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

大森 一輝

富山県立大学　情報基盤工学講座
t915015@st.pu-toyama.ac.jp

April 12, 2022

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．
・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，人間に関しての模倣は少ないのが現状である．

図 1: バイオミメティクスの例

1.2 本研究の概要

目的

・人間の習熟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.

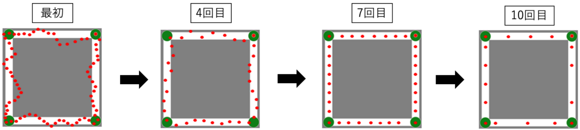


図 2: 鏡映描写課題

2.1 知覚運動学習と心理学実験

知覚運動学習

・運動学習とは，「運動学習とは熟成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．
・運動学習とは，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．

2.2 人間性御者の数学モデル

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，特に直前の変化率が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は推定も良いが，推定制度が低下してしまう [1].

実験の流れ

1：目標点としてsin波を基本とし，外乱を加えたものを実験対象者に提示する.

2：実験対象者にあらかじめ目標点の一部を観測させる.

3：それを基に実験対象者は次の点を推定していく.

4：対象者ごとに外乱である分散を変更させる.

5：この試行を繰り返し，人間の推定機能とカルマンフィルタによるモデルを比較する.

図 3: 実験の流れ

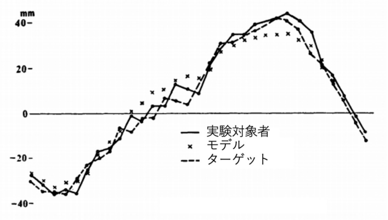


図 4: 刺激・人間御制者・モデル結果の比較 [1]

[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.

対象物に接触しているマニピュレーターの運動方程式は以下である．

$$\boldsymbol{M}(\theta)\ddot{\theta} + \boldsymbol{h}(\theta, \dot{\theta}) + \boldsymbol{g}(\theta) = \boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{J}^T(\theta)\boldsymbol{F}_{int}$$

$\boldsymbol{F}_{int}$ は $\boldsymbol{F}_{int} = \boldsymbol{M}_e\ddot{\boldsymbol{X}} + \boldsymbol{B}_e\dot{\boldsymbol{X}} + \boldsymbol{K}_e(\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}_e)$ のようにモデル化できる．
非線形補償

$$\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{h}(\theta, \dot{\theta}) + \boldsymbol{g}(\theta) + \boldsymbol{J}^T(\theta)\boldsymbol{F}_{int} + \boldsymbol{M}(\theta)\boldsymbol{J}^{-1}(\theta)[\boldsymbol{F}_{act} - \dot{\boldsymbol{J}}(\theta)\dot{\theta}]$$

を行うとダイナミクスは $\ddot{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{F}_{act}$ のように単純化される．
目標手先インピーダンスは，作業空間上で以下で記述できるものとする．

$$\boldsymbol{M}_d d\ddot{\boldsymbol{X}} + \boldsymbol{B}_d d\dot{\boldsymbol{X}} + \boldsymbol{K}_d d\boldsymbol{X} = \boldsymbol{F}_d - \boldsymbol{F}_{int}$$

目標インピーダンスを実現する制御入力 $\boldsymbol{F}_{act}$ は，以下となる．

$$\boldsymbol{F}_{act} = -\boldsymbol{M}_d^{-1}(\boldsymbol{B}_d d\dot{\boldsymbol{X}} + \boldsymbol{K}_d d\boldsymbol{X}) + \boldsymbol{M}_d^{-1}(\boldsymbol{F}_d - \boldsymbol{F}_{int}) + \ddot{\boldsymbol{X}}_d$$

