

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

なぞり運動における習熟メカニズムの バイオミメティクスの応用

Impedance Proficiency and Internal Model Reliability in Motor Learning

1715038 清水 豪士

富山県立大学 情報基盤工学講座
t715038@st.pu-toyama.ac.jp

Conference room, 10:00-12:00 Friday, January 15, 2020,
Toyama Prefectural University.

1.1 本研究の背景

背景

近年, バイオミメティクスといわれる科学技術が発展してきている。しかし, 主に昆虫や動物, 植物に関しての模倣が主に行われていて, 人間に関してのものは少ないのが現状である。人間の模倣を行うことができれば, AI やロボットなどのシステム制御の部分に活かすことができるのではないかと考える。



図 1: バイオミメティクスの例

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

1.2 本研究の目的

目的

- なぞり運動実験で取得した様々なデータを用いて、インピーダンスパラメータである腕の慣性、粘性、剛性行列を算出する。
- 算出したインピーダンスパラメータを用いて、内部モデルの信頼度を算出する。

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

2.1 運動学習

運動学習

- 運動学習とは、「運動学習とは熟練した行動を作り出す能力における比較的永続した変化へと続く練習もしくは経験に関連する一連の過程」と定義されている。
- 運動学習では、どのように関節を動かせば効率良く運動ができるか、などといった知識を得ただけでは運動スキルを習得することはできなく、実際に効率良く運動させることができない限り”運動学習した”とはいうことができない。

内部モデル

- 人間は、運動を初めて行ったときと慣れたときとを比較すると、慣れたときの方がより効率的に身体を動かすことができる。
それは、「内部モデル」といわれる外界の仕組みを反映する「モデル」が、学習によって脳内に獲得されているからである。

2.1 鏡映描写課題

鏡映描写課題

- 鏡に映った自分の手の像を見ながら図形をペンでなぞる課題.
- 手を動かしたときに, 動かす対象物が反転して動くため, うまく図形をなぞるのは難しい.
- しかし, 何度も練習を繰り返していると, 次第に手とその鏡像の動きの関係が学習され, 素早く間違わずになぞることが出来るようになる.

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

2.1 PsychoPy

PsychoPy

- PC を使って心理学実験を行うためのツール.
- 刺激画像の表示時間の指定をしたり、刺激画像が表示されてからのボタンを押すまでの反応時間を記録するといったことができる.
- Python というプログラミング言語を用いて PC に指示を出す.

Builder

- プログラムを書かず、アイコンを配置することで実験を作成できる.
- 作成した実験は Python のスクリプトに変換できる.

Coder

- Builder で作った部分をコード化してくれる.
- 直接コードを書くことができる.
- Builder でできない部分を自分で記述できる.

