

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И
ИНФОРМАТИКИ**

Кафедра методов оптимального управления

**МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ ПО ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ
МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ**

Курсовая работа

Кулешов Владислав Вячеславович
студента 3 курса,
специальность «прикладная
математика»

Научный руководитель:
канд. физ.-мат. наук
доцент Н.М. Дмитрук

Минск, 2020

ОГЛАВЛЕНИЕ

	С.
ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ	3
ВВЕДЕНИЕ.	4
ГЛАВА 1 ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ И ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ	5
1.1 Теория управления по прогнозирующей модели.	5
1.2 Задачи оптимального управления	7
1.3 Представление входных и выходных сигналов дискретных стационарных линейных систем на основе матрицы Ганкеля	9
ГЛАВА 2 Управление по прогнозирующей модели на основе данных.	12
2.1 Основные предположения	12
2.2 Простейшая прогнозирующая задача на основе данных	13
2.3 Задача с терминальными ограничениями-равенствами	14
2.4 Асимптотическая устойчивость замкнутого контура	15
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	17
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	18

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Магистерская диссертация, 22 с., XX рис., X табл., XX источников

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Цель работы и ее актуальность

Объектом исследования является

В процессе работы были получены следующие результаты

Новизна полученных результатов заключается в

Структура магистерской диссертации представлена тремя главами, где раскрываются

ВВЕДЕНИЕ

Объем введения для дипломных работ не менее 1 стр. Для магистерских диссертаций 2-3 стр.

Описать исследуемую в работе проблему, отметить актуальность и новизну задачи или подхода к ее решению.

Еще раз подчеркнуть цель работы (не повторять указанную в реферате).

Кратко изложить содержание работы, примерно в таком виде: В частности, в разд. 1 обосновано В разд. 2 исследуется В разд. 3 продолжается исследование задач В разд. 4 эффективность предложенных методов иллюстрируется численными примерами. . . В заключении приводятся краткие выводы по результатам проведенной работы и даются рекомендации о перспективах дальнейших исследований по исследуемой тематике.

ГЛАВА 1

ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ И ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

В западной литературе (см. [33, 44, 51]) управление в реальном времени представлено теорией управления по прогнозирующей модели — Model Predictive Control (МРС). Основными приложениями теории являются задачи стабилизации динамических систем. Современная теория нелинейного МРС предлагает основанные на решении задач оптимального управления методы построения обратных связей для нелинейных объектов.

В настоящей главе описываются основные понятия МРС. Приводится классификация (согласно работе [11]) принципов управления, используемых в современной теории управления. А также рассматривается возможность представления входных и выходных сигналов дискретных стационарных линейных систем на основе матрицы Ганкеля для МРС.

1.1 Теория управления по прогнозирующей модели

Главная идея МРС — использование математической модели управляемого процесса в пространстве состояний для предсказания и оптимизации будущего поведения системы. Рассмотрим задачу стабилизации нелинейной системы

$$x(t+1) = f(x(t), u(t)), \quad t = 0, 1, \dots, \quad (1.1)$$

где

$x = x(t) \in \mathbb{R}^n$ — состояние системы в момент времени t ;

$u = u(t) \in \mathbb{R}^r$ — значение управляющего воздействия в момент времени t ;

$f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^r \rightarrow \mathbb{R}^n$ — заданная функция.

Пусть $f(0, 0) = 0$, следовательно точка равновесия системы находится в начале координат, и при тривиальном управлении $u \equiv 0$ система остаётся в состоянии покоя.

При заданном управлении $u(\cdot)$, траектория системы (1.1) обозначается как $x(t|0, z, u(\cdot))$, $t = 0, 1, \dots$, где начальное состояние системы в момент времени $t = 0$ задаётся условием $x(0) = z$.

Управление $u(\cdot)$ будем выбирать так, чтобы максимально приблизить траектории $x(t|0, x_0, u(\cdot))$, $t = 0, 1, \dots, N$, к началу координат.

Определение 1 Стоимость этапа - функция $l(x(t), u(t))$ вдоль траектории $x(\cdot)$ и управления $u(\cdot)$, с помощью которой для всех моментов времени $t = 0, 1, \dots$ оценивается качество выбранного управления $u(\cdot)$.

Чаще всего стоимость этапа l выбирается следующим образом:

1. Взвешенная сумма расстояний до начала координат:

$$l(x, u) = \|x\|^2 + \lambda \|u\|^2, \quad \lambda \geq 0 - \text{параметр, } \|\cdot\| - \text{евклидова норма.}$$

2. Квадратичные функции

$$l(x, u) = x'Qx + u'Ru, \quad R, Q > 0 - \text{положительно-определённые матрицы.}$$

Таким образом задача оптимального управления состоит в минимизации функционала, где минимум ищем вдоль траекторий $x(t|0, x^*(\tau), u(\cdot)), t = 0, 1, \dots, N-1$, системы (1.1) с начальным состоянием, совпадающим с текущим состоянием объекта $x(0) = x^*(\tau)$ и при некоторых ограничениях:

$$J(x^*(\tau)) = \min_{u(\cdot)} \sum_{t=0}^{N-1} l(x(t|0, x^*(\tau), u(\cdot)), u(t)). \quad (1.2)$$

Ограничения (1.2) состоит из двух групп:

1. Физические ограничения системы (например, неотрицательность переменных, максимальное ограничение на управляющее воздействие и другие);
2. Ограничения накладываемые алгоритмом МРС (например, терминальное ограничение вида $x(N) = 0$ или принадлежность $x(N)$ множеству X_f).