$\boldsymbol{M}(\theta) \in \Re^{n\times n}$: 慣性行列，$\boldsymbol{h}(\theta, \dot{\theta}) \in \Re^{n\times 1}$: コリオリ力・遠心力，$\boldsymbol{g}(\theta) \in \Re^{n\times 1}$: 重力トルク，$\theta$: 関節角度，$\boldsymbol{\tau} \in \Re^{n\times 1}$: 関節トルク，$\boldsymbol{J}(\theta) \in \Re^{m\times n}$: ヤコビ行列，$\boldsymbol{F}_{int} \in \Re^{n\times 1}$: 手先に作用する力，$\boldsymbol{M}_e \in \Re^{m\times m}$: 慣性，$\boldsymbol{B}_e \in \Re^{m\times m}$: 粘性，$\boldsymbol{K}_e \in \Re^{m\times m}$: 剛性，$\boldsymbol{X} \in \Re^{m\times 1}$: 手先位置，$\boldsymbol{X}_e \in \Re^{m\times 1}$: 対象物の平衡点の位置，$\boldsymbol{F}_{act} \in \Re^{m\times 1}$: 作業空間で表現した制御入力，$\boldsymbol{M}_d \in \Re^{m\times m}$: 目標慣性行列，$\boldsymbol{B}_d \in \Re^{m\times m}$: 目標粘性行列，$\boldsymbol{K}_d \in \Re^{m\times m}$: 目標剛性行列，$d\boldsymbol{X} = \boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}_d$ とし，$\boldsymbol{X}_d \in \Re^{m\times 1}$: 目標軌道，$\boldsymbol{F}_d \in \Re^{m\times 1}$ は目標手先力を表す．

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 [2].

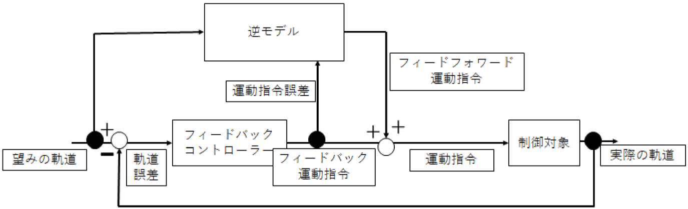


図 5: フィードバック誤差学習

フィードバック誤差学習

・誤差情報をフィードバックすることによって内部モデルが修正され，徐々に正確なフィードフォワード運動指令を出力する内部モデルが生成される．
・運動系の逆モデルを脳が学習し，フィードバックのみでは困難な動作をフィードバックフォワードで実現する仕組みである．

[2] 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

「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，内部モデルの適応進み具合を評価する必要がある [3].

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

$\boldsymbol{x}_t$: 身体の位置，m_t: 運動指令，d_t: 身体の移動量，
$\pi_{t-1}(\xi)$: パラメータに関する先験分布，
$\pi_t(\xi)$: 更新した事後分布，ξ: パラメータベクトル

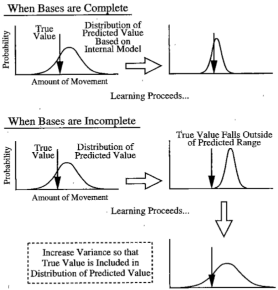


図 6: 内部モデルの分散の制御

[3]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

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．

状態方程式: $\boldsymbol{x}_k = F_k \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{u}_k + G_k \boldsymbol{w}_k$

観測方程式: $\boldsymbol{z}_k = H_k \boldsymbol{x}_k + \boldsymbol{v}_k$

予測

$$
\begin{aligned}
\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} &= F_k \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1|k-1} + \boldsymbol{u}_k \\
P_{k|k-1} &= F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + G_k Q_k G_k^T
\end{aligned}
$$

更新

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{e}_k &= \boldsymbol{z}_k - H_k \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} \\
S_k &= R_k + H_k P_{k|k-1} H_k^T \\
K_k &= P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \\
\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} &= \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + K_k \boldsymbol{e}_k \\
P_{k|k} &= (\boldsymbol{I} - K_k H_k) P_{k|k-1}
\end{aligned}
$$

