

就労継続支援 B 型事業における 作業時の不安を緩和させる 足元センシングによる ICT 支援

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

大森 一輝

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

January 27, 2023

1 本研究の背景と目的

2/23

背景

- ・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。

うつ病や統合失調症の患者は不安に感じることがよくあるため、歩行が困難なケースがある。例えば土壌が不安定で歩きにくい場所では、その歩きにくさから大きな不安を感じ心のバランスが乱れ精神バランスが崩れてしまい歩くことができなくなってしまう。

目的

- ・精神疾患患者の不安障害を緩和させることを目的とする。

- ・安価なセンサで必要なセンシングができる事を示し、実用化を目指す。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

1.2 研究の概要

3/23

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不安障害を緩和させるコーピングを行う。

- ・ショッカ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と実用性を示す。
- ・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。
- ・ニューラルネットワークによる機械学習。
→ 機械学習による行動識別、および歩行状態の危険度を算出する。

足元センサデバイスは患者の足首に装着するデバイス部と靴の中に入れるインソール部の二つから構成されており、これを用いてデータ分析を行う。

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

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

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

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

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

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

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

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

2.1 内部モデルの作成と獲得

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

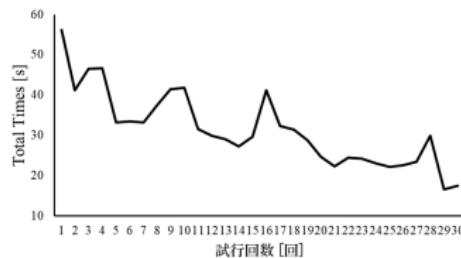


Figure 1: 試行に要した時間

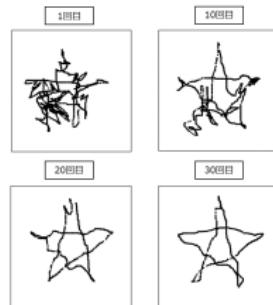


Figure 2: なぞり運動の軌跡

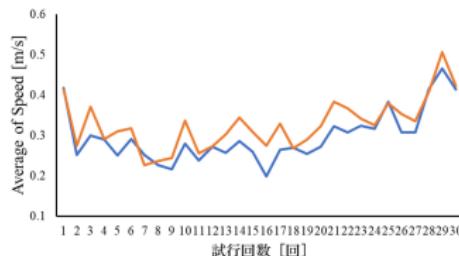


Figure 3: 平均速度の推移

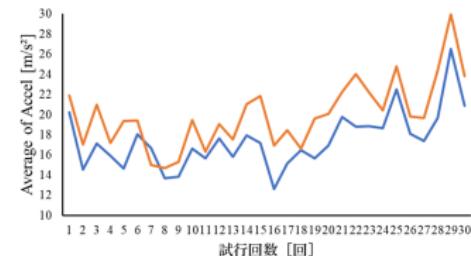


Figure 4: 平均加速度の推移

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。
 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。

2.2 インピーダンス推定

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

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

今回用いる速度、加速度の式は、時間変化を $\Delta t_n = t_{n+1} - t_n$ として以下のように書き表す。

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

$\mathbf{M}_d^{-1}\mathbf{K}_d$, $\mathbf{M}_d^{-1}\mathbf{B}_d$, \mathbf{M}_d^{-1} をそれぞれ

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

と表し、 \mathbf{F}_{act} を展開すると式 (1) および (2) となる。

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

$$\ddot{\mathbf{y}}_{n+1} = a3(\mathbf{x}_{n+1} - \mathbf{x}_n) + a4(\mathbf{y}_{n+1} - \mathbf{y}_n) + b3(\dot{\mathbf{x}}_{n-1} - \dot{\mathbf{x}}_n) + b4(\dot{\mathbf{y}}_{n-1} - \dot{\mathbf{y}}_n) \quad (2)$$

