

全方位画像を用いた記憶に基づく未知環境の探索

前田 武志

石黒 浩

辻 三郎

大阪大学基礎工学部 京都大学工学部 大阪大学基礎工学部

システム工学科

情報工学教室

システム工学科

人工知能研究における記憶に基づく方法 (memory-based approach) は、記憶する情報量を増やすことにより、単純なアルゴリズムで頑強な処理を実現する方法である。近年のコンピュータの発達に伴い、この記憶に基づく方法の実現可能性が高まってきた。本報告では、記憶に基づく方法により、移動ロボットの誘導を行なうことを提案する。本手法では、記憶に基づく方法に適している視覚情報として全方位画像を用いる。全方位画像をフーリエ変換することにより、その記憶コストと探索コストを軽減することができる。また、この全方位画像の記憶を基にした移動ロボットの誘導法、さらに、自律的な全方位画像記憶の獲得法について述べる。

Memory-Based Navigation using Omni-Directional View in Unknown Environment

Takeshi Maeda

Hiroshi Ishiguro

Saburo Tsuji

Department of Department of Department of
System Engineering, Information Science, System Engineering
Osaka University Kyoto University Osaka University

A memory-based approach with a huge amount of data is simple and robust. Methods based on the memory-based approach have become sufficiently fast for computations in a real world by recent powerful computers. This paper presents a method, based on the approach, for navigating a mobile robot with an omnidirectional vision sensor. A Fourier Transform technique, which is suitable for the omnidirectional view, transforms the omnidirectional view into a set of parameters. By memorizing omnidirectional views with the parameters, we can navigate the robot. Further, a method for autonomously obtaining the omnidirectional views by the robot is proposed.

1 はじめに

これまでの知能ロボット研究において、様々なロボットの誘導法が提案されてきた。その代表的な手法は、ロボットのセンサから得られる情報を基に、環境の幾何モデルを獲得し [1, 2, 3]、それを基に経路を計画する。そして、ロボットは内界センサや外界センサから得られる情報から、環境の局所的なモデルを獲得し、あらかじめ獲得した全体モデルと比較しながら、計画された経路をたどる [4, 5] というものである。

このような環境の幾何モデルを利用する方法に対して、ロボットのセンサ情報と経路計画の結果を直接結びつける方法が、記憶に基づく方法 (memory-based approach) である。記憶に基づく方法では、記憶する情報量を増やすことにより、単純なアルゴリズムで頑強な処理が実現できる。従来の方法 (環境の局所的なモデルを獲得しながら、全体モデルとの照合により移動ロボットを誘導する方法) では、センサ情報から局所的なモデルを獲得する過程、及び局所的なモデルと全体モデルとを照合する過程において失敗が発生しやすく、致命的な誤差につながる可能性がある。これに対して、記憶に基づく方法 (センサ情報になんら解釈を加えず、直接ロボットの行動と結びつける方法) は、あらゆるセンサ情報に対するロボットの行動が記憶できれば、非常にロバストな方法となり得る。

近年のコンピュータの発達に伴い、この記憶に基づく方法の実現可能性が高まってきた。そこで、本論文では、記憶に基づく移動ロボットの誘導法を提案する。

本論文で述べる手法では、ロボットの視覚情報として全方位画像を用い、その全方位画像をフーリエ変換することにより、記憶すべきパラメータを抽出する。本手法の特徴は以下の2点である。

- ロボットの誘導において様々な利点をもたらす、全方位の視覚情報を含む全方位画像を用いる。
- 全方位画像はフーリエ変換に適した性質を持

ち、フーリエ変換によって全方位画像が適切なパラメータに変換できる。

また、未知環境を自律的に徘徊し、適切な環境の記憶¹が得る方法についても考察する。

2 全方位画像

全方位画像をロボットの視覚として用いる利点は以下の通りである。

1. 環境を広く見わたせる。
2. 環境に対するロボットの向きを特定する視覚情報を画像中に含む。
3. 環境に対するロボットの位置を特定する多くの情報を含む。

広い視野の画像は、環境の一部が変化しても画像の変化する割合が小さいため、動的な環境に対するロバストな視覚情報処理を実現できる。

また、全方位画像は、2つの観測点間の相対的な方位決定に有効である [9]。異なる2点で撮影した全方位画像を直接比較することにより、撮影時のロボットの方位差を決定することができる。つまり、全方位画像とその方位を記憶しておけば、その近傍においてはロボットの方位をいつでも知ることができる。