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

運動學習

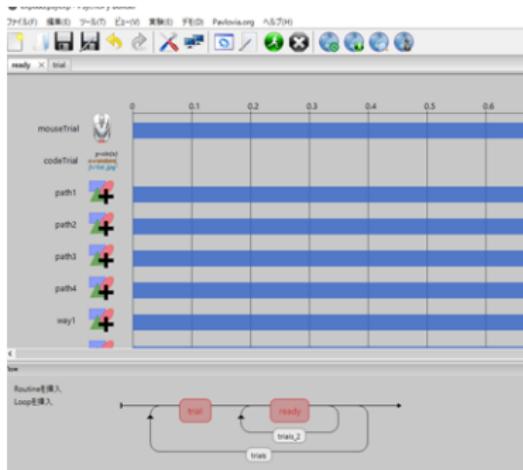


図 2: Builder

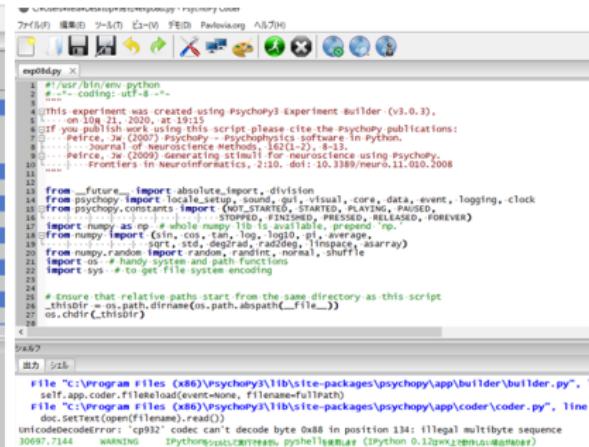


図 3: Coder

2.1 実験

実験概要

鏡映描写課題と類似の課題(なぞり運動)をPCで実現させる。

実験条件

- 四角の形をなぞる
- 15回を1セット
- 上下反転
(鏡映描写課題の再現)
- データの取得間隔は一定

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

2.1 実験

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

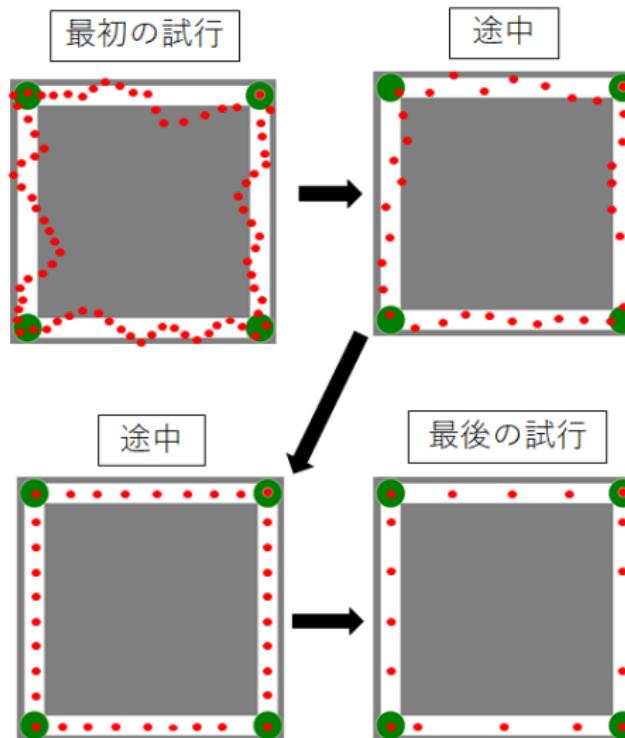


図 4: 実験

2.2 人間制御者の数学モデル

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

人間の推定機能がカルマンフィルタの情報処理機構に非常によく似た傾向を示す。

また、人間の推定機能の大きな特徴として、人間は過去の値、特に直前の変化率を大きな情報源として推定していることが明らかになっている。

そのため、目標点が特定の傾向を持って変化する場合は推定も非常に良いが、変化率が大きく変動する場合には人間はそれを過大評価してしまい、推定精度が低下してしまう。

1

¹長町 三生、畠 正二、秀衡美代次、中村 正樹、田辺 万巳、"カルマンフィルタと人間の推定機能の比較に関する研究", 人間工学, Vol. 14, No. 3, pp.133-138, 1978.

2.3 インピーダンス制御

対象物に接触して作業を行う場合、対象物からの拘束にしたがって位置だけでなく力の制御が必要となる。

インピーダンス制御

- 対象物からみたマニピュレータの手先の動特性であつ慣性行列、粘性行列、剛性行列を望ましい値に設定しようとするもので、位置と力の制御を必要とする接触作業に有効である。
- 適切なインピーダンスの設定法は一般的に記述することは容易ではない。

ニューラルネットを用いることで、インピーダンスを学習する方法がある²。
作業に適するインピーダンス制御を実現する制御入力は

$$F_{act} = \ddot{x}_d + M_d^{-1}(F_d - F_{int} - K_d dx - B_d d\dot{x}) \quad (1)$$

となる。

²辻 敏夫, 西田 正孝, 伊藤 宏司, “ニューラルネットによるインピーダンスパラメータの繰返し学習”, 計測自動制御学会論文集, Vol. 28, No. 12, pp.1461-1468, 1992.

