

無線通信データを用いた自律ロボットの屋内位置表現獲得

The Acquisition of Indoor Map Expression Using Wireless Communication Data

杉山 敦 堀 浩一
Atsushi Sugiyama Koichi Hori

東京大学大学院 工学系研究科
School of Engineering The University of Tokyo

屋内の地図作成は自律ロボットのローカリゼーションや移動計画生成において重要なタスクである。GPS が使えない環境での位置推定手法として、位置と静的な結びつきがよい無線機の通信状況は有用な情報であるが、従来の手法では高密度な教師データの収集や場所に関する高レベルな事前知識が要求されることが実用上の問題となっていた。

そこで本手法では、自己組織化写像 (SOM) を拡張した提案手法によって位相的なマップ情報を教師なし学習で取得し、これが自律ロボットの移動計画生成に必要な品質を持ち得るかをシミュレーション、実計算機による試験で検証する。

1. はじめに

自律ロボットの屋内移動において意志決定の根拠となる地図の作成はクリティカルなタスクである。作成された地図は警備、巡回やヒトの誘導等に用いることができ、これは地上機/空中機のいずれについても成立する。しかし小型ロボット、とりわけ空中機 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) においてはサイズ及び重量の制約から利用可能なセンサが限定されるという問題がある。

この問題を解決するアプローチとして、小型ロボットシステムでも搭載済みであるケースが多い Wi-Fi モジュールの活用が考えられる。本研究では Wi-Fi モジュールをデジタル通信デバイスとしてではなく、位置検出のための電波強度センサとして用いる方法を検討する。

無線データによる地図作成上の技術課題となるのは主に電波強度に関する多大なノイズである。このノイズへの対処のため教師あり学習や k-平均法を用いた位置分類手法が提示されてきたが、こうした方法ではラベル付き教師データを事前に用意したり、屋内空間に関する高レベルな事前知識を必要とする点で自律性の確保を十全には行えていない。また本研究ではロボットの自律移動が最終的な応用として想定されているため、移動計画や行動結果関係の理解といった事項を視野に踏まえた学習手法が必要とされる。

そこで本研究では、無線アクセスポイント群に由来する多次元データを教師なし学習 (半教師あり学習) によって低次元の地図情報に還元する手法を提唱し、その有効性をシミュレーションと実計算機による試験の両面から検討する。

2. 関連研究

本研究に関連した先行研究としては幾つかの例を挙げる事が出来る。第一に、Wi-Fi モジュールを位置推定に用いた初期の研究としては 3 層パーセプトロンを用いる方法 [3] が挙げられる。この研究では 3 機の Wi-Fi 親機からの電波受信強度と自己位置の関係をニューラルネットワークに分類問題として学習させることで、ラベルの分類として位置推定を行えることが示されていた。この方法では比較的高いパフォーマンスが出力とし

て提示されているが、事前にラベル付き教師データを収集しなければならないことが実タスク上の障壁となる。第二に挙げられるのは k-平均法による Wi-Fi 受信データからの実空間グラフ化 [4] 手法である。この方法では屋内空間をクラスタからなる離散グラフとして学習しており、教師なし学習を基礎としている点で実用性に優れるが、k-平均法を用いるために「移動範囲内に存在する部屋数と、廊下を適切な長さのセグメントに区切って数えた個数との総和」という高水準な事前知識を事前に与えなければいけないとされており、学習の自律性および事前知識の削減という点で改善の余地が残される。

また第三に挙げる先行研究としてはカメラ画像から物体の共視性、すなわち同時に視界に入ったランドマーク達の組み合わせという二値的なデータ入力をもとに、多次元尺度法の一つを用いてランドマークの位相的な位置関係地図を作成する手法 [5] が提示されている。この研究では無線機ではなくカメラをセンシングデバイスとして用いているものの、画像データから順序の概念が無いような情報を抽出して地図作成に用いている (生の画像データに比べて並び方と呼べるものが備わっていない) という重要な特性があり、この研究で用いられる共視性という概念は Wi-Fi データの利用において参考とするべき発想であるといえる。

3. 位置推定に関する制約

一般に無線通信データとして活用可能な情報は受信強度 (Received Signal Strength, RSS)、到達時刻 (Time of Arrival, TOA)、到達角度 (Angle of Arrival, AOA) 等があることが知られている [2] が、TOA 測定は高精度な計時および波形解析が必要であり、AOA は複数の Wi-Fi 受信機アレイを構築しなければ測定できないという制約が追加されてしまい、小型ロボット上での運用という本来の制約と相反する。そのため本研究では汎用性を得るため RSS のみを用いた地図作成法を検討する。また、ロボットの自律性及び非協力的環境の条件として下記に掲げる制約を想定する。

- 通信によるログインは許容しない、つまりオフボードデバイスでの計算を行わない
- アクセスポイントの設置位置は全て未知であるとする
- 教師なし学習を基本とするが、教師信号の入力も認める

