

# MANET ノード分布の可視化手法とその応用

中野 秀洋<sup>†</sup> 宇谷 明秀<sup>‡</sup> 宮内 新<sup>†</sup> 山本 尚生<sup>‡</sup>

武蔵工業大学知識工学部情報科学科<sup>†</sup> 武蔵工業大学知識工学部情報ネットワーク工学科<sup>‡</sup>

〒158-8557 東京都世田谷区玉堤 1-28-1

Email: nakano@ic.cs.musashi-tech.ac.jp

## 1. はじめに

モバイルアドホックネットワーク (MANET, [1][2]) は、地理的なノード密度、ノード間の接続関係、ノード間のトラフィックフローなどが動的に変化するネットワーク環境に対処するための自律分散型のアーキテクチャであり、既存の通信インフラが利用できないような状況、例えば災害時の非常時通信などへの導入が進められている。本研究では、動径基底 ART ネットワーク (RB-ART NET, [3]) を用いた MANET ノード分布の可視化手法を提案する。この可視化手法を用いれば、通信可能な状態にある移動ノードや停止ノードの分布、及びその変化をベースステーションにおいて視覚的に把握できるようになり、様々な利用方法が考えられる。

## 2. RB-ART NET による可視化手法

本稿で用いる RB-ART NET のアルゴリズムについて説明する。RB-ART NET は、総数  $k$  のカテゴリをもち、 $n$  番目のカテゴリは以下の重みベクトルをもつ。

$$\mathbf{W}_n = (x_n, y_n, u_n, v_n, r_n, l_n), n \in \{1, 2, \dots, k\}$$

ただし、 $(x_n, y_n)$  はカテゴリの中心、 $(u_n, v_n)$  はカテゴリの移動速度、 $r_n$  はカテゴリの半径、 $l_n$  はカテゴリに含まれる入力の個数をそれぞれ表す。RB-ART NET に対して 4 次元の入力ベクトル  $\mathbf{I} = (x, y, u, v)$  が提示されると、RB-ART NET は  $(x, y)$  平面におけるユークリッド距離が入力ベクトルと最も近いカテゴリを勝者カテゴリ  $\mathbf{W}_N$  として選択し、次式を計算する。

$$T(\mathbf{I} | \mathbf{W}_N) = \sqrt{(x - x_N)^2 + (y - y_N)^2}$$

A visualization method of a node distribution in MANET and its application.

<sup>†</sup>Hidehiro Nakano and Arata Miyauchi are with the Dept. Information Science, Musashi Institute of Technology.

<sup>‡</sup>Akihide Utani and Hisao Yamamoto are with the Dept. Information Network Engineering, Musashi Institute of Technology.

$$S(\mathbf{I} | \mathbf{W}_N) = \sqrt{(u - u_N)^2 + (v - v_N)^2}$$

そして、これらに基づき以下のいずれかの処理を行う(図 1 参照)。

### (a) 維持

$S(\mathbf{I} | \mathbf{W}_N)$  がしきい値  $\phi$  より小さく、入力ベクトルが  $(x, y)$  平面上で勝者カテゴリに含まれるとき、勝者カテゴリは維持される(更新しない)。

### (b) 学習

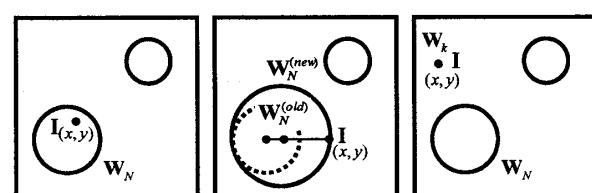
$S(\mathbf{I} | \mathbf{W}_N)$  がしきい値  $\phi$  よりも小さく、入力ベクトルが  $(x, y)$  平面上で勝者カテゴリに含まれず、かつ、 $T(\mathbf{I} | \mathbf{W}_N)$  がしきい値  $\rho$  より小さいとき、勝者カテゴリは学習され、入力ベクトルが  $(x, y)$  平面上で含まれるように  $(x_n, y_n, r_n)$  はそれぞれ更新される。また、 $l_n = l_n + 1$  として、 $(u_n, v_n)$  はその勝者カテゴリに含まれる入力ベクトルの速度の平均値となるように更新される。