さらに、全方位画像は、撮影した点から見える全ての情報を含んでおり、異なる場所で撮影した画像は異なる視覚情報を含む確率が非常に高い。よって、全方位画像はロボットの位置を特定する多くの情報を含むと言える。

図1に、全方位画像の例を示す。この全方位画像は、カメラを回転させながら撮影した [8] ものであるが、全方位視覚センサ [10] を用いれば、実時間で撮影することができる。

¹環境内の各地点で撮影した全方位画像を、データベース化したもの。

3 画像情報の記憶方法

3.1 全方位画像のフーリエ変換

多数の全方位画像を何ら加工することなく直接記憶する方法は、単純であり「センサ情報を解釈しない」という概念に忠実であるが、以下の欠点も持つ。

1. 画像の記憶に膨大な容量を必要とする。
2. 画像間の対応付けに膨大な計算を必要とする。

これらの点を考え、本報告では、全方位画像をフーリエ変換して記憶する手法を提案する。

全方位画像は方位方向（横方向）に周期信号であるから、各ラインについてそのままフーリエ変換することができる。以下に、全方位画像をフーリエ変換する利点を述べる。

3.2 全方位画像の方位成分分離

フーリエ変換には、周期信号である原信号を各周波数における強度成分と位相成分に分ける性質がある。全方位画像をフーリエ変換した場合、撮影時のロボットの方位とは独立な成分と、方位に依存する成分に分離する。

全方位画像中のある横方向1ラインを取り出し、各画素の輝度(実数)を $f(0), f(1), \dots, f(N-1)$ とする。

$f(k)$ の離散フーリエ変換 $F(n)$ は、

$$F(n) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \cdot \omega^{nk}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

(ただし $\omega = e^{-\frac{2\pi i}{N}}$) で表わされる。ここで、 $F(n)$ には

$$\begin{aligned} |F(n)| &: \text{周波数 } n \text{ の強度成分} \\ \arg F(n) &: \text{周波数 } n \text{ の位相成分} \end{aligned}$$

なる性質がある。すなわち、元の全方位画像 $f(k)$ において方位に独立な成分と方位に依存する成分に分離したことになる。

例えば、上記の全方位画像 $f(k)$ が N_1 画素だけずれた(すなわち方位が $2\pi \frac{N_1}{N}$ ずれた) 全方位画像 $g(k) = f(k - N_1)$ を考えてみよう。 $g(k)$ のフーリエ変換 $G(n)$ は、もとの $F(n)$ に対し

$$\begin{aligned} |G(n)| &= |F(n)| \\ \arg G(n) &= \arg F(n) + 2n\pi \frac{N_1}{N} \end{aligned}$$

という関係がある。第1式は、方位差 N_1 とは無関係に画像の相似度が計算できることを示している。第2式より

$$\arg G(n) - \arg F(n) = 2\pi \frac{N_1}{N} \cdot n$$

すなわち $\arg G(n) - \arg F(n)$ が n に比例していることを利用して、その比例定数から方位差 N_1 を求めることができる。

以上、フーリエ変換した全方位画像から、方位の関係が未知である画像間の相似度や方位差を計算できることを示した。この方法は、フーリエ変換せず全方位画像をそのまま1画素ずつ方位をずらしながら相似度を計算する方法に比べ、(フーリエ変換自体の計算コストを考慮しても) 効率の良い方法である [11]。