Обозначим оптимальное программное решение задачи (1.2) через $u^0(\cdot|x^*(\tau))$. Для построения обратных связей будем считать, что на объект управления подано первое значение оптимальной программы

$$\mu(x^*(\tau)) = u^0(0|x^*(\tau)).$$

Далее в момент времени $\tau + 1$ процесс повторяется для состояния $x^*(\tau + 1)$. Тогда в этот момент времени решается задача о минимизации следующего функционала:

$$J(x^*(\tau + 1)) = \min_{u(\cdot)} \sum_{t=0}^{N-1} l(x(t|0, x^*(\tau + 1), u(\cdot)), u(t)).$$

При этом будет получено очередное значение обратной связи:

$$\mu(x^*(\tau + 1)) = u^0(0|x^*(\tau + 1)).$$

После процесс повторяется при $\tau + 2, \tau + 3$ и так далее. Таким образом, алгоритм управления по прогнозирующей модели, в каждый момент времени $\tau = 0, 1, \dots$ состоит из следующих шагов:

1. Измеряется в текущее состояние $x^*(\tau)$
2. Находится оптимальное программное решение $u^0 * t|x^*(\tau)$ задачи (1.2).
3. Подаётся на объект системы управляющее воздействие

$$\mu^*(\tau) \equiv \mu(x^*(\tau)) = \mu^0(0|x^*(\tau))$$

1.2 Задачи оптимального управления

1.2.1 Классификация задач оптимального управления

Задачи оптимального управления классифицируются:

- По промежутку времени, который может быть непрерывным $t \in R$ или дискретным $k \in Z_+$.
- По промежутку управления, он может быть конечным $t \in [t_0, t_f]$, $t_0 < t_f$ или бесконечным $t \in [0, +\infty]$.
- По классу управления (кусочно-непрерывная функция, измеримые функции, дискретные функции, релейное, инерционное).
- По времени окончания процесса, которое может фиксированным, т.е. t_f задан, или не фиксированным – t_f не задан.
- По ограничениям на траекторию, которые в общем виде имеют следующий вид:

$$x \in \mathbb{X}(t), t \in [t_0, t_f].$$

Ограничения на траекторию могут накладываться:

- на правом конце траектории (терминальные ограничения), т.е. $x(t_f) \in \mathbb{X}_f$;
- на левом конце, т.е. $x(t_0) \in \mathbb{X}_\varnothing$;
- в промежуточные моменты времени, т.е. $x(t_i) \in \mathbb{X}_i, t_i \in [t_0, t_f], i = 1, \dots, l$, при этом $t_0 < t_1 < \dots < t_l < t_f$

Также существуют смешанные ограничения на траекторию.

1.2.2 Критерий качества

Критерий 1 (Терминальный критерий качества типа Майера)

$$J(u) = \varphi(x(t_f))$$

$$\varphi : R^n \rightarrow R.$$

Критерий 2 (Интегральный критерий типа Лагранжа)

$$J(u) = \int_{t_0}^{t_f} f_0(x(t), u(t), t) dt$$

$$f_0 : R^n * R^r * R \rightarrow R$$

Критерий 3 (Критерий качества типа Бальса)

$$J(u) = \varphi(x(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} f_0(x(t), u(t), t) dt$$

Критерий 4 (Критерий быстрдействия)

$$J(u) = t_f - t_0 \rightarrow \min$$

1.2.3 Принцип максимума

Принцип максимума - классическое необходимое условие оптимальности для задач оптимального управления. Оно является самым сильным из известных необходимых условий оптимальности первого порядка.

Рассмотрим простейшую задачу оптимального управления на промежутке времени $[t_0, t_f]$ в классе кусочно-непрерывных управлений:

$$J(u) = \phi(x(t_f)) \rightarrow \min,$$

$$\dot{x} = f(x, u, t), x(t_0) = x_0,$$

$$u(t) \in \mathbb{U}, t \in [t_0, t_f]$$

Пусть $u^0(t), t \in [t_0, t_f]$ – оптимальное управление, $x^0(t), t \in [t_0, t_f]$ – оптимальная траектория, $\psi^0(t), t \in [t_0, t_f]$ – сопряжённая траектория – решение сопряженного уравнения

$$\begin{aligned}\psi' &= -\frac{\partial H(x^0(t), \psi, u^0(t), t)}{\partial x}, \\ \psi &= -\frac{\partial \varphi(x^0(t_f))}{\partial x}\end{aligned}$$

