

複数許容解を発見する改良ABCアルゴリズムによる 大規模無線センサネットワークを対象とした フラッディング送信電力の調整

宇谷 明秀^{1,a)} 長島 淳也² 山本 尚生¹

受付日 2011年11月4日, 再受付日 2011年12月22日,
採録日 2012年2月8日

概要: 無線センサネットワークでは, シンクから各センサ端末へのセンシング情報送信要求メッセージなどでフラッディングが多用される. しかし, 一般的なフラッディングでは, 全センサ端末が受信情報を転送 (ローカルブロードキャスト) することになるため, センサ端末のそれぞれに多大な通信負荷が加わることになる. 多くの場合, 全センサ端末が受信情報を転送しなくても, または各センサ端末がその最大送信電力で受信情報を転送しなくても, ネットワークを構成する全センサ端末へ情報 (メッセージ) を普及させることができる. 本研究では大規模な無線センサネットワークを対象とした効果的なフラッディング手法を提案する. この手法は高次元最適化問題に対する解探索性能に優れたABCアルゴリズムの改良法を1つの大域的最適解ではなく, 異なる複数許容解を探索できるように拡張発展させた複数許容解探索型改良ABCアルゴリズムに基づくフラッディング手法であり, 本論文では詳細な数値実験を通してその有効性を明らかにする.

キーワード: 無線センサネットワーク, 送信電力調整, ABCアルゴリズム, 複数許容解

Flooding Power Adjustment Based on Advanced ABC Algorithm Detecting Plural Acceptable Solutions for Large Scale Sensor Networks

AKIHIDE UTANI^{1,a)} JUNYA NAGASHIMA² HISAO YAMAMOTO¹

Received: November 4, 2011, Revised: December 22, 2011,
Accepted: February 8, 2012

Abstract: In a wireless sensor network, flooding is required for the dissemination of queries and event announcements. The original flooding causes the overlap problems. In the original flooding, generally, all sensor nodes receiving a broadcast message forward it to its neighbors by the full forwarding power. For a dense wireless sensor network, the impact caused by the original flooding may be overwhelming. The original flooding may result in the reduced network lifetime. To obtain plural adjustment solutions on the forwarding power of each sensor node in a large scale and dense wireless sensor network, this paper proposes a new effective flooding method, i.e., a new query dissemination method based on the advanced ABC algorithm detecting plural acceptable solutions. By using the obtained plural adjustment solutions, the flexible operation according to the residual energy of each sensor node can be realized. The proposed method is evaluated in detail by numerical experiments. In the experiments performed, the performances of the proposed method are compared with those of the existing ones to verify its effectiveness.

Keywords: wireless sensor networks, forwarding power adjustment, ABC algorithm, plural acceptable solutions

1. はじめに

東日本大震災以降、大規模領域の環境観測を容易に実現する手段として、無線センサネットワークへの関心がますます高まってきている。大規模な領域を観測する無線センサネットワークでは、一般にバッテリーなどの電源容量に制約のあるリソースで動作するセンサ端末を観測領域内に多数設置し、各センサの測定データをセンサ端末間の無線マルチホップ通信によってシンクまで転送することで、対象とする大規模領域の状態観測を実現する [1]。よって、無線センサネットワークの有効運用期間の延長を実現するためには、各センサ端末の通信負荷の抑制が必要となる。

無線センサネットワークでは、シンクから各センサ端末へのセンシング情報送信要求メッセージなどでフラッディングが多用される。しかし、一般的なフラッディングでは、全センサ端末が受信情報を転送（ローカルブロードキャスト）することになるため、ネットワークを構成するセンサ端末のそれぞれに多大な通信負荷が加わることになる。特に電源容量に制約のあるセンサ端末群で構成される大規模で高密度な無線センサネットワークでは、フラッディングによる負荷の影響は大きい。多くの場合、全センサ端末が受信情報を転送しなくても、または各センサ端末がその最大送信電力で受信情報を転送しなくても、ネットワークを構成する全センサ端末へ情報（メッセージ）を普及させることができる。

フラッディングの効率化を実現するための方策として、既往の研究では事前に入手したセンサ端末群の観測領域内での位置情報をもとに、受信情報を転送（ローカルブロードキャスト）する端末（Forwarding Node; FN）を選定するための手法が数多く提案されている [2], [3], [4]。これらの研究では、各センサ端末が設定された一定の送信電力（最大送信電力が設定されることが多い）で受信情報を転送することを前提として、FN 群が選定される。文献 [2] の手法は情報（メッセージ）普及の過程で、シンクからの情報を受信したセンサ端末群の中で次数（隣接端末数）の多いセンサ端末から順に FN として選定していく手法であり、次数に基づくこの選定はネットワークを構成する全センサ端末に情報（メッセージ）が行き渡るまで繰り返される。文献 [3] の手法では無線センサネットワークをシンクを根とする木構造ととらえ、情報（メッセージ）普及に関する各センサ端末の影響力値（各端末が FN に選定された場合の受信端末数の合計）を予測する。そして、全センサ端末に

情報（メッセージ）が行き渡るまで、情報（メッセージ）普及の過程で逐次更新されるこの影響力値に基づいて FN を選定していく。文献 [4] の手法は粒子群最適化（Particle Swarm Optimization; PSO）法 [5], [6], [7] を組合せ最適化問題のために改良した離散型粒子群最適化（Discrete PSO; DPSO）法 [8] に基づく手法である。この手法では最少の FN 群でネットワークを構成する全センサ端末に情報（メッセージ）が普及するように考案された目的関数に対する組合せ最適化問題を解くことによって FN 群が決定される。文献 [2], [3] の手法を適用した場合よりも良好な結果が得られことが確認されている [4]。しかし、大規模で高密度な無線センサネットワークの有効運用期間の延長を考慮した場合、さらなる総通信負荷の抑制とともに、各センサ端末の負荷分散をも実現する手法の開発が求められる。

著者らは既往の研究において、無線センサネットワークを構成する全センサ端末の送信電力に関する複数の解候補（複数の送信電力調整値候補セット）を提示するための手法として、PSO 法に基づく発展手法（The PSO method for computing Plural Acceptable Solutions; PSO-PAS）を提案した [9], [10]。この手法（PSO-PAS）は 1 つの大域的最適解ではなく、複数の許容解を効率的に求めることができる手法であり、複数の送信電力調整値候補セットを提示し活用することで、ネットワークを構成する各センサ端末の消費電力を考慮した柔軟なネットワーク運用が可能となり、その有効運用期間を延長できることを確認した。群知能アルゴリズムに分類される PSO 法は確率論的な多点探索型の最適化手法であり、制約条件なしに多数の局所解を有する連続型多峰性関数の最適化問題に適用できる手法として、多くの研究者によって精力的に研究が進められている [11]。しかし、PSO 法は問題の高次元化にともない解探索性能が低下することが指摘されている。大規模な工学設計問題、たとえば数百次元の最適化問題を想定した場合、PSO 法に基づく手法には限界がある（異なる複数許容解の発見が困難になる）と考えられる。

本研究では PSO 法よりも高次元（数百次元）の連続型多峰性関数の最適化問題に対する解探索性能に優れた ABC アルゴリズム [12], [13], [14] に着目した。ABC アルゴリズムは 2007 年に体系化された手法であり、著者らは既往の研究において ABC アルゴリズムの高度化法（高次元問題に対するさらなる解探索性能の強化法）を提案し、その高次元最適化問題に対する有効性を検証している [15]。本研究では既往の研究 [10] で想定したよりもさらに大規模な無線センサネットワークの有効運用期間の延長を目的として、多数（数百個）のセンサ端末の送信電力を調整（最適化）するための手法を提案する。この提案手法は ABC アルゴリズムの高度化法 [15] を 1 つの大域的最適解ではなく、複数の許容解を探索できるように拡張発展させた複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムに基づく手法である。本論

¹ 東京都市大学知能工学部
Faculty of Knowledge Engineering, Tokyo City University,
Setagaya, Tokyo 158-8557, Japan

² 東京都市大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Tokyo City University,
Setagaya, Tokyo 158-8557, Japan

a) autani@tcu.ac.jp

文では、大域的最適解に匹敵する局所解が解探索領域内に分布する代表的な連続型多峰性関数のベンチマーク問題に対する数値実験を通して、まず複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの高次元最適化問題に対する有効性を明らかにする。提案手法の大規模無線センサネットワークにおけるセンサ端末群の送信電力調整に対する有効性は、ネットワーク有効運用期間延長の観点から既往の複数許容解探索手法である PSO-PAS を適用した場合との比較を通して議論する。

