

中心窩能動視覚による移動ロボットのための3次元自己位置 姿勢推定

喜多伸之 アンドリュー・デイヴィソン

我々は数年にわたり、移動ロボットによる原子力プラント内の巡回点検を応用ターゲットとして、移動ロボットの視覚について研究を続けている。そこで、想定しているタスクは、指定された経路の追従、移動の安全性の確保、点検情報の収集と蓄積などであるが、すべてのタスクにおいて、自己位置同定は重要な役割を担う。本稿では、我々がこれまでおこなってきた、自己位置同定についての研究を概観する。

3D localization for Mobile Robot using Foveated Wide-angle Vision System

Nobuyuki Kita Andrew J. Davison

We approach to realize general vision for mobile robots based on our foveated stereo active vision system. To cope with the passive motion of the optical center suffered from locomotion, we propose general localization method to be used for the different type of mobile robots and the various environments.

1 はじめに

移動ロボットにとって自己位置を正確に推定できることは、自らのナビゲーションのためだけでなく、種々のタスクを遂行するために有用である。最近では能動視覚を用いたナビゲーション手法がいくつか提案されている [3, 4, 6]。特に注視機能は時系列的に得られた複数の観測の統合を容易にする [7]。Davison も注視機能に基づいて実時間での自己位置推定を実現した [2]。この手法は拡張カルマンフィルタを用いて注視点とロボット間の相対位置の推定値を統合し、精度良い自己位置推定を可能としている。

我々はこの手法を異なる移動機構や空間特徴にも対応できるよう汎用化するとともに、その枠組みを提供するソフトウェアを構築した

(<http://www.etl.go.jp/~davison/>)。移動モデルと特徴計測モデルを部品化したことが汎用化の鍵である。自己位置推定は一般的な問題であるが、個々の応用によりロボットの移動方法は異なり、特徴の計測のために用いるセンサ(視覚、ソナーなど)も、それにより計測する特徴の種類(点、直線、平面など)も異なる。ここで提案する枠組みを用いれば、個々の応用に応じた「移動モデル」と「特徴計測モデル」をプラグインするだけで、厳密な自己位置推定が可能となる。このソフトには実時間移動ロボットについての我々の経験が生かされており、次のようなナビゲーションのために有用な多くのツールを提供する。

- ロボットが未知の領域に入った場合に地図に特徴を加えたり、信頼できない特徴を地図から削除したりすることができる。
- ロボットが自ら見つけた特徴だけでなく、環境についての知識から与えられる既知の特徴も使える。
- 既に地図上にある特徴を再計測する場合、特徴の探索は共分散により与えられる近傍領域

¹Nobuyuki Kita: Intelligent Systems Institute, AIST, Tsukuba Central II, 1-1 Umezono, Tsukuba-shi, Ibaraki 305-8568, Japan. Email: n.kita@aist.go.jp World wide web: <http://www.is.aist.go.jp/nkita/> Andrew Davison: Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, OX1 3PJ, UK. Email: ajd@robots.ox.ac.uk World wide web: <http://www.robots.ox.ac.uk/~ajd/>

に制限できるため効率的であり、かつ誤対応を抑制できる。

- 質の高い地図を維持するための戦略をいくつか用意している。特に現在位置から見える特徴のうち、どの計測が地図の質の向上に最も役に立つかにより次に計測する特徴を選択できる。

さらにこの汎用手法を用いて視覚センサを搭載した1台のロボットを含む2台の移動ロボットチームによる移動での自己位置同定を行なった。現在は、未知の凹凸を持つ床面上を走行する場合の、移動ロボットの3次元自己位置同定手法へと拡張し、実験評価をすすめている。

2 地図獲得と自己位置推定の汎用手法

ここでの地図獲得では、ワールド座標系に対するロボットの位置姿勢推定 \hat{x}_v と特徴の位置推定 \hat{y}_i を並べたベクトル \hat{x} を状態量として、確からしさを表す共分散行列 P は以下のものである。各ベクトルと行列の大きさはロボット、特徴の種類による。

$$\hat{x} = \begin{pmatrix} \hat{x}_v \\ \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \end{pmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} P_{xx} & P_{xy_1} & P_{xy_2} & \dots \\ P_{y_1x} & P_{y_1y_1} & P_{y_1y_2} & \dots \\ P_{y_2x} & P_{y_2y_1} & P_{y_2y_2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

