

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

進捗報告

手先運動のインピーダンスと 足圧センサデバイスの開発

大森 一輝

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

August 2, 2022

1.1 本研究の背景と目的

2/18

背景

運動学習は「運動学習とは習熟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。人間は運動の知識だけでは運動スキルを習熟することはできなく、実際にその運動を行うことで「運動学習した」といえることがわかっている。昨今、足に障害を持った方が足場の悪い土壌での作業時に転倒してしまい怪我をするケースが起こっている。高齢者の場合、ひとつの転倒が骨折や感染症などの大きな怪我や病気に発展しかねない。

目的

農場などの足場が悪いところでも安全に作業ができるようにアシストを行う足圧センサデバイスを開発し、障害者や高齢者の方々へ歩行並びに就労支援を行う。

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

1.2 研究の概要

3/18

概要

足圧センサを組み込んだデバイスを開発しセンサデータを解析する。
歩行における運動学習時のインピーダンスパラメータを算出し、転倒事故の
防止につなげる。

健常者と障害者の歩行を比較し何が違うかを考察する。



図 1: 足圧センサデバイスの例, ショッククシューズ

はじめに

鏡映描写課題とイン
ピーダンスパラ
メータ

カルマンフィルタ
による内部モデル
の獲得

足圧センサデバイ
スの開発

進捗

まとめ

2.1 鏡映描写課題

4/18

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または指でなぞる運動。

PsychoPy による心理実験

PC を使って心理実験を行うツール。

刺激画像の表示時間の指定ができたり，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。

自分でプログラムを書いたり，プログラムが苦手な人はアイコンを配置することで簡単に実験を作成することができる。

本実験では上下反転させる設定で星形をなぞる試行をした。



図 2: PsychoPy の実験作成画面

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

2.2 インピーダンスパラメータ

5/18

ロボットにおけるインピーダンス制御

インピーダンス制御とは、ロボットの手先に外から力を加えた場合に生じる機械的なインピーダンス (慣性, 粘性, 剛性) を, 目的とする作業に適切な値に設定するための位置と力の制御方法である.

慣性行列

トルク (角運動量) は慣性モーメントと角加速度の比例関係にある. この関係性は剛体の回転運動におけるものであり, 並進運動における関係式は $F = ma$ の運動方程式となる.

粘性行列

物体は滑る運動をする際, 必ず摩擦力が生じる. なのでその力に抗うための力積が必要となる. 単位平方メートルあたりの力積を示したものが粘性行列である.

剛性行列

剛性はその物体の曲げやすさを示す. 単位平方メートルあたりに外部から力を加えることで物体は反力をもつ. その特徴量を剛性行列として与える.

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

2.3 インピーダンス制御

6/18

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。

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

F_{int} は $F_{int} = M_e\ddot{X} + B_e\dot{X} + K_e(X - X_e)$ のようにモデル化できる。
非線形補償

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

を行うとダイナミクスは $\ddot{X} = F_{act}$ 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。

$$M_d d\ddot{X} + B_d d\dot{X} + K_d dX = F_d - F_{int}$$

目標インピーダンスを実現する制御入力 F_{act} は、以下となる。

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

$M(\theta) \in \mathbb{R}^{n \times n}$: 慣性行列	$h(\theta, \dot{\theta}) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: コリオリ力・遠心力	$g(\theta) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: 重力トルク
θ : 関節角度	$\tau \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: 関節トルク	$J(\theta) \in \mathbb{R}^{m \times n}$: ヤコビ行列
$F_{int} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: 手先に作用する力	$M_e \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 慣性	$B_e \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 粘性
$K_e \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 剛性	$X \in \mathbb{R}^{m \times 1}$: 手先位置	$X_e \in \mathbb{R}^{m \times 1}$: 対象物の平衡点の位置
$F_{act} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$: 作業空間で表現した制御入力	$M_d \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 目標慣性行列	$B_d \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 目標粘性行列
$K_d \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 目標剛性行列	$X_d \in \mathbb{R}^{m \times 1}$: 目標軌道	$F_d \in \mathbb{R}^{m \times 1}$: 目標手先力
$dX = X - X_d$		

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

3.1 人間制御者の数学モデル

7/18

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。

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

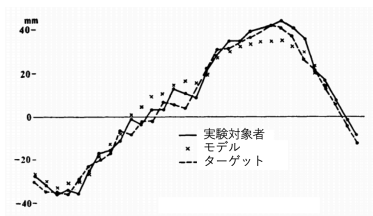


図 4: 刺激・人間御制者・モデル結果の比較 [1]

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.

3.2 内部モデルの信頼度

8/18

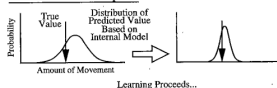
「内部モデルの信頼度」とは、内部モデルの適応の進み具合をシステム内部で評価したものである。

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²。

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

\mathbf{x}_t : 身体的位置	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

When Bases are Complete



When Bases are Incomplete

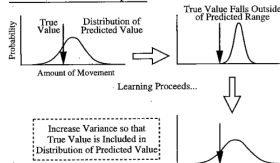


図 5: 内部モデルの分散の制御 [3]

² 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

9/18

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

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

予測

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = F_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{u}_k$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + G_k Q_k G_k^T$$

更新

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - H_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$$

$$S_k = R_k + H_k P_{k|k-1} H_k^T$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + K_k \mathbf{e}_k$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1}$$

F_k : 時間遷移に関する線形モデル	\mathbf{x}_k : 状態ベクトル	\mathbf{u}_k : 制御入力
G_k : 雑音モデルの行列	$\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k$: 雑音	H_k : 観測モデル
\mathbf{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
$\hat{\mathbf{x}}_k$: 状態の予測推定値	P_k : 予測誤差行列	

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

4.1 センサデバイス

10/18

システム設計

インソールに圧力センサ (*FSR402*) を 3 つ取り付け, そのデータを *Arduino nano* と *RaspberryPi Zero W* 用いて収集する. 集めたデータはネットワークを経由してサーバまたは *PC* に転送する.