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 (1) の方は $\ddot{\mathbf{x}}_f$, (2) 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。

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

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

取得した偏回帰係数から $\mathbf{M}_d^{-1}\mathbf{K}_d$, $\mathbf{M}_d^{-1}\mathbf{B}_d$ の両方ともに \mathbf{M}_d をかけることで \mathbf{K}_d , \mathbf{B}_d を取得する。算出した \mathbf{M}_d , \mathbf{K}_d , \mathbf{B}_d をそれぞれ行列で表す。

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

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

2.2 インピーダンス推定

$$\mathbf{M}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_x & 0 \\ 0 & \mathbf{M}_y \end{bmatrix} \mathbf{K}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{xx} & \mathbf{K}_{xy} \\ \mathbf{K}_{yx} & \mathbf{K}_{yy} \end{bmatrix} \mathbf{B}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{xx} & \mathbf{B}_{xy} \\ \mathbf{B}_{yx} & \mathbf{B}_{yy} \end{bmatrix}$$

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

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

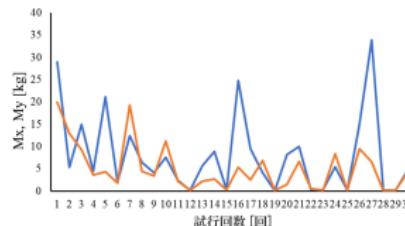


Figure 5: 慣性行列

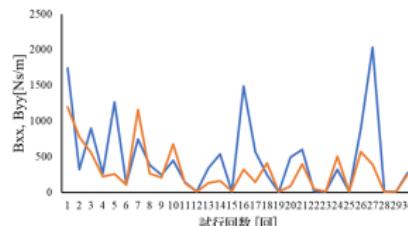


Figure 6: 粘性行列

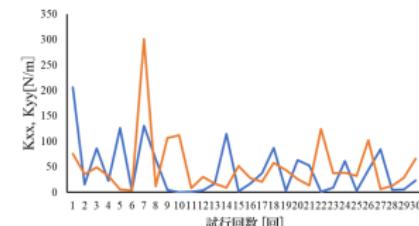


Figure 7: 剛性行列

図 5 と図 6、図 7 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で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ので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。

2.3 内部モデルの信頼度

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

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。

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

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

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

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

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。

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

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

2.3 内部モデルの信頼度

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

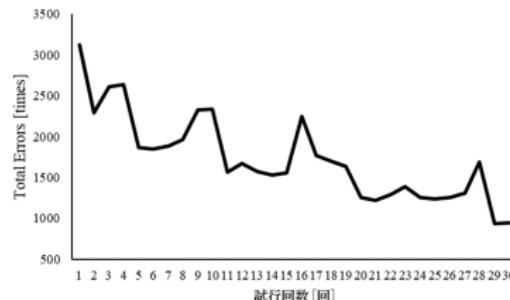


Figure 8: 誤差の合計

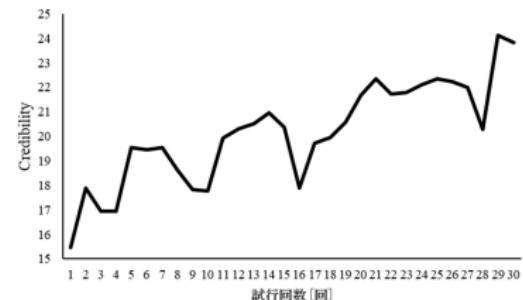


Figure 9: 内部モデルの信頼度の評価値

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

はじめに

運動学習における脳の学習とインビーダンスの関連

足裏圧センサデバイス

提案手法

数値実験および実験結果

進捗

まとめ

記号一覧

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。

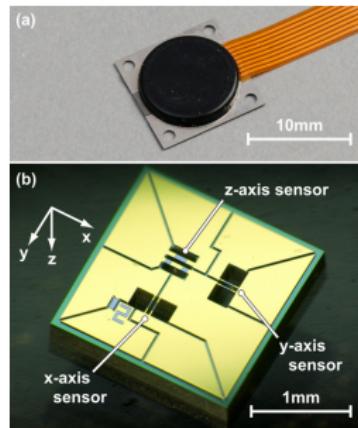


Figure 10: センサチップ



Figure 11: センサデバイス

3.2 ショッカクシューズと自作センサ

11/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

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, 趾の直下に 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 20 msec(50 Hz) 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。