ナビゲーションの間、このデータは二つのステップにより更新される。

1. 移動後の予測更新。「移動モデル」は制御系から与えられたコマンドによる移動量とその確からしさを数学的に表す。この移動モデルとコマンドの値を使い、状態量と共分散行列を更新する。
2. 特徴観測後の計測更新。「特徴計測モデル」はセンサ入力から、計測量の計算の手続きとその確からしさを表す。ロボットにいくつかの違うセンサがあれば、あるいは一つのセンサが異なる種類の特徴を観測する可能性があれば、センサと特徴の各組合せについて個々の

特徴計測モデルが定義される。この特徴計測モデルと計測値を使って、状態量と共分散行列を更新する。

これらの更新は具体的には拡張カルマンフィルタにより行われ、各モデルは状態遷移関数 $f_v(x_v, u)$ (u はコマンドを表す)、計測関数 $h_i(x_v, y_i)$ 、それらのジャコビアン行列に相当する。提案するソフトでは各モデルを C++ クラスで表す。大きな状態量ベクトルと共分散行列のよい点は、各推定の相互相関を表せることである。例えば、新しい特徴を初計測する時にロボットの自己位置推定の不確からしさが大きければ、特徴位置推定の不確からしさも大きい。別の特徴計測により自己位置推定を改良すれば、新しい特徴の位置推定も改良できる。環境中に位置が既知の特徴があればそれも使える。その場合は、共分散行列の関連した部分をゼロに設定する。

2.1 能動視覚システムを持つ移動ロボットへの応用

上記枠組みに基づいて自己位置推定手法を固有のロボットに実装するには、個々に応じた移動モデルと特徴計測モデルをプラグインするだけでよい。

我々の移動ロボットの移動モデル (図 1(a)) は、ロボットへの駆動速度 v 、操舵角 s というコマンドに対する平面移動の応答を表す。点特徴計測モデル (図 1(b)) は注視による3次元位置計測を表す。注視のための特徴の探索は、共分散により与えられる近傍領域のみに制限でき、相関法により対応付けられる。もう一つの特徴計測モデルは直線の注視も可能にする [5]。本手法の適用によりロボットは任意の際立った注視特徴を自動的に見つけ、3次元計測を行い、推定結果をその確からしさと共に地図に加えるができた (図 2)。

原子カプラント内部を模擬した環境において、ロボットにあらかじめ環境中の数箇所の特徴と位置を教示し、初期位置を与えた後、指定した経路 (具体的にはサブゴール列) に沿って移動させた。ロボットは与えられた特徴の中から有用な特徴を選択して、注視点を制御しつつ移動することにより正確な位置推定を行なった。その位置推定のフィードバックにより指定経路にほぼ完全に沿って進むことができた結果、初期位置から約 3m 移動した後でも、幅

60cmという狭い場所を通過することができた (図3)。実験では適当に選んだ特徴を使用した。目視点検すべき箇所が与えられる場合は、それらの箇所を特徴として使用することにより、移動しつつ目視点検用の画像を取得することが可能となる。

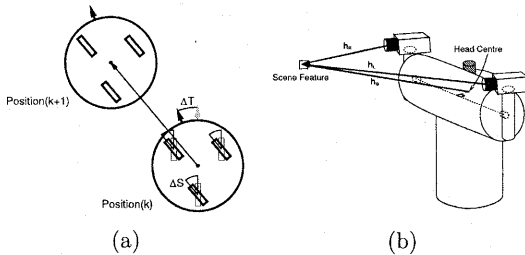


図1. 移動モデルと特徴計測モデル

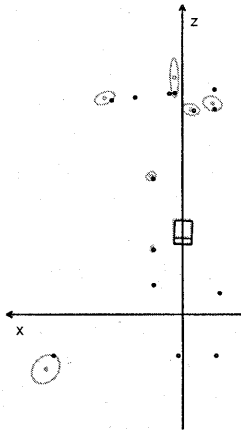


図2. 自己位置推定と獲得した地図の例

3 複数移動ロボットの自己位置推定への拡張

In our system, the inter-robot measurement is an implementation of the general *self-measurement* capability built into our localisation software framework. As well as being able to make measurements of arbitrary features in the world, a robot