3.3 情報の圧縮

実際の全方位画像をフーリエ変換した場合、低周波数側にほとんどの強度が集中する。よって、2枚の画像の相似度²を調べる時に、高周波数側はほとんど影響しない。従って、フーリエ変換した画像を記憶しておく際に、全ての周波数成分を記憶しておく必要はなく、低周波数側の一部だけでよい。

実験で用いた全方位画像の例を図1に示す。画像の大きさは横方向(1周) 256画素、縦方向 64画素であり、各画素は 256段階の輝度を持つ。次に、この全方位画像をフーリエ変換したものが図2である。フーリエ変換後の画像の大きさは変換前と変わらず 256 × 64画素であるが、図2はその

²本報告では、各要素の差の絶対値の総和を相似度とした。

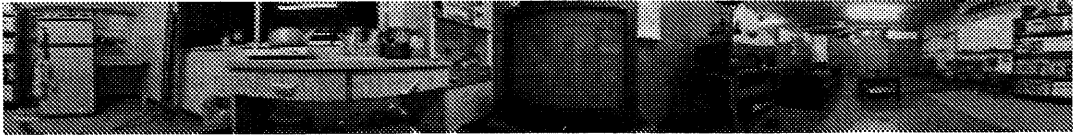


図 1: 全方位画像

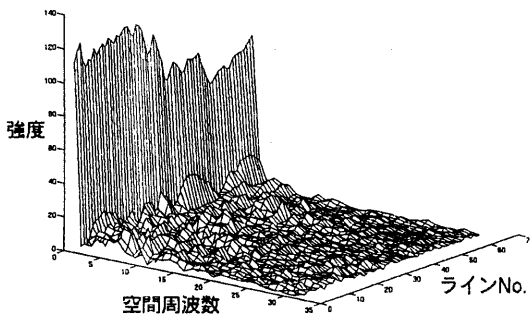


図 2: フーリエ変換結果

中の低周波数側の 32×64 画素を図示したものである。ほとんどの成分が $n \leq 16$ 程度に偏っていることが分かる。つまり、図 1 のような画像であれば、 $16/256 = 1/16$ 程度に圧縮できる。

4 環境の記憶を基にした移動ロボットの誘導

環境内の既知の座標で撮像された全方位画像を基にロボットを誘導する、記憶に基づく誘導法について述べる。

4.1 環境の記憶

あらかじめ環境内の各地点 (以後、基準点と呼ぶ) で全方位画像を撮影し、フーリエ変換を行な

て、方位に独立な量 (強度成分) と方位に依存する量 (位相成分) を、撮影地点の座標や撮影した時の方位と併せて記憶しておく。これを、記憶に基づく移動ロボットにおける環境モデル (環境の記憶) として用いる。

基準点の選び方には、ある程度の自由度がある。細かく取ればロボットの位置精度が上がる反面、記憶・検索にコストがかかり、荒く取ればその逆となる。よって、階層的な環境の記憶とすれば、検索に関して双方の長所を併せ持つこともできる。

4.2 移動ロボットの誘導

移動ロボットを誘導する際に必要となる、現在位置を知る方法は、以下の通りである。まず、全方位画像を撮影して、フーリエ変換を行なう。次に、フーリエ変換した画像について、方位に依存しない量 (強度成分) を記憶されているものと比較し、最も似た画像を探し出す。見つけ出した画像に付随している座標を、現在位置 (に最も近い基準点) の座標とする。

さらに、2つの全方位画像の方位に似存する量 (位相成分) を比較することにより、方位関係をも知ることができる。基準点での全方位画像の方位があらかじめ分かっているので、これより現在の方位を算出できる。

環境の記憶の各全方位画像には、予め計画された移動経路をたどるためのロボットの移動方向を割り当ておく。ロボットは上記の情報を基に、各々の全方位画像に割り当てられたロボットの移動方向を参照することにより目的地に向かって移動する。

4.3 実験結果

階層的な環境の記憶を作成する実験を行った。

実環境 (我々の研究室) で実験を行なった。床面上に 15cm きざみで 10×8 の格子を想定し、各地点において同じ方位で 256×64 の全方位画像を撮影し、計 80 枚の全方位画像を得た。以下の実験ではこの画像を用いている。

