

移動ロボットによる実環境中での正確な移動と 階層的環境モデルの獲得

宮下敬宏 石黒 浩 辻 三郎

大阪大学基礎工学部システム工学科

本稿では、移動ロボットの未知環境における正確な運動制御方法と、ロボットの誘導に適した環境モデルであるTarget Network(T-Net)を提案する。従来の環境モデル獲得に関する研究において困難とされてきた、移動ロボットの正確な運動制御を、ロボットの前後のカメラで環境中の2つの特徴点を追跡し視覚フィードバックすることにより実現した。T-Netとは、環境の骨組みとなる複数の経路を、それぞれの経路の両端の特徴点と、経路間の正確な角度で記述したものであり、特徴点追跡による運動制御に適した環境表現である。本手法を、複数視覚システムに適用し、実環境での実験を行った。

Precise Motion Control and Acquisition of a hierarchical Environment Model by a Mobile Robot

Takahiro MIYASHITA, Hiroshi ISHIGURO, Saburo TSUJI

Department of Systems Engineering, Osaka University

This paper presents a precise motion control method, and an environmental model, called T-Net (Target Network), for robot navigation. We can control motion of a mobile robot precisely by feeding back visual information, while actively tracking a pair of feature points which locates at front and back of the robot. The T-Net, which consists of the paths, represents rigid environmental structure and keeps azimuthal relations between local areas. We have applied this idea into our mobile robot that has Multiple Vision Agents, and verified it through experimentation in a real world.

1 はじめに

本稿では、未知環境における正確な運動制御方法と、ロボットの誘導に適した環境モデルである T-Net(Target Network) を提案する。

従来の環境モデル獲得に関する多くの研究は、そのほとんどが、環境の三次元幾何モデルを獲得するものであり、環境内を移動するには、獲得した三次元幾何モデルを利用して移動計画を立てていた。これに対し、本研究では、移動ロボットのナビゲーションのためのモデルを獲得し、このモデルを利用して環境内を移動することにより正確な環境モデルを獲得する。

我々人間は、日頃活動している環境内を移動する場合、常に環境を詳細に観測しているのではなく、環境から必要な情報を部分的に選択していると考えられる。すなわち、人間は移動のために特化されたモデルを持っているのである。

Kuipers ら [1] は、3つの層 (sensorimotor-control level, topology level, geometry level) からなる階層的な環境モデルを提案した。このモデルでは、sensorimotor-control level で、環境内でのロボットの行動を表し、この層からトポロジカルな環境モデルである topology level を作成する。環境の詳細な幾何モデルである geometry level は、topology level を利用した移動・観測により求める。以上より、Kuipers らのモデルは、トポロジカルな環境モデルを獲得している点で人間の利用しているモデルに近い。しかし、複雑な実環境下では、Kuipers らの意図するトポロジーを抽出することは困難である。

そこで、本研究では、ロボットの移動のための環境モデルとして T-Net を提案する。

本稿で述べる T-Net は、局所環境の直線近似によって得られる、環境の骨組みモデルである。図 1(a) の屋内環境において移動ロボットが獲得する T-Net の例を図 1(b) に示す。T-Net では、環境の局所領域の中心軸を表す経路と経路間の正確な角度、及び経路同士の交差点情報により構成されている。

T-Net では、移動経路は、その経路の両端にある特徴点の組で表す。ロボットが移動する際に、これらの特徴点を前後のカメラで追跡することにより、環境に対して正確な運動を実現する。環境の局所領域の中心軸は、経路移動中に獲得する経路パノラマ表現 [6] を用いて求める。経路パノラマ表現中の、経路と垂直な方向の距離情報を最小二乗法によって直線近似することにより、局所領域の中心軸を求めることができる。