. Тогда выполняется условие максимума гамильтониана:

$$H(x^0(t), \psi^0(t), u^0(t), t) = \max_{u \in \mathbb{U}} H(x^0(t), \psi^0(t), u, t), t \in [t_0, t_f].$$

1.3 Представление входных и выходных сигналов дискретных стационарных линейных систем на основе матрицы Ганкеля

1.3.1 Построение матрицы Ганкеля

Рассмотрим систему с $u(k) \in \mathbb{R}^l, y(k) \in \mathbb{R}^m, x(k) \in \mathbb{R}^n$:

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + Ke(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) + e(k)\end{aligned}\tag{1.3}$$

где $B \in \mathbb{R}^{n \times l}, C \in \mathbb{R}^{m \times n}, D \in \mathbb{R}^{m \times l}$ – матрицы системы. Траектория сигналов $z_d = z(1), \dots, z(k), \dots, z(T) \in (\mathbb{R}^z)^T$ линейной многомерной системы P .

Система P удовлетворяет $P \subset (\mathbb{R}^z)^T$ с сегментом ввода-вывода $z = \begin{bmatrix} u \\ y \end{bmatrix} \in P$,

где $u \in (\mathbb{R}^m)^N$ – ввод, $y \in (\mathbb{R}^l)^N$ – вывод.

Матрица Ганкеля $H(z_d)$ с N строками и $T - N$ столбцами составленная из ограниченного сигнала $z_d \in (\mathbb{R}^z)^T$ обозначается как:

$$H(z_d) = \begin{pmatrix} z(1) & z(2) & \dots & z(T - N + 1) \\ z(2) & z(3) & \dots & z(T - N + 2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ z(N) & z(N + 1) & \dots & z(T) \end{pmatrix}\tag{1.4}$$

Построенная матрица будет использоваться в МРС вместо модели без каких-либо промежуточных шагов.

1.3.2 Прогнозирование на основе матрицы Ганкеля

Для произвольного момента времени k , принятого за текущее время, ограничение $P|_T$ поведения P для интервала $[1, T]$ определяется с использованием траектории сигнала как $z_d = (z(1), \dots, z(t), \dots, z(T))$, $z(t) \in \mathbb{R}^z$. В идее подпространства идентификации обозначений вектор столбца данных над горизонтом для выхода и ввода z , аналогично определяется как:

$$z_p = z_{k-N|k} = \begin{bmatrix} y(k-N) \\ \vdots \\ y(k) \\ u(k-N) \\ \vdots \\ u(k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(l+m)N} \quad (1.5)$$

$$z_f = z_{k|k+N-1} = \begin{bmatrix} z(k) \\ z(k+1) \\ \vdots \\ z(k+N-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(l+m)N_1} \quad (1.6)$$

Индекс p обозначает относительное «прошлое», а f - «будущее» соответственно. Чтобы избежать промежуточного шага для идентификации представления системы, прогнозирование траектории выполняется с помощью матрицы Ганкеля данных $H(z_d)$. При построении ганкелевой матрицы $H(z_d)$ все данные можно разделить на две части. Прошлый и будущий входной блок ганкелевых матриц определяется следующим образом.

$$U_p = \begin{vmatrix} u(1) & u(2) & \dots & u(j) \\ u(2) & u(3) & \dots & u(j+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(N-1) & u(N) & \dots & u(N+j-1) \end{vmatrix} \quad (1.7)$$

$$U_f = \begin{vmatrix} u(N) & u(N+1) & \dots & u(N+j-1) \\ u(N+1) & u(N+2) & \dots & u(N+j) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(2N-1) & u(2N) & \dots & u(2N+j-2) \end{vmatrix} \quad (1.8)$$

Обозначения «прошлого» и «будущего» можно понять в первом столбце. Матрица Ганкеля «будущего» блока следует за данными матрицы Ганкеля «прошлого» блока во временной последовательности. Число N - это размерность строки блоков векторов данных, а j - номер строки матрицы Ханкеля, которая должна быть достаточно большой. Это соотношение справедливо для всех столбцов. Размерность строки U_f может отличаться от размерности U_p , что обеспечит дополнительную степень свободы для настройки предложенного алгоритма прогнозного управления. Прошлый и будущий выходной блок-ганкелевых матриц Y_p и Y_f определяются аналогично. В данной работе используются следующие сокращенные обозначения:

$$H_p = \begin{bmatrix} Y_p \\ U_p \end{bmatrix}, H_f = \begin{bmatrix} Y_f \\ U_f \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

Наблюдения z также можно разделить на две части:

$$z^T = \begin{bmatrix} Z_p^T & z_f^T \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

Где z_p - известные данные, а z_f - вектор будущих данных. Матрица проекции также может быть разделена на две части таким же образом:

$$Z = \begin{bmatrix} z_p \\ z_f \end{bmatrix} = [H_p, H_f] g \quad (1.11)$$

Если известная часть данных z_p используется для параметра g оценки \hat{g} , получается следующее соотношение.

