

福祉を目的とする機械学習を用いた 足元センシングによる転倒予防

大森 一輝

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

October 4, 2022

はじめに
運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連
足裏圧センサデバ
イス
提案手法
進捗
まとめ
記号一覧

1 本研究の背景と目的

2/23

背景

- ・高齢者の筋力の低下
 - ロコモの三大疾患 (変形性関節症, 脊柱管狭窄症, 骨粗しょう症)
 - 老化により発生する筋力やバランス感覚の低下による運動器機能不全
- ・精神疾患者の不安感
 - うつ病や統合失調症の患者が抱く不安、心配
 - それにより農場などの不安定な足場で歩くことを恐れてしまう.

目的

- ・高齢者や障がい者の方々が安心して歩くことができる環境づくり.
- ・福祉を目的とし, 障がい者が社会で働くことを目指し, そのための歩行支援を行う.
- ・安価なセンサで必要なセンシングができることを示す.

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

概要

足元センサデバイスを開発し、機械学習を用いて歩行時における転倒予防を行う。

- ・人間の内部モデルを数学的に算出する。
→ 拡張カルマンフィルタを用いて足の状態推定を行う。
- ・ショッククシューズと自作デバイスの比較。
→ 自作デバイスの有意性を示す。
- ・*TensorFlow* による機械学習。
→ 機械学習による行動識別の方法を示す。

2.1 内部モデルの作成と獲得

4/23

内部モデル

内部モデルとは、外界の仕組みを脳の内部でシミュレーション・模倣する神経機構のことであり、この内部モデルにより人間は運動する際にシミュレーションを行い予測する。

PsychoPy による心理実験

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。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。

カルマンフィルタ

カルマンフィルタとは、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。

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

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

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

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

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

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

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

2.1 内部モデルの作成と獲得

5/23

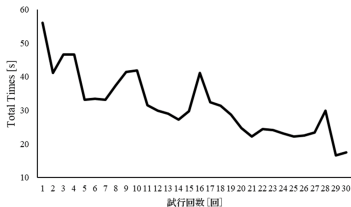


図 1: 試行に要した時間

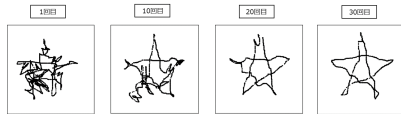


図 2: なぞり運動の軌跡

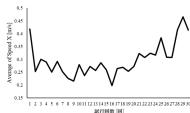


図 3: 平均速度の推移

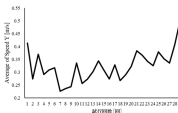


図 4: 平均加速度の推移

今回、20 代女性に実験を行っていただき、そのデータをもとに解析を行った。

図 1 → 星形をなぞる 1 回の試行にかかった時間の推移をグラフ化したもの。

図 2 → 被験者がなぞった星形の軌跡を散布図で表した。

図 3 → 1 回の試行における平均の速度。

図 4 → 1 回の試行における平均の加速度。

30 回の試行を進める中で脳が運動を覚えて動き方を理解していくため、試行回数が増すごとに誤差が減少していき、速度と加速度が上昇することは運動学習が進んだといえる。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

2.2 インピーダンス推定

6/23

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。非線形補償の式

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

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。

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

今回用いる速度，加速度の式を記述する。時間変化を Δt として

$$\Delta t_n = t_{n+1} - t_n$$

と表せる。このとき n はデータ数とする。したがって、速度と加速度の式は

$$\dot{x}_{n+1} = \frac{x_{n+1} - x_n}{\Delta t_n} \quad \ddot{x}_{n+1} = \frac{\dot{x}_{n+1} - \dot{x}_n}{\Delta t_n}$$

と書ける。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

2.2 インピーダンス推定

7/23

$M_d^{-1}K_d$, $M_d^{-1}B_d$, M_d^{-1} をそれぞれ

$$M_d^{-1}K_d = \begin{bmatrix} a1 & a2 \\ a3 & a4 \end{bmatrix} M_d^{-1}B_d = \begin{bmatrix} b1 & b2 \\ b3 & b4 \end{bmatrix} M_d^{-1} = \begin{bmatrix} c1 & 0 \\ 0 & c2 \end{bmatrix}$$