3.1 内部モデルの獲得

内部モデルを獲得する運動学習のスキームとして、フィードバック誤差学習というものがある³.

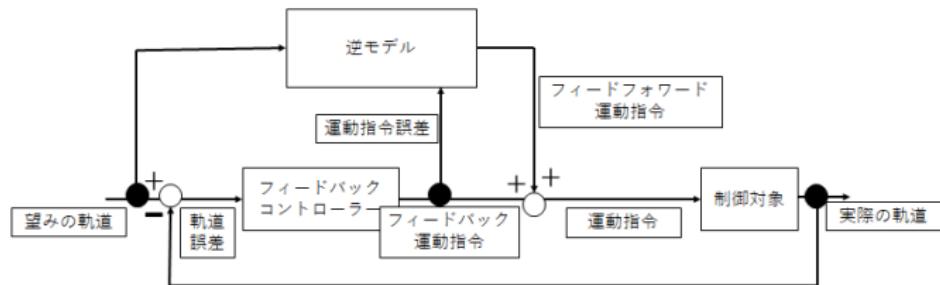


図 5: フィードバック誤差学習

フィードバック誤差学習

- 生体の運動学習モデル.
- 運動系の逆システムを脳が学習し、フィードバックのみでは困難な動作をフィードフォワードで実現する仕組みである.

³川人 光男, “小脳の内部モデルと運動学習”, 計測と制御, Vol. 33, No. 4, pp.296-303, 1994.

3.2 内部モデルの信頼度

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

「内部モデルの信頼度」とは、内部モデルの適応の進み具合をシステム内部で評価したものである。

人間は、目標行動に慣れるに従って身体の動きを大きくしていく。
このように、慣れに応じて適切な運動指令を生成するためには、内部モデルの適応の進み具合を評価する必要がある。

内部モデルの適応はパラメータの推定に相当する。

パラメータに関する先駆分布 π_{t-1} を実際に得られた運動結果を用いて更新し、事後分布 π_t を得ることにする。

具体的には、身体が位置 \mathbf{x}_t にある状況で運動指令 m_t を発した時身体が d_t だけ動いた場合、パラメータベクトルの分布を次式に従って更新する。⁴

$$\begin{aligned}\pi_t(\xi) &= \frac{P(d_t|\xi)\pi_{t-1}(\xi)}{P(d_t)} \\ &= \frac{P(d_t|\xi; \mathbf{x}_t, m_t)}{\int P(d_t|\xi'; \mathbf{x}_t, m_t)\pi_{t-1}(\xi')d\xi'}\pi_{t-1}(\xi)\end{aligned}$$

⁴阪口 豊, “内部モデルの信頼度に基づく運動計画アルゴリズム”,
電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol. J79-D-II, No.2, pp.248-256, 1996.

3.3 カルマンフィルタ

カルマンフィルタは、状態空間モデルにおいて、内部の見えない「状態」を効率的に推定するための計算手法のことである。

「観測値」と「状態」というように分類をして、現象をモデル化するという考え方のことを状態空間モデルと呼び、状態空間モデルでは、内部に2つの方程式をもつ。

観測方程式

「観測値」を得る方程式

「状態」から「観測値」を得る方程式

状態方程式

「状態」を得る方程式

「状態」は前期の「状態」から計算するもの

しかし、現実世界では両方の方程式にノイズが含まれる。

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

4.1 習熟の検出方法

なぞり運動実験を行ったとき、誤差の推移を実験での習熟の目安とする。

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

誤差の定義

- 取得した座標から各辺に垂線を引いたとき、各辺と垂線との交点と取得した座標との距離
- 左上、左下、右下、右上の部分は垂線を引くのは難しいので、四角の角部分と取得した座標の間の距離