2. ABC アルゴリズムに関する既往の研究

最新の群知能アルゴリズムである ABC アルゴリズムは PSO 法と同様に確率論的な多点探索型の最適化手法である。以下では、まず ABC アルゴリズムの概要を示した後、文献 [15] の高度化法について述べる。

2.1 ABC アルゴリズムの概要

ABC は餌場（本論文ではこれを探索点と呼ぶ）と 3 種類の探索群（employed bees, onlookers, scouts）を基本構成要素としてモデル化されており、そのアルゴリズムは以下の探索 (1)~(3) によって構成されている。ここで、ABC アルゴリズムにおいてコロニーサイズ（コロニーを構成する探索群の総数）は employed bees に onlookers を加えた合計数であり、探索点総数は employed bees の数に等しい。

(1) employed bees による解探索

各 employed bee はある 1 つの探索点と関係づけられており、解探索の各過程で関係づけられた探索点の更新（より評価値の高い解の発見）を試みる。

(2) onlookers による解探索

各探索点の目的関数値（評価値）から各探索点の適合度を計算し、計算した適合度から各探索点の相対価値確率を算出する。各 onlooker は算出された各探索点の相対価値確率に基づくルーレット選択によって、1 つの探索点を選択し、選択したこの探索点の更新を試みる。onlookers による解探索では相対的に価値の高い探索点の更新が繰返し試みられることになる。

(3) scouts による解探索

上記 (1), (2) の解探索において、ある設定した探索回数の間に 1 度も更新されなかった探索点が存在した場合、その探索点に関係づけられた employed bee を一時的に scout に変化させる。scout は対応関係にあるこの探索点の位置を大きく移動させる（この探索点を解探索領域内に乱数によって生成した探索点と交換する）。

2.2 ABC アルゴリズムの高度化法 [15]

ABC アルゴリズムは、多くの研究者から注目されている PSO 法よりも高次元の最適化問題に対して本質的な優位性を有しているが、いくつかの問題点が内在している。

文献 [15] で指摘した 4 つの問題点とそれらに対する改善策を以下に整理する。

(1) 適合度算出式に関する問題点と改善策

各探索点（探索過程の解候補）の評価指標である適合度は、対象とする問題ごとに設定された目標値を基準値として算出するべきである。しかし、ABC アルゴリズムでは問題ごとに設定された目標値ではなく、つねに 0 を基準値として各探索点の適合度が算出される。よって、対象とする問題によっては onlookers による探索点の選択が意図したようには行われず、更新すべき探索点の選択頻度が低下してしまう可能性がある。

改善策として著者らは次の適合度算出式を提案した。

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{f(\mathbf{x}_i) - f_{bound}}, & f(\mathbf{x}_i) - f_{bound} \geq f_{accuracy} \\ \frac{1}{f_{accuracy}}, & f(\mathbf{x}_i) - f_{bound} < f_{accuracy} \end{cases} \quad (i = 1, \dots, SN)$$

ただし、下付き $i \in \{1, 2, \dots, SN$ （探索点の総数）} は探索点番号を表す。 f_{bound} は設計条件を満たす許容解 ($\mathbf{x}^+$) に対する許容限界値 $[f(\mathbf{x}^+)]$ を意味し、 $f_{accuracy}$ の値としては許容限界値への目標とする収束精度の値を設定する。ここで、理想的には f_{bound} の値として大域的最適解 ($\mathbf{x}^*$) に対する目的関数値 $[f(\mathbf{x}^*)]$ を設定したいところではあるが、多くの設計問題において大域的最適解 ($\mathbf{x}^*$) は未知であり、実問題への適用においてそれは不可能である。また、様々な設計問題に適用するにあたり、設計条件を満たす許容解 ($\mathbf{x}^+$) を明確に設定できないケースも想定される。このような場合は、事前の調査実験によって求められた準最適解などから f_{bound} の値を設定することになる。なお、式 (1) では解探索の過程で探索点 ($\mathbf{x}_i$) の目的関数値 $[f(\mathbf{x}_i)]$ が条件 $[f(\mathbf{x}_i) - f_{bound} < f_{accuracy}]$ を満たした場合、この条件を満たした探索点 ($\mathbf{x}_i$) に対し、その後の探索において適合度 ($1/f_{accuracy}$) が与えられる。目的関数値 $[f(\mathbf{x}_i)]$ が許容限界値 (f_{bound}) を下回るより良い解（探索点）に対してはその良さに応じたより高い適合度が与えられるべきではある。しかし、実問題の多くで大域的最適解 ($\mathbf{x}^*$) は未知であり、また設計条件を満たす許容解 ($\mathbf{x}^+$) が求められればよい場合も多いため、実問題への適用に対して問題のない適合度算出式であると考えられる。以上、この改善策では目標値（基準値）として設定される許容限界値 (f_{bound}) に対する適合度に基づいて各探索点の相対価値確率を算出することができる。

(2) onlookers の探索点選択方法の問題点と改善策

多くの局所解を有する多峰性関数の解探索過程において、ある探索点 ($\mathbf{x}_i$) が大域的最適解（または許容解）とは大きく異なる局所解の近傍に更新され、他の探索点と比

較してその適合度が極端に高く評価された場合、この探索点 ($\mathbf{x}_i$) の近傍に大域的最適解（または許容解）が存在しないにもかかわらず、この探索点 ($\mathbf{x}_i$) が集中的に選択されてしまう。実問題への応用を考慮した場合、一般にその目的関数は多数の局所解を有する高次元の多峰性関数であることが想定される。onlookers の探索点選択方法、特に探索の初期段階における選択方法には改善が必要である。この問題点を改善するために、著者らは次の改善策を導入した。まず探索の前段階 [段階 1] では各探索点の適合度の値から適合度の高い探索点 (上位 α 点) を探索候補とする。そして onlookers はこれら上位 α 点の中からランダムに探索点を選択し、選択した探索点の更新を試みる。一方、解探索がある程度進んだ後 [段階 2] においては従来どおり適合度に基づく相対価値確率に応じて探索点を選択し、選択した探索点の更新を試みる。この改善策では段階 1 から段階 2 への切替えのタイミングを判定するために次式を提案した。

$$f_{init} = \sum_{i=1}^{SN} f(\mathbf{x}_i^1) / SN \quad (2)$$

$$f_{judge} = \frac{f_{init} - f(\mathbf{best})}{f_{init} - f_{bound}} \geq dr \quad (3)$$

ここで、 $f(\mathbf{best})$ は全体最良解 ($\mathbf{best}$) に対する目的関数値を表し、 f_{init} は探索の初期状態における全探索点の平均評価値を表す。 dr は解への収束状況を判定するためのパラメータ ($0 \leq dr \leq 1$) である。この改善策では、まず式 (2) によって初期の探索点集団を評価し、次に式 (3) を用いて目的関数値の改善度を評価する。アルゴリズムにおいては、段階 1 の最低繰返し回数 ($T1_{min}$) を設定し、この繰返し回数 ($T1_{min}$) に達した後、式 (3) による判定を解探索の各過程で実行し、段階 1 から段階 2 への切替えのタイミングを判断する。要するに onlookers の探索点選択方法の問題点を改善するために、探索の前段階 [段階 1] において最低限の探索期間 ($T1_{min}$) を確保し、全探索点の中から適合度の高い有望な複数の探索点の更新処理を偏りなく実行した後、解の収束状況を確認してから段階 2 の探索点選択方法へ移行する。

(3) 参照点の選択方法に関する問題点と改善策

employed bees および onlookers の探索において、各探索点の更新候補点は、全探索点の中からランダムに選択された 1 つの探索点 (これを参照点と呼ぶ) を用いて決定される。よって、解探索の過程で全探索点がある 1 つの局所解に収束してしまうという可能性はきわめて小さいが、全探索点の中からランダムに参照点を選択して更新候補点を決定するため、探索点が更新されないケースが多発する可能性がある。

解 (探索点) の更新頻度を向上させることを目的として著者らは参照点の選択方法を改善した。この改善策では、

上記 (2) で述べた段階 1 においては適合度上位 α 個の探索点の中からランダムに参照点を選択し、段階 2 においては適合度に基づく相対価値確率に応じて参照点を選択する。従来のように全探索点の中からランダムに参照点を選択する場合と比較して各探索点の更新頻度 (探索効率) の向上を期待することができる。

