

NAIST-IS-MT1651018

修士論文

非線形システムに対する予測ガバナの設計と 自動走行制御への応用

岩井 雄大

2018 年 2 月 21 日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報科学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士（工学）授与の要件として提出した修士論文である。

岩井 雄大

審査委員：

杉本 謙二 教授	（主指導教員）
安本 慶一 教授	（副指導教員）
松原 崇充 准教授	（副指導教員）
南 裕樹 客員准教授	（副指導教員）
小蔵 正輝 助教	（副指導教員）
小林 泰介 助教	（副指導教員）

非線形システムに対する予測ガバナの設計と 自動走行制御への応用*

岩井 雄大

内容梗概

近年、自動車の自動運転システムが注目されている。高度な自動運転制御を実現するためには走行経路の予測が重要な要素となるが、現実の世界の不確かな環境下においては、予測誤差が問題となる。先行研究では、予測誤差が生じる場合において、予測誤差がシステムの出力に与える影響を最小化するために、予測値を整形する予測値整形機構「最適予測ガバナ」が提案されている。本論文では、この予測ガバナを自動運転システムに応用することを考える。しかし、先行研究で提案されている予測ガバナは線形システムを適用対象としており、自動車のシステムなど非線形システムに直接適用することができなかった。

そこで、本論文では、非線形システムに対する予測ガバナの設計問題に取り組んだ。まず、入力アフィンな非線形モデルに対して、予測ガバナの最適設計問題を定式化した。つぎに、2つのアプローチによって予測ガバナの設計問題を解いた。ひとつは、最適設計問題を解析的に解き、最適解を導出した。もうひとつは、入力アフィンな非線形システムを線形擬似表現で表されるものに限定し、LMI ベースの設計によって数値解を導出した。そして、数値例を通して、設計した予測ガバナが適切に動作していることを確認した。最後に、予測ガバナの実用例として、自動走行制御問題への応用について検討した。実用可能性を確認するため、自動車の軌道追従シミュレーションおよびレーンキープの実機実験に取り組んだ。

キーワード

予測値整形, 最適設計, 自動走行制御

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報科学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT1651018, 2018 年 2 月 21 日.

Prediction Governor for Nonlinear Input Affine Systems And Its Application to Automatic Cruise Control*

Yudai Iwai

Abstract

In recent years, automatic driving control has attracted attention. To achieve a satisfactory driving control performance, prediction accuracy of the traveling route is important. However, in the uncertain environment of the real, prediction errors occur. The previous study, it proposed the predicted signal shaping mechanism called optimal prediction governor. Optimal prediction governor can minimize the influence of prediction error on the output of the system. However, the previous result can not be applied to nonlinear systems like a vehicle systems. Motivated by this, this paper addresses the design problem of prediction governors for input affine nonlinear systems. First, I formulated an optimal design problem of the prediction governor. Then, I proposed two approaches to solve the design problem. One is an algebraic method, and it can analytically derive an optimal solution to the design problem. The other is an LMI based method, and it numerically obtains a solution. Then, through numerical examples, I confirmed that the designed prediction governor works properly. Finally, I applied the proposed prediction governor to an automatic driving control system, and its usefulness was illustrated through a numerical example an experiment with radio controlled car.

Keywords:

Prediction value shaping, Optimal design, Automatic driving control

*Master's Thesis, Department of Information Science, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT1651018, February 21, 2018.

目次

図目次	iv
第 1 章 はじめに	1
第 2 章 非線形システムに対する予測ガバナの設計	4
第 3 章 モデルマッチングによる予測ガバナの最適設計	9
3.1 最適解	9
3.2 数値例 1	12
第 4 章 LMI アプローチによる予測ガバナの設計	16
4.1 問題設定	16
4.2 LMI の設計	18
4.3 入力制約を考慮した予測ガバナ	22
4.4 数値例 2	23
第 5 章 自動走行制御問題への応用	27
5.1 四輪車モデル	27
5.2 軌道追従の数値シミュレーション	28
5.2.1 最適解を用いたシミュレーション	28
5.2.2 LMI アプローチを用いたシミュレーション	34
5.3 実機実験	38
第 6 章 おわりに	44
謝辞	45
参考文献	46

図目次

1	予測値によって駆動するシステム	5
2	フィードフォワードシステム $\Sigma \circ G$	6
3	誤差システム	7
4	(数値例 1) 予測精度の低い予測値 r	13
5	(数値例 1) 予測精度の高い予測値 $\bar{r}$	13
6	(数値例 1) 予測ガバナ G^* を適用したとき	14
7	(数値例 1) 予測精度の低い予測値 r が入力された時の Σ の出力	14
8	(数値例 1) 先行研究の予測ガバナを適用したときの出力	15
9	システム $F \circ \Sigma$	17
10	(数値例 2) 予測精度の低い予測値 r	23
11	(数値例 2) 予測精度の高い予測値 $\bar{r}$	23
12	(数値例 2) 予測ガバナを適用したとき	24
13	(数値例 2) 予測精度の低い予測値 r が入力された時の Σ の出力	25
14	(数値例 2) 入力制約を考慮した場合	26
15	予測ガバナの自動走行システムへの応用	27
16	四輪車の予測精度の低い予測値 r	29
17	四輪車の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$	29
18	(軌道追従 1) 予測ガバナを適用したとき	30
19	(軌道追従 1) 予測精度の低い予測値 r が入力されたときの Σ の出力	30
20	(軌道追従 1) 4 輪車の走行軌跡	31
21	(軌道追従 2) $r \equiv 0$ として予測ガバナを適用したとき	32
22	(軌道追従 2) 予測精度の低い予測値 r が入力されたときの Σ の出力	32
23	(軌道追従 2) 4 輪車の走行軌跡	33
24	(軌道追従 3) 4 輪車の走行軌跡	33
25	(軌道追従 4) 予測ガバナを適用したとき	35
26	(軌道追従 4) 四輪車の走行軌道	35

27	(軌道追従 5) 入力制約を考慮したとき	37
28	(軌道追従 5) 四輪車の走行軌道	37
29	Robocar 1/10 (ZMP.Inc)	38
30	レーンキープ走行実験	39
31	走行経路の予測アルゴリズム	40
32	予測誤差の評価パターン	41
33	予測ガバナによる四輪車の操舵整形	43
34	操舵の整形結果	43
35	RoboCar の走行軌跡	43

第 1 章 はじめに

近年，自動車の自動運転システムが注目されており，様々な研究開発が行われている [1–4]．レーンキープや障害物回避などを実現する自動運転システムでは，車両に搭載したカメラなどのセンサ情報をもとに環境認識を行い，走行経路を予測する．そして，予測した走行経路上を自動車が走行するように，アクセルやブレーキ，操舵を制御する．そのため，高度な自動走行制御を実現するためには，走行経路の予測精度が重要となる [5]．もし，多くのセンサ情報と高度な予測アルゴリズムを用いた予測が可能であれば，精度の高い予測経路を得ることができるが，その一方で，利用可能なデータ量が少なく，予測アルゴリズムも簡易なものであれば，予測精度が低くなる可能性は高い．

この観点から，これまでに，高い精度で走行環境の認識を行うための画像認識に関する研究が多くなされている [6–8]．しかしながら，一般的に認識精度と処理時間の間にはトレードオフの関係がある．高精度の認識結果を得るためには，概ね精度に応じた処理時間を要する．そのため，自動走行中のリアルタイム性を考慮すると，処理時間を優先するために精度を落さないといけない場合もあり，常に最良な環境情報が利用できるとは限らない．さらに，外乱などの影響を考慮した予測手法として，カルマンフィルタや機械学習を用いた様々な方法が研究されており，それらの予測手法に基づく自動走行制御が提案されている [9–14]．一方で，上記であげたような予測手法を用い，予測をどんなに高精度化したとしても，現実の世界の不確かな環境下においては，予測誤差の発生は避けられない．そのため，予測誤差が生じたとしても，自動走行制御の性能劣化をできるだけ小さくする手法が必要である．

他方，制御分野では，予測誤差が生じる場合において，システムの制御性能の低下をできる限り小さくするように予測値を整形する予測値整形機構「最適予測ガバナ」が提案されている [15]．最適予測ガバナは，リアルタイムに得られる予測精度の低い予測値を，過去の精度の高い予測値とシステムのモデル情報を積極的に用いて整形することで，システムの出力を理想の振る舞いに近づける．自動運転システムでは，リアルタイムに得られる予測値に加えて，画像認識などの処理に時間をかけることで得られる精度の高い予測情報を利用できる場合が多いため，この予測ガ

バナは自動運転の問題と親和性が高いといえる．しかしながら，最適予測ガバナでは，線形システムを対象としていたため，自動車などの非線形システムには直接適用できない．

そこで本論文では，非線形システムに対する予測ガバナの設計問題を考える．まず，先行研究の予測ガバナを一般化したものを与える．そして，入力アフィンな非線形システムに対して予測ガバナの最適設計問題を定式化する．ここでの最適性は，精度の低い予測値を予測ガバナにより整形することで得られるシステムの出力を，精度の高い予測値を用いて得られるシステムの出力に最良近似するというものである．つぎに，2つのアプローチによって予測ガバナの設計問題を解く．ひとつは，最適設計問題を解析的に解き，入力アフィンな非線形システムに対する解析解を導出する．もうひとつは，最適設計問題を数値最適化手法によって解く．数値最適化手法では，入力アフィンな非線形システムを線形擬似表現で表されるもの限定することで，線形行列不等式（LMI）ベースの設計が可能となる．また，入力制約を加えた LMI 条件を設定することにより，予測ガバナの入力制約問題についても考える．そして，2つのアプローチによって設計された予測ガバナの動作を確認するため，数値例による検証を行う．最後に，予測ガバナを自動走行制御問題に応用する．とくに，軌道追従シミュレーションおよびラジコンカーを用いたレーンキープ制御実験を通して，予測ガバナの実用性を検証する．

なお，以下の点を強調しておく．まず，本研究では，先行研究 [15] で提案された予測ガバナを一般化し，非線形システムに対する最適な予測ガバナを導出する．これにより，予測ガバナを線形システムだけでなく，非線形システムへ応用することができる．また，このことは，予測ガバナの最適設計論を構築する点において重要な成果である．つぎに，予測ガバナの LMI ベースの設計によって，解析解における問題点が解決される．具体的には，対象となる非線形システムのモデル式に必要な仮定が不要になり，入力制約を考慮した設計によって，予測ガバナの出力が過大になることを防ぐことができる．これにより，より実用的な予測ガバナが得られる．最後に，予測ガバナを自動走行制御問題に応用し，数値シミュレーションおよび実験を通して，提案手法の有用性を検証する．この取り組みにより，予測ガバナの実応用可能性を示すことができる．また，著者の知る限り，自動走行制御において，予測値を整形するというアプローチはこれまでにない．このことから，本論文

の成果は、自動走行制御技術に対する新しい知見を与えるものである。

本論文の構成を述べる。第2章では、本論文で扱う対象システムや予測ガバナの設計問題を定式化する。第3章では、第2章で定式化した予測ガバナの設計問題を解析的に解き、それより導き出される最適解のひとつを提示する。また、数値例を通して、最適解の性能を確認する。第4章では、第2章で定式化した予測ガバナの設計問題を数値最適化手法によって解く手法を提案する。また、数値最適化手法によって導出された予測ガバナの性能を数値例を通して確認する。第5章では、予測ガバナを自動走行制御問題へ応用することを考える。軌道追従シミュレーションおよび、レーンキープ走行の実機実験を行う。最後に、第6章で本論文をまとめる。

[記号] 本論文では、以下の記号を用いる。 $\mathbf{R}$, $\mathbf{R}_+$, $\mathbf{N}$ は、それぞれ実数の集合、正の実数の集合、自然数の集合を表す。適当な型の零行列および単位行列は O と I で表し、たとえば、 $n \times n$ の単位行列は I_n のように記す。対称行列は、対称な成分に対して $*$ で表す。また、 diag はブロック対角行列を、 co はベクトルの集合の凸包を表す。ベクトル $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ の2ノルムは $\|x\|$ で表し、 ∞ ノルムは $\|x\|_\infty$ で表すものとする。さらに、離散時間信号 $e := (e(0), e(1), \dots)$ の ∞ ノルムを $\|e\|_\infty := \sup_{t \in \mathbf{N}} \|e(t)\|_\infty$ と定義する。

第 2 章 非線形システムに対する予測ガバナの設計

何らかの予測手法によって予測された予測値で駆動するシステムを考える．たとえば，つぎの非線形システム

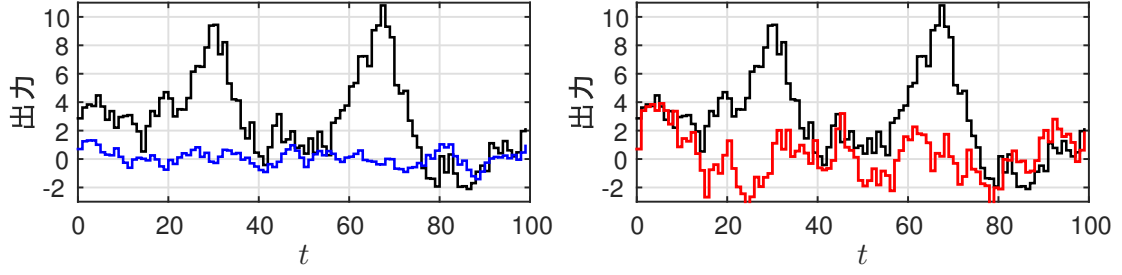
$$\Sigma: \begin{cases} x(t+1) = \begin{bmatrix} x_1(t) + 0.05x_2(t) \\ -1.47 \sin x_1(t) + 0.7x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.6 \end{bmatrix} v(t) \\ y(t) = [0 \ 1]x(t) \end{cases} \quad (1)$$

では，制御入力 $v(t)$ に予測値が入力されることで駆動する（ただし， $x = [x_1 \ x_2]^\top$ とする）．このとき，入力される予測値は，予測精度が低い予測によって生成される予測精度の低い予測値と，予測精度が高い予測によって生成される予測精度の高い予測値の 2 つを考える．

いま，予測精度の低い予測値および予測精度の高い予測値を任意に与えて，システム Σ を駆動させたとき，それぞれの予測値による Σ の出力は図 1 (a) に示すようになる．青線が予測精度の低い予測値による出力，黒線が予測精度の高い予測値による出力を表しているが，予測精度の違いによって，得られる出力は大きく異なる．本論文の目的は，このような予測精度の違いによって生じる出力のギャップを小さくし，精度の低い予測値による出力を予測精度の高い予測値が利用できる場合の出力に近づけることである．先行研究 [15] では，予測精度の高い予測値が予測精度の低い予測値から一時刻遅れて取得できると仮定したときに，予測ガバナと呼ぶ予測値整形機構によって，予測精度の低い予測値を，一時刻遅れの予測精度の高い予測値を用いて整形する手法を提案している．ここで，予測ガバナの設計例をひとつ挙げる．予測精度の低い予測値を r ，予測精度の高い予測値を $\bar{r}$ で定義する．予測精度の低い予測値 r はリアルタイムに取得可能な予測値に対し，予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ は一時刻遅れ $(t-1)$ で取得できる予測値とする．このとき，つぎの整形式によって，予測精度の低い予測値 r を整形する．

$$v(t) = r(t) + \{r(t-1) - \bar{r}(t-1)\} \quad (2)$$

(2) 式は，一時刻前の予測精度の低い予測値 $r(t-1)$ と予測精度の高い予測値 $\bar{r}(t-1)$ との差分を計算し，予測精度の低い予測値 $r(t)$ に足し合わせることで整形値 $v(t)$ を生成している．この方法で生成された整形値 v によって Σ を駆動させた



(a) 予測値によるシステムの出力

(b) 整形値によるシステムの出力

図1 予測値によって駆動するシステム

ときの出力は，図 1 (b) の赤線に示すようになり，予測精度の高い予測値を用いた場合の出力に多少近づいていることが確認できる．しかし，図 1 (b) において，赤線と黒線との出力差にはいまだ大きな誤差があることから，(1) 式のような非線形システムに対して，(2) 式のように線形的に予測値を整形するだけでは，最良の整形方法とは言えないだろう．では，予測精度の低い予測値と予測精度の高い予測値との出力差を最小にするような最良の整形方法は何か．このとき興味の対象となるのが，与えられた非線形システムに対して最適な予測ガバナの構造を見つけることである．先行研究 [15] では，線形システムに対して最適な予測ガバナの設計問題を解析的に導き出したが，本章では，先行研究 [15] を拡張し，非線形システムに対する予測ガバナの設計問題について述べる．