### (c) 生成

入力ベクトルが上記(a), (b) のいずれの条件もみたさないとき、 $k = k + 1$  として、以下の新たなカテゴリを生成する。

$$\mathbf{W}_k = (x, y, u, v, 0, 1)$$

なお、最初に入力ベクトルが提示されたときは、カテゴリは存在せず、からずカテゴリの生成を行うものとする。



(a) 維持 (b) 学習 (c) 生成

図 1 RB-ART NET の基本動作

### 3. 数値実験

図 2 に示されるモデルを対象に数値実験を行った。4000×4000 のエリアにおいて、観測を行うベースステーション(BS)を(0, 2000)の位置に配置し、1000 個の MANET を構成する移動ノードをランダムな初期位置に配置した。このうち 50 個の移動ノードは 2 つの目標位置(500, 500), (3500, 3500)のうち距離の近い方向に速度 1 で移動する。残りの 950 個の移動ノードは、半径 100 の視界をもち、視界内に移動ノードが存在するときはその移動ノードの方向に速度 1 で移動する。視界内に移動ノードが存在しない場合はランダムな方向に速度 1 で移動する。図 2 は、時刻 0 から 4000 までの各移動ノードの軌跡を表している。BS と各移動ノードの通信半径を 400 とし、BS は時間ステップ 100 ごとに通信可能な移動ノードの位置情報を取得する。その位置情報をもとに、移動情報として各移動ノードの速度を計算する。このようにして得られた位置情報と移動情報を RB-ART NET の入力ベクトル  $\mathbf{I} = (x, y, u, v)$  として与え、時間ステップごとに RB-ART NET によるグルーピングを行った。

図 3 にシミュレーション結果を示す。図 3(a)の黒丸は BS から観測可能な移動ノードを表し、白丸は BS から観測不能な移動ノードをそれぞれ表す。時刻  $t = 2000$  のとき、2 つの目標位置付近の移動ノードをともに観測できているが、 $t = 2100$  のとき、目標位置(500, 500)付近の移動ノードが観測できなくなり、 $t = 2200$  のとき、目標位置(3500, 3500)付近の移動ノードが観測できなくなっていることがわかる。図 3(b)は、BS が通信可能な移動ノードの位置情報を用いてグルーピングを行った結果である。各カテゴリのうち速度が  $\phi$  より小さいカテゴリを“停止カテゴリ”として点線の円で表し、速度が  $\phi$  より大きいカテゴリを“移動カテゴリ”として実線の円で表している。また、移動カテゴリについてはその移動

方向の可視化も行っている。RB-ART NET を用いることにより、各時刻における移動ノードの分布やその状態(移動、停止)，さらにその変化を BS において視覚的に把握できることがわかる。例えば、ある移動カテゴリが観測不可能になった場合、以前のグルーピング結果を参照することにより、その移動カテゴリがどの方向に移動していたかを容易に把握することができる。また、各カテゴリの位置関係から、不安定リンクを推定することも容易になる。さらに、本手法を応用することにより、多数のノードが存在する大規模ネットワークにおける通信経路の探索や制御なども容易にできると考えられる。

### 参考文献

- [1] 間瀬、中野、仙石、篠田、電子情報通信学会誌, vol. 84, no. 2, pp. 127–134, 2001.
- [2] 田村、戸辺、人工知能学会誌, vol. 19, no. 4, pp. 441–446, 2004.
- [3] M. Ohki, H. Torikai, and T. Saito, Proc. NOLTA, pp. 262–265, 2005.

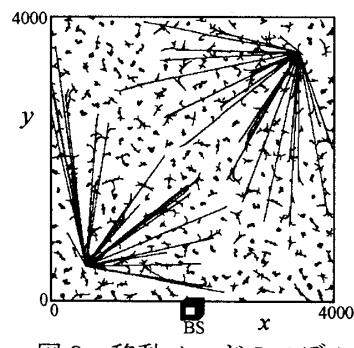
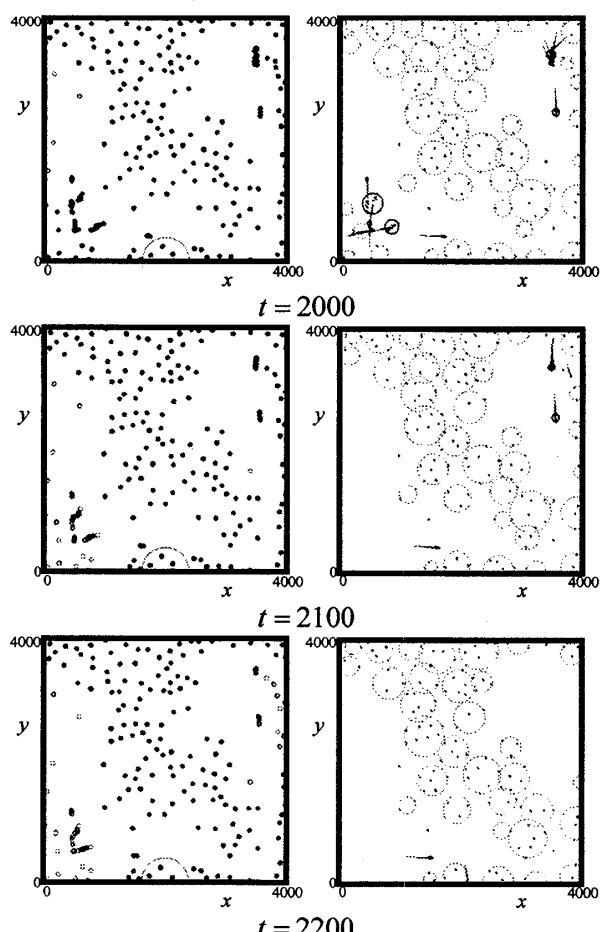


図 2 移動ノードのモデル



(a) ノードの分布 (b) グルーピング結果  
図 3 シミュレーション結果