(4) scouts による探索の問題点と改善策

scouts は遺伝的アルゴリズムにおける突然変異に相当する役割を担っている。ABC アルゴリズムではある探索点が設定された探索回数の間、連続して更新されなかった場合、その探索点を乱数によって生成した探索点と交換する。しかし、連続して更新されなかった回数が探索点の交換条件になっている点には問題がある。探索点が更新されないケースとして、その探索点が解探索過程ですでに大域的最適解の近傍に位置しており、そのためにさらなる更新点の発見が困難になっているケースが考えられる。このような場合、その探索点を乱数によって生成した探索点と交換すべきではない。

ABC アルゴリズムは、そもそも全探索点がある 1 つの局所解に収束してしまう可能性がないという解探索特性を有している。また onlookers の探索点選択に関する改善策の導入によって、局所解近傍に位置する探索点の集中的な選択の可能性は低下し、大域的な解探索性能はより向上する。さらに scouts による探索には探索点の交換条件に明確な問題がある。以上の理由から高度化法 [15] においては scouts による探索は必要ないと判断し、実行しないことにした。

3. 複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズム

本研究では、大規模工学設計問題 (数百次元の工学設計問題) に対する実用手法として、文献 [15] の ABC アルゴリズムの高度化法を異なる複数の許容解を求めることができるように拡張発展させた複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムを提案する。以下では、まず複数の許容解を探索するために導入した複数コロニーと各コロニーを構成する employed bees および onlookers の解探索概要について述べた後に、具体的なアルゴリズムを示す。

3.1 複数許容解探索の概要

欲する許容解の個数 (m) と同数の複数コロニーを生成する。ここで、各コロニーのサイズおよび探索点総数は事前情報が何もない場合は同サイズに設定する。

(1) employed bees および onlookers の解探索概要

実際の蜜蜂群 (real bees) において、餌場の情報は同一コロニー内で共有される。よって、本手法においても探索点に関する情報は同一コロニーに属する探索群 (employed bees, onlookers) 内でのみ共有されるものとした。employed bees および onlookers による解探索はコロニーごとに実行され

る．具体的には，onlookers による探索点の選択において，更新対象の探索点は 2.2 節 (2) に基づいて同一コロニー内の探索点の中から選択される．また employed bees および onlookers による探索点の更新において，各探索点の更新候補点を求める際の参照点は 2.2 節 (3) に基づいて同一コロニー内の探索点の中から選択される．

(2) 競合探索 (特別探索領域の設定)

上述したように基本的にはコロニーごとに独立に解探索を進めていくが，あるコロニーに属する探索群が欲する許容解を発見した場合，他のコロニーに属する探索群に明示的に別の異なる許容解を探索されるために，この発見された許容解の周囲にこのコロニーの特別探索領域を設定する．本提案ではアルゴリズム設計上のパラメータとして，欲する許容解への収束を判定するパラメータ (q_{comp}) と特別探索領域を規定するパラメータ (R_{spec}) を導入する．具体的には，並列に実行される各コロニーの解探索の過程において，あるコロニーの全体最良解 ($best$) が設計条件を満たす許容解 (x^+) よりも良好な解となり，かつ設定した繰返し回数 ($q_{comp} > 0$) の間，要求した精度の範囲を超える大きな変更がなかった場合，ある 1 つの欲する許容解に収束したと判定し，この許容解の周囲 ($R_{spec} > 0$) をこのコロニーの特別探索領域として指定する．そして，この特別探索領域内に位置する他のコロニーに属する探索点は，この特別探索領域を除いた解探索領域内に乱数によって生成した探索点と交換する．なお解探索の過程で，あるコロニーに属する探索点の更新候補点がすでに特別探索領域が設定されている別のコロニーの特別探索領域内に位置する場合は，解が改善される場合であったとしても解 (探索点) の更新は行わない．特別探索領域が設定されたコロニーとは別のコロニーに属する探索群は，特別探索領域を除いた解探索領域内を探索する．

3.2 具体的な処理手順

D 変数の最小化問題

$$\min.f(x), \text{ subj.to } x \in R^D$$

を考える．目的関数 $[f(x)]$ が与えられたとき， $f(x)$ の値を最小にする x の値を求める最適化問題に対する提案手法の具体的な処理手順を以下に示す．

(1) 事前設定

まず解探索前に以下の設定を行う．

- 欲する許容解の個数 (m)，および各コロニーのサイズ (N_g) と探索点総数 (SN_g) を設定する．ここで，下付き $g \in \{1, 2, \dots, m\}$ はコロニー番号を表す．
- 適合度上位の探索点数 (α) を設定する．
- 解への収束状況判定パラメータ (dr) を設定する．
- 許容限界値 (f_{bound}) を設定する．
- f_{bound} に対する精度値 ($f_{accuracy}$) を設定する．

- 総繰返し回数 (T_{max}) を設定する．
- 段階 1 の最低繰返し回数 ($T1_{min}$) を設定する．
- 複数の許容解を探索するために導入したパラメータ (q_{comp} , R_{spec}) を設定する．

(2) 解探索フロー

解探索はコロニーごとに並列に実行される．あるコロニー (g) の探索群による解探索フローを以下に示す．

[Step1 (初期化)]

- 繰返し回数のカウンタ (k) を $k = 1$ にする．
- 特別探索領域設定カウンタ (q) を $q = 0$ にする．
- 段階 2 への切換判定値を初期化する ($f_{judge} = 0$)．
- 各探索点の初期位置ベクトル (x_i^1) を乱数によって生成する．ここで，下付き $i \in \{1, 2, \dots, SN_g\}$ は探索点番号を表し，上付き ($k =$) 1 は繰返し回数を表す．
- 初期状態における全体最良解 ($best_g^1$) を決定する．

$$i_b = \arg \min_i f(x_i^1), \quad i = 1, \dots, SN_g$$

$$best_g^1 = x_{i_b}^1$$

- 初期状態における平均評価値 (f_{init}) を計算する．

$$f_{init} = \sum_{i=1}^{SN_g} f(x_i) / SN_g$$

[Step2 (employed bees による解探索)]

- 1) 各探索点 (x_i^k) の適合度 (fit_i^k) を計算する．

$$fit_i^k = \begin{cases} \frac{1}{f(x_i^k) - f_{bound}}, & f(x_i^k) - f_{bound} \geq f_{accuracy} \\ \frac{1}{f_{accuracy}}, & f(x_i^k) - f_{bound} < f_{accuracy} \end{cases} \quad (i = 1, \dots, SN_g)$$

- 2) $k < T1_{min}$ であれば下記 4) へ行く．

そうでない場合 ($k \geq T1_{min}$) において， $f_{judge} \geq dr$ であれば下記 3) へ行き，そうでない場合は次式によって f_{judge} の値を更新する．

$$f_{judge} = \frac{f_{init} - f(best_g^k)}{f_{init} - f_{bound}}$$

そして， $f_{judge} \geq dr$ になれば下記 3) へ行き，そうでない場合は下記 4) へ行く．

- 3) 各探索点 (x_i^k) の相対価値確率 (P_i^k) を計算する．

$$P_i^k = fit_i^k / \sum_{n=1}^{SN_g} fit_n^k$$

- 4) すべての探索点 [$x_i^k (i = 1, \dots, SN_g)$] に対して，それらの更新候補点 [$v_i^k (i = 1, \dots, SN_g)$] を計算する．

$$v_{ih}^k = x_{ih}^k + \phi_{ih}^k (x_{ih}^k - x_{rh}^k), \quad i = 1, \dots, SN_g$$

$$v_{ij}^k = x_{ij}^k, \quad i = 1, \dots, SN_g$$

ここで、下付き $h \in \{1, 2, \dots, D$ (次元数) $\}$ は探索点ごとにランダムに選択された 1 つの変数番号を表し、下付き $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ は選択された番号 (h) 以外の残りの変数番号を表す。また ϕ_{ih}^k は $[-1, 1]$ の一様乱数であり、下付き $r \in \{1, 2, \dots, SN_g\}$ については、 $(k \geq T1_{min}) \& (f_{judge} \geq dr)$ の場合は探索点ごとに探索点番号 (i) 以外で相対価値確率 (P_i^k) に基づくルーレット選択によって選択された参照点番号を表し、そうでない場合は探索点ごとに探索点番号 (i) 以外で適合度の高い上位 α の探索点の中からランダムに選択された参照点番号を表す。

- 5) 各探索点 ($\mathbf{x}_i^k$) を更新する。

$$I_1 = \{i \mid f(\mathbf{v}_i^k) < f(\mathbf{x}_i^k), i = 1, \dots, SN_g\}$$

とし、次のように更新する。

$$\mathbf{x}_i^k = \begin{cases} \mathbf{v}_i^k, & i \in I_1 \\ \mathbf{x}_i^k, & i \notin I_1 \end{cases}$$