まず，システム Σ と予測ガバナと呼ぶ信号整形機構 G で構成される図 2 のフィードフォワードシステム $\Sigma \circ G$ を考える． Σ は，(1) 式に例を挙げた，入力に対してアフィンな離散時間非線形システム

$$\Sigma : \begin{cases} x(t+1) = f(x(t)) + g(x(t))v(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (3)$$

および，(3) 式の特別なクラスである，つぎの離散時間非線形システム

$$\Sigma : \begin{cases} x(t+1) = A(x(t))x(t) + B(x(t))v(t) \\ y(t) = C(x(t))x(t) \end{cases} \quad (4)$$

を考える．ここで， $x \in \mathbf{R}^n$ は状態， $v \in \mathbf{R}$ は入力， $t \in \{0\} \cup \mathbf{N}$ は離散時間， $y \in \mathbf{R}$ は出力を表す．また，初期状態は， $x_0 \in \mathbf{R}^n$ によって， $x(0) = x_0$ と与えられる．

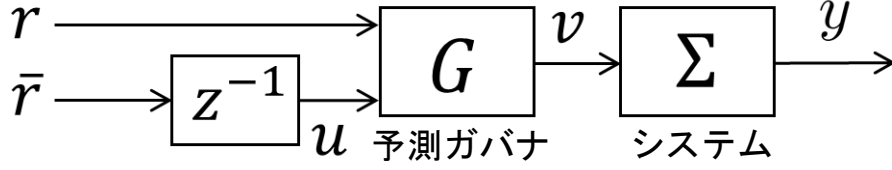


図2 フィードフォワードシステム $\Sigma \circ G$

さらに, (3) 式において, $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$, $g: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ は x の関数, $C \in \mathbf{R}^{1 \times n}$ は定数行列とする. なお, システム Σ は, 初期状態 $x_0 \in \mathbf{R}^n$ と有界な入力 $(v(0), v(1), \dots) \in \ell_\infty$ に対して, 状態 x が有界, すなわち, $(x(1), x(2), \dots) \in \ell_\infty^n$ である (システム Σ が安定) と仮定する. さらに, 任意の $x \in \mathbf{R}^n$ に対して

$$Cg(x) \neq 0 \quad (5)$$

であるとする.

また, (4) 式において, $A(x(t)), B(x(t)), C(x(t))$ は $x(t)$ の成分の多項式行列である. (4) 式のシステムは入力に対してアフィンであるが, (3) 式の非線形関数にあたる部分を多項式に限定したモデルである. なお, (4) 式のように, システムの係数行列を多項式で表現する方法を擬似線形表現といい, 一般的な線形システムの状態空間表現における係数行列を多項式で表すことにより, 非線形システムを表現することができる. (4) 式で表されるシステムの一例として, つぎのシステムを例に挙げる. ただし, $x = [x_1 \ x_2]^\top$ とする.

$$\Sigma: \begin{cases} x(t+1) = \begin{bmatrix} 0.005(x_1(t))^2 - 0.015x_1(t) + 1 & -0.001 \\ 0.064 & 0.963 \end{bmatrix} x(t) \\ \quad + \begin{bmatrix} 0 \\ -0.01 \end{bmatrix} v(t) \\ y(t) = [1 \ 0]x(t) \end{cases} \quad (6)$$

一方, 予測ガバナ G はつぎのように与えられる.

$$G: \begin{cases} \xi(t+1) = \mathcal{A}(\xi(t)) + \mathcal{B}(\xi(t))v(t) + \mathcal{C}(\xi(t))r(t) + \mathcal{D}(\xi(t))u(t) \\ v(t) = \alpha(\xi(t)) + \beta(\xi(t))r(t) + \gamma(\xi(t))u(t) \end{cases} \quad (7)$$

ここで、 $\xi \in \mathbf{R}^{\mathcal{N}}$ は G の状態、 $r, u \in \mathbf{R}$ は入力、 $v \in \mathbf{R}$ は出力であり、初期状態は、 $\xi_0 \in \mathbf{R}^{\mathcal{N}}$ に対して、 $\xi(0) = \xi_0$ とする。また、 $\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{C}, \mathcal{D} : \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \rightarrow \mathbf{R}^{\mathcal{N}}$ および、 $\alpha, \beta, \gamma : \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \rightarrow \mathbf{R}$ は ξ の関数である。さらに、 $r(t) \equiv 0$ 、 $u(t) \equiv 0$ のとき $v(t) = 0$ となるようにするために、 $\alpha(\xi_0) = 0$ とする。(7) 式は、先行研究の予測ガバナ [15] を非線形関数を用いて一般化したものとなっている。

なお、本論文では、 r は予測精度の低い予測値、 $\bar{r}$ は予測精度の高い予測値であり、 G の入力 u は過去のの予測精度の高い予測値、すなわち、 $u(t) = \bar{r}(t-1)$ とする（ただし、 $u(t) = 0$ ($t < 1$)）。さらに、予測精度の低い予測値 r と予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ との最大誤差を $\Delta \in \mathbf{R}_+$ とする。つまり、つぎの関係式が成り立つとする。

$$\|r - \bar{r}\|_{\infty} = \Delta \quad (8)$$

つぎに、予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ によって駆動されるシステム Σ の状態と出力を、それぞれ、 $\bar{x}$ と $\bar{y}$ で表す。ただし、初期値は、 $\bar{x}(0) = x_0$ である。そして、図 3 の誤差系に対して、つぎの評価関数を考える。

$$J(G) := \sup_{(x_0, \xi_0, r, \bar{r}) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \times \ell_{\infty} \times \ell_{\infty}} \|y - \bar{y}\|_{\infty} \quad (9)$$

$J(G)$ は y と $\bar{y}$ との最大出力差を評価している。このとき、予測ガバナ G の設計問題はつぎのように定式化される。

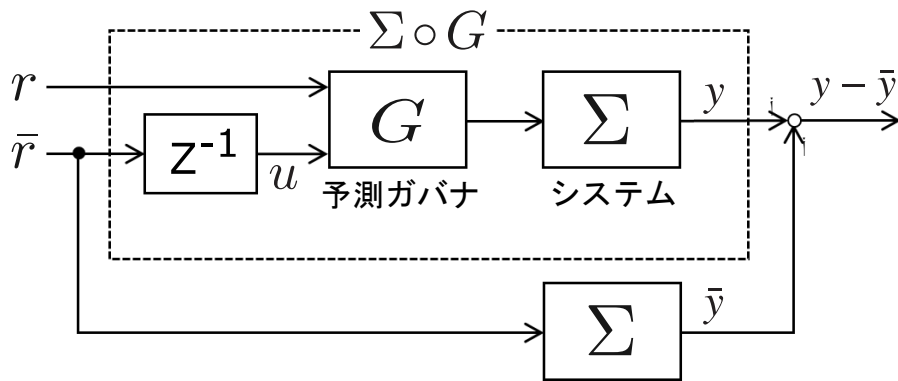


図 3 誤差システム

問題 1. システム $\Sigma \circ G$ に対して, Σ と $\Delta \in \mathbf{R}_+$ が与えられるとする. このとき, (9) 式の $J(G)$ を最小にする G ($\xi_0, \mathcal{N}, \mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{C}, \mathcal{D}, \alpha, \beta, \gamma$) とその最小値を求めよ. ■

$J(G)$ の値を最小にする予測ガバナ G を設計することにより, システム $\Sigma \circ G$ の入出力特性を, 精度の高い予測値を利用したときの Σ の入出力特性に近づけることができる.

第 3 章 モデルマッキングによる予測ガバナの最適設計

本章では、(3) 式で示した入力アフィンな非線形システムに対する予測ガバナの設計問題を考える．まず、2 章で定式化した問題 1 に対する解析解の一つを与える．そして、数値例によって設計した予測ガバナが適切に動作しているかを確認する．

3.1 最適解

時刻 $t = 1$ における y および $\bar{y}$ の出力差を評価してみよう．(3) 式, (7) 式, および $u(0) = 0$ より, $x(0) = \bar{x}(0) = x_0$ に注意すると,

$$\begin{aligned} y(1) - \bar{y}(1) &= Cf(x(0)) + Cg(x(0))v(0) - Cf(\bar{x}(0)) - Cg(\bar{x}(0))\bar{r}(0) \\ &= Cf(x_0) - Cf(x_0) + Cg(x_0)\{\alpha(\xi_0) + \beta(\xi_0)r(0)\} - Cg(x_0)\bar{r}(0) \\ &= Cg(x_0)\{\alpha(\xi_0) + \beta(\xi_0)r(0) - \bar{r}(0)\} \end{aligned} \quad (10)$$

となる．ここで, $\omega := r - \bar{r}$ とすると, 上式は, $\alpha(\xi_0) = 0$ より, 以下のように変形できる．

$$y(1) - \bar{y}(1) = Cg(x_0)\omega(0) + Cg(x_0)(\beta(\xi_0) - 1)r(0) \quad (11)$$

これと, $Cg(x_0) \neq 0$, $\|\omega\|_\infty = \Delta$ より,

$$\begin{aligned} &\sup_{(x_0, \xi_0, r, \bar{r}) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \times \ell_\infty \times \ell_\infty} |y(1) - \bar{y}(1)| \\ &= \begin{cases} \sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta & \text{if } \beta(\xi_0) = 1 \\ \infty & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

となる．つまり, $\alpha(\xi_0) = 0$ としたときの $J(G)$ の下界が $\sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta$ である．したがって, $\alpha(\xi_0) = 0$ と $\beta(\xi_0) = 1$ を満たし, $J(G) \leq \sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta$ となる G が見つかれば, それが, 問題 1 の最適解となる．

問題 1 の解はつぎのように与えられる.

定理 1. システム Σ に対する最適な予測ガバナ G^* のひとつは, 初期状態 $\xi_0 := [x_0^\top \ x_0^\top \ 0]^\top \in \mathbf{R}^{3n}$ とともに

$$G^* : \begin{cases} \xi(t+1) = \begin{bmatrix} f([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)) \\ 0 \\ f([0 \ 0 \ I_n]\xi(t)) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} v(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g([0 \ 0 \ I_n]\xi(t)) \end{bmatrix} u(t) \\ [0 \ I_n \ 0]\xi(t) = \begin{cases} [0 \ I_n \ 0]\xi(0) & \text{if } t \leq 1 \\ [0 \ 0 \ I_n]\xi(t+1) & \text{if otherwise} \end{cases} \\ v(t) = (Cg([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)))^{-1} \{ Cf([0 \ I_n \ 0]\xi(t)) - Cf([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)) \} \\ \quad + (Cg([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)))^{-1} Cg([0 \ I_n \ 0]\xi(t))r(t) \end{cases} \quad (13)$$

で与えられ, 評価関数の最小値 $J(G^*)$ は以下ようになる.

$$J(G^*) = \sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta \quad (14)$$

■

証明 1. まず, (13) 式および $\xi_0 = [x_0^\top \ x_0^\top \ 0]^\top \in \mathbf{R}^{3n}$ が $\alpha(\xi_0) = 0$ と $\beta(\xi_0) = 1$ を満たすことは容易に確認できる.

つぎに, $J(G)$ の最小値に対して以下の関係が成立する.

$$\begin{aligned} & \sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta \\ &= \min_G \sup_{(x_0, \xi_0, r, \bar{r}) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \times \ell_\infty \times \ell_\infty} |y(1) - \bar{y}(1)| \end{aligned} \quad (15)$$

$$\leq \min_G \sup_{(x_0, \xi_0, r, \bar{r}) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \times \ell_\infty \times \ell_\infty} \|y - \bar{y}\|_\infty \quad (16)$$

$$\leq \sup_{(x_0, \xi_0, r, \bar{r}) \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^{\mathcal{N}} \times \ell_\infty \times \ell_\infty} \|y^* - \bar{y}\|_\infty \quad (17)$$

$$\leq \sup_{x_0 \in \mathbf{R}^n} |Cg(x_0)|\Delta \quad (18)$$

ここで, y^* は $G = G^*$ としたときのシステム $\Sigma \circ G$ の出力である. (15) 式は, (12) 式から確認できる. また, (16) 式と (17) 式は定義より明らかである. したがって, 以下で (18) 式を示す.

$t + 1$ のときの y^* および $\bar{y}$ の出力差を考える． $y^*(t + 1)$ は，(13) 式の G^* を用いると，

$$y^*(t + 1) = Cf(x(t)) + Cg(x(t))(Cg([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)))^{-1} \{ \\ Cf([0 \ I_n \ 0]\xi(t)) - Cf([I_n \ 0 \ 0]\xi(t)) + Cg([0 \ I_n \ 0]\xi(t))r(t)\} \quad (19)$$

となる．ここで， $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t)$ は v によって駆動される Σ の状態 x に対応しており ($[I_n \ 0 \ 0]\xi(t) = x(t)$)， $[0 \ I_n \ 0]\xi(t)$ は $\bar{r}$ によって駆動される Σ の状態 $\bar{x}$ に対応している ($[0 \ I_n \ 0]\xi(t) = \bar{x}(t)$)．このことに注意すると，(19) 式は，

$$y^*(t + 1) = Cf(x(t)) + Cg(x(t))(Cg(x(t)))^{-1} \{Cf(\bar{x}(t)) \\ - Cf(x(t)) + Cg(\bar{x}(t))r(t)\} \\ = Cf(\bar{x}(t)) + Cg(\bar{x}(t))r(t) \quad (20)$$

となるため，出力差は，

$$y^*(t + 1) - \bar{y}(t + 1) \\ = Cf(\bar{x}(t)) + Cg(\bar{x}(t))r(t) - Cf(\bar{x}(t)) - Cg(\bar{x}(t))\bar{r}(t) \\ = Cg(\bar{x}(t))r(t) - Cg(\bar{x}(t))\bar{r}(t) \\ = Cg(\bar{x}(t))\omega(t) \quad (21)$$

となる．よって，任意の r ， $\bar{r}$ に対して，

$$|y^*(t + 1) - \bar{y}(t + 1)| = |Cg(\bar{x}(t))\omega(t)| \leq |Cg(\bar{x}(t))|\Delta \quad (22)$$

である．これより，

$$\|y^* - \bar{y}\|_\infty \leq \sup_{t \in \mathbf{N}} |Cg(\bar{x}(t))|\Delta = \sup_{\bar{x} \in \mathbf{R}^n} |Cg(\bar{x})|\Delta \quad (23)$$

となるので，(18) 式が導かれる． ■

定理 1 は， $J(G)$ を最小化する予測ガバナ G と，(7) 式の予測ガバナの性能限界を与えている．なお，(13) 式を実装する際には，以下の手順で計算を行う．

- (i) 第 1 式中の $[0 \ 0 \ I_n]\xi(t + 1)$ を計算する．
- (ii) 第 2 式を用いて， $[0 \ I_n \ 0]\xi(t + 1)$ を求める．
- (iii) 第 3 式を用いて， $v(t)$ を求める．

(iv) 第 1 式中の $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t+1)$ を計算する.

つぎに, 定理 1 で得られた予測ガバナの構造を説明する. まず, (13) 式中の $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t)$ および $[0 \ I_n \ 0]\xi(t)$ は, それぞれ, 整形値 v を入力したときのシステムの状態 x と精度の高い予測値 $\bar{r}$ を入力したときのシステムの状態 $\bar{x}$ に対応している. つまり, (13) 式の第 1 式と第 2 式は, $x(t)$ と $\bar{x}(t)$ を推定している. つぎに, (13) 式の出力方程式 $v(t)$ では, 予測誤差による出力の差 ($y(t)$ と $\bar{y}(t)$ の差) を推定し, $r(t)$ を整形している. すなわち, 最適予測ガバナは, 予測誤差によって生じる 1 ステップ先の出力の差を打ち消す 補償信号を生成しているものと見なすことができる.

