Conditional Mixture of PCA による Robot Localization

本村 陽一 [1(PY)] (motomura@etl.go.jp) Nikos Vlassis [2] (vlassis@wins.uva.nl)
[1] 電子技術総合研究所 情報科学部 [2] アムステルダム大学

Conditional Mixture of PCA for Robot Localization

Yoichi Motomura [1](motomura@etl.go.jp) Nikos Vlassis[2] (vlassis@wins.uva.nl)
[1]Electrotechnical Laboratory [2]University of Amsterdam

ABSTRACT: Robot localization, i.e. the task of recognizing the current position of the robot from sensor inputs is an essential problem for autonomous mobile robots. To make tractable, we have to extract relevant features and decrease the number of input dimension . For this purpose, principal component analysis(PCA) is widely used. Mixture of PCA is an extended model for nonlinear projection, however it is still globally uniform for any locations. Then, we propose a conditional mixture of PCA model which combines local PCA projections by conditional probabilities. This model can realize situation dependent feature extraction, which is intuitivelly feasible from cognitive point of view.

1 はじめに

実環境で知的なタスクを行う自律移動ロボットが不確実な要因に満ちた環境の中で自己の位置を同定する Robot localization は重要な課題である [3, 4, 5, 10, 11]. ロボットが環境を認識するのに十分な情報を得るためには多くのセンサや, カメライメージなどが必要とされ入力情報の次元は比較的大きくなるので, 内部的な取り扱いを容易にするために次元を下げることがよく行われている. これはパターン認識における特徴抽出に相当し, ロボットがセンサ情報から特徴 (ランドマーク) を抽出しより次元の低いコンパクトな表現にすることで信号の冗長性の低減, 不要な信号変化に対する不変性などが期待できる.

そこでロボットの位置推定のために, まずセンサ信号からより低次元のベクトルへと写像し, これに対して場所を推定するモデルを考える. これまでの研究では, 写像として線形の主成分分析 (PCA) を用いたもの [7, 6, 10, 11], 非線形写像であるニューラルネットを用いたもの [4, 5] や, ヒューリスティクスにもとづいて人間がデザインした特徴 (特定のマークや色など) を用いた例などがある. ただし, 繰り返し的な学習を用いたものでは学習に時間がかかったり, PCA は線形写像であるためモデルの自由度が少なく推定精度が不十分なことがあったり, ヒューリスティクスにもとづくものでは人的コストや, 環境固有の知識に強く依存するために汎用的でないなどの実際的な問題点がある. 本研究では Robot localization タスクのために, 線形の PCA 回帰モデルの非線形領域への拡張である Mixture of PCA の結合係数をさらに条件付き確率分布とした Conditional Mixture of PCA について述べる. これは直感的には, 状況に応じて特定の特徴へと注意を向けることに相当する.

2 Robot Localization モデル

ロボットは環境中のある場所 x(例えば 2 次元ベクトル) において, 複数のセンサから入力されるベクトル z を得るものとする.

ロボットが場所を認識する問題はあるセンサ入力 z を得た時に正しい x を推定することである. このためにロボットは学習によって環境に関するモデル $x = M(z)$ を獲得する.

ここで, 実際問題として (i) 離れた場所においてセンサ値同一となる可能性, (ii) 場所 x の距離変化に対してセンサ値 z が非線形に変化する可能性, を考慮しなければならない. (i) から環境モデル M を z から x への一対一写像として表すことは適切でなく, また (ii) から M として非線形なモデルが必要な場合がある. さらにセンサ値 z はノイズや冗長性を持つことが多いので, 前処理として特徴抽出を行い, より次元の低い表現に変換する. この特徴抽出をある写像変換 f を用いて $y = f(z)$ と表す. さらに y と x の間の関係を確率的にモデル化すると, センサ入力 z のもとでロボットの自己位置に関する事後確率が θ をパラメータとする条件付き確率分布 $P(y|x;\theta)$ とベイズの定理によって以下のように書ける.

$$P(x|z) = \frac{P(y = f(z)|x;\theta)P(x)}{\int_x P(y = f(z)|x;\theta)P(x)dx}. \qquad (1)$$

ここで $P(x)$ はロボットが位置する場所に関する事前確率分布で, 分母の積分は全ての取り得る x に関する周辺化である.

このため,

- 適切な特徴抽出 $y = f(z)$ の選択,
- パラメトリックモデル $P(y|x;\theta)$ の θ の推定

を行うことが必要である. 後者の θ の決定は y, x の回帰として考えることができる. 前者の特徴抽出はできるだけ低次元のベクトルで, 後段の y, x の回帰の誤差を小さくするものが望ましい. このように獲得したモデルによりセンサ情報 z を観測した時の位置に関する事後確率,

$$P(x|f(z)) \propto P(f(z)|x;\theta)P(x). \qquad (2)$$

を最大にする x をロボットの現在位置の推定値として得ることができる. これ以降本稿では, 特徴抽出に相当する写像 $y = f(z)$ の構成について考察を進める.