ただし、 $i \in I_1$ の探索点であったとしても、その更新候補点 ($\mathbf{v}_i^k$) がすでに特別探索領域が設定されている他のコロニーの特別探索領域内に位置している場合は探索点を更新しない。

[Step3 (onlookers による解探索)]

- 1) onlookers の探索カウンタ (l) を $l = 1$ にする。
- 2) $(k \geq T1_{min}) \& (f_{judge} \geq dr)$ の場合は相対価値確率 (P_i^k) に基づくルーレット選択によって 1 つの探索点 ($\mathbf{x}_c^k$) を選択し、そうでない場合は適合度の高い上位 α の探索点の中からランダムに 1 つの探索点 ($\mathbf{x}_c^k$) を選択する。ここで、下付き $c \in \{1, 2, \dots, SN_g\}$ は選択された探索点番号を表す。そして、この選択された探索点 ($\mathbf{x}_c^k$) についてのみ、Step2 の 4) と同様にその更新候補点 ($\mathbf{v}_c^k$) を生成し、探索点 ($\mathbf{x}_c^k$) のみを次のように更新する。

$$\mathbf{x}_c^k = \begin{cases} \mathbf{v}_c^k, & f(\mathbf{v}_c^k) < f(\mathbf{x}_c^k) \\ \mathbf{x}_c^k, & f(\mathbf{v}_c^k) \geq f(\mathbf{x}_c^k) \end{cases}$$

ただし、更新候補点 ($\mathbf{v}_c^k$) がすでに特別探索領域が設定されている他のコロニーの特別探索領域内に位置している場合は探索点を更新しない。

- 3) $l = N_g - SN_g$ であれば Step4 へ行く。

そうでなければ $l = l + 1$ として上記 2) へ戻る。

[Step4 (全体最良解およびカウンタ (q) の更新)]

- 1) 全体最良解を更新する。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_i^{k+1} &= \mathbf{x}_i^k, i = 1, \dots, SN_g \\ i_b &= \arg \min_i f(\mathbf{x}_i^{k+1}) \\ \mathbf{best}_g^{k+1} &= \mathbf{x}_{i_b}^{k+1} \end{aligned}$$

- 2) 特別探索領域が設定済みの場合は Step6 へ行く。

特別探索領域が未設定の場合において、全体最良解 ($\mathbf{best}_g^{k+1}$) が要求した精度の範囲を超えて更新された場合は $q = 0$ 、そうでない場合は $q = q + 1$ とする。

[Step5 (特別探索領域の設定)]

$q < q_{comp}$ であれば Step6 へ行く。

そうでなければ全体最良解 ($\mathbf{best}_g^{k+1}$) の周囲 R_{spec} にこのコロニーの特別探索領域を設定する。そして、この特別探索領域内に位置する他のコロニーに属する探索点は特別探索領域を除いた解探索領域内に乱数によって生成した探索点と交換する。

[Step6 (終了判定)]

$k = T_{max}$ であれば解探索を終了する。

そうでなければ $k = k + 1$ として Step2 へ戻る。

4. 複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの性能評価

複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムを大規模無線センサネットワークにおけるセンサノード群の送信電力調整問題に適用するにあたり、まず代表的なベンチマーク関数を用いてこのアルゴリズムの高次元最適化問題に対する有効性を調査した。複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの解探索性能は既往の複数許容解探索手法である PSO-PAS のそれとの比較を通して評価される。

4.1 ベンチマーク関数と実験設定

本調査実験では大域的最適解に匹敵する局所解が解探索領域内に分布する次の 2 つの連続型多峰性関数のベンチマーク問題を用いて、高次元の場合 (200 次元～400 次元) の複数許容解探索性能を調査した。

- Rastrigin 関数

$$\begin{aligned} \min. f_1(\mathbf{x}) &= \sum_{j=1}^D \{x_j^2 - 10 \cos(2\pi x_j) + 10\} \\ \text{subj.to} &- 5.12 \leq x_j \leq 5.12, j = 1, \dots, D \\ \mathbf{x}^* &= (0, \dots, 0), f_1(\mathbf{x}^*) = 0 \end{aligned}$$

- Schewefel 関数

$$\begin{aligned} \min. f_2(\mathbf{x}) &= 418.98288727D + \sum_{j=1}^D -x_j \sin(\sqrt{|x_j|}) \\ \text{subj.to} &- 512 \leq x_j \leq 512, j = 1, \dots, D \\ \mathbf{x}^* &= (420.968750, \dots, 420.968750), f_2(\mathbf{x}^*) = 0 \end{aligned}$$

ここで、各問題の解析的に求められた大域的最適解は $\mathbf{x}^*$ 、それに対応する目的関数値は $f_1(\mathbf{x}^*)$, $f_2(\mathbf{x}^*)$ としてまとめられている。図 1 にはこれらベンチマーク関数の 1 変数の場合の形状が示されている。

表 1 には数値実験における複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの実験設定値が示されている。なお、性能比較を考慮して、比較対象手法 (PSO-PAS) を適用する際の

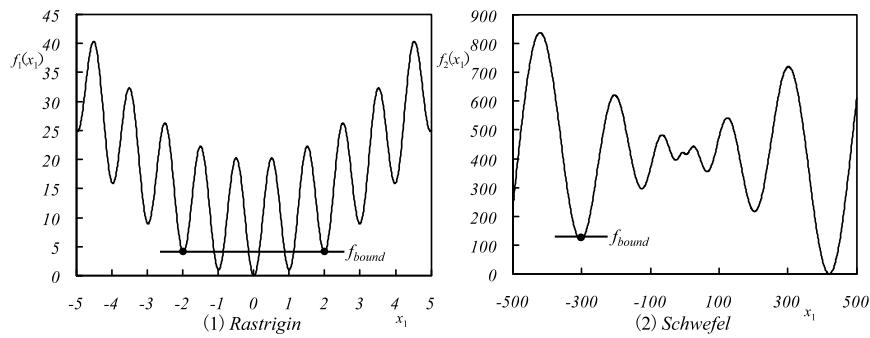


図 1 ベンチマーク関数の形状 ($D = 1$)

Fig. 1 Landscapes of benchmark functions ($D = 1$).

表 1 実験で用いた設定値

Table 1 Settings used in the experiments performed.

m	3
$each\ colony\ size(N_g)$	100
$employed\ bees(SN_g)$	50% of colony size
$onlookers(N_g-SN_g)$	50% of colony size
α	$0.2 \times SN_g$
dr	0.9
f_{bound}	Rastrigin: 3.980 Schwefel: 118.4
$f_{accuracy}$	1.0×10^{-16}
T_{max}	30,000
$T1_{min}$	$(T_{max}/2 =) 15,000$
q_{comp}	20
R_{spec}	Rastrigin: 0.5 Schwefel: 90.0

表 2 実験結果の一覧 (Rastrigin 関数)

Table 2 Experimental results (Rastrigin function).

Method	Dim.	Solution1	Solution2	Solution3
PSO-PAS	200	1.25×10^3	1.34×10^3	1.38×10^3
	300	1.99×10^3	2.12×10^3	2.43×10^3
	400	2.69×10^3	2.84×10^3	3.15×10^3
	500	3.22×10^3	3.57×10^3	3.95×10^3
	600	3.91×10^3	4.54×10^3	5.44×10^3
Proposal	200	0.00	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}
	300	0.00	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}
	400	0.00	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}
	500	0.00	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}
	600	0.00	9.95×10^{-1}	9.95×10^{-1}

集団サイズや総繰返し回数などの設定値は表 1 と同値にしている。また PSO-PAS に関するパラメータ設定に関しては文献 [9] で用いられている値 (良好な結果が得られる値) を採用している。

4.2 実験結果および考察

表 2 および表 3 は複数許容探索型改良 ABC アルゴリズム (Proposal) と既往の複数許容探索手法 (PSO-PAS)

表 3 実験結果の一覧 (Schwefel 関数)

Table 3 Experimental results (Schwefel function).