と表し、(1)を展開すると

$$\ddot{\mathbf{x}}_{n+1} = a1(\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n) + a2(\mathbf{y}_{n+1} - \mathbf{y}_n) + b1(\dot{\mathbf{x}}_{n-1} - \dot{\mathbf{x}}_n) + b2(\dot{\mathbf{y}}_{n-1} - \dot{\mathbf{y}}_n) \quad (2)$$

$$\ddot{\mathbf{y}}_{n+1} = a3(\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n) + a4(\mathbf{y}_{n+1} - \mathbf{y}_n) + b3(\dot{\mathbf{x}}_{n-1} - \dot{\mathbf{x}}_n) + b4(\dot{\mathbf{y}}_{n-1} - \dot{\mathbf{y}}_n) \quad (3)$$

となる．上式を回帰分析にかける．

このとき、目的変数を $\ddot{\mathbf{x}}_{n+1}$, $\ddot{\mathbf{y}}_{n+1}$, 説明変数を $\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_t$, $\mathbf{y}_{n+1} - \mathbf{y}_n$, $\dot{\mathbf{x}}_{n-1} - \dot{\mathbf{x}}_n$, $\dot{\mathbf{y}}_{n-1} - \dot{\mathbf{y}}_n$ とし、偏回帰係数である $a1$, $a2$, $a3$, $a4$, $b1$, $b2$, $b3$, $b4$ を求める．また、取得したモデル式で予測される加速度をそれぞれ (2) の方は $\ddot{\mathbf{x}}_f$, (3) の方は $\ddot{\mathbf{y}}_f$ と表し偏回帰係数を用いて $c1$, $c2$ を求める． $c1$, $c2$ は $\ddot{\mathbf{x}}_{n+1}$, $\ddot{\mathbf{y}}_{n+1}$ から $\ddot{\mathbf{x}}_f$, $\ddot{\mathbf{y}}_f$ を引いたものとして扱う．

$$\pm c1 = \pm \ddot{\mathbf{x}}_{n+1} - \ddot{\mathbf{x}}_f \quad (4)$$

$$\pm c2 = \pm \ddot{\mathbf{y}}_{n+1} - \ddot{\mathbf{y}}_f \quad (5)$$

取得した偏回帰係数から $M_d^{-1}K_d$, $M_d^{-1}B_d$ の両方ともに M_d^{-1} が付いているので、両方ともに M_d をかけることで K_d , B_d を取得する．算出した M_d , K_d , B_d をそれぞれ以下の行列で表す．

$$M_d = \begin{bmatrix} M_x & 0 \\ 0 & M_y \end{bmatrix} K_d = \begin{bmatrix} K_{xx} & K_{xy} \\ K_{yx} & K_{yy} \end{bmatrix} B_d = \begin{bmatrix} B_{xx} & B_{xy} \\ B_{yx} & B_{yy} \end{bmatrix}$$

2.2 インピーダンス推定

8/23

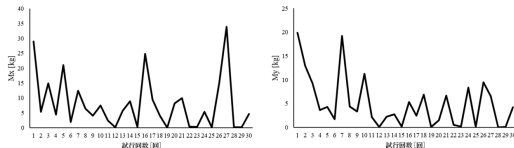


図 5: 慣性行列の平均値推移

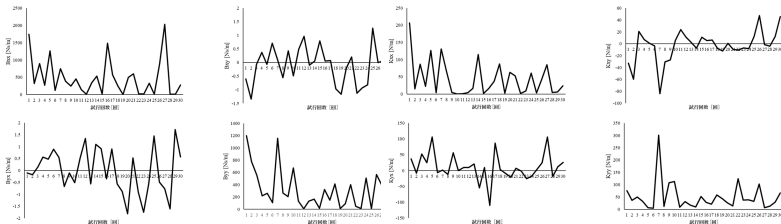


図 6: 粘性行列の平均値推移

図 7: 剛性行列の平均値推移

図 5 と図 6, 図 7 の対角成分から, 各インピーダンスパラメータについて, 試行回数を重ねるごとに数値がだんだんと小さくなっている傾向にある. またどのグラフも, 1 回目に数値が高く出ており力をかけてなぞり運動をしていることがわかる. これは初めて行う動作に対し, まずはゆっくりとなぞること動き方を理解しているためと考える. 2 回目には数値が急激に下がっているため動き方を理解してスムーズに運動できていることがうかがえる. そこからは強弱の波を繰り返しながら運動を進めている.