最後に, 以下の点を補足しておく. システム Σ が線形の場合, つまり,

$$\Sigma : \begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bv(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (24)$$

の場合, 定理 1 は, 先行研究 [15] で導かれた結果と一致する. 実際, (13) 式に, $f(x) = Ax$, $g(x) = B$ を代入し, 座標変換と $3n$ 次元から n 次元への低次元化によって,

$$G^* : \begin{cases} \xi(t+1) = \mathcal{A}^*\xi(t) + \mathcal{A}^*B(r(t-1) - \bar{r}(t-1)) \\ v(t) = \mathcal{C}^*\xi(t) + \mathcal{C}^*B(r(t-1) - \bar{r}(t-1)) + r(t) \end{cases} \quad (25)$$

が得られる. ただし, $\mathcal{A}^* := A - B(CB)^{-1}CA$, $\mathcal{C}^* := -(CB)^{-1}CA$ であり, $J(G^*) = |CB|\Delta$ である. このことから, 線形システムに対しては, 予測ガバナのクラスを (7) 式に拡張したとしても, 予測ガバナの性能を上げられないことが確認できる.

3.2 数値例 1

定理 1 で得られた予測ガバナを用いた場合の応答の一例を示す. 図 3 のシステムを考える. Σ は, (1) 式で与えられるシステムを考える. ただし, 初期値は $x(0) = [0 \ 0]^\top$ である.

いま, 精度の低い予測値 $r(t)$ は図 4, 一時刻遅れで得られる精度の高い予測値 $\bar{r}(t-1)$ は図 5 で与えられるとする ($\|r - \bar{r}\|_\infty$ の値は, $\Delta = 5.040$ である). こ

のとき，予測ガバナ G^* を用いて r を整形し，整形値 v を生成する．予測ガバナを用いた場合の結果を図 6 に示す．図 6 (a) が整形値 v ，(b) が Σ の出力 y である．なお，(b) では，黒線が図 4 の精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合のシステムの応答 $\bar{y}$ ，赤線が整形値 v を用いた場合のシステムの応答 y を示している．一方，予測値 r を用いた場合の結果が図 7 である．これらの図より，整形値 v による振る舞いは， r を用いた場合の出力と比べ， $\bar{r}$ を用いた場合の出力に近くなっていることが確認できる．このとき， $\|y - \bar{y}\|_\infty$ の値は 3.0240， $\|\hat{y} - \bar{y}\|_\infty$ の値は 11.4715 であった．これより，予測ガバナが適切に働いていることが確認できる．さらに，(14) 式の右辺の値を計算すると 3.0240 であった．これより，出力差をあらかじめ見積もることが可能であることがわかる．

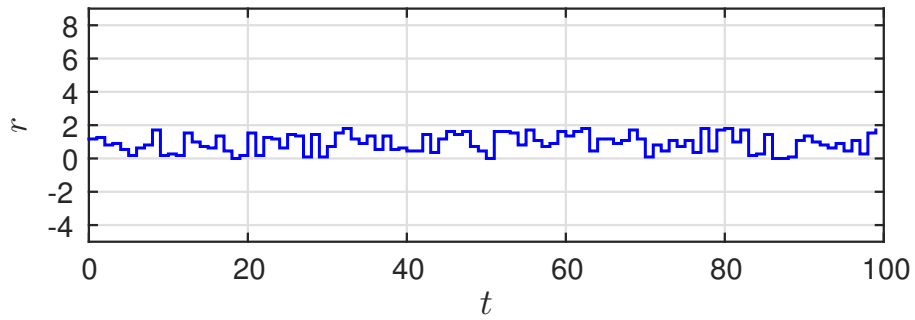


図 4 (数値例 1) 予測精度の低い予測値 r

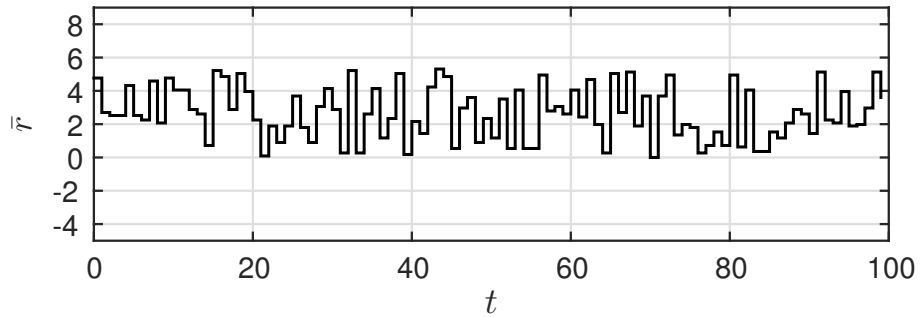
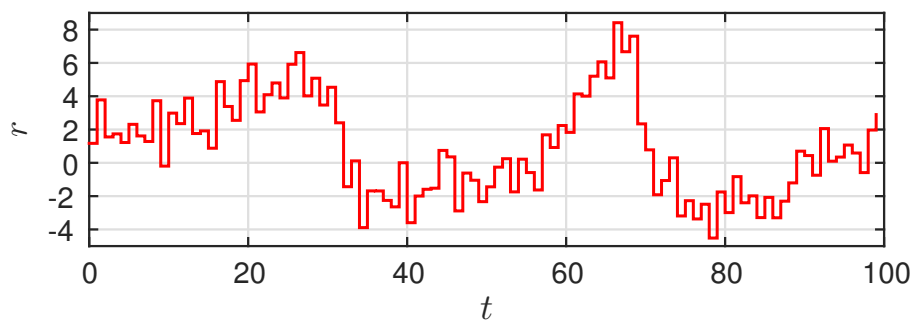
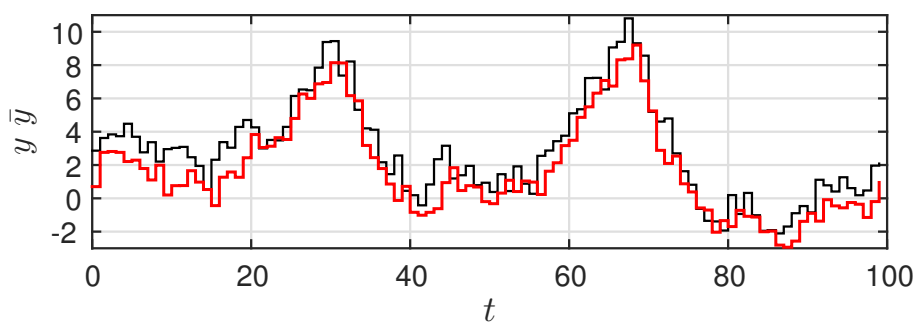


図 5 (数値例 1) 予測精度の高い予測値 $\bar{r}$



(a) 整形値 v



(b) システム Σ の出力

図6 (数値例1) 予測ガバナ G^* を適用したとき

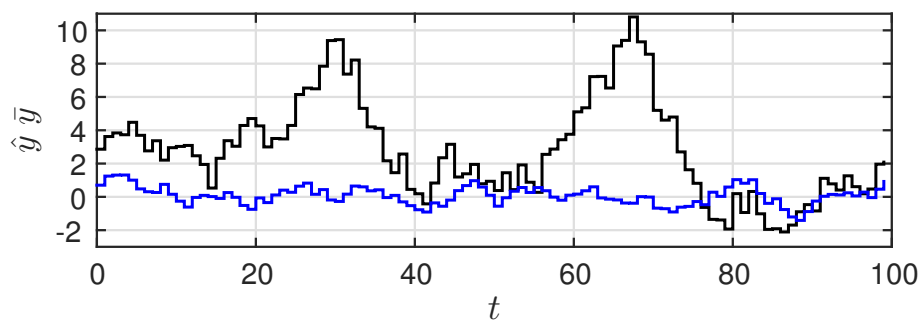


図7 (数値例1) 予測精度の低い予測値 r が入力された時の Σ の出力

また、(1) 式で示したシステムは、 $\sin x_1(t) \approx x_1(t)$ とすることで、つぎのような線形システムに近似することができる。

$$\Sigma: \begin{cases} x(t+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0.05 \\ -1.47 & 0.7 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ -0.01 \end{bmatrix} v(t) \\ y(t) = [1 \ 0]x(t) \end{cases} \quad (26)$$

このとき、先行研究の予測ガバナを適用し、定理 1 で得られた結果と比較する。先行研究の予測ガバナを適用した結果を図 8 に示す。緑線が、先行研究の予測ガバナによって生成された整形値を用いた場合のシステムの応答である。このとき、精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合の出力との最大出力差は、10.4715 であった。このことから、定理 1 で得られた予測ガバナの有用性が確認できる。

しかしながら、図 6 (a) をみると、整形値 v の値が図 4 や図 5 と比べ大きくなっている。このように、予測ガバナの出力は、整形される前の入力に対して過大な値をとる場合があり、システム Σ に入力制約がある場合にその範囲を超えてしまう可能性がある。例えば、自動車の操舵のように物理的な可動範囲が限られている場合は、入力値に上限をもたせる必要がある。さらに、(13) 式で得られる最適解は、 $Cg(\xi(t))$ の逆行列を計算しているため、(5) 式の仮定を満たす必要がある。このことから、(13) 式の最適解にはつぎの課題が挙げられる。

課題 (i) 予測ガバナの出力 v が過大になる場合がある。

課題 (ii) $Cg(x) = 0$ となるシステムに適用できない。

そこで、次章では、課題 (i),(ii) について考慮した予測ガバナ設計を考える。

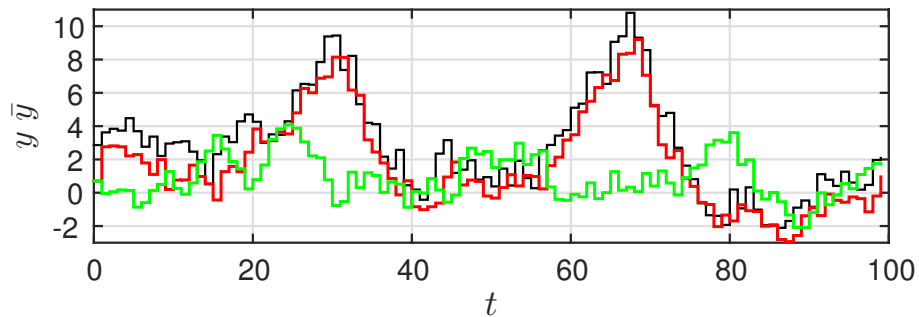


図 8 (数値例 1) 先行研究の予測ガバナを適用したときの出力

第 4 章 LMI アプローチによる予測ガバナの設計

本章では，数値解析によって入力アフィンな非線形システムに対する予測ガバナの設計問題を解く．文献 [16] で提案されている線形擬似表現と 2 乗和多項式を利用した設計法を予測ガバナの設計問題に応用することを考える．まず，(4) 式で表される非線形システムに対して，予測ガバナの設計問題を定式化する．つぎに，定式化した条件を満たす LMI を設計することで，予測ガバナを導出する．最後に，数値例によって設計した予測ガバナが適切に動作しているかを確認する．

4.1 問題設定

3 章では，入力アフィンな非線形システムに対する最適な予測ガバナは (13) 式で求まることがわかった．最適な予測ガバナの特徴的な構造のひとつとして，整形値 v および，予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ をシステム Σ に入力したときの状態 x と $\bar{x}$ を，予測ガバナの状態 ξ で再現するような仕組みをもっていた．つまり，(13) 式の第一式において， $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t)$ は $x(t)$ に， $[0 \ I_n \ 0]\xi(t)$ は $\bar{x}(t)$ にそれぞれ対応しており，その値は等価である．最適解では，この ξ が計算されたあと，(13) 式の第二式によって整形値 v を生成している．一方，本章では，(13) 式の第一式によって ξ を計算し，第二式を

$$v(t) = r(t) + F(\xi(t)) \begin{bmatrix} I_n & 0 & 0 \\ 0 & I_n & 0 \end{bmatrix} \xi(t) \quad (27)$$

という形に限定して， F を数値計算によって設計する．つまり，本章では，図 2 のフィードフォワードシステム $\Sigma \circ G$ を，図 9 のシステム $F \circ \Sigma$ のように考えることで，予測ガバナの設計問題を最適な F をみつける問題に置き換えることが可能となる．ただし， F は ξ の状態 $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t)$ と $[0 \ I_n \ 0]\xi(t)$ から推定される， Σ の状態 $x(t)$ と $\bar{x}(t)$ の多項式行列を表す．また， $F \circ \Sigma$ において， Σ は (4) 式で表される非線形システムであり， u_f は F によって生成される追加入力である．そして， x と $\bar{x}$ の推定部分に F を加えた，点線で囲われた部分が予測ガバナ G に該当する．ここで，重要なのが， y と $\bar{y}$ の出力差を小さくするような F をどのように選ぶかである．これより，予測ガバナの設計問題は，つぎのように定式化される．

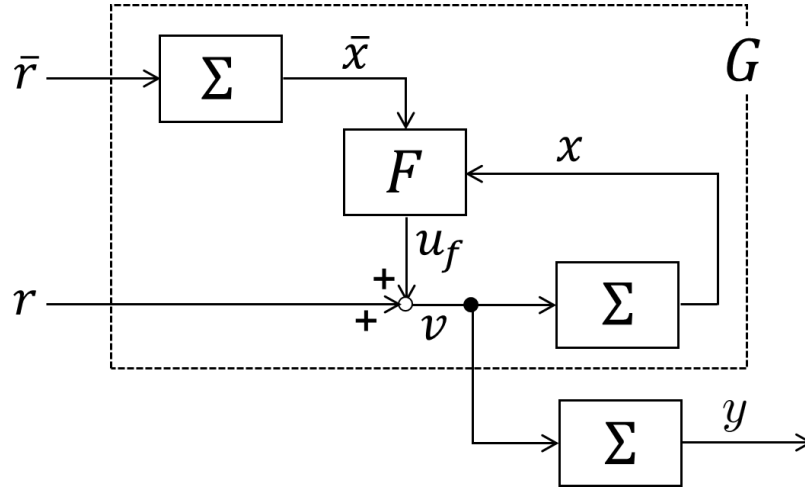


図9 システム $F \circ \Sigma$

問題 2. システム $F \circ \Sigma$ に対して, Σ と予測精度の上界 $\Delta \in \mathbf{R}_+$, 任意のスカラー γ が与えられるとする. このとき, $\|y - \bar{y}\|_\infty \leq \gamma$ となるような $F(x(t), \bar{x}(t))$ を求めよ. ■

この問題は, 予測ガバナの設計問題を多項式行列 F を求める問題として扱うことにより, システム $F \circ \Sigma$ の入出力特性と, 予測精度の高い予測値を利用したときの Σ の入出力特性との差を, γ 以下に抑えることができる.

さらに, つぎの問題を考える.

問題 3. システム $F \circ \Sigma$ に対して, Σ と予測精度の上界 $\Delta \in \mathbf{R}_+$, 任意のスカラー γ および δ が与えられるとする. このとき, $\|y - \bar{y}\|_\infty \leq \gamma$ かつ, $\|u_f(t)\|_\infty \leq \delta$ となるような多項式行列 $F(x(t), \bar{x}(t))$ を求めよ. ■

問題 3 は, 問題 2 に追加入力 u_f の制約条件を加えたものである. $\|u_f(t)\|_\infty \leq \delta$ として追加入力の上限值を設定することで, 予測ガバナの出力 v の値を小さくすることができる.

