

人の感性変動を考慮した データベース駆動型感性フィードバック制御系の一設計 Design of a Database-Driven Kansei Feedback Control System considering Kansei Fluctuations

池田 啓昭[†] 木下 拓矢[†] 山本 透[†]

町澤 まろ^{†,††} 田中 精一^{†††} 山崎 洋一郎^{†††}

Hiroaki Ikeda[†] Takuya Kinoshita[†] Toru Yamamoto[†]

Maro G. Machizawa^{†,††} Kiyokazu Tanaka^{†††} Yoichiro Yamazaki^{†††}

[†] 広島大学 ^{††} 量子科学技術研究開発機構 ^{†††} コベルコ建機株式会社

1 緒言

内閣府の調査 [1] によれば、日本は、国内総生産 (GDP) が高いにもかかわらず幸福度が低いとされている。そのため、GDP に関する「物の豊かさ」と、幸福度に関する「心の豊かさ」には大きなギャップが存在している。したがって、そのギャップを埋めるために、既に高度な「物」(自動車、油圧ショベル、福祉支援機器など) が、人の感性を考慮し、心の豊かさが向上するように動作すべきだと考えられる。例として、思い通りに機械を操作できることで、作業へのやりがいを感じたり、楽しさを見出せることが挙げられる。

このような背景において、「感性」の可視化技術は、社会実装を想定した研究が行われている [2]。感性に関するほとんどの研究は、製品のデザイン評価・設計など静的な分野であるが、著者らは感性を動的に制御する「感性フィードバック制御法 [3]」を提案している。

感性フィードバック制御 [3] の基本構造は、図. 1 に示すようなカスケード制御系であり、内側、外側ループはそれぞれ、機器に関する制御ループ、人の感性に関わる制御ループである。このとき、人の感性は、時変系や非線形系であると考えられる。このようなシステムのモデル化は困難であるため、文献 [3] では、データベース駆動型制御 [4, 5] を導入することで、制御パラメータを入出力データから直接算出している。

また、人が機械を動かす際、脳内の目標とする速度や人の性質は一定ではないと考えられる。しかしながら、文献 [3] では、人の感性をウェーバー・フェヒナー [6] に基づくモデルにおいて人の性質が時不変のシステムと仮定しており、その場合の提案法の有効性は検証されていない。

そこで、本稿では人の脳内の目標速度や、性質が変化したときの感性フィードバック制御系の有効性を検証する。具体的には対象の機器として油圧ショベルを取り上げ、人の感性が計測可能であるとし、目標値として「快適度」を与え、その目標値を満足するように油圧ショベルの速度を制御する。つまり、提案手法により油圧ショベル操作中の快適度が向上するようなコントローラの設計を行う。なお、本稿では、脳内の油圧

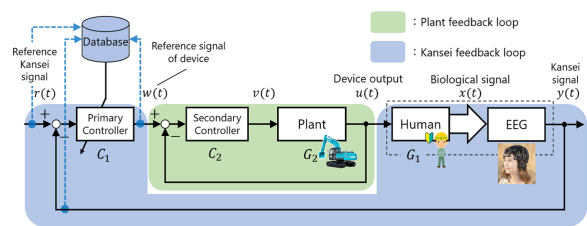


図 1: 感性フィードバック制御系の概要図

ショベルの目標応答速度と同様な操作ができたとき、最も快適であると仮定する。

2 提案制御系の概要

提案する感性フィードバック制御系の概要図を図 1 に示す。図 1 から、感性フィードバック制御系はカスケード制御系で構成される。本稿で対象とする機器 G_2 は、「油圧ショベル」とし、油圧ショベルを操作する際の生体信号 $x(t)$ から「感性メータ」を用いて、油圧ショベル操作時の快適度 $y(t)$ を計測する。このとき、油圧ショベルの出力 $u(t)$ は速度とし、油圧ショベルの目標値 $w(t)$ は速度とする。

本制御系では、快適度 $y(t)$ を向上させることが目的となるが、個々に適した油圧ショベルの目標速度 $w(t)$ を設定することは困難である。そこで、カスケード制御系を採用することにより、所望の快適度 $r(t)$ を与えることによって、個々に適した目標速度 $w(t)$ が自動生成される。このとき、人の感性は時変系、非線形系だと考えられるため、Primary Controller には、データベースに基づいた制御器 [5] を採用する。なお、本手法は勾配法を用いた学習機能が搭載されており、さらには、FRIT を組み合わせることによりオフライン学習化を実現している。

