

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

Teams, 14:30-15:30 Monday, February 15, 2021,
Toyama Prefectural University.

1.1 本研究の背景

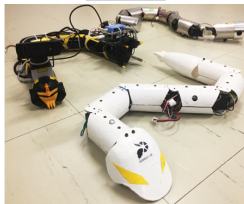
2/16

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。
- 主に昆虫や動物、植物に関する模倣が主に行われていて、人間に関する模倣は少ないのが現状である。

バイオミメティクスの例

ヘビの動き



ヘビの多関節な構造を模倣し、ロボットを開発。
従来のロボットではできない自由な動きが可能。

クモの糸



同じ太さなら鋼鉄製のものより強度があり、
ナイロンより高い伸縮性を持つクモの糸を
人工生産し、ジャケットなどに応用

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

実験結果ならびに
考察

おわりに

1.2 本研究の目的

3/16

目的

- 人間の習熟のメカニズムを解明し、工学的に応用する.
- 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.

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

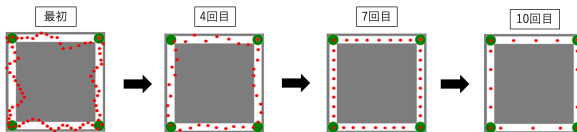


図 2: バイオミメティクスの例

2.1 知覚運動学習と心理学実験

4/16

知覚運動学習

- 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。

PsychoPy による心理学実験

- 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。

2.2 人間制御者の数学モデル

5/16

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。

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。

目標点が特定の傾向を持って変化する場合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。

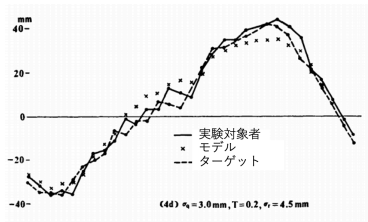


図 2: 刺激・人間御制者・モデル結果の比較

¹長町 三生, 畝 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とインピーダンス

6/16

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

おわりに

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 (M_d), 粘性行列 (B_d), 剛性行列 (K_d) 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.

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

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

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

7/16

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。

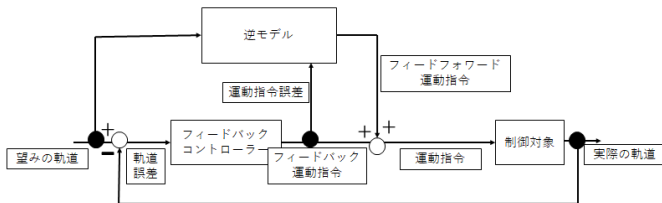


図 5: フィードバック誤差学習

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

8/16

「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。

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

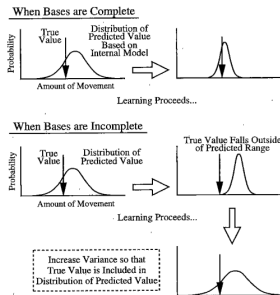


図 6: 内部モデルの分散の制御

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 カルマンフィルタによる状態推定

9/16

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。

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

おわりに

状態方程式

$$\mathbf{x}_k = F_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_k + G_k \mathbf{w}_k$$

観測方程式

$$\mathbf{z}_k = H_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k$$

F_k は、システムの時間遷移に関する線形モデル。

\mathbf{u}_k は制御入力。

G_k は時間遷移に関する雑音 (process noise) モデルの行列

\mathbf{w}_k はその雑音

H_k は状態空間を観測空間に線形写像する役割を担う観測モデル

\mathbf{v}_k は 雑音

予測

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = F_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{u}_k \quad (\text{今の時刻の予測推定値})$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + G_k Q_k G_k^T \quad (\text{今の時刻の予測誤差行列})$$

更新

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - H_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (\text{観測残差、innovation})$$

$$S_k = R_k + H_k P_{k|k-1} H_k^T \quad (\text{観測残差の共分散})$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (\text{最適 カルマンゲイン})$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k \mathbf{e}_k \quad (\text{更新された状態の推定値})$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (\text{更新された誤差の共分散})$$

4.1 習熟の検出方法 1

10/16

はじめに
運動学習
内部モデル
提案手法
実験結果ならびに
考察
おわりに

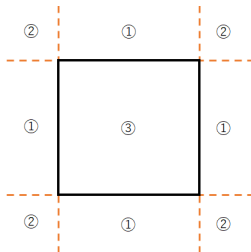


図 8: 誤差の求め方

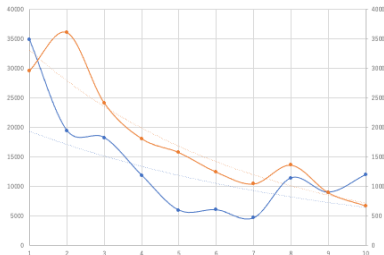


図 9: 誤差の推移とデータの推移

誤差の計算

- ①：座標と四角の各辺との距離
- ②：座標と四角の角部分との距離
- ③：①と同様

4.1 習熟の検出方法 2

11/16

座標を取得できれば速度、加速度を取得できる。
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

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

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

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

が求められる。

y 座標も同様に求められる。

4.2 内部モデルの信頼度の算出

12/16

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

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} = \frac{p(xy)}{\int p(xy)dx} \quad (6)$$

(7)

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.

$$p(x|y)^\beta = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \left| \frac{P}{\beta} \right|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x-z)^T \left(\frac{P}{\beta} \right)^{-1} (x-z) \right] \quad (8)$$

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.

$\beta = 1$ のときは, 従来のカルマンフィルタと一致する.

$$P0 = \frac{P}{\beta}$$

4.3 インピーダンス推定

13/16

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

おわりに

5.1 実験概要および結果

14/16

動画

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

おわりに

5.2 考察

15/16

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

おわりに

6. おわりに

16/16

はじめに

運動学習

内部モデル

提案手法

実験結果ならびに
考察

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.
- 数式の部分の説明をちゃんとできるようにする.