4.2 LMI の設計

ここでは、文献 [16] の設計手法を応用し、(4) 式で示した入力アフィンな非線形システムに対する予測ガバナの設計問題を LMI に帰着させる。LMI を設計するにあたって、設計の見通しをよくするため、以下では予測ガバナの状態 $[I_n \ 0 \ 0]\xi(t)$ および $[0 \ I_n \ 0]\xi(t)$ をそれぞれ、 Σ の状態 $x(t)$ と $\bar{x}(t)$ に置き換えて考えており、設計パラメータ $F(\xi(t))$ を $F(x, \bar{x})$ で表すことに注意する。

まず、状態 $x(t)$ の時間発展は、(4) 式より

$$\begin{aligned} x(t+1) &= A(x(t))x(t) + B(x(t))v(t) \\ &= A(x(t))x(t) + B(x(t))(r(t) + u_f(t)) \\ &= A(x(t))x(t) + B(x(t))(\bar{r}(t) + w(t) + u_f(t)) \end{aligned} \quad (28)$$

で表わせる。ただし、予測誤差 $w := r - \bar{r}$ であり、(8) 式より $\|w(t)\|_\infty = \Delta$ である。一方、状態 $\bar{x}(t)$ の時間発展は

$$\bar{x}(t+1) = A(\bar{x}(t))\bar{x}(t) + B(\bar{x}(t))\bar{r}(t) \quad (29)$$

である。これらをまとめて

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x(t+1) \\ \bar{x}(t+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A(x(t)) & O \\ O & A(\bar{x}(t)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \bar{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B(x(t)) \\ B(\bar{x}(t)) \end{bmatrix} \bar{r}(t) \\ &\quad + \begin{bmatrix} B(x(t)) \\ O \end{bmatrix} w(t) + \begin{bmatrix} B(x(t)) \\ O \end{bmatrix} u_f(t) \end{aligned} \quad (30)$$

で表す。ただし、 $z(t) := [x(t)^\top \bar{x}(t)^\top]^\top$, $\mathcal{A}(z(t)) := \text{diag}(A(x(t)), A(\bar{x}(t)))$, $\mathcal{B}(z(t)) := [B(x(t))^\top \ O]^\top$ とする。

ここで、状態の初期値 $x(0)$ は p 個のベクトル $x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(p)}$ の凸包

$$\mathcal{X} = \text{co} \{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(p)}\} \quad (31)$$

に含まれるものとする。

また、適当な $2n$ 次元のベクトル $\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(k)}$ を選ぶことで多面体

$$\mathcal{R} := \left\{ z \in \mathbf{R}^{2n} \mid (\lambda^{(j)})^\top z \leq 1 \ (j = 1, 2, \dots, k) \right\} \quad (32)$$

を定める．さらに (31) 式のベクトル $x^{(i)}$ に対して, $[(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top]^\top \in \mathcal{R}$ ($i = 1, 2, \dots, p$) とする．このとき, システム $F \circ \Sigma$ の初期状態の集合

$$\begin{aligned}\tilde{\mathcal{X}} &:= \left\{ [(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top]^\top \mid x(0) \in \mathcal{X}, x(0) = \bar{x}(0) \right\} \\ &= \text{co} \left\{ [(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top]^\top \mid i = 1, 2, \dots, p \right\}\end{aligned}\quad (33)$$

は多面体 $\mathcal{R}$ に含まれる．ただし, 多面体 $\mathcal{R}$ は, 状態 $z(t)$ が動く範囲を覆うように選ぶものとする．このとき, 文献 [16] の補題 1 と同様に以下の補題を得ることができる．

補題 1. あるスカラー $0 < \alpha < 1$, 正定値対称行列 Z , 多項式行列 $G(z)$ が

$$1 - \left(\lambda^{(j)} \right)^\top Z \lambda^{(j)} \geq 0 \quad (j = 1, 2, \dots, k) \quad (34)$$

$$\begin{bmatrix} (1 - \alpha)Z & * & * \\ O & (1/\Delta^2)\alpha I & * \\ \mathcal{A}(z)Z + B(z)G(z) & B(z) & Z \end{bmatrix} \succeq O \quad (\forall z \in \mathcal{R}) \quad (35)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & [(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top] \\ \begin{bmatrix} (x^{(i)})^\top \\ (x^{(i)})^\top \end{bmatrix} & Z \end{bmatrix} \succeq O \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (36)$$

を満たすとき, $F(x, \bar{x}) := G(z)Z^{-1}$ と定めれば, 任意の初期値 $x(0)$ に対して状態 $z(t)$ は

$$z(t) \in \mathcal{Z}$$

を満たす．ただし, $\mathcal{Z} := \{z \in \mathbf{R}^{2n} \mid z^\top Z^{-1} z \leq 1\}$ とする. ■

証明 2. (34) 式により, $z \in \mathcal{Z}$ ならば

$$\begin{aligned}(\lambda^{(j)})^\top z &\leq \|Z^{1/2} \lambda^{(j)}\| \|Z^{-1/2} z\| \\ &= ((\lambda^{(j)})^\top Z \lambda^{(j)})^{1/2} (z^\top Z^{-1} z)^{1/2} \leq 1\end{aligned}\quad (37)$$

の関係が成り立ち, $\mathcal{Z} \subseteq \mathcal{R}$ である．

つぎに, (35) 式について, 左右から行列 $\text{diag}(Z^{-1}, I, Z^{-1})$ をかけ, (3,3) ブロックのシュール補行列を考えると,

$$\begin{bmatrix} (1-\alpha)Z^{-1} - \mathcal{A}_{cl}(z)^\top Z^{-1} \mathcal{A}_{cl}(z) & \mathcal{B}(z)^\top Z^{-1} \mathcal{A}_{cl}(z) \\ \mathcal{B}(z)^\top Z^{-1} \mathcal{A}_{cl}(z) & \alpha I - \mathcal{B}(z)^\top Z^{-1} \mathcal{B}(z) \end{bmatrix} \succeq O \quad (38)$$

となる. ここで, $\mathcal{A}_{cl}(z) := \mathcal{A}(z) + \mathcal{B}(z)G(z)Z^{-1}$ である. このとき, $\mathcal{Z} \subseteq \mathcal{R}$ であることに注意すると,

$$\mathcal{A}_{cl}(z)z + \mathcal{B}(z)w = \mathcal{A}(z)z + \mathcal{B}(z)G(z)Z^{-1}z + \mathcal{B}w \in \mathcal{Z} \quad (39)$$

であることが導かれる. したがって, $F(x, \bar{x}) := G(z)Z^{-1}$ と定めれば, $z(t) \in \mathcal{Z}$ のとき, $z(t+1) \in \mathcal{Z}$ である.

最後に, (36) 式から, 任意の $i = 1, 2, \dots, p$ に対して,

$$1 - [(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top] \begin{bmatrix} (x^{(i)})^\top \\ (x^{(i)})^\top \end{bmatrix} \leq 0 \quad (40)$$

が成り立つ. よって, $[(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top]^\top \in \mathcal{Z}$ である. 集合 $\mathcal{Z}$ は凸であるので, $[(x^{(i)})^\top (x^{(i)})^\top]^\top$ の凸包である $\tilde{\mathcal{X}}$ は $\mathcal{Z}$ に含まれ, 初期値 $z(0)$ は $\mathcal{Z}$ に属す. 以上より, $z(t) \in \mathcal{Z}$ を得る. ■

補題 1 では, どのような予測誤差 w に対しても, 状態 $z(t)$ が集合 $\mathcal{Z}$ に属することを示している. 問題 2 で考えていることは, 出力 y が精度の高い予測値を用いたときの出力 $\bar{y}$ に近似するように多項式行列 F を求めることである. 出力差 $y(t) - \bar{y}(t)$ を考えたときに,

$$y(t) - \bar{y}(t) = [C(x(t)) - C(\bar{x}(t))]z(t) \quad (41)$$

で表せ, $z(t)$ の関数であることから, 補題 1 より集合 $\mathcal{Z}$ を用いることでこれを評価することができるようになる. ここで, $c^\top := [C(x(t)) - C(\bar{x}(t))] \in \mathbf{R}^{1 \times 2n}$ とする.

このとき, 問題 2 の解はつぎの LMI を解くことで得られる.

定理 2. あるスカラー $0 < \alpha < 1$, 正定値対称行列 Z , 多項式行列 $G(z)$, スカラー $\gamma > 0$ が存在して, 不等式 (34)~(36) および

$$\begin{bmatrix} \gamma^2 & c^\top Z \\ Zc & Z \end{bmatrix} \succeq O \quad (i = 1, 2, \dots, s; \forall z \in \mathcal{R}) \quad (42)$$

を満たすとき、 $F(x, \bar{x}) := G(z)Z^{-1}$ と定めれば、生じる予測誤差 w に対して

$$\|y(t) - \bar{y}(t)\|_{\infty} \leq \gamma \quad (43)$$

を満たす. ■

証明 3. 補題 1 の結論 $z(t) \in \mathcal{Z}$ が成り立つものとする.

まず、(42) 式について、(1,1) ブロックのシュール補行列を考えると、

$$Z - \frac{1}{\gamma^2} Z c c^{\top} Z \succeq O \quad (44)$$

である. 上式に、右から $\gamma Z^{-1} z$ をかけ、左からその転置をかけると、

$$\gamma^2 z^{\top} Z^{-1} z - z^{\top} Z c c^{\top} z \geq 0 \quad (45)$$

となる. このとき、 $z(t) \in \mathcal{Z} \subseteq \mathcal{R}$ であるので、以下の関係が成り立つ.

$$\gamma^2 \geq \gamma^2 z(t)^{\top} Z^{-1} z(t) \geq |c^{\top} z(t)|^2 \quad (46)$$

これが、任意の $i = 1, 2, \dots, s$ で成り立つので、 $\|y(t) - \bar{y}(t)\|_{\infty} \leq \gamma$ となる. ■

定理 2 は、予測誤差 w がどのような値をとったとしても、出力 y と $\bar{y}$ の出力差が任意に与えられる γ 以下なるための条件を与えている. (34)~(42) 式はパラメータ z に関して多項式的に依存しており、二乗和多項式を用いて Z および $G(z)$ を求めることができる. これによって、 $\|y(t) - \bar{y}(t)\|_{\infty}$ を小さくするような F を計算することができる. なお、定理 2 では、(5) 式のような仮定をもたないため、より実用的な予測ガバナであると言える.

4.3 入力制約を考慮した予測ガバナ

定理 2 で与えた LMI を拡張し、入力制約を考慮した予測ガバナの設計を考える。システム $\Sigma \circ F$ において、 F によって生成される追加入力を

$$\|u_f(t)\|_\infty \leq \delta \quad (47)$$

とする場合を考える。このとき、問題 3 の解はつぎの LMI を解くことで得られる。

定理 3. あるスカラー $0 < \alpha < 1$ 、正定値対称行列 Z 、多項式行列 $G(z)$ が存在して、不等式および

$$\begin{bmatrix} \delta^2 & G(z) \\ * & Z \end{bmatrix} \succeq O \quad (\forall z \in \mathcal{R}) \quad (48)$$

を満たすとき、 $F(x, \bar{x}) := G(z)Z^{-1}$ と定めれば、生じる予測誤差 w に対して

$$\|y(t) - \bar{y}(t)\|_\infty \leq \gamma \quad (49)$$

$$\|u_f(t)\|_\infty \leq \delta \quad (50)$$

を満たす。 ■

証明 4. 補題 1 および、定理 2 より、 $z(t) \in \mathcal{Z}$ であり、 $\|y(t) - \bar{y}(t)\|_\infty \leq \gamma$ が成り立つものとする。このとき、(48) 式について、(1,1) ブロックのシュール補行列を考えると、

$$Z - G^\top \delta^{-2} G \succeq O \quad (51)$$

である。上式に、右から $\delta Z^{-1} z$ をかけ、左からその転置をかけると、

$$\begin{aligned} & \gamma^2 z^\top Z^{-1} z - z^\top Z^{-1} G^\top G Z^{-1} z \\ &= \delta^2 z^\top Z^{-1} z - z^\top (G Z^{-1})^\top (G Z^{-1}) z \geq 0 \end{aligned} \quad (52)$$

となり、特に $z(t) \in \mathcal{Z} \subseteq \mathcal{R}$ であることから、以下の関係が成り立つ。

$$\begin{aligned} \delta^2 &\geq \delta^2 z(t)^\top Z^{-1} z(t) \geq z(t)^\top (G(z(t)) Z^{-1})^\top (G(z(t)) Z^{-1}) z(t) \\ &\geq |G(z(t)) Z^{-1} z(t)|^2 \geq u_f(t) \end{aligned} \quad (53)$$

よって、 $\|u_f(t)\|_\infty \leq \delta$ が成り立つ。 ■

4.4 数値例 2

LMI アプローチによって設計された予測ガバナを用いた場合のシステムの応答の一例を示す．図 9 のシステムを考える． Σ は，(6) 式で与えられるシステムを考える．ただし，初期値は $x(0) = [0.8 \ 0.4]^\top$ である．

いま，予測精度の低い予測値 $r(t)$ は図 10，一時刻遅れで得られる予測精度の高い予測値 $\bar{r}(t-1)$ は図 11 で与えられるとする（ $\|r - \bar{r}\|_\infty$ の最大値は， $\Delta = 199$ である）．このとき，不等式 (34)～(36)，(42) を解くことで，多項式行列 F を求める．ただし， $\gamma = 0.1$ ， $\alpha = 0.001$ および， $\Delta = 500$ （ある程度の予測誤差が生じたとしても動作するように， F の設計段階では余裕をとって Δ を設定している．）とする．また，領域 $\mathcal{X}$ および領域 $\mathcal{R}$ は以下のように選ぶ．

$$\begin{aligned}\mathcal{X} &= \{x = [x_1 \ x_2]^\top \mid -0.8 \leq x_1 \leq 0.8, -0.4 \leq x_2 \leq 0.4\}, \\ \mathcal{R} &= \{z = [x_1 \ x_2 \ \bar{x}_1 \ \bar{x}_2]^\top \mid -2 \leq \bar{x}_1 \leq 2, -0.11 \leq x_1 - \bar{x}_1 \leq 0.11\}\end{aligned}$$

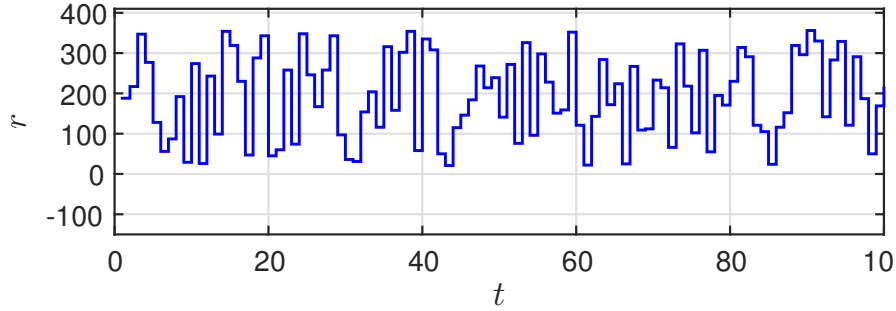


図 10 （数値例 2）予測精度の低い予測値 r

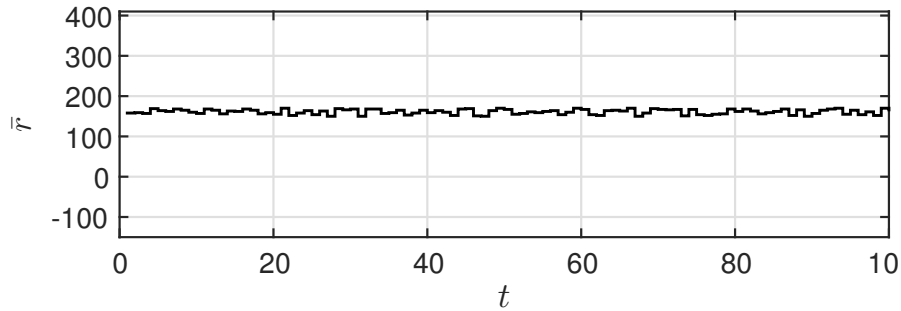
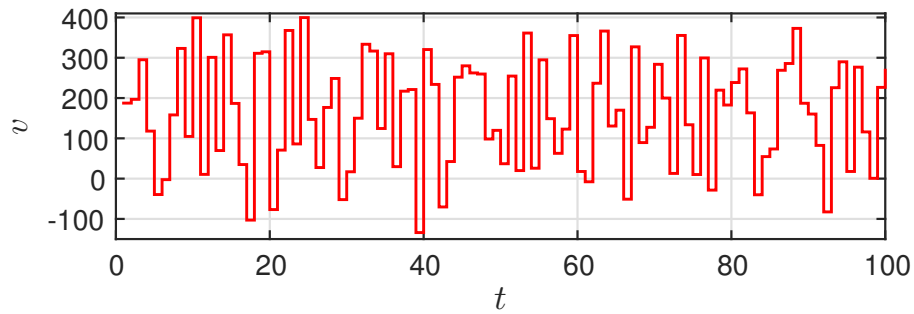