Method	Dim.	Solution1	Solution2	Solution3
PSO-PAS	200	4.11×10^4	4.83×10^4	5.27×10^4
	300	6.62×10^4	7.21×10^4	8.45×10^4
	400	1.07×10^5	1.08×10^5	1.14×10^5
	500	1.62×10^5	1.77×10^5	1.87×10^5
	600	1.99×10^5	2.08×10^5	2.24×10^5
Proposal	200	0.00	1.18×10^2	1.18×10^2
	300	0.00	1.18×10^2	1.18×10^2
	400	0.00	1.18×10^2	1.18×10^2
	500	2.76×10^2	9.12×10^2	1.21×10^3
	600	2.69×10^3	3.34×10^3	3.90×10^3

の 2 つのベンチマーク関数 (Rastrigin 関数, Schwefel 関数) に関する実験結果の一覧であり, 高次元の場合 ($D = 200 \sim 600$) の実験結果 (50 試行の実験における目的関数の平均収束値) が整理されている。ここで, 表中の Solution1 は各試行において求められた 3 つの解のうち, 解探索終了時に最も良好な値に収束した解の目的関数の平均収束値であり, Solution2 はその次に良好な値に収束した解の目的関数の平均収束値, Solution3 は 3 つの解の中の最悪解に関する目的関数の平均収束値を表す。

結果を確認すると, 比較対象手法である PSO-PAS を用いた場合, 両関数ともに本実験において最も低次元な 200 次元の場合であっても準最適解すら求めることができていない。これに対して複数許容探索型改良 ABC アルゴリズムを用いた場合, Rastrigin 関数では 200 次元～600 次元のすべての試行で 1 つの大域的最適解 $f_1(\mathbf{x}^*) = 0$ と 2 つの準最適解 $[f_1(\mathbf{x}^+) = 0.995]$ が得られた。Schwefel 関数は大域的最適解が解探索領域の境界付近に存在し, 大域的最適解に匹敵する準最適解がこれ (大域的最適解) とは別の境界付近に存在する関数であり, Rastrigin 関数と比較して欲する複数許容解の発見が困難であると考えられる関数である。しかし, 複数許容探索型改良 ABC アルゴリズムではこの Schwefel 関数においても, 400 次元までなら, そのすべての試行で 1 つの大域的最適解 $[f_2(\mathbf{x}^*) = 0]$ と 2

つの準最適解 $[f_2(\mathbf{x}^+) = 118.4]$ が求まっている。高次元工学設計問題への応用にあたり、本手法（複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズム）では、400 次元までであれば大域的最適解に匹敵する複数の許容解を求めることができると思われる。

最後に提案手法に導入した特別探索領域規定パラメータ (R_{spec}) の設定について述べる。複数の許容解を探索するにあたり、得られる複数解に最も大きな影響を与えるのがこの R_{spec} の設定値である。 R_{spec} の値を小さ目に設定した場合は、すべての解が（ある 1 つの）大域的最適解の近傍に収束し、異なる複数の許容解が発見できなくなる可能性がある [16]。一方、 R_{spec} の値を大き目に設定した場合は、最初に特別探索領域を設定したコロニーに属する探索群は大域的最適解（または許容解）を発見することができるが、他のコロニーに属する探索群による解探索は限られた解探索領域内で実行することになるため、問題によっては欲する数の許容解が求まらない可能性がある [16]。本評価実験では、ベンチマーク関数の形状や解（大域的最適解および局所解）の位置は既知であり、これらの情報から R_{spec} の値を適切に設定することができたが、様々な工学設計問題に提案手法を適用する場合には、個々の問題に応じた R_{spec} 値の調整が必要になる。

5. 大規模無線センサネットワークへの適用

大規模無線センサネットワークの有効運用期間の延長を目的として、ネットワークを構成する各センサ端末の送信電力を調整する。本研究では複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムをこの送信電力調整問題に適用し、複数の送信電力調整値候補セットを求める。そして、求めた複数の送信電力調整値候補セットを大規模無線センサネットワークの運用過程で各センサ端末の負荷が分散するように用いることで、その有効運用期間の延長を実現する。以下では、送信電力調整問題への複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの適用法について述べた後、得られた複数の送信電力調整値候補セット、およびネットワーク有効運用期間延長の観点からの評価結果を示す。

5.1 複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの送信電力調整問題への適用

実験環境と前提条件を明らかにした後、複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの適用法について目的関数の設定（定式化）を中心に説明する。

(1) 実験環境と前提条件

実験環境として、標準化されつつある高性能 GPS (Global Positioning System) を搭載した多数の固定センサ端末で構成される大規模で高密度な無線センサネットワークを想定する。高密度状態の無線センサネットワークにおいて通常のフラッディングを繰り返し実行した場合、各センサ端

末に多大な通信負荷が加わる。本研究では以下に示す前提条件のもとで複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムを適用し、複数の送信電力調整値候補セットを求める。

センサ端末群、および各センサ端末が計測したデータを収集する 1 つのシンクを設置し終えた状態（この状態を初期状態と呼ぶ）において、シンクは位置情報送信要求メッセージを格納した制御パケット（ホップカウントパケット）を通常のフラッディングによってネットワーク全体に散布する。この制御パケットを受信した各センサ端末はホップカウントに基づく最短経路で自身の位置情報をシンクへ転送する。本研究では初期状態におけるシンクでの各センサ端末の位置情報取得を前提とし、センサ端末群の観測領域内での位置は既知であるものとしてその送信電力の調整を試みる。なお、本研究において、シンクはデータ収集を開始する前に、求めた複数の送信電力調整値を位置情報回収の際に強化 (reinforcement) した経路に従って各センサ端末に通知する。

(2) 設計変数と目的関数

本研究ではシンクからネットワーク全体への情報普及を効率的に行うために、対象とする大規模無線センサネットワークを構成する各センサ端末の送信電力値を設計変数とした。

$$\mathbf{x} = (E_T(1), E_T(2), \dots, E_T(n_{total}))^T \quad (4)$$

ここで、 $E_T(i)$ ($i = 1, \dots, n_{total}$) はセンサ端末 (i) の送信電力値、 n_{total} はネットワークを構成するセンサ端末総数を表す。

次に目的関数の設定（定式化）について述べる。既往の研究の中にはネットワークを構成する全センサ端末への情報普及ではなく、できるだけ少ない転送端末 (FN) 群で、できるだけ多くのセンサ端末への情報普及を目的とした研究もある。文献 [17] の手法 (Gossiping) はネットワークの有効運用期間の延長を第 1 として、そのためには運用精度の若干の低下は受け入れざるをえないという発想のもとに提案された手法である。一般にフラッディングの効率化問題では「ネットワークを構成する全センサ端末への情報普及」と「そのネットワークを構成する各センサ端末の通信負荷の抑制」という相反する 2 つの目的を同時に実現することが要求される。この種の問題を最適化問題として扱う場合、一般的には解析対象を多目的最適化問題として定式化し、両目的に対する複数のパレート最適解を求める方向で研究が進められる。しかし、本研究では既往の研究 [10] と同様に、ネットワークを構成する全センサ端末への情報普及を前提とし、その前提のもとで各センサ端末の通信負荷を抑制することを目的とした。要するに、ネットワークの運用精度を低下させないことを前提としたうえで、できるだけその有効運用期間を延長させることを考えた。目的関数を以下に示す。

表 4 実験設定

Table 4 Conditions of simulation.

Simulation size	500(m) × 500(m)
Number of sensor nodes	400
Range of radio wave	0(m)~150(m)

$$f(\mathbf{x}) = \frac{s^{-(n_{total}-n_{receive})}}{\sum_{i=1}^n E_T(i)} \quad (5)$$

ここで、 $n_{receive}$ はシンクからの情報を受信できたセンサ端末数を表す。この目的関数には等比減少関数が導入されている。導入したこの等比減少関数の効果によって、ネットワークを構成する全センサ端末への情報普及を確実なものとし、その上で各センサ端末の送信電力を抑制する解を探索することが可能となる。なお、本研究において各センサ端末のパケットの送受信に関する電力消費量は文献 [18] に基づき算出している。概説すると、各センサ端末は無線送受信機の動作に $E_{elec}=50(\text{nJ/bit})$ 、送信機の信号増幅のために $\epsilon_{amp}=100(\text{pJ/bit/m}^2)$ の電力を必要とする。また無線送信機の電力制御により、各センサ端末は送信距離に到達する最小の電力でパケットを送信できるものとする。 $k(\text{bit})$ の情報を $d(\text{m})$ の範囲にブロードキャストしたときの送信電力 (E_T)、 $k(\text{bit})$ の情報を受信したときの受信電力 (E_R) は次式によって算出される。

$$\begin{aligned} E_T &= E_{elec} \times k + \epsilon_{amp} \times k \times d^2 \\ E_R &= E_{elec} \times k \end{aligned} \quad (6)$$

本研究では数百個のセンサ端末の送信電力調整に対する本提案の最初の評価実験として、式 (6) で記述される理想的な通信環境のもとで本提案（本適用法）の有用性を検証する。