F_k: 時間遷移に関する線形モデル，$\boldsymbol{x}_k$: 状態ベクトル，$\boldsymbol{u}_k$: 制御入力，G_k: 雑音モデルの行列，$\boldsymbol{w}_k$: 雑音，H_k: 観測モデル，$\boldsymbol{v}_k$: 雑音，$\boldsymbol{e}_k$: 観測残差，S_k: 観測残差の共分散，K_k: 最適カルマンゲイン，$\hat{\boldsymbol{x}}$: 状態の予測推定値，P_k: 予測誤差行列 である．

TOYAMA Prefectural University

4.1 習熟の検出方法

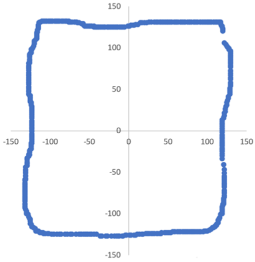


図 7　なぞり書きの軌跡

座標を取得できれば以下の式から速度，加速度を取得できる．

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

Δ: データの取得間隔時間，x, y: 位置，$\dot{x}, \dot{y}$: 速度，$\ddot{x}, \ddot{y}$: 加速度 である．

4.2 内部モデルの信頼度の算出

条件付き確率密度関数は以下の式である．

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

ここで，$\boldsymbol{x} \in \Re^{n\times 1}$: 状態ベクトル，$\boldsymbol{y} \in \Re^{l\times 1}$: 観測ベクトルである．

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

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

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

ここで，$\bar{\boldsymbol{x}} \in \Re^{n\times 1}$: $\boldsymbol{x}$ の予測値，$\bar{\boldsymbol{y}} \in \Re^{l\times 1}$: $\boldsymbol{y}$ の予測値，$\bar{\boldsymbol{w}} \in \Re^{p\times 1}$: 観測ノイズ，$\boldsymbol{W} \in \Re^{n\times n}$: 共分散，$\boldsymbol{C} \in \Re^{n\times p}$: 観測行列，$\boldsymbol{M} \in \Re^{m\times m}$: 共分散行列である．

条件付き確率密度関数に内部モデルの信頼度 β を考慮すると

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

$$\boldsymbol{z} = \bar{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{PC}^T\boldsymbol{W}^{-1}(\boldsymbol{y}-\bar{\boldsymbol{y}}), \qquad \beta = \frac{|\boldsymbol{P}_k|}{|\boldsymbol{P}|}$$

4.3 インピーダンス推定

$$\boldsymbol{M}_d^{-1}\boldsymbol{K}_d = \begin{bmatrix} a1 & a2 \\ a3 & a4 \end{bmatrix}, \boldsymbol{M}_d^{-1}\boldsymbol{B}_d = \begin{bmatrix} b1 & b2 \\ b3 & b4 \end{bmatrix}, \boldsymbol{M}_d^{-1} = \begin{bmatrix} c1 & 0 \\ 0 & c2 \end{bmatrix}$$

と表す． $\boldsymbol{M_d}$: 慣性行列，$\boldsymbol{B}_d$: 粘性行列，$\boldsymbol{K}_d$: 剛性行列 である．

$$\begin{aligned} \ddot{x}_{t+1} &= a1(x_{t+1} - x_t) + a2(y_{t+1} - y_t) + b1(-\dot{x}_t) + b2(-\dot{y}_t) \\ \ddot{y}_{t+1} &= a3(x_{t+1} - x_t) + a4(y_{t+1} - y_t) + b3(-\dot{x}_t) + b4(-\dot{y}_t) \end{aligned}$$

以上の式を展開した式をそれぞれ回帰分析にかけ，偏回帰係数を求める．回帰分析で得られる切片をそれぞれ s_x, s_y とし，回帰モデルで予測される加速度をそれぞれ $\ddot{x}_f, \ddot{y}_f$ とすると $c1, c2$ を求める指揮は以下にようになる．

$$\begin{aligned} c1 &= s_x + (\ddot{x}_{t+1} - \ddot{x}_f) \\ c2 &= s_y + (\ddot{y}_{t+1} - \ddot{y}_f) \end{aligned}$$

求めた $c1, c2$ と偏回帰係数を用いて慣性行列，粘性行列，剛性行列を算出する．

5.1 研究の進捗

はじめに
バイオミメティクスによる制御
内部モデルによる習熟メカニズム
提案手法
進捗
まとめ

新規性

インピーダンス算出の際の負の値について考えた.