$$\hat{g} = (H_p^T H_p)^{-1} H_p^T z_p \quad (1.12)$$

Где $\hat{g} = [g - 0, g_1, \dots, g_r]$ - вектор оцененного вектора изображения. Тогда оценки траекторий всех переменных для предсказания z_f :

$$\hat{z}_f = H_f \hat{g} = H_f (H_p^T H_p)^{-1} H_p^T z_p \quad (1.13)$$

Оценка $\hat{z}_f = [y_f^T u_f^T]^T$ с использованием матриц данных H_f , H_p и z_p эффективна для будущих траекторий. Он выполняет ту же роль, что и оценки состояния (Фильтры Калмана и т. Д.) для прогнозирования будущих траекторий в традиционных подходах МРС. Эти методы используют прошлые данные до текущего момента времени для оценки будущих данных. Для управляемых систем можно рассчитать значения будущих траекторий над горизонтом управления.

ГЛАВА 2

УПРАВЛЕНИЕ ПО ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ

В данной главе будут рассматриваться способы решения простейшей прогнозирующей задачи на основе данных, а также задачи с терминальными ограничениями-равенствами.

2.1 Основные предположения

Пусть $A_{[a,b]}$ -множество целых чисел на отрезке $[a, b]$. Для вектора x и положительно определённой матрицы $P = P^T > 0$ запишем $\|x\|_p = \sqrt{x^T P x}$. Далее определим максимальное и минимальное собственные значения матрицы P $\lambda_{\min}(P)$ и $\lambda_{\max}(P)$.

Для матриц $P_1 = P_1^T, P_2 = P_2^T$ запишем,

$$\lambda_{\min}(P_1, P_2) = \min\{\lambda_{\min}(P_1), \lambda_{\min}(P_2)\},$$

$$\lambda_{\max}(P_1, P_2) = \max\{\lambda_{\max}(P_1), \lambda_{\max}(P_2)\}$$

. Также $\|x\|_1, \|x\|_2, \dots, \|x\|_\infty$ - Евклидовы $\ell_1, \dots, \ell_\infty$ нормы x соответственно. Для $\delta > 0$, мы определим $\mathbb{B}_\delta = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x\|_2 \leq \delta\}$.

Последовательность $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ иницирует матрицу Ганкеля

$$H_L(x) = \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & \dots & x_{N-L} \\ x_1 & x_2 & \dots & x_{N-L+1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_{L-1} & x_L & \dots & x_{N-1} \end{bmatrix}, \quad x_{[a,b]} = \begin{bmatrix} x_a \\ \vdots \\ x_b \end{bmatrix}$$

x - сама последовательность или наборный вектор $x_{[0, N-1]}$, содержащий все компоненты.

Определение 2 Пусть $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ с $x_l \in \mathbb{R}^n$ - постоянно возбуждающий порядка L , если $\text{rank}(H_L(x)) = nL$.

Наша цель - управление неизвестной линейной стационарной системой G с порядком n , с m входами и p выходами.

Определение 3 Последовательность $\{u_k, y_k\}_{k=0}^{N-1}$ - траектория линейной стационарной системой G , если \exists исходное состояние $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$, а также состояние последовательности такое, что $\{x_k\}_{k=0}^N$ такое, что

$$x_{k+1} = Ax_{k+1} + Bu_k; \quad x_0 = \bar{x},$$

$$y_k = Cx_k + Du_k, \quad k = 0, \dots, N-1,$$

(A, B, C, D) – минимальные реализация G .

Теорема 2.1 Предположим, что $\{u_k^d, y_k^d\}_{k=0}^{N-1}$ – траектория линейной стационарной системы G , где u – постоянно возбуждающий порядка $L + n$. Тогда $\{\bar{u}_k, \bar{y}_k\}_{k=0}^{L-1}$ – траектория G , тогда и только тогда, когда $\exists \alpha \in \mathbb{R}^{N-L+1}$ такое, что

$$\begin{bmatrix} H_L(u^d) \\ H_L(y^d) \end{bmatrix} \alpha = \begin{bmatrix} \bar{u} \\ \bar{y} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Определение 4 Пара $(u^s) \in \mathbb{R}^{m+p}$ – равновесие линейной стационарной системой G , если последовательность $\{\bar{u}_k, \bar{y}_k\}_{k=0}^{n-1}$ с $(\bar{u}_k), \bar{y}_k) = (u^s, y^s) \forall k \in A_{[0, n-1]}$ – траектория G .

Для равновесия (u^s, y^s) мы определим u_n^s, y_n^s как столбец векторов содержащий n раз u^s и y^s , соответственно. Предположим, что система подчиняется точечному вводу и выводу ограничений, т.е. $u_t \in \mathbb{U} \subseteq \mathbb{R}^m, y_t \in \mathbb{Y} \subseteq \mathbb{R}^p \forall t \geq 0$, и предположим, что $(u^s, y^s) \in \text{int}(\mathbb{U} \times \mathbb{Y})$.

