため、誘導にかかる時間が短くなっていることも確認できる。その一方で、Table 5.8 の $K_{f1} = 5$ の結果から大きいゆらぎに起因してヒツジがばらけやすくなるため、ゆらぎが大きいほど成功回数が上がることには必ずしもつながらないとも言える。

Table 5.3 Results based on Center-targeting control ($K_{f2} = 2000$, $K_{f3} = 20$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	0	0	0	2
Average of simulation times [step]	-	-	-	-	-	3511

Table 5.4 Results based on Tangent-targeting control ($K_{f2} = 2000$, $K_{f3} = 20$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	19	65	96	98	100	85
Average of simulation times [step]	968	633	700	981	1495	2589

Table 5.5 Results based on Center-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 0$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	0	0	0	0
Average of simulation times [step]	-	-	-	-	-	-

Table 5.6 Results based on Tangent-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 0$).

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	11	0	0	0	0	0
Average of simulation times [step]	761	-	-	-	-	-

Table 5.7 Results based on Center-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 40$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	0	7	21	57
Average of simulation times [step]	-	-	-	3709	2212	1830

Table 5.8 Results based on Tangent-targeting control ($K_{f2} = 1000$, $K_{f3} = 40$)

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	83	91	95	98	100
Average of simulation times [step]	-	1829	1493	1564	1793	2193

中心追跡法と接線追跡法の考察

これまでの反復シミュレーションから、中心追跡法と接線追跡法という 2 つの動作戦略についてまとめる。

中心追跡法を用いたヒツジの誘導結果は群れの中心をターゲットとしているため、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} の値に大きく依存して変化すること、その一方で、接線追跡法は群れの外側にいるヒツジがターゲットとなるため、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} に広く対応できることが言える。

また、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} が小さく、逃避ゲイン K_{f2} が大きい場合にはヒツジが分離することに起因した誘導失敗が、その一方で K_{f1} が大きく、 K_{f2} が小さい場合にはヒツジが誘導中に止まってしまうことに起因した誘導失敗が起こることが分かった。さらに、ヒツジに与えるわずかなゆらぎの効果は途中でヒツジが止まるのを防いでくれるため、重要な役割を果たしていることが確認できた。

Table 5.9 Results for $K_{r1} = 5, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	5	32	85	96	97	100
Average of simulation times [step]	1957	992	746	1047	1716	3037

Table 5.10 Results for $K_{r1} = 1, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	0	0	0	0
Average of simulation times [step]	-	-	-	-	-	-

5.3.3 シープドッグの影響

これまでの反復シミュレーションによる結果からシープドッグの動作戦略として接線追跡法の有効性を確認した。ここでは接線追跡法を用いてシープドッグの追尾ゲイン K_{r1} 、斥力ゲイン K_{r2} 、回り込みゲイン K_{r3} の影響を解析する^{*4}。

追尾ゲイン K_{r1} の影響

まず、シープドッグの追尾ゲイン K_{r1} の影響について解析する。他のゲインは $K_{r2} = 3$, $K_{r3} = 20$, $K = 3$ に固定する。ヒツジのゲインは $K_{f2} = 1000$ と $K_{f3} = 20$ に固定し、凝集ゲイン K_{f1} を $K_{f1} = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ と変化させ、シミュレーションを 100 回繰り返し行った。

$K_{r1} = 5$ に設定した際の結果を Table 5.9 に示す。Table 5.2 と Table 5.9 を比較すると、シープドッグの追尾ゲインを大きく設定することでヒツジの誘導時間は短くなっていることが確認できる。その一方で K_{f1} が小さい場合においては誘導失敗するケースが増えていることも分かる。この場合、ヒツジが複数の群れに分離する現象が確認できた。また、Table 5.10 に $K_{r1} = 1$ と設定した際の結果を示す。Table 5.10 からすべてのケースにおいて誘導失敗していることが分かる。これは、シープドッグの追尾ゲインが小さくなったため、ヒツジの群れが誘導中に止まりやすくなったことが原因だと考えられる。

^{*4} 本項以降では、特に断りがない限りシープドッグの動作戦略は接線追跡法とする。

Table 5.11 Results for $K_{r1} = 3, K_{r2} = 5, K_{r3} = 20$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	55	89	100	99	100	100
Average of simulation times [step]	1330	915	1227	1890	3480	7769

Table 5.12 Results for $K_{r1} = 3, K_{r2} = 1, K_{r3} = 20$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	51	93	99	100	100	100
Average of simulation times [step]	1580	924	1216	1906	3428	7600

斥力ゲイン K_{r2} の影響

次にシープドッグの斥力ゲイン K_{r2} の影響について調べる．他のゲインは $K_{r1} = 3$, $K_{r3} = 20$, $K = 3$ に固定する．ヒツジのゲインは $K_{f2} = 1000$ と $K_{f3} = 20$ に固定し，凝集ゲイン K_{f1} を $K_{f1} = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ と変化させ，シミュレーションを 100 回繰り返し行った．

$K_{r2} = 5$ に設定した際の結果を Table 5.11 に，また Table 5.12 に $K_{r2} = 1$ と設定した際の結果を示す．双方の結果からシープドッグの斥力ゲイン K_{r2} の影響は小さいと言える．

回り込みゲイン K_{r3} の影響

最後に回り込みゲイン K_{r3} の影響を解析する．他のゲインは $K_{r1} = 3$, $K_{r2} = 3$, $K = 3$ に固定しておく．ヒツジのゲインは $K_{f2} = 1000$ と $K_{f3} = 20$ に固定し，凝集ゲイン K_{f1} を $K_{f1} = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ と変化させ，シミュレーションを 100 回繰り返し行った．

$K_{r3} = 10$ に設定した際の結果を Table 5.13 に，また Table 5.14 に $K_{r3} = 40$ と設定した際の結果を示す． K_{r3} を小さく設定することは相対的に目標地点から回り込む力が小さく，追尾力を大きくすることにつながる． K_{r3} を大きく設定することはその逆となる．そのため前者のケースでは Table 5.13 のようにヒツジの群れが分離しやすくなるが誘導時間は短くなる結果に，後者のケースでは Table 5.14 のようにヒツジの群れは分離しにくくなるが，誘導にかかる時間は長くなる結果になったと考えられる．

Table 5.13 Results for $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 10$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	18	71	82	97	97
Average of simulation times [step]	-	1149	756	892	1234	2203

Table 5.14 Results for $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 40$

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	100	100	100	4	0	0
Average of simulation times [step]	6007	4825	6948	9787	-	-

5.3.4 考察

ヒツジおよびシープドッグの動きを決定するベクトルのゲインを変化させた反復シミュレーションの結果から誘導失敗は大きく分けて以下の2つに起因したものであることが分かった。1つはヒツジが複数の群れに分離される場合、もう1つは誘導中にヒツジの群れが止まってしまう場合である。シープドッグの追尾ゲイン K_{r1} が大きく、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} が小さい場合にはヒツジは複数の群れに分離される傾向にある。その一方で、シープドッグの追尾ゲイン K_{r1} が小さく、ヒツジの凝集ゲイン K_{f1} が大きい場合にはヒツジの群れは誘導中に止まってしまう傾向にある。また、誘導時間は凝集ゲイン K_{f1} の増加にともなって長くなること、その一方でヒツジの追跡ゲインの増加に伴って短くなることも確認できた。

このように、ヒツジの群れの誘導に関する反復シミュレーションからシープドッグに必要な能力としては「ヒツジの群れの数にリアルタイムに適応する」、そして「シープドッグが自身の追い方をヒツジの様子を見ながら調整する」ことが挙げられる。そして、この2点は実世界のシープドッグが実際に行っている行動と合致するため、的を得た結果だと考えられ、また直感的にも妥当な結果だと言える。5.4節ではこの2点に着目し、クラスタリングに基づく凝集法、また追尾ゲインを自律的に調整する方法を提案する。

5.4 提案手法：ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング

ここではまず、ヒツジが複数の群れを構成している場合の誘導手法としてクラスタリングを用いた凝集戦略を提案する。そして、あらゆる特徴を有するヒツジを誘導するためにシープドッグが凝集・誘導戦略を自律的に切り替える手法、および自身の追尾ゲインを自律的に調整

する手法を組み合わせた「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案する。

5.4.1 クラスタリングに基づく複数の群れの凝集戦略の提案

これまでシープドッグによるヒツジの群れの誘導パターンの離散モデルを構築し、ヒツジ群を誘導する際における基本的な動作戦略として「中心追跡法」と「接線追跡法」を提案し、多数の反復シミュレーションにて統計的に解析を行ってきた。そして、初期状態においてヒツジが1つの群れを形成している条件下における中心追跡法および接線追跡法の有効性を述べた。その一方で、中心追跡法、接線追跡法にて群れの分離に起因して誘導失敗する場合があることを確認した。そこで、ヒツジが2つ以上の群れを形成している場合における基本的な誘導法を提案する。

群れの凝集アルゴリズム

ここでは、Fig. 5.10 に示すように二つのヒツジの群れを分散させずに目標地点に誘導することを考える。まず、全体の群れを二つの群れにそれぞれのヒツジを分類する。複数のグループの分類法は統計学におけるクラスタリング手法が一般的であるため、ヒツジの群れに対して k-means 法 [79] を用いてクラスタリングを行う^{*5}。クラスタリングにより二つに分類された群れに対してヒツジの数が小さい方の群れを Cluster 1、数が大きい方の群れを Cluster 2、群れ全体を Flock と呼ぶことにする。また、それぞれの重心点を F_1 , F_2 , F とする。このように二つに分類された群れに対して次のような二段階制御を用いてヒツジの群れを誘導することを考える。

