

インプラントセンサネットワークにおける マイクロロボットの自律的位置推定

Autonomous Position Recognition Method for Microrobot with Implant Sensor Networks

古林 広之†

下餅原 輝顕†

濱上 知樹†

Hiroyuki KOBAYASHI Teruaki SHIMOMOCHIHARA Tomoki HAMAGAMI

1 はじめに

近年、情報技術とナノテクノロジーの発展により、体内に多数の小型センサ・アクチュエータ等の医療用マイクロロボットを埋め込むインプラント医療技術が現実のものになりつつある。マイクロロボットによる治療では、それぞれのロボットの絶対・相対的な位置同定が重要となる。これまでに、生体内位置同定を実現するため、アダプティブアレイアンテナや、UWB パルスによる高精度測距方式などを応用した手法が提案され効果を挙げている。しかし、これらの手法ではマイクロロボットの移動や状態の変化などの動的な変化への対応に課題がある。

本稿では、動的な環境に適したインプラントセンサネットワークの自己組織化によるマイクロロボットの位置推定手法を提案する。そして、計算機シミュレーションにより、体内のように厳しい電波環境において提案手法が有効に働くことを示す。

2 自己組織化による位置推定

過去、自己組織化マップ (SOM) を用いたマッピングによりノードの分布状況を再現する手法が提案されている [1][2][3]。

しかし、[1][2] では、ネットワーク内の全てのノードの情報を管理・処理する管理ノードが必要となり、管理ノードに問題が生じると全てのノードの位置が不明となるため、生体内測位法としてはリスクがある。

また [3] では、ホップ数を距離情報として用いているため、精度がアクセスポイントの数やノードの数に依存すること、電波到達距離にも大きく影響を受けることが問題となる。特に、体内での応用を考えた場合、マイクロロボットごとに電波の到達距離は異なるため、十分な精度が得られないことが懸念される。

3 提案手法

提案手法は、マイクロロボット間の通信に用いる電波の強度から通信距離を推定し、それを基に、自律分散的にそれぞれの位置を推定する手法である。まず、Sammon's Map [4] と呼ばれる非線形写像を用いて大まかなネットワークトポロジを推定する。次にトポロジに基づき SOM による修正を行い、位置を推定する。

本手法は様々なセンサネットワークに応用することが可能であるため、以下の説明では、マイクロロボットを

ノードとして扱う。

3.1 アンカーノード

Sammon's Map から得られる推定位置は、実際の配置を平行移動、回転、鏡像変換したものであるため、ノードの絶対位置を計算することはできない。そこで、あらかじめ絶対位置が既知であるアンカーノードが不可欠となる。ノードはアンカーノードを基準に自身の位置を計算する。ノードが 3 次元空間中に配置されている場合に、ユニークな絶対座標を得るには、アンカーノードが少なくとも 4 つ必要となる。本研究ではマイクロロボット群が存在する 3 次元空間を囲む面に、複数のアンカーノードを配置している。

3.2 Sammon's Map によるトポロジ推定

ネットワーク内に存在するノード数を N 、ノード i と直接通信可能なノードの数を N_i とする。ノード i の実際の位置ベクトルを ω_i とし、推定位置ベクトルを $\bar{\omega}_i$ とする。提案手法では二種類のノード間距離を用いる。一つは、受信電波強度から推定するノード間距離であり、 ω_i と ω_j との推定距離を \bar{d}_{ij} とする。もう一つは、ノードの推定位置間の距離であり、 $\bar{\omega}_i$ と $\bar{\omega}_j$ との距離を δ_{ij} とする。

全てのノードにおいて、繰り返し最急降下法を行い、次の誤差関数 E を最小にする $\bar{\omega}_i$ を求める。

$$E = \frac{1}{c} \sum_{i < j}^{N_i} \frac{[\bar{d}_{ij} - \delta_{ij}]^2}{\bar{d}_{ij}} \quad (1)$$

$$c = \sum_{i < j}^{N_i} [\bar{d}_{ij}] \quad (2)$$

この処理により、電波強度に基づくトポロジが推定され、これを拘束条件としてノード位置推定を行える。

3.3 提案アルゴリズム

ネットワーク内に存在する各ノードはそれぞれ SOM を持つこととし、ノード i は SOM 上に自身の位置ベクトル $\bar{\omega}_{ii}$ 、1 次近傍ノード位置ベクトル $\bar{\omega}_{ij}$ ($j = 1, 2, \dots, N_i$) を持つとする。本アルゴリズムは以下に示す Step 1 から Step 3 の操作を繰り返し行う。この一連の操作を学習ステップといい、総学習ステップ数を T 、現在の学習ステップを m で表す。