$\{u_k^d, y_k^d\}_{k=0}^{N-1}$ – априори измеряемые траектории длиной N , использующиеся в (2.1). Прогнозируемые входные и выходные траектории в момент времени t в течение некоторого горизонта прогнозирования L записываются как $\{\bar{u}_k(t), \bar{y}_k(t)\}_{k=-n}^{L-1}$.

Обратим внимание, что индексы времени начинаются с $k = -n$, так как последние n входов и выходов будут использоваться для вызова уникального начального состояния в момент времени t . Кроме того, входы обратной связью, состояние в некоторой минимальной реализации и выход в момент времени t обозначаются как u_t, x_t, y_t , соответственно.

2.2 Простейшая прогнозирующая задача на основе данных

Теорема 2.1 обеспечивает привлекательную альтернативу модели, так как (2.1) достаточно, чтобы охватить все траектории системы. Таким обра-

зом, для реализации схемы МРС, основанной на данных, можно просто заменить ограничение динамики системы ограничением, которому удовлетворяют прогнозируемые траектории ввода-вывода (1). Чтобы быть более точным, предложенная управляемая данными схема МРС минимизирует, в момент времени t , учитывая последние n входных и выходных пар, следующую стоимость без обратной связи

$$J_L(u_{[t-n,t-1]}, y_{[t-n,t-1]}, \alpha(t)) = \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}_k(t), \bar{y}_k(t)), \quad (2.2)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{L+n}(u^d) \\ H_{L+n}(y^d) \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{[t-n,t-1]} \\ y_{[t-n,t-1]} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Ограничение (2.3) заменяет динамику системы по сравнению с классическими схемами МРС на основе моделей. Кроме того, (2.4) гарантирует, что внутреннее состояние истинной траектории совпадает с внутренним состоянием прогнозируемой траектории в момент времени t . Начальные траектории указываются до временного шага $t - 1$, поскольку входной сигнал в момент времени t может уже влиять на выходной сигнал в момент времени t в случае проходного элемента установки. Стоимость без обратной связи зависит только от решающей переменной $\alpha(t)$, поскольку $\bar{u}(t)$ и $\bar{y}(t)$ неявно фиксируются через динамическое ограничение (2b).

2.3 Задача с терминальными ограничениями-равенствами

В этом пункте рассмотрим простое терминальное ограничение, которое может быть включено непосредственно в структуру управления данными МРС.

$$J_L^*(u_{[t-n,t-1]}, y_{[t-n,t-1]}) = \min_{\alpha(t)} \min_{\bar{u}(t), \bar{y}(t)} \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}_k(t), \bar{y}_k(t)) \quad (2.5)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{L+n}(u^d) \\ H_{L+n}(y^d) \end{bmatrix}, \quad (2.6)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{[t-n,t-1]} \\ y_{[t-n,t-1]} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[L-n,L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[L-n,L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_n^s \\ y_n^s \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$\bar{u}_k(t) \in \mathbb{U}, \bar{y}_k(t) \in \mathbb{Y}, k \in A_{[0,L-1]} \quad (2.9)$$

Ограничение терминального равенства (2.8) подразумевает, что $\bar{x}_L(t)$, который является внутренним состоянием, предсказанным на L шагов вперед, соответствующей предсказанной траекторией ввода-вывода, выравнивается с постоянным состоянием x^s , соответствующим (u^s, y^s) , то есть $\bar{x}_L(t) = x^s$ в любой минимальной реализации. В то время как задача требует, чтобы (u^s, y^s) было равновесием неизвестной системы в смысле определения (4), это требование может быть отброшено, когда u^s, y^s заменено искусственным равновесием, которое также оптимизируется онлайн. Расширение представленной схемы МРС до такой настройки является предметом будущей работы. Как и в стандартном МРС, задача решена в виде отступающего горизонта, который обобщен в алгоритме (1).

Алгоритм 1 (Схема управления данными МРС)

1. В момент времени t взять прошлые n вычислений $u_{[t-n,t-1]}, y_{[t-n,t-1]}$ и решить задачу.
2. Взять за ввод $u_t = \bar{u}_0^*(t)$
3. Установить $t = t + 1$ и вернуться к пункту 1).

2.4 Асимптотическая устойчивость замкнутого контура

Без ограничения общности мы предполагаем для анализа, что $u^s = 0, y^s = 0$ и, следовательно, $x^s = 0$. Далее определим множество начальных состояний, для которых выполнимо (2.5 – 2.8), с помощью $x_L = \{x \in \mathbb{R}^n | J_L^*(x) < \infty\}$. Для доказательства экспоненциальной устойчивости предложенной схемы предположим, что функция оптимальных значения (2.5 – 2.8) квадратично ограничена сверху.