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

2.3 内部モデルの信頼度

9/23

内部モデルの信頼度

予測の確実性を扱うには、内部モデルの「値」だけでなくその「確かさ」を同時に表せるようなモデルの記述が必要であり、そのような記述法として確率モデルを用いる。確率モデルを用いたとき、内部モデルの「確かさ」はパラメータ分布の広がりとして表されるので、「確かさ」を表す指標として内部モデルの分散の逆数を用い、これを「内部モデルの信頼度」と呼ぶ。

条件付き確率密度関数は以下の式である。

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

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

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

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

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

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

2.3 内部モデルの信頼度

10/23

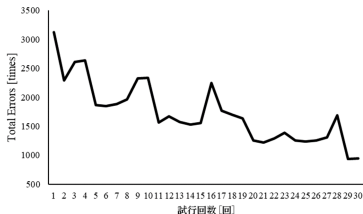


図 8: 誤差の合計

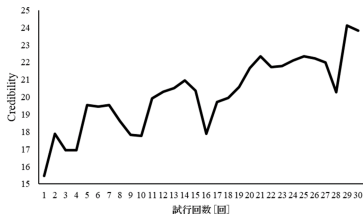


図 9: 内部モデルの信頼度の評価値

図 8 → 1 回の試行で星形の枠をはみ出してしまった誤差の回数.

図 9 → 内部モデルの信頼度を算出し、試行回数に応じて出力された値.

図 1, 図 8 より、試行回数が増えていくほど誤差が減っており同時に試行に要する時間も減っている. 図 3 より星形を一周なぞる平均の速度が上がっていることから、1 回の試行を速く行えるための運動の方法を脳が学習していることがわかる. さらに図 9 から内部モデルの信頼度も上昇傾向にあるので、このことから脳が運動のシミュレーションを高い精度で行えていることを示している.

3.1 足裏センサの研究

11/23

下山らは小型・薄型の 3 軸力センサを靴のインソール部に複数埋め込み、計測データを無線で送信するシステムを提案した。これにより、歩行などの運動に影響を与えることなく、なおかつ計測環境に縛られない、足裏部の 3 軸応力分布計測システムの実証を行った。このセンサデバイスを用いて通常歩行時と階段昇降時および傾斜路歩行時の比較を行った。

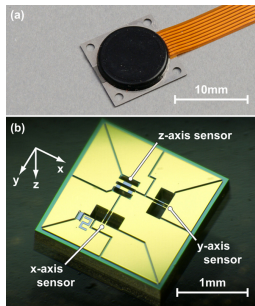


図 10: センサチップ

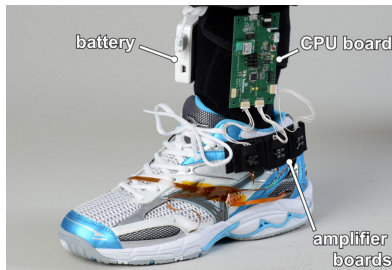


図 11: センサデバイス

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

3.2 ショッカクシューズと自作センサ

12/23

ショッカクシューズ

- ・タッチエンス独自の 6 軸触覚センサ「ショッカクチップ 6DoF」を内蔵したセンサシューズ (図 12, 図 13 参照)。
- ・母指球, 子指球, 踵の直下に 6 軸触覚センサが 1 個ずつと土踏まず付近に 3 軸加速度, 3 軸ジャイロセンサが 1 個の計 4 個のセンサが組み込まれている。
- ・足運動データは専用の WEB サーバにアップロードされ, 独自 AI にて処理を行うことで重心や 3 軸情報足運動解析データ (地面垂直反力, 前後方向せん断力, 左右方向せん断力, 足高さ) を算出する。足運動データは 20msec(50Hz) 周期で取得できる。

6DoF

ショッカクチップは 6 軸の高感度触覚センサを $9 \times 9 \times 5\text{mm}$ に納めた, 最小の多軸触覚センサである。
センサコア部分に, MEMS を用いており, これまでにないほどの小型化を実現している。



図 12: ショッカクシューズ



図 13: ショッカクチップ 6DoF

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

3.2 ショッカクシューズと自作センサ

13/23

自作センサ

- ・ *FSR402* 圧力センサを 6 個設置. 位置はショッカクシューズと同じ場所に加えて中指中節骨, 立方骨, 第一楔状骨に配置した.
- ・ *MPU9250* を用いて加速度と角速度をセンシングし, 拡張カルマンフィルタを用いて姿勢状態推定を行う.



