

修士論文

無線センサネットワークにおけるカッコウ探索とファジー  
アルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコルの提案

**Clustering Protocol in Wireless Sensor Networks**

**Using Cuckoo Search and Fuzzy Algorithm**

平成 31 年 1 月 30 日提出

指導教員

関谷 勇司 准教授

東京大学大学院

工学系研究科 電気系工学専攻

37-176416

井戸 千晴

## 概要

無線センサネットワーク（WSN）は物理的現象を検知するためのセンサーが組み込まれた、多数のセンサノードで構成されたネットワークである。ネットワークの寿命を最大化させることは無線センサネットワークを設計する上で非常に重要である。センサノードをクラスタリングすることによって、効率的なトポロジー制御ができることで、ネットワーク寿命を最大化することができる。本論文では、カッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いてネットワーク寿命を最大化するプロトコルを提案する。このプロトコルでは、カッコウ探索によりクラスタヘッド選出とクラスタヘッド間ルーティングを最適化し、ファジーアルゴリズムを用いてホットスポット問題を解決する。

# 目次

|  |    |
|--|----|
| 概要   | 2  |
| 第1章 序論                                       | 6  |
| 1.1 背景                                       | 6  |
| 1.2 目的                                       | 7  |
| 1.3 本論文の概要                                   | 7  |
| 第2章 無線センサネットワーク                              | 8  |
| 2.1 無線センサネットワーク                              | 8  |
| 2.2 クラスタリングプロトコル                             | 9  |
| 2.3 クラスタリングプロトコルの実例                          | 11 |
| 第3章 カッコウ探索アルゴリズム                             | 13 |
| 3.1 カッコウ探索の概要                                | 13 |
| 3.2 カッコウ探索アルゴリズム                             | 14 |
| 3.3 カッコウ探索アルゴリズムのシミュレーション（予備実験）              | 15 |
| 第4章 LEACH プロトコル                              | 18 |
| 4.1 LEACH プロトコルの概要                           | 18 |
| 4.2 LEACH プロトコルのアルゴリズム                       | 19 |
| 4.3 LEACH プロトコルのシミュレーション（予備実験）               | 20 |
| 第5章 ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコル                  | 23 |
| 5.1 ソフトコンピューティング技術と無線センサネットワーク               | 23 |
| 5.2 ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルの実例               | 23 |
| 第6章 提案：カッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロ<br>トコル | 28 |
| 6.1 Clustering Head's Selection method       | 28 |
| 6.2 Unequal clustering method                | 29 |
| 6.3 Clustering Setup phase                   | 31 |
| 6.4 Data Transmission phase                  | 31 |

|  |           |
|--|-----------|
| <b>第7章 想定システムモデル</b>                   | <b>32</b> |
| 7.1 ネットワークモデル . . . . .                | 32        |
| 7.2 エネルギー消費モデル . . . . .               | 33        |
| <b>第8章 提案手法のシミュレーション実験とその結果</b>        | <b>35</b> |
| 8.1 カッコウ探索を適用したシミュレーション . . . . .      | 36        |
| 8.2 ファジー理論を適用したシミュレーション . . . . .      | 37        |
| 8.3 カッコウ探索とファジー理論を組み合わせた際のシミュレーション . . | 39        |
| 8.4 ネットワーク終了ラウンド数での比較 . . . . .        | 40        |
| <b>第9章 結論</b>                          | <b>43</b> |
| <b>謝辞</b>                              | <b>44</b> |
| <b>参考文献</b>                            | <b>45</b> |
| <b>発表文献</b>                            | <b>51</b> |

# 目次

|                               |    |
|-------------------------------|----|
| 2.1 WSN の構成                   | 9  |
| 2.2 クラスタ型トポロジの構成例             | 10 |
| 3.1 カッコウ探索の擬似コード              | 15 |
| 3.2 Ackley 関数                 | 16 |
| 3.3 Goldstein-Price 関数        | 17 |
| 4.1 LEACH クラスタリングのイメージ        | 19 |
| 4.2 センサフィールド（ノード配置）           | 21 |
| 4.3 LEACH プロトコルのシミュレーション結果    | 22 |
| 6.1 BS までの距離をファジー入力としたファジーセット | 30 |
| 7.1 センサノードの構成と無線エネルギーモデル      | 33 |
| 8.1 カッコウ探索を適用した際のシミュレーション結果   | 37 |
| 8.2 ファジーロジックを用いた際のシミュレーション結果  | 39 |
| 8.3 提案手法のシミュレーション結果           | 40 |

# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景

無線センサネットワーク (WSNs: Wireless Sensor Networks) は自己組織化された無線ネットワークであり、多数のセンサによって形成されている。センサは周囲の環境から情報を収集し、データシンクやベースステーション (BS: Base Station) に送信する [1]。WSNs アプリケーションにおける主な目的はセンサデータを測定・収集し、それを BS に送ることである。センサフィールドの異なる領域にあるセンサ同士がデータ収集において協力し、局地領域についての正確な評価を提供する。多くの WSNs では、気温や圧力、湿度、位置情報などの物理現象についての測定を行い [2]、様々なアプリケーションに利用する。またデータ集約によってネットワークにおけるオーバーヘッドを削減し、大幅な省エネルギーを達成している [3]。近年、WSNs は、クラウドテクノロジーの発達によって、スマートホームや動物追跡、医療・ヘルスケア、農業など多くの実用的なアプリケーションで急速に展開されている [4]。また、遠隔およびアクセス不可能な環境における WSNs の新しい役割を探求するための研究も進んでいる [5]。センサネットワークでは、それぞれのノードはセンサ及びルータであり、その計算処理能力やストレージ容量、通信能力には制限がある [6]。さらに、多くの WSNs アプリケーションでは、センサノードが過酷な環境に配置されているので、エネルギーが枯渇したノードを交換することはコストがかかり困難である。そのため、多くの場面でセンサノードは長期間バッテリー交換なしに動作することが要求される [7]。その結果、ネットワークルーティングプロトコルを設計する際に、ネットワーク寿命をできるだけ延ばすことが求められるため、エネルギー効率は重要な課題となる [5]。ネットワークトポロジーの調整や、ノードの送信電力レベルの制限によりエネルギー消費を効率化できる [8]。

ルーティングプロトコルにおいて、クラスタリング技術はエネルギー使用量の削減の面で有効である。クラスタリング構造では、センサノードはクラスタ化され、クラスタ内では、低エネルギーのセンサノードがセンシングを行い、近距離にあるクラスタヘッド (CH: Cluster Head) にセンサデータを送信する [9]。クラスタ内の特定のノードが CH に選出され、クラスタのメンバーから集めたデータを圧縮することにより、BS に送信するデータ量を削減する [10]。クラスタリング手法によっ

て、全エネルギー消費量を最小化し、ノード間のエネルギー消費のバランスが取られるので、ネットワーク寿命が増加し、エネルギー効率も改善される。さらには、チャンネルコンテンションやパケット衝突も緩和できるため、高負荷状況下においてより良いスループットが得られる[11].

## 1.2 目的

本研究の最終的な目的は、クラスタリングプロトコルにおける Clustering Setup phase と Data transmission phase の両方でカッコウ探索を利用することでエネルギー効率を最適化し、ファジーアルゴリズムを用いて不均一クラスタを生成することで Hot spot 問題を解決することである。

## 1.3 本論文の概要

本論文の構成は次のとおりである。

まず、第2章では無線センサネットワークの概要、およびクラスタリングプロトコルの説明とクラスタリングプロトコルの実例について記述する。次に、第3章では、カッコウ探索の概要とそのアルゴリズムの説明をし、予備実験としてカッコウ探索のシミュレーションを行った。第4章ではクラスタリングプロトコルの基礎である LEACH プロトコルについての説明と予備実験として LEACH のシミュレーションを行った。第5章では、ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルについて説明し、ソフトコンピューティング技術を用いてルーティングプロトコルの問題点を解決することについての説明をした。またソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルの実例についても記述した。第6章では本研究の提案プロトコルであるカッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコルについての説明を行った。第7章では、本研究のシミュレーションにおける想定システムモデルについての説明を行い、ネットワークモデルとエネルギー消費モデルについて記述した。第8章では、提案手法のシミュレーション実験とその結果について記述し、その結果を考察する。最後に、第9章では結論を述べる。

## 第 2 章

# 無線センサネットワーク

第 2 章では、本研究で検討する無線センサネットワーク（WSN）の基礎的事項について記述する。2.1 節では、本研究の対象システムである無線センサネットワークの概要について記述する。2.2 節では、WSN の消費電力を実現するクラスタリング技術に関するプロトコルについて記述する。2.3 節では、様々なクラスタリングプロトコルの実例について紹介する。

### 2.1 無線センサネットワーク<sup>[9]</sup>

無線センサネットワーク（WSN）は、温度、照度などの事象を観測するセンサ機能と情報の送受信を実施する無線通信機能を併せ持つセンサノードをあらゆる場所に配置し、各センサノードが取得した情報をシンクノードで収集するネットワークである。WSN の一般的な構成を図 2.1 に示す。WSN は複数のセンサノードとシンクノードで構成され、自律的にネットワークを構築する。各センサノードはセンサ機能を用いて周辺環境を観測する。観測された情報は、センサノード間のマルチホップ・アドホック通信によりシンクノードに集められる。シンクノードは WSN から得られた環境情報を集約、保持する。シンクノードはイーサネットやインターネットに接続しているため、ユーザーはネットワークを介して情報を参照・利用することができる。

WSN には以下のような特徴が存在する。

- WSN の対象領域は太陽であり、家の中や農場など身近な場所から、化学薬品が漏出した工場などの危険区域まで考えられる。後者のような場所で人がセンサノードを意図的に配置するのは困難であり、上空から散布するなどの配置方法がとられる。このような状況ではセンサノードの配置密度の偏りが考えられ、場所によってトラフィック量の変動する場合がある。
- 観測目的によるが、センサノードの数は比較的多く数百、数千になる場合もある。このような大規模なネットワークにおいて、管理ノードがここのセンサノードの動作に対して集中制御を行うのは、困難であると考えられる。そのため、センサノードはそれぞれが独自に周囲の状況を確認して動作する自律分散制御であることが望ましい。また多数のセンサノードが情報伝送を行なっても、性能が低下しないようなネットワークトポロジが要求される。
- マルチホップ通信を行う点から、通信する情報が冗長となってしまう可能性がある。



る．そのため，各中継ノードが等しい情報や類似性のある情報は削除するなど，情報の圧縮をする必要がある．

- センサノードは様々な場所での設置を可能とするため，電力供給の必要がないバッテリー駆動が基本である．しかし多数のセンサノードが分散配置されるため，バッテリーの交換や充電にはコストを要する．ネットワークの長寿命化のために，数年単位でのバッテリー接続を実現する低消費電力化技術が要求される．WSN においては，クラスタリングなどの利用により低消費電力化が期待される．

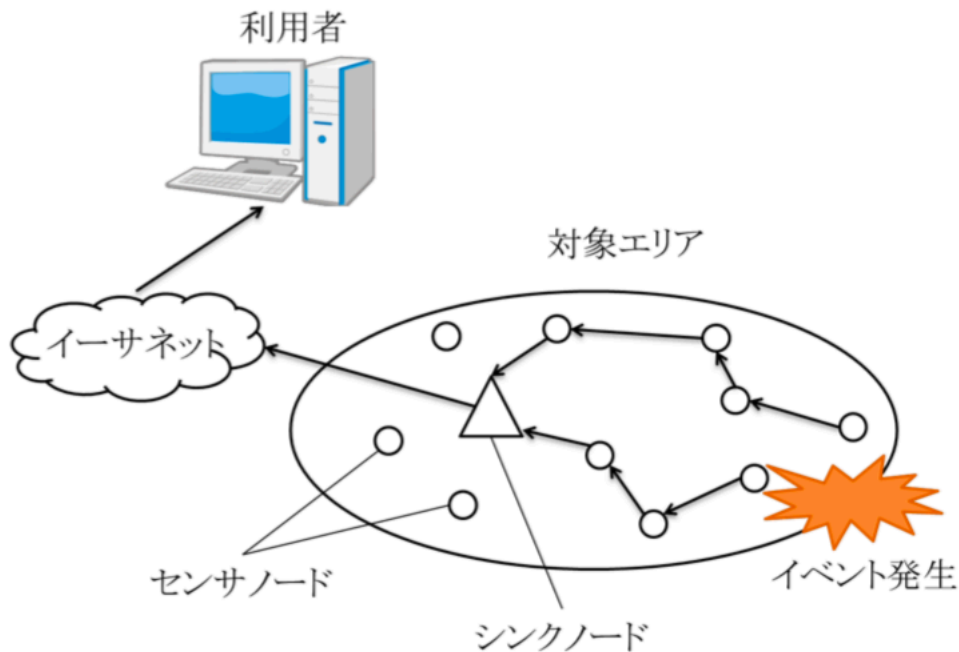


図 2.1 WSN の構成

## 2.2 クラスタリングプロトコル<sup>[9]</sup>

ネットワークの稼働時間を長くする省電力技術として、クラスタリングがある．クラスタリングは図 2.2 のように，ネットワークを複数の近隣センサノードから形成されるクラスタと呼ばれる領域に分割する技術である．クラスタ内のセンサノードの 1 つを代表端末であるクラスタヘッド（CH）として選出する．各センサノードは自身の所属するクラスタの CH と通信を行うことで，取得した情報を CH で収集する．CH は収集した観測情報を圧縮し，シンクノードへ向けて転送する．このように構成されるクラスタ型 WSN においてセンサノードは，CH にデータを中継させてマルチホップ通信するため，直接シンクノードへ送信するスター型トポロジと比較して通信距離

