

無線センサネットワークにおける フラッディング効率化問題への DPSO の適用

長島 淳也[†] 宇谷 明秀[‡] 山本 尚生[‡]

武蔵工業大学大学院工学研究科[†] 武蔵工業大学知識工学部[‡]

1. はじめに

一般的なフラッディングでは、全ノードが受信情報を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各ノードに多くの転送処理負荷が加わることになる。電源容量などのリソースに制約のあるノード群で構成される大規模無線センサネットワーク [1] において、フラッディングによる負荷の影響は大きい。多くの場合、全ノードが受信情報をローカルブロードキャストしなくても、ネットワーク全体に情報を伝達させることができる。我々は既往の研究において、受信した情報をローカルブロードキャストするノード (Forwarding Node; FN) を選定する手法 (Influence Updating Algorithm; IUA) を提案した。しかし、IUA だけでは最適な FN を選定することができない。よって、本研究では FN を選定するための手法として群知能アルゴリズムの 1 つである粒子群最適化法 (Particle Swarm Optimization; PSO) [2] を組み合わせ最適化問題のために改良・発展させた手法 (Discrete PSO; DPSO) [3] に着目した。IUA によって選定された FN を DPSO の初期粒子集団に加えることで、安定的、効率的に (FN に関する) 一つの最適解を得ることができる。

2. 粒子群最適化法

2. 1 Particle Swarm Optimization (PSO)

PSO は群れ状の粒子が情報を共有しながら多次元解空間を探索する群知能アルゴリズムの 1 つである。PSO において個々の粒子は、自身が探索過程で発見した最良解情報 $pbest$ と群れ全体で共有する (大域的な) 最良解情報 $gbest$ を利用して、解が収束するまで群を構成する全粒子で、より良い解を探索し続ける。具体的には、各粒子は 1 ステップ前の速度ベクトル v_i^k , $pbest_i^k$, $gbest^k$ の線形結合として新たな速度ベクトル v_i^{k+1} を生成し、新たな探索点 x_i^{k+1} まで移動する。ここで、 i は粒子番号、 k は探索回数である。各粒子の速度ベクトルと位置ベクトルの更新式を以下に示す。

$$\begin{aligned} v_i^{k+1} &= \omega \cdot v_i^k + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_i^k - x_i^k) \\ &\quad + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest^k - x_i^k) \\ x_i^{k+1} &= x_i^k + v_i^{k+1} \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 r_1, r_2 は $[0,1]$ の一様乱数、 ω は粒子の慣性力係数、 c_1, c_2 は学習係数である。

2. 2 Discrete PSO (DPSO)

DPSO において、速度ベクトルの更新は基本的に PSO と同様である。DPSO では各粒子の状態をシグモイド関数によって、以下のように要素ごとに離散化する。

$$\begin{aligned} \text{if } \rho < \text{sig}(v_d^{k+1}) \text{ then } x_d^{k+1} &= 1; \\ \text{else } x_d^{k+1} &= 0 \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{sig}(v_d^{k+1}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_d^{k+1})} \quad (3)$$

ここで、 d は要素番号、 ρ は $[0,1]$ の一様乱数である。

3. DPSO による FN の選定

フラッディングの効率化に伴う問題は各センサノードがフラッディングメッセージ (受信情報) を送信するか否かを決定する問題である。本研究では、DPSO を用いてこの問題に対処することとした。また、DPSO において、ランダムに生成した初期粒子集団の中に IUA で導き出した解を加えることによって、安定的、効率的に FN を選定する。

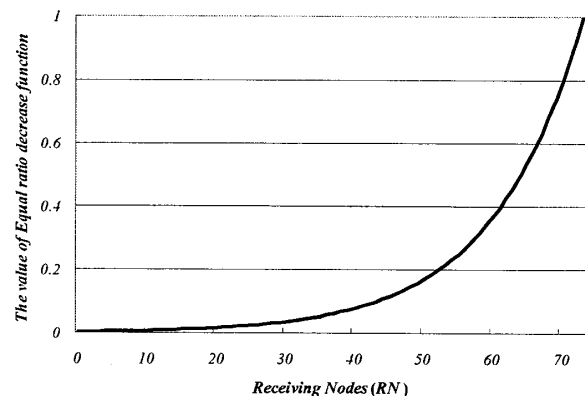


図 1 等比減少関数 ($s^{-(n-rm)}$)

Application of discrete particle swarm optimization for efficient flooding in wireless sensor networks

[†]Junya NAGASHIMA, Graduate School of Engineering, Musashi Institute of Technology