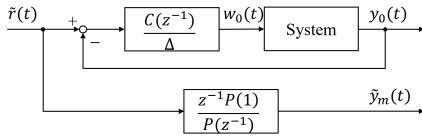


図 2: FRIT のブロック線図

3 データベース駆動型カスケード制御系の設計

3.1 システムの記述

制御対象として、次式で表される離散時間非線形システムを考える。

$$y(t) = f(\phi(t-1)) \quad (1)$$

ここで、 $y(t)$ はシステム出力、 $f(\cdot)$ は非線形関数、 $\phi(t-1)$ はシステムの時刻 t より前の状態を表しており、情報ベクトルと呼ぶ。また、情報ベクトル $\phi(t-1)$ は次式で定義される。

$$\begin{aligned} \phi(t-1) := & [y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\ & w(t-1), \dots, w(t-n_w)] \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 n_y, n_w はそれぞれ出力と入力 of の次数である。データベース駆動型アプローチでは、各操業データが、式 (2) の形式でデータベースへの蓄積がされる。また、現在のシステムの状態を表す情報ベクトル $\phi(t)$ を要求点 (クエリ) と呼ぶ。

3.2 FRIT[7]

FRIT は、一回の実験によって得られた入出力データ $w_0(t), y_0(t)$ および、これらのデータから生成される擬似参照入力 $\tilde{r}(t)$ によって制御器の制御パラメータを直接的に算出する方法である。図 2 に FRIT のブロック線図を示す。ここで、 $C(z^{-1})$ は制御器であり次式で表される。

$$C(z^{-1}) = c_0 + c_1 z^{-1} + \dots + c_n z^{-n} \quad (3)$$

ここで、 n は制御則の次数を示し、PID 制御則の場合 $n = 2$ となる。また、図 2 から $C(z^{-1})$ の入出力関係を次式として得る。

$$w_0(t) = \frac{C(z^{-1})}{\Delta} \{\tilde{r}(t) - y_0(t)\} \quad (4)$$

式 (4) より擬似参照入力 $\tilde{r}$ は、制御器と実験データから以下のように算出される。

$$\tilde{r}(t) = C^{-1}(z^{-1}) \Delta w_0(t) + y_0(t) \quad (5)$$

また、設計者はあらかじめ所望の特性を有する参照モデルを設計する。FRIT では、擬似参照入力 $\tilde{r}$ に対する参照モデルの出力を $\tilde{y}_m(t)$ とし、 $\tilde{y}_m(t)$ と $y_0(t)$ の誤差が小さくなるような制御パラメータを決定する。

なお、 $P(z^{-1})$ は参照モデルの特性多項式であり、次式で表される。

$$P(z^{-1}) := 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} p_1 &= -2 \exp\left(-\frac{\rho}{\mu}\right) \cos\left(\frac{\sqrt{4\mu-1}}{2\mu} \rho\right) \\ p_2 &= \exp\left(-\frac{\rho}{\mu}\right) \\ \rho &:= T_s / \sigma \\ \mu &:= 0.25(1 - \delta) + 0.51\delta \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

ここで、 δ, σ はそれぞれ制御系の立ち上がり特性、減衰特性に関するパラメータを示しており、設計者が任意に設定する。

3.3 データベース駆動型 PID コントローラの設計 [5]

3.3.1 設計手順

[STEP1] 初期データベースの作成

データベース駆動型制御では、過去の蓄積データが存在しない場合、原理的に局所コントローラの設計を行うことができない。したがって、例えばある平衡点周りで得られた入出力データから、Ziegler & Nichols (ZN)[8] 法や、Chien, Hrones & Reswick[9] (CHR) 法などを用いて得られる PID ゲインを使用し、それによる入出力データと PID ゲインからなる情報ベクトルによって初期データベースを作成する。

$$\phi(j) := [\bar{\phi}(j), \mathbf{K}(j)], \quad j = 1, 2, \dots, N(0) \quad (8)$$

さらに、 $\bar{\phi}(j)$ と $\mathbf{K}(j)$ は式 (9) および式 (10) により与えられる。

$$\begin{aligned} \bar{\phi}(j) := & [r(j+1), r(j), y(j), \dots, y(j-n_y+1), \\ & w(j-1), \dots, w(j-n_w+1)] \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{K}(j) := [K_P(j), K_I(j), K_D(j)] \quad (10)$$