80 点の撮影地点の内、適当に数点を基準点、残りの点をテスト点と決め、テスト点での画像がどの基準点の画像に最も似ているか、及びその方位差を計算した (図 3 ~ 図 4)。図中で黒い三角形が基準点、白い三角形がテスト点を表しており、それぞれの三角形の向きが方位を示している。

図 3 は基準点を撮影点の $1/8$ 、10 点に取った時の様子である。テスト点は全て、隣接した基準点に属しており、良好である。方位の誤差はほとんどのテスト点で $\pm 10^\circ$ 以内であった。同様に図 4 は 4 点の基準点を選んだ結果は同様にほぼ全てのテスト点で幾何的に近い基準点を示しており、階層的な表現とすることが可能である。

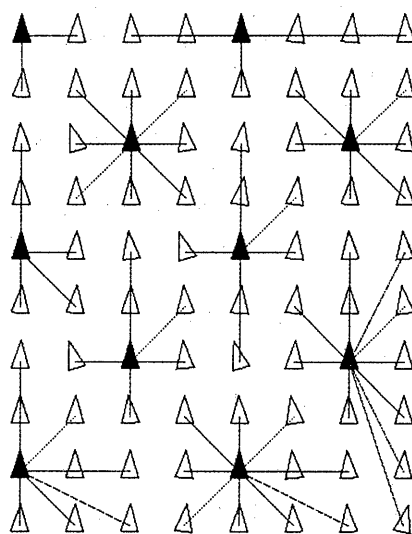


図 3: 基準点 10 点による結果

5 未知環境における環境の記憶の獲得

前章で示した実験において、全方位画像間の類似度が、観測点間の距離の変化に伴い滑らかに変化することが分かった。本章では、この全方位画像の性質を基にロボットの運動を復元し、未知環境において環境の記憶を自動的に獲得する方法について述べる。

ここではロボットは絶対位置センサを持たず、全方位画像センサの情報から環境の記憶を自律的に獲得することを考える。

5.1 全方位画像の相関値と物理的距離との関係

前章の実験 (4.3) において、2 つの全方位画像の相関値 (以下、相関値と略記する) とその撮影地点

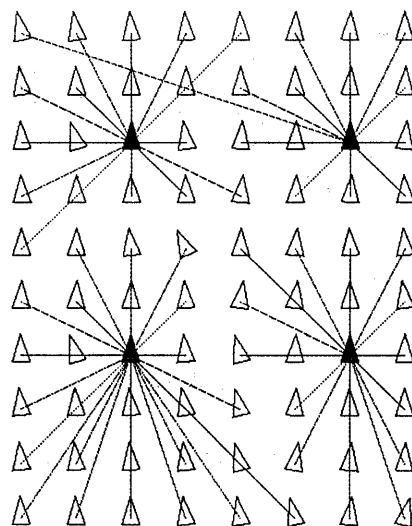


図 4: 基準点 4 点による結果

の物理的距離に関係があることが判った。前章の実験では、最も高い相関を示す画像が物理的距離も最も近いことを利用して、記憶に基づく方法によりロボットの位置を知った。

この考え方をさらにすすめて、相関値から物理的距離が計算できる可能性について調べたのが 図 5 である。図 5 は、実験 4.3 で撮影した全方位画像の一部について、物理的距離 (横軸) に対する相関値 (縦軸) を図示したものである。図 5 から、