Предположение 1 Функция оптимальных значения $J *_L(x)$ - квадратично ограничена сверху на \mathbb{X}_L , т.е. $\exists c_u > 0$ такое, что $J_L^*(x) \leq c_u \|x\|_2^2 \forall x \in \mathbb{X}_L$

Теорема 2.2 Пусть предположение (1) верно, $L \geq, \{u_k^d, y_k^d\}_{k=0}^{N-1}$ – траектория линейной стационарной системы G , где u^d – постоянно возбуждающий порядка $L + 2n$. Если задача МРС (2.5 – 2.8) возможно в начальный момент времени $t = 0$:

1. это возможно $\forall t$,
2. замкнутый цикл удовлетворяет ограничениям $u_t \in \mathbb{U}, y_t \in \mathbb{Y} \forall t \in \mathbb{N}$,
3. равновесие $x^s = 0$ экспоненциально устойчиво для полученного замкнутого цикла.

Доказательство (Экспоненциальная устойчивость)

Цена в момент времени $t+1$

$$J_L(x_{t+1}, \alpha'(t+1)) = \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}'_k(t+1), \bar{y}'_k(t+1)) = \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}^*_k(t), \bar{y}^*_k(t)) = J_L^*(x_t) - \ell(\bar{u}_0^*(t), \bar{y}_0^*(t)).$$

Откуда следует, что

$$J_L^*(x_{t+1}) \leq J_L^*(x_t) - \ell(\bar{u}_0^*(t), \bar{y}_0^*(t)) \quad (2.10)$$

Поскольку – состояние наблюдаемой (и, следовательно, обнаруживаемой) минимальной реализации, существует матрица $P \succ 0$ такая, что $W(x) = \|x\|_P^2$ – функция стабильности Ляпунова и удовлетворяет

$$W(Ax + Bu) - W(x) \geq -\frac{1}{2}\|x\|_2^2 + c_1\|u\|_2^2 + c_2\|y\|_2^2, c_1, c_2 > 0. \quad (2.11)$$

где $\forall x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^m, y = Cx + Du$. Определим функцию Ляпунова $V(x) = \gamma W(x) + J_L^*(x)$ при некоторой $\gamma > 0$. Т.к. V квадратично ограничена снизу, $V(x) \geq \gamma W(x) \geq \gamma \lambda_{\min}(P)\|x\|_2^2 \quad \forall x \in \mathbb{X}_L$. По предположению (1) J_L^* квадратично ограничена сверху, т.е. $J_L^*(x) \leq c_u\|x\|_2^2 \quad \forall x \in \mathbb{X}_L$.

$$V(x) = J * _L(x) + \gamma W(x) \leq (c_u + \gamma \lambda_{\max}(P))\|x\|_2^2 \quad \forall x \in \mathbb{X}_L,$$

т.е. V - квадратично ограничена сверху.

Вдоль траекторий с замкнутым контуром, используя (2.10) и (2.11), получим

$$V(x_{t+1}) - V(x_t) \leq \gamma(-\frac{1}{2}\|x_t\|_2^2 + c_1\|u_t\|_2^2 + c_2\|y_t\|_2^2) - \|u_t\|_R^2 - \|y_t\|_Q^2 \leq -\frac{\gamma}{2}\|x_t\|_2^2$$

Таким образом, V затухает экспоненциально вдоль траекторий замкнутого контура, он квадратично ограничен сверху и снизу и удовлетворяет условию $V(0) = 0$. Следовательно, из стандартных аргументов Ляпунова следует, что равновесие $x^s = 0$ экспоненциально устойчиво.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В дипломной работе/ магистерской диссертации рассмотрена задача... .
Для исследуемой задачи сформулированы/доказаны/предложены... Проведен
анализ... Результаты проиллюстрированы численными экспериментами для
...

Привести краткие выводы и рекомендации по дальнейшему развитию
или использованию результатов.

Объем примерно 0,7-1 стр.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Агаев, Р.П. Сходимость и устойчивость в задачах согласования характеристик (обзор базовых результатов) / Р.П. Агаев, П.Ю. Чеботарев // УБС. – 2010. – Вып. 30.1. – С. 470–505.
- 2 Асеев С. М., Кряжковский А. В. Принцип максимума Понтрягина и задачи оптимального экономического роста // Труды Математического института имени В.А. Стеклова. – 2007. – Т. 257. – №. 0. – С. 3-271.
- 3 Балашевич, Н.В. Построение оптимальных обратных связей по математическим моделям с неопределенностью / Н.В. Балашевич, Р. Габасов, Ф.М. Кириллова // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. – 2004. – Т. 44, № 2. – С. 265-286.
- 4 Балашевич, Н.В. Численные методы программной и позиционной оптимизации линейных систем управления / Н.В. Балашевич, Р. Габасов, Ф.М. Кириллова // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. – 2000. – Т. 40, № 6. – С. 838-859.
- 5 Беллман, Р. Динамическое программирование / Р. Беллман. – М.: Иностранная литература, 1960. – 400 с.
- 6 Данциг, Д. Линейное программирование, его применения и обобщения / Д. Данциг. – М.: Прогресс, 1966. – 600 с.
- 7 Дмитрук Н.М., Габасов Р., Калинин А.И. Децентрализованные стратегии в задачах оптимального управления и стабилизации взаимосвязанных динамических систем: отчет о НИР (заключительный) / НИИ ППМИ; науч. рук. Дмитрук, Н.М. – 71 с.
- 8 Дмитрук, Н.М. Оптимальное управление взаимосвязанными объектами // В сборнике "Динамика систем и процессы управления Труды Международной конференции, посвященной 90-летию со дня рождения академика Н.Н. Красовского". – Изд-во: Институт математики и механики УрО РАН им. Н.Н. Красовского, Екатеринбург, 2015. – С. 147-154.
- 9 Дмитрук, Н.М. Оптимальное управление мультиагентными динамическими системами в условиях неопределенности / Н.М. Дмитрук // Доклады НАН Беларуси. – 2014. – Т. 58, № 2. – С. 11-15.
- 10 Габасов Р., Кириллова Ф.М., Во Тхи Тань Ха. Оптимальное управление в реальном времени многомерным динамическим объектом // Автоматика и телемеханика. 2015. № 1. С. 121–135.