本研究では、上記で定義した2つの条件を足したもの誤差として取り扱う。

4.1 習熟の検出方法

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

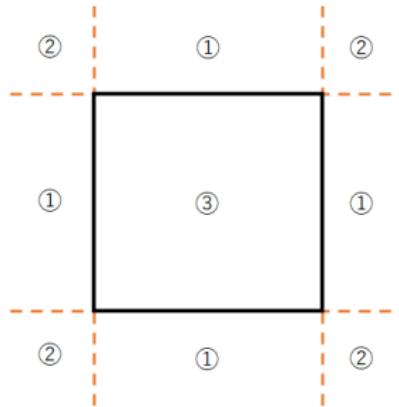


図 6: 誤差の求め方

誤差の定義

- ①の場合：取得した座標から垂線を引き、四角の各辺との距離を求める。
- ②の場合：取得した座標と四角の角部分との距離を求める。
- ③の場合：取得した座標から垂線を引き、四角の各辺との距離を求める。

4.1 習熟の検出方法

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

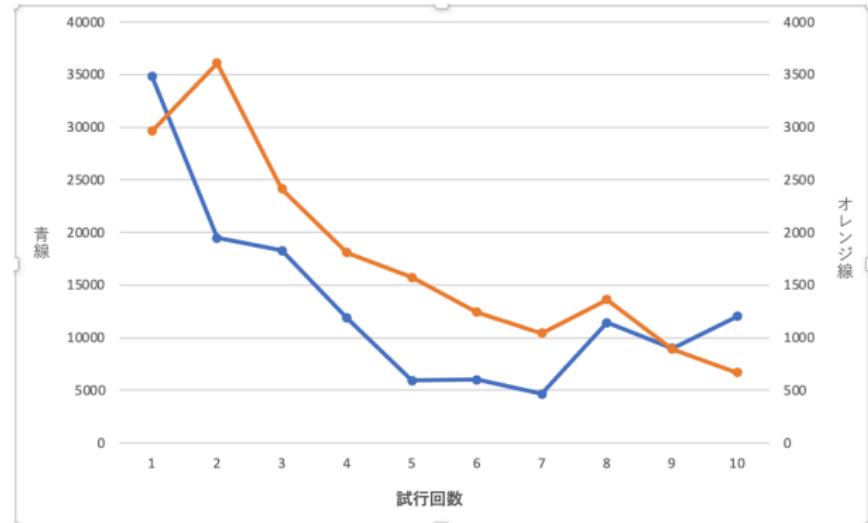


図 7: 誤差の推移とデータ総数の推移

オレンジ線：データ総数の推移 青線：誤差の推移

両方ともスタートと比べると明らかに少なくなっている。

4.1 習熟の検出方法

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

なぞり運動実験で取得した座標データをもとに速度、加速度データを取得した。

求め方を以下に示す。

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 & \frac{dt^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt & 0 & \frac{dt^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & dt \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ \dot{x}_{k-1} \\ \dot{y}_{k-1} \\ \ddot{x}_{k-1} \\ \ddot{y}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

(2) より

$$x_k = x_{k-1} + dt \cdot \dot{x}_{k-1} + \frac{dt^2}{2} \cdot \ddot{x}_{k-1} \quad (3)$$

$$\dot{x}_k = \dot{x}_{k-1} + dt \cdot \ddot{x}_{k-1} \quad (4)$$

が求められる。

4.1 習熟の検出方法

(3) 式に, $k = k + 1$ を代入すると

$$x_{k+1} = x_k + dt \cdot \dot{x}_k + \frac{dt^2}{2} \cdot \ddot{x}_k \quad (5)$$

となり, (3) 式と (5) 式を計算すると

$$x_{k+1} - x_k = x_k - x_{k-1} + dt(\dot{x}_k - \dot{x}_{k-1}) + \frac{dt^2}{2}(\ddot{x}_k - \ddot{x}_{k-1}) \quad (6)$$