- 距離と相関値との関係はある単調な関数で表わされる。
- その誤差は距離が近い (相関が高い) ほど小さい。

の 2 点が読み取れる。つまり、相関値から物理的距離を推定することは可能で、その大まかな誤差の範囲 (距離の信頼性) も相関値から知ることができる。

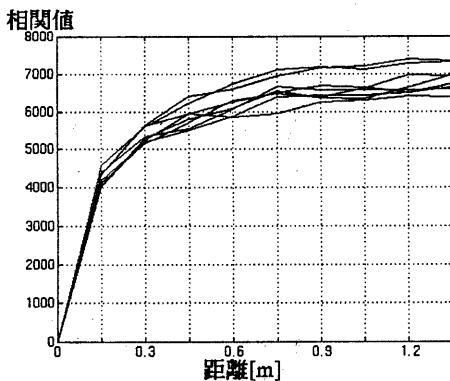


図 5: 相関値と物理的距離の関係

5.2 全方位画像の配置の復元

前節で全方位画像間の物理的距離が推定できることを示した。ロボットが未知環境内の様々な地

点で多数の全方位画像を撮影したとすると、撮影した順序や移動の方向・距離に関係なく任意の撮影地点どうしの物理的距離が推定可能である。しかし、撮影地点の絶対位置は不明であるため、多数の撮影地点の配置や関係はわからず、前章で用いた環境の記憶として使うことはできない。

そこで、以下の方法により、環境の記憶を獲得することを考える。まずロボットは、何らかのアルゴリズム (ランダムウォーク等) で未知環境内を徘徊しながら、適当な間隔で全方位画像を撮影していく。そして、撮影した多くの全方位画像を、推定した物理的距離に基づき、2次元平面 (地図) に配置する。この配置を得るアルゴリズムとして、様々な方法が考えられるが、ここではばねモデル [12] を用いる。

各撮影地点を質量の無い動く点と考え、全ての点どうしを仮想のばねで接続する。各ばねの自然長は、それぞれ接続されている 2 つの撮影地点間の物理的距離とする。点 (撮影地点) の配置が物理的配置 (真の配置) と一致する時、各ばねの長さは自然長となり、ばねに蓄積されたエネルギーは最小 (0) となる。配置が正しくない時は、ばねの長さが自然長からずれた長さとなり、ばねの両端の点に力がかかる。この時、それぞれの点を合力方向に少しずつ動かしていく繰り返し計算により、真の配置に近づけていくのが、ばねモデルによる方法である。

与える距離 (ばねの自然長) に誤差がある場合、どのような配置にしても、全てのばね長が自然長になることは一般的に無く、各ばね同士が引き合う (押し合う) 状態となる。この状態では、各ばねのばね定数により、自然長に戻る力が異なる。よって、距離の信頼性によってばね定数を変化させることにより、距離の優先度を変化させることができる。すなわち、精度の高い距離情報に対してはばね定数を大きく (ばねを硬く) し、大きな誤差を伴うと推定される距離情報に対しては小さくすることで、距離の信頼性を結果に反映させることができる。

以上から、本報告で提案する方法としては、全

ての全方位画像間の相関値について、物理的距離とその信頼性を算出し、ばねの自然長として距離を、ばね定数として信頼性を用い、ばねモデルにより配置するという流れになる。

5.3 実験結果

4.3で撮影した80枚の全方位画像を用い、実験を行なった。それぞれの画像について相関値を計算し、ばねモデルにより配置を行なった結果が図6である。図中の○は配置された全方位画像を表わし、直線は隣接する4近傍を表わしている(ばねを表わしているのではないことに注意)。配置の方向・表裏には意味はなく、点の相互の位置関係にのみ意味がある。理想的には 10×8 の格子状の配置となるはずであるが、周辺部では歪みが見られる。しかし、そのトポロジーは再現しており、移動ロボットの定性的な誘導には十分有効である。

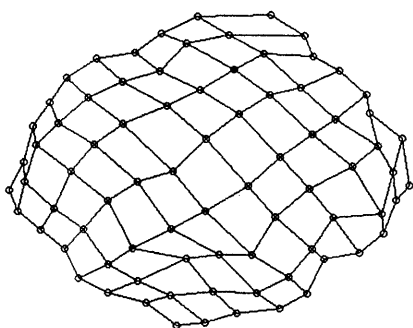


図6: ばねモデルによる配置

問題点としては、偶然似た全方位画像があった場合に大きな歪みが発生することである。物理的距離は離れているのに相関が高い全方位画像については、その相関値から、物理的距離を小さく、精