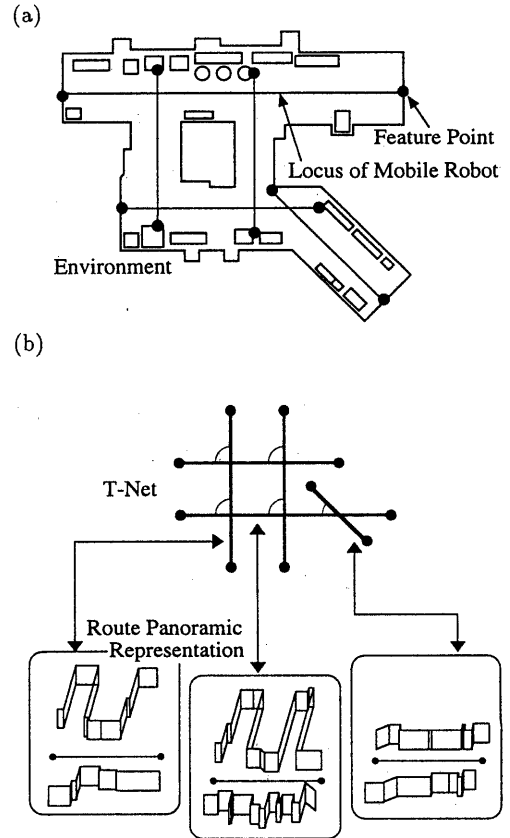


図 1: 環境モデル

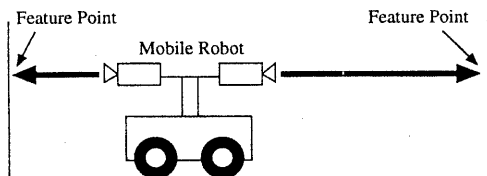


図 2: 特徴点追跡によるロボットの移動

2 正確な移動制御

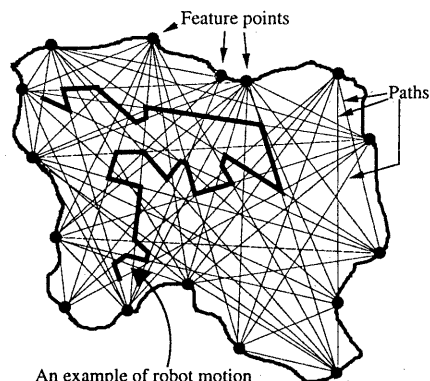
移動ロボットが、環境に対して正確に運動することができれば、環境全体の正確なモデルを獲得することは容易になる。しかし従来、ロボットの運動制御はエンコーダ等の内界センサ情報をもとにしていたため、その累積誤差により正確に運動することは困難であった。

そこで本研究では、全方位表現中で 180 度の間隔を持つ 2 つの特徴点を追跡する視覚フィードバックによる、簡単でロバスタな運動制御方法 [2] を用いて、移動ロボットの正確な運動を実現する。図 2 に、その移動制御方法を示す。

ロボットが移動するときは、環境中の 2 つの特徴点を移動ロボットの前後のカメラで SSDA (Sequential Similarity Detection Algorithm) を用いて追跡し、特徴点の位置が常にカメラ中心となるように運動制御を行う。この特徴点追跡を失敗することなく行うことができれば、本手法により、環境中の 2 つの特徴点を両端とした線分上を正確に移動することができる。

しかし、カメラから見た特徴点の大きさは、ロボットとの間の距離に従って変化するため、特徴点追跡を SSDA だけで行うのは困難である。そこで本手法では SSDA に加えて、(1) カメラのズーム機構をコントロールし、特徴点の大きさを一定に保つ、(2) 特徴点を垂直エッジによって代表させる、という 2 つの方法を用いることにより、この問題を解決した。

実環境中には多くの特徴点が存在するので、我々は本手法により、図 3 のように環境中を自由に移動することができるかと仮定する。



An example of robot motion

図 3: 環境中の特徴点

3 環境モデル (T-Net)