図 11 （数値例 2）予測精度の高い予測値 $\bar{r}$

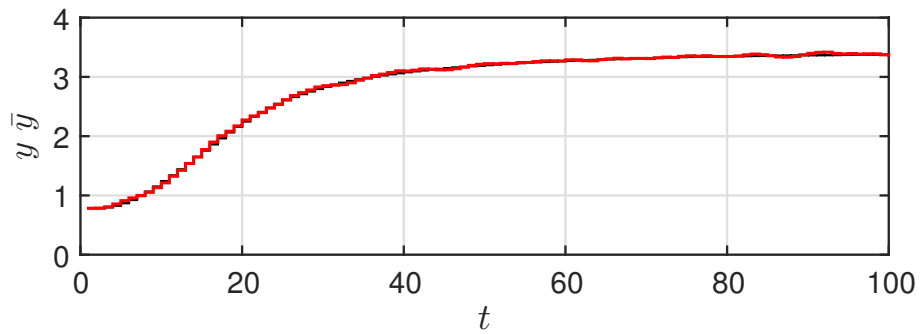
Matlab の SoS パーサを用い，不等式 (34)~(36)，(42) の計算を行った結果 [17,18]， F はつぎのような解を得た．

$$F = [-2428.0 \quad 67.5 \quad 2427.3 \quad -67.6]$$

この F を用いて予測精度の低い予測値 r を整形し，整形値 v を生成する．このときの結果を図 12 に示す．図 12 (a) が整形値 v ，(b) が Σ の出力 y である．なお，(b) では，黒線が図 4 の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合のシステムの応答 $\bar{y}$ ，赤線が整形値 v を用いた場合のシステムの応答 y を示している（2つの応用が重なっていることに注意する）．一方，予測精度の低い予測値 r を用いた場合の結果が図 7 である．これらの図より，整形値 v による振る舞いは， r を用いた場合の出力と比べ， $\bar{r}$ を用いた場合の出力に近くなっていることが確認できる．このとき， $\|y - \bar{y}\|_{\infty}$ の値は 0.0516， $\|\hat{y} - \bar{y}\|_{\infty}$ の値は 0.3518 であった．これより，予測ガバナが適切に働いていることが確認できる．



(a) 整形値 v



(b) システム Σ の出力

図 12 （数値例 2）予測ガバナを適用したとき

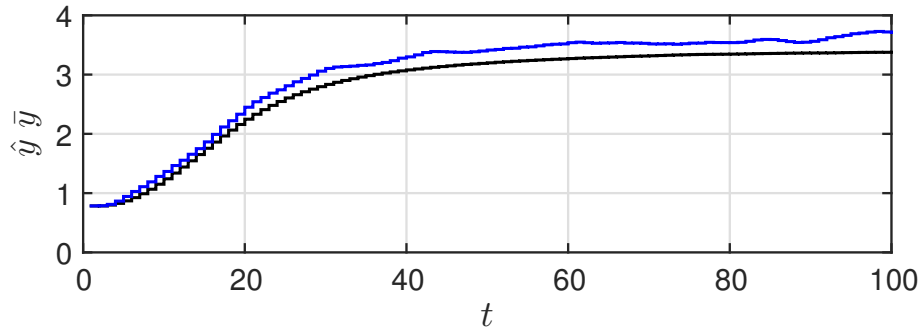
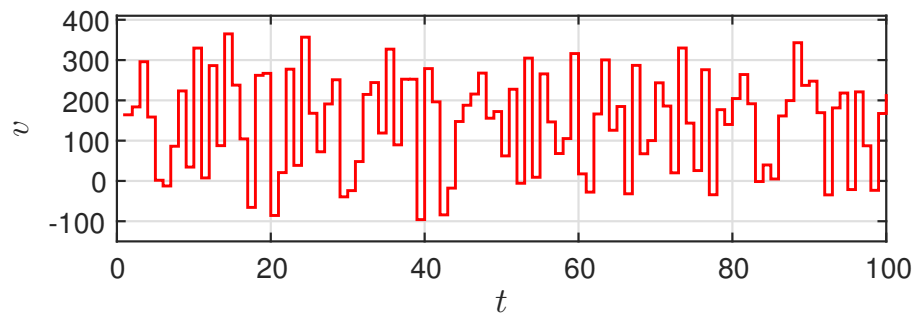


図 13 (数値例 2) 予測精度の低い予測値 r が入力された時の Σ の出力

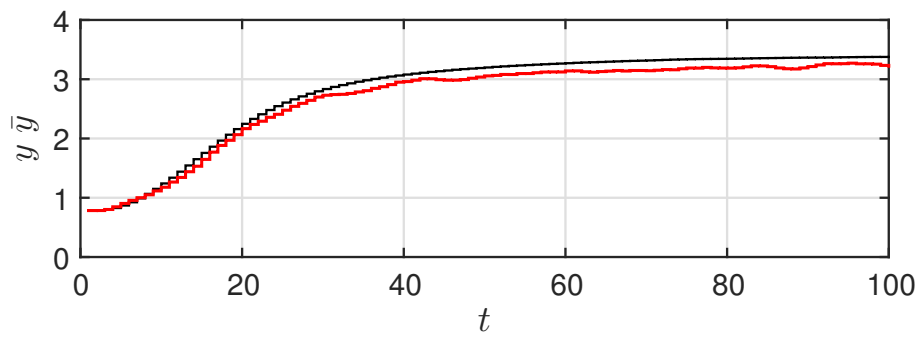
また，上記のシミュレーションに入力制約を考慮する場合について考える．入力制約を考慮しない場合（上記シミュレーション）は，整形値 v の最大値 $\|v\|_{\infty}$ の値は，400.0 であった．そこで，不等式 (34)～(36)，(42) に加え，入力制約の条件を与える不等式 (48) を追加して F を求める．ただし，不等式 (48) において $\delta = 750$ と設定する．このとき， F はつぎのような解を得た．

$$F = [-422.4 \quad 42.7 \quad 390.2 \quad -38.0]$$

この F を用いて整形値 v を生成したときの結果を図 14 に示す．図 14 (a) が整形値 v ，(b) が Σ の出力 y である．図 14 (a) をみると，整形値の振れ幅が図 12 (a) と比べ小さくなっていることが確認できる．実際，整形値 v の最大値 $\|v\|_{\infty}$ の値は，365.0 であった．入力制約を考慮しない場合の $\|v\|_{\infty}$ の値が 400.0 であったことから，この結果は，整形値 v の最大値を抑えられることができていると考えられる．これより，3 章の最適解の課題「(i) 予測ガバナの出力 v が過大になる場合がある」を解決することができた．さらに，(6) 式で与えられるシステムが $Cg(x) = 0$ であることから，最適解におけるもうひとつの課題「(ii) $Cg(x) = 0$ となるシステムに適用できない」も解決することができた．一方で，入力制約を考慮したときの $\|y - \bar{y}\|_{\infty}$ の値は 0.1896 であり，入力制約を加えることによる予測ガバナの性能劣化が新たな課題として挙げられる．



(a) 整形値 v



(b) システム Σ の出力

図 14 (数値例 2) 入力制約を考慮した場合

第 5 章 自動走行制御問題への応用

本章では，予測ガバナを自動走行システムへ適用し，予測ガバナの実用可能性を検討する．リアルタイム処理が可能な予測精度の低い予測と，処理に時間を要する予測精度の高い予測を組み合わせる，図 15 に示すように操舵信号を整形する．そして，整形した操舵信号を用いた自動車の制御を行う．

まずはじめに，軌道追従の数値シミュレーションを行い，追従精度を評価することで，予測ガバナの性能を検証する．つぎに，実際にラジコンカーを用いたレーンキープ走行実験を通して，予測ガバナの実用性について検討する．

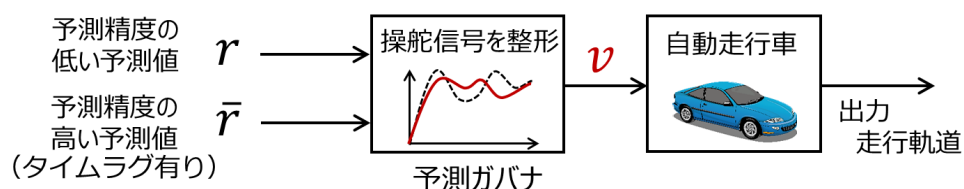


図 15 予測ガバナの自動走行システムへの応用

5.1 四輪車モデル

予測ガバナを自動走行システムへ適用するために，本章では，四輪車モデルを以下のように定義する．

$$\Sigma : \begin{cases} x(t+1) = \begin{bmatrix} p_x(t) + V \cos \psi(t) \cdot t_s \\ p_y(t) + V \sin \psi(t) \cdot t_s \\ \psi(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ t_s \end{bmatrix} v(t) \\ y(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(t) \end{cases} \quad (54)$$

ここで， t_s はサンプリング時間， V は車両の並進速度（一定値）を表す． x は Σ の状態を表し，車両の位置 (p_x, p_y) とヨー角 ψ からなる $[p_x \ p_y \ \psi]^\top$ で定義される（初期値は $x(0) := [0 \ 0 \ 0]^\top$ ）． v は入力であり，車両のヨーレートに対応する． y は出力であり，ここでは，車両のヨー角 ψ に注目し， $y = \psi$ とする．また， $\Sigma \circ G$ に

において、予測値 r および $\bar{r}$ は、四輪車のヨーレートの目標値であり、 r は予測精度の低い予測値、 $\bar{r}$ は予測精度の高い予測値を示している。

一方、(54) 式を疑似線形表現で表すと、つぎのように表せる。

$$\Sigma : \begin{cases} x(t+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & V(1-\theta^2/2)t_s \\ 0 & 1 & 0 & V(\theta-\theta^3/6)t_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ t_s \\ 0 \end{bmatrix} v(t) \\ y(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x(t) \end{cases} \quad (55)$$

ここで、状態 x は Σ の状態を拡張した $[p_x \ p_y \ \psi \ 1]^\top$ で定義される（初期値は $x(0) := [0 \ 0 \ 0 \ 1]^\top$ ）。 y は (54) 式と同様に、車両のヨー角 ψ に注目し、 $y = \psi$ とする。

5.2 軌道追従の数値シミュレーション

5.2.1 最適解を用いたシミュレーション

(13) 式を用いて、予測値の整形を行う場合を考える。いま、(54) 式において、 $t_s = 0.01$ [sec]、 $V = 2000$ [mm/sec] とする。そして、予測精度の低い予測値 $r(t)$ は図 16、一時刻遅れで得られる精度の高い予測値 $\bar{r}(t-1)$ が図 17 で与えられるとする（ $\|r - \bar{r}\|_\infty$ の値は、 $\Delta = 2.8196$ である）。なお、予測精度の高い予測値は、自動走行車に実現させたい軌道（真の軌道）を設定し、その軌道から少しずれた軌道を予測精度の低い予測値としている。

このとき、予測ガバナ G^* を用いて予測精度の低い予測値 r を整形し、整形値 v を生成する。予測ガバナを用いた場合の結果を図 18 に示す。図 18 (a) が整形値 v 、(b) が Σ の出力 y である。なお、(b) では黒線が Fig. 17 の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合のシステムの応答 $\bar{y}$ 、赤線が整形値 v を用いた場合のシステムの応答 y を示している（二つの応答が重なっていることに注意する）。一方、予測精度の低い予測値 r を用いた場合の結果が図 19 である。また、図 20 に $x-y$ 平面上の車両の走行軌跡を示す。図中の黒線は $\bar{r}$ を用いた場合の軌跡、青線は r を用いた場合の軌跡、赤線は v を用いた場合の軌跡である。これらの図より、整形値

v による振る舞いは, r を用いた場合の出力と比べ, $\bar{r}$ を用いた場合の出力に近くなっていることが確認できる. このとき, $\|y - \bar{y}\|_\infty$ の値は 0.0282, $\|\hat{y} - \bar{y}\|_\infty$ の値は 0.3693 であった. これより, 予測ガバナが適切に働いていることが確認できる. さらに, (14) 式の右辺の値を計算すると 0.0282 であることから, 出力差をあらかじめ見積もることが可能であることがわかる.

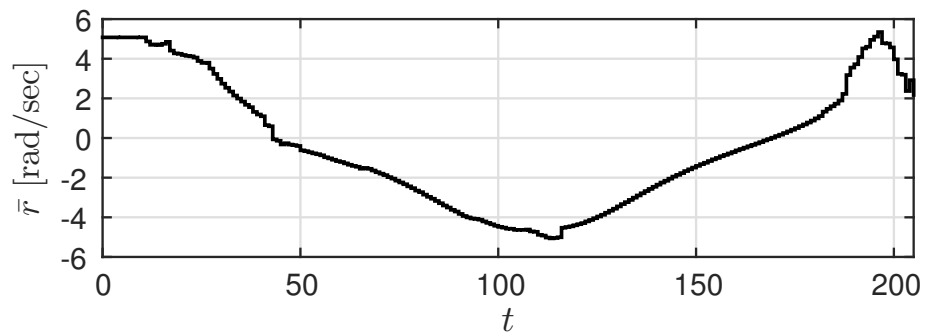


図 16 四輪車の予測精度の低い予測値 r .

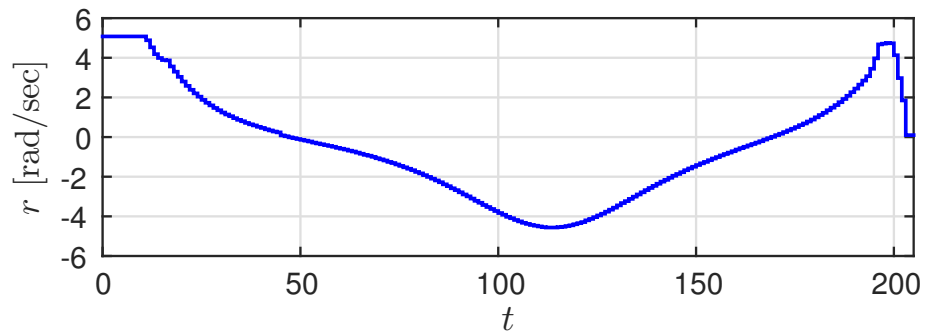
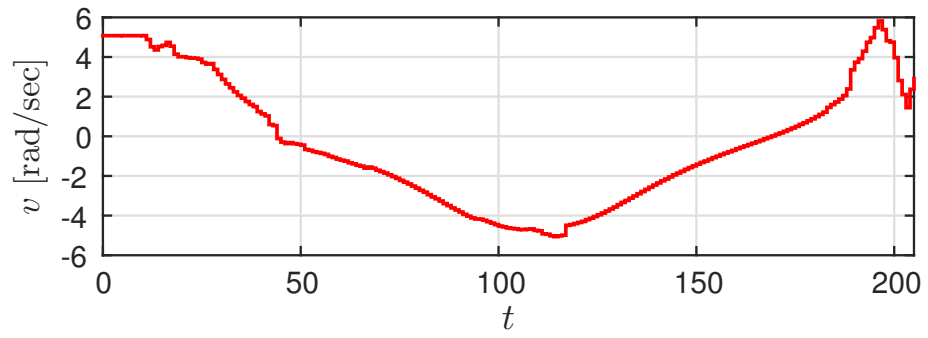
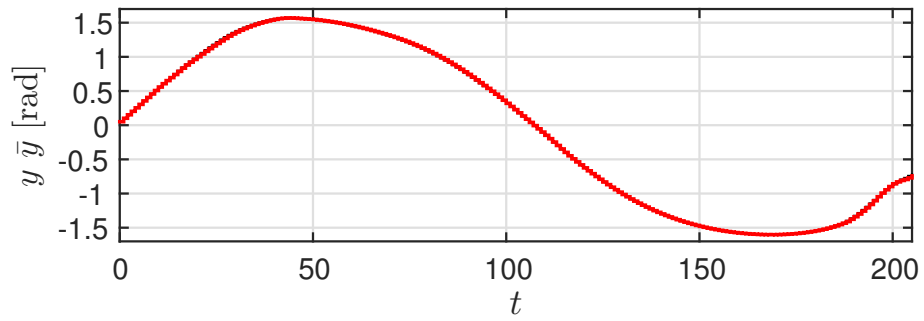


図 17 四輪車の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$.