図 14: 自作センサの装着イメージ

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

3.3 自作センサの有意性

14/23

自作センサデバイスでできること

- ・ 6 個の圧力センサから重心を推定する。

中節骨の圧力を P_1 ，中心からの距離を r_1 ，母指球の圧力を P_2 ，中心からの距離を r_2 ，子指球の圧力を P_3 ，中心からの距離を r_3 ，第一楔状骨の圧力を P_4 ，中心からの距離を r_4 ，立方骨の圧力を P_5 ，中心からの距離を r_5 ，踵の圧力を P_6 ，中心からの距離を r_6 とする．このとき， $r_n^2 = x_n^2 + y_n^2$ となる x_n と y_n が存在し， $r = 0$ はインソールの重心とする．

重心 Gx ， Gy は下式で表す．

$$Gx = \frac{\sum_{n=1}^6 P_n x_n}{\sum_{n=1}^6 P_n} \quad Gy = \frac{\sum_{n=1}^6 P_n y_n}{\sum_{n=1}^6 P_n}$$

- ・ 6 軸 MPU を用いて姿勢状態推定を行う．
拡張カルマンフィルタを用いて足首の姿勢を推定する．
- ・ PiSugar3 によるバッテリーの小型化と持続時間の増加．
ショッカクシューズのバッテリー持続時間はおよそ 30 分ほどであるのに対し，PiSugar3 は 3 から 4 時間であるので長時間の稼働が可能である．
- ・ 履き心地の向上．
ショッカクシューズはセンサが足に当たり，履き心地に若干の違和感を感じた．それと比較し，自作デバイスはセンサをインソールに挟み込むように設計したため足裏に違和感を無くすことに成功した．課題として足首に装着することの仕組みを考える必要がある．

3.3 自作センサの有意性

15/23

拡張カルマンフィルタ

カルマンフィルタは線形モデルに用いられるが、今回は非線形なデータでも解析を行える拡張カルマンフィルタを用いる。

これによって加速度と角速度から姿勢状態推定を行う。

状態方程式: $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k$

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

としたとき、この数式はカルマンフィルタと同じである。この数式をヤコビアンを用いることで非線形である f と h を線形関数に近似する。

$$\mathbf{F}_k = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k}$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}}$$

予測と更新は通常のカルマンフィルタと同じ式を用いる。

このとき、初期値はともに 0 とする。

有意性

ショックアクシユーズと比較し、圧力センサの増加、バッテリー駆動時間の増加、履き心地の向上を取り入れることに成功した。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

4.1 識別のための機械学習

16/23

システム設計

センシング → サーバ → データ解析 → デバイス
の順に通信プログラムを構築する。

機械学習

今回、機械学習として *TensorFlow* を用いる。教師用データは6つの圧力データと6軸 MPU を格納し、状態別に保存しそれを学習データ7割、テストデータ3割で学習させる。今のところ行動は走行、階段昇り、階段降り、右片足立ち、左片足立ち、着席、走行、直立の8種類を登録している。

TensorFlow

Google が提供しているオープンソースライブラリである。*TensorFlow* の上で動かす *Keras* も同時に用いることで、機械学習を可能にする。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

4.2 歩行の比較

17/23

今後作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

今後作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

やったこと

- *TensorFlow* 機械学習プログラムの作成
- 学習用データの採集
- 通信プログラムの作成
- 卒論作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

通信プログラム

RaspberryPi Zero W と通信してデータを採集することに成功した．現状は 1 秒間に 10 個のデータを集めることができているが，さらなる高速化も可能．

現在はテスト段階でマイコンと *PC* 間での通信でデータを集めている．今後はサーバでデータ通信を行い，将来的に北田さんのデータと結合して分析することを目指す．

卒業論文

第 3 章を書いている途中．

研究の内容

- ・福祉を目的とする足元センシングデバイスの開発を行った.
- ・機械学習を用いて状態識別を行うシステムを開発した.

今後の展開

- ・通信プログラムを完成させサーバでやり取りできるようにする.
- ・右足のデバイスを作る.
- ・機械学習について勉強する.

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ピーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

進捗

まとめ

記号一覧

$M(\theta) \in \mathbb{R}^{n \times n}$: 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
$dX = X - X_d$	\dot{x} : 速度	\ddot{x} : 加速度
$x \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: 状態ベクトル	$y \in \mathbb{R}^{l \times 1}$: 観測ベクトル	$\bar{x} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$: x の予測値
$\bar{y} \in \mathbb{R}^{l \times 1}$: y の予測値	$\bar{w} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$: 観測ノイズ	$W \in \mathbb{R}^{n \times n}$: 共分散
$C \in \mathbb{R}^{n \times p}$: 観測行列	$M \in \mathbb{R}^{m \times m}$: 共分散行列	P_k : カルマンフィルタの P_k