が短縮され、送信電力の低減による低消費電力化を実現し、ネットワークの稼働時間を長くすることができる。さらに、センサノードの情報伝送をクラスタ毎に分散することで、全てのセンサノードがひとつのシンクノードに情報伝送を行う場合と比較して効率の良い通信を可能とし、情報収集特性の向上やネットワークの拡張性の向上が可能となる。

クラスタ型 WSN における情報伝送は、クラスタ内通信と CH 間通信の 2 種類が考えられる。クラスタ内通信は CH がクラスタ内のセンサノードから情報を収集する際の通信であり、CH 間通信はクラスタツリー構造の末端部に位置する下位 CH がセンサノードから収集した情報をネットワークの中枢部の近くに位置する上位 CH やシンクノードに転送する際の通信である。CH 間通信は複数のセンサノードから受信した情報を転送する通信であるため、各送信ノードの情報量がクラスタ内通信よりも多くなることが考えられる。この通信はそれぞれ異なる特徴を持つため、シンクノードでの情報収集を考える場合、両方の通信について考慮する必要がある。

本研究では、低消費電力性に優れたクラスタリング技術を用いたクラスタ型 WSN を研究対象とする。

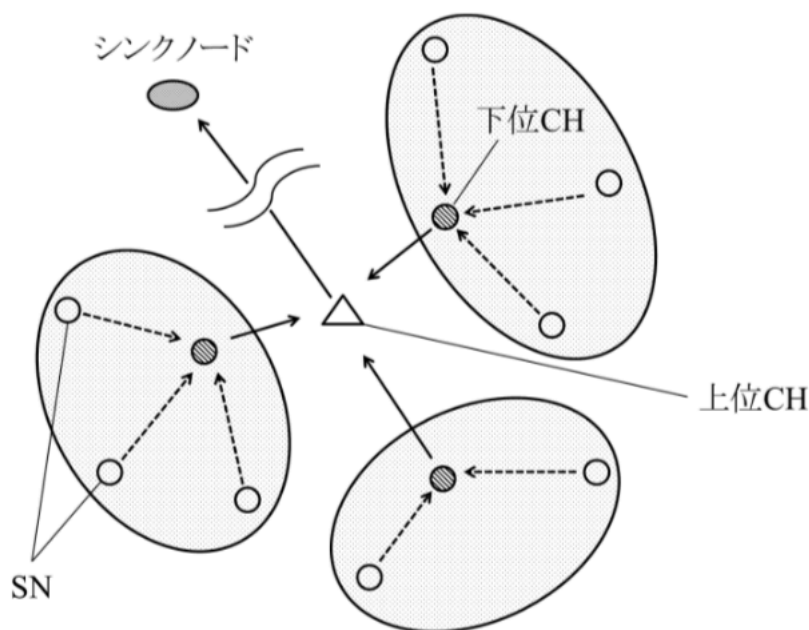


図 2.2 クラスタ型トポロジの構成例

## 2.3 クラスタリングプロトコルの実例

本節では、様々なクラスタリングプロトコルの実例を紹介し、その仕組みについて記述する。エネルギー量、帯域幅、計算処理能力の制限がある中で、ネットワーク効率化の向上のため、多くのルーティングプロトコルが提案されている。LEACH プロトコル[12]は、WSNsのクラスタリングプロトコルでは最も有名なものの1つである。LEACHでは、事前に決められた確率でCHが選出され、センサノード間でCHの役割が交代する。それによりCHのエネルギーが早くに枯渇することを防ぐ。一方で、CHの選出がランダムであるため、残存エネルギーの少ないノードがCHになる可能性があり、CHが均等に割り当てられないことがある。さらに、LEACHプロトコルでは、CHとBS間においてシングルホップで通信されるため、もしCHがBSから遠い場所にある場合、大量のエネルギーを消費し、ノードのエネルギーバランスも破綻する。LEACH-Centralized (LEACH-C)はLEACHを改善したプロトコルとして提案されたもので、クラスタ形成の際に集中型クラスタリングアルゴリズムを利用している。LEACH-Cでは、ネットワーク内でCHを分散させることによりネットワークの性能を向上させている。ノードの残存エネルギー情報はCHの選出する際に利用する公式で考慮されているため、より大きいエネルギーを持つノードはCHに選出されやすくなっている。一方で、LEACHやLEACH-CでのCH選出手法では、CHの割り当てはランダムであるため、エネルギーバランスが偏ってしまう。そのため、BCDCP [13]では、よりバランスのとれたクラスタリング手法が提案されている。BCDCPでは、それぞれのCHはほぼ同数のノードをクラスタメンバーとして抱えており、CHの過負荷を防いでいる。またCH間のルーティングを利用してBSにデータを転送している。これらのプロトコルはノードのエネルギー消費を均等にするだけに考慮されている。ネットワーク寿命をさらに向上するために、ノード間の通信コストを削減することを目的とした、位置を考慮したプロトコルがいくつか提案されている。HEED プロトコル [14]では、CHを選出する際に、ノードの残存エネルギーと、ノード間の距離などの2個目のパラメータを利用している。EECS プロトコル [15]では、残存エネルギーとノードの位置によってCHを選出しており、CHの割り当てを均等化している。EECSでは、CH選出フェーズにおいて競合アルゴリズムを利用しており、それぞれのノードに固定の競合範囲を指定している。競合範囲内で他ノードよりも自身の方が残存電力が多いと判断したノードがCH候補となり、他ノード全てにブロードキャストする。しかし、このアルゴリズムでは、密集したネットワークにおいて、CHになる際に競合するノードが多くなりすぎるという問題が存在する。TCAC プロトコル[16]はEECSを改良したプロトコルで、ノード間の送信電力レベルを動的に制御することで、消費電力を最小化している。LECP-CP プロトコル [17]では、局所的なノードのエネルギー消費率の予測に基づいたCH選出アルゴリズム

ムとクラスタ間ルーティングツリー構築アルゴリズムを導入している。

ソフトコンピューティング技術を利用したクラスタリングプロトコルも多数存在する。MOFCA プロトコル[18]は、ファジー理論を用いて競合半径を計算する手法を導入したクラスタリングプロトコルである。このプロトコルでは、あらゆる状況下でも高いエネルギー効率を実現している。さらに、分散型不均一ファジークラスタリングアルゴリズム (distributed unequal fuzzy clustering algorithm) を用いており、BS (またはシンク) に近いほど CH の競合半径を小さくすることにより、BS に近い CH の負荷を軽減する。この手法ではホットスポット問題を解決できる。CHUFL プロトコル[19]では、CH 選出においてファジー理論を用いている。CHUFL ではノードのパラメータ (ファジー入力関数) として、残存電力、近隣ノードからの到達可能性、近隣ノードとの通信リンクの品質、及び BS からの距離を利用している。FAMACRO プロトコル[20]では、CH 選出にファジー理論を用い、ルーティングの面で蟻コロニー最適化 (ACO: Ant Colony Optimization) を用いている。ACO とは、蟻がコロニーから食物までの経路を見つける際の挙動からヒントを得たものである。また、Unequal clustering を利用しているため、Hot spot 問題を解決している。Hot spot 問題とは、BS に近い CH や、クラスタ内のトラフィックが大きく高負荷な CH のノードの電力が早期に枯渇してしまうことである。Clustering Hierarchy Protocol in Wireless Sensor Networks Using an Improved PSO Algorithm [21]では、粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization) アルゴリズムを利用して、ネットワーク寿命の向上を図っている。PSO アルゴリズムは、鳥や魚の群れなどの行動から考案されたアルゴリズムで、それぞれの Solution は粒子と呼ばれ、問題の探索空間を飛行し、着陸に最適な位置を探索する。このプロトコルでは、エネルギー効率と通信距離を考慮し、またリレーノード (relay node) を導入することにより、クラスタヘッドの過度なエネルギー消費を緩和している。[21]では、Clustering setup phase においては PSO を用いて CH 選出手法を最適化しているが、Data transmission phase の最適化は考慮していない。また、Energy balancing 問題や CH 選出問題は考慮しているが、Hot spot 問題は考えられていない。

## 第 3 章

# カッコウ探索アルゴリズム

第 3 章では、本研究で活用するカッコウ探索アルゴリズムについて記述する。3.1 節では、カッコウ探索アルゴリズムの概要について記述する。3.2 節では、カッコウ探索アルゴリズムの実際の内容について記述する。3.3 節では、本研究の 予備実験として、カッコウ探索のシミュレーション実験について記述し、実際の動作を示す。

### 3.1 カッコウ探索アルゴリズムの概要

カッコウ探索 (Cuckoo Search) は、カッコウの繁殖活動と Lévy flight をモデル化した多点探索手法であり、2009 年に Yang らによって提案された。カッコウ探索は連続値最適化問題の解法として提案されており、この問題において優れた性能を示している [23]。[24]によると、カッコウ探索は PSO や遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm) と比較して、正解率が最も高く、またパラメータの微調整が少ないため、より優れているとされている。

まずカッコウの繁殖活動について説明する。カッコウの繁殖活動とカッコウは「托卵」という特殊な繁殖を行なっている。これは自身の卵を他の種類の鳥に育てさせる繁殖行動である。カッコウの雛は比較的短期間で孵化し、巣の持ち主 (宿主) の雛より早く生まれることが多い。宿主の卵より早く孵化したカッコウの雛は、宿主の卵を巣から捨てることによって生存率を向上させる。もし、宿主の雛より遅く孵化してしまっても、カッコウの雛は餌を独占し、宿主の雛を餓死させる。こうして、カッコウの雛は宿主の育雛本能に依存して育てられ、成長して巣立つ。この特殊な繁殖活動のために、カッコウは托卵を見破られないようにする。例えば、卵の色や斑紋、雛の鳴き声などを宿主の卵または雛に似せるなどがある [24]。ただし、もし宿主がカッコウの卵を自身の卵ではないことに気づいた場合、カッコウの卵を捨てるか、もしくは巣を捨て新しい巣を作る [23]。

次に Lévy flight について説明する。動物の飛行挙動や採餌行動が Lévy flight の特徴を有していることが様々な研究で示されている。Lévy flight は短距離のランダムな移動である Random walk とは違い、Random walk 中にときおり長距離の移動が挟まれる挙動である。Lévy flight に基づく探索方法は、Random walk に基づく探索よりも効果的であることが知られている [24]。

このようにカッコウ探索は、カッコウの繁殖活動と Lévy flight をモデル化した多点

探索手法であり，PSO や遺伝的アルゴリズムと比較して優れているとされている。

### 3.2 カッコウ探索アルゴリズム

Cuckoo Search は連続値最適化問題の解法であり，カッコウの繁殖活動と Lévy flight と呼ばれる確率分布によって構成される[23]。CS にはいくつかの基本ルールがあり，それを以下に示す[22]。

- A) 巣にあるそれぞれの卵は1つの解を表し，カッコウの卵は新しい解を表す。
- B) 目標は，巣にある不適切な解をより最適な新しい解（カッコウの卵）に置き換えることである。
- C) カッコウはランダムに巣を選び托卵する。
- D) 質の高い卵を持った巣は次世代に継承される。
- E) カッコウの卵は一定確率  $p \in [0,1]$  で発見され，その場合，巣または卵が捨てられ，新しい巣を新しい場所に構築する。これは局地最適化を避けるためである。

以上のルールに基づいて，CS の基本的な流れは図 3.1 の疑似コードで表せる[23]。ここで，新しい解  $x_i^{(t+1)}$  は，元の  $x_i^{(t)}$  に Lévy flight を実行することによって生成される[24]。

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \times \text{Lévy}(\beta) \quad (3.1)$$

$$\text{Lévy}(\beta) \sim s = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (0 < \beta \leq 2) \quad (3.2)$$

$x_i^{(t)}$  は  $t$  世代目の巣  $i$  の卵（解）を表す。 $\alpha, \beta$  は定数であり， $\alpha$  はステップサイズを表すが，多くの場合  $\alpha = 1$  を用いる。(6)の  $u$  と  $v$  は次のような正規分布によって導出される。

$$u \sim N(0, \sigma_u^2), \quad v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad (3.3)$$

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left[\frac{1+\beta}{2}\right] \beta 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right\}^{\frac{1}{\beta}}, \quad \sigma_v = 1 \quad (3.4)$$

本研究では， $\beta = 3/2$  としている。これらの Lévy flight による探索，托卵の発見の繰り返しによって，探索空間の最適解を発見することを目指す[23]。

---

```

1  解候補の初期化
2  while (終了条件)
3      for (すべての解候補)
4          step1 : Lévy flight による新たな解候補の探索
5          if (新たな解候補が同等以上)
6              step2 : 解候補を更新
7          end if
8          探索回数 + 1
9      end for
10     for (すべての解候補)
11         step3 : if (托卵発見)
12             step4 : 一様乱数による新たな解候補の探索
13             if (新たな解候補が同等以上)
14                 step5 : 解候補を更新
15             end if
16             探索回数 + 1
17         end if
18     end for
19     最良解の更新
20 end while

```

---

図 3.1 カッコウ探索の擬似コード

### 3.3 カッコウ探索アルゴリズムのシミュレーション (予備実験)

本節では、カッコウ探索アルゴリズムを MATLAB において実装し、シミュレーションを行い、その動作を確認した。実際は、最適解が既知である 2 種類のベンチマーク関数、Ackley 関数と Goldstein-Price 関数を用いて、動作を確認した。今回、[23]より、巢の総数  $n = 15$ 、 $p = 0.25$ のときに最も効率性が高いことがわかっているので、このようにパラメータを設定した。

Ackley 関数は多峰性関数で、大域的最適解の周辺に多数の局所解を持つ。Ackley 関数は次式で表される。

$$f(x, y) = -20 \exp \left\{ -0.2 \sqrt{0.5(x^2 + y^2)} \right\} - \exp \{ 0.5(\cos(2\pi x) + \cos(2\pi y)) \} + e + 20$$

$$\text{where } (x, y) \in [-5, 5] \times [-5, 5] \quad (3.5)$$

この関数の大域的最小値は,  $f(0,0) = 0$  であり, グラフは図 3.3 である. 次に, Goldstein-Price 関数は多峰性関数であり, 次式で表される.

$$f(x, y) = \{1 + (x + y + 1)^2(19 - 14x + 3x^2 - 14y + 6xy + 3y^2)\}\{30 + (2x - 3y)^2(18 - 32x + 12x^2 + 48y - 36xy + 27y^2)\}$$

$$\text{where } (x, y) \in [-2, 2] \times [-2, 2] \quad (3.6)$$

この関数の大域的最小値は,  $f(0, -1) = 3$  であり, グラフは図 3.3 である.