(a) 整形値 v .



(b) システム Σ の出力

図 18 (軌道追従 1) 予測ガバナを適用したとき

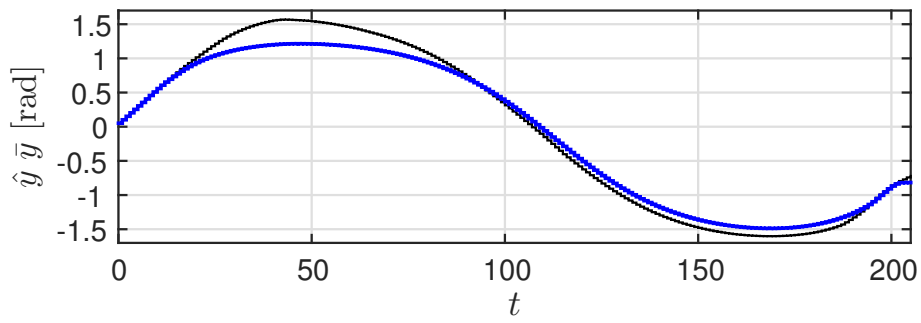


図 19 (軌道追従 1) 予測精度の低い予測値 r が入力されたときの Σ の出力

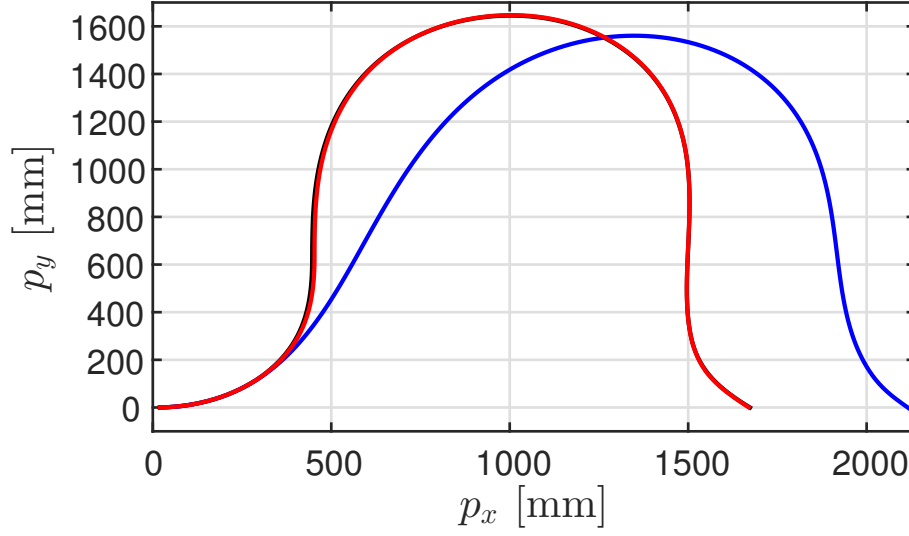
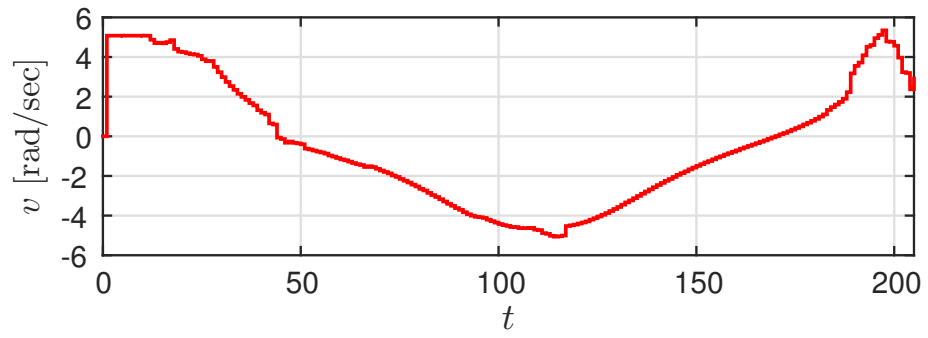


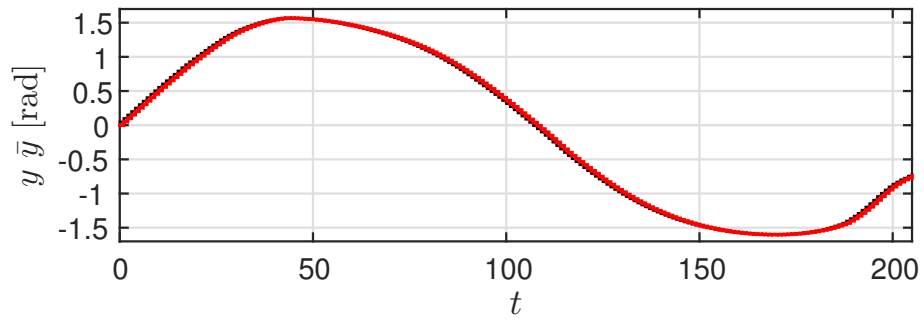
図 20 (軌道追従 1) 4 輪車の走行軌跡

また、予測精度の低い予測値を $r \equiv 0$ として、シミュレーションを行った ($\|r - \bar{r}\|_\infty$ の値は、 $\Delta = 5.3455$ である)。このときの結果を図 21 に示す。図 21 (a) が整形値 v ，(b) が Σ の出力 y である。また、予測精度の低い予測値 r を用いた場合の結果が図 22 である。このときの $x - y$ 平面上の車両の走行軌跡を図 23 に示す。 $\|y - \bar{y}\|_\infty$ の値は 0.0535， $\|\hat{y} - \bar{y}\|_\infty$ の値は 1.6020 であった。これより、予測精度の低い予測値が予測精度の高い予測値と大きく異なる場合においても、予測ガバナが適切に働くことが確認できる。

一方で、予測精度の低い予測値を用いずに、一時刻遅れで得られる予測精度の高い予測値をそのまま用いた場合の $x - y$ 平面上の車両の走行軌跡を図 24 に示す。図 24 において、緑線が一時刻遅れの予測精度の高い予測値をそのまま用いたときの出力を示している。このときの出力を $y_{r(t-1)}$ と定義すれば、 $\|y_{r(t-1)} - \bar{y}\|_\infty$ の値は 0.1046 であった。このことから、提案手法の有用性が確認できる。



(a) 整形値 v .



(b) システム Σ の出力

図 21 (軌道追従 2) $r \equiv 0$ として予測ガバナを適用したとき

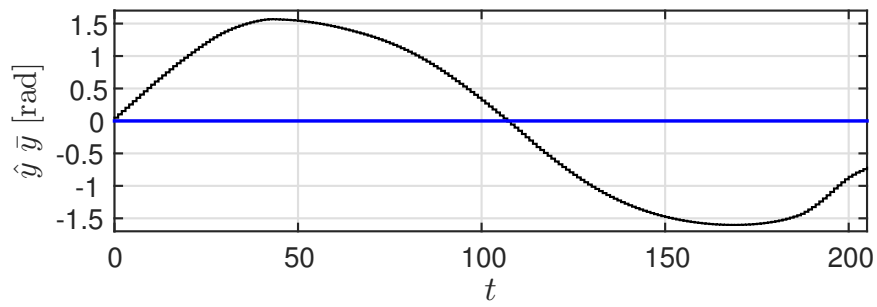


図 22 (軌道追従 2) 予測精度の低い予測値 r が入力されたときの Σ の出力

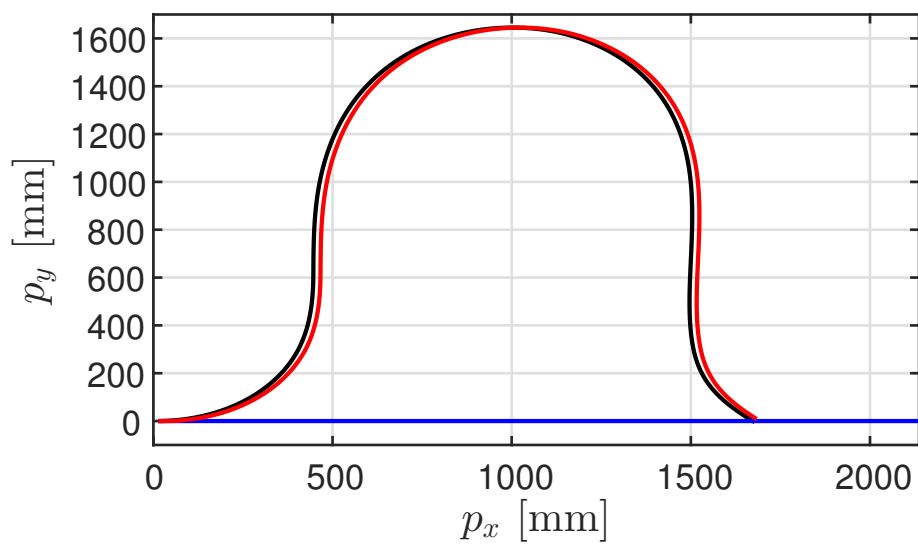


図 23 (軌道追従 2) 4 輪車の走行軌跡

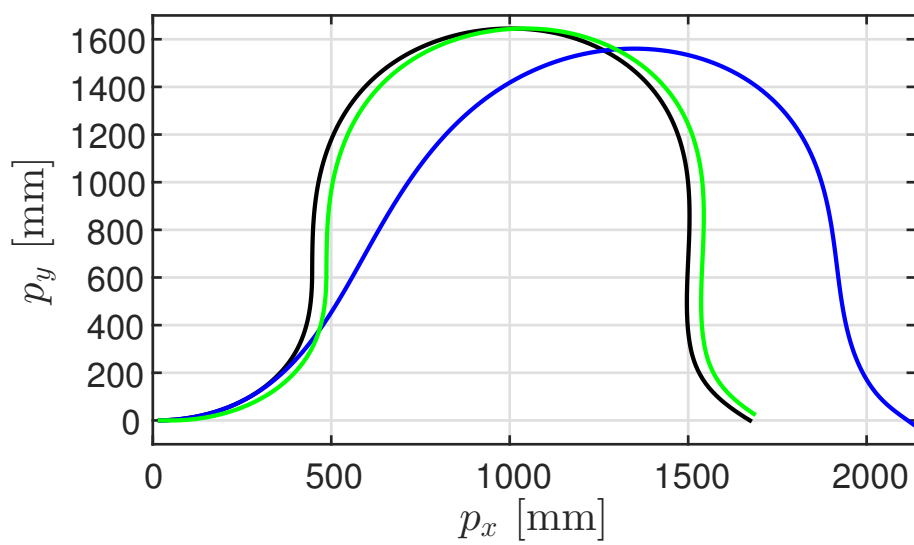


図 24 (軌道追従 3) 4 輪車の走行軌跡

5.2.2 LMI アプローチを用いたシミュレーション

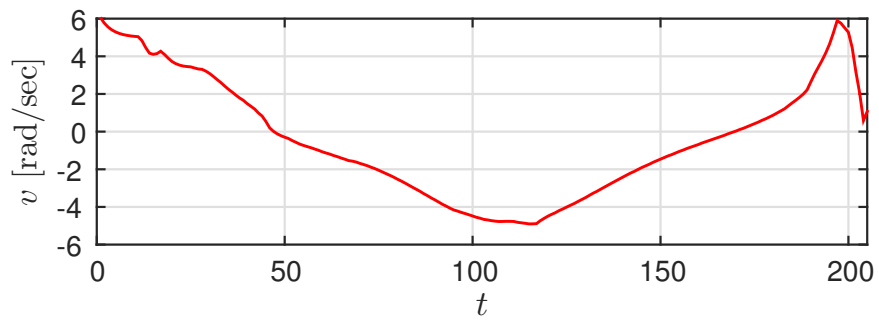
不等式 (34)～(36), (42) を解くことで導かれる多項式行列 F を用いて, 予測値の整形を行う場合を考える. 予測精度の低い予測値 r および 予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ は, 5.2 節と同様に図 16 と図 17 で与えられるとする. そして, $t_s = 0.01$ [sec], $V = 2000$ [mm/sec] であり, $\gamma = 0.01$, $\alpha = 0.000315$, $\Delta = 10$ とする. このとき, 不等式 (34)～(42) 式を解くことによって, 多項式行列 F を求める. ただし, 領域 $\mathcal{X}$ および領域 $\mathcal{R}$ は以下のように選ぶ.

$$\begin{aligned}\mathcal{X} &= \{x = [p_x \ p_y \ \theta \ 1]^\top | \\ &\quad -5 \leq p_x \leq 5, -5 \leq p_y \leq 5, -0.01 \leq \theta \leq 0.01\}, \\ \mathcal{R} &= \{z = [p_x \ p_y \ \theta \ 1 \ \bar{p}_x \ \bar{p}_y \ \bar{\theta} \ 1]^\top | \\ &\quad -100 \leq \bar{p}_x \leq 3000, -100 \leq \bar{p}_y \leq 1800, -1.5 \leq \bar{\theta} \leq 1.5, \\ &\quad -10 \leq p_x - \bar{p}_x \leq 10, -5 \leq p_y - \bar{p}_y \leq 5, -0.03 \leq \theta - \bar{\theta} \leq 0.03\}\end{aligned}$$

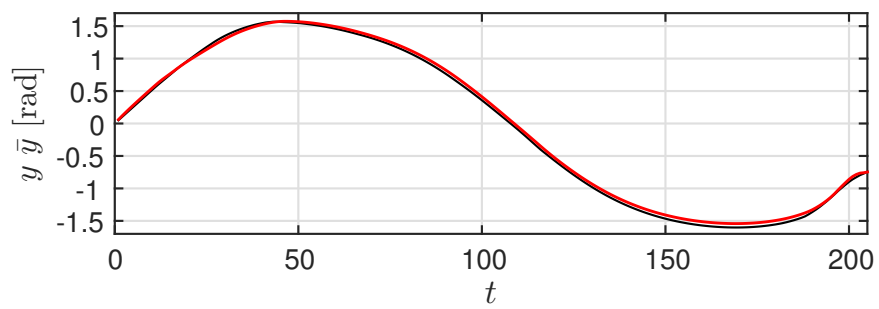
Matlab の SoS パーサを用い, 不等式 (34)～(36), (42) 式の計算を行った結果, F はつぎのような解を得た.

$$F = [0.0 \quad -0.0001 \quad -27.1800 \quad -0.6286 \quad 0.0 \quad 0.0 \quad 26.7589 \quad 1.5994]$$

この F を用いて予測精度の低い予測値 r を整形し, 整形値 v を生成する. このときの結果を図 25 に示す. 図 25 (a) が整形値 v , (b) が Σ の出力 y である. なお, (b) では黒線が Fig. 17 の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合のシステムの応答 $\bar{y}$, 赤線が整形値 v を用いた場合のシステムの応答 y を示している (二つの応答が重なっていることに注意する). また, 図 26 に $x - y$ 平面上の車両の走行軌跡を示す. 図中の黒線は $\bar{r}$ を用いた場合の軌跡, 青線は r を用いた場合の軌跡, 赤線は v を用いた場合の軌跡である. このとき, $\|y - \bar{y}\|_\infty$ の値は 0.0605 であった. これより, 予測ガバナが適切に働いていることが確認できる.