■Step 1 ノード i は、近傍ノード j から $\bar{\omega}_j$ ($j = 1, 2, \dots, N_i$) を取得する。それらを用いて 3.2 節で述べた Sammon Map に基づき自身の推定位置ベクトル $\bar{\omega}_i$ を推定する。

■Step 2 ノード i は、Step 1 で更新された位置ベクトル $\bar{\omega}_j$ ($j = 1, 2, \dots, N_i$) を用いて、ノード i の SOM 上の

† 横浜国立大学大学院工学府

位置ベクトル $\bar{\omega}_{ij}$ を次の式に従って更新する.

$$\bar{\omega}_{ij}(m+1) \leftarrow \bar{\omega}_{ij}(m) + \alpha(m) \cdot (\bar{\omega}_j - \bar{\omega}_{ij}(m)) \quad (3)$$

$$\bar{\omega}_{ii}(m+1) \leftarrow \bar{\omega}_{ii}(m) + \frac{\delta_{ij} \cdot \beta(m) \cdot (\bar{\omega}_{ij}(m+1) - \bar{\omega}_{ii}(m))}{2} \quad (4)$$

但し, $\alpha(m)$, $\beta(m)$ は学習率であり, 次式で定義する.

$$\alpha(m) = \frac{\alpha_0 \cdot T}{\eta \cdot m + T} \quad (5)$$

$$\beta(m) = \frac{\beta_0 \cdot T}{\eta \cdot m + T} \quad (6)$$

α_0 , β_0 , η はそれぞれ学習率の初期値および学習率の変化を調整するパラメータである.

■Step 3 ノード i は通信範囲内にあるノード j に $\bar{\omega}_{ij}$ を送信する. また, ノード j から $\bar{\omega}_{ji}$ ($j = 1, 2, \dots, N_i + 1$) を取得し, それらを基に次の式により自身の位置ベクトルを更新する.

$$\bar{\omega}_i \leftarrow \frac{1}{N_i + 1} \sum_{j=1}^{N_i + 1} \bar{\omega}_{ji} \quad (7)$$

4 シミュレーション実験・結果

提案手法の有効性を確認するため, 生体内を想定した計算機シミュレーションを行った.

以下にシミュレーション実験の緒元を示す.

- ノードが存在する空間を $1.0 \times 1.0 \times 1.0$ の正規化された空間と定義する. すなわち, $(0,0,0)$ を一頂点として, $(1, 1, 1)$ が対角頂点となる立方体空間を扱う. この空間をエリアと呼ぶ.
- エリア内に所定数のノードをランダムに配置する.
- 絶対位置が既知である アンカーノードは, エリアの面の中心に1つずつ配置する.
- 生体内の減衰, 吸収, 反射の影響によって生じる電波強度誤差の影響を, 真の距離 d_{ij} に対して以下の式で表す. この誤差は測定の度に生じるとする.

$$\bar{d}_{ij} = (1.0 + N(e))d_{ij} \quad (8)$$

ここで, $N(e)$ は, 平均 0.0 の正規分布の乱数を返す関数である. e は標準偏差である.

- 全てノードの位置の推定誤差の平均をとり, 位置推定精度を評価する. 評価関数として, 位置推定誤差 Err_{ave} を次式で定義する.

$$Err_{ave} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\omega_i - \bar{\omega}_i|^2} \quad (9)$$

シミュレーション実験では, 表1に示すパラメータを用いる.

以上の実験条件の下で, 提案手法と, 分散型位置推定の従来法であるホップ数に基づく測位アルゴリズムと

表1 シミュレーションパラメータ

α_0	β_0	η	e
0.6	0.4	50	0.2

比較を行った. なお, すべての実験において, 従来法では電波強度の誤差が生じず, 真の距離値に基づくマルチホップが可能であることを仮定しているのに対し, 提案手法では体内環境を想定して, 上記誤差が生じるものと仮定している. 以下, 各グラフは, 500回の学習結果の平均値である.