それぞれの関数において, カッコウ探索アルゴリズムを 5 回実行し, 大域的最小値とそのときの  $(x, y)$  を求め, 結果を表 3.1 に示した. 表 3.1 からわかるように, カッコウ探索アルゴリズムは適切に動作している.

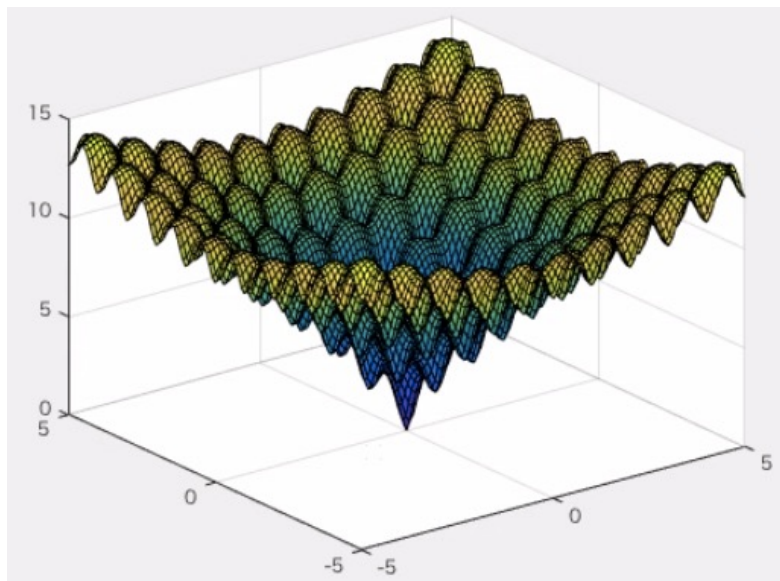


図 3.2 Ackley 関数



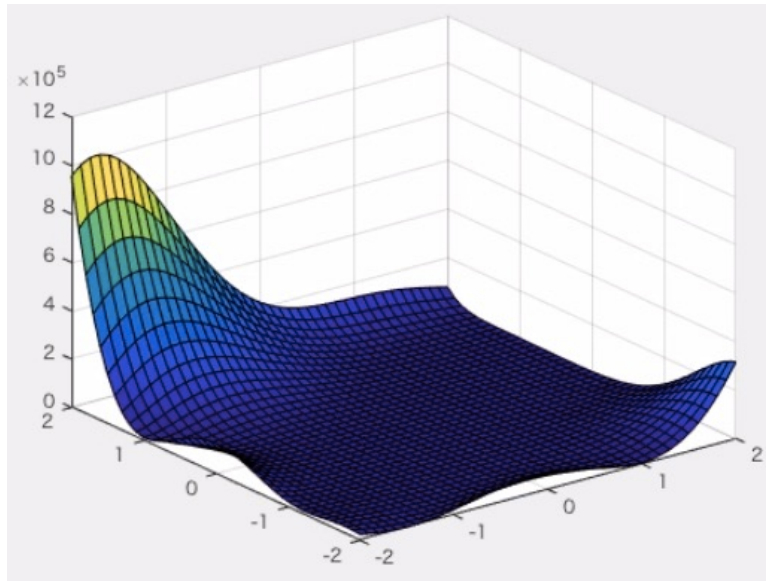


図 3.3 Goldstein-Price 関数

表 3.1 カッコウ探索のシミュレーション結果

|   | Ackley                           | Goldstein-Price                   |
|---|----------------------------------|-----------------------------------|
| 1 | fmin=0.0000<br>x=0.0000,y=0.0000 | fmin=3.0000<br>x=0.0000,y=-1.0000 |
| 2 | fmin=0.0000<br>x=0.0000,y=0.0000 | fmin=3.0000<br>x=0.0000,y=-1.0000 |
| 3 | fmin=0.0000<br>x=0.0000,y=0.0000 | fmin=3.0000<br>x=0.0000,y=-1.0000 |
| 4 | fmin=0.0000<br>x=0.0000,y=0.0000 | fmin=3.0000<br>x=0.0000,y=-1.0000 |
| 5 | fmin=0.0000<br>x=0.0000,y=0.0000 | fmin=3.0000<br>x=0.0000,y=-1.0000 |

## 第 4 章

### LEACH プロトコル

第 4 章では，無線センサネットワークのルーティングプロトコルにおいて最も有名な LEACH プロトコルについて記述する．4.1 節では，LEACH プロトコルの概要について記述する．4.2 節では，LEACH プロトコルの実際のアルゴリズムについて記述する．4.3 節では，本研究の予備実験として，LEACH プロトコルのシミュレーション実験について記述し，実際の動作を示す．

#### 4.1 LEACH プロトコルの概要

LEACH とはセンサネットワーク内のセンサの集合をいくつか形成することにより負荷を分散させて，すべてのセンサの電力消費を均一にするように考案された自律分散型のクラスタリングプロトコルである[25]．LEACH では，各々のセンサが自律していくつかのクラスタを形成する．それぞれのクラスタには，クラスタ内のすべてのセンサからのデータを集約し，シンクノードへ遠距離送信する役割を担うクラスタヘッドが一つずつ存在する．遠距離送信を行うクラスタヘッドはその他のセンサよりも多量の電力を消費する．すなわち特定のセンサがクラスタヘッドの役割をずっと担い続けるとそれらのセンサから電池切れを起こしてしまう．そのため LEACH では，ランダムにクラスタヘッドの役割を交代することによって，特定のセンサの電池切れを防いでいる．図 4.1 にクラスタリングの簡単なイメージを示す．また，クラスタリングを用いると必然的にシンクノードまでの送信は 2hop までに限定される．

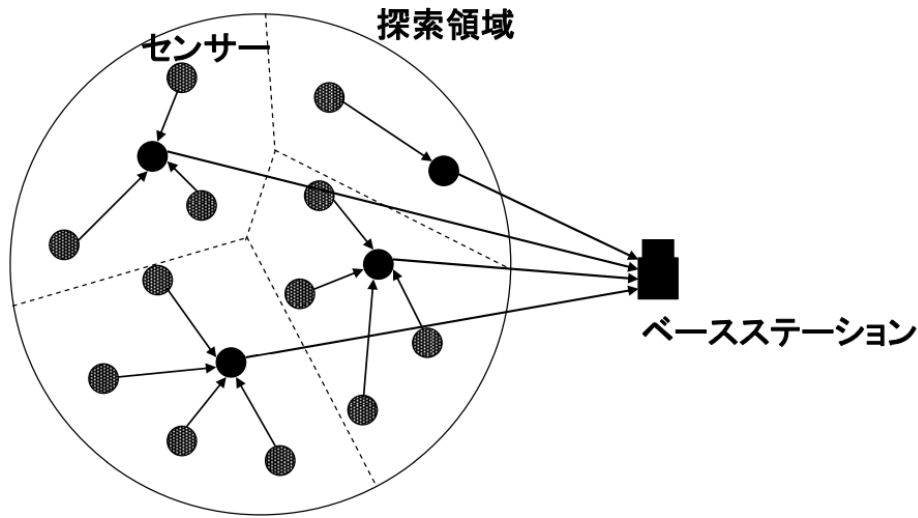


図 4.1 LEACH クラスタリングのイメージ

## 4.2 LEACH プロトコルのアルゴリズム<sup>[9]</sup>

LEACH は、クラスタヘッドの立候補フェーズ、クラスタ形成フェーズ、スケジュール作成フェーズ、データ送信フェーズの 4 つのフェーズからなる。以下で LEACH のアルゴリズムについて述べる。

まず、クラスタヘッド立候補フェーズでは、各センサはラウンドごとにある確率  $T(i)$  に従ってクラスタヘッドに立候補することを決定し、立候補メッセージをネットワーク全体にブロードキャストする。センサの ID を  $i$ 、あらかじめ決定されたネットワーク内のセンサ数に対するクラスタヘッドの割合を  $P$ 、センサネットワークのラウンド数を  $r$ 、過去  $r \bmod (\frac{1}{P})$  ラウンドの間においてクラスタヘッドになっていないセンサの ID の集合を  $G$  とすると、各センサのクラスタヘッド立候補確率  $T(i)$  は以下のように定義される。

$$T(i) = \begin{cases} \frac{P}{1 - P(r \bmod (\frac{1}{P}))} & \text{if } i \in G \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.1)$$

この確率  $T(i)$  を用いることで、毎ラウンド約  $100P$  個のセンサがクラスタヘッドとなることが予想され、過去  $r \bmod (\frac{1}{P})$  ラウンドの間においてクラスタヘッドになったセンサの  $T(i)$  を 0 とすることで  $1/P$  ラウンドの間で全てのセンサが必ず一回クラスタヘッド

となることが保証される。

次にクラスタヘッド立候補フェーズにおいて立候補したセンサはその情報をネットワーク全体にブロードキャストする。このブロードキャストの通信方式は CSMA が用いられる。クラスタヘッドではないセンサは全ての立候補情報を受信するまで受信機をアクティブとして待機する。立候補情報を受け取ったセンサは、その信号の強度から一番送信距離が短くなるクラスタヘッドを選択し、CSMA を用いてクラスタ参加要求メッセージを送信する。クラスタヘッドは、この参加要求メッセージを受信し終わるまで受信機をアクティブにして待機する。

次にスケジュール作成フェーズでは、参加要求メッセージを受信し終えたクラスタヘッドは、クラスタ内のセンサ数に応じてのちにデータ送信をする際の TDMA スケジュールを作成する。その後クラスタ内の全てのセンサに対して作成した TDMA スケジュールをブロードキャストする。

最後にデータ送信フェーズでは、各センサは常に送信すべきデータを保存していると仮定し、TDMA スケジュールが通知されると、各センサは周囲のモニタリングを開始する。そして、TDMA スケジュールに従って、情報をクラスタヘッドへ送信する。この際に、他のクラスタに所属するセンサのデータ送信に影響を与えないように、クラスタごとに異なった CDMA 符号を用いてデータ送信を行う。クラスタヘッドはクラスタ内の全てのセンサからデータを受信した後、それらのデータを集約して1つのパケットにまとめてシンクノードへまとめたデータを送信する。全てのクラスタヘッドがシンクノードへデータを送信したら、次のラウンドのクラスタヘッド立候補フェーズへ移行する。

LEACH の特徴として、LEACH ではラウンド毎に各センサが確率的にクラスタヘッドとなることを決定することによって、電力消費の均一化を図っている。しかし、クラスタヘッドに立候補する確率 $T(i)$ が電力残量の関数となっていないので電力残量が少ないセンサでも $1/P$ ラウンドの間で必ず一度クラスタヘッドの役割を担わなければならない。このため LEACH は完全に電力消費の均一化を図っているとは言い難い。また、完全に独立してクラスタヘッドに立候補するのでクラスタのラウンド毎のクラスタ数やクラスタの大きさ、位置に偏りが生じてしまうことなどいくつか問題もある。

### 4.3 LEACH プロトコルのシミュレーション（予備実験）

本節では、LEACH プロトコルを MATLAB において実装し、シミュレーションを行い、その動作を確認した。

各パラメータ値を表 4.1 に示す。最初に 100 個のノードがランダムに配置され、LEACH が開始する。ノードと BS の配置位置の様子を図 4.2 に示す。全てのノードの

残存エネルギーが枯渇した段階でシミュレーションは終了するが、ラウンドの最大値は 9999 ラウンドである。BS に送信したパケット総数，枯渇したノード総数，エネルギー総量のシミュレーション終了時までの推移の結果が図 4.3 である。今回のシミュレーションでは，3366 ラウンドで全ノードのエネルギーが枯渇し，シミュレーションが終了した。

表 4.1 実験パラメータ

|                         |             |
|-------------------------|-------------|
| Percentage of CH        | 10 %        |
| Number of nodes         | 100         |
| Length of the yard      | 100 m       |
| Length of the width     | 100 m       |
| Coordination of BS      | (50,175)    |
| Initial energy          | 0.5 J       |
| Efs                     | 10 pJ       |
| Emp                     | 0.0013 pJ   |
| Data aggregation energy | 5 nJ        |
| Eelec                   | 50 nJ       |
| Packet length           | 6400 bit    |
| Max round               | 9999 rounds |