また $N(0)$ は初期データ数 (初期データベースにおける情報ベクトルの数) を表す。初期データベースにおける PID ゲインは固定であるので、 $\mathbf{K}(1) = \mathbf{K}(2) = \dots = \mathbf{K}(N(0))$ である。

[STEP2] 距離の計算、近傍の選択

要求点 $\bar{\phi}(t)$ とデータベースに蓄えられている情報ベクトル $\bar{\phi}(j)$ との距離を次式の重みつき $\mathcal{L}_1$ ノルムにより求める。

$$d(\bar{\phi}(t), \bar{\phi}(j)) = \sum_{l=1}^{n_y+n_w+1} \left| \frac{\bar{\phi}_l(t) - \bar{\phi}_l(j)}{\max \bar{\phi}_l(m) - \min \bar{\phi}_l(m)} \right| \quad (ただし \quad j = 1, 2, \dots, N(t)) \quad (11)$$

ここで、 $N(t)$ は時刻 t においてデータベースに蓄えられているデータ数 (情報ベクトル) を表している。また、 $\bar{\phi}_l(j)$ は第 j 番目の情報ベクトルの第 l 番目の要素を表している。同様に、 $\bar{\phi}_l(t)$ は時刻 t の要求点の第 l 番目の要素を表している。さらに $\max \bar{\phi}_l(m)$ は

データベースにあるすべての情報ベクトル $(\bar{\phi}(j), j = 1, 2, \dots, N(t))$ の第 l 番目の要素の中で最も大きな要素を, $\min \bar{\phi}_l(m)$ はその最小値を示している. いま, 式 (11) により求められた, 距離 d が小さいものから k 個の情報ベクトルを選択し, その選択されたデータ集合を近傍として定義することとする.

[STEP3] 局所コントローラの構成

次に, STEP2 において選択された近傍に対して, 以下で示される, 重みつき局所線形平均法 (Linearly Weighted Average : LWA) により局所コントローラを構成する.

$$\mathbf{K}^{old}(t) = \sum_{i=1}^k w_i \mathbf{K}(i), \quad \sum_{i=1}^k w_i = 1 \quad (12)$$

ここで, w_i は選択された第 i 番目の情報ベクトルに含まれる $\mathbf{K}(i)$ に対する重みであり, 次式で与える.

$$w_i = \frac{\exp(-d_i)}{\sum_{i=1}^k \exp(-d_i)} \quad (13)$$

以上の手順により各時刻における PID ゲインを算出することができる. さらにデータベース駆動型 PID 制御系が各平衡点において適切に PID ゲインを調整するためには, データベースの学習 (制御パラメータの更新) を行う必要がある. そこで FRIT を適用し, データベースの構築に用いた初期データから学習によって, データベース内の各データセットにおける PID ゲインをオフラインで更新する.

3.3.2 FRIT を用いたデータベース駆動型 PID 制御系のオフライン学習

本節では, FRIT を用いたデータベース駆動型 PID 制御のオフライン学習について, 具体的に説明する. まず, 閉ループデータでの要求点 $\bar{\phi}_0(t)$ における PID ゲインを算出するために式 (11) によって, 要求点とデータベース内の情報ベクトルの距離を計算し, k 個の近傍データを選択する. 続いて, 式 (12) を用いて以下のような PID ゲイン $\mathbf{K}^{old}(t)$ を算出する. 以下のような最急降下法を用いて, PID ゲイン $\mathbf{K}^{old}$ を学習し, 新たに $\mathbf{K}^{new}$ を導出する.

$$\mathbf{K}^{new}(t) = \mathbf{K}^{old}(t) - \eta \frac{\partial J(t+1)}{\partial \mathbf{K}(t)} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\eta} := [\eta_P, \eta_I, \eta_D] \quad (15)$$

ここで, $\boldsymbol{\eta}$ は学習係数, $J(t+1)$ は以下で定義される評価規範を表している.

$$J(t+1) := \frac{1}{2} \varepsilon(t+1)^2 \quad (16)$$

$$\varepsilon(t) := y_0(t) - \tilde{y}_m(t) \quad (17)$$

ただし, $\tilde{y}_m(t)$ は次式のように設計される.