Phase 1 Cluster 1 を目標の群れ、Cluster 2 の重心点 F_2 を目標地点に設定し、接線追跡法を用いてヒツジの群れを凝集させる。すなわち、Cluster 1 に対して 95% 等確率偏差楕円を作る。Fig. 5.10 に示すようにシープドッグの位置 R を通る接線を引き、 F_2 からより遠い接点を Z_1 とする。これらの設定からシープドッグの速度ベクトルを式 (5.5) に示す。

$$\vec{R}_3 = \vec{V}_{Z_1} + \vec{V}'_{Z_1} + \vec{V}_{F_2} \quad (5.5)$$

それぞれの項は、 $\vec{V}_{Z_1} = K_{r1} \vec{R} \vec{Z}_1 \min(|F_1 F_2|, K)/K$, $\vec{V}'_{Z_1} = K_{r2} \vec{Z}_1 \vec{R}/|Z_1 R|^3$, $\vec{V}_{F_2} = K_{r3} \vec{F}_2 \vec{R}/|F_2 R|$ とする。 K_{r1} はシープドッグがヒツジの群れに近づく力（追尾力）の大きさを表すゲイン、 K_{r2} はシープドッグがヒツジの群れから離れる力（斥力）の大き

^{*5} 本論文では2つのグループの群れを分類し、誘導することを考えるが、グループの数が増減しても同様にクラスタリングを行い、提案している誘導手法を用いることは可能である。

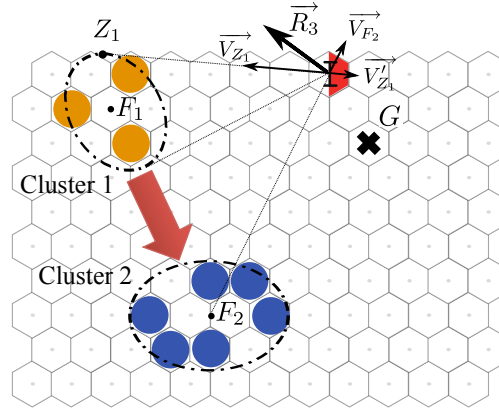


Fig. 5.10: Tangent-targeting control using bisectional clustering

さを表すゲイン, K_{r3} はシープドッグの目標地点から回り込む力の大きさを表すゲインである.

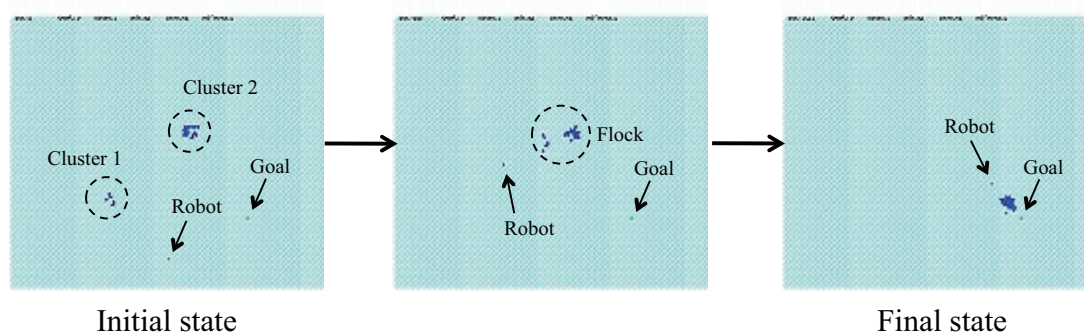
Phase 2 次に全体の群れ Flock の分散がある値以下になると, Flock を目標の群れに設定し, 接線追跡制御を用いて目標地点 G に誘導する. シープドッグの速度ベクトルは式 (5.6) に示す. 式 (5.6) のそれぞれの項は前節にて提案した接線追跡制御の式 (5.4) の 1, 2, 3 項と同様である.

$$\vec{R}_2 = \vec{V}_Z + \vec{V}_Z' + \vec{V}_G \quad (5.6)$$

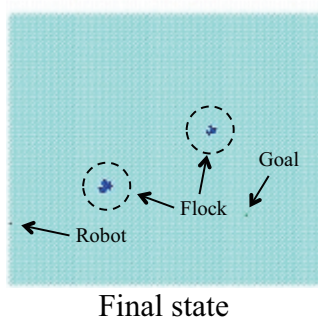
このような Phase 1, Phase 2 を群れ全体 Flock の分散が σ_t 以下になるときに切り替えるような制御方法を考える.

シミュレーション

本節では, 20 匹のヒツジを $(30, 30) - (35, 35)$ と $(55, 55) - (60, 60)$ の範囲の中でランダムに配置し, シープドッグの初期位置を $(50, 10)$, 目標地点を $(75, 25)$ と設定する. また, ヒツジに関するゲイン $K_{f1} = 20, K_{f2} = 1000, K_{f3} = 20$, シープドッグに関するゲインを $K_{r1} = 3, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20, K = 3$ とする. さらに, Phase 1 から Phase 2 に移行するときの閾値を $\sigma_t = 40$ と設定し, K_{f1} の値を $K_{f1} = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ に変化させ, シミュレーションを 100 回繰り返し行なった. それぞれの K_{f1} の値に対して, 成功回数, 誘導完了時の分散の平均, および平均誘導時間を Table 5.15 に示す. また, $K_{f1} = 20$ の際のシミュレーションの一例を Fig. 5.11(a) に示す. Fig. 5.11(a) から 2 つのヒツジの群れが 1 つの群れに統合され, 目標地点に散らばることなく誘導されていることが確認できる. さらに, Fig. 5.11(b) にクラスタリングを用いず, 接線追跡法のみによるシミュレーション結果の一例を, Table 5.16 に異なる K_{f1}



(a) Simulation based on tangent-targeting using bisectional clustering



(b) Simulation based only on tangent-targeting

Fig. 5.11: Effectiveness of bisectional clustering

の値に対して行った反復シミュレーションの結果を示す。Table 5.15, Table 5.16 からクラスタリング手法と接線追跡法を組み合わせることの有効性が言える。

5.4.2 凝集・誘導戦略およびゲインチューニング戦略

これまで、初期状態に複数の群れを形成している場合にはクラスタリング法を用いて、分裂した群れを1つの群れにまとめる手法の有効性を検証してきた。ここでは、群れの数が増える誘導中

Table 5.15 Results based on bi-sectional clustering

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	77	96	100	100	100	100
Average of simulation times [step]	2933	1013	1139	1733	3161	7033
Average of variance	17.28	8.98	5.13	4.37	3.97	3.82

にリアルタイムに変化した場合においてもうまく対応できるよう、ヒツジが複数の群れを形成している場合における「凝集戦略」、そして1つのヒツジの群れを目標地点に誘導する「誘導戦略」をリアルタイムに切り替える手法を提案する。本研究では、シープドッグが200ステップに一度ヒツジの分散を計算し、その結果に基づいて以下の2つの動作戦略を自律的に切り替える手法を提案する。

凝集戦略 : ヒツジの分散が閾値 σ_t より大きい場合、シープドッグはクラスタリング手法に基づき、ヒツジを2つの群れに分類し、小さい群れを大きな群れに統合する。

誘導戦略 : ヒツジの分散が閾値 σ_t より小さい場合、シープドッグはすべてのヒツジの群れをターゲットとして目標地点へと誘導する。

また、シープドッグがヒツジの特徴に合わせて追い方を調整する、すなわち追尾ゲイン $K_{r1}[k]$ (k はシミュレーションにおけるステップを表す) を調整する「ゲインチューニング戦略」を提案する例えば、シープドッグが動いても、ヒツジがあまり動かない（すなわち、ヒツジがかなり凝集している）場合には、シープドッグはなるべくヒツジに近づくために追尾ゲインを大きくする。その一方で、シープドッグが動いた時にヒツジが敏感に反応するときには、シープドッグはなるべくヒツジと距離を置くために自身の追尾ゲインを小さくするという方法である。

ゲインチューニング戦略 :

シープドッグが誘導戦略から凝集戦略に切り替えたとき、シープドッグは $K_{r1}[k]$ の値を以下の式のように増加させる。

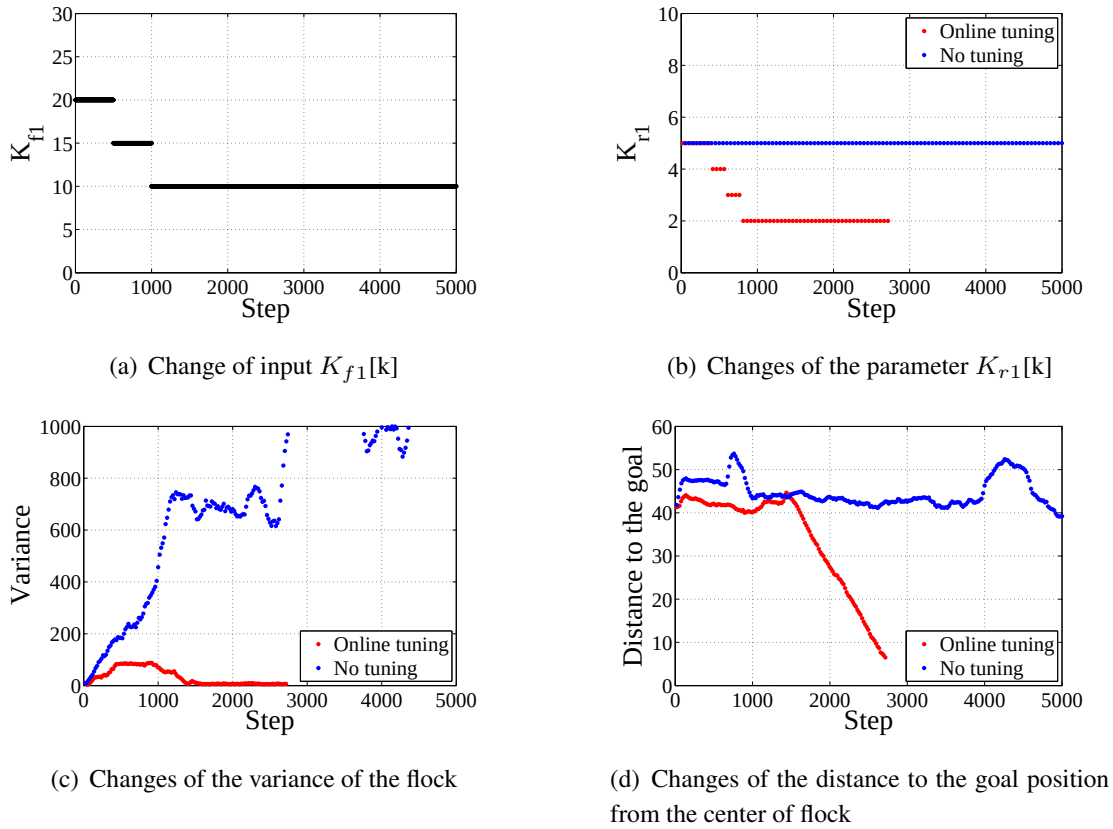
$$K_{r1}[k+1] = K_{r1}[k] - 1 \quad (5.7)$$