T-Net とは、経路を特徴点の組によって表した、特徴点追跡による移動方法に適した環境表現である。また、ロボットが環境を 2 次元的に徘徊・観測して獲得する、環境の骨組みを正確に表した一次元の環境表現である。本章では、パノラマ表現を用いた T-Net の獲得方法について述べる。

3.1 パノラマ表現

本研究では、T-Net の獲得にパノラマ表現 [2, 6, 7] を用いる。パノラマ表現には、全方位表現と経路パノラマ表現の 2 種類がある。全方位表現は、カメラを回転させることによって得られる全方位画像と全方位距離情報で構成されており、また、経路パノラマ表現は、経路移動中にカメラから獲得される経路パノラマ画像と経路に沿った距離情報により構成されている。

全方位表現は、移動ロボットの周囲の自由領域の探索に適しており、また、環境の粗い構造 [4] を抽出できるため、移動ロボットの初期進行方向の決定に用いることができる。

経路パノラマ表現は、経路に沿った物体の視覚情報や定性的な配置を表現しているため、ロボットの移動経路の局所領域の構造や、物体の視覚的

特徴を抽出することができる。

3.2 局所構造を反映した経路

T-Net 中の各経路は、環境の局所的な骨組みを表している。移動ロボットは環境の局所領域を繰り返し観測することにより、その領域における唯一の経路を決定する。その局所的な構造を反映した唯一の経路の獲得手続きを以下に述べる。(図4参照)

1. 初期位置 O_0 において、周囲を見渡すことにより全方位表現を獲得し、自由領域を求め、後の観測が行い易い位置 O_1 に移動する。
2. O_1 において再び全方位表現を獲得し、環境の粗い構造を抽出する。その構造から移動経路の方向を決定し、その方向に最も近い特徴点の組 $TS' - TE'$ を選択する。
3. 経路 $TS' - TE'$ 上を一端から他端まで経路パノラマ表現を獲得しながら移動する。
4. 経路パノラマ表現中で、距離の変化の大きい部分 (SC_1) があれば、そこまでを1つの局所領域として区切り、それ以降を新たな局所領域とする。但し、経路パノラマ表現の距離情報の大きい部分は局所領域から除外する。
5. 経路に沿った複数の局所領域の中で最も大きい領域を選択し、その領域の中心軸を最小二乗法の直線近似を用いて求める。移動経路が中心軸を通っているかどうかを判定し、通っていない場合は、中心軸を通るように経路を変更する。(図4の場合は、経路を $TS - TE$ に変更。)

但し、図5のように、移動経路の側壁の一方がロボットより離れている局所領域においては、壁に沿った経路 ($TS - TE$) を局所領域の中心軸とする。

6. 5で移動経路が中心軸を通っている場合はその経路に関する観測を終了する。

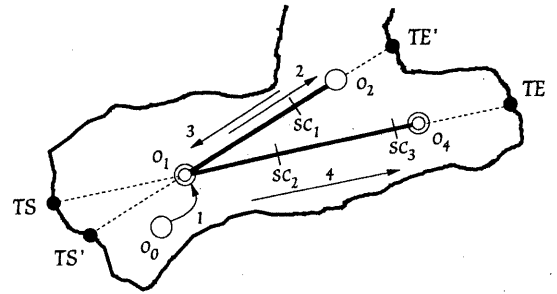


図4: 局所構造に従った経路

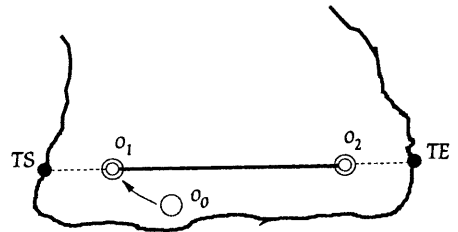


図5: 広い局所領域における経路

3.3 T-Net の獲得

T-Net 獲得には、局所構造を反映した経路決定の他に、交差点部分の処理と、既に探索した経路の認識が必要である。これら二点について以下に述べる。

交差点部分の処理

移動ロボットが経路移動中に獲得する経路パノラマ距離情報の中で、距離の変化の大きい部分を、他の局所領域の経路が交わっている交差点の候補として記憶する。移動ロボットは、現在の局所領域の探索が終了すれば、記憶していた交差点候補まで移動し、次の局所領域の探索を開始する。以下にこの処理の流れを図6を用いて示す。

