

情報量による小型 4 脚ロボットの行動と観測の効率的決定

光永 法明, 浅田 稔

大阪大学大学院 工学研究科 知能機能創成工学専攻

Efficient observation and decision making based on information criterion for small legged robot

Noriaki Mitsunaga and Minoru Asada

Dept. of Adaptive Machine Systems, Graduate School of Engineering Osaka Univ.

Abstract—This paper proposes a method of efficient observation that enables a robot with a limited visual angle to make decisions without explicitly localize itself in the environment. Since global positioning from the 3-D reconstruction of landmarks is generally time-consuming and prone to errors, the robot makes decisions depending on the appearance of landmarks. Based on the information criterion, the robot can determine which landmark to observe and to make decisions efficiently.

Key Words: efficient observation, decision making, information criterion, quadruped robot

1. はじめに

移動ロボットは様々な場所へ移動し、場所に応じた行動をとることが期待される。しかし、ロボットに利用可能なセンサの制約のため、また自己位置の確度を高めるためには、多くの観測を必要とするが、観測は少ないことが望ましい。そこで効率的な観測を行う手法が必要とされている。

文ら¹⁾は障害物を回避するナビゲーション問題で高速に移動するための、場所の確認観測点 (view point) 計画を行っている。彼らの方法ではあらかじめ地図と経路が既知と仮定しており、反射的な行動などを行う場合には利用できない。Burgard et al.²⁾は、Bayes 推定を利用した占有格子を計算する自己位置推定の手法を基に、曖昧さを減少させる行動をとる手法を提案している。この手法は自己位置の同定が目的であり、それ以上のタスクは考慮されていない。Tani et al.³⁾は幾何学的場所の表現を用いずに、場所に応じた観測の能動的な切り替えを行っている。彼らは、部分視覚を持つ移動ロボットが予測精度に応じて観測対象を視覚目標と壁との間で切り替える実験を行っている。しかし、ロボットが必要とする情報は、場所によらず壁と視覚目標物の見え方であり、意思決定に必要な情報は一定である。そのため、状況に応じて観測を効率的に行う手法とはなっていない。鈴木ら⁴⁾の観測戦略の学習手法では観測の要不用を扱うのみであり、観測の優先順位はない。また要不用の指標は予めタスクに応じて用意する必要がある。

我々は、移動ロボットの行動決定に関して効率的な観測を行う行動決定法として、情報量基準により生成した決定木による、視覚情報の予測と行動決定を行うことを提案している⁵⁾。意思決定に必要な観測のみを行うことで観測を効率的にしているが、予め観測の量子化を行う必要があった。本研究では、タスクに応じて量子化する手法を提案する。

2. 提案手法

ロボットや環境、与えられるデータ等に関して以下のように設定する。1) ロボットの視野角が限られており、行動決定に必要な情報が瞬時には得られない。2) ランドマークが配置されており、カメラを振ることで視野を拡大することにより、行動決定に十分な情報が

得られる。3) 教示などにより、視野を拡大した際に観測されるランドマークと、その観測の際にとるべき行動および、その行動をとった際の次時刻での拡大視野での観測 (トレーニングデータ) が与えられる。また行動決定に必要な情報は一定ではなく、状況に応じて変化する。

2.1 行動決定木の生成

行動の種類を r 、トレーニングデータの数を n とする。行動 j をとった回数を n_j とすると、各行動 $j = 1, \dots, r$ の生起確率 p_j は、 $p_j = n_j/n$ である。このときの p のエントロピー H_0 は、次のようになる。

$$H_0 = - \sum_{j=1}^r p_j \log_2 p_j \quad (1)$$

ランドマーク i が $(\theta_{Lk}, \theta_{Uk})$ の範囲に観測されるか否かが分かったときの事後生起確率を求める。ランドマーク i が $(\theta_{Lk}, \theta_{Uk})$ の範囲に観測された回数を n_{ik}^I 、観測されたときに行動 j をとった回数を n_{ikj}^I 、 $n_{ik}^I = \sum_j n_{ikj}^I$ とすると、範囲内に観測される場合の事後生起確率は、 $p_{ikj}^I = n_{ikj}^I/n_{ik}^I$ となる。同様に、観測されなかった場合の行動 j をとった回数を n_{ikj}^O 、 $n_{ik}^O = \sum_j n_{ikj}^O$ とし、観測されない場合の事後生起確率 p_{ikj}^O を求める。 $n_{ik} = n_{ik}^I + n_{ik}^O$ として、このときのエントロピーを計算すると、

$$H_{ik} = - \sum_{x=\{I,O\}} \frac{n_{ik}^x}{n_{ik}} \sum_{j=1}^r (p_{ikj}^x \log_2 p_{ikj}^x) \quad (2)$$