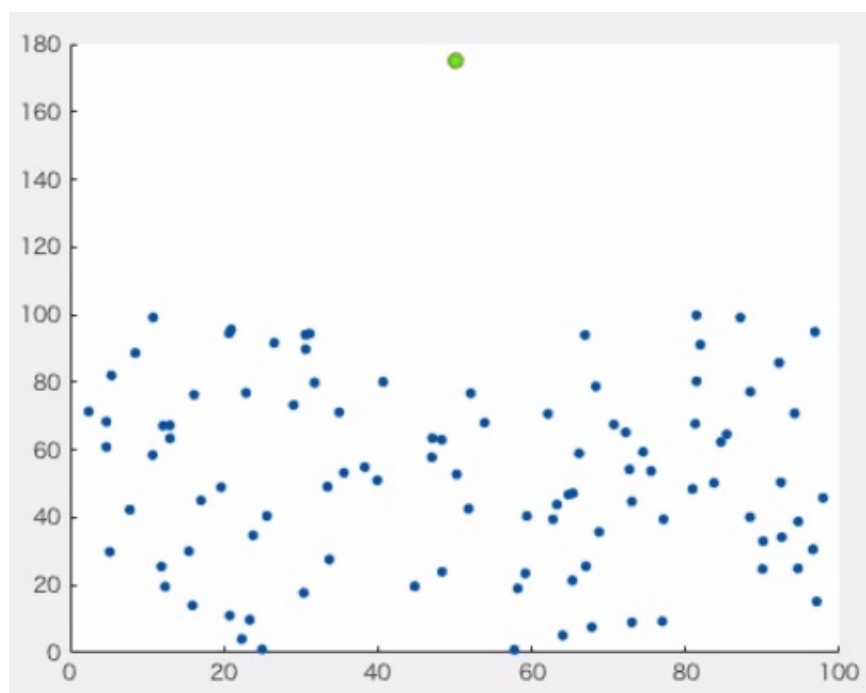


図 4.2 センサフィールド（ノード配置）

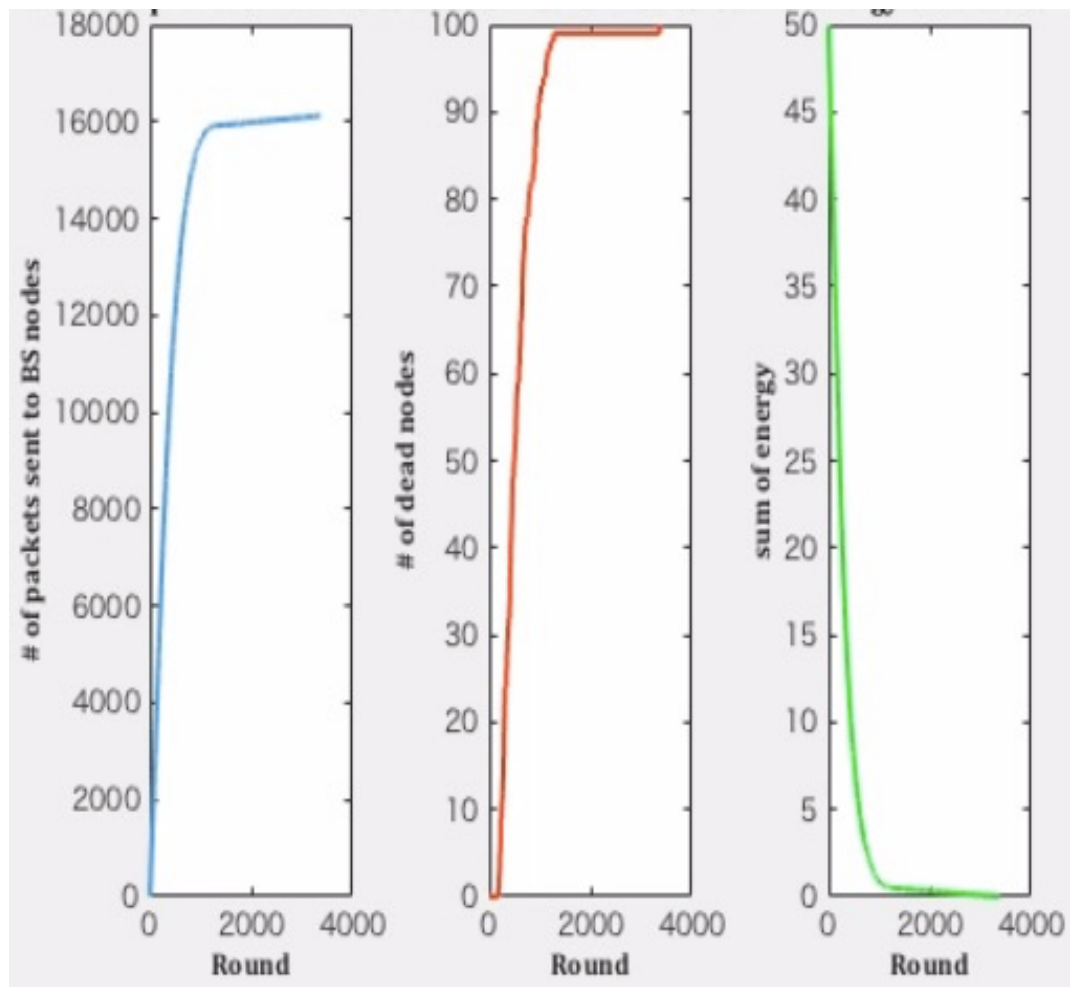


図 4.3 LEACH プロトコルのシミュレーション結果

## 第 5 章

### ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコル

第 5 章では，ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルについて説明する．5.1 節では，ソフトコンピューティング技術と無線センサネットワークについて記述する．5.2 節では，ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルの実例について記述する．

#### 5.1 ソフトコンピューティング技術と無線センサネットワーク<sup>[26]</sup>

無線センサネットワークには様々な利点がある一方で，様々な問題を抱えている．例えば，エネルギー消費効率や，ルーティング，センサ配置については重要な問題である．これらの問題に対してソフトコンピューティング技術を用いて解決する方法は多数存在し，ソフトコンピューティング技術は無線センサネットワークの問題解決に効果的である．

ソフトコンピューティング技術には様々な技術があり，動物や昆虫などの行動をモデルにした群知能，0/1 の代わりに 0 から 1 の間の実数を利用したファジー理論，人間の脳や神経系をモデルにしたコンピュータシステムであるニューラルネットワーク，ある環境内におけるエージェントが現在の状態を観測し，とるべき行動を決定する問題を扱う強化学習，生殖，突然変異などといった進化の仕組みに着想を得た進化的アルゴリズムなどがあり，それらを使って無線センサネットワークの問題解決に取り組む．

#### 5.2 ソフトコンピューティング技術を用いたプロトコルの実例

近年，このようなソフトコンピューティング技術を用いて無線センサネットワークの問題を解決する技術が増えている．下記にその技術についていくつか紹介する．

##### 1. ファジー理論

[27]の MOFCA では，競合半径の計算の際にファジー理論を用いたクラスタリングプロトコルが提案されている．この提案では，分散型不均一ファジークラスタリングアルゴリズムはノードの競合半径を見つけることに利用し，選択処理中に中央決定ノードの必要性を無効にする不確実で最終的なクラスタヘッドの選択にも役立つ．それらの処理は確率論モデルによってできている．この提案手法はホットスポット問題とエネルギーホール問題を解決している．[28]では WSN における融合処理中の程エネ

ルギー消費のときの QoS を最適化するデータ融合方法を基にしたファジーを提案している。データ融合処理がネットワークで行われている際に、入力における低品質のデータによる小さい部分によって融合処理における悪影響が起こりうる。そのためこの問題を解決するために提案手法が利用されている。ファジーロジックコントローラー (FLC) は収集データの信頼度を測ることに用いられる。[29]では FVMCP が提案されており、効率的なクラスタヘッド選出のシステムをもとにした知見を利用している。これは、デューティ周期や残存エネルギー、ホップ数、地理的位置などのセンサのいくつかのパラメータをもとにしている。この提案手法は効率的なクラスタネットワークを実現している。[30]ではクラスタヘッド選出処理において、よりエネルギー消費を小さくすることを実現した、LEACH を改善したプロトコルを提案している。提案されている LEACH クラスタプロトコルはそれぞれが密接したクラスタヘッドからの距離とエネルギーレベルを取得したファジーロジックによって統合されている。[31]ではホットスポット問題の解決のために EAUCF が提案されている。EAUCF アルゴリズムでは、ベースステーションに近かったり残存電力が低い CH のクラスタ内の処理を減らすことに焦点を当てている。これについては、クラスタの半径を計算する際の問題にファジーロジックを利用している。[32]では、CH の選出処理においてファジーロジックを利用している。ノードのパラメータとして、残存電力、近傍ノードからの到達可能性、近傍ノードとの通信リンクの質、ベースステーションまでの距離を設定し、これをファジー入力として、ネットワークの効率性に貢献している。[33]ではクロスレイヤーのファジーをルーティングプロトコルベースで提案しており、ここではエネルギー消費の最小化と、ネットワーク寿命の最大化を目的としている。このプロトコルでは、2つの重要な機能があり、他レイヤーのパラメータを収集するファジーコントローラーとクロスレイヤーモジュールを利用している。[34]では、2つの送信電力コントロール技術を提案しており、1つはネットワーク内において数学モデルを含まない際にファジー理論を応用しており、もう1つでは、計算アルゴリズムを用いて、入力と出力のトレーニングセットの間に複雑なマッピングを学習させ、またセンサネットワーク全体のエネルギー消費を減らしている。[35]では、Genetic Dual Fuzzy Entropy Clustering(GDFEC)が提案されており、クラスタの最適化のためのファジーインターフェースシステムと漸次的な改善を保障することによるロバスト最適化のためのファジーインターフェースの出力要素を応用するために用いられる遺伝的アルゴリズムを組み合わせている。GDFEC ではブラックホールカバレッジ問題とネットワークの異なる領域のノードの不均一なエネルギー配分を解決している。[36]では type-2 ファジーロジックを利用した CRT2FLACO を提案しており、ありコロニー最適化を用いてネットワークの通信負荷のバランス問題とネットワークの規則の不確実性の統制を解決している。クラスタ形成において、type-2 Mamdani fuzzy logic system(T2MFLS)を用いている。蟻コロニー最適化を CH 候補の待ち行列



で用いて、エネルギー消費を削減し、ネットワーク寿命の増加に貢献している。

## 2. 群知能

[37]では、PSOMS を提案しており、コスト最適化問題を解決するために、保守ストラテジーにおいて線形重み粒子群最適化手法を用いており、候補位置の選択に利用している。ネットワーク状態の指標をノードの再配置に利用している。さらに、分析モデルをセンサエネルギー消費モデルとして用いて、ノードのエネルギー消費を決定している。[38]では、粒子群最適化を用いたエネルギーを考慮したシンクノード配置アルゴリズムを提案しており、エネルギーを効率化したルーティングプロトコルを目的としている。ノード当たりの近傍ノードの数やノードの残存電力、配置領域の中心からどれくらい離れているかといったプロトコル特性トポロジーコントロールの数を考慮して粒子群最適化を用いている。さらに、それぞれの粒子は位置と探索領域での速度を記憶しており、この特徴によって他と比べ独特なものとなっている。[39]では、LTAWSN というルーティングアルゴリズムを提案しており、蟻コロニーアルゴリズムを用いて、フィットネス関数において特別なパラメータを利用している。さらに、全ノードの近傍ノードの候補リストを無線通信におけるノードのカバレッジにおいて記憶させており、それは現ノードと比べてより近い目標のノードとなっている。そのため、目的地までのホップ数は小さい。[40]では、猫群最適化アルゴリズムを用いたエネルギーを考慮したルーティングプロトコルを提案している。このプロトコルでは、ラダー拡散アルゴリズムと猫群最適化アルゴリズムを組み合わせている。ラダー拡散アルゴリズムを用いて円ルート問題の発生を防ぎ、猫群最適化アルゴリズムを用いてセンサノードからシンクノードまでの多種の道筋から最適な道筋を取得することによってネットワークを効率化している。[41]では、Maximum Possible Energy Efficient(MPEE)と MPEB の組み合わせを提案しており、これは蟻コロニーアルゴリズムを用いており、2つの特徴がある。それはすべての蟻が移動を終えるのに1ステップだけであり、また蟻の移動確率における学習情報がない。これにより計算処理の複雑性を軽減している。[42]ではCSO-WT (Cat Swarm Optimization with Wavelet transformation) を応用して、最小数のセンサ配置におけるWSNのカバレッジの質の向上させている。センサ配置の最小のためにWSNの全体的なQoSを計算するための確率センシングモデルとブレゼンハムのアルゴリズムを用いている。そのため、提案手法ではWSNにおけるセンサ位置における有効な領域を取得している。[43]では新しい配置手法を提案しており、配置コストの軽減とネットワークの検出性能の向上、ネットワーク寿命の向上を目的としている。この提案手法では蟻コロニー最適化を用いて、短時間のカバレッジ完了処理を実現している。[44]では、EPCSO というプロトコルで、並列猫群最適化を用いて電力消費のバランス化を実現している。EPCSOでは事前に決められて経路セットとセンサノードの経路のバランス化を評価している。[45]ではImmune Orthogonal learning particle swarm optimization

algorithm(IOLPSOA)を提案しており、効率的な経路の発見を目指している。PSOAは探索空間における粒子飛行を用いて最適な解決策を見つけている。この提案アルゴリズムはWSNにおけるルーティング回復問題を解決している。[46]では Modified version of particle swarm optimization(MBPSO)を提案しており、異なる移行関数と変異処理を更新する新しい位置を用いることによってタスク配分問題を解決している。MBPSOにおけるそれぞれの粒子はタスク配分における解決策を表すために暗号化されている。[47]では、粒子群最適化を用いてノードの自動配置問題を解決している。既知の位置のノードの局地化のためのノード間の信号時間の到着と移動の異なる時間である Time Difference of Arrival(TDOA)に PSO は焦点をおいている。[48]では効率的なエネルギーカバレッジ問題を解決するための蟻コロニーアルゴリズムを提案している。この提案手法では、1つのローカルフェロモンと2つのグローバルフェロモンの3タイプのフェロモンを定義している。[49]では Glowworm Swarm Optimization(GSO)を提案しており、これはセンサノードの配置処理において、いくつかの最初の時期のあとのセンサのカバレッジ問題を解決している。言い換えると、WSNの最適化問題を解決している。[50]では、蟻コロニー最適化を用いた Biological Inspired Secure Autonomous Routing Protocol (BIOSARP)を提案している。BIOSARPでは近傍ノードのフェロモン値を用いて、ルーティングテーブルの記憶している。BIOSARPでは Search Ant と Data Ant の2つのパラメータを定義してトラフィックオーバーヘッドを軽減している。BIOSARPはより軽量の処理時間でよりセキュアなルーティングを実現している。[51]では Fuzzy Ant Colony Optimization colony routing protocol(FACOR)を提案しており、これは蟻探索行動から着想を得ている。この手法では、ノードからベースステーションまでの経路の発見に関する最適な決定を取得するために蟻の挙動とファジー理論を組み合わせている。ベースステーションまでの最短距離の発見によってルーティングにおけるエネルギー消費を軽減し、それによりネットワーク寿命は増加している。[52]では Fuzzy and Ant Colony Optimization (ACO) based MAC/Routing cross-layer protocol (FAMACRO)を提案しており、クラスタヘッド選出とクラスタ内ルーティングプロトコルを改善している。FAMACROではクラスタヘッド選出にファジーロジックを用いている。不均一クラスタリングによってホットスポット問題を解決している。