3 Mixture of PCA

多次元のデータベクトルが多数与えられている時, できるだけ情報損失が少なく, より低次元の互いに無相関なベクトルに変換する手法が主成分分析 (Principal Component Analysis) として知られている. これは全てのベクトル z_i の分散共分散行列を Z とし, $Zw_j = \lambda_j w_j$ の固有値計算から得られた固有ベクトル w_j のうち固有値の大きい順に主要な成分を q 個だけ取り出して並べた行列 W によって,

$$y = f(z) = W^T Z = W^T(z - \bar{z}) \qquad (3)$$

という線形変換を構成するものである. これによる写像は互いに直交, 無相関で変換後の分散を最大にするような線形結合となる.

従来の PCA は $f(z)$ を大域的に線形写像として構成するものであるが, 非線形な写像は実現できない. そこで

Key Words: ロボティックス, 感覚統合, モデル

Fig. 1: この場合, 領域 A ではソナー 3,7 が, 領域 B では 1,5 が高い寄与率を与える.

局所的な PCA による写像を結合する Mixture of PCA が最近提案されている [1, 2]. これは, 複数の異なる PCA の写像 $f_i(z)$ を用意して次のように書ける.

$$f_{mix}(z) = \sum_i \pi_i(z) f_i(z), \tag{4}$$

ここで $\pi_i(z)$ は重み係数で $\sum \pi_i = 1, \pi > 0$ である. この $\pi_i(z)$ の決定には EM アルゴリズムが用いられることが多い [1, 2].

4 Conditional Mixture of PCA

前章での各モデルは x に関しては大域的に固定された静的な写像として $f(z)$ を構成するものである. しかし, x をある部分領域内に限定して PCA によりとても寄与率の高い特徴ベクトルを選んだ時, これが異なる他の部分領域でも高い寄与率を与えるとは限らない (例: 図 1). したがってこの場合には対象となる全ての領域について単一の特徴写像を構成したものが, 各局所領域における位置推定にたいし必ずしも十分に寄与するとは言えない. 特に対象とする環境が様々なモジュールからなり, 領域が広大になるにつれこうした傾向が強くなる.

したがって実際的なアプリケーションのため, こうした問題を解決し, 適用できる領域の拡大に対応できるようにするためには, 該当する局所領域をセンサデータ z 以外の情報から推定して, その局所領域に対応する写像を適用する階層的なモデルが必要となる.

自律 Robot の移動の場合には, 過去の位置 x^{t-1} とそこでとったアクション a^{t-1} から次の位置 x^t を条件付き確率 $P(x^t|x^{t-1}, a^{t-1})$ を表すベイジアンネット によってモデル化できる [9](図 2).

そこで式 (4) の係数 $\pi_i(z)$ の代わりに条件付き確率を用いて次のようなモデル, Conditional Mixture of PCA を考える.

$$f_{cond}(z) = \sum_i P(x^t \in R_i | x^{t-1}, a^{t-1}) f_i(z), \tag{5}$$

ここで R_i は i 番目の写像が対応する領域である.

このモデルは人間が日常的に自然に行っているような特定の文脈や状況によって起こりやすい仮説を念頭におき, それを立証するためにもっとも顕著な特徴に注意を向けるといった認知的行動ともよく合致しており, 人の場合のアナロジーから, より複雑なベイジアンネットを構成することで, 状況に応じて柔軟に自己位置を推定するロボットを実現することが期待できる.

Fig. 2: ベイジアンネットでの条件付き確率のモデル化

謝辞

本研究にあたっては RWCP より実環境ロボットデータベース MEMORABLE の提供を受けた.

参考文献

[1] M.Tipping and C.Bishop, "Mixture of Probabilistic Principal Component Analysis", *Proc. of the ICANN'97*, 1997.

[2] G.Hinton, M.Revow and P.Dayan, "Recognizing handwritten digits using mixture of linear models", *Advances in Neural Information Processing 7*, 1995.

[3] T.Dean and M.Wellman, "Planing and control", Morgan Kaufmann,CA ,1991.

[4] S.Thrun, "Bayesian landmark learning for mobile robot localization", *Machine Learning*, 33(1),1998.

[5] S.Oore, G.E.Hinton and G.Dudek, "A mobile robot that learns its place", *Neural Computation*, 9, 1997, pp.683-699.

[6] S.Maeda, Y.Kuno and Y.Shirai, "Active navigation vision based on eigenspace analysis", *proc. of Int.conf. on Intelligent Robots and Systems*, 1997.

[7] J.L.Crowley, F.Wallner, B.Schiele, "Position estimation using principal components of range data", *the Proc. of int. conf. on Robotics and Automation*,1998.

[8] M.Jordan, "Hierarchies of adaptive experts", *Advances in Neural Information Processing*, 4, San Meteo CA Morgan Kaufmann, 1992.

[9] Y.Motomura, I.Hara, H.Asoh, and T.Matsui, "Bayesian Network that Learns Conditional Probabilities by Neural Networks", *Progress in Connectionist-Based Information Systems, vol.1*, 1997, pp.584-587.

[10] N.Vlassis and B.Krose, "Robot environment modeling via principal component regression", *proc. of Int.conf. on Intelligent Robots and Systems*, 1999,*to appear*.

[11] B.Krose and R.Bunschoten, "Probabilistic localization by appearance models and active vision", *proc. of Int.conf. on Robotics and Automation* 1999, *to appear*.

[12] N.Vlassis, Y.Motomura, and B.Krose, "An Information-theoretic localization criterion for robot map building", *ACAI '99*, 1999, *to apear*.