となり、それぞれの観測による情報量は、 $I_{ik} = H_0 - H_{ik}$ である。ところで、 n_{ik}^O または n_{ik}^I が小さい場合、例えば $n_{ik}^O = 1$ の場合には、事後生起確率が 1 になることで H_{ik} が他より小さくなることもある。これは事例としては少ないものの情報量が大きくなることを意味するが、トレーニングデータを分割する基準としては望ましくない。そこで、 n_{ik}^O 、 n_{ik}^I に分割することによる潜在的に期待される情報量 $S_{ik} = - \sum_{x=\{I,O\}} n_{ik}^x/n_{ik} \log_2 n_{ik}^x/n_{ik}$ を用いて、情報量と S_{ik} の比 $G_{ik} = (H_0 - H_{ik})/S_{ik}$ を基準とする⁶⁾。

I_{ik} が平均以上でかつ、 G_{ik} を最も大きくする i, k の組により、トレーニングデータを、ランドマーク i が $(\theta_{Lk}, \theta_{Uk}]$ の範囲に観測された場合と、観測されなかった場合に分け、行動が決定できるまで分割を繰り返す。この分割が木の枝分かれとなる。分割を繰り返しても、行動が確定しない場合には、各行動の頻度確率を記しておく。範囲の上下限 θ_{Lk}, θ_{Uk} は、各ランドマーク i についてトレーニングデータ中に含まれる方位の中点を候補とする。

この決定木の生成法は C4.5⁶⁾ のデータ分割方法を変更したものとなっている。C4.5 でのトレーニングデータの分割方法では、ランドマークがある方位 θ に対してどちらに観測されたかで、分割することになる。しかし、ロボットの視覚センサにより、 θ に対してどちらに観測されるかを判断するには大きく視覚センサを移動することになる場合が多い。それに対し、ある範囲に観測されるかどうかは、視覚センサで特定の方向を観測することで容易に判断可能である。

2.2 観測予測モデルの生成

観測予測モデルには、行動決定木と同じ手法は用いることができない。なぜなら木の生成には、すでにランドマークの方位が既に量子化されていることが必要であるが、行動決定に必要な量子化と予測に必要な量子化は異なることが多く、予測に必要な量子化は木を生成しないと分からないためである。そこで、量子化の必要のない連続値モデルを用いる。

具体的には、一時刻前のランドマークの方位 $x(t-1)$ の多項式で、行動 a をとった場合の、次時刻のランドマークの方位 $x|_a(t)$ が表せると仮定した。即ち、

$$x|_a(t) = \sum_i A_{ai} x^i(t) + b_a \quad (3)$$

ここで、 A_{ai}, b_a はロボットを環境中で教示した際に観測したランドマークの方位から最小自乗推定を用いて求めた。 A_{ai}, b_a には推定誤差が含まれるため、 $x(t)$ は確率分布として表現した。

2.3 行動決定

まず、一時刻前の $x(t-1)$ の確率分布から、予測モデルを用い現時刻での $x(t)$ の確率分布を計算する。次に、現時刻で視覚センサが向いている方向について、確率分布を修正する。この確率分布を用いて行動決定木の各葉への到達確率を計算する。同じ行動を示す複数の葉への到達確率の和を、その行動をとるべき確率とする。特定の行動が閾値を越えていれば、その行動をとる。そうでなければ、木の根に近い観測範囲から順に観測を行い、確率分布を更新する。更新した確率分布により、特定の行動をとるべき確率が閾値を越えるまで、観測と確率分布の更新を繰り返す。