また、ヒツジの分散があらかじめ設定した値 σ_s より小さいとき、シープドッグは $K_{r1}[k]$ の値を以下の式のように減少させる。

$$K_{r1}[k+1] = K_{r1}[k] + 1 \quad (5.8)$$

Table 5.16 Results based only on Tenter-targeting control

K_{f1}	5	10	15	20	25	30
Number of successes	0	0	0	0	0	0
Average of simulation times [step]	-	-	-	-	-	-
Average of variance	-	-	-	-	-	-

Fig. 5.12: Simulation results in the case of decreasing the value of the gain K_{f1}

5.5 シミュレーション：提案手法の有効性の検証

凝集・誘導戦略をリアルタイムに切り替える手法とゲインチューニング戦略を組み合わせた「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」の有効性を検証するために、凝集・誘導戦略のスイッチングのみを取り入れたシードッグと双方の手法を取り入れたシードッグを用いて解析を行う。そして、シミュレーション環境としてはヒツジの凝集ゲイン $K_{f1}[k]$ とシードッグからの逃避ゲイン $K_{f2}[k]$ が動的に変化する場合を考える。

ヒツジのゲインは $K_{f1}[0] = 20, K_{f2}[0] = 1000, K_{f3} = 20$ に、シードッグのゲインは $K_{r1}[0] = 5, K_{r2} = 3, K_{r3} = 20, K = 3$ と設定する。そして戦略の動的スイッチング、およびゲインチューニングに関する閾値を $\sigma_t = 40, \sigma_s = 4$ に設定する。また、ロボットの追尾ゲイン $K_{r1}[k]$ は $2 \leq K_{r1}[k] \leq 8$ の範囲でのみ変化するものとする。

まず、ヒツジの凝集ゲイン $K_{f1}[k]$ が Fig. 5.12(a) のように 500 ステップごとに $K_{f1}[k] = 20$ から $K_{f1}[k] = 10$ まで変化するシミュレーション環境を想定する。Fig. 5.13 は戦略の動的ス

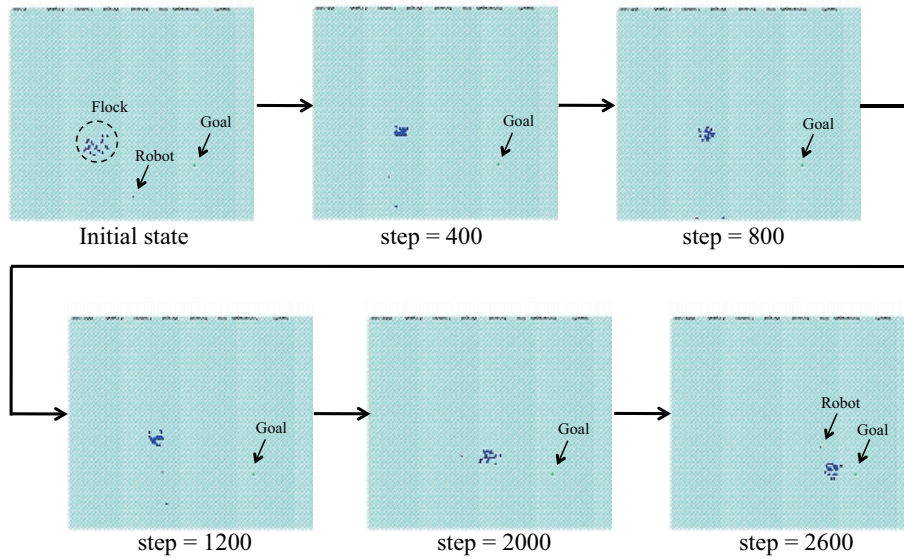
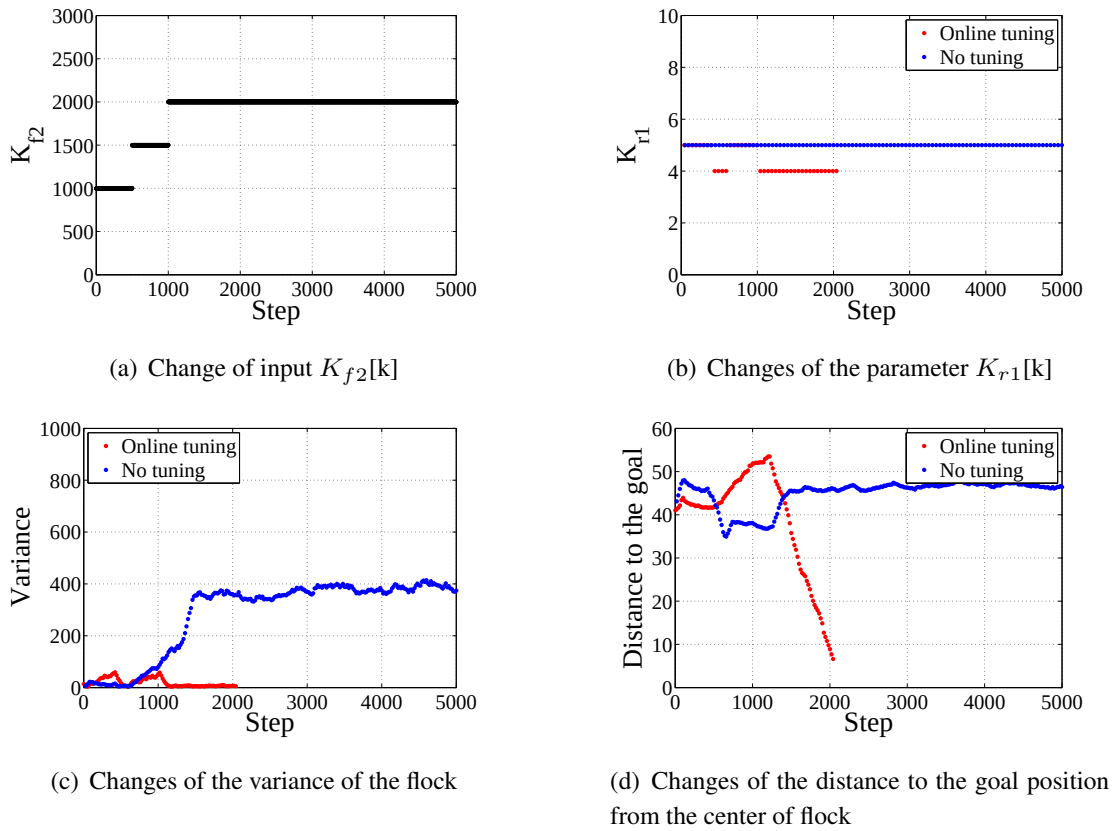


Fig. 5.13: Snapshots of a sheep guiding simulation based on the proposed method

イッチングとゲインチューニングを組み合わせたシープドッグによるシミュレーションの様子である。Fig. 5.12(b) にシープドッグの追尾ゲイン $K_{r1}[k]$ の変化を示す。Fig. 5.12(c) はヒツジの分散の時間変化を表しており、Fig. 5.12(d) はヒツジの群れの重心と目標地点との距離の変化を示している。すなわち、凝集・誘導戦略の動的スイッチングとゲインチューニングを組み合わせることで、ヒツジの凝集ゲインが変化した場合でもうまく対応できることが分かる。その一方で、戦略の動的スイッチングのみではヒツジが発散してしまい、目標地点への誘導に失敗していることも分かる。

次に、ヒツジの逃避ゲイン $K_{f2}[k]$ が Fig. 5.14(a) のように 500 ステップごとに $K_{f2}[k] = 1000$ から $K_{f2}[k] = 2000$ まで増加する場合を考える。Fig. 5.14(b) は $K_{r1}[k]$ の変化を示している。Fig. 5.14(c) はヒツジの分散の時間変化を、Fig. 5.14(d) はヒツジの重心位置の目標地点からの距離を表しており、うまく誘導できていることが分かる。同様に、ヒツジの凝集ゲイン $K_{f1}[k]$ が増加する場合や逃避ゲイン $K_{f2}[k]$ が減少する場合にも戦略の動的スイッチングとゲインチューニングを組み合わせることの有効性が確認できた。

これら一連の解析から、シープドッグが動きながら凝集・誘導戦略を動的に切り替える手法と、自身の追尾ゲインを自律的に調整する手法を組み合わせた「**ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング**」が有効だと言える。

Fig. 5.14: Simulation results in the case of increasing the value of the gain K_{f2}