となる. ここで, (6) 式に (4) 式を代入し, 式変換すると

$$\begin{aligned} x_{k+1} - 2x_k + x_{k-1} &= \frac{dt^2}{2}(\ddot{x}_k + \ddot{x}_{k-1}) \\ \ddot{x}_k &= \frac{2(x_{k+1} - 2x_k + x_{k-1})}{dt^2} - \ddot{x}_{k-1} \end{aligned} \quad (7)$$

以上より, x 座標の速度を求める式は (4) 式, 加速度を求める式は (7) 式である.

y 座標も同様の処理を行うことで速度, 加速度を求めることができる.

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

4.2 内部モデルの信頼度の算出

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

内部モデルの信頼度 β を考慮したカルマンフィルタによる推定を行う。
 β がどのように変化するのかを確認する。

状態方程式

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}(t)\mathbf{w}(t) \quad (8)$$

観測方程式

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (9)$$

で表される可制御, 可観測な線形離散時間系を考える。

4.2 内部モデルの信頼度の算出

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |X|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \bar{x})^T X^{-1} (x - \bar{x}) \right\} \quad (10)$$

$$p(y|x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |W|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (y - (Cx + \bar{w}))^T W^{-1} (y - (Cx + \bar{w})) \right\} \quad (11)$$

$$p(y) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |W + CXC^T|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (y - \bar{y})^T (W + CXC^T)^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \quad (12)$$

とする。

4.2 内部モデルの信頼度の算出

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

条件付き確率密度関数 $p(\mathbf{x}(t)|\mathbf{Y}(t))$

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} = \frac{p(xy)}{\int p(xy)dx} \quad (13)$$

を内部モデルの信頼度 β を考慮すると以下のようになる.

$$p(x|y) = \frac{p(xy)^\beta}{\int p(xy)^\beta dx} \quad (14)$$

4.2 内部モデルの信頼度の算出

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

$$p(x|y) = \frac{p(xy)^\beta}{\int p(xy)^\beta dx}$$

の分子部分

$$\begin{aligned}
 p(xy)^\beta &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{\beta m} |W|^\beta}} \exp \left\{ -\frac{\beta}{2} (y - (Cx + \bar{w}))^T W^{-1} (y - (Cx + \bar{w})) \right\} \\
 &\times \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{\beta n} |X|^\beta}} \exp \left\{ -\frac{\beta}{2} (x - \bar{x})^T X^{-1} (x - \bar{x}) \right\} \tag{15}
 \end{aligned}$$

分母の

$$\int p(xy)^\beta dx$$

は後で処理するのでそのまま

4.2 内部モデルの信頼度の算出

(15) 式の指数部分に着目する.

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

$$\begin{aligned}
 & (y - (Cx + \bar{w}))^T W^{-1} (y - (Cx + \bar{w})) + (x - \bar{x})^T X^{-1} (x - \bar{x}) \\
 &= ((y - \bar{y}) - C(x - \bar{x}))^T W^{-1} ((y - \bar{y}) - C(x - \bar{x})) + (x - \bar{x})^T X^{-1} (x - \bar{x}) \\
 &= (y - \bar{y})^T W^{-1} (y - \bar{y}) + (x - \bar{x})^T (X^{-1} + C^T W^{-1} C) (x - \bar{x}) \\
 &\quad - 2(x - \bar{x})^T C^T W^{-1} (y - \bar{y})
 \end{aligned} \tag{16}$$

と変形できる.

ここで,

$$P^{-1} = X^{-1} + C^T W^{-1} C \tag{17}$$

とおくと, (15) 式は変換できる.