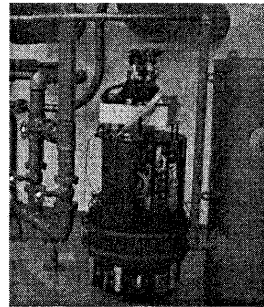
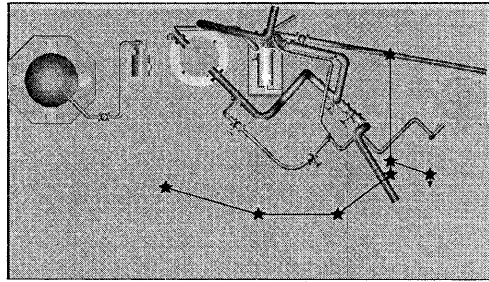


図3. ロボットの移動経路と狭い場所を通過する様子

or robot group has the potential to make measurements of its own internal parameters; in the multiple robot case this includes measurements between the robots.

3.1 Experiments: A Cooperative Inspection Task

In this scenario, the active vision robot and its assistant carrying the active lighting system must collaborate to inspect a portion of pipe which lies towards the back of the arrangement of equipment in our plant mockup. In order to achieve a clear view, the vision robot must navigate through a narrow gap (only a few centimetres wider than itself) to get into position, while the lighting robot moves to a nearby position to supply illumination.

From starting points on the far side of the mock-up, the robots navigate according to a pre-programmed

route of known “waypoints”: these are simply linked positions through which they must move. Of course though, a robot must know its location in order to know when it has reached a waypoint, so this is a pure test of the robots’ localisation capabilities. The robots were initially manoeuvred by hand to known positions in the scene and these positions inserted as the initial state \mathbf{x}_v — note though that the precision of these initial placements was also estimated and used as the initial covariance P_{xx} (for example the precision to which the robot’s orientations could be aligned by hand was assessed as a couple of degrees).

During navigation, the vision robot made repeated measurements of features in the scene, which in this experiment had been supplied as a prior map so that their positions were perfectly known: the features were natural features in the scene such as dials and the corners of door-frames, initialised by hand-measurement of their positions and chosen to lie in widely-distributed locations in 3D. (Automated building of a map of features of this type is also possible using active vision within a SLAM framework as detailed in [1].) At various points on its trajectory apart it turned to check on the progress of the lighting robot by measuring its beacon marker (although the active head carried by the vision robot provides an almost hemispherical field of view, when the lighting robot is behind it is necessary for the vision robot to rotate in order to bring it into view). After visual search has located the marker, the measurement of its location relative to the vision robot is fed through the localisation filter to produce updated position estimates for both robots.

Figures 4 and 5 explain the inspection task in more detail.

3.2 Evaluation

We have shown in these experiments how a very sparse map of visual features can be used for extremely accurate and repeatable localisation.

Rather than as in many approaches to robot navigation where very dense feature maps are made, our approach concentrates on just a few *high quality, widely spaced* features, and uses intelligent active measurement selection to switch attention between them as necessary. By making occasional measurements of a carried beacon, it can also greatly aid the localisation of an assistant robot with poorer sensor capabilities.

In this style of multiple robot navigation, where an inter-robot measurement is only made quite infrequently, it is essential that the reliability with which the beacon placed on the second robot can be matched is high: since the uncertainty in the robots’ relative location will be large, making this measurement will involve a large search region, and there is the potential for making mismatches.

4 3次元自己位置同定への拡張

未知の床面を走行することにより生じる3次元的な自己位置姿勢変化を推定できるよう汎用手法の移動モデルの拡張を行なった。

4.1 ロボット状態量の表現

我々が実験に用いる車輪型の全方向移動ロボットの場合、ロボット本体の位置姿勢と車輪の操舵角が状態量となる。すなわち、ロボットの移動がワールド座標系の xz 平面に拘束される場合は、位置姿勢は x, z 座標と y 軸周りの回転角 ϕ の3自由度であり、 $\mathbf{x}_v = (x, z, \phi, S)^T$ (S は操舵角)であった。これに対して、移動面が不整地のように傾斜をもつ場合、ロボットの位置姿勢は3次元的に変化する。したがって、位置は x, y, z 座標で表され、姿勢については少なくとも3自由度必要である。ここでは、冗長な1自由度を追加し四元数により姿勢を表す。すなわち、 $\mathbf{x}_v = (\mathbf{r}^W, \mathbf{q}^{WR}, S)^T$ 、ただし、 W はワールド座標系、 R はロボット座標系を示し、 $\mathbf{r}^W = (x^W, y^W, z^W)^T$ 、 $\mathbf{q}^{WR} = (q_0^{WR}, q_1^{WR}, q_2^{WR}, q_3^{WR})$ である(図6)。