5.6 まとめ

本章では、群れによる陰的パターン誘導のリーダー的存在や群れの組織の階層性の必要性を言及する問題として「シープドッグによるヒツジの群れの誘導パターン」に取り組んできた。まず、シープドッグの動作戦略としてヒツジの群れを 95% 確率偏差楕円と捉える接線追跡法を提案し、多数の反復シミュレーションを通じてあらゆる特徴を有するヒツジを誘導するためには「ヒツジの群れの数にリアルタイムに適応する」、そして「シープドッグが自身の追い方をヒツジの様子を見ながら調整する」ことが重要だと述べた。そして、この2点は実世界のシープドッグが実際に行っている行動と合致するため、的を得た結果だと考えられ、また直感的にも妥当な結果だと言える。

そこで、シープドッグが複数の群れを1つの群れにまとめる「凝集戦略」、そして1つにまとめたヒツジの群れを目標地点まで誘導する「誘導戦略」という2つの異なる戦略を自律的かつ動的に切り替える方法、およびシープドッグがヒツジの群れの追い方をリアルタイムに調

整する手法を組み合わせた「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案した。そして、ヒツジの特徴を動的に変化させたシミュレーションにて、ヒツジが途中で群れからはぐれるケースなどにも広く対応できることを確認した。また、この提案手法を用いた解析から興味深い以下のことが分かった。

1. シープドッグがヒツジをまとめる際には、 N 匹のヒツジに対して N 個のグループに分類するのではなく、大きなヒツジのグループと小さなヒツジのグループという 2 種類に分類するだけで十分である。
2. シープドッグの動きを決定するベクトルに対して、すべてのゲイン $K_{r1} - K_{r3}$ を調整する必要はなく、追尾ゲイン K_{r1} を調整するだけで十分である。

今後は、複数のシープドッグが協調して誘導する問題、例えば役割分担を行ことでヒツジの群れを誘導していく問題に取り組んでいく。また、シープドッグがフォーメーションを組んで誘導を行うなどの問題にも取り組んでいく予定である。

第6章 結言

本博士論文では、地上に幅広く存在するパターン形成の中でも多くの要素・エージェントが巧みに絡み合い、自然と生み出される創発的なパターン形成を「**陰的パターン誘導**」と名付け、非自明かつ巨視的なパターンを制御するための分散的な群れの行動原理や設計原理を同定する問題に取り組むことで、群れによる陰的パターン誘導に通貫する論理の探求を目指して研究を行ってきた。

3, 4章では「分散ロボット群による物体のクラスタ形成」に取り組んできた。これはアリやシロアリ、ロボットなど群れをなすエージェントが大域的にある構造物を設計しようと考えた際の、分散的な群れの行動原理や制御構造を同定する最も基本的な問題である。そこで、明示的（陽的）には凝集パターンを形成するアルゴリズムを内在していないにもかかわらず、凝集パターンを実現する **Swiss Robot** に着目し、パターン形成をロボットと物体の相互作用による要素、すなわち陰的制御則によって実現していることを述べた。そして、離散空間を用いることで、**Swiss Robot** のような単純な動作戦略を取るロボット群による陰的な凝集パターン形成のプロセスを解析した。そして、各ロボットが自身の行動履歴からシステムの大域的な状態を推定・予測する手法、いわば「**陰的オブザーバ設計**」手法を示した。これはロボットと物体間の相互作用の要素のうち、ロボットの物体への作業率・接触率をシステムの推定に利用したということである。そしてシステムの推定・予測をもとに、各ロボットがヘテロな動作戦略を自律的かつ動的に切り替えていく「**ヘテロ戦略の動的スイッチング**」を提案し、陰的なパターン形成を制御できることを示した。

5章では、群れをなす単純なエージェントのリーダーやサブリーダー的存在、群れの組織の階層性の必要性を言及するために、「**シーブドッグによるヒツジの群れの誘導**」に取り組んできた。シーブドッグシステムはこれまで考えてきた「ロボット群による物体のクラスタ形成」という問題の「物体という静的エージェントのクラスタ形成」が「ヒツジという動的エージェントの群れ形成」となったケースとも捉えることができ、陰的パターン誘導の設計原理の構築に向けた次のステップになると考え、研究を行った。離散空間上にてシーブドッグシステムを

構築し、ヒツジの特徴やロボットの動作戦略を変化させた多数の反復シミュレーションから、シープドッグに必要な特性は以下の2点だと結論づけた。「ヒツジの群れの数にリアルタイムに適応する」、そして「シープドッグが自身の追い方をヒツジの様子を見ながら調整する」ことである。そして、この2点は実世界のシープドッグが実際に行っている行動と合致するため、的を得た結果だと考えられる。そこで、シープドッグが複数の群れを1つの群れにまとめる「凝集戦略」、そして1つにまとめたヒツジの群れを目標地点まで誘導する「誘導戦略」という2つの異なる戦略を自律的かつ動的に切り替える方法、およびシープドッグがヒツジの群れの追い方をリアルタイムに調整する手法を組み合わせた「ヘテロ戦略の混合・動的スイッチング」を提案した。そして、ヒツジの特徴を動的に変化させたシミュレーションにて、提案手法がヒツジが途中で群れからはぐれるケースなどにも広く対応できることを確認した。また、この提案手法を用いた解析から興味深い以下のことが分かった。

1. シープドッグがヒツジをまとめる際には、 N 匹のヒツジに対して N 個のグループに分類するのではなく、大きなヒツジのグループと小さなヒツジのグループという2種類に分類するだけで十分である。
2. シープドッグの動きを決定するベクトルに対して、すべてのゲイン $K_{r1} - K_{r3}$ を調整する必要はなく、追尾ゲイン K_{r1} を調整するだけで十分である。

それでは本博士論文で取り組んできた陰的パターン誘導に関してまとめる。群れによる創発的なパターンを制御する鍵は、まず個々のエージェントによるシステムの推定・オブザーバ設計であり、本論文では、自身の行動記憶がその1つとなることを示した。次にヘテロな動作戦略の自律的かつ動的なスイッチングによってパターン形成のダイナミクスを制御できることを示した。さらに、群れ構造が階層的な場合には異種のエージェントの動きを見つつ、お互いが学んでいく「学習」の概念の重要性を示した。

最後に「陰的パターン誘導」に通貫する理論の構築に向けたプロセスを Fig. 6.1 に示す。Fig. 6.1 には、本博士論文で取り組んできた分散エージェント群の陽的戦略としての「同一」、「ヘテロ」、「階層」という流れ、さらに陰的なダイナミクスとしての「行動切り替え」、「状態推定」が含まれている。今後は、あらゆる行動戦略や多層構造の群れにおいて、必要な行動、群れを“自然”と残していく「学習」、「進化」の概念を導入し、陰的パターン誘導の設計論へと導いていく予定である。

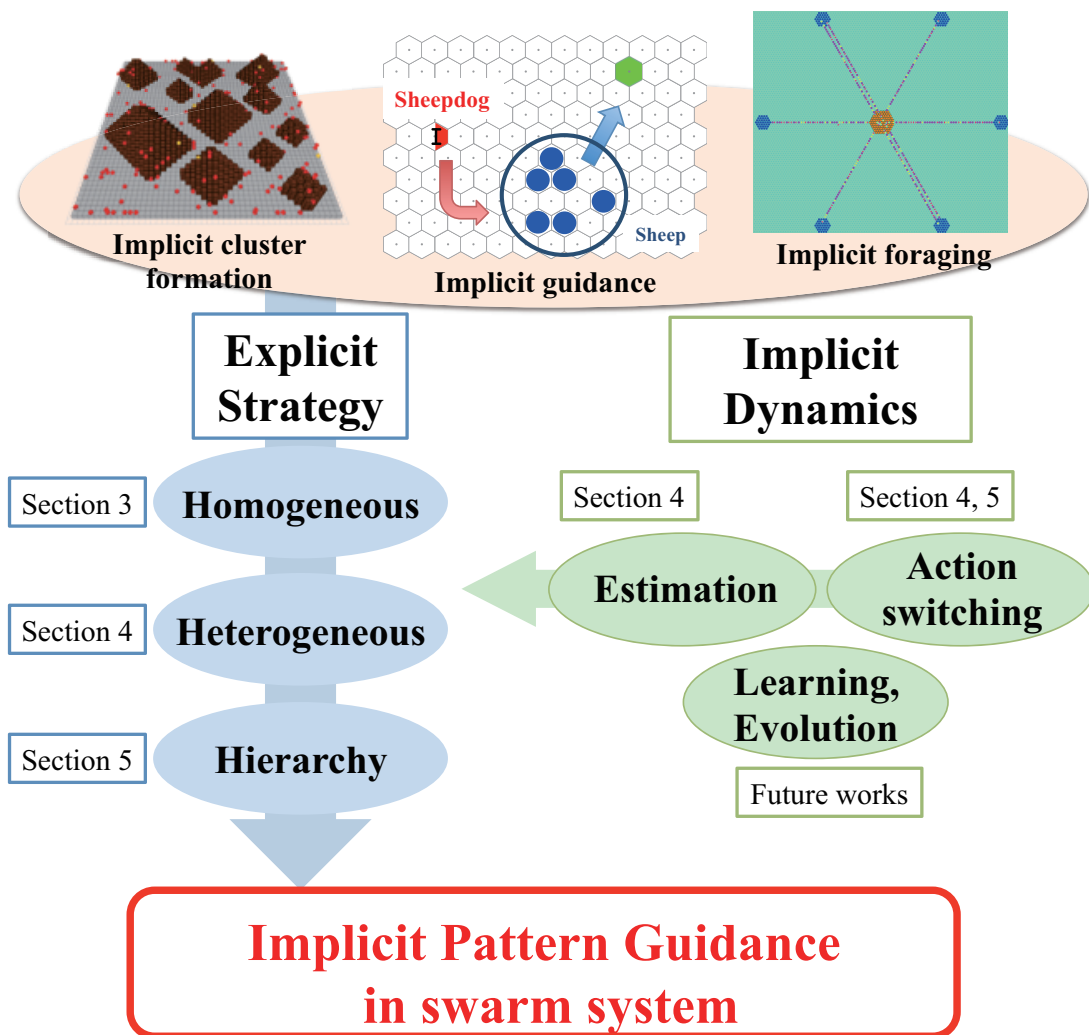


Fig. 6.1: Flowchart to build a theory of Implicit Pattern Guidance

謝辞

まず、研究のすべての面にわたって貴重な助言と励ましをいただき、活動を支援していただいた大須賀公一教授に心から感謝申し上げます。石川将人教授には研究者としてのあるべき姿勢を教えていただき、熱心かつ丁寧なご指導を賜りました。杉本靖博講師には計算機のエキスパートとして数値計算に関する助言をはじめとし、研究の過程において数多くの有益なご指摘をいただきました。和田特任准教授には研究における的確な助言をいただき、また研究生活においても暖かい言葉をかけて下さりました。諸先生方に心から感謝を申し上げます。