Figure 12: ショッカクシューズ



Figure 13: ショッカクチップ 6DoF

3.2 ショッカクシューズと自作センサ

12/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

図 14 に自作デバイスのデータを用いた機械学習による行動予測の結果の推移を示す。ショッカクシューズは自作デバイスのデータと比較し、同等なデータが得られているかを確認するために用いる。歩行、階段昇り、階段降り、右片足立ち、左片足立ち、着席、直立の 7 種類を約 30 分間で行った。図からわかるように、それぞれの行動が行ったその時間で高い確率で予測されている。このことは自作デバイスのデータが機械学習で行動予測ができるだけのデータ精度であることを示す。

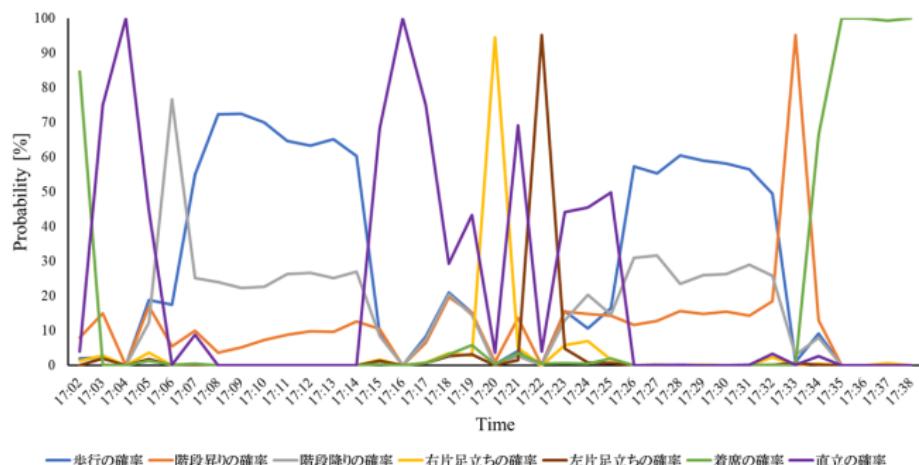


Figure 14: 自作デバイスの行動予測推移

3.3 自作センサの有意性

13/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

ショッカクシューズと比較した自作センサの有意性を表1に示す。ショッカクシューズはセンサの精度の高さと使い勝手の良さから非常に高額なセンサデバイスである。自作デバイスはそれよりも安価であることが前提で、なおかつ性能面で有意なものが必要となる。足への違和感、使用上の柔軟性、バッテリー、コストの4つについてショッカクシューズと自作デバイスを比較し、自作デバイスの有意性を示した。

	ショッカクシューズのデメリット	自作デバイスのメリット
足への違和感	ショッカクチップが足に当たる	柔らかい素材のインソールで 足への違和感を緩和
使用上の柔軟性	ショッカクシューズを必ず 履かなければならない	靴のサイズが合えば どの靴でも対応可能
バッテリー	駆動時間約30分 充電時間約3時間	駆動時間約4時間 充電時間約30分
コスト	実用性を求めるには非常に値段が高い	安価なセンサを用いているため コスト軽減に成功

Table 1: 自作デバイスの行動予測推移

今後作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

4.2 足元センシングとデータ解析

15/23

今後作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

4.3 システムの流れ

16/23

今後作成

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

5 数値実験

17/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

やったこと

- ・コーピングアルゴリズムの改正
- ・システムバグの修正(完了)
- ・卒論4章まで完了(未添削)