4.1 電波到達距離の影響

各ノードの電波到達距離 r が位置推定精度に与える影響について, 各々の手法を評価する. この実験では, ノード数 $N = 5$, 総学習ステップ数 $T = 500$ は固定する.

図1に, アンカーノード数 A をパラメータとして, 通信可能距離 r に伴う位置推定誤差の検証結果を示す.

従来法では, 通信可能距離 r が小さい場合, 推定に必要な他のノードとの通信ができないノードが出現し, 推定誤差が大きくなる. 一方, 通信可能距離が大きくなると, 1ホップで到達可能なノードばかりとなり, ホップ数が有効に利用できなくなり, 結果推定誤差が大きくなる. つまり, 通信可能距離と精度の間の依存関係が大きい. この傾向はアンカーノードが少ないほど顕著になる. 従来手法を精度よく利用するためには, ホップ数を距離情報に換算するための, 統計情報を事前に解析し, 適切なパラメータ設定を行わなければならない. このような設定を生体内で行うことは困難である.

一方, 提案手法でも, 通信可能距離 r が小さく電波が到達しない場合は誤差が大きくなることは避けられないが, 通信可能距離が大きくなるに従い, 精度は向上し, その後も大きく精度を落とすことなく推定ができる.

4.2 ノード数の影響

エリア中のノードの数 N が, 位置推定精度に与える影響について, それぞれの手法を評価する. この実験では, 通信可能距離 $r = 0.7$, 総学習ステップ数 $T = 500$ は固定する.

図3, 4に, アンカーノード数 A をパラメータとして, エリア内ノード数 N に伴う位置推定誤差の検証を行った結果を示す.

従来手法によると, ノード数が増えるに従い推定誤差が若干下がる傾向がみられた. しかし, そのレベルや傾向は, アンカーノード数によって大きく異なる. 特にアンカーノードが少ない場合に誤差が大きく, かつノード数を増やしても殆ど改善されない.

一方, 提案手法では, ノード数の増加に伴い推定精度が僅かに低下する. しかし, その精度は従来法と同程度か低い誤差である. さらに, アンカーノード数の影響が少なく, 安定した精度で推定ができていることがわかる. 提案方法では, 一定のノード密度があれば測位が可能になる.

生体内ではノード密度を自由に变化させることが困難であることを考慮すると, 本手法のようにノード数, アンカーノード数に依存しない精度が得られる点は, 大きな特長となる.