また、東北大学石黒章夫教授、広島大学小林亮教授、北海道大学青沼仁志准教授には学会・シンポジウムを含め、様々な機会において貴重な助言を頂きました。ここに厚く御礼を申し上げます。

研究を進めるにあたり活発な議論を交わし、長い研究室生活において支えてくれた大須賀研究室、石川研究室の学生の皆様には感謝を申し上げます。

最後に、研究生活を支えてくれた父勇、母美智子に厚く感謝を申し上げます。

参考文献

- [1] Y. Sueoka, T. Tahara, M. Ishikawa, and K. Osuka. On statistical analysis of object pattern formation by autonomous transporting agents. In *International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, pp. 854–857, 2014.
- [2] K. Nakayama, Y. Sueoka, M. Ishikawa, Y. Sugimoto, and K. Osuka. Control of transportation trails by distributed autonomous agents inspired by the foraging behavior of ants. *Journal of Nonlinear Theory and Its Applications*, Vol. 5, No. 4, pp. 487–498, 2014.
- [3] I. Arndt. 建築する動物. スペースシャワーネットワーク, 2014.
- [4] 松下貢. フラクタルの物理 (I). 裳華房, 2002.
- [5] 松下貢. フラクタルの物理 (II). 裳華房, 2004.
- [6] 十河清. 非線形物理学 —カオス・ソリトン・パターン—. 裳華房, 2010.
- [7] 三村昌泰. パターン形成とダイナミクス (非線形・非平衡現象の数理). 東京大学出版会, 2006.
- [8] M. Hansell. *Built by Animals: The Natural History of Animal Architecture*. Oxford University Press, USA, 2009.
- [9] D. Gordon. *Ant at work*. The Free Press, 1999.
- [10] J. L. Deneubourg, S. Goss, N. Franks, A. Sendova-Franks, C. Detrain, and L. Chrétien. The dynamics of collective sorting robot-like ants and ant-like robots. In *Proceedings of the first international conference on simulation of adaptive behavior on From animals to animats*, pp. 356–363, Cambridge, MA, USA, 1990. MIT Press.
- [11] R. Pfeifer and C. Scheier. *Understanding Intelligence*. The MIT Press, 1999.
- [12] 長田正. 自律分散をめざすロボットシステム. オーム社, 1995.
- [13] R. Pfeifer and J. Bongard. *how the body shapes the way we think*. The MIT Press, 2006.
- [14] D. Owaki, T. Kano, K. Nagasawa, A. Tero, and A. Ishiguro. Simple robot suggests physical interlimb communication is essential for quadruped walking. *J. R. Soc. Interface*, Vol. 10,

- No. 78, p. 20120669, 2012.
- [15] M.A. Doustari and N. Sannomiya. A simulation study on schooling mechanism in fish behavior. システム制御情報学会論文誌, Vol. 12, No. 5, pp. 521–523, 1992.
- [16] 三宮信夫, 島田亮, 中峯浩. 魚群行動における自律分散機構のモデリング. 計測自動制御学会論文集, Vol. 29, No. 2, pp. 211–219, 1993.
- [17] M.A. Doustari and N. Sannomiya. How does fish school change form? -a hypothesis from simulation study-. 計測自動制御学会論文集, Vol. 29, No. 12, pp. 1388–1390, 1993.
- [18] R. Beekers, O. E. Holland, and J. L. Deneubourg. From local actions to global tasks: Stigmergy and collective robotics. In *In Proc. of Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems*, pp. 181–189, 1994.
- [19] S. Goss, S. Aron, J. L. Deneubourg, and J. M. Pasteels. Self-organized shortcuts in the argentine ant. *Springer-Verlag*, Vol. 76, No. 12, pp. 579–581, 1989.
- [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, No. 2, pp. 259–271, 1983.
- [21] E.O. Wilson. *Insect societies*. Belknap Press, 1971.
- [22] 太田順. 適応的行動と協調の発現原理. 計測と制御, Vol. 44, No. 9, pp. 628–633, 2005.
- [23] 菅原研, 辻和希. 社会的適応行動から学ぶ群ロボット -アリのコロニー形成と維持を対象として-. 計測と制御, Vol. 46, No. 12, pp. 928–933, 2007.
- [24] N. Shimoyama, K. Sugawara, T. Mizuguchi, Y. Hayakawa, and M. Sano. Collective motion in a system of motile elements. *Physical Review Letter*, Vol. 76, No. 20, pp. 3870–3873, 1996.
- [25] 菅原研, 谷川裕海, 小菅一弘. 簡単な動力学特性に基づく群ロボットの協調行動と形態制御. 日本機械学会第 16 回インテリジェント・システム・シンポジウム, pp. 27–28, 2006.
- [26] 倉林大輔, 長川研太. 幾何条件による自律移動ロボット群の編隊構造遷移. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 3, pp. 376–382, 2005.
- [27] 倉林大輔. 群の知的振る舞いに見る行動決定規範. 計測と制御, Vol. 46, No. 11, pp. 829–834, 2007.
- [28] R. A. Brooks. New approaches to robotics. *Science*, Vol. 253, No. 5025, pp. 1227–1232, 1991.
- [29] R. Brooks. Intelligence without representation. *Artificial Intelligence*, Vol. 47, No. 1-3, pp. 139–159, January 1991.
- [30] T. Sato, T. Kano, and A. Ishiguro. A snake-like robot driven by a decentralized control that enables both phasic and tonic control. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on*

- Intelligent Robots and Systems*, pp. 1881–1886, 2011.
- [31] T. Kano, K. Nasasawa, D. Owaki, A. Tero, and A. Ishiguro. A cpg-based decentralized control of a quadruped robot inspired by true slime mold. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4928–4933, 2010.
- [32] H. Yokoi, A. Hernandez Arieta, R. Katoh, and W. Yu. Mutual adaptation in a prosthetics application. *Lecture Note on Computer Science*, 2004.
- [33] M. Ziegler, F. Iida, and R. Pfeifer. Cheap underwater locomotion- morphological properties and behavioral diversity. In *Proceedings of the 9th International Conference on Climbing and Walking Robots (CLAWAR 2006)*, 2006.
- [34] Y. Kuniyoshi, Y. Ohmura, K. Terada, A. Nagakubo, S. Eitoku, and T. Yamamoto. Embodied basis of invariant features in execution and perception of whole-body dynamic actions - knacks and focuses of roll-and-rise motion. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 48, No. 4, pp. 189–201, 2004.
- [35] S. Bovet and R. Pfeifer. Emergence of coherent behaviors from homogenous sensorimotor coupling. In *Proc. of the 12th International Conference on Advanced Robotics*, pp. 324–330, 2005.
- [36] S. Bovet and R. Pfeifer. Emergence of delayed reward learning from sensorimotor coordination. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 841–846, 2005.
- [37] S. Bovet. Emergence of insect navigation strategies from homogeneous sensorimotor coupling. In *Proc. of the 9th International Conference on Intelligent Autonomous Systems*, pp. 525–533, 2006.
- [38] 荻原博光, 山本幸憲, 伊沢正名. 日本変形菌類図鑑. 平凡社, 1995.
- [39] D.J.C. Knowles and M.J. Carlie. The chemotactic response of plasmodia of the myxomycete *Physarum polycephalum* to sugars and related compounds. *Journal of Microbiology September*, Vol. 108, No. 1, pp. 17–25, 1978.
- [40] 清水正宏, 高橋正康, 川勝年洋, 石黒章夫. 制御系と機構系の有機的カップリングを活用したモジュラーロボットの創発的形態制御. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 6, pp. 718–724, 2005.
- [41] R. Niiyama, S. Nishikawa, and Y. Kuniyoshi. Athlete robot with applied human muscle activation patterns for bipedal running. In *Proc. of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 498–503, 2010.
- [42] K. Ogawa, K. Narioka, and K. Hosoda. Development of whole-body humanoid "pneumat-b"