連絡先: 杉山 敦, 東京大学院工学系研究科 航空宇宙工学専攻 知能工学研究室, sugiyamaailab.t.u-tokyo.ac.jp

アクセスポイントの位置情報を用いないことは実用上重要な特徴である。また教師情報の入力も認めているのは実用上の利便性を考慮した為である。一方、緩和的な条件として以下の2点を想定する。

- 作成する地図は質的 (qualitative) であり、ロボット自身のタスク達成に耐えるか否かによって最終的な性能評価とする
- 動体であるようなアクセスポイントは無いものと仮定する

第一の想定事項は位相的な地図作成と呼ぶこともできる。ただしこの想定については、本研究の段階では自律移動との関連づけは実証していないため、性能の大まかな評価として図示により位相的なねじれや食い違いの有無を検証、提示している。

4. 提案手法

RSS に基づいた地図学習にあたり本研究では自己組織化写像 (Self Organizing Map, SOM) を基礎とした手法を提唱する。

SOM はヒトの脳機能構造に着目して提唱された人工ニューラルネットワークの一種である [1]。SOM は類似度が高いとされる入力データを写像先である組織化マップにおいて近傍に配置することを繰り返すことで、データの形状構造を低次元上に写像する学習器である。特に本研究ではデータの隠れ変数である電波強度の発生モデルが実空間の次元である3、あるいは平面上しか移動しない場合2であることが予め知っているの、本タスクにおいて SOM はよく適合すると考えられる。また主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 等に比べて入力データの大局形状の非線形性に強いことも SOM の利点として挙げられる。

入力ベクトル \mathbf{v} に対する更新則は次の手続きによって競合および学習の2段階に区切られる。ここで \mathbf{w}_i ($i = 1, 2, \dots, N$) は自己組織化空間上の第 i セルに関連づけられたデータの重みベクトルを表す。

$$NN(t) = \mathbf{w}_{nn} \quad s.t. \quad nn = \arg \max_i \text{sim}(\mathbf{v}, \mathbf{w}_i)$$

$$\mathbf{w}_i = \mathbf{w}_i + \alpha(t) \cdot h(t, \text{dist}(NN(t), \mathbf{w}_i)) \cdot (\mathbf{v} - \mathbf{w}_i)$$

上式において $\text{sim}(\cdot, \cdot)$ は入力ベクトル間の類似度を表し、値が大きいほどデータが似ていると評価される。また dist は自己組織化空間上でのセル間の距離を表す。

$\alpha(t)$ は学習ゲインであり時間 t の単調減少関数である。 $h(t, d)$ は周辺セルの学習重みづけ関数であり距離 d 及び時間 t の単調減少関数である。実際には h の定義にあたり、 d が一定値を超えた場合の重みづけを0とする [1]。

以上に示した更新則は SOM による標準的な学習計算であるが、本研究ではこれに対し、追加的に教師信号の入力を許容する。つまり、地図作成においてロボットの移動空間内で「隅」や「中央」と考えられる入力データについては競合計算を行わず、代わりにユーザが勝者セルの位置を与えることを考える (図 1)。

この改善手法では人間の事前知識を部分的に自己組織化空間にも適用し、大まかな地図作成の方針や「東西南北」といった方位の概念を与えることで学習の速度や安定性を向上することを狙いとしている。また上記の教師信号が一切ない場合に従来型の SOM と同様に学習が進行することも本手法の利点である。

5. 実験

本研究ではシミュレーションと実計算機による2通りで提案手法を検証した。いずれにおいても無線機データの多大なノイ

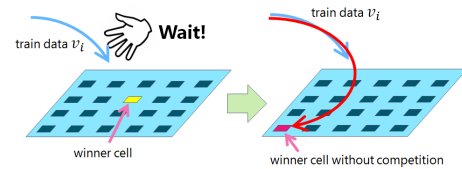


図 1 教師信号による勝者セルの強制

ズ効果を通減するために受信強度を基にしたデータのバイナリ化を行い、「可視」「不可視」の二値を実際の学習に用いている。

$$p'_{rx} = \begin{cases} 1 & (\text{if } p_{rx} > -70\text{dBm}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ここで -70dBm という閾値は実験的に定めたものである。

5.1 シミュレーション

シミュレーションでは提案手法の基本的性質を知るため、楽観的と考えられる状況下でのパフォーマンス評価を行っており、およその条件は以下のように定めている。

- アクセスポイントは平面上で格子状に配置され、10m おきに 11×11 の構成で縦横に設置される
- 電波強度は距離の3乗に反比例して減衰する
- 信号強度は正規分布にしたがってばらつくものとする
- 受信強度に応じてアクセスポイントの可視性が変化する確率モデルを導入する

電波強度の減衰は自由減衰 (2 乗に反比例) より強力であるとしているが、これは壁面などによる減衰効果を模擬するためのものである。このような条件のもとで、ロボットが各格子の中央にあたる 10×10 地点で各 10 回ずつ周辺電波強度を計測するとし、その結果を学習させた。シミュレーション中では自己組織化空間にも 10×10 個のセルを2次元上に配置している。また教師信号として、空間の4隅での計測値に対してはセルの4隅が勝者セルとなるように指定している。