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

コーピングの方法

歩行の確率：70 %, 着席の確率：10 %, 直立の確率：15 %, 走行の確率：5 %
 上記のように登録した行動の予測を確率で算出する。この値のばらつき具合を標準偏差で算出する。

算出した行動確率のデータ群を $\mathbf{A} = A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ とする。この n はデータ軍の個数を表し、同時にシステムに登録した学習データの個数を意味する。このとき \mathbf{A} の分散 S^2_A は、

$$\sum_{k=1}^n A_k = 100 \text{ から平均値は } \bar{\mathbf{A}} = \frac{100}{n} \text{ とわかるので}$$

$$S^2_A = \bar{\mathbf{A}}^2 - (\bar{\mathbf{A}})^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (A_k)^2 - \left(\frac{100}{n} \right)^2$$

と書ける。ここで 2 通りの場合分けを行う。まず、 \mathbf{A} がすべて同じ値の場合、 $S^2_A = 0$ となり分散は最小値となる。次に \mathbf{A} のうち 1 つが 100 で残りは 0 のとき

$$\begin{aligned} S^2_A &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (A_k)^2 - \left(\frac{100}{n} \right)^2 \\ &= \frac{(100)^2}{n} - \left(\frac{100}{n} \right)^2 = \left(\frac{100}{n} \right)^2 (n-1) \end{aligned}$$

となり分散は最大値となる。すなわち標準偏差 S_A は

$$0 \leq S_A \leq \frac{100}{n} \sqrt{n-1}$$

となり、この範囲内で値を得る。

はじめに

運動学習における脳の学習とインビーダンスの関連

足裏圧センサデバイス

提案手法

数値実験および実験結果

進捗

まとめ

記号一覧

コーピングアルゴリズムの改正

20/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

小 → (S _A の大きさ) → 大			
注意	やや注意	やや安定	安定
「疲れていませんか？時 には休息も必要です。」	「行動が安定していま せん。一息ついてはいかが ですか？」	「少し行動が不安定で す。注意しましょう。」	「いい調子です。そのま ま頑張りましょう。」
「作業お疲れ様です。少 し休んではいかがです か？」	「歩きにくくはありません か？足元に注意して作 業を行ってください。」	「少し行動にばらつきが あります。」	「安定しています。作業 を続けましょう。」
「休憩を入れましょう。 好きな音楽を聴いたり温 かい飲み物を飲むとリフ レッシュできますよ。」	「行動が不安定になっ てきました。もし疲れてい たら休みましょう。」	「足元に注意して作業を 行ってください。」	「安心してください。安 定していますよ。」
「お疲れ様です。ほっと する時間を持ってはいか がですか？」	「行動が不安定です。休 憩してから作業を再開し てはいかがですか？」	「焦らずゆっくり1つず つ作業を進めましょう」	「がんばっていますね。 その調子です。」

Table 2: 標準偏差による中緯度の分割とコーピングテキスト

システムバグの修正(完了)

21/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

LINE Bot のシステムバグを修正し、一通りシステムが動くようになった。

図 15 に実際にシステムを動作させた場合のアプリ画面を示す。

任意の行動の学習登録、コーピング結果の応答、登録データの履歴確認・削除が可能。
他にも取扱説明書の提示や簡単な会話も可能。



Figure 15: *LINE Bot* のテキスト入出力画面

まとめ

22/23

進捗

- ・コーピングアルゴリズムの改正
- ・システムバグの修正(完了)
- ・卒論4章まで完了(未添削)

今後の展開

- ・数値実験の実施(1/31)
- ・本論作成(5章)
- ・八十住さんへシステムおよび技術継承

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

進捗

まとめ

記号一覧

記号一覧

23/23

はじめに

運動学習における
脳の学習とイン
ビーダンスの関連

足裏圧センサデバ
イス

提案手法

数値実験および実
験結果

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