- with pneumatic musculoskeletal system. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2011.
- [43] T. McGeer. Passive dynamic walking. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 9, No. 2, pp. 62–82, 1990.
- [44] A. Goswami, B. Thuilot, and B. Espau. Compass-like biped robot part I: Stability and bifurcation of passive gaits. *INRIA*, 1996.
- [45] M. Garcia, A. Chatterjee, A. Ruina, and M. Coleman. The simplest walking model: Stability, complexity and scaling. *ASME Journal of Biomechanical Engineering*, Vol. 120, No. 2, pp. 281–288, 1998.
- [46] R. Tedrake S. Collins, A. Ruina and M. Wisse. Efficient bipedal robots based on passive-dynamic walker. *Science*, Vol. 307, No. 5712, pp. 1082–1085, 2007.
- [47] F. Iida and R. Pfeifer. “cheap” rapid locomotion of a quadruped robot: self-stabilization of bounding gait. *Intelligent Autonomous Systems*, Vol. 8, pp. 642–649, 2004.
- [48] F. Iida, G. Gomez, and R. Pfeifer. Exploiting body dynamics for controlling a running quadruped robot. In *Proc. of 12th International Conference on Advanced Robotics*, pp. 229–235, 2005.
- [49] Y. Sugimoto, H. Yoshioka, and K. Osuka. The realization of the super multilegged passive dynamic walking (in japanese). *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 28, No. 8, pp. 961–969, 2010.
- [50] Y. Sugimoto, H. Yoshioka, and K. Osuka. Development of multi-legged passive dynamic walking robot. In *Proc. of the 5th International Symposium on Adaptive Motion in Animals and Machines*, pp. 71–72, 2011.
- [51] T. G. Brown. Decerebrate cat movie(1939), in video: The basal ganglia and brainstem locomotor control, by e.garcia-rill(1989).
- [52] 杉本, 大須賀. 受動的動歩行の安定性に関する一考察-ポアンカレマップの構造解釈からのアプローチ. システム制御情報学会, Vol. 18, No. 7, pp. 255–260, 2005.
- [53] 平田. 受動歩行に内在する安定化機構について. 第 8 回制御部門大会資料 (CDROM), 2008.
- [54] 大須賀公一. 制御系における「埋め込み問題とは?」-生物／人工物の運動制御機能の理解に向けて-. システム制御情報学会論文誌, Vol. 53, No. 12, pp. 1–7, 2009.
- [55] 大須賀公一, 石黒章夫, 鄭心知, 杉本靖博, 大脇大. 制御系に埋め込まれた陰的制御則が適応機能の鍵を握る! ? 日本ロボット学会誌, Vol. 28, No. 4, pp. 491–502, 2010.
- [56] K. Osuka, A. Ishiguro, X. Zheng, Y. Sugimoto, and D. Owaki. Dual structure of mobiligence

- implicit control and explicit control-. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2407–2412, 2010.
- [57] 大須賀, 石黒. 受動的ロコモーションに埋め込まれた適応機能. 計測と制御, Vol. 48, No. 9, pp. 711–717, 2009.
- [58] 坂東麻衣, 大須賀公一, 藤井隆雄, 山川宏. 円制限三体問題のラグランジュポイントの安定性に関する陰的制御的考察. 計測自動制御学会論文集, Vol. 48, No. 7, pp. 431–440, 2012.
- [59] Charles J. Lumsden and Bert Hölldobler. Ritualized combat and intercolony communication in ants. *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 100, No. 1, pp. 81–98, 1983.
- [60] M. Maris and R. Boeckhorst. Exploiting physical constraints: heap formation through behavioral error in a group of robots. In *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1655–1660, 1996.
- [61] S. Wolfram. *Cellular Automata and Complexity : collected papers*. Westview, 1994.
- [62] J. Schiff. *Cellular Automata : A Discrete View of the World*. John Wiley & Sons, 2008.
- [63] S. Wolfram. *A New Kind of Science*. Wolfram Media Inc, 2002.
- [64] M. Ishikawa. On spatial discretization of mobile robot systems and related control problems. In *Proc. of the SICE 40th Symposium on Control Theory*, 2011.
- [65] T. Kita, M. Ishikawa, and K. Osuka. On ultra-discretization of nonholonomic snake robot systems (in japanese). In *Proc. of the SICE 40th Symposium on Control Theory*, 2011.
- [66] T. Tahara, Y. Sueoka, M. Ishikawa, and K. Osuka. Autonomous formation of object clusters on vertical plane. In *International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, pp. 57–60, 2013.
- [67] R. Vaughan, N. Sumpter, A. Frost, and S. Cameron. Robot sheepdog project achieves automatic flock control. In *Proc. of the Fifth International Conference on the Simulation of Adaptive Behaviour*, 1998.
- [68] R. Vaughan, N. Sumpter, J. Henderson, A. Frost, and S. Cameron. Experiments in automatic flock control. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 31, No. 1, pp. 277–282, 2000.
- [69] 東俊一, 田淵絢子, 杉江俊治. 牧羊犬制御のモデル化. 計測自動制御学会論文集, Vol. 48, No. 12, pp. 882–888, 2012.
- [70] 山影進. 人工社会構築指南 artisoc によるマルチエージェント・シミュレーション入門. 書籍工房早山, 2008.
- [71] 五十嵐洋, 足達嘉信, 高橋一成. マルチエージェントによる協調追い込み問題: 牧羊犬シミュレーションプラットフォーム. ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2010.

- [72] M. Kim, C. Kim, J. Takeuchi, and H. Tsujino. A stepwise training method for complex task solving using reinforcement learning. In *The 22nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2008.
- [73] P. Cowling and C. Gmeinwieser. Ai for herding sheep. In *Sixth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference*, 2010.
- [74] L. Skrba, S. Dobbyn, R. McDonnell, and C. Sullivan. Animating dolly: Real-time herding and rendering of sheep. In *Seventh Irish Workshop on Computer Graphics*, 2006.
- [75] Y. Adachi and H. Igarashi. Sheepdog problem simulation by using cellular automata. In *2008 International Symposium on Nonlinear and its Applications*, pp. 25–28, 2008.
- [76] M. Kunigami and T. Terano. Complexity and control of collective learning dynamics in a simple model of market. In *The Workshop on the Economics of Heterogeneous Interacting Agents*, 2006.
- [77] C. Reynolds. Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model. *Computer Graphics*, Vol. 21, No. 4, pp. 25–34, 1987.
- [78] J. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 281–297, 1967.
- [79] 神蔦敏弘. データマイニング分野のクラスタリング手法 (1). 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 1, pp. 59–65, 2003.

付録 A : Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットの非同等性の考察

ヘテロな動作戦略を有するロボット群によるクラスタ形成において、Push & Turn ロボットによるクラスタ成長のバランスと Pull & Turn ロボットによるクラスタ破壊のバランスが保たれている際に不動オブジェクト比率の動的平衡が保たれることが分かった。

両者の動作戦略をクラスタ形成・破壊の観点から考察すると Push & Turn ルールはクラスタを破壊することもあるがその一方で、Pull & Turn ロボットはクラスタを破壊するのみである。このようにロボットの規則を単純化したために、クラスタ形成における動的平衡を保つ際には 5% 以下という少数の Pull & Turn ロボットで十分であったと言える。

すなわち、Pull & Turn ルールにクラスタを形成するようなプロセスを導入した場合、Push & Turn と Pull & Turn の充填率のバランスが変化することが期待される。そこで、Fig. A.1 のようにロボットが物体を引いている場合に背後のセルが物体の場合、自身の位置と物体の位置を交換する *Pull & Castling* ルールを提案する。

実際に、Pull ロボットとして Pull & Turn ルールと Pull & Castling ルールの 2 種類を用いてシミュレーションを行った。その結果を Fig. A.2 に示す。Fig. A.2 から両者にほとんど違いが見られないことが分かる。すなわち、不動オブジェクト比率の値を決定付ける要因は Castling

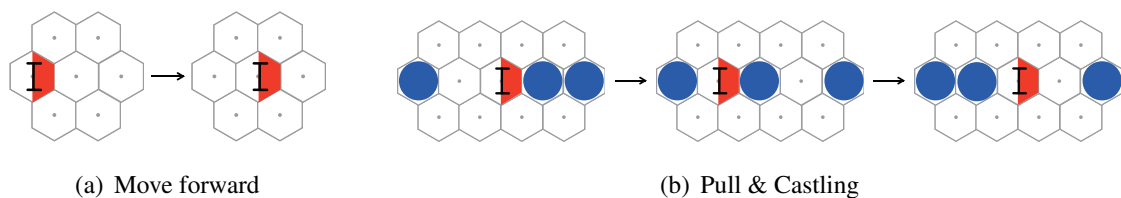


Fig. A.1: Pull & Castling rule in the hexagonal cellular space

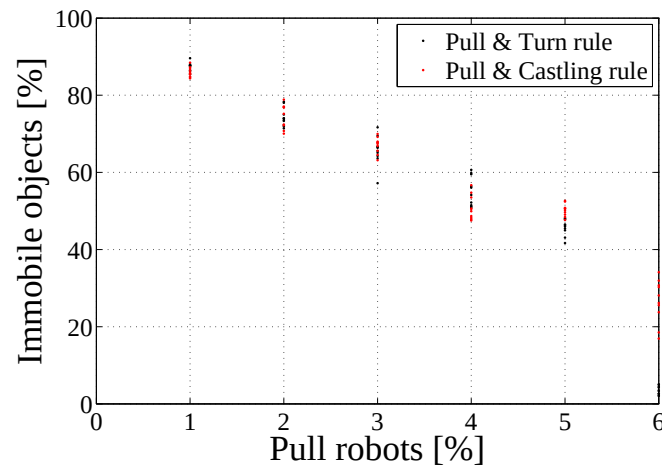


Fig. A.2: Comparison of the results between Pull & Turn rule and Pull & Castling rule in the case of using Push & Turn robots

と Turn の違いではなく、不変クラスタにヒビを入れる Pull という破壊のプロセスだと言える。

Push & Turn ルールでは最小不変クラスタの形成に 7 つの物体が必要である。その一方で、Sense & Avoid ロボットでは 3 つの物体で最小不変クラスタを作ることができることから、クラスタ形成を担う規則として Sense & Avoid ルールを用いることで Turn と Castling の違いが見られることが期待される。そこで、Sense & Avoid ロボットを用いて両者の規則の比較を行った。その結果は、Fig. A.3 のようになり、両者の間に大きな違いを見られる。これらの結果から、Pull ロボットにクラスタの破壊だけでなく形成できるようにすることで Push ロボットと Pull ロボットの構成比をシフトできると言える。