### 3. 進化的アルゴリズム

[53]では application specific low power routing protocol (ASLPR)を提案しており、進化的アルゴリズムを利用している。他の多くの LEACH ベースのルーティングプロトコルと比べてネットワーク寿命の観点でより手軽に利用可能である。この利点はあるが、ASLPRではベースステーション内の中心プロセッサにおいてより多くの計算処理が必要になる。[54]では fault node recovery algorithm (FNR)を提案しており、階級拡散アルゴリズムと進化的アルゴリズムを組み合わせている。FNRは階級拡散アルゴ

リズムを用いて階級値とルーティングテーブル、近傍ノード、ペイロード価値を評価し、進化的アルゴリズムを用いてルーティングテーブルを作成している。FNR アルゴリズムでは数個のセンサノードを再利用することによりネットワーク寿命とルーティング経路の再利用性を増加させている。そのためネットワーク寿命の最大化だけでなく、効果的なコストのセンサネットワークの実現している。

#### 4. 強化学習

[55]では強化学習アルゴリズムを用いたプロトコルを提案しており、Cognitive radio-based wireless sensor network におけるチャンネル選択問題を解決している。強化学習によって、ネットワーク全体の最小数のチャンネル選択でチャンネル選択の間のエネルギー消費を最小限にしている。[56]では cooperative reinforcement learning (RL) algorithm を提案しており、ノードの以前の挙動を利用している。この提案手法によってノードのタスクを再分配しており、これは強化学習の核の知見である。

表 5.1 は WSN の問題とそれを解決する手段としてのソフトコンピューティング技術の関係を表した表である。WSN には、ホットスポット問題やエネルギーホール問題、ルーティング、カバレッジ、ノード配置などの様々な問題があり、それらはネットワーク寿命やスケーラビリティ、QoS、ステイビリティなどの低減してしまう。それらをソフトコンピューティング技術を用いて解決することは非常に有効である。

表 5-1. ソフトコンピューティング技術と分類[26]

| Problem Solved                | Soft computing techniques |    |    |    |    |
|-------------------------------|---------------------------|----|----|----|----|
|                               | SI                        | RL | EA | NN | FL |
| Hotspot problem               |                           |    |    |    | √  |
| Energy hole problem           |                           |    | √  |    | √  |
| Energy consumption problem    | √                         |    | √  |    | √  |
| Energy balancing problem      | √                         |    |    |    |    |
| Energy source limitation      | √                         |    |    |    |    |
| Routing                       | √                         |    |    |    |    |
| Computation complexity        | √                         |    |    |    |    |
| Transmission power control    |                           |    |    | √  | √  |
| Coverage problem              | √                         |    |    |    |    |
| Cluster head selection        |                           |    |    |    | √  |
| Sensor node shut down problem |                           |    | √  |    |    |
| Deployment of sensor          | √                         |    |    |    |    |
| Load balancing problem        | √                         |    |    |    | √  |
| Channel selection problem     |                           | √  |    |    |    |
| Task scheduling               | √                         | √  |    |    |    |
| Traffic balancing             |                           |    |    |    | √  |

## 第 6 章

# 提案：カッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコル

本研究が提案するクラスタリングプロトコルでは、各ノードは CH もしくは一般ノード (CN: Common Node) に分類される。クラスタリングプロトコルの処理は、Clustering Setup phase と Data Transmission phase の 2 段階で行われる。この処理はネットワーク動作の各ラウンドで実行され、定期的に繰り返される。Clustering Setup phase では、クラスタと CH が決定し、ネットワークが構成される。Data Transmission phase では、CH はクラスタメンバーからデータを収集し、異なるクラスタの CH または BS に転送する[21]。提案プロトコルの目的は、Clustering Setup phase と Data transmission phase の両方でカッコウ探索を利用することでエネルギー効率を最適化し、ファジーアルゴリズムを用いて不均一クラスタを生成することで、Hot spot 問題を解決する。

### 6.1 Clustering Head's Selection method

本節では提案手法の CH 選出処理について説明する。ここでは、 $N$ 個のセンサノードがランダムに配置され、また  $n$  個のクラスタで分割された WSN を想定する。CH セットを  $CH = \{CH_1, CH_2, \dots, CH_j, \dots, CH_n\}$  とし、non-CH セットを  $\bar{CH}$  と表す。ノードのエネルギーレベルと位置を考慮して CH を選出する。CH の選出処理は他のプロトコルと同様に BS が行う。この処理は最適化問題として数学的に以下の式で表される。

$$F_{CH} = \alpha \times R_{energy}^{CH} + (1 - \alpha) \times R_{location}^{CH} \quad (6.1)$$

$F_{CH}$  はフィットネス関数を表し、 $\alpha$  は  $R_{energy}^{CH}$  と  $R_{location}^{CH}$  との寄与率を表し、定数である。 $R_{energy}^{CH}$  は CH の平均残存電力と non-CH の平均残存電力との比を表す。

$$R_{energy}^{CH} = \frac{\overline{E_{CH}}}{\overline{E_{\bar{CH}}}} = \frac{\sum_{\forall node_j \in CH} \frac{E_{CH}^{res}(j)}{|CH|}}{\sum_{\forall node_i \in \bar{CH}} \frac{E_{\bar{CH}}^{res}(i)}{|\bar{CH}|}} \quad (6.2)$$

$\overline{E_{CH}}$ は CH の平均残存電力,  $\overline{E_{\widehat{CH}}}$ は non-CH の平均残存電力を表す.  $|CH|$ ,  $|\widehat{CH}|$ はそれぞれ CH と non-CH の総数を表している.  $R_{energy}^{CH}$ が最大値を取るとき, より高いエネルギーを持つノードが CH となったと言える.  $R_{location}^{CH}$ は, non-CH と BS 間の平均距離と CH と BS 間の平均距離との比を表す.

$$R_{location}^{CH} = \frac{\overline{D_{\widehat{CH}}}}{\overline{D_{CH}}} = \frac{\sum_{\forall node_i \in \widehat{CH}} \frac{d(node_i, BS)}{|\widehat{CH}|}}{\sum_{\forall node_j \in CH} \frac{d(node_j, BS)}{|CH|}} \quad (6.3)$$

$d(node_i, BS)$ はノード*i*と BS 間のユークリッド距離を表す.  $R_{location}^{CH}$ が最大値を取るとき, BS に近いノードが CH に選ばれたと言える. 以上のように, より大きい残存エネルギーを有し, より BS に近いノードが CH に選ばれやすい. この問題は NP 困難と言え, カッコウ探索によって解決する.

また, 実際のアプリケーションでは, センサノードはバッテリー駆動であり, ノードの残存エネルギーはその時点のバッテリー残量によって表される. この情報はデータパケットに含まれる. ノードの位置情報については, [24]などの既存の技術を利用することを想定する[20].

## 6.2 Unequal clustering method

不均一クラスタリング (Unequal Clustering) は Hot spot 問題を解決するための手法で, クラスタのサイズを不均一にする. 例えば, BS に近い CH の競合半径は BS に遠いそれに比べて小さくすることで BS に近い CH の負荷を軽減する. [17]を参考に, BS までの距離と残存電力, ノード密度の 3つのパラメータを考慮して, ファジー理論を用いることによって, CH の競合半径 (Competition Radius) を計算する. 一例として, ファジー入力を BS までの距離とした場合のファジーセットは図 6.1 のようになる. 同様にして残存電力, ノード密度に関してもファジーセットを用意し, 表 6.1 のようなファジールールを設定する[17]. このようにして不均一クラスタリングを生成し, BS に近い CH の負荷を軽減し, Hot spot 問題を防ぐ.

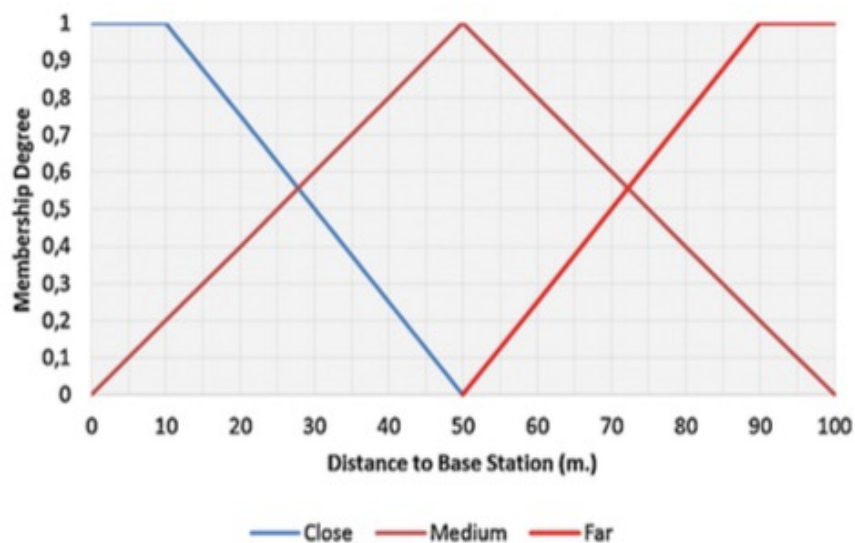


図 6.1. BS までの距離をファジー入力変数としたファジーセット [19]

表 6.1. ファジールール

| Distance to Base Station | Remaining Energy | Calculated Density | Competition Radius |
|--------------------------|------------------|--------------------|--------------------|
| Close                    | Low              | Dense              | 12XS               |
| Close                    | Low              | Normal             | 11XS               |
| Close                    | Low              | Sparse             | 10XS               |
| Close                    | Medium           | Dense              | 9XS                |
| Close                    | Medium           | Normal             | 8XS                |
| Close                    | Medium           | Sparse             | 7XS                |
| Close                    | High             | Dense              | 6XS                |
| Close                    | High             | Normal             | 5XS                |
| Close                    | High             | Sparse             | 4XS                |
| Medium                   | Low              | Dense              | 3XS                |
| Medium                   | Low              | Normal             | 2XS                |
| Medium                   | Low              | Sparse             | XS (Extra S)       |
| Medium                   | Medium           | Sparse             | Small (S)          |
| Medium                   | Medium           | Normal             | Medium (M)         |
| Medium                   | Medium           | Dense              | Large (L)          |
| Medium                   | High             | Sparse             | XL (Extra L)       |
| Medium                   | High             | Normal             | 2XL                |
| Medium                   | High             | Dense              | 3XL                |
| Far                      | Low              | Sparse             | 4XL                |
| Far                      | Low              | Normal             | 5XL                |
| Far                      | Low              | Dense              | 6XL                |
| Far                      | Medium           | Sparse             | 7XL                |
| Far                      | Medium           | Normal             | 8XL                |
| Far                      | Medium           | Dense              | 9XL                |
| Far                      | High             | Sparse             | 10XL               |
| Far                      | High             | Normal             | 11XL               |
| Far                      | High             | Dense              | 12XL               |

### 6.3 Clustering Setup phase

ネットワーク内のノードにはそれぞれの位置に基づいたインデックス (ID: index) 割り当てられ, CH の選出, および CH の競合半径の計算は BS において実行される. Clustering Setup phase の一連の流れは以下の通りである.

- I. それぞれのノードが残存電力と位置の情報を含んだ Node-MSG メッセージをブロードキャストする.
- II. BS は(9)とカックウ探索を利用して CH の選出と競合半径の計算を行い, クラスタヘッドの ID と半径情報を含んだメッセージをブロードキャストし, 1CH の役割を担うノードに知らせる. その後, それぞれの CH は CSMA MAC プロトコルを用いて, CH の ID を含んだ広告メッセージ (CH-ADV) をブロードキャストする.
- III. non-CH は CH-ADV の信号電力に基づいて, 送信電力が最小値となる CH を選択し, 配属したいクラスタを決定する.
- IV. non-CH が配属したいクラスタを決定したら, CH に JOIN-REQ メッセージを送信し, 配属するクラスタを決定する. この際に競合半径を考慮する.
- V. CH は TDMA スケジュールを作成し, SCHEDULE-MSG メッセージをクラスタ内の non-CH にブロードキャストする.