4.2 移動モデルと予測更新

走行面の傾斜が連続的に変化する場合の移動を、図7のように近似してモデル化する。つまり、十分に短い時間 Δt を考え、まず、ロボット本体を ΔT 、操舵角を ΔS 回転させた後、ロボット座標系の xz 平面上を $v\Delta t$ 走行し、その後、走行面の傾斜が瞬間的に変化するとする。傾斜の変化方向は全方向に均等に分布するとし、変化の大きさは平均0で分散が σ_β なる正規分布に従うとする。これにより、 Δt 後の状態量 f_v は次式により予測される。

$$f_v = \begin{pmatrix} \mathbf{r} + \mathbf{R}(\mathbf{q}^{WR} \times \mathbf{q}(S + \Delta S)) \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ v\Delta t \end{pmatrix} \\ \mathbf{q}^{WR} \times \mathbf{q}(\Delta T) \times \mathbf{q}_s \\ S + \Delta S - \Delta T \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{q}(\Delta T)$ 、 $\mathbf{q}(S + \Delta S)$ はそれぞれ、ロボット本体および操舵角の回転をロボット座標系において表す四元数であり、 $\mathbf{R}(\mathbf{q})$ は四元数 \mathbf{q} により決まる回転行列である。 \mathbf{q}_s は走行面の傾斜の変化にともなう姿勢の変化であるが、その分布の平均は0なので状態量の更新には影響しない。ただし、次に述べる不確からしさ \mathbf{q}_v の計算には影響を及ぼす。平面上の走行後の位置姿勢推定の不確からしさを $\mathbf{Q}_v(1)$ として、それが制御ベクトル \mathbf{u} の不確からしさに起因するとすると、

$$\mathbf{Q}_v(1) = \frac{\partial f_v}{\partial \mathbf{u}} \mathbf{P}_u \frac{\partial f_v}{\partial \mathbf{u}}^T, \quad (2)$$

ただし、

$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} v \\ \Delta S \\ \Delta T \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P}_u = \begin{bmatrix} \sigma_v^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\Delta S}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\Delta T}^2 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

である。次に、傾斜変化にともなう位置姿勢推定の不確からしさを計算するために、 \mathbf{q}_s の共分散行列を求める必要がある。傾斜の変化する方向を ϕ 、大きさを β で表すと、

$$\mathbf{q}_s = \begin{pmatrix} \cos \frac{\beta}{2} \\ \cos \phi \sin \frac{\beta}{2} \\ 0 \\ \sin \phi \sin \frac{\beta}{2} \end{pmatrix} \quad (4)$$

となり、その共分散行列は計算により次式のように求まる。

$$\mathbf{P}_{q_s} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma_\beta^2}{8} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{\sigma_\beta^2}{8} \end{bmatrix} \quad (5)$$

これにより、

$$\mathbf{Q}_v = \mathbf{Q}_v(1) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\partial \mathbf{q}^{WR}(2)}{\partial \mathbf{q}_s} \mathbf{P}_{q_s} \frac{\partial \mathbf{q}^{WR}(2)}{\partial \mathbf{q}_s}^T & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

となる。ここで、 $\mathbf{q}^{WR}(2) = \mathbf{q}^{WR}(1) \times \mathbf{q}_s$ であり、 $\mathbf{q}^{WR}(1)$ は平面走行後の \mathbf{q}^{WR} である。

4.3 能動視覚計測による計測更新

移動モデルにより更新したロボットの位置姿勢推定と特徴位置の推定をもとに、能動視覚で特徴点を探索し注視する。能動視覚から特徴点 i をのぞむベクトル $h_{L_i}^R$ は次式により得られる。

$$h_{L_i}^R = \mathbf{R}^{RW} (\mathbf{y}_i^W - (\mathbf{r}^W + \mathbf{H}^W)). \quad (7)$$