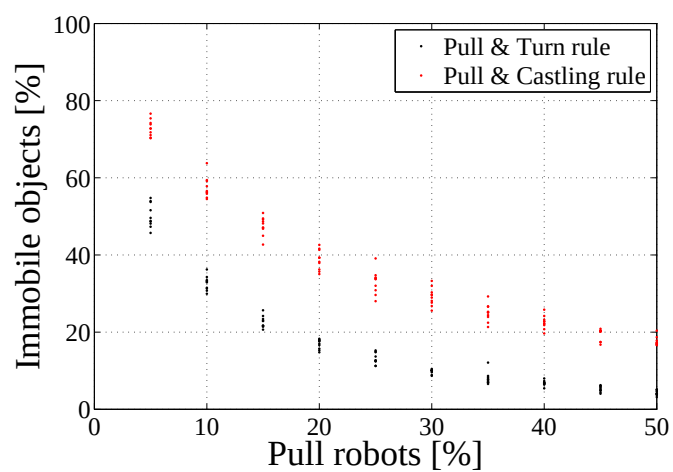


Fig. A.3: Compasion of the results between Pull & Turn rule and Pull & Castling rule in the case of using Sense & Avoid robots

付録 B：分散ロボット群による単一クラスタ形成

提案手法：ヘテロな動作戦略の動的スイッチング

各ロボットが自身のクラスタ遭遇率から最終クラスタ数を予測し、必要に応じてすべてのクラスタを破壊、もう一度クラスタを一から形成するプロセスを繰り返すことでクラスタ数の分布を制御できることが分かった。その一方で、単一クラスタのように大きなクラスタが形成されることは統計的に少ないことも確認できた。そこでここでは、分散ロボット群による単一クラスタ形成を目指す。

まず、Push & Turn ロボットと Pull & Turn ロボットを空間的に混在した場合におけるクラスタ数の解析結果 Fig. 4.5(b) に着目する。少数の Pull & Turn ロボットが小さなクラスタの破壊を担い、その結果として1つの“コア”クラスタが形成されていることが分かる。そこで、以下のプロセスにて単一クラスタ形成を目指す。まず、クラスタの形成過程において Push & Turn rule と Pull & Turn rule という2つの動作戦略を動的に切り替えていくことで、単一の“コア”クラスタを形成する。そして成長過程において Push & Turn rule を用いて“コア”クラスタを成長させていく。もし、複数のクラスタが形成している場合にはすべてのクラスタを破壊し、もう一度クラスタを一から作り直す。

形成過程 ロボットの動作戦略は Push & Turn ルールまたは Pull & Turn ルールとする。過去 m ステップ間に物体を押した回数 a が $a \geq N_1$ (N_1 は閾値) の時、成長過程へと移行する。

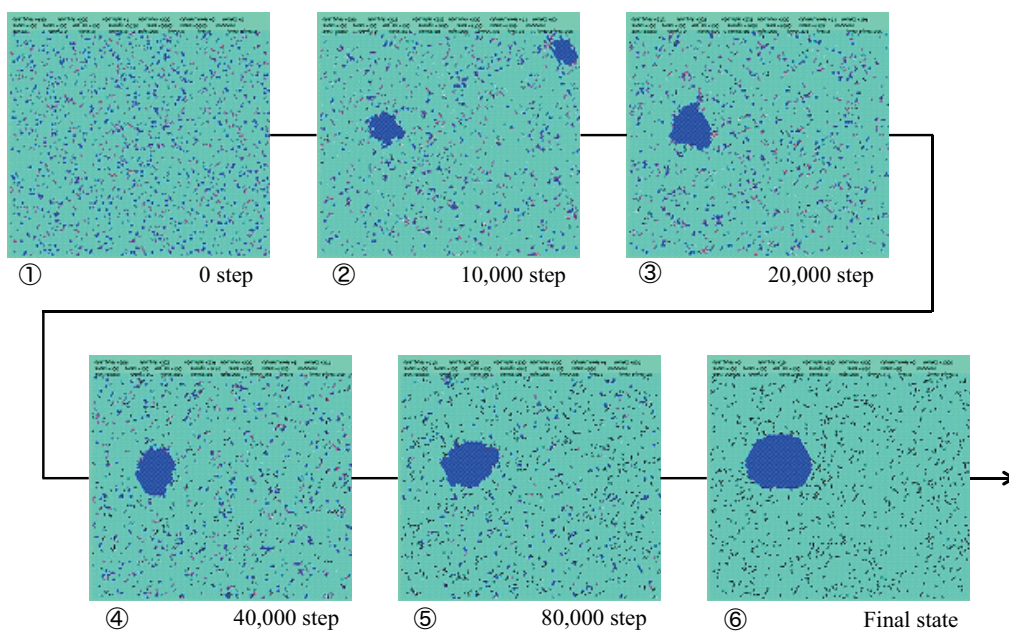
成長過程 ロボットの動作戦略は Push & Turn ルールとする。過去 m ステップ間に物体を押した回数 b が $b \geq N_2$ (N_2 は閾値) の時、予測過程へと移行する。

予測過程 ロボットの動作戦略は Push & Turn ルールとする。過去 m ステップ間にクラスタに遭遇した回数 c が $c \leq N_3$ (N_3 は閾値) の時、破壊過程に切り替える。

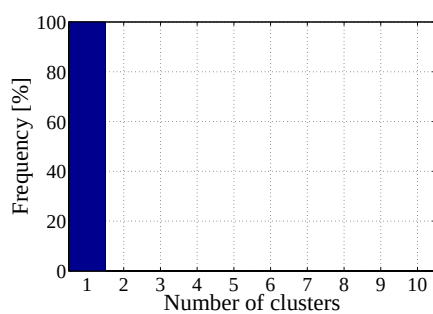
破壊過程 ロボットの動作戦略は Pull & Turn rule とする. 過去 m ステップ間に物体を引いた回数が d が $d \geq N_4$ (N_4 は閾値) の時, 形成過程へと移行する.

シミュレーション

閾値 N_3 を $N_3 = 75$ に, すなわち $c \geq 75$ の時, 破壊過程に移行するよう設定する. これは Fig. 4.8 における 1000 ステップにおいて 25 回を閾値として破壊過程にロボットが切り替わることを意味している. 今, すべてのロボットは 3000 ステップ分の履歴を持っていると仮定し, 閾値パラメータを $N_1 = 200$, $N_2 = 30$, $N_3 = 75$, $N_4 = 100$, $K_1 = 10$, そして $K_2 = 1$ に設定する. Fig. B.1(a) はシミュレーションの一例であり, 小さなクラスタは破壊され, 単一の大きなクラスタのみが成長していることが分かる. また, Fig. B.1(b) は 100 回の反復シミュレーションを行った場合に形成されるクラスタ数のヒストグラムを示している. Fig. B.1 の結果から, 単一クラスタを分散的に形成できることが分かった.



(a) A simulation example: formation of a single cluster by distributed robots



(b) Histogram of the number of clusters

Fig. B.1: Statistical analysis of single cluster formation by distributed robots

研究成果

学術論文

1. Y. Sueoka, T. Kita, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and K. Osuka: “Distributed control of the number of clusters in obstacle collecting by swarm agents”, *Journal of Nonlinear Theory and Its Applications*, Vol. 5, No. 4, pp. 476-486, 2014.
2. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “シープドッグシステムにおける誘導制御と性能解析: 離散解析によるアプローチ”, *日本機械学会論文集*, Vol. 80, No 809, p. DR0014, 2014.
3. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “自律分散ロボット群による障害物クラスタ形成の解析と制御”, *日本機械学会論文集*, Vol. 79, No. 801, pp. 1718-1727, 2013.
4. 末岡裕一郎, 石川将人, 北卓人, 杉本靖博, 大須賀公一: “自律分散ロボットによる障害物凝集の離散解析”, *システム制御情報学会論文誌*, Vol. 26, No. 6, pp. 193-201, 2013.
5. 末岡裕一郎, 杉本靖博, 中西大輔, 石川将人, 大須賀公一, 石黒章夫: “自律分散ロボットによる物体凝集に潜む陰的制御構造の解析”, *日本機械学会論文集*, Vol. 79, No. 800, pp. 1046-1055, 2013.

国際学会発表

1. Y. Sueoka, T. Tahara, M. Ishikawa and K. Osuka: “On Statistical Analysis of Object Pattern Formation by Autonomous Transporting Agents”, *International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, September, pp. 854-857, September, 2014.
2. Y. Sueoka, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and K. Osuka: “Cluster-Dividing Control for Sheep Agents by Dual Sheepdog Robots”, *International Symposium on Flexible Automation*,

- 104S, July, 2014.
3. Y. Sueoka, T. Kita, M. Ishikawa and K. Osuka: “Harnessing control of sheepdog agents by on-line clustering“, International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, pp. 49-52, September, 2013.
 4. Y. Sueoka, T. Kita, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and K. Osuka: “Discrete Analysis in Obstacle Clustering by Heterogeneous Robots“, International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, pp. 45-48, September, 2013.
 5. Y. Sueoka, T. Kita, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and Koichi Osuka: “Discrete Analysis of Obstacle Clustering by Distributed Robots“, IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO2012), pp. 2120-2125, December, 2012.
 6. Y. Sueoka, Y. Sugimoto, M. Ishikawa, K. Osuka and A. Ishiguro: “Analysis of Implicit Control Structure in Object Clustering Phenomena“, IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO2012), pp. 1881-1886, December, 2012.
 7. Y. Sueoka, Y. Sugimoto, K. Osuka, M. Ishikawa, T. Wada and A. Ishiguro: “Study for Emergence of Implicit Control Law in Swiss Robot phenomena“, International Symposium on Adaptive Motion in Animals and Machines (AMAM2011), pp. 77-78, October, 2011
 8. Y. Sueoka, Y. Sugimoto, K. Osuka, M. Ishikawa, T. Wada, M. Shimizu and A. Ishiguro: “Systematic Analysis of Swiss Robot Phenomena Using Molecular Dynamics“, International Conference on Morphological Computation (ICMC2011), pp. 87-89, September, 2011.
 9. Y. Sueoka, K. Osuka, Y. Sugimoto and A. Ishiguro “Implicit Control Law and Explicit Control Law of Swiss Robot“, SICE Annual Conference, pp. 1836-1839, August, 2010.