バッテリーは *RaspberryPi* が出している *PiSugar2* を使う. バッテリー容量は 1200mAh で駆動時間はアイドリングでおよそ 9 時間, カメラモジュールの起動または動画の連続駆動でおよそ 4 時間となっており, 充電時間はおおよそ 30 分である.



図 6: *Arduino nano*



図 7: *RaspberryPi Zero W*



図 8: *PiSugar2*

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

4.2 内部モデルの信頼度の算出

11/18

条件付き確率密度関数は以下の式である.

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} = \frac{p(\mathbf{x}\mathbf{y})}{\int p(\mathbf{x}\mathbf{y})d\mathbf{x}}$$

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

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

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

$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: 状態ベクトル	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{l \times 1}$: 観測ベクトル	$\bar{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: \mathbf{x} の予測値
$\bar{\mathbf{y}} \in \mathbb{R}^{l \times 1}$: \mathbf{y} の予測値	$\bar{\mathbf{w}} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$: 観測ノイズ	$\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{n \times n}$: 共分散
$\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{n \times p}$: 観測行列	$\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 共分散行列	\mathbf{P}_k : カルマンフィルタの \mathbf{P}_k

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.

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

$$\mathbf{z} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{C}^T \mathbf{W}^{-1} (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}), \quad \beta = \frac{|\mathbf{P}_k|}{|\mathbf{P}|}$$

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

4.3 インピーダンス推定

12/18

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

と表す. \mathbf{M}_d : 慣性行列, \mathbf{B}_d : 粘性行列, \mathbf{K}_d : 剛性行列 である.

$$\ddot{x}_{t+1} = a1(x_{t+1} - x_t) + a2(y_{t+1} - y_t) + b1(\dot{x}_{t-1} - \dot{x}_t) + b2(\dot{y}_{t-1} - \dot{y}_t)$$

$$\ddot{y}_{t+1} = a3(x_{t+1} - x_t) + a4(y_{t+1} - y_t) + b3(\dot{x}_{t-1} - \dot{x}_t) + b4(\dot{y}_{t-1} - \dot{y}_t)$$

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.
回帰モデルで予測される加速度をそれぞれ \ddot{x}_f, \ddot{y}_f として $c1, c2$ を求める式は以下になる.

$$c1 = \ddot{x}_{t+1} - \ddot{x}_f$$

$$c2 = \ddot{y}_{t+1} - \ddot{y}_f$$

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.

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

やったこと

- ・ 足圧デバイスの作製
- ・ タッチエンス社のショッカクシューズの使用
- ・ 機械学習の勉強と利用

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

5.1 足圧デバイスの作製

15/18

完成品

先月から作っていたデバイスが両足分完成した。

今後の展開はこのセンサデバイスがどれだけの有効性があるかを実験を行いながら調査する。

テスト

圧力センサがきちんと作動しているかを確かめるため、iPhone8 を各センサに乗せた。どのセンサも同じ値を示したのでミスなく作成できたと考えられる。

今後はこのセンサデバイスを用いて歩く、立つ、走る、階段の昇降などの動作を行い、識別するシステムを試験的に作る。そのうち、このセンサデバイスから人物の特徴を識別できるシステムを開発する。

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

5.2 タッチエンス社のショッカクシューズの利用

16/18

データの収集

シューズにバッテリーを入れ、*Android* のスマートフォンと *BT* 接続することでデータを収集することができる。また、専用アプリによりタッチエンス独自 *AI* 解析で重心移動の軌跡やピッチ幅がわかる。

これらのデータはタッチエンス社のサーバに集められ、専用サイトにてデータを *CSV* でダウンロードすることができる。このデータを用いることで自分のデバイスと比較し、自作デバイスの有意性を確認することができる。すなわち、ショッカクシューズは今回の研究においては教科書のような役割を示す。

現状の課題

スマートフォンとショッカクシューズの *BT* 接続が頻繁に途切れるという問題が発生。

現在、知能ロボット工学科の野田先生やタッチエンスの方と連絡を取りながら対策を取っている。

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

5.3 機械学習の勉強と利用

17/18

機械学習の利用

人の歩行データを機械学習で解析し、行動識別するシステムを開発する方針。詳細はまだ考え中。

デモデータ

現在、サイトを参考にしながら 1600 本のワインの特徴と味を機械学習させ、未知のワインについて味を評価するアルゴリズムを作製している。
この考え方をを用いて何か歩行のデータに応用できないかと考えている。

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ

研究の内容

- ・センサデバイスを作製した.
- ・データを解析するアルゴリズムをどうするかを考えた.

今後の展開

- ・機械学習の勉強をして, デモデータを解析する.
- ・自作センサデバイスを用いて様々な歩行データを集める.
- ・足圧からわかる特徴量を調べる. 先行研究, 論文を調べる.
- ・ショッククシューズの修理を依頼する.

はじめに

鏡映描写課題とインピーダンスパラメータ

カルマンフィルタによる内部モデルの獲得

足圧センサデバイスの開発

進捗

まとめ