[‡]Akihito UTANI and Hisao YAMAMOTO, Faculty of Knowledge Engineering, Musashi Institute of Technology

本研究では情報を受信したノード(Receiving Node; RN)数, 及び FN 数を変数として, できるだけ多くのノードに情報が伝達されることを目的として, 目的関数として式(4)を採用した. この目的関数に導入した等比減少関数は, 強化学習の分野における報酬分配方式である Profit Sharing Plan で採用されている関数であり, 目標状態に近いほど報酬の割当が大きく, 逆の場合は極端に割当が小さくなる. 本研究においては, ネットワーク全体に情報の伝達される場合は評価が高くなり, 逆の場合(RN 数が少ない場合)には評価が極端に低くなる. 等比減少関数のグラフを図1に表す.

$$f(fn, rn) = \frac{s^{-(n-m)}}{fn} \quad (4)$$

4. シミュレーション実験

本実験では, 遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm; GA)との比較を通して, フラッディング効率化問題に対する DPSO の有効性を検証する.

4.1 シミュレーション設定

シミュレーションの設定値を表1に示す. 本実験では, 図2のようにセンサノードを分散配置し, シンクノードを中央下に設置した. 図2には FN に関する1つの最適解が示してある. 表2は各手法におけるパラメータ等の設定値である. この値は詳細な事前実験の結果に基づく設定値であり, 最も良好な結果が得られた際の値である. なお, 以下に示す実験結果において, IUA-DPSO, IUA-GA は, IUA で導き出した解を初期集団に加えた場合の結果を表している.

表1 シミュレーションの設定値

Simulation size	100m × 100m
The Number of sensor nodes	73
Range of radio wave	25m

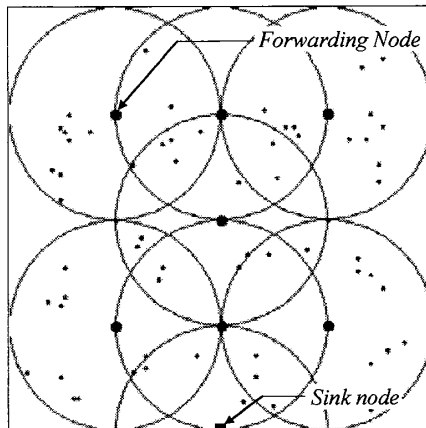


図2 センサノードの配置と1つの最適解

表2 各手法の設定値

DPSO	GA
The number of particle: 30	The number of individual: 30
$\omega, c1, c2: 1.0, 2.1, 0.8$	Mutation rate: 5%

4.2 実験結果と考察

図3は各手法の探索プロセスを比較したグラフであり, 表3には各手法において選定された FN 数が示してある. 本実験における最適な FN 数は7である. 結果から, 本提案の有効性を確認することができる.

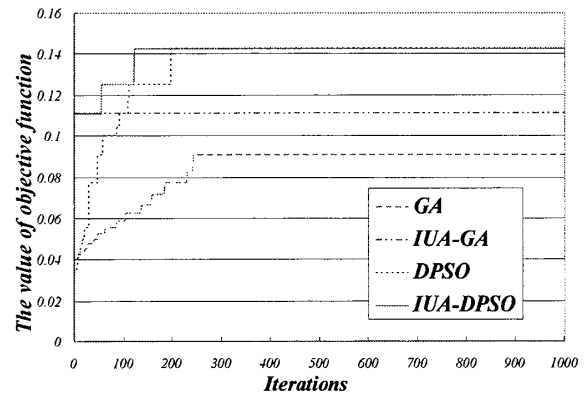


図3 探索プロセス

表3 選定された FN の個数

	GA	IUA-GA	DPSO	IUA-DPSO
Number of FN	12	9	7	7

5. おわりに

本研究では, 受信情報をローカルブロードキャストするノードを選択するための手法として, 離散型粒子群最適化法を用いることを提案した. また, シミュレーション実験を通して, 本提案の有効性を確認した. 今後は大規模ネットワークを想定したシミュレーション設定において, 本提案の有効性検証実験を行っていく予定である.

参考文献

- [1] I. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci : Wireless sensor networks: A survey, Computer Networks Journal, vol.38, no.4, pp.393-422, 2002.
- [2] J. Kennedy and R. C. Eberhart : Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [3] J. Kennedy and R. C. Eberhart : A discrete binary version of the particle swarm optimization algorithm, Proc. 1997 conference on System, Man, and Cybernetics, pp.4104-4109, 1997.