ただし、 \mathbf{H} はロボット座標系における能動視覚の位置であり、 \mathbf{R}^{RW} はワールド座標からロボット座標への変換である。注視により得られる計測値に基づく状態量および共分散行列の更新など、詳しくは[1]を参照されたい。

5 ロールピッチセンサによる計測更新

もう一つの外界センサとして重力方向を計測できるロールピッチセンサを利用する。これをロボット座標系に固定するとロールピッチセンサによる計測値は次式のようにロボットの姿勢についての情報を与える。

$$\mathbf{h}_v = \begin{pmatrix} \theta_R \\ \theta_P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tan^{-1} \left(\frac{y_{W_x}^R}{y_{W_y}^R} \right) \\ \tan^{-1} \left(-\frac{y_{W_z}^R}{y_{W_y}^R} \right) \end{pmatrix}, \quad (8)$$

ただし、 $y_{W_x}^R$ 、 $y_{W_y}^R$ 、 $y_{W_z}^R$ はロボット座標系 R からみたワールド座標系 W の y 軸方向の単位ベクトル $\mathbf{y}_{W_y}^R$ の要素である。ロールピッチセンサの計測誤差は非常に小さいので、これをもとに未知の傾斜の変化により大きくなった姿勢推定の不確からしさを大幅に改善できる。

5.1 実験結果

シミュレーション実験に引き続き、実機による実験を行った。ロボットには左から右に向かってL字型の軌道に沿って進み、戻るよう司令を与えた。その間、走行面の傾斜は移動ロボットが耐えうる最大斜度（方向により異なるが約10度）に近く設定した。まず、オドメトリのみによる実験では、往路終点に約10度の方向の誤差を生じ、その後も誤差が蓄積した。ビジョンセンサのみでは、移動後の姿勢推定の不確からしさが大きい状態で、視覚計測を行うので、特徴の探索範囲が大きくなり探索ミスが頻発し、位置推定が破綻した。これに対して、ビジョンセンサとロールピッチセンサを併用した場合、視覚計測の成功率が大幅に改善され、その結果、良好な地図の獲得と走行軌跡が得られた。

6 おわりに

現在、視覚センサとして実際に中心窩画像を用いるための研究を進めている。本稿ではその進捗について報告することができなかったが、広い視野と、中心窩付近の高解像度を有効利用したセンシングにより良好な自己位置同定を行なえる見通しを得ている。

謝辞

本研究は、原子力委員会の評価に基づき、文部科学省原子力試験研究費により実施されたものである。

Reference

- [1] A. J. Davison and D. W. Murray. Mobile robot localisation using active vision. In *Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision, Freiburg*, pages 809–825, 1998.
- [2] Andrew J. Davison and David W. Murray. Mobile robot localisation using active vision. *EC-CV98*, page to appear, 1998.
- [3] M. Tistarelli E. Grosso and G. Sandini. Active/dynamic stereo for navigation. *Proc. of ECCV'92*, 1992.
- [4] F. Wallner. Kastor : A real-time active stereo vision system for mobile robot navigation. *Report of Institute for Real-time Computer Systems and Robotics of Univ. of Karlsruhe*, 1993.
- [5] N. Kita, A. J. Davison, and D. W. Murray. Mobile vehicle localization using active fixation on a line. *Proceedings of the 16th Annual Conference of the Robotics Society of Japan*, 1575–1576, 1998.
- [6] A. Zisserman P A. Beardsley, I. Reid and D. W. Murray. Active visual navigation using non-metric structure. *Proc. of ICCV'95*, 1995.
- [7] H. Ishiguro P. Stelmazyk and S. Tsuji. Mobile robot navigation by an active control of the

vision system. *Proc. of 12th IJCAI*, 1991.