3. 実験結果

実験環境を Fig.1 に示す。RoboCup SONY 脚式ロボットリーグのフィールドである。ゴール前 (図の印) にボールをおき、フィールドの中央 3 点 (フィールド中央の × 印) から開始してボールをゴールにいれるタスクを行った。行動は我々の開発した歩行プログラムを用い、前進、左右大回りの 3 つとした。行動の継続時間は、4.8 秒とした。これは 4 歩行周期で、直進の場合約 0.45m の移動となる。画像情報としては、ロボットに対するランドマークの水平方向の角度、ボールの水平・垂直方向の角度と面積を用いた。このフィールドで、ボールをゴール正面の × 印に置き、中央 3 個所の × 印から行動を開始して、ボールをシュートすることをタスクとした。中央 3 点から行動を開始しての教示を各 5 回ずつ行いトレーニングデータとした。

提案手法と C4.5 により生成された行動決定木の一部を Fig.2 に示す。いずれの場合にもボールの水平方向の角度、NW ポールの角度の順で始まっている。しかし提案手法では、 $-27 < (\text{ボールの水平角度}) < -20$ の範囲に観測されるか否かを画像から知るにより、次のノードをたどることができる。それに対し、C4.5 では $-27 < (\text{ボールの水平角度})$ の範囲に観測されるか否かを知る必要がある。これにはカメラを大きく振る必要がある。また、カメラを可動範囲全体に振っても観測されない場合の扱いについて、提案手法では範囲内に観測されなかったとすればよいが、C4.5 ではそうではない。ここでは C4.5 を適用する際に、観測されていない場合について、非常に小さな角度に観測されたものとして扱っているが、本来は観測されない場合として別に扱う必要があり、特別な角度を割り当てる際には十分な考察が必要である。

詳細に関しては当日講演会にて報告を行う。

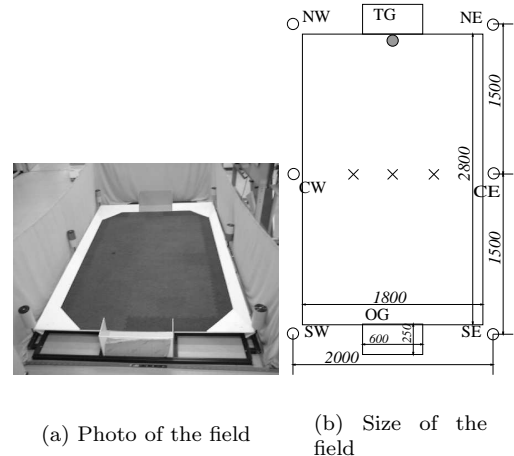


Fig.1 Experimental field (same as the one for RoboCup SONY legged robot league).

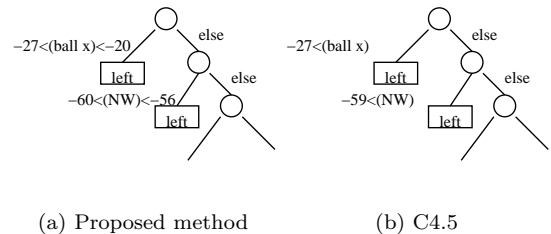


Fig.2 Comparison of the part of the decision trees.

参考文献

- 1) 文, 三浦, 白井. 不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画手法. 日本ロボット学会誌, 17(8):1107-1113, 1999.
- 2) W. Burgard, D. Fox, and S. Thrun. Active mobile robot localization. In *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1997.
- 3) J. Tani, J. Yamamoto, and H. Nishi. Dynamical interactions between learning, visual attention, and behavior: An experiment with a vision-based mobile robot. In *Fourth European Conference on Artificial Life*, pp. 309-317. The MIT Press, 1997.
- 4) 鈴木, 堀内, 横井, 嘉数. センシング戦略の学習法に関する基礎研究. 第 17 回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, pp. 625-626. 日本ロボット学会, 1999.
- 5) 光永, 浅田. 移動体の意思決定のための情報量基準による観測戦略. 第 5 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 351-356. 2000.
- 6) J. R. Quinlan. *C4.5: PROGRAMS FOR MACHINE LEARNING*. Morgan Kaufmann Publishers, 1993.