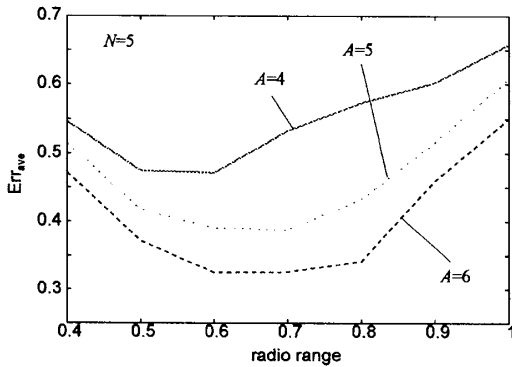


図1 従来法(ホップ数をもとにした分散位置推定法)を用いた通信可能距離と推定誤差の評価

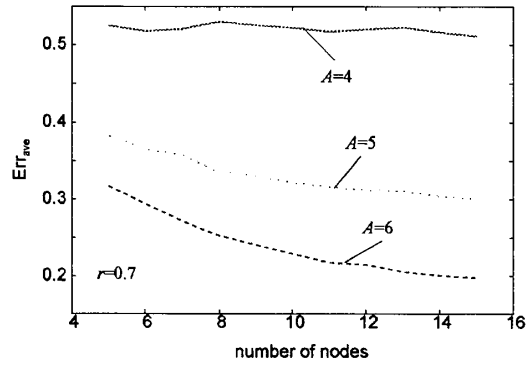


図3 従来法(ホップ数をもとにした分散位置推定法)を用いたエリア内ノード数と推定誤差の評価

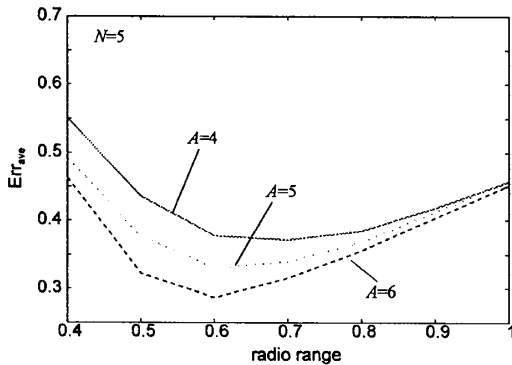


図2 提案手法を用いた通信可能距離と推定誤差の評価

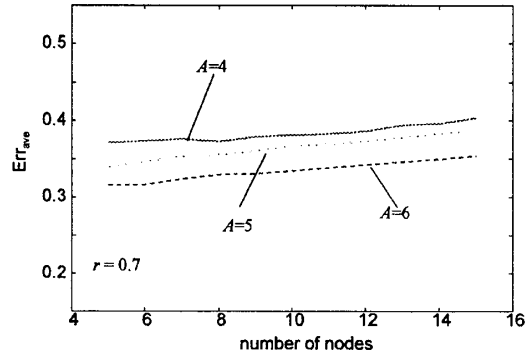


図4 提案手法を用いたエリア内ノード数と推定誤差の評価

4.3 位置推定例

図5に、エリアに分散しておかれたノード群 ($N = 10$, $A = 4$, $e = 0.2$, $r = 0.7$, $T = 500$) と、これらのノードを従来手法, 提案手法で推定した結果を示す. 従来手法では, 誤差を与えていないにもかかわらず, エリアの下の方に推定値が集中してしまっている. これに対し本手法は, 測距において誤差があるにも関わらず, 推定値はノード群が存在する領域に集まっていることがわかる. これらの結果からも, 提案方法はノードの位置を良好に推定できていることがわかる.

5 おわりに

体内に埋め込まれたセンサネットワークにおいて, マイクロロボット間の通信に用いる電波の強度から, 自律分散的にそれぞれの位置を推定する新しい測位手法を提案した. 本手法は, 従来用いられてきた電波強度の測定値をSOMで自己組織化し, 推定を行う一方, Sammon's Mapによりトポロジを推定しトポロジのクラスタに基づいた推定を行う. この操作を繰り返すことで, 誤差のある環境においても従来法と遜色ない精度でマイクロロボット位置の推定ができる.

本手法は, 生体内に埋め込まれたマイクロロボット測位に用いる場合には, ロボットの数に依存しないこと, 電波強度の誤差に強いことなどが有利な点となる.

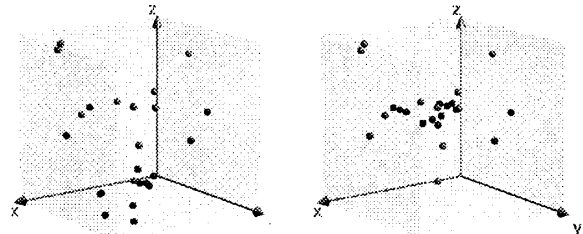


図5 実際のノード位置と推定されたノード位置 (左: 従来手法, 右: 提案手法)

参考文献

- [1] E.Bonabeau, F.Henaux, "Self-organizing maps for drawing large graphs," *Information Processing Letters*, vol.67, pp.177-184, 1998.
- [2] 保坂幸治, 呉屋健, 梅原大祐, 川合誠, "SOM アルゴリズムを用いたネットワークポロジの再現," *電気通信学会電子・情報・システム部門誌*, vol.122-C, No.2, pp.208-216, 2002.
- [3] 朝倉茂, 梅原大祐, 川合誠, "SOM アルゴリズムを用いた移動端末の分散型位置推定法," *電子情報通信学会論文誌 B*, Vol.J85-B, No. 7, pp.1042-1050, July 2002.
- [4] J.W.Sammon Jr, "A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis," *IEEE Trans.Comp.C-18*, pp.401-409, 1969.