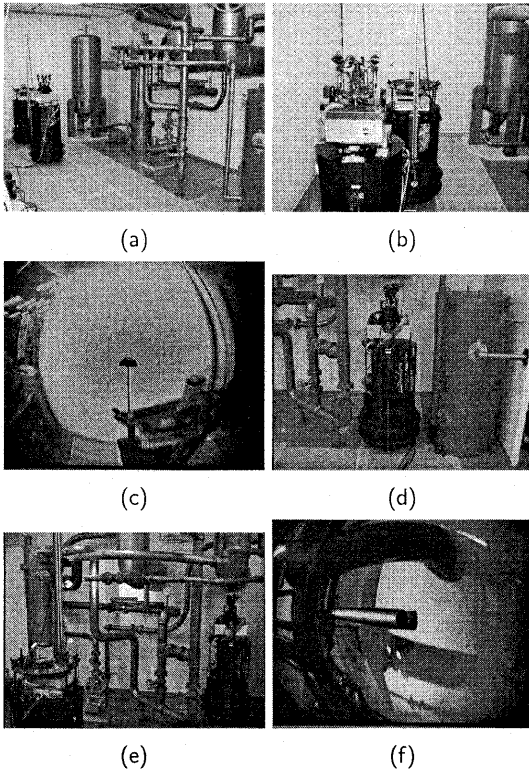


图 4. Collaborative inspection. (a) Start position. In (b) and (c) the vision robot makes an observation of the marker carried by the lighting robot to improve its position estimation (note that the vision robot rotates here to bring the lighting robot into view). At (d) the vision robot must pass through a narrow gap to reach the ideal inspection position (e), where the lighting robot illuminates the scene to provide view (f) of the pipe to be assessed.

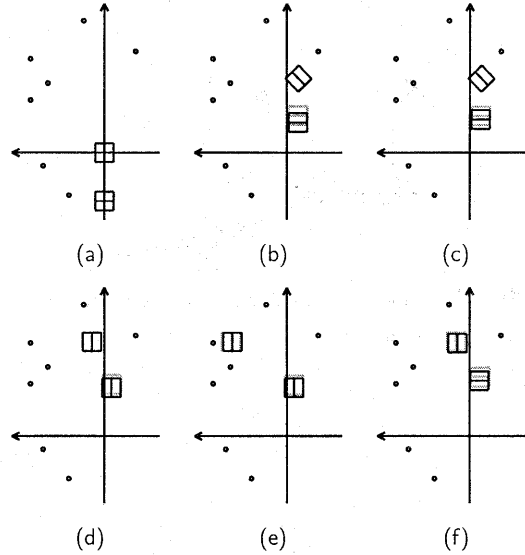


图 5. Collaborative navigation while performing an inspection task. Ground truth robot position measurements in black are superimposed on localisation estimates in grey. The point features referred to are also shown. From starting position (a), the robots move forward together in the upward direction; the vision robot is in front of the lighting robot. Pair (b) and (c) are snapshots before and after an inter-robot measurement, and the improvement in the position estimate of the lighting robot can clearly be seen. The position estimate of the vision robot remains good throughout, such that at (d) it can enter a narrow gap to reach the inspection position (e). The vision robot exits through the gap again in (f) and the robots are ready to continue their inspection tour.

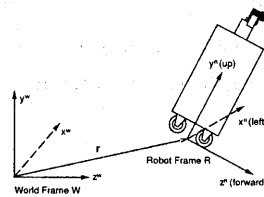


图 6. Coordinate frames.

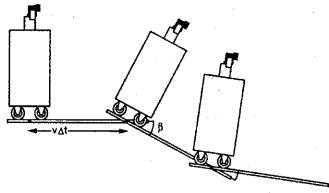
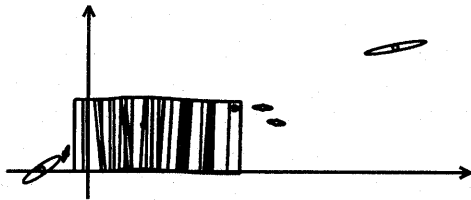
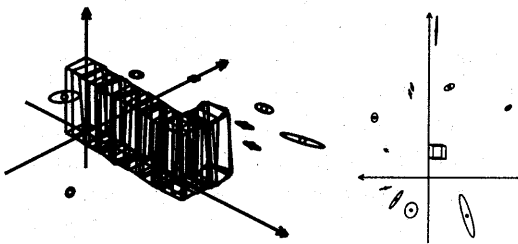


图 7. The “piecewise planar” approximation to an undulating surface.



Traversing the First Ramp (Side View)



L-shaped journey

Map State

图 8. Estimated robot position sequences obtained while traversing the course of ramps.