- 11 Габасов, Р. Принципы оптимального управления / Р. Габасов, Ф.М. Кириллова // Докл. НАН Беларуси. – 2004. – Т. 48, № 1. – С. 15-18.
- 12 Габасов, Р. Оптимальное децентрализованное управление динамическими системами в условиях неопределенности / Р. Габасов, Н.М. Дмитрук, Ф.М. Кириллова // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. – 2011. – Т. 51, № 7. – С. 1209-1227.
- 13 Габасов, Р. Оптимальное управление динамическим объектом по совершенным измерениям его состояний / Р. Габасов, Ф.М. Кириллова, Н.С. Павленок // Докл. Академии наук. – 2012. – Т. 444, № 4. – С. 371-375.
- 14 Габасов, Р. Оптимальное децентрализованное управление группой динамических объектов / Р. Габасов, Н.М. Дмитрук, Ф.М. Кириллова // Ж. вычисл. матем. и матем. физ. – 2008. – Т. 48, № 4. – С. 593-609.
- 15 Габасов Р. Ф., Кириллова Ф. М. Оптимизация линейных систем: Методы функционального анализа. – Изд-во Белорус. гос. ун-та, 1973.
- 16 Габасов Р., Кириллова Ф.М., Павленок Н.С. Оптимальное управление динамическим объектом по совершенным измерениям его состояний // Доклад Академии
- 17 Габасов Р., Кириллова Ф. М., Костюкова О. И. Оптимизация линейной системы управления в режиме реального времени // Известия РАН. Техническая кибернетика. – 1992. – Т. 4. – С. 3-19.
- 18 Габасов Р., Кириллова Ф.М., Костина Е.А. Замыкаемые обратные связи по состоянию для оптимизации неопределенных систем управления // Автоматика и телемеханика, 1996
- 19 Габасов Р., Н.М. Дмитрук, Ф.М. Кириллова. Оптимальное наблюдение за нестационарными системами // Известия РАН. Теория и системы управления. № 3, 2002. С. 35 – 46.
- 20 Габасов Р., Кириллова Ф. М. Принципы оптимального управления // Докл. НАН Беларуси. – 2004. – Т. 48. – №. 1. – С. 15-18.
- 21 Габасов Р., Кириллова Ф.М., Поясок Е.И. Оптимальное наблюдение в реальном времени линейного динамического объекта // Доклады Академии наук. 2013. Т. 448, № 3. С. 145–148.
- 22 Габасов Р., Н.М. Дмитрук, Ф.М. Кириллова. Оптимальное управление многомерными системами по неточным измерениям их выходных сигналов // Труды Института математики и механики УрО РАН, Т.10, №2, 2004. С. 33-57.
- 23 Каляев И. А., Гайдук А. Р., Капустян С. Г. Модели и алгоритмы

коллективного управления в группах роботов // М.: Физматлит. – 2009. – Т. 280.

24 Кириллова, Ф.М. Синтез оптимальных систем – оптимальное управление в реальном времени / Ф.М. Кириллова, Н.М. Дмитрук, Р. Габасов // В сборнике "Динамика систем и процессы управления Труды Международной конференции, посвященной 90-летию со дня рождения академика Н.Н. Красовского". – Изд-во: Институт математики и механики УрО РАН им. Н.Н. Красовского, Екатеринбург, 2015. – С. 208-219

25 Кряжковский, А.В. Программный критерий разрешимости задачи позиционного наведения с неполной информацией. Линейные управляемые системы / А.В. Кряжковский, Н.В. Стрелковский // Труды Института математики и механики УрО РАН. – 2014. – Т.20, № 3. – С. 132–147.

26 Куржанский, А.Б. Задача управления групповым движением. Общие соотношения / А.Б. Куржанский // Доклады РАН. – 2009. – Т. 426, № 1. – С. 20–25.