(a) 整形値 v



(b) システム Σ の出力

図 25 (軌道追従 4) 予測ガバナを適用したとき

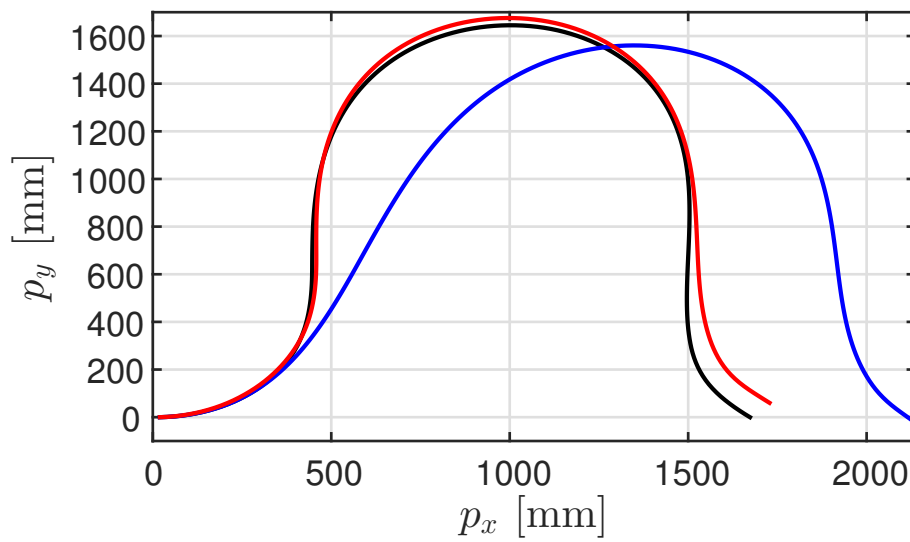
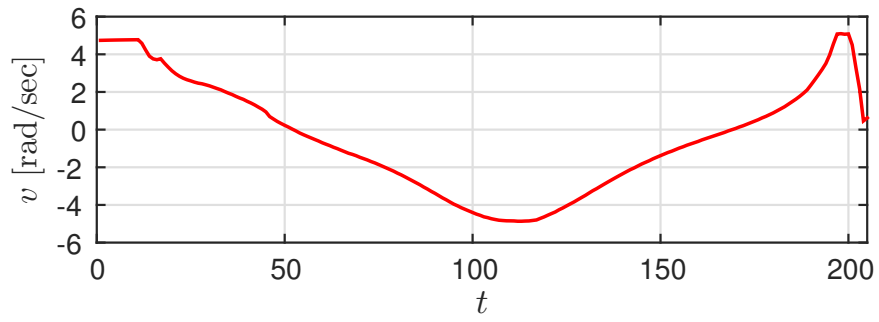


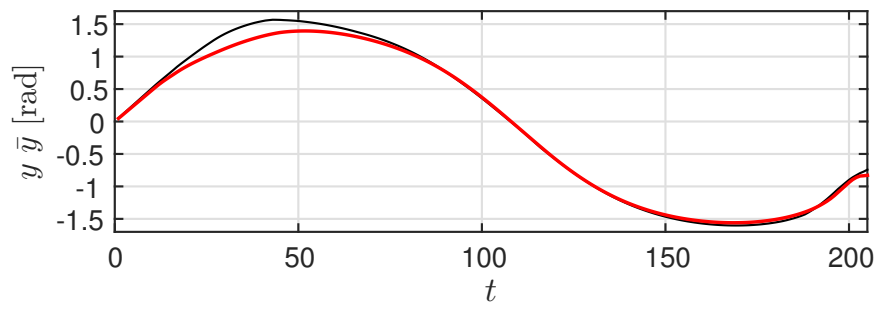
図 26 (軌道追従 4) 四輪車の走行軌道

さらに，ここでは，予測ガバナによって整形された整形値 v に注目してみよう．各アプローチで生成された v の最大値はそれぞれ，最適解による整形で $\|v\|_{\infty} = 5.82$ [rad/sec] (図 18 (a))，LMI アプローチによる整形で $\|v\|_{\infty} = 6.05$ [rad/sec] (図 25 (a)) であった．これら v は，車両のヨーレートを示しているが，ヨーレートから操舵角を計算したとき，それぞれの場合においてハンドルを 36.1 [deg] および， 37.1 [deg] 切ることを意味している．車両によって操舵の可動域は異なるため，一概に上記の操舵角に問題があるとは言えないが，一般的に四輪車の操舵角は $30 \sim 32$ [deg] 前後である [19, 20] (最小回転半径より最大操舵角を算出)．そのため，操舵角が過大な数値をとる場合に，入力される操舵角に制限をもたせる必要がある．

そこで，不等式 (34)～(36)，(42) に加え，不等式 (48) を解くことで導かれる多項式行列 F を用いて，入力制約を考慮した予測値の整形を行う．シミュレーション条件は，不等式 (34)～(36)，(42) を解くときに使用したパラメータと同様の値とするが，ここではさらに，追加入力の上限值 $\sigma = 12$ を設定する．このときの結果を図 27 に示す．図 27 (a) が整形値 v ，(b) が Σ の出力 y である．なお，(b) では黒線が Fig. 17 の予測精度の高い予測値 $\bar{r}$ を用いた場合のシステムの応答 $\bar{y}$ ，赤線が整形値 v を用いた場合のシステムの応答 y を示している．また，図 28 に $x - y$ 平面上の車両の走行軌跡を示す．図中の黒線は $\bar{r}$ を用いた場合の軌跡，青線は r を用いた場合の軌跡，赤線は v を用いた場合の軌跡である．このとき， $\|v\|_{\infty}$ の値は 5.02 [rad/sec] であった．ヨーレートから操舵角を計算すると， 32.1 [deg] であり，制御入力に最大値を抑えることができている．一方で，図 27 (b) および図 28 をみると，予測精度の高い予測値を用いたときの結果から大きく誤差が生じている．これは，入力制約と予測ガバナの間でトレードオフの関係があるために生じる予測ガバナの性能劣化である．しかし，このように入力制約を考慮した場合においても，予測ガバナを適用しないとときと比較して性能の向上が確認できるため，提案手法が有用であると考えられる．



(a) 整形値 v



(b) システム P の出力

図 27 (軌道追従 5) 入力制約を考慮したとき

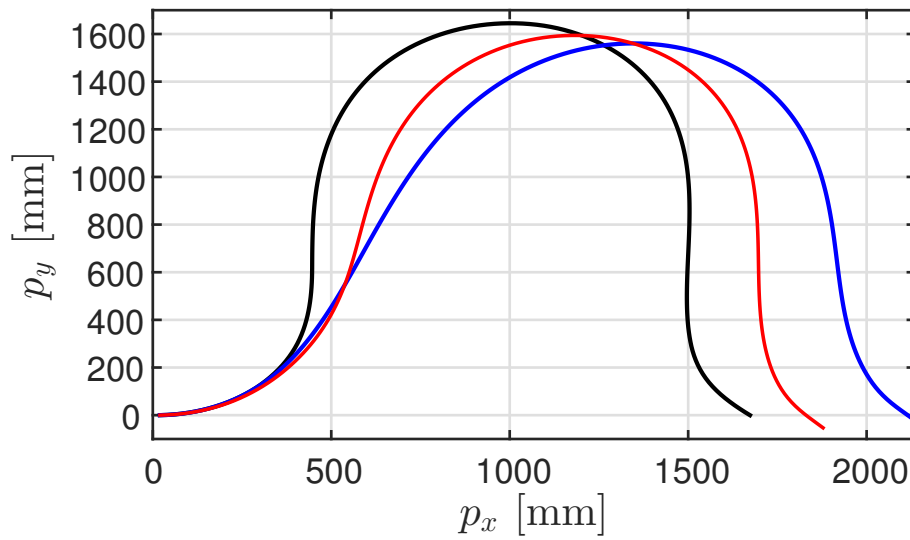


図 28 (軌道追従 5) 四輪車の走行軌道

5.3 実機実験

つぎに、実機実験を通して設計した予測ガバナの実用可能性について検証する。実験には、図 29 に示す、ZMP 社の Robocar1/10 2016 を用いる（ロボカーの主な仕様は表 1 に示す）。以下では、ロボカーと称する。

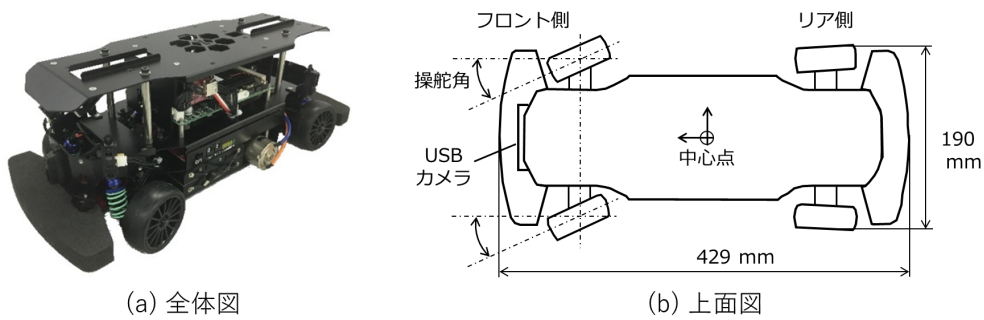


図 29 Robocar 1/10 (ZMP.Inc)

表 1: RoboCar の使用

分類	項目	仕様
本体	サイズ・重量	190 × 429 × 150[mm], 2.2[kg]
	最小回転半径	500[mm]
	最高速度	10[km/h]
	シャーシ・フレーム	カーボン FRP シャーシ, ダブルウィッシュボーンサスペンション
	モータ	駆動用: 小型 DC モータ ステアリング用: ロボット用サーボモータ
	外界センサ	単眼 USB カメラ (640×480[pix],30[fps],128[deg])
	内界センサ	ロータリエンコーダ (車輪 4×4, モータ ×1, ステアリング ×1) ジャイロセンサ (1 軸), 加速度センサ (3 軸)
	CPU	Intel Celeron Quad Core 1.83[GHz]
開発環境	OS	Linux(Ubuntu 14.04)
	プログラミング言語	C++ (Compiler g++)

実験の概要（レーンキープ走行実験）を図 30 に示す．フィールドには 2 本の白線が引かれている．また，図 30 のようにフィールドの両端には位置計測用カメラ（OptiTrack Prime13W）が設置されており，ロボカーの走行軌跡が記録できる．まず，ロボカーに搭載されたカメラを用いて画像を取得し，取得した画像を処理することで走行経路を予測する．そして，予測した経路をもとにロボカーの操舵角を制御し，2 本の白線の内側を維持するように走行させる．

走行経路の予測には，二種類の画像処理アルゴリズムを利用する．一つ目のアルゴリズム（画像処理 1）では，図 31 (a) の流れで走行経路の予測を行う．まず，カメラで取得した画像を 2 値化し，車両の先端位置から，カメラの画角内で 300[mm] 先の位置に対応する場所の 픽セル値情報を取得する．そして，その中で白色 픽セル値になる座標を探索し，白色 픽セルが連続してあらわれた部分を白線として検知する．最後に，2 本の白線間の midpoint（白線として検知された座標同士の中心座標）を計算し，車両先端から midpoint 座標までを結んだ直線が目標の走行経路となる．一方，二つ目のアルゴリズム（画像処理 2）では，図 31 (b) の流れで走行経路の予測を行う．画像処理 1 と同様に 2 値化処理を行った後，画像処理 2 ではさらに，微分フィルタ，Hough 変換による画像の変換を行うことでエッジ情報を取得する．

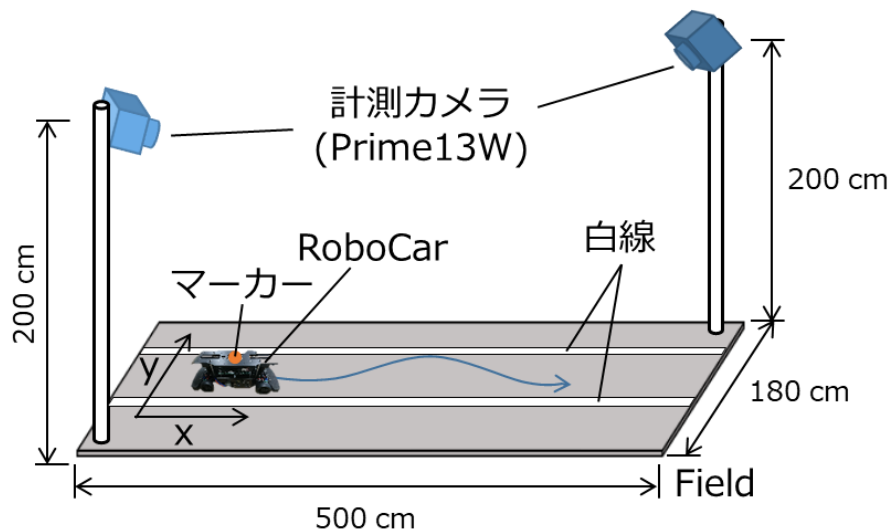


図 30 レーンキープ走行実験

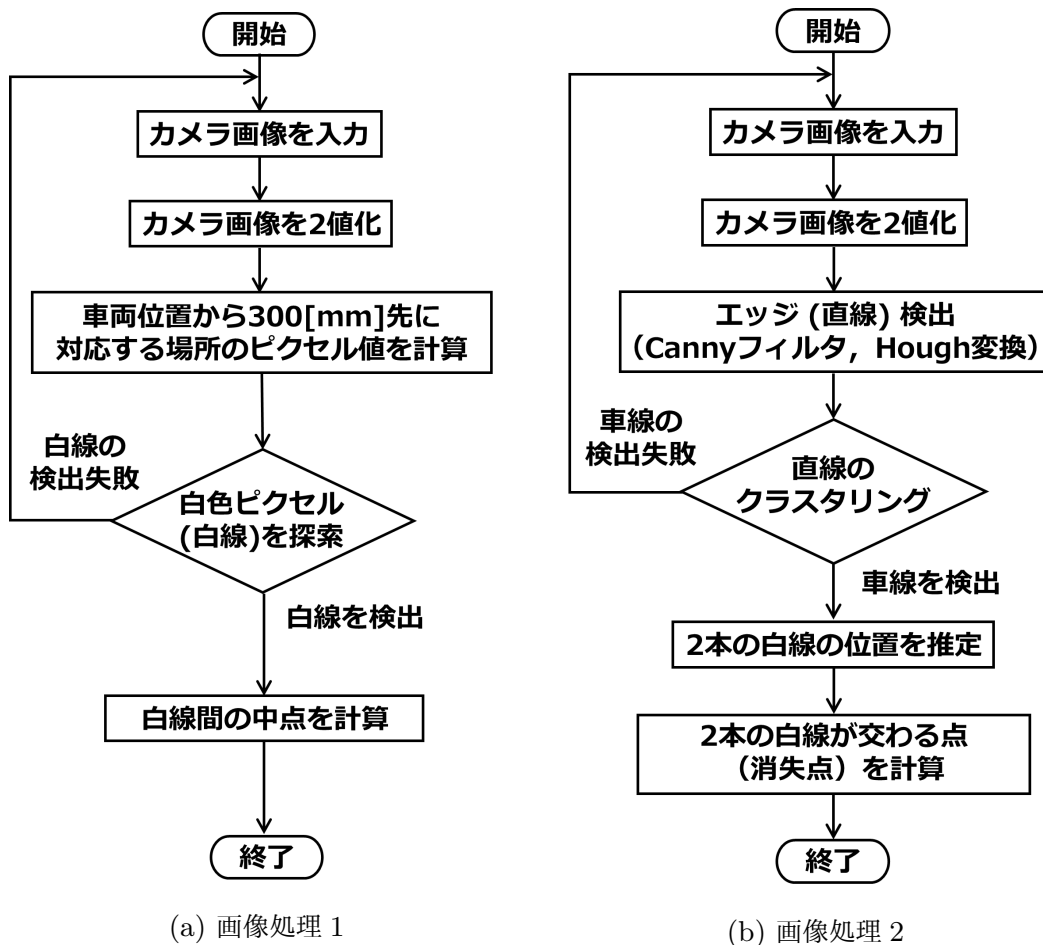


図 31 走行経路の予測アルゴリズム

そして、この得られたエッジ情報から、クラスタリング処理によって車線を抽出し、2本の白線の位置を推定する。最後に、2本の白線が交わる点（消失点）を計算し、車両先端から消失点までを結んだ直線が目標の走行経路となる。この二種類の画像処理アルゴリズム（画像処理 1 および画像処理 2）について、白線間の中心位置（車線中心）の推定精度に関する予備実験を行う。予備実験では、図 32 に示すとおりに車両を配置し、各条件下で画像処理 1 と画像処理 2 のアルゴリズムを実装したプログラムを実行する。このときの結果を表 2 に示す。表 2 は、実際の車線中心位置と推定結果とのずれを評価している。この結果より、画像処理 1 より画像処理 2 の方が正確に車線の中心を検出できていることが確認できる。これより、本