4.2 内部モデルの信頼度の算出

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

$$\begin{aligned}
 (15) &= \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\}^T P^{-1} \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \\
 &= (x - \bar{x})^T P^{-1} (x - \bar{x}) - 2(x - \bar{x})^T P^{-1} PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \\
 &\quad + (y - \bar{y})^T W^{-1} CPP^{-1} PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \\
 &= (x - \bar{x})^T P^{-1} (x - \bar{x}) - 2(x - \bar{x})^T C^T W^{-1} (y - \bar{y}) \\
 &\quad + (y - \bar{y})^T W^{-1} CPC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \tag{18}
 \end{aligned}$$

ここで、

$$\begin{aligned}
 W^{-1} - W^{-1} CPC^T W^{-1} &= (W + CXC^T)^{-1} \\
 z &= \bar{x} + PC^T W^{-1} (y - \bar{y})
 \end{aligned}$$

とおく

4.2 内部モデルの信頼度の算出

(18) 式を変形させると

$$\begin{aligned}
 (18) &= \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\}^T P^{-1} \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \\
 &\quad - (y - \bar{y})^T W^{-1} CPC^T W^{-1} (y - \bar{y}) + (y - \bar{y})^T W^{-1} (y - \bar{y}) \\
 &= \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\}^T P^{-1} \left\{ (x - \bar{x})^T - PC^T W^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \\
 &\quad + (y - \bar{y})^T (W^{-1} - W^{-1} CPC^T W^{-1}) (y - \bar{y}) \\
 &= (x - z)^T P^{-1} (x - z) + (y - \bar{y})^T (W + CXC^T)^{-1} (y - \bar{y}) \tag{19}
 \end{aligned}$$

ここで $|Q^{-1}| = |Q|^{-1}$ の考え方を適用すると,

$$\begin{aligned}
 |P| &= |X||W||(W + CXC^T)^{-1}| \\
 |X|^\beta |W|^\beta &= |P|^\beta |(W + CXC^T)|^\beta = |P|^\beta |(W + CXC^T)|^\beta \\
 &= \left| \frac{P}{\beta} \right| \beta |P|^{(\beta-1)} \left| \frac{W + CXC^T}{\beta} \right| \beta |W + CXC^T|^{(\beta-1)}
 \end{aligned}$$

4.2 内部モデルの信頼度の算出

ここで (14) 式の $p(xy)^\beta$ に着目する.

$$\begin{aligned}
 p(xy)^\beta &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{\beta m} |W|^\beta}} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^{\beta n} |X|^\beta}} \\
 &\quad \times \exp \left[-\frac{\beta}{2} \left\{ (x - z)^T P^{-1} (x - z) + (y - \bar{y})^T (W + C X C^T)^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \right] \\
 &= \frac{1}{\beta \sqrt{(2\pi)^{(\beta-1)(n+m)} (|P||W + C X C'|)^{(\beta-1)}}} \\
 &\quad \times \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m \left| \frac{W + C X C'}{\beta} \right|}} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \left| \frac{P}{\beta} \right|}} \\
 &\quad \times \exp \left[-\frac{1}{2} \left\{ (x - z)^T \left(\frac{P}{\beta} \right)^{-1} (x - z) + (y - \bar{y})^T \left(\frac{W + C X C^T}{\beta} \right)^{-1} (y - \bar{y}) \right\} \right]
 \end{aligned}$$

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

4.2 内部モデルの信頼度の算出

ここで (14) 式の分母部分に着目する.

$$\begin{aligned}
 \int p(xy)^\beta dx &= \frac{1}{\beta \sqrt{(2\pi)^{(\beta-1)(n+m)} (|P||W + CXC'|)^{(\beta-1)}}} \\
 &\times \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m \left| \frac{W + CXC'}{\beta} \right|}} \\
 &\times \exp \left[-\frac{1}{2} (y - \bar{y})' \left(\frac{W + CXC'}{\beta} \right)^{-1} (y - \bar{y}) \right] (21)
 \end{aligned}$$