5.2 実験設定

大規模で高密度な無線センサネットワークを用いて、観測領域内の状態を定期的にモニタリングする状況（観測領域内に配置したセンサ端末群の測定データを定期的にシンクで収集する状況）を想定した。実験の設定値を表 4 に示す。本実験では屋外における 500(m) × 500(m) の領域を観測対象とし、各センサ端末の無線通信範囲は既往の研究 [10] との比較を考慮し文献 [19], [20], [21] を参考に設定した。また、センサ端末群は観測領域内にランダムに配置し、シンクは観測領域の縁（中央下）に設置した。図 2 はセンサ端末群を配置し終えた後の観測領域内におけるそれらの分布を表した図である。この図には各センサ端末の無線通信範囲を 150(m) に固定した場合の 1 つの最適な転送端末 (FN) 群が示されている。これは、本実験設定においてシンクからネットワーク全体への情報の普及を前提とした場合、最低でも図に示す 7 つのセンサ端末が受信情報を

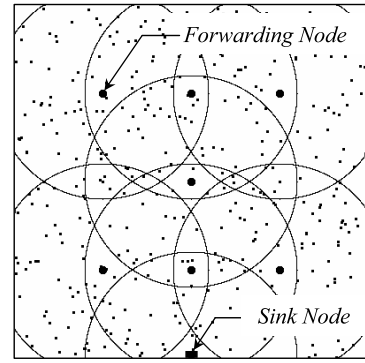


図 2 センサ端末群の分布と最適な転送端末群

Fig. 2 Simulation model.

表 5 パラメータの設定値

Table 5 Settings used in the experiments performed.

m	3
each colony size(N_g)	100
employed bees(SN_g)	50% of colony size
onlookers(N_g-SN_g)	50% of colony size
α	$0.2 \times SN_g$
dr	0.9
f_{bound}	1/3.091 mJ
$f_{accuracy}$	1.0×10^{-16}
T_{max}	30,000
$T1_{min}$	$(T_{max}/2 =) 15,000$
q_{comp}	20
R_{spec}	15.0, 30.0

転送する必要があることを表している。

適用手法（複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズム）の本実験におけるパラメータの設定値を表 5 に示す。許容限界値 (f_{bound}) の値は文献 [4] の研究成果に基づいて、 $f_{bound} = 1/3.091 \text{ mJ}$ とした。この値 (1/3.091 mJ) は各センサ端末の無線通信範囲を 150(m) に固定した場合の最適解、すなわち最適な転送端末 (FN) 群（図 2）に対する目的関数の値である。特別探索領域を規定するパラメータ (R_{spec}) の値に関しては文献 [10] を参考に表 5 に示す 2 つの値で結果を比較することにした。比較対象手法である PSO-PAS を本実験に適用する際の集団サイズや総繰返し回数などは表 5 に示した値を設定しており、PSO-PAS のアルゴリズム設計上のパラメータに関しては文献 [10] で用いられている値（良好な結果が得られる値）を採用している。なお、本実験においてシンクから散布される情報（メッセージ）のパケットサイズは 24 B (バイト)、目的関数に導入した等比減少関数における s の値は ($s =$) 1.5 とした。

5.3 実験結果および考察

既往の手法 [2], [3], [4], [10] との比較を通して、本提案（適用法）の有用性を評価した。以下に示す評価結果の中で、

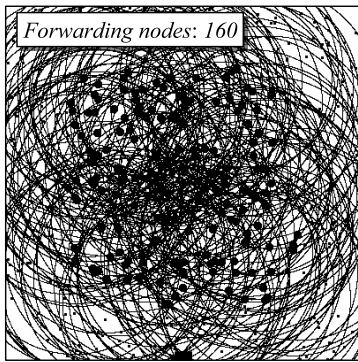


図 3 Greedy により選定された FN 群

Fig. 3 Forwarding nodes set selected by Greedy.

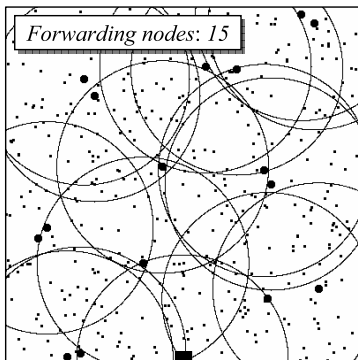


図 4 IUA により選定された FN 群

Fig. 4 Forwarding nodes set selected by IUA.

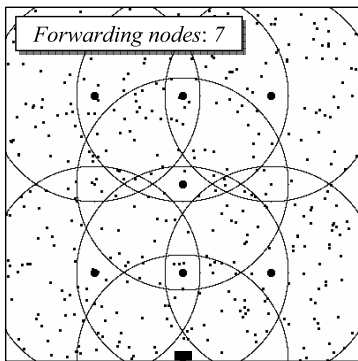


図 5 DPSO により選定された FN 群

Fig. 5 Forwarding nodes set selected by DPSO.

文献 [2] の手法は “Greedy”，文献 [3] の手法は “IUA (Influence Update Algorithm)”，文献 [4] の手法は “DPSO”，文献 [10] の手法は “PSO-PAS” と表記されている。

既往の手法 [2], [3], [4] によって選定された転送端末 (FN) 群を図 3, 図 4, 図 5 に示す。これらは選定された端末のそれぞれが最大送信電力によって 150(m) の無線通信範囲に受信情報を転送した場合の結果であり，各手法によって選定された転送端末 (FN) 群が示されている。Greedy はオリジナルのフラッディングと比較すればその効果を認めることができる (FNs=160) が，効率的な情報普及を実現できているとはいえない (図 3)。IUA は効率的な情報普及

及を実現してはいる (FNs=15) が，最適な転送端末 (FN) 群を選定できていない (図 4)。これに対して DPSO では最適な (必要最少限の) 転送端末 (FN) 群が選定できている (図 5)。フラッディングの効率化を組合せ最適化問題として定式化した場合の DPSO の有効性を確認することができる。図 6 は本提案 (適用法) によって求められた 3 つの送信電力調整値候補セットの一例である。図中の円はその中心に位置するセンサ端末の無線通信範囲を表しており，各センサ端末の無線通信範囲 (半径) の定義域を 0(m)~150(m) とし，特別探索領域を規定するパラメータの値を $R_{spec} = 30.0$ とした場合の 50 試行中の最良解が示されている。ネットワーク全体に情報を普及させることのできる 3 つの異なる送信電力調整値候補セットが求まっている。

実験結果の一覧を表 6 および表 7 に示す。表中の総電力消費量とは，シンクからネットワーク全体への 1 回の情報散布で消費された全センサ端末の送受信電力量の合計を表す。表 6 には文献 [2], [3], [4] の手法による結果に加えて，オリジナルフラッディング (単に “Flooding” と表記されている) の結果が整理されており，表 7 には本提案 (適用法) による結果に加えて，既往の複数許容解探索手法 (PSO-PAS) [9], [10] を適用した場合の結果が整理されている。ここで表 7 中の PAO-PAS に関するパラメータ (T_{spec}) は適用手法 (複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズム) の R_{spec} に相当するパラメータである [9]。結果を考察すると，オリジナルフラッディングではネットワークを構成するセンサ端末群に多大な通信負荷が加わっている (表 6)。それに対して，最適な (必要最少限の) 転送端末 (FN) 群を選定できる DPSO では，1 回の情報散布において消費される総電力消費量を大幅に抑制することができる (表 6)。本提案 (適用法) ではこの DPSO を適用した場合よりも総電力消費量を抑制した 3 つの送信電力調整値候補セットが得られている (表 7)。PSO-PAS を適用した場合，DPSO を適用した場合よりも総電力消費量を抑えた解 (送信電力調整値候補セット) を得ることができなかった (表 7)。大規模無線センサネットワークを対象にした高次元の送信電力調整問題 (本実験においては計 400 のセンサ端末群の送信電力調整問題) に対して本適用法は優位であるといえる。結果 (表 7) を詳細に確認すると，特別探索領域を規定するパラメータ値を $R_{spec} = 15.0$ とした場合の方が $R_{spec} = 30.0$ とした場合よりも良好な値が得られている。しかし，設定値 ($R_{spec} = 15.0$) では各解の特別探索領域が狭いために，類似の複数許容解が求まっている可能性がある。要するに，各センサ端末の通信負荷の分散性に関しては設定値 ($R_{spec} = 30.0$) の方が優れている可能性がある [9], [10]。よって，本実験ではネットワークの有効運用期間 (寿命) の観点からも本適用法を評価する。次に送信電力の調整により無線通信範囲を 75(m) とし