1. 移動ロボットは、経路 ($TS_1 - TE_1$) を移動終了後、獲得した経路パノラマ表現を用いて、距離情報の変化が著しい部分 (SC_1, SC_2) を抽出する。

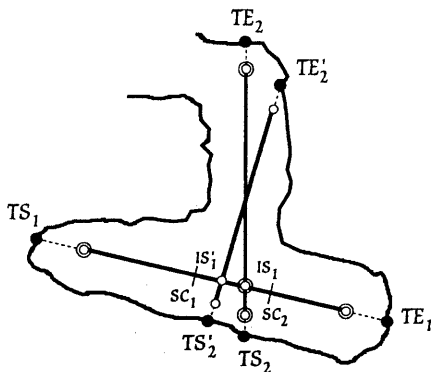


図 6: 交差点の探索

2. SC_1, SC_2 の 2 点より交差点候補 IS_1' を決定し、経路パノラマ表現を利用して位置を覚え、 IS_1' まで移動する。
3. 交差点候補 IS_1' において周りを見渡して粗い環境構造を抽出し、次の移動方向 ($TS_2' - TE_2'$) を決定する。
4. 経路 $TS_2' - TE_2'$ を移動後、局所構造を反映した経路 $TS_2 - TE_2$ に経路を修正する。
5. 経路の変更に伴い、交差点候補の位置を IS_1 に変更する。

同一経路の認識

環境モデルの獲得には、同一経路の認識が不可欠である。例えば経路がループしているような環境においては、同一経路を認識しなければ、環境内の探索を終了することができない。

図 7 のような環境では、経路 $TS_1 - TE_1$ から観測を始め、 $TS_2 - TE_2, TS_3 - TE_3$ と観測していき、経路 $TS_3 - TE_3$ を観測後、距離の変化点 SC_5 と SC_6 を抽出し、交差点候補 IS' を求める。次に、 IS' の位置から粗い環境構造を抽出して、進行方向を $TS_4' - TE_4'$ に決定し、その経路を観測をする。その後、局所構造に基づく経路の変更を繰り返し、最終的に $TS_4' - TE_4'$ は、 $TS_1 - TE_1$ とほぼ等しい

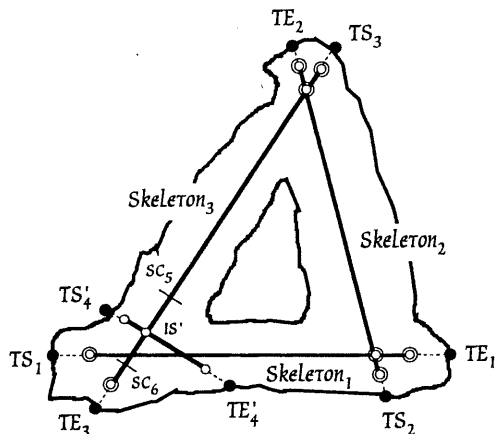


図 7: 同一経路の認識

経路に収束する。収束した後の経路で観測された次の 4 つの特徴、(1) 経路の両端の特徴点 (Target)、(2) T-Net 中に表されている経路間角度、(3) 経路上の交差点候補の数、(4) 経路パノラマ表現、を既に獲得しているものと比較することにより、同一経路の認識ができる。

3.4 T-Net の特徴

T-Net の大きな特徴は、移動経路間の角度が正確に表現されていることである。再現性のある環境モデルを獲得するためには、移動経路間の角度を求めることは非常に重要である。本研究では角度を全方位表現から獲得しているため、経路間角度は正確に獲得できる。