4.2 内部モデルの信頼度の算出

以上より、(20) 式 (21) 式を (14) 式に代入すると

$$\begin{aligned}
 p(x|y) &= \frac{p(xy)^\beta}{\int p(xy)^\beta dx} \\
 &= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \left| \frac{P}{\beta} \right|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - z)^T \left(\frac{P}{\beta} \right)^{-1} (x - z) \right] \quad (22)
 \end{aligned}$$

となる。

以上より、 β が小さいときは影響をあまり及ぼさないが、 β が大きいときは強く影響を及ぼすことがわかる。

また、 $\beta = 1$ のときは、従来のカルマンフィルタと一致する。

4.3 インピーダンス推定

作業に適したインピーダンスを実現する制御入力は (1) 式より,

$$\begin{aligned} U &= \ddot{x}_d + M_d^{-1}(F_d - F_{int} - K_d dx - B_d d\dot{x}) \\ &= \ddot{x}_d + M_d^{-1}(F_d - F_{int}) - M_d^{-1}(K_d dx + B_d d\dot{x}) \end{aligned} \quad (23)$$

となる. (F_{act} を U と置き換えてある)

このとき, $dx = x - x_d$ である.
(x_d は目標位置, x は現在位置)

$U = \ddot{x}$ と単純化でき, この処理を施すと (23) 式は以下のように変形できる.

$$\ddot{x} = \ddot{x}_d + M_d^{-1}(F_d - F_{int}) - M_d^{-1}K_d(x - x_d) - M_d^{-1}B_d(\dot{x} - \dot{x}_d) \quad (24)$$

4.3 インピーダンス推定

(24) 式は、以下のように変形できる。

$$\begin{aligned}
 \ddot{x} &= \begin{bmatrix} -M_d^{-1}K_d & -M_d^{-1}B_d & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -M_d^{-1}K_d & -M_d^{-1}B_d & 1 & M_d^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d \\ \dot{x}_d \\ \ddot{x}_d \\ F_d - F_{int} \end{bmatrix} \quad (25)
 \end{aligned}$$

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに

5.1 数値実験

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
数値実験ならびに
考察
おわりに

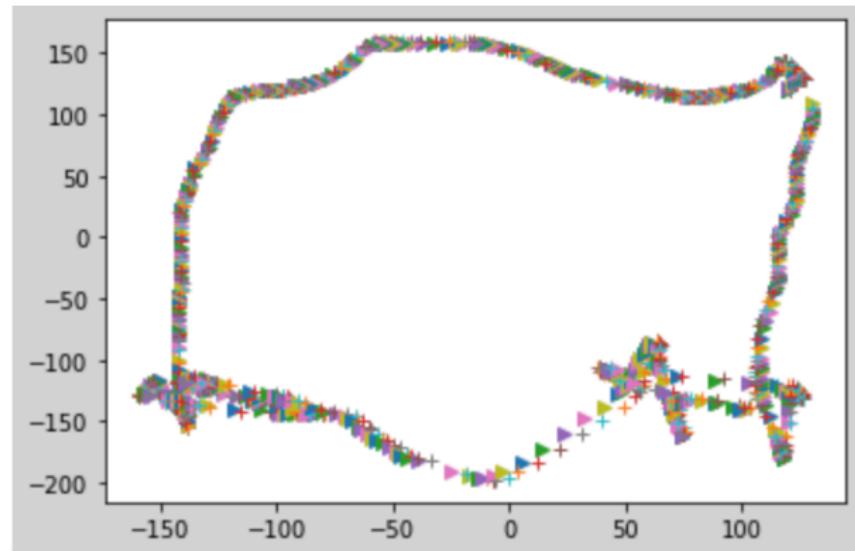


図 5: β なし

*マークは観測値, +マークは予測値である.

6. おわりに

まとめ

- 提案手法部分に取り組んだ.

課題

- スライドを進めていく
- 本論を進めていく.
- beamer に式をどう収めるか.
- 数式の部分の説明をちゃんとできるようにする.

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

数値実験ならびに
考察

おわりに