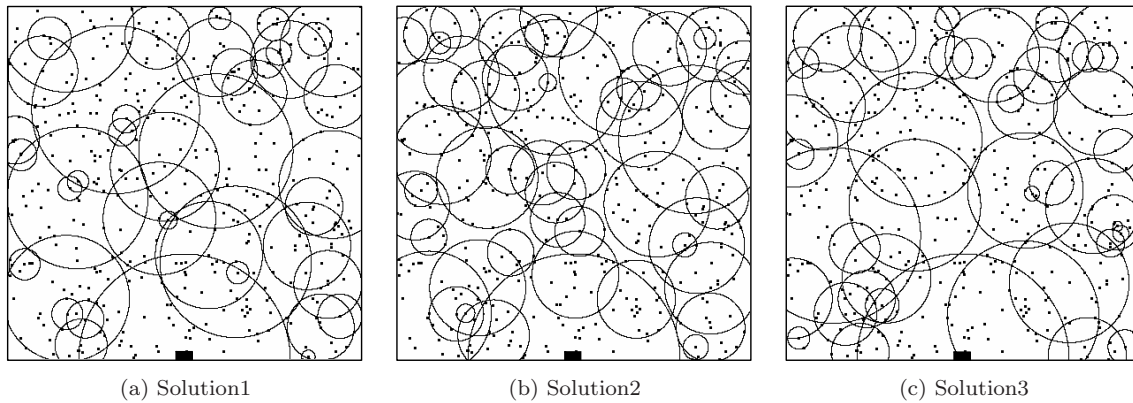


図 6 本提案（適用法）によって求められた 3 つの送信電力調整値候補セット

Fig. 6 Results obtained by applying the proposed method.

表 6 結果一覧 [無線通信範囲：150(m)]

Table 6 Experimental results [Range of radio wave: 150(m)].

Method		Total energy consumption
Flooding	$FNs = 400$	176.640 mJ
Greedy	$FNs = 160$	72.960 mJ
IUA	$FNs = 15$	10.320 mJ
DPSO	$FNs = 7$	6.864 mJ

表 7 結果一覧 [無線通信範囲：0(m)～150(m)]

(50 試行の最良値, 平均値, 最悪値)

Table 7 Experimental results [Range of radio wave: 0(m)～150(m)].

Method		Total energy consumption		
		Best	Ave.	Worst
PSO-PAS ($T_{spec}=15.0$)	Solution1	9.456 mJ	9.555 mJ	9.689 mJ
	Solution2	9.591 mJ	9.787 mJ	9.878 mJ
	Solution3	9.722 mJ	9.818 mJ	9.905 mJ
PSO-PAS ($T_{spec}=30.0$)	Solution1	9.483 mJ	9.592 mJ	9.729 mJ
	Solution2	9.628 mJ	9.819 mJ	9.928 mJ
	Solution3	9.790 mJ	9.901 mJ	9.997 mJ
Proposal ($R_{spec}=15.0$)	Solution1	6.192 mJ	6.233 mJ	6.242 mJ
	Solution2	6.247 mJ	6.254 mJ	6.265 mJ
	Solution3	6.251 mJ	6.259 mJ	6.268 mJ
Proposal ($R_{spec}=30.0$)	Solution1	6.231 mJ	6.238 mJ	6.245 mJ
	Solution2	6.256 mJ	6.265 mJ	6.272 mJ
	Solution3	6.267 mJ	6.274 mJ	6.288 mJ

表 8 結果一覧 [無線通信範囲：75(m)]

Table 8 Experimental results [Range of radio wave: 75(m)].

Method		Total energy consumption
Flooding	$FNs = 400$	47.040 mJ
Greedy	$FNs = 354$	42.072 mJ
IUA	$FNs = 46$	8.808 mJ
DPSO	$FNs = 32$	7.296 mJ

表 9 結果一覧 [無線通信範囲：0(m)～75(m)]

(50 試行の最良値, 平均値, 最悪値)

Table 9 Experimental results [Range of radio wave: 0(m)～75(m)].

Method		Total energy consumption		
		Best	Ave.	Worst
PSO-PAS ($T_{spec}=15.0$)	Solution1	9.192 mJ	9.300 mJ	9.387 mJ
	Solution2	9.211 mJ	9.387 mJ	9.573 mJ
	Solution3	9.428 mJ	9.568 mJ	9.705 mJ
PSO-PAS ($T_{spec}=30.0$)	Solution1	9.221 mJ	9.292 mJ	9.401 mJ
	Solution2	9.468 mJ	9.524 mJ	9.688 mJ
	Solution3	9.732 mJ	9.868 mJ	9.937 mJ
Proposal ($R_{spec}=15.0$)	Solution1	6.021 mJ	6.065 mJ	6.102 mJ
	Solution2	6.118 mJ	6.143 mJ	6.172 mJ
	Solution3	6.135 mJ	6.168 mJ	6.209 mJ
Proposal ($R_{spec}=30.0$)	Solution1	6.036 mJ	6.058 mJ	6.095 mJ
	Solution2	6.212 mJ	6.245 mJ	6.286 mJ
	Solution3	6.287 mJ	6.324 mJ	6.388 mJ

た場合の実験結果の一覧を表 8 および表 9 に示す。これらの表に示す結果は、無線通信範囲を 150(m) とした場合の 4 分の 1 の端末密度における結果の一覧であり、本提案（適用法）および PSO-PAS を適用する場合においては各センサ端末の無線通信範囲の定義域を 0(m)～75(m) として 3 つの送信電力調整値候補セットを探索している。結果を確認すると、高密度な場合 [無線通信範囲：150(m) の場合] と比較して、Flooding, Greedy, IUA では総電力消費量が抑制されている。しかし、DPSO では端末密度が低いために選定される転送端末 (FN) 数が多くなり、逆に総電力

消費量を増加させる結果になっている。本提案（適用法）では高密度な場合よりも総電力消費量を減少させる解（送信電力調整値候補セット）が得られている。端末密度が低い場合においても本提案（適用法）は有効であるといえる。

最後にネットワークの有効運用期間（寿命）に関する評価結果の一例を紹介する。図 7 には、シンクからネットワーク全体へ定期的に欲する情報の内容や条件が格納されたセンシング情報送信要求メッセージが散布された場合において、欲する情報の内容や条件に合致するセンシング情報を計測し保持しているセンサ端末としてメッセージ散布

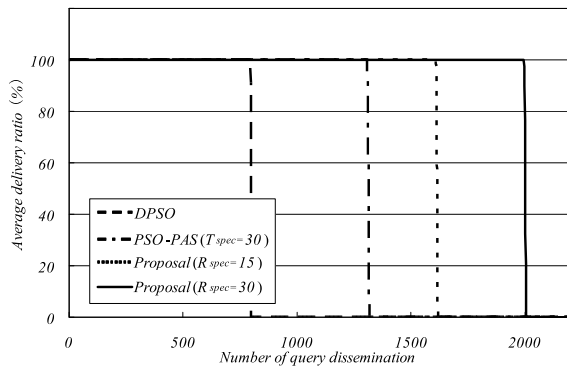


図 7 配送率の推移

Fig. 7 Transition of delivery ratio.

のたびに計 10 端末をランダムに選択し、これら選択したセンサ端末群からシンクに対してセンシング情報が転送された場合の 50 試行の平均配送率が示されている。この図は高密度状態における *DPSO*, *PSO-PAS*, および本提案 (適用法) のネットワーク寿命を比較した図であり, *PSO-PAS* と本提案 (適用法) ではメッセージ散布のたびに求めた 3 つの送信電力調整値候補セットを順に用いている。ここで, *PSO-PAS* に関しては最も高い配送率を維持した $T_{spec} = 30.0$ の場合の結果が示されている。Greedy や *IUA* はメッセージ散布の効率が悪いために比較対象外とした。また, 選択されたセンサ端末は文献 [21] の自律的負荷分散データ転送方式によってセンシング情報を転送している。なお, 本実験においてセンシング情報のパケットサイズは 36 B (バイト), 各センサ端末のバッテリー容量は 0.5 J に設定されている。結果を確認すると, *DPSO* よりも *PSO-PAS* の方がネットワーク寿命を延長できていることが分かる。これは, *PSO-PAS* の場合, 1 回のメッセージ散布の効率性は *DPSO* より劣っているが, 異なる 3 つの解 (送信電力調整値候補セット) を順に用いることでセンサ端末群の負荷分散が実現できているためである。本提案 (適用法) を用いた場合, メッセージ散布の効率性が良いため, 既往の手法を用いた場合と比較して, ネットワークの有効運用期間は大幅に延長されている。本提案 (適用法) における 2 つの結果 ($R_{spec} = 15.0$, $R_{spec} = 30.0$ の結果) を比較すると, ネットワークの有効運用期間の観点からは $R_{spec} = 30.0$ の場合の方が良いことが分かる。この理由は各解の特別探索領域を大きく設定した場合の方がよりセンサ端末群の通信負荷を分散させる複数許容解 (複数の送信電力調整値候補セット) が求まっているからである。特に, 他のセンサ端末からのデータを頻繁に中継するシンクに隣接したセンサ端末群の負荷分散が実現することで, ネットワークの有効運用期間が延びている。しかし, 各解の特別探索領域を大きくしすぎると 2 つ目以降の解の精度が低下してしまう可能性が考えられる [9], [10]。特別探索領域を規定するパラメータ (R_{spec}) の適正值に関して