### 6.4 Data Transmission phase

このフェーズでは, non-CH ノードは TDMA スケジュールに従って CH にデータを送信する. BS が同期パルスを送信することによってノードは全て同期する. CH はすべてのデータを受信するまで起動し続け, データを圧縮する. non-CH は TDMA スケジュールに従って, 送信タイミング以外は停止することで, エネルギー効率につなげる. また, BS から近い CH はデータを直接 BS に転送するが, BS から遠い CH は近くのクラスタの CH に転送し, CH 間マルチホップで BS まで転送する. その際の CH 間のルーティングをカックウ探索によって最適化することを考える.

## 第 7 章

### 想定システムモデル

本章では、提案手法をシミュレーションの準備段階として、想定するシステムモデルについて説明する。具体的にはネットワークのモデルとエネルギー消費のモデルについて説明し、第 8 章の提案手法のシミュレーションにつなげる。

#### 7.1 ネットワークモデル<sup>[21]</sup>

本研究では、N 個のセンサノードを配置した WSN を想定する。センサはある領域に配置され、常に周辺環境をモニタリングする。図 7.1 はセンサノードの構成要素であり、マイクロコントローラユニット、通信ユニット、電力制御ユニット、センサで構成されている[22]。以下に本研究における WSN とセンサノードにおける想定項目について示す。

- A) それぞれのセンサノードは、センシングモードにおいて環境のパラメータを得ることや、もしくは通信モードにおいて他ノードや BS にデータを送信することに関して、同等の能力を有する。またノードはそれぞれ CH の役割になる可能性がある。
- B) それぞれのノードがあらゆるデータトラフィックを処理できるくらいのデータリンクを有している。
- C) それぞれのノードについて位置に基づいたインデックス (index) が割り当てられている。
- D) センサノードと BS は配置後は固定されており、これは WSN アプリケーションにおいて典型的である。
- E) センサノードの初期電力はそれぞれ同等で、ネットワークはホモジーニアスを想定する。
- F) すべてのノードは配置後は放置されているため、充電はできない。
- G) すべてのノードが一定周期で環境パラメータを測定し、定期的に他ノードまたは BS にデータを送信する。
- H) ノードは受信者までの距離に基づいて送信電力を調整できる。
- I) ノード間のリンクはシンメトリックであり、受信信号電力だけに基づいて他ノードとの距離を算出できる。



- J) センサデータの相関性は高く, CH は集めたデータを固定長のパケットに圧縮することができる.
- K) BS は外部電力を有する.

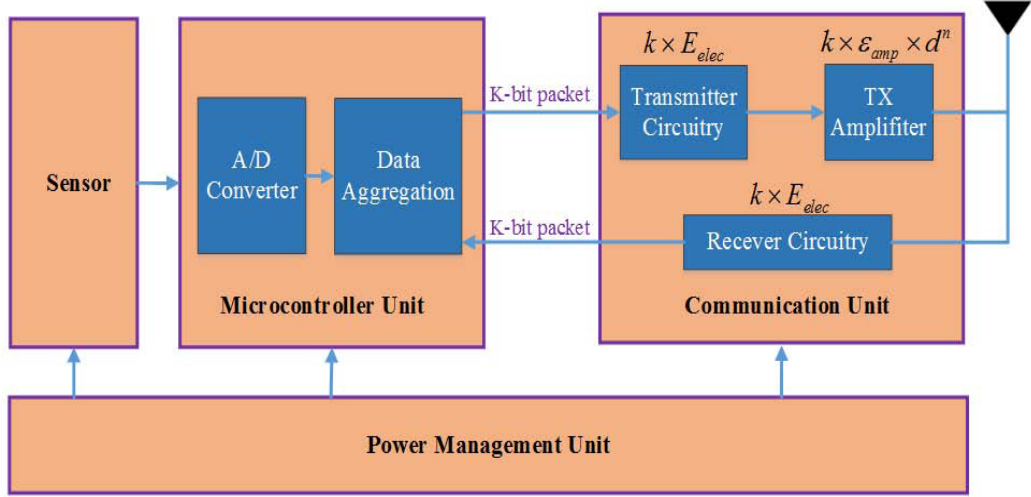


図7.1 センサノードの構成の無線エネルギーモデル [21]

## 7.2 エネルギー消費モデル<sup>[21]</sup>

本研究では, 図 7.1 に基づいて, 伝搬損失を考慮した通信消費エネルギーをモデル化する[13][22]. 送信機と受信機の距離に基づいて, 自由空間伝搬モデルもしくはマルチパスフェージングモデルを利用する. 電力調整によって, これらの損失を補償する. 距離が閾値 $d_0$ より小さい場合は自由空間伝搬モデルを利用し, そうではない場合はマルチパスモデルを適用する. 距離  $d$  に対して  $k$  bit のパケットを送信するために必要な電力を以下に示す.

$$E_{TX}(k, d) = \begin{cases} k \times E_{elec} + k \times E_{fs} \times d^2, & d \leq d_0 \\ k \times E_{elec} + k \times E_{mp} \times d^4, & d > d_0 \end{cases} \quad (7.1)$$

$E_{TX}$ は送信電力,  $E_{fs}$ ,  $E_{mp}$ はそれぞれ, 自由空間伝搬モデルまたはマルチフェージングモデルにおける送信に必要な電力,  $d$ はノード間の距離またはノードとBSとの間の距離,  $E_{elec}$ は1 bit あたりに送信・受信回路が消費する電力を表す.  $E_{elec}$ は伝送路符号化や変調, フィルタリング, 信号の拡散に依存する. また,  $E_{fs}$ ,  $E_{mp}$ は送信機アンプのモデルに依存する.  $d_0$ は通信距離の閾値で, 以下で表される.

$$d_0 = \sqrt{\frac{E_{fs}}{E_{mp}}} \quad (7.2)$$

また,  $k$  bit のパケットを受信する際に消費する電力は,

$$E_{RX}(k) = k \times E_{elec} \quad (7.3)$$

で表される.

## 第 8 章

### 提案手法のシミュレーション実験とその結果

本章では第 7 章で説明した提案手法のシミュレーション実験を MATLAB を用いて行い、その結果と考察を示す。実験のシステムモデルは第 8 章で説明した通りである。改めて本研究の目的は、カッコウ探索アルゴリズムを利用してクラスタ形成フェーズとデータ送信フェーズの最適化を行うこととファジー理論を利用してホットスポット問題を解決することである。本研究では 3 通りのシミュレーション実験を行なった。1 つは、CH 選出と CH 間マルチホップにおいてカッコウ探索を適用し、LEACH や PSO を用いたクラスタリングプロトコルといった 2 つの既存のプロトコルと比較した。2 つ目は LEACH にファジーアルゴリズムを適用し、その効果を検証した。3 つ目はカッコウ探索とファジーアルゴリズムを組み合わせた提案手法と LEACH や PSO を用いたクラスタリングプロトコルといった 2 つの既存のプロトコルと比較した。本シミュレーションの各パラメータ設定は表 9-1 の通りである。クラスタヘッドの割合は 10%、ノード数は 100 個、センサフィールドの領域は  $100\text{m} \times 100\text{m}$  の正方形の領域、BS の座標は (50,175)、初期エネルギーは 0.5J、自由空間伝搬モデルにおける送信に必要な電力  $E_{fs}$  は 10pJ、マルチフェージングモデルにおける送信に必要な電力  $E_{mp}$  は 0.00013pJ、データ結合エネルギーは 5nJ、1 bit あたりに送信・受信回路が消費する電力  $E_{elec}$  は 50nJ、パケット長は 6400bit、ラウンドの最大数は 9999 ラウンドとしている。また、カッコウ探索のパラメータとして、第 3 章と同様に  $\beta = 3/2$  としている。

表 8-1. シミュレーションパラメータ

|                         |             |
|-------------------------|-------------|
| Percentage of CH        | 10 %        |
| Number of nodes         | 100         |
| Length of the yard      | 100 m       |
| Length of the width     | 100 m       |
| Coordination of BS      | (50,175)    |
| Initial energy          | 0.5 J       |
| Efs                     | 10 pJ       |
| Emp                     | 0.0013 pJ   |
| Data aggregation energy | 5 nJ        |
| Eelec                   | 50 nJ       |
| Packet length           | 6400 bit    |
| Max round               | 9999 rounds |

## 8.1 カッコウ探索を適用したシミュレーション

本節では CH 選出と CH 間マルチホップにおいてカッコウ探索を適用してシミュレーションを行った。各ラウンドでの残存電力を計測し、それを LEACH や PSO を用いたクラスタリングプロトコルと比較し、その効果を検証した。シミュレーション結果を図 8.1 に示す。横軸がラウンド数を表し、縦軸は残存電力を表す。LEACH, PSO を用いたプロトコル、提案手法のそれぞれのプロットを線形近似した結果を表 9-2 に示す。線形近似式の傾きに注目すると、その大きさは提案手法, PSO を用いたクラスタリングプロトコル, LEACH という順になっている。ここからわかる通り、残存電力の減少率は LEACH が最も大きく、その次は PSO を用いたプロトコル、提案手法が最も小さい。これより、CH 選出と CH 間マルチホップの処理においてカッコウ探索を適用することにより電力消費は軽減されており、ネットワークは効率化されていると言える。

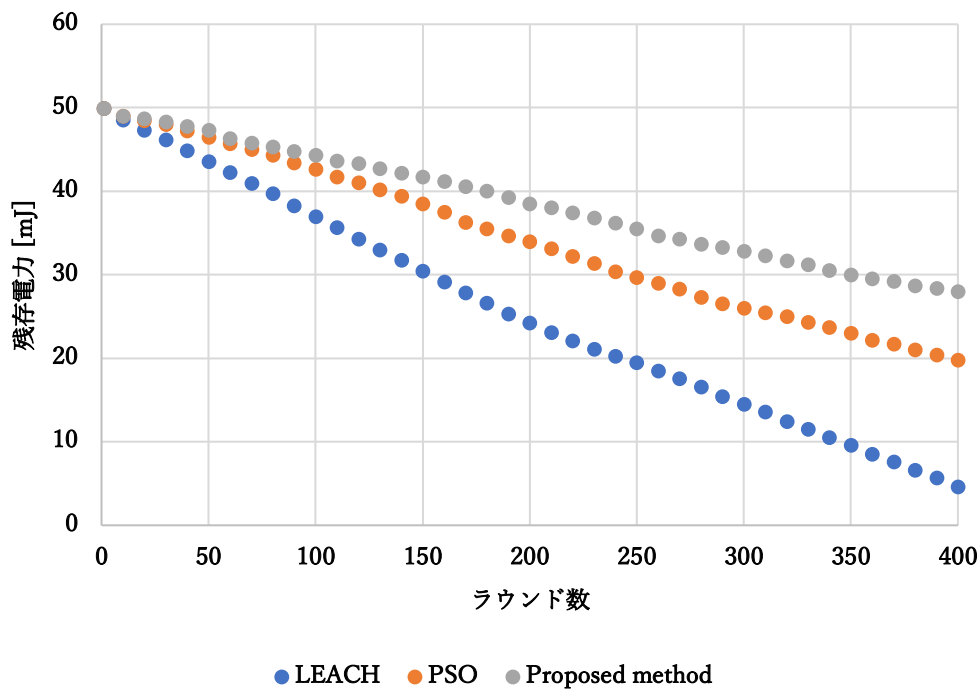


図 8.1 カッコウ探索を適用した際のシミュレーション結果

表 8.2. 各プロトコルのシミュレーション結果の近似式

| Protocol | 線形近似式                   | 傾き      |
|----------|-------------------------|---------|
| LEACH    | $y = -0.1105x + 48.158$ | -0.1105 |
| PSO      | $y = -0.0733x + 49.912$ | -0.0733 |
| Proposed | $y = -0.0533x + 50.532$ | -0.0533 |

## 8.2 ファジー理論を適用したシミュレーション

本節では LEACH にファジーアルゴリズムを適用してシミュレーションを行った。9.1 節と同様に各ラウンドでの残存電力を計測し、それを LEACH と比較し、その効果を検証した。ファジールールは表 9-3 の通りである。ベースステーションに最も近く、かつ残存電力が最小、かつ密度が最大のときに競合半径は最小の 12XS となり、一方でベースステーションに最も遠く、残存電力が最大で、密度が最大のときに競合半径は最大の 12XL となる。シミュレーション結果を図 8.2 に示す。横軸がラウンド数を表し、縦軸は残存電力を表す。また 8.1 節と同様に LEACH、提案手法のそれぞれのプロットを線形近似した結果を表 8.3 に示す。線形近似式の傾きに注目すると、

その大きさは提案手法，LEACH という順になっている．ここからわかる通り，LEACH にファジーアルゴリズムを適用し不均一なクラスタサイズにすることにより電力の減少率は軽減した．これより，ファジーアルゴリズムを用いてクラスタサイズを不均一にすることにより電力消費は軽減されており，ネットワークは効率化されていると言える．ここでは表 9-2 のファジールールをもとにクラスタサイズを不均一にすることによりホットスポット問題が解決され，それによりクラスタヘッドの電力消費のバランス化がなされ，ネットワーク全体の電力効率が向上したと言える．