2 つ目の特徴としては、T-Net では 1 つの経路を 2 つの特徴点としてモデル化していることである。このため、移動ロボットは T-Net を獲得してしまえば、T-Net 中の特徴点を追跡するという単純な処理だけで、環境内を正確に移動することができる。

上記の 2 つの特徴による利点としては、環境の全体的なモデルを容易に得られるという点が挙げられる。T-Net には、経路間の角度及び交差情報が正確に表現されているので、経路ごとに獲得した

局所モデルである経路パノラマ表現を融合し、全体的なモデルを獲得することは容易にできる。

4 実験結果

4.1 移動ロボット

本実験には複数視覚エージェント [3] を持つ移動ロボットを用いた。移動ロボットの外観を図 8 に示す。

このロボットは、四台のカメラを持つ。それぞれのカメ​​ラは、カラー CCD であり、焦点距離、ズーム、露出、及びカメラの運動をそれぞれ独立にロボットから制御することができる。これらのカメラを、移動時には、二台のカメラを前後の特徴点追跡に用い、残りの二台を左右の経路パノラマ表現獲得に用いる。また、全方位表現の獲得時には、四台のカメラを、全方位を四分割した領域にそれぞれ割り当てて観測する。

カメラで撮像した画像は、UHF 送信機により無線でワークステーション (SUN SparkStation2) に送り、ワークステーション上で解析を行う。但し、特徴点追跡はハードウェア [5] で行う。解析後、ロボットの制御命令は、ワークステーションから移動ロボット上の VME コンピュータ (CPU:68020) に RS-232c を通して送られ、この VME コンピュータが移動ロボットのサーボを制御する。

4.2 シミュレーション

2次元環境での T-Net 獲得シミュレーションをワークステーション上で行った。その結果を図 9 に示す。図 9 中の灰色の部分、移動ロボットが環境内を探索したときの軌跡であり、また、黒色の直線は T-Net を表している。複数の 2次元環境でシミュレーションを行い、本手法によりどのような 2次元環境でも T-Net を獲得できることがわかった。

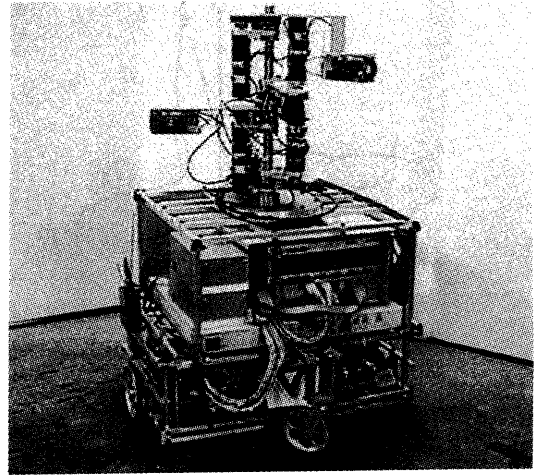


図 8: 複数視覚エージェントを持つ移動ロボット

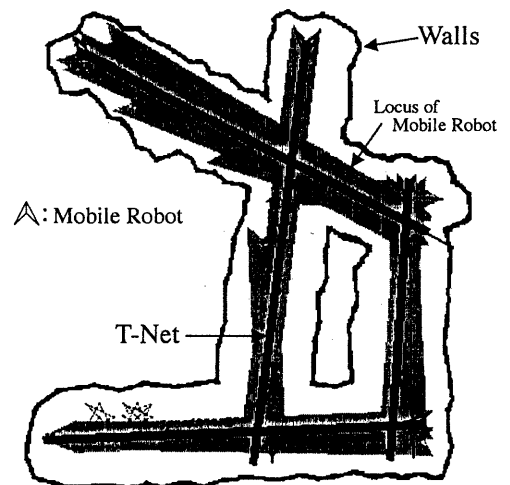


図 9: シミュレーション結果

4.3 屋内環境での実験

屋内環境での実験を行った。辻研究室の計算機室内で獲得した局所モデルを図10に示す。本モデルは特徴点追跡による移動、及び移動時に獲得した経路パノラマ表現から生成したものである。