度は高いと推定してしまう。従って、長さの間違った硬いばねを生成してしまい、ばねモデル全体に悪影響を与えてしまう。この解決策としては、

1. 全方位画像の枚数を増やす。
2. 全方位画像の多様性を増やす。
3. ロボットの運動の拘束を導入する。

が考えられる。

全方位画像の枚数を増やせば、長さの間違った硬いばねを他の正しいばねによって押さえ込むことができる可能性はある。しかし、必要な記憶コストや計算コストは増大するし、どの程度増やせばいいのか分からないという問題もある。

異なる地点で撮影した全方位画像が偶然似る、ということ自体を抑制するために、全方位画像の解像度や画角等を改善し、多様性を増やすことは有効である。しかし、記憶コストや計算コストは増大するし、どの程度多様性を増やせばいいのか分からないという問題もやはりある。

そこで我々は、ロボットの運動の拘束をばねモデルに導入することを考えている。ロボットの内界センサ(車輪の回転数等)から、誤差を伴いながらも移動方向や距離を知ることができる。内界センサは誤差が蓄積する欠点があるが、局所的には誤差はある範囲内に収まるので、ばねモデルの拘束として用いることができる。こうして拘束条件を増やせば、より頑健な配置復元アルゴリズムとなるであろう。

6 おわりに

本論文では、記憶に基づく移動ロボットの誘導法における、全方位画像の有効性について述べた。全方位画像は記憶に基づく方法に適した画像であり、フーリエ変換により効率的な記憶・検索を行なうことができる。

また、未知環境において自律的に環境の記憶を獲得する方法として、ばねモデルによる配置を提案した。

計算機能力が飛躍的に向上してきた今日、本論文で述べたような記憶に基づく方法は、現実的な手法として見直されるべきと考える。

参考文献

- [1] N.Ayache and O.D.Faugeras: "Building, registering and fusing noisy visual map", in Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision, pp. 73-82, 1987.
- [2] A.Elfes: "Sonar-based real world mapping and navigation", IEEE J.Robotics & Automation, Vol. RA-3, No.3, pp.249-265, 1987.
- [3] G.Giralt, R.Chatila and M.Maisset: "An integrated navigation and motion control system for autonomous multisensory mobile robots", in 1st Int. Symp. Robotics Reserch, pp.191-214, 1983.
- [4] S.Tsuji and S.Li: "Making cognitive map of outdoor environment", in Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence, pp.1632-1638, 1993.
- [5] W.K.Weap: "Toward a computational theory of cognitive maps", Int. J. Artificial Intelligence, Vol.34, pp.297-360, 1988.
- [6] B.Crespi, C.Furlanello and L.Stringa: "Memory-Based Navigation", Proc. National Conf. Artificial Intelligence, pp. 1654-1658, 1993.
- [7] R. C. Nelson: "Visual homing using an asosiative memory", Biological Cybernetics, 65, pp. 281-291(1991).
- [8] H. Ishiguro, M. Yamamoto and S. Tsuji: "Omni-directional stereo", IEEE Trans. P.A.M.I., Vol. 14, No. 2, pp. 257-262(1992).
- [9] 植田 健治, 石 黒浩, 辻 三郎: "パノラマ表現を用いた観測点の位置決めにおける一手法", 電子情報通信学会論文誌 Vol.J75-D-II No.11 pp.1809-1817(1992).
- [10] 八木 康史, 川戸 慎二郎, 辻 三郎: "全方位視覚センサ COPIS を用いた移動物体との衝突回避", 電子情報通信学会論文誌 Vol.J74-D-II No.7 pp.908-917(1991).
- [11] 前田 武志, 石黒 浩, 辻 三郎: "全方位画像を用いた記憶に基づく移動ロボットの誘導", 電子情報通信学会論文誌 (投稿中)(1994).
- [12] 寺田 実, 井上 博允: "人間の表情の動的変化の実時間認識", 文部省科学研究費補助金重点領域研究研究成果報告書「感性情報処理の情報学・心理学的研究」 pp.213-216(1993).