課題

・インピーダンスの計算アルゴリズムの改善.
・脳波のどの成分が学習と関連するのか.
・信頼度の高い結果を得る.

考察

インピーダンスが負の値を取ることについて, 速度と加速度の計算を改め, 時間の変化量を新たに取り入れて計算した. それでも負の値は出るので, 力がそれぞれの軸に対して逆方向に加わるときに負の値をとるのではないかと考える.

5.2 速度, 加速度

速度, 加速度の計算方法

速度

$$\Delta v_t = \frac{x_{t+1} - x_t}{\Delta t}$$

加速度

$$\Delta a_t = \frac{v_{t+1} - v_t}{\Delta t}$$

時間変化

$$\Delta t_n = t_{n+1} - t_n \ (n \text{ はデータ数とする.})$$

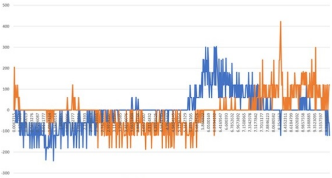


図8　速度の推移

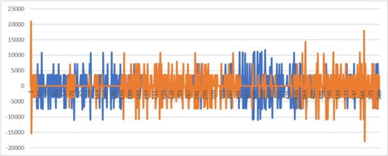


図9　加速度の推移

5.3 慣性行列

波形

慣性行列の x 成分と y 成分の推移を図に示す．この波形はなぞり書き運動の力量をで示しており，波形が大きいところは力んでいることが分かる．

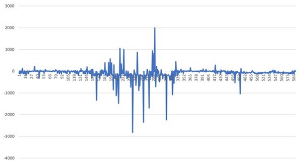


図10　x成分における慣性行列の推移

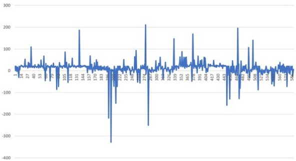


図11　y成分における慣性行列の推移

大きさ

慣性行列の各成分について大きさの平均値を計算すると，回数を重ねると小さくなることが確認できた．

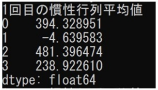


図12　1回目の平均値

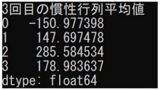


図13　3回目の平均値

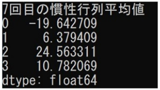
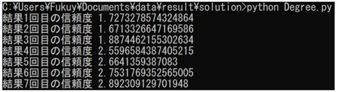


図14　7回目の平均値

5.4 信頼度

信頼度の算出

信頼度の算出結果を図に示す．回数を重ねるごとに数値が高くなっているので信頼度の高さを確認できた．



```
C:¥Users¥Fukuy¥Documents¥data¥result¥solution>python Degree.py
結果1回目の信頼度 1.7273278574324864
結果2回目の信頼度 1.6713326647169586
結果3回目の信頼度 1.8874462155302634
結果4回目の信頼度 2.5596584387405215
結果5回目の信頼度 2.6641359387083
結果6回目の信頼度 2.7531769352565005
結果7回目の信頼度 2.892309129701948
```

図15　信頼度の結果

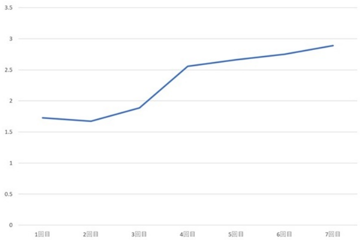


図16　信頼度のグラフ推移

まとめ

研究の内容

・知的運動学習を $PsychoPy$ を用いて心理学実験を行った.
・なぞり書き運動のインピーダンスを算出し, 人間の習熟メカニズムを解明した.

今後の展開

・インピーダンスの計算方法.
・脳波について勉強する.
・学習時に脳波のどの成分が関わっているかの調査.