$$\tilde{y}_m(t) = \frac{z^{-1}P(1)}{P(z^{-1})} \tilde{r}(t) \quad (18)$$

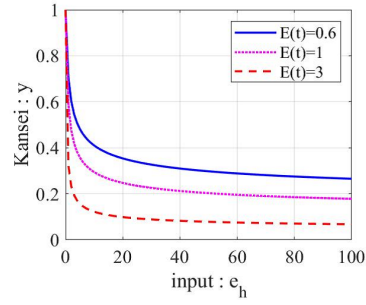


図 3: 快適度 $y(t)$ と速度誤差 $e_h(t)$ の関係

得られた $\mathbf{K}^{new}(t)$ を用いて, データベース上の各近傍データの更新を行う. この手順を評価規範 (16) が十分小さくなるまで繰り返すことで, 最適なデータベースを取得することができる. システムに対しデータ駆動制御を適用する際は, 各ステップごとに, 3.4.1[STEP1]-[STEP3] の手順から局所コントローラを構成することにより, 非線形システムに対してより有効な制御性能を得ることが可能となる.

4 数値例

4.1 制御対象と設定パラメータ

図 1 において, 人が操作する機器 G_2 を油圧ショベルとし, 次式の一次遅れ系で与える.

$$G_2(s) = \frac{100}{1 + 100s} \quad (19)$$

一方, 図 1 における $G_1(s)$ は人の感性モデルとし, 快適度 $y(t)$ は, ウェーバー・フェヒナーの法則 [6] を利用し, 快適度の最大値が '1' となるように次式を用いる.

$$y(t) = \frac{1}{1 + E(t) \cdot \log(1 + e_h(t))} \quad (20)$$

$$e_h(t) = w_h(t) - u(t) \quad (21)$$

ここで, w_h は人が脳内でもつ油圧ショベルの目標速度であり, 本数値例では未知とする. また, e_h は, 人の脳内で感じる油圧ショベルの速度誤差である. 式 (20) から, 脳内の速度誤差が完全にゼロであれば, 快適度 $y(t)$ は最大の '1' となる. なお, $E(t)$ は, 快適度に関する変数であり, 人によって異なる値をもつ. 図 3 から, 速度誤差が大きくなればなるほど, 快適度 $y(t)$ が低下していることがわかる. また, $E(t)$ が大きくなればなるほど, 快適度の低下率が大きくなることがわかる.

なお, 本数値例における各設定パラメータは, $r = 0.8$, $\sigma = 1$, $\delta = 0$, $\boldsymbol{\eta} = [2.0, 0.10, 1.1]$ とした.

また, 各ステップにおける E, w_h は以下のように設定した. 式 (22), (23) により, G_1 が 100[step] において変更される. 0[step] から 100[step] までが, 1 回目の操作であり, 100[step] から 200[step] が 2 回目の操作である. ここで, E と w_h の増加は, 人が操縦に慣れたことにより偏差に対する感度が高くなり, また, 脳

内目標速度が速くなったということを想定している。本数値例では脳内目標速度は式 (23) で与えるが、コントローラ設計の際には未知として扱っている。

$$E(t) = \begin{cases} 0.6 & (0 \leq t \leq 100) \\ 1 & (100 < t \leq 200) \end{cases} \quad (22)$$

$$w_h(t) = \begin{cases} 30 & (0 \leq t \leq 100) \\ 50 & (100 < t \leq 200) \end{cases} \quad (23)$$

4.2 シミュレーション結果

本稿では、内側ループの制御器 C_2 は既存の制御パラメータを用いることとし、外側ループの制御器 C_1 の調整には、非線形システムに対して有効なデータベース駆動型制御 [5] を適用する。

提案法では、初期閉ループデータ $\{w_0, y_0\}$ を取得するために、外側ループの PID ゲインは次式で与え、

$$K_{P_1} = 0.486, K_{I_1} = 1.00, K_{D_1} = 0.122 \quad (24)$$

内側ループの PID ゲインは次式とする。

$$K_{P_2} = 1.0, K_{I_2} = 1.0, K_{D_2} = 0 \quad (25)$$

つぎに、上記の PID ゲインで取得した閉ループデータを用いてデータベースをオフライン学習した後に、提案法を適用し、外側ループの制御器 C_1 を調整した結果を図 4 に示し、提案法によって調整された PID ゲインの推移を図 5 に示す。図 4 から、初期データ y_0 は固定の PID 制御器では目標快適度 r に追従していないことがわかる。一方、提案法を適用した場合の出力 y は、 E, w_h の値が変化した場合でも目標快適度 r に追従している。これは、図 5 から、PID ゲインが適応的に調整されているためだと考えられる。また、人の脳内の目標速度 $w_h = 30, 50$ は未知であるが、提案法によって算出された w は、最終的に $w = 30, 50$ がそれぞれ算出されていることがわかる。