表 8.2 シミュレーションのファジールール[18]

| Distance to<br>Base Station | Remaining<br>Energy | Calculated<br>Density | Competition<br>Radius |
|-----------------------------|---------------------|-----------------------|-----------------------|
| Close                       | Low                 | Dense                 | 12XS                  |
| Close                       | Low                 | Normal                | 11XS                  |
| Close                       | Low                 | Sparse                | 10XS                  |
| Close                       | Medium              | Dense                 | 9XS                   |
| Close                       | Medium              | Normal                | 8XS                   |
| Close                       | Medium              | Sparse                | 7XS                   |
| Close                       | High                | Dense                 | 6XS                   |
| Close                       | High                | Normal                | 5XS                   |
| Close                       | High                | Sparse                | 4XS                   |
| Medium                      | Low                 | Dense                 | 3XS                   |
| Medium                      | Low                 | Normal                | 2XS                   |
| Medium                      | Low                 | Sparse                | XS (Extra S)          |
| Medium                      | Medium              | Sparse                | Small (S)             |
| Medium                      | Medium              | Normal                | Medium (M)            |
| Medium                      | Medium              | Dense                 | Large (L)             |
| Medium                      | High                | Sparse                | XL (Extra L)          |
| Medium                      | High                | Normal                | 2XL                   |
| Medium                      | High                | Dense                 | 3XL                   |
| Far                         | Low                 | Sparse                | 4XL                   |
| Far                         | Low                 | Normal                | 5XL                   |
| Far                         | Low                 | Dense                 | 6XL                   |
| Far                         | Medium              | Sparse                | 7XL                   |
| Far                         | Medium              | Normal                | 8XL                   |
| Far                         | Medium              | Dense                 | 9XL                   |
| Far                         | High                | Sparse                | 10XL                  |
| Far                         | High                | Normal                | 11XL                  |
| Far                         | High                | Dense                 | 12XL                  |

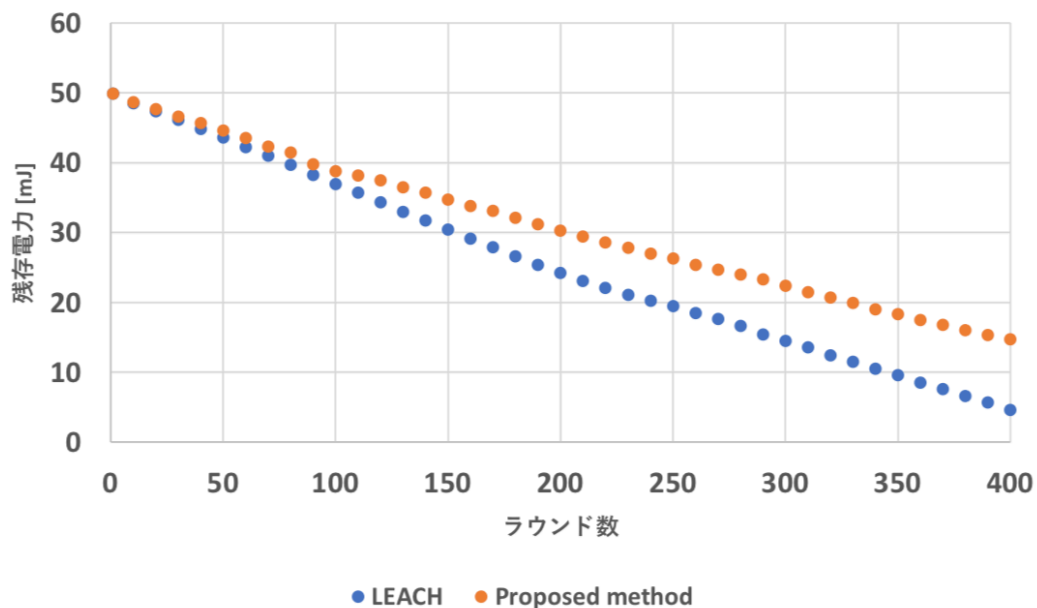


図 8.2 ファジーロジックを用いた際のシミュレーション結果

表 9.3 各プロトコルのシミュレーション結果の近似式

| Protocol | 線形近似式                   | 傾き      |
|----------|-------------------------|---------|
| LEACH    | $y = -0.1126x + 48.213$ | -0.1126 |
| Proposed | $y = -0.0857x + 48.158$ | -0.0857 |

### 8.3 カッコウ探索とファジー理論を組み合わせた際のシミュレーション

本節では 9.1 節と 9.2 節をもとに、カッコウ探索とファジー理論の両方を適用した本研究の手法のシミュレーションを行った。これまでと同様に各ラウンドでの残存電力を計測し、それを LEACH や PSO を用いたクラスタリングプロトコルと比較し、その効果を検証した。ファジールールは表 9.2 と同様である。シミュレーション結果を図 8.3 に示す。横軸がラウンド数を表し、縦軸は残存電力を表す。また、同様に LEACH, PSO を用いたプロトコル、提案手法のそれぞれのプロットを線形近似した結果を表 9.4 に示す。線形近似式の傾きに注目すると、その大きさは提案手法, PSO を用いたクラスタリングプロトコル, LEACH という順になっている。ここからわかる通り、残存電力の減少率は LEACH が最も大きく、その次は PSO を用いたプロトコル、提案手法が最も小さい。これより、カッコウ探索とファジー理論の両方を適用した本研究の提案手法では他の既存のプロトコルと比較し電力消費は軽減されており、

ネットワークは効率化されていると言える。第3章でも記述した通り、カッコウ探索はPSOを含めた他のアルゴリズムと比べてパラメータが少なく、そのため微調整を少なくできるため、効率よく計算処理が進めることができ、その結果、シミュレーション結果の通り、PSOを用いたクラスタリングプロトコルと比較して電力消費の効率化が実現できている。

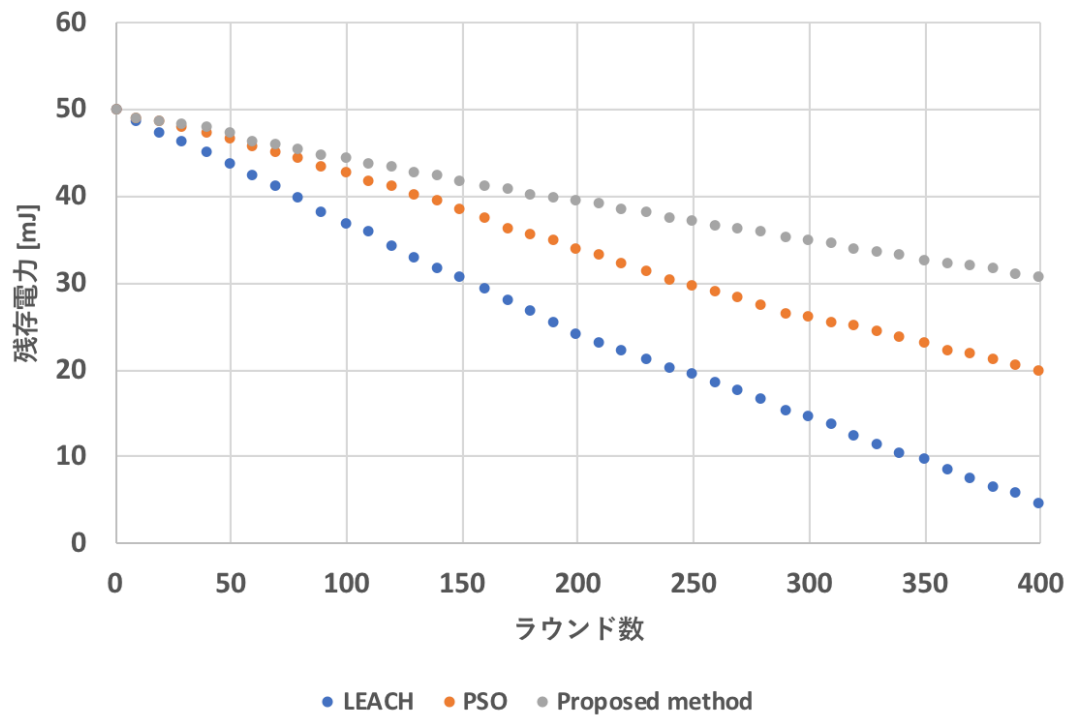


図 8.3. 提案手法のシミュレーション結果

表 8.4. 各プロトコルのシミュレーション結果の近似式

| Protocol | 線形近似式                   | 傾き      |
|----------|-------------------------|---------|
| LEACH    | $y = -0.1115x + 48.158$ | -0.1115 |
| PSO      | $y = -0.0733x + 49.912$ | -0.0733 |
| Proposed | $y = -0.0455x + 50.532$ | -0.0455 |

## 8.4 ネットワーク終了ラウンド数での比較

本節では 9.1 節~9.3 節の各シミュレーションにおける終了ラウンド、つまり残存電



力が0となりネットワークが動作しなくなったときのラウンド数をそれぞれのプロトコルで比較し、提案手法の効果を検証した。その結果が表 9-5 の通りである。表 9-5 では、各シミュレーションにおける各プロトコルの終了ラウンド数を示し、また LEACH を基準にした終了ラウンド数の比を示している。

LEACH については、第 4 章で示したように、LEACH の特徴として、LEACH ではラウンド毎に各センサが確率的にクラスタヘッドとなることを決定することによって、電力消費の均一化を図っている。しかし、クラスタヘッドに立候補する確率 $T(i)$ が電力残量の関数となっていないので電力残量が少ないセンサでも $1/P$ ラウンドの間で必ず一度クラスタヘッドの役割を担わなければならない。このため LEACH は完全に電力消費の均一化を図っているとは言い難い。

PSO を用いたプロトコルについては、CH 選出の部分で最適化されているが、CH 間ルーティングが最適化されておらず、かつホットスポット問題が解決されていないため、その点で消費電力の均一化に影響を与えている。

表 9-5 をみてもわかるように、提案手法は LEACH や PSO を用いたプロトコルと比較して終了ラウンド数が大きく、ネットワークの寿命は大きいと言える。シミュレーション①については CH 選出と CH 間ルーティングの最適化のアルゴリズムとしてカッコウ探索を用いた場合の他プロトコルとの比較を行ったが、この場合の提案手法では、LEACH を用いたプロトコルと比較して 1.72 倍のネットワーク寿命を実現した。このとき PSO を用いたプロトコルでは LEACH と比較して 1.51 倍のネットワーク寿命を実現しているため、カッコウ探索を用いた場合の方が PSO を用いた場合より、ネットワーク寿命の増加に貢献していると言える。シミュレーション②では、LEACH にファジーアルゴリズムを用いた場合と通常の LEACH を比較したが、ファジーアルゴリズムを適用し、不均一クラスタリングを実現したことにより、ネットワーク寿命は 1.3 倍となった。これは不均一クラスタリングによりホットスポット問題が解決したことによるものであると言える。シミュレーション③では、カッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコルである本研究の提案手法と PSO を用いたプロトコル、LEACH を比較した。提案手法は LEACH の 1.97 倍のネットワーク寿命を実現した。カッコウ探索を用いたことにより CH 選出および CH 間ルーティングの最適化と、ファジーアルゴリズムを用いたことによるホットスポット問題の解決により、ネットワーク寿命が LEACH の約 2 倍になるという結果を得ることができた。これより、提案手法は既存手法に比べてネットワーク寿命を増加することができ、ネットワーク効率を最適化できていると言える。

表 8.5 各シミュレーションにおける終了ラウンド数の比較

| Simulation  | Protocol | Rounds | Compared with LEACH |
|-------------|----------|--------|---------------------|
| Simulation① | LEACH    | 445    | 1                   |
|             | PSO      | 672    | 1.51                |
|             | Proposed | 765    | 1.72                |
| Simulation② | LEACH    | 452    | 1                   |
|             | Proposed | 588    | 1.3                 |
| Simulation③ | LEACH    | 450    | 1                   |
|             | PSO      | 689    | 1.53                |
|             | Proposed | 887    | 1.97                |

## 第 9 章

### 結論

本研究では、無線センサネットワークにおける新しいクラスタリングプロトコルを提案した。提案プロトコルでは、CH 選出と CH 間ルーティングにカッコウ探索アルゴリズムを用いることによりネットワーク効率の向上を目指した。さらに、ファジーアルゴリズムを用いることによりクラスタサイズを不均一にし、ホットスポット問題の解決に貢献した。この 2 点の導入によりネットワークの消費電力の均一化を向上させ、ネットワーク寿命を増加させることができた。シミュレーション実験では MATLAB を用いて提案手法と既存手法との比較を行った。3 通りのシミュレーション実験を行い、カッコウ探索のみを適用した場合、ファジーアルゴリズムのみを適用した場合、カッコウ探索とファジーアルゴリズムの両方を適用した場合のシミュレーションを行い、比較した。それにより、カッコウ探索を適用した場合は LEACH の 1.72 倍、ファジーアルゴリズムを適用した場合は LEACH の 1.3 倍、カッコウ探索とファジーアルゴリズムの両方を適用した場合は LEACH の 1.97 倍のネットワーク寿命を実現した。PSO を用いたプロトコルと提案手法との比較でも、提案手法は PSO を用いたプロトコルと比較して 1.29 倍のネットワーク寿命を実現している。

本研究より、カッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコルはネットワーク寿命の向上に貢献しており、既存手法と比べてより長く無線センサネットワークを稼働させることができるようになったと言える。

今後としては、無線センサネットワークのネットワーク層だけでなく、上位層または下位層での施策を検討し、クロスレイヤーでネットワーク寿命の向上を目指す。

## 謝辞

本論文の作成にあたり，指導教官である関谷勇司先生には大変お世話になりました．また，多大なご助言をいただいた CNL（Computer Network Laboratory）の先生方，学生の皆様，家族や友人の皆様方，修士学生の期間に私に関わってくださった全ての皆様に厚く御礼申し上げます．