論文では、画像処理 1 で得られるヨーレート信号を予測精度の低い予測値、画像処理 2 で得られるヨーレート信号を予測精度の高い予測値と定義する。なお、画像処理 1 および画像処理 2 の処理時間の平均は、画像処理 1 では 64[msec]、画像処理 2 では 102[msec] であった。

レーンキープの実験では、上記の二種類の画像処理をロボカーに並列して処理させる。サンプリング時間を $t_s = 0.07[s]$ としたとき、図 33 に示すように、予測精度の低い予測値（画像処理 1 によって得られるヨーレート信号）はリアルタイムに処

表 2: 予測精度

推定誤差 [mm]	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
画像処理 1	7.8	147.0	126.2	87.0	101.8
画像処理 2	1.7	2.6	1.7	21.8	8.7

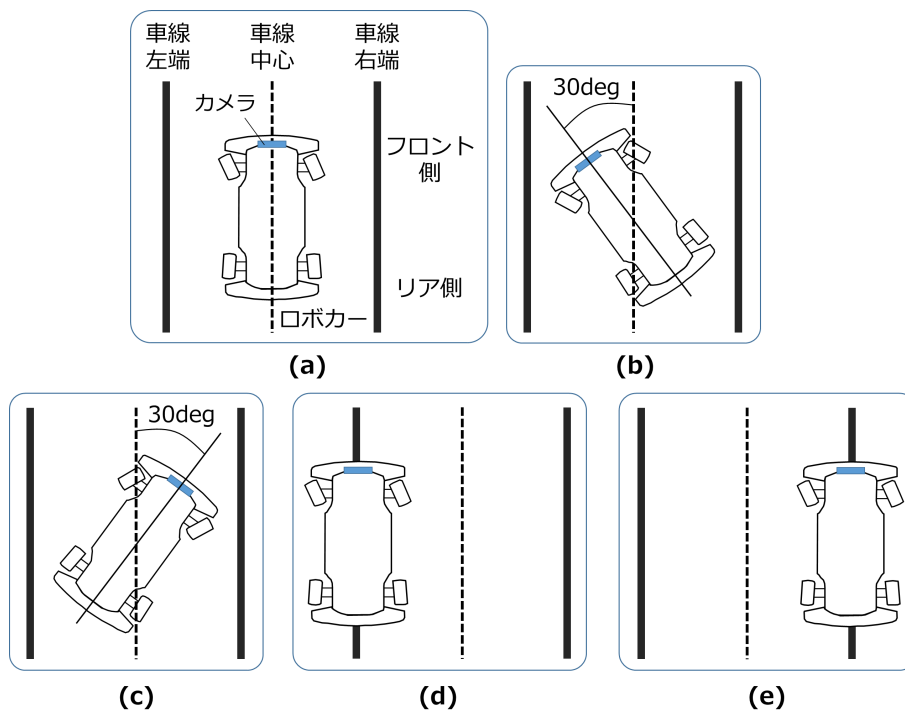


図 32 予測誤差の評価パターン

理が可能であるが、予測精度の高い予測値（画像処理 2 によって得られるヨーレート信号）は処理に時間を要するため、タイムラグがある。このとき、ロボカーの制御システムに予測ガバナを適用し、予測精度の低い予測値を、予測精度の高い予測値を用いて毎ステップ整形する。そして、その整形値によって、ロボカーを走行させる。なお、ロボカーの実際の入力は操舵角であるので、ヨーレート信号 v を $s = \tan^{-1}(v \cdot L/V)$ に変換 [20] してから用いる。ただし、 L は車両の前輪軸と後輪軸との距離で、本実験では 250[mm] とし、 V は車速度であり、一定値 $V = 2000[\text{mm}/\text{sec}]$ とした。

実験結果を以下に示す。予測ガバナを適用した結果、図 34 のように、青線で示した操舵角が赤線で示すとおりに整形されている。このときの走行軌道を図 35 に示す。図 35 において、黒色の二重線は走行車線を示す 2 本の白線を表している。また、青線は精度の低い予測のみを利用して走行させたときの走行軌跡、黒線が精度の高い予測のみを利用して走行させたときの走行軌跡、赤線が非線形予測ガバナを適用して走行させたときの走行軌跡をそれぞれ示している。この結果について、まず、精度の低い予測のみを利用して走行させた場合、白線の誤認識によって大きく車線から逸脱した。つぎに、精度の高い予測のみを利用して走行させた場合は、タイムラグがあるため、車線から逸脱した。一方で、予測ガバナを適用することによって、誤った操舵信号が整形され、車線からの逸脱を抑制することができた。このことから、予測ガバナによる制御性能の向上を確認でき、予測ガバナの実応用可能性のひとつを示すことができた。

なお、図 33 に示すように、予測精度の高い予測値は、2 回隣接するサンプリング時刻で同じものを用いている。2 サンプル遅れた予測値は、移動しているロボカーにとっては、古い情報となるため、予測誤差が大きくなる可能性もある。それにもかかわらず、実験である程度望ましい結果が得られたことは、そのような条件下においても、本論文のアプローチが有用であることを実証している、

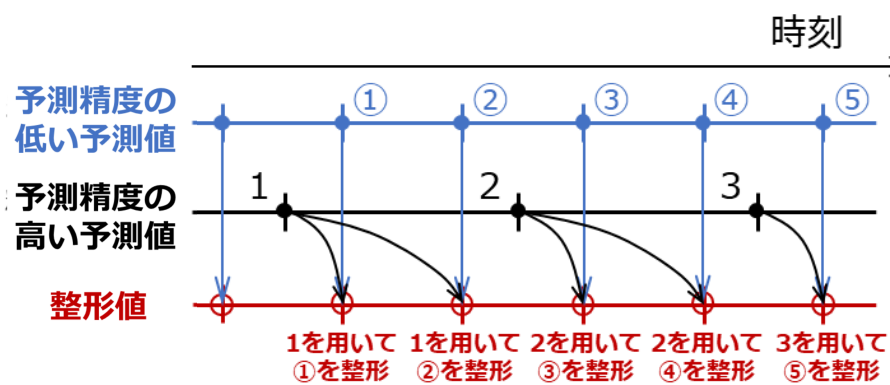


図 33 予測ガバナによる四輪車の操舵整形

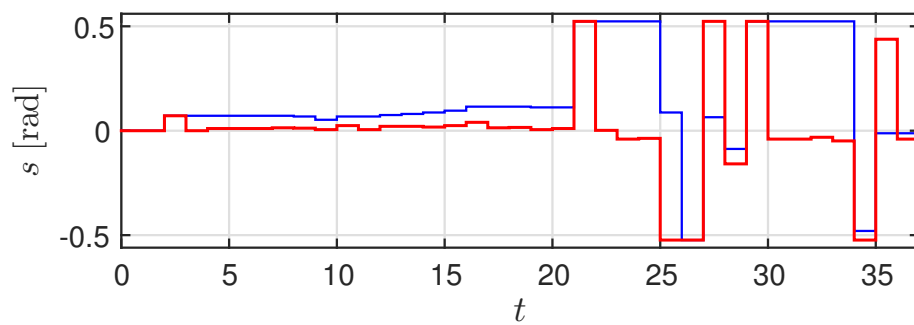


図 34 操舵の整形結果

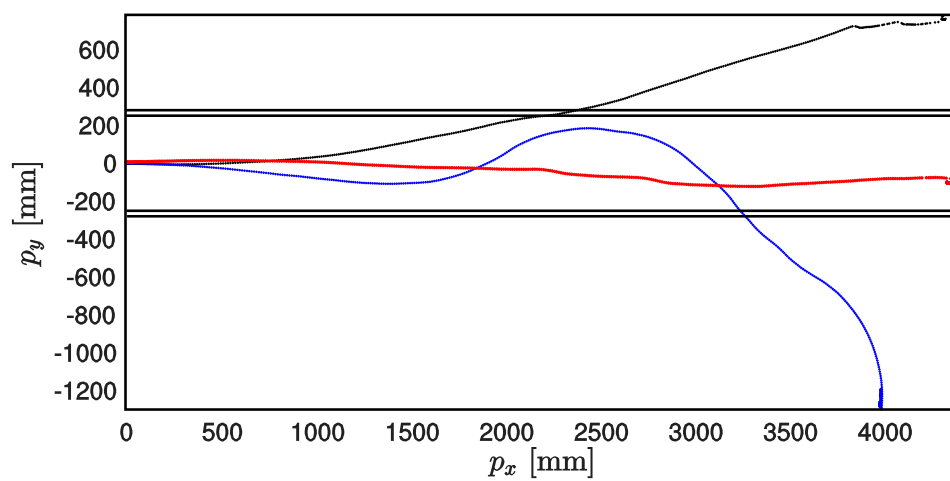


図 35 RoboCar の走行軌跡

第 6 章 おわりに

本論文では、予測ガバナを自動走行制御問題へ応用することを考えた。先行研究で導き出された最適な予測ガバナの解は、線形システムを適用対象としており、自動車などの非線形システムに直接適用することができなかった。そこで本論文では、非線形システムに対する予測ガバナの設計問題に取り組んだ。まずはじめに、入力アフィンな非線形システムに対して、予測ガバナの最適設計問題を定式化した。つぎに、2つのアプローチによって予測ガバナの設計問題を解いた。ひとつは、最適設計問題を解析的に解き、入力アフィンな非線形システムに対し解析解を導出した。もうひとつは、入力アフィンな非線形システムを線形擬似表現で表されるもの限定して LMI ベースの設計を行うことで、予測値の整形に必要なパラメータを数値解で導くことに成功した。また、入力制約を加えた LMI 条件を設定することにより、入力制約を考慮した予測ガバナの設計を行った。そして、数値例を通して、それぞれのアプローチで設計された予測ガバナが適切に動作していることを確認した。

最後に、予測ガバナの実用例として、自動走行制御問題へ応用した。実用可能性を確認するため、自動車の軌道追従シミュレーションおよびレーンキープの実機実験を行った。そして、予測ガバナを用いることで、自動走行制御において望ましい振る舞いが得られることを確認した。

今後の課題としては、実機を用いた実験において、カーブ走行や車線変更、障害物の回避といった複雑な動作に対しても提案手法が有用であるか、さらに検証が必要である。また、提案手法で設計した予測ガバナは、システムのモデル情報を利用して構築されるため、モデル化誤差が課題となる。そこで、モデル化誤差を考慮したロバストな予測ガバナの設計についても今後の課題である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、主指導教員として様々な面でご指導とご助言をいただき、授業や輪講を通して制御工学の基礎を熱く教えていただいた奈良先端科学技術大学院大学知能システム制御研究室の杉本謙二教授に心から御礼申し上げます。

本研究に関して、ご多忙のなか、副指導教員を引き受けていただき、ゼミナール発表の場では的確な質問・指導をいただきましたユビキタスコンピューティングシステム研究室の安本慶一教授に深く御礼申し上げます。

定例研究会等で本研究に関して率直かつ的確なご意見を頂いた松原崇充准教授に深く御礼申し上げます。

南裕樹客員准教授には、本論文について直接のご指導をいただき、研究指針や論文の執筆、学会発表などに関して、親身になって話を聞いてくださり、常に的確なサポートをしていただきました。また、プライベートでも様々なお話しをさせていただいて、充実した学生生活を送ることができました。深く御礼申し上げます。

定例研究会等での的確なご意見をいただき、学内イベント等の準備で大変お世話になりました小蔵正輝助教に心より感謝いたします。

研究に関して的確なご意見をいただくとともに、研究の合間の息抜きで雑談したりなど、研究生活をサポートしていただいた小林泰介助教に心より感謝いたします。

出張手続きの際など、多くの事務手続きを迅速に代行して頂きました本研究室秘書の林英子様心より感謝いたします。

そして、2年間の大学院生活で、研究だけでなくプライベートでも様々な相談にのっていただき、時には優しく、時には厳しく面倒を見ていただいた先輩方、研究生活の辛いこと・楽しいことを共有して、切磋琢磨しあった研究室の同期、今後の活躍が期待される優秀な研究室の後輩に心より感謝いたします。

最後に、学生生活を最後まで支えてくれた家族や友人に心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] M. Maurer, J. Gerdes, B. Lenz, and H. Winner, “Autonomous Driving: Technical, Legal and Social Aspects,” Springer Publishing Company, 2016.
- [2] K. Bimbray, “Autonomous cars: Past, present and future a review of the developments in the last century, the present scenario and the expected future of autonomous vehicle technology,” 2015 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO), Vol.01, pp. 191–198, 2015.
- [3] 保坂昭夫, 青木啓二, 津川定之, “自動運転 システム構成と要素技術,” 森北出版, 2015.
- [4] 伊藤誠, 丸茂喜高, 平岡敏洋, 和田隆広, 安部原也, 北島創, “自動車の追突防止支援技術,” コロナ社, 2015.
- [5] 青木啓二, “自動運転車の開発動向と技術課題,” 情報管理, Vol.60, No.4, pp. 229-239, 2017.
- [6] R. Timofte, K. Zimmermann, and L. Van Gool, “Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localisation,” Machine Vision and Applications, Vol.25, No.3, pp. 633–647, 2014.
- [7] A. Mogelmose, M. M. Trivedi, and T. B. Moeslund, “Vision-Based Traffic Sign Detection and Analysis for Intelligent Driver Assistance Systems: Perspectives and Survey,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.13, No.4, pp. 1484–1497, 2012.
- [8] U. Ozgunalp, R. Fan, X. Ai, and N. Dahnoun, “Multiple Lane Detection Algorithm Based on Novel Dense Vanishing Point Estimation,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol.18, No.3, pp. 621–632, 2017.
- [9] K. Hara, and H. Saito, “Vehicle Localization Based on the Detection of Line Segments from Multi-Camera Images,” J. of Robotics and Mechatronics, Vol.27, No.6, pp. 617–626, 2015.
- [10] K. Kazama, Y. Akagi, P. Raksincharoensak and H. Mouri, “Fundamental

Study on Road Detection Method Using Multi-Layered Distance Data with HOG and SVM,” J. of Robotics and Mechatronics, Vol.28, No.6, pp. 870–877, 2016.

- [11] A. Mammeri, A. Boukerche, and Z. Tang, “A real-time lane marking localization, tracking and communication system,” Computer Communications, Vol.73, Part.A, pp. 132–143, 2016.
- [12] Q. Li, L. Chen, M. Li, S. L. Shaw, and A. Nuchter, “A Sensor-Fusion Drivable-Region and Lane-Detection System for Autonomous Vehicle Navigation in Challenging Road Scenarios,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol.63, No.2, pp. 540–555, 2014.
- [13] M. Gerla, E. K. Lee, G. Pau and U. Lee, “Internet of vehicles: From intelligent grid to autonomous cars and vehicular clouds,” 2014 IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT), pp. 241–246, 2014.
- [14] M. Hashimoto, Y. Matsui, and K. Takahashi, “Moving-Object Tracking with In-Vehicle Multi-Laser Range Sensors,” J. of Robotics and Mechatronics, Vol.20, No.3, pp. 367–377, 2008.
- [15] Y. Minami, and S. Azuma, “Prediction governors: Optimal solutions and application to electric power balancing control,” 54th IEEE Conference on Decision and Control, pp. 1126–1129, 2015.
- [16] 荒川紘次, 大石泰章, “非線型システムに対する動的量子化器の設計-疑似線形表現に基づくアプローチ-,” 計測自動制御学会論文集, Vol.52, No.2, 53/59, 2016.
- [17] 蛭原義雄, “LMI によるシステム制御 ロバスト制御系設計のための体系的アプローチ,” 森北出版, 2012.
- [18] 市原裕之, “二乗和に基づく制御系解析・設計,” システム/制御/情報, 58-11, 449/455, 2014.
- [19] “PRIUS WEB カタログ 2017 年 11 月発行版,” トヨタ自動車株式会社, 2017, <<http://toyota.jp/request/webcatalog/prius/>>(参照 2018-1-30).
- [20] 酒井英樹, “自動車運動力学 気持ちのよいハンドリングのしくみと設計,” 森北出版, 2015.