国内学会発表

1. 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “複数のロボットによるシーブドッグシステムの分散制御“, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2014), 1A1-W07, 5月, 2014.
2. 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “自律ロボットによる大規模移動体の Harnessing 制御“, 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 1744-1747, 2013.
3. 末岡裕一郎, 西聖二, 中西大輔, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “超小型自律移動ロ

- ボット群“Micro-Coronoc”の開発”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2013), 2A1-O04, 2013.
4. 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “分子動力学法を用いた異種エージェント群によるパターン形成のモデル化”, 第 57 回システム制御情報学会 (Sci'13), 236-3, 2013.
 5. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “異質なエージェント群による障害物クラスタ形成の離散解析”, 第 25 回自律分散シンポジウム, pp. 87-92, 1 月, 2013.
 6. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一, 石黒章夫: “異種ロボット群による障害物クラスタ形成”, 第 13 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 236-239, 12 月, 2012.
 7. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 大須賀公一: “ヘビ型ロボットを活用したロボット製作・制御の体験学習”, 第 55 回自動制御連合講演会, pp. 1011-1014, 11 月, 2012.
 8. 末岡裕一郎, 北卓人, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “移動ロボット群による障害物クラスタ形成 -異種エージェント存在下での動的平衡の解析-”, 計測自動制御学会第 41 回制御理論シンポジウム, pp. 237-242, 9 月, 2012.
 9. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “身体構造に着目した凝集ロボット“Coronoc Robot”の開発”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2012), 2P1-I03(1)-(2), 5 月, 2012.
 10. 末岡裕一郎, 北卓人, 杉本靖博, 石川将人, 大須賀公一, 石黒章夫: “超離散システムを用いた凝集ロボットの解析”, 第 56 回システム制御情報学会 (Sci'12), pp. 423-424, 5 月, 2012.
 11. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “陰的制御理論を用いた凝集現象の解析と展開” 17 回ロボティクスシンポジウム, pp. 294-299, 3 月, 2012.
 12. 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 清水正宏, 石黒章夫: “Swiss Robot に潜む陰的制御則の理論的解析”, 第 12 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 483-484, 12 月, 2011.
 13. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石川将人, 和田光代, 石黒章夫: “Swiss Robot が示す現象における壁の有無と陰的制御則との関係の考察”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2011), 2P2-K04(1)-(2), 5 月, 2011.
 14. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “Cluster Index を用いた Swiss Robot が示す現象に潜む陰的制御則の考察”, 第 55 回システム制御情報学会 (Sci'12), pp. 335-336, 5 月, 2011.

15. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “Swiss Robot に潜む陰的制御則に関する解析”, 第 16 回ロボティクスシンポジア, pp. 373-378, 3 月, 2011.
16. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “Swiss Robot がもつ陰的制御則のエントロピー的解析”, 第 11 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.406-409, 12 月, 2010.
17. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “Swiss Robot における陰的制御則の存在性に関する研究”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2010), 2A1-A03(1)-(4), 6 月, 2010.
18. 末岡裕一郎, 大須賀公一, 杉本靖博, 石黒章夫: “ある移動ロボットにおける陰的制御則に関する研究”, 第 10 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.468-469, 12 月, 2009.

その他

1. 中西大輔, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 山海嘉之: “McKibben 型空気圧アクチュエータを有する二次元脚ロボットの立位姿勢と関節剛性に関する解析および実機検証”, 計測自動制御学会論文集, 2015 (掲載予定).
2. K. Nakayama, Y. Sueoka, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and K. Osuka: “Control of transportation trails by distributed autonomous agents inspired by the foraging behavior of ants”, *Journal of Nonlinear Theory and Its Applications*, Vol. 5, No. 4, pp. 487-498, 2014.
3. D. Nakanishi, Y. Sueoka, Y. Sugimoto, K. Osuka and Y. Sankai: “Investigation for the stability of standing posture and stiffness of robot driven by McKibben pneumatic actuator”, *International Symposium on Flexible Automation*, 103S, July, 2014.
4. Y. Kito, Y. Sueoka, D. Nakanishi, Y. Sugimoto, M. Ishikawa, T. Wada and K. Osuka: “Quadruped passive dynamic walking robot with a new trunk structure inspired by spine”, *Dynamic Walking*, June, 2014.
5. T. Tahara, Y. Sueoka, M. Ishikawa and K. Osuka: “Autonomous Formation of Object Clusters on Vertical Plane”, *International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, pp. 57-60, September, 2013.
6. K. Nakayama, Y. Sueoka, T. Kita, M. Ishikawa, Y. Sugimoto and K. Osuka: “Analysis of Distributed Transportation with Autonomous Mobile Agents”, *International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, pp. 53-56, September, 2013.

7. D. Nakanishi, Y. Sueoka, L. Yu, Y. Sugimoto, M. Ishikawa, K. Osuka and Y. Sankai: “Emergence and Motion analysis of 3D Quasi-Passive Dynamic Walking by Excitation of Lateral Rocking”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2012), pp. 2769-2774, September, 2012.
8. 中山和樹, 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “フェロモンに基づく群移動体の物体輸送効率に関する解析”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2014), 2A2-X03, 5 月, 2014.
9. 紀藤優治, 末岡裕一郎, 中西大輔, 杉本靖博, 石川将人, 大須賀公一: “3 軸変形自由度を有する積層型背骨構造ユニットの設計 -4 脚受動的動歩行ロボットに与える影響の考察-”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2014), 2A1-I07, 5 月, 2014.
10. 中西大輔, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 山海嘉之: “空気圧人工筋を用いた脚ロボットの関節剛性と立位安定性条件の関係について”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2014), 2A1-Q06, 5 月, 2014.
11. 紀藤優治, 末岡裕一郎, 中西大輔, 杉本靖博, 石川将人, 大須賀公一: “4 脚受動的動歩行ロボットにおける柔軟な胴体構造が生み出す歩容の解析”, 第 58 回システム制御情報学会 (Sci'14), 121-2, 5 月, 2014.
12. 吉川徹哉, 末岡裕一郎, Li Yu, 石川将人, 大須賀公一: “ノイズ駆動による振動子ネットワークの同期について”, 第 58 回システム制御情報学会 (Sci'14), 341-3, 5 月, 2014.
13. 中西大輔, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 山海嘉之: “Mackibben 型空気圧アクチュエータを有する二次元脚ロボットの立位姿勢安定性解析および実機検証”, 第 19 回ロボティクスシンポジア, pp. 102-107, 3 月, 2014.
14. 紀藤優治, 末岡裕一郎, 中西大輔, 杉本靖博, 石川将人, 大須賀公一: “4 脚受動的動歩行ロボットの胴体構造に関する解析”, 第 14 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 2365-2366, 2013.
15. 田原孝将, 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “自律エージェントの運搬行動により形成されるクラスターのパターン形成”, 第 14 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 1737-1738, 2013.
16. 中西大輔, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 山海嘉之: “Mckibben 型空気圧アクチュエータを有する二次元脚ロボットの立位姿勢安定領域に関する実機検証”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2013), 2A1-D13, 2013.
17. 中山和樹, 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “自律移動体群による分散輸送の解析”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH2013),

- 2A1-O01, 2013.
18. 北卓人, 末岡裕一郎, 石川将人, 大須賀公一: “シープドッグエージェントによる群移動体の制御に関する離散解析”, 第 13 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 269-272, 12 月, 2012.
 19. 中西大輔, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 大須賀公一, 山海嘉之: “Mckibben 型空気圧アクチュエータを有する二次元脚ロボットの安定性に関する実機検証”, 第 13 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp. 2359-2360, 12 月, 2012.
 20. 田原孝将, 末岡裕一郎, 石川将人, 杉本靖博, 大須賀公一: “3 次元障害物回避行動の離散解析”, 第 55 回自動制御連合講演会, pp. 323-324, 11 月, 2012.
 21. 中山和樹, 末岡裕一郎, 杉本靖博, 石川将人, 大須賀公一: “自律分散移動体による協調搬送行動の離散解析”, 第 55 回自動制御連合講演会, pp. 321-322, 11 月, 2012.
 22. 北卓人, 末岡裕一郎, 石川将人, 大須賀公一: “空間離散化に基づくシステムの解析と制御”, 日本機械学会 Dynamics and Design Conference (D&D2012), 論文集 (642), 9 月, 2012.
 23. Li Yu, 杉本靖博, 末岡裕一郎, 大須賀公一, 山海嘉之: “胴体を有する準受動的動歩行の歩容に関する考察”, 第 56 回システム制御情報学会 (Sci'12), pp. 295-296, 5 月, 2012.
 24. 伸澤佑一, 萬代浩平, 末岡裕一郎, 濱田大地: “空気バネの新しい除去器具の提案”, 日本機械学会第 21 回設計工学・システム部門講演会, 10 月, 2011.