## 参考文献

- [1] X. Liu, "Atypical hierarchical routing protocols for wireless sensor networks: A review," *IEEE Sensors J.*, vol. 15, no. 10, pp. 5372–5383, Oct. 2015.
- [2] S. Ehsan and B. Hamdaoui, "A survey on energy-efficient routing techniques with QoS assurances for wireless multimedia sensor networks," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 14, no. 2, pp. 265–278, May 2012.
- [3] Y. Mo, B. Wang, W. Liu, and L. T. Yang, "A sink-oriented layered clustering protocol for wireless sensor networks," *Mobile Netw. Appl.*, vol. 18, no. 5, pp. 639–650, Oct. 2013.
- [4] Y. Zhang, M. Qiu, C.-W. Tsai, M. M. Hassan, and A. Alamri, "Health-CPS: Healthcare cyber-physical system assisted by cloud and big data," *IEEE System J.*, vol. PP, no. 99, pp. 1–8, 2015.
- [5] A. De La Piedra, F. Benitez-Capistros, F. Dominguez, and A. Touhafi, "Wireless sensor networks for environmental research: A survey on limitations and challenges," *IEEE EUROCON*, pp. 267–274, Jul. 2013.
- [6] D. Zhang, G. Li, K. Zheng, and X. Ming, "An energy-balanced routing method based on forward-aware factor for wireless sensor networks," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 10, no. 1, pp. 766–773, Feb. 2014.
- [7] B. Singh and D. K. Lobiyal, "A novel energy-aware cluster head selection based on particle swarm optimization for wireless sensor networks," *Human-Centric Comput. Inf. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–18, Jun. 2012.
- [8] W. R. Heinzelman, A. Chandrakasan, and H. Balakrishnan, "Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks," in *Proc. 33rd Annu. Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, pp. 1–10, Jan. 2000.
- [9] Asaduzzaman and H. Y. Kong, "Energy efficient cooperative LEACH protocol for wireless sensor networks," *J. Commun. Netw.*, vol. 12, no. 4, pp. 358–365, Aug. 2010.
- [10] X. Gu, J. Yu, D. Yu, G. Wang, and Y. Lv, "ECDC: An energy and coverage-aware distributed clustering protocol for wireless sensor networks," *Comput. Elect. Eng.*, vol. 40, no. 2, pp. 384–398, Feb. 2014.
- [11] S. K. Singh, M. Singh, and D. Singh, "A survey of energy-efficient hierarchical cluster-based routing in wireless sensor networks," *Int. J. Adv. Netw. Appl.*, vol. 2, no. 2, pp. 570–580, Jun. 2010.
- [12] W. B. Heinzelman, A. P. Chandrakasan, and H. Balakrishnan, "An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks," *IEEE Trans. Wireless*

Commun., vol. 1, no. 4, pp. 660–670, Oct. 2002.

[13] S. D. Muruganathan, D. C. F. Ma, R. I. Bhasin, and A. O. Fapojuwo, “A centralized energy-efficient routing protocol for wireless sensor networks,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 43, no. 3, pp. S8–S13, Mar. 2005.

[14] O. Younis and S. Fahmy, “HEED: A hybrid, energy-efficient, distributed clustering approach for ad hoc sensor networks,” *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 3, no. 4, pp. 366–379, Oct. 2004.

[15] M. Ye, C. Li, G. Chen, and J. Wu, “EECS: An energy efficient clustering scheme in wireless sensor networks,” in *Proc. 24th IEEE Int. Perform., Comput., Commun. Conf. (IPCCC)*, pp. 535–540, Apr. 2005.

[16] D. P. Dahnil, Y. P. Singh, and C. K. Ho, “Topology-controlled adaptive clustering for uniformity and increased lifetime in wireless sensor networks,” *IET Wireless Sensor Syst.*, vol. 2, no. 4, pp. 318–327, Dec. 2012.

[17] J. Yu, L. Feng, L. Jia, X. Gu, and D. Yu, “A local energy consumption prediction-based clustering protocol for wireless sensor networks,” *Sensors*, vol. 14, no. 12, pp. 23017–23040, Dec. 2014.

[18] Sert, Seyyit Alper, Hakan Bagci, and Adnan Yazici, “MOFCA: Multi-objective fuzzy clustering algorithm for wireless sensor networks.” *Applied Soft Computing* 30, 2015.

[19] Gajjar, Sachin, Mohanchur Sarkar, and Kankar Dasgupta, “Cluster Head Selection Protocol using Fuzzy Logic for Wireless Sensor Networks.” *International Journal of Computer Applications* 97, no. 7, 2014.

[20] Gajjar, Sachin, Mohanchur Sarkar, and Kankar Dasgupta, “FAMACRO: Fuzzy and Ant Colony Optimization based MAC/Routing Cross-layer Protocol for Wireless Sensor Networks.” *Procedia Computer Science* 46, 2015.

[21] Yuan Zhou, Ning Wang, Wei Xiang, “Clustering Hierarchy Protocol in Wireless Sensor Networks Using an Improved PSO Algorithm”, *IEEE Access* Volume:5, Dec. 2016.

[22] 戸田敬太, アランニャ・クラウド, 狩野均, “Cuckoo Search によるグラフ色塗り問題の解法”, *IPSJ SIG Technical Report*, Dec. 2016.

[23] Xin-She Yang, Suash Deb, “Cuckoo Search via Levy Flights”, *IEEE Publications*, pp. 210-214, Dec. 2009.

[24] Xin-She Yang, “Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms Second Edition”, *LUNIVER PRESS*, 2010.

[25] W.B. Heinzelman, A. P. Chandrakasan and H. Balakrishnan : “An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks.”, *IEEE transactions on*

wireless Communications, vol.1,No.4(2002), pp.660 – 670.

[26] Priya P. Patel, "Soft Computing Techniques to Address Various Issues in Wireless Sensor Networks: A Survey", 2016.

[27] Sert, Seyyit Alper, Hakan Bagci, and Adnan Yazici. "MOFCA: Multi- objective fuzzy clustering algorithm for wireless sensor networks." *Applied Soft Computing* 30 (2015): 151-165.

[28] Izadi, Davood, Jemal H. Abawajy, Sara Ghanavati, and Tutut Herawan. "A Data Fusion Method in Wireless Sensor Networks." *Sensors* 15, no. 2 (2015): 2964-2979.

[29] Daniel, Ravuri, and Kuda Nageswara Rao. "An optimal power conservation cluster based routing algorithm using Fuzzy Verdict Mechanism for Wireless Sensor Networks." In *Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO)*, 2015 International Conference on, pp. 1-9. IEEE, 2015.

[30] Yadav, Ritu, and Shilpi Saxena. "Improved Leach Routing Protocol with Soft Computing." In *Advances in Computing and Communication Engineering (ICACCE)*, 2015 Second International Conference on, pp. 261-266. IEEE, 2015.

[31] Bagci, Hakan, and Adnan Yazici. "An energy aware fuzzy approach to unequal clustering in wireless sensor networks." *Applied Soft Computing* 13, no. 4 (2013): 1741-1749.

[32] Gajjar, Sachin, Mohanchur Sarkar, and Kankar Dasgupta. "Cluster Head Selection Protocol using Fuzzy Logic for Wireless Sensor Networks." *International Journal of Computer Applications* 97, no. 7 (2014): 38-43.

[33] Jaradat, Toleen, Driss Benhaddou, Mahesh Balakrishnan, and Ala Al- Fuqaha. "Energy efficient cross-layer routing protocol in wireless sensor networks based on fuzzy logic." In *Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, 2013 9th International, pp. 177-182. IEEE, 2013.

[34] Sabitha, Ramakrishnan, Krishna T. Bhuma, and Thangavelu Thyagarajan. "Design and Analysis of Fuzzy Logic and Neural Network Based Transmission Power Control Techniques for Energy Efficient Wireless Sensor Networks." In *Proceedings of the 3rd International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA)* 2014, pp. 295-303. Springer International Publishing, 2015.

- [35] Kumar, S. Swapna, and S. Vishwas. "GDFEC Protocol for Heterogeneous Wireless Sensor Network." In *Computational Intelligence in Data Mining*-Volume 1, pp. 345-354. Springer India, 2015.
- [36] Zhang, Qi-Ye, Ze-Ming Sun, and Feng Zhang. "A clustering routing protocol for wireless sensor networks based on type-2 fuzzy logic and ACO." In *Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2014 IEEE International Conference on, pp. 1060-1067. IEEE, 2014.
- [37] Cheng, Long, Yan Wang, Chengdong Wu, and Quancheng Han. "A Pso- Based Maintenance Strategy in Wireless Sensor Networks." *Intelligent Automation & Soft Computing* 21, no. 1 (2015): 65-75.
- [38] Fouad, Mohamed Mostafa, Vaclav Snasel, and Aboul Ella Hassanien. "Energy-Aware sink node localization algorithm for wireless sensor networks." *International Journal of Distributed Sensor Networks* 2015 (2015): 134.
- [39] Mohajerani, Abdolreza, and Davood Gharavian. "An ant colony optimization based routing algorithm for extending network lifetime in wireless sensor networks." *Wireless Networks* (2015): 1-11.
- [40] Kong, Lingping, Chien-Ming Chen, Hong-Chi Shih, Chun-Wei Lin, Bing-Zhe He, and Jeng-Shyang Pan. "An energy-aware routing protocol using cat swarm optimization for wireless sensor networks." In *Advanced Technologies, Embedded and Multimedia for Human-Centric Computing*, pp. 311-318. Springer Netherlands, 2014.
- [41] Liu, Xuxun. "A transmission scheme for wireless sensor networks using ant colony optimization with unconventional characteristics." *Communications Letters, IEEE* 18, no. 7 (2014): 1214-1217.
- [42] Temel, Samil, Numan Unaldi, and Okyay Kaynak. "On deployment of wireless sensors on 3-D terrains to maximize sensing coverage by utilizing cat swarm optimization with wavelet transform." *Systems, Man, and Cybernetics: Systems, IEEE Transactions on* 44, no. 1 (2014): 111-120.
- [43] Liu, Xuxun, and Desi He. "Ant colony optimization with greedy migration mechanism for node deployment in wireless sensor networks." *Journal of Network and Computer Applications* 39 (2014): 310-318.
- [44] Kong, Lingping, Jeng-Shyang Pan, Pei-Wei Tsai, Snasel Vaclav, and Jiun-Huei Ho. "A Balanced Power Consumption Algorithm Based on Enhanced Parallel Cat Swarm



Optimization for Wireless Sensor Network." International Journal of Distributed Sensor Networks 2015 (2015).

[45] Hu, Yifan, Yongsheng Ding, Kuangrong Hao, Lihong Ren, and Hua Han. "An immune orthogonal learning particle swarm optimisation algorithm for routing recovery of wireless sensor networks with mobile sink." International Journal of Systems Science 45, no. 3 (2014): 337-350.

[46] Yang, Jun, Hesheng Zhang, Yun Ling, Cheng Pan, and Wei Sun. "Task allocation for wireless sensor network using modified binary particle swarm optimization." Sensors Journal, IEEE 14, no. 3 (2014): 882-892.

[47] Monica, Stefania, and Gianluigi Ferrari. "Particle swarm optimization for auto-localization of nodes in wireless sensor networks." In Adaptive and Natural Computing Algorithms, pp. 456-465. Springer Berlin Heidelberg, 2013.

[48] Lee, Joon-Woo, Byoung-Suk Choi, and Ju-Jang Lee. "Energy-efficient coverage of wireless sensor networks using ant colony optimization with three types of pheromones." Industrial Informatics, IEEE Transactions on 7, no. 3 (2011): 419-427.

[49] Liao, Wen-Hwa, Yucheng Kao, and Ying-Shan Li. "A sensor deployment approach using glowworm swarm optimization algorithm in wireless sensor networks." Expert Systems with Applications 38, no. 10 (2011): 12180-12188.

[50] Saleem, Kashif, Abdelouahid Derhab, Mehmet A. Orgun, and Jalal Al- Muhtadi. "Analysis of the Scalability and Stability of an ACO Based Routing Protocol for Wireless Sensor Networks." In Information Technology-New Generations (ITNG), 2015 12th International Conference on, pp. 234-239. IEEE, 2015.

[51] Amiri, Ehsan, Hassan Keshavarz, Mojtaba Alizadeh, Mazdak Zamani, and Touraj Khodadadi. "Energy efficient routing in wireless sensor networks based on fuzzy ant colony optimization." International Journal of Distributed Sensor Networks 2014 (2014).

[52] Gajjar, Sachin, Mohanchur Sarkar, and Kankar Dasgupta. "FAMACRO: Fuzzy and Ant Colony Optimization based MAC/Routing Cross-layer Protocol for Wireless Sensor Networks." Procedia Computer Science 46 (2015): 1014-1021.

[53] Shokouhifar, Mohammad, and Ali Jalali. "A new evolutionary based application

specific routing protocol for clustered wireless sensor networks." *AEU-International Journal of Electronics and Communications* 69, no. 1 (2015): 432-441.

[54] Shih, Huang-Chia, Jiun-Huei Ho, Bin-Yih Liao, and Jeng-Shyang Pan. "Fault node recovery algorithm for a wireless sensor network." *Sensors Journal, IEEE* 13, no. 7 (2013): 2683-2689.

[55] Abolarinwa, J. A., N. M. Abdul Latiff, S. K. Syed Yusof, and N. Fisal. "Learning-based algorithm for energy-efficient channel decision in cognitive radio-based wireless sensor networks." In *Frontiers of Communications, Networks and Applications (ICFCNA 2014-Malaysia)*, International Conference on, pp. 1-6. IET, 2014.

[56] Khan, Muhammad Imran, and Bernhard Rinner. "Energy-aware task scheduling in wireless sensor networks based on cooperative reinforcement learning." In *Communications Workshops (ICC)*, 2014 IEEE International Conference on, pp. 871-877. IEEE, 2014.

# 発表文献

## 国内研究会発表

井戸千晴, and 関谷勇司. “無線センサネットワークにおけるカッコウ探索とファジーアルゴリズムを用いたクラスタリングプロトコルの検討” 電子情報通信学会技術研究報告=IEICE technical report: 信学技報 vol. 118, no. 395, CQ2018-84, pp. 47-52, 2019 年 1 月