は今後の課題としたい。

6. おわりに

実システムの大規模化・複雑化にともない, 多くの工学設計問題が多数の局所解を有する高次元連続型多峰性関数の最適化問題として定式化される時代になってきた。また実用的な観点から 1 つの大域的最適解 (1 つの最適手段) よりも設計条件を満たす複数許容解 (許容できる複数の手段) を提示することの方が望ましい場合も増えてきている。

本研究では, ユビキタス情報化社会を進展させる重要なネットワーク技術である無線センサネットワークの有効運用期間の延長を目的とした設計問題の 1 つとして, 大規模な無線センサネットワークを構成する全センサ端末の送信電力を調整 (最適化) する問題を取り上げた。本論文では, このような高次元の設計問題に対して実用的に用いることのできる手法として, ABC アルゴリズムの高度化法を 1 つの大域的最適解ではなく, 異なる複数の許容解を探索できるように拡張発展させた手法 (複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズム) の具体的な処理手順を示し, まず大域的最適解に匹敵する局所解が解探索領域内に分布する 2 つのベンチマーク関数 (Rastrigin 関数/Schweffel 関数) に対する数値実験を通して, 複数許容解探索型改良 ABC アルゴリズムの高次元最適化問題に対する有効性を明らかにした。また本手法を高次元の送信電力調整問題に適用した場合の有効性は, ネットワーク有効運用期間延長の観点から既往の手法を適用した場合との比較を通して検証した。実験結果より, 既往の手法を適用した場合よりもネットワークの有効運用期間を延長できる複数の送信電力調整値候補セットが得られることを確認した。しかし, 無線センサネットワークの実際の利用環境は本研究で想定したような理想的な通信環境にはない。今後は, 各センサ端末の観測領域内の位置情報だけでなく, シャドウイングによる静的遮蔽障害, マルチパスフェージングによる反射の影響, 天候や移動物体による電波伝搬環境の動的な変化 [22] などを考慮して問題を定式化することで, 実環境での運用に向けた研究に取り組んでいく予定である。また運用フェーズにおける送信電力値の微調整 (適応的な送信電力制御) に関する研究など, 本研究の成果には今後のさらなる進展を期待することができる。

参考文献

- [1] Akyildiz, I., Su, W., Sankarasubramaniam, Y. and Cayirci, E.: Wireless sensor networks: A survey, *Computer Networks Journal*, Vol.38, No.4, pp.393–422, Elsevier (2002).
- [2] Adjih, C., Jacquet, P. and Viennot, L.: Computing connected dominated sets with multipoint relays, Technical Report 4597, INRIA, pp.1–16 (2002).
- [3] 牛腸, 宇谷, 山本: 無線センサネットワークにおけるフラッディングの効率化に関する一提案, 情報処理学会第

- 71 回全国大会講演論文集 (3), pp.103-104 (2009).
- [4] Nagashima, J., Utani, A. and Yamamoto, H.: Efficient flooding method using discrete particle swarm optimization for long-term operation of sensor networks, *ICIC Express Letters*, Vol.3, No.3(B), pp.833-840 (2009).
- [5] Kennedy, J. and Eberhart, R.C.: Particle swarm optimization, *Proc. IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948 (1995).
- [6] Kennedy, J. and Eberhart, R.C.: *Swarm intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco (2001).
- [7] Clerc, M. and Kennedy, J.: The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, Vol.6, No.1, pp.58-73 (2002).
- [8] Kennedy, J. and Eberhart, R.C.: A discrete binary version of the particle swarm algorithm, *Proc. IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetics*, pp.4104-4108 (1997).
- [9] Kumamoto, A., Utani, A. and Yamamoto, H.: Advanced particle swarm optimization for computing plural acceptable solutions, *Int. J. Innovative Computing, Information and Control*, Vol.5, No.11(B), pp.4383-4392 (2009).
- [10] 長島淳也, 宇谷明秀, 山本尚生: 複数許容探索型粒子群最適化法の無線センサネットワークへの適用—フラッディング効率化のための各センサノードの送信電力調整, *日本知能情報ファジィ学会誌*, Vol.23, No.1, pp.65-77 (2011).
- [11] Parsopoulos, K.E. and Vrahatis, M.N.: Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization, *Natural Comput.*, Vol.1, No.2-3, pp.235-306 (2002).
- [12] Karaboga, D. and Basturk, B.: On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm, *Applied Soft Computing*, Vol.8, pp.687-697 (2007).
- [13] Karaboga, D. and Basturk, B.: A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm, *J. Global Optimization*, Vol.39, pp.459-471 (2007).
- [14] ABC algorithm, available from <http://mf.erciyes.edu.tr/abc/pub/PseudoCode.pdf>.
- [15] 宇谷明秀, 長島淳也, 午膳隆太, 山本尚生: Artificial Bee Colony (ABC) アルゴリズムの高次元問題に対する探索性能の強化, *信学論 (D)*, Vol.J94-D, No.2, pp.425-438 (2011).
- [16] Nishimoto, M., Utani, A. and Yamamoto, H.: Advanced artificial bee colony algorithm detecting plural acceptable solutions, *Proc. 17th International Symposium on Artificial Life and Robotics* (2012), (in press).
- [17] Lin, M.J., Marzullo, K. and Masini, S.: Gossip versus deterministic flooding: Low message overhead and high reliability for broadcasting on small networks, *DISC*, pp.253-267 (2000).
- [18] Heinzelman, W.R., Chandrakasan, A. and Balakrishnan, H.: Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks, *Proc. Hawaii International Conference on System Sciences*, pp.3005-3014 (2000).
- [19] Ohtaki, Y., Wakamiya, N., Murata, M. and Imase, M.: Scalable and efficient ant-based routing algorithm for ad-hoc networks, *IEICE Trans. Commun.*, Vol.E89-B, No.4, pp.1231-1238 (2006).
- [20] 織戸英佑, 宇谷明秀, 山本尚夫: 複数のシンクを有する無線センサネットワークにおけるノードの負荷分散を考慮した Pheromone-Oriented Routing プロトコル, *知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)*, Vol.21, No.1, pp.56-68 (2009).
- [21] 宇谷明秀, 山本尚夫: 複数シンク無線センサネットワー

クにおける自律的負荷分散データ転送方式, *信学論 (D)*, Vol.J93-D, No.6, pp.1056-1060 (2010).

- [22] 総務省: 山間部における広域センサネットワークの構築に関する調査検討会報告書, 入手先 (http://warp.ndl.go.jp/info:ndljp/pid/286922/www.soumu.go.jp/soutsu/tohoku/houkoku/sensor_net/index.html).



宇谷 明秀 (正会員)

平成 7 年日本大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。同年武蔵工業大学工学部助手。現在, 東京都市大学知識工学部准教授。主として, ユビキタス・センサネットワーク, 自律分散システム, 群知能アルゴリズムに関する研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, 計測自動制御学会各会員。



長島 淳也

平成 20 年武蔵工業大学工学部システム情報工学科卒業。現在, 東京都市大学大学院工学研究科博士後期課程に在籍。主として, 無線センサネットワークに関する研究に従事。



山本 尚生

昭和 51 年慶應義塾大学大学院修士課程修了。同年電電公社 (現 NTT) 入社。武蔵野電気通信研究所にて光交換方式, 通信網制御方式, ダイナミックルーティング方式等の研究開発に従事。現在, 東京都市大学知識工学部教授。工学博士 (慶應義塾大学)。電子情報通信学会 (正員, フェロー), 日本 OR 学会会員 (第 15 回事例研究奨励賞ソフトウェア部門賞受賞), IEEE (SM)。