本手法で得られるのは位相地図であるため精度評価手法は自明ではないが、学習結果の性質を2通りの方法で具体的に示す。第一に図 2 では再構成されたマップと本来の計測位置の関係を示している。図中の再構成されたメッシュ図にはねじれが無く、全体の位相関係が自己組織化空間中でも保存されていることが分かる。

また図 3 では、シミュレーション空間中でロボットに直角三角形の経路を移動させながら自己位置推定を行わせた結果の軌跡を示している。こちらの図示でも移動に関する情報がよく示されていることが分かる。

5.2 実計算機による検証

我々の研究室が含まれる建物内でノート PC を用いてデータを取得し、提案手法について実験を行った。実際の計測時にもほぼ全てのアクセスポイント位置が不明瞭であったことを注記しなければならないが、実験に際し 400 個以上のアクセスポイントが観測された。

こちらの学習結果に対し、建物の外側にあたる部分を一周したデータを与え、自己組織化空間内での移動履歴として表示したのが図 4 である。こちらではシミュレーションの場合と対照的に、実移動には存在しなかった「ねじれ」が移動履歴に現れてしまっており、移動の連続性も保たれていない。つまり推定位置が急に飛躍するような箇所が存在する。これらの観察事実

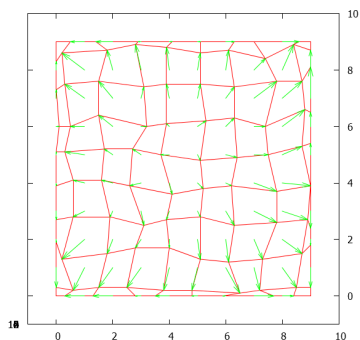


図2 実位置と自己組織化空間の対応関係図: 赤色のメッシュはマップの推定であり、緑色の矢印はスケールされた計測位置からのずれを表す

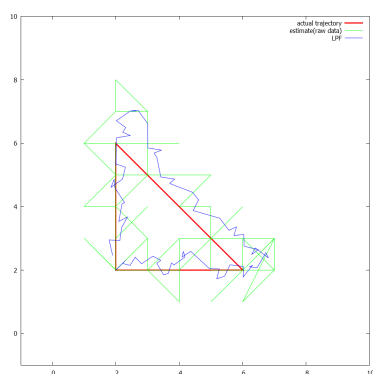


図3 三角形の移動路に対する位置推定 (赤線:実際の移動路, 青線:推定値)

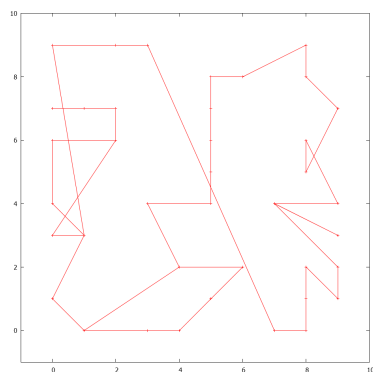


図4 実移動データの再構成例

から、現時点では自律ロボットの実用に耐える地図が取得されたとは言えない。

学習の失敗原因として考えられる可能性としてはシミュレーションモデルが楽観側に寄り過ぎていること、学習ゲインの選定が不十分であること、アクセスポイントの密度のばらつきが学習の障壁となっている事などが考えられる。

6. 結言と今後の課題

無線通信データに基づいた地図作成について、部分的な教師信号を認める形での自己組織化写像を用いてシミュレーションおよび実機で実用可能性を検討した。今後は実環境条件により近いシミュレーションの導入を行い、実用に耐えるよう手法をさらに改善する必要がある。とりわけ、自律ロボットの行動とそれに起因する位置変化の関係性学習を明示的に導入する必要があると考える。更にこれらの改善を踏まえてロボットによる実実験も行うことが求められる。

参考文献

- [1] Teuvo Kohonen. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 9, pp. 1464–1480, 1990.
- [2] Neal Patwari, Joshua N Ash, Spyros Kyperountas, Alfred O Hero, Randolph L Moses, and Neiyer S Correal. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks. *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol. 22, No. 4, pp. 54–69, 2005.
- [3] Siddhartha Saha, Kamalika Chaudhuri, Dheeraj Sanghi, and Pravin Bhagwat. Location determination of a mobile device using ieee 802.11 b access point signals. In *Wireless Communications and Networking, 2003. WCNC 2003. 2003 IEEE*, Vol. 3, pp. 1987–1992. IEEE, 2003.
- [4] Chenshu Wu, Zheng Yang, Yunhao Liu, and Wei Xi. Will: Wireless indoor localization without site survey. *Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on*, Vol. 24, No. 4, pp. 839–848, 2013.
- [5] Takehisa Yairi, Koichi Hori, and Kosuke HIRAMA. Qualitative map learning based on covisibility of objects. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, Vol. 35, No. 4, pp. 779–800, 2005.