5 おわりに

本稿では、環境内でのロボットの正確な移動制御方法を示し、ロボットの誘導に適した環境表現である Target Network(T-Net) を提案した。

正確な移動制御は、移動経路の両端の特徴点をロボットの前後のカメラで追跡することにより実現する。

T-Net は、環境の骨組みを表す経路と経路間の角度及び交差点情報により構成され、経路は二つの特徴点により表される。この T-Net を用いることにより、ロボットは複雑な環境下においても容易に移動・探索できる。

しかし、本稿で述べた経路の両端の特徴点を追跡する移動制御方法では、通路の両端が遠すぎて見えない場合や経路が曲線で構成されている環境においては、最適であるとはいえない。そこで今後の課題として、様々な局所的環境構造に従った特徴点抽出方法の変更を考える。

参考文献

- [1] W. Van de Velde, *Toward Learning Robots*, pp. 47-63, The MIT Press, 1993.
- [2] H. Ishiguro, M. Yamamoto and S. Tsuji, "Omni-Directional stereo," *IEEE Trans. P.A.M.I.*, vol.14, No. 2, pp. 257-262, 1992.
- [3] H. Ishiguro, K. Kato and S. Tsuji, "Multiple vision agents to navigate a mobile robot in a dynamically changing world," *Proc. Int. Conf. Advanced Mechatronics*, pp. 872-876, 1993.

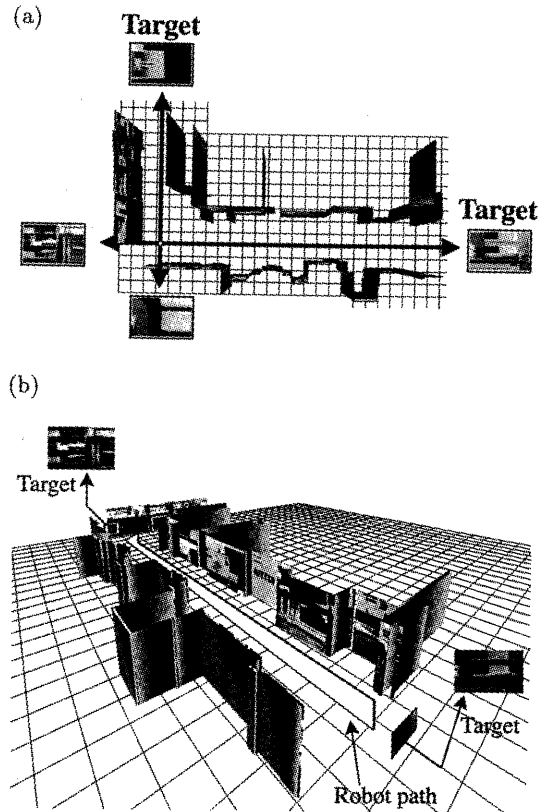


図 10: 屋内環境で獲得した局所環境モデル

- [4] H. Ishiguro, T. Maeda, T. Miyashita and S. Tsuji, "A strategy for acquiring an environmental model with panoramic sensing by a mobile robot," *Proc. Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 724-729, 1994.
- [5] H. Inoue, T. Tachikawa and M. Inaba, "Robot vision system with a correlation chip for real-time tracking, optical flow and depth map generation," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1621-1626, 1992.
- [6] J. Y. Zheng and S. Tsuji, "Panoramic representation for route recognition by a mobile robot," *Int. J. Computer Vision*, vol. 9, No. 1, pp. 55-76, 1992.
- [7] S. Li and S. Tsuji, "Selecting distinctive features for landmarks," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 53-59, 1992.