5 結言

本稿では、人が操作する機器として油圧ショベルを取り上げ、データベース駆動型制御の考えに基づき、油圧ショベル操作の快適度が向上するような制御パラメータ調整法を提案した。数値例では、人の感性はウェバー・フェヒナーの法則に基づく想定したうえで、本手法の有効性について検証した。今後は、数値シミュレーションにより、整地作業などの油圧ショベルの具体的な作業に対する提案法の有効性の検証を行い、その後、実機実験による検証を行う。なお、本研究は、JST, COI, JPMJCE1311, JSPS 科研費 16K14285, および 19K21079 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 幸福度に関する研究会, 幸福度に関する研究報告-幸福度指標試案-, 内閣府, 2011.
- [2] 革新的イノベーション創出プログラム COI STREAM (精神的価値が成長する感性イノベーション拠点), <http://coikansei.hiroshima-u.ac.jp/>

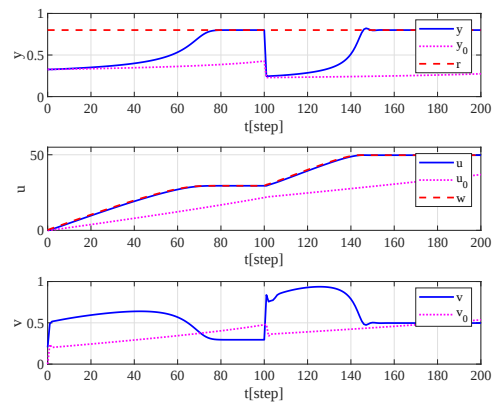


図 4: 提案法による制御結果

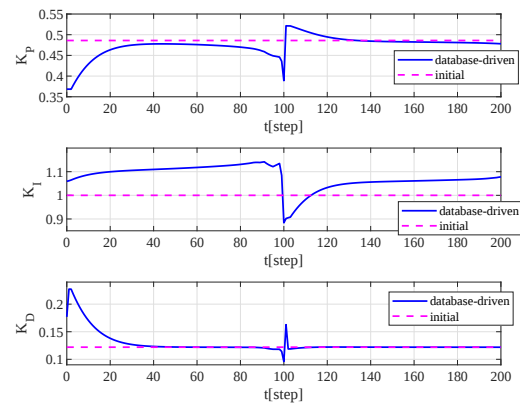


図 5: 図 4 における PID ゲインの推移

- [3] T. Kinoshita and T. Yamamoto, "Design of a Data-Oriented Kansei Feedback Control System," *Journal of Robotics, Networking and Artificial Life*, Vol.4, No.1, pp.14-17, 2017.
- [4] T. Yamamoto, K. Takao and T. Yamada, "Design of a Data-Driven PID Controller", *IEEE Trans on control systems Technology*, Vol.17, No.1, pp.29-39, 2009.
- [5] 脇谷伸, 大西義浩, 山本透: 「FRIT 法を用いた非線形 PID 制御系の設計」, 計測と制御, Vol.52, No.10, pp.885-891, 2013.
- [6] I. P. Herman: *Physics of the Human Body: Biological and Medical Physics*, Biomedical Engineering, Springer-Verlag GmbH & CO. KG, 2007.
- [7] 相馬将太郎・金子修・藤井隆雄: 「一回の実験データに基づく制御器パラメータチューニングの新しいアプローチ: Fictitious Reference Tuning の提案」, システム制御情報学会論文誌, Vol.17, No.12, pp.528-536, 2004.
- [8] J.G. Ziegler and N.B. Nichols: "Optimum settings for automatic controllers", *Trans. ASME*, Vol.64, No.8, pp.759-768, 1942.
- [9] K.L. Chien, J.A. Hrones, and J.B. Reswick: "On the Automatic Control of Generalized Passive Systems", *Trans. ASME*, Vol.74, pp.175-185, 1972.