27 Куржанский, А.Б. О задаче группового управления в условиях препятствий / А.Б. Куржанский // Тр. Ин-та математики и механики УрО РАН. Екатеринбург. – 2014. – Т. 20, № 3. – С. 166-179.

28 Малкин И.Г. Теория устойчивости движения – М., Наука, 1966

29 Петрикевич Я. И. Линейные алгоритмы управления геометрическим расположением объектов в многоагентной системе // Управление большими системами: сборник трудов. – 2010. – №. 30-1.

30 Понтрягин Л.С., Болтянский В.Г., Гамкрелидзе Р.В., Мищенко Е.Ф. Математическая теория оптимальных процессов. М.: Физматгиз, 1961. 392 с.

31 Сетевые модели в управлении / Сборник статей (под ред. Д.А. Новикова, О.П. Кузнецова, М.В. Губко). – М.: Эгвес, 2011. – 443 с.

32 Фельдбаум А.А. Оптимальные процессы в системах автоматического регулирования // Автоматика и телемеханика. 1953. Т. 14, № 5. С. 712–728.

33 Constrained model predictive control: Stability and optimality / D.Q. Mayne [et. al] // Automatica. – 2000. – Vol. 36, no. 6. – P. 789-814.

34 Distributed model predictive control: A tutorial review and future research directions / P.D. Christofides [et. al] // Computers & Chemical Eng. – 2013. – Vol. 51. – P. 21–41.

35 Distributed model predictive control / E. Camponogara [et. al] // IEEE Control Systems Magazine. – 2002. – Vol. 22, no. 1. – P. 44-52.

- 36 Dmitruk, N.M. Optimal Measurement Feedback Control of Finite-time Continuous Linear Systems / N.M. Dmitruk, R. Findeisen, F. Allgöwer // 17th IFAC World Congress. Seoul, 2008.
- 37 Dmitruk, N. Robust Optimal Control of Dynamically Decoupled Systems via Distributed Feedbacks / N. Dmitruk // Optimization in the Natural Sciences. Communications in Computer and Information Science. – Springer, 2015. – Vol. 499. – P. 95-106.
- 38 Farina, M. Distributed predictive control: A non-cooperative algorithm with neighbor-to-neighbor communication for linear systems / M. Farina, R. Scattolini // Automatica. – 2012. – Vol. 48, no. 6. – P. 1088-1096.
- 39 Grune L., Pannek J. Nonlinear model predictive control. – Springer London, 2011.
- 40 Gabasov R., Kirillova F. M., Prischepova S. V. Optimal feedback control. – Springer, 1995.
- 41 Hopkin A.M. A phase plan approach to the compensation of saturating servomechanisms // Trans. AIEE. 1951. Pt. 1, Vol. 70. P. 631–639.
- 42 Jia, D. Min-max feedback model predictive control for distributed control with communication / D. Jia, B. Krogh // Proc. American Control Conference, 2002. – P. 4507-4512.
- 43 Karmarkar, N. A new polynomial-time algorithm for linear programming / N. Karmarkar // Combinatorica. – 1984. – Vol. 4, no. 4. – P. 373-395.
- 44 Keerthi, S.S. Optimal, infinite horizon feedback laws for a general class of constrained discrete time systems: Stability and moving-horizon approximations / S.S. Keerthi, E.G. Gilbert // Journal of Optimization Theory and Application. – 1988. – Vol. 57, no. 2. – P. 265-293.
- 45 Keviczky, T. Decentralized receding horizon control for large scale dynamically decoupled systems / T. Keviczky, F. Borrelli, G.J. Balas // Automatica. – 2006. – Vol. 42. – P. 2105-2115.
- 46 Kostina E., Kostyukova O. Worst-case control policies for (terminal) linear-quadratic control problems under disturbances // Int. J. of Robust and Nonlinear Control, 2009
- 47 Magni, L. Stabilizing decentralized model predictive control of nonlinear systems / L. Magni, R. Scattolini // Automatica. – 2006. – Vol. 43, no. 7. – P. 1231–1236.
- 48 Mehrotra, S. On the Implementation of a Primal-Dual Interior Point Method / S. Mehrotra // SIAM Journal on Optimization. – 1992. – Vol. 2. – P. 575–601.

- 49 Müller, M.A. Cooperative control of dynamically decoupled systems via distributed model predictive control / M.A. Müller, M. Reble, F. Allgöwer // Internat. Journal of Robust and Nonlinear Control. – 2012. – Vol. 22, no. 12. – P. 1376-1397.
- 50 Nocedal, J. Numerical Optimization / J. Nocedal, S.J. Wright. – Springer Series in Operations Research, Springer Verlag, 2006.
- 51 Rawlings, J.B. Model Predictive Control: Theory and Design / J.B. Rawlings, D.Q. Mayne. – Madison: Nob Hill Publishing, 2009. – 576 p.
- 52 Richards, A. Robust distributed model predictive control / A. Richards, J.P. How // Internat. Journal of Control. – 2007. – Vol. 80, no. 9. – P. 1517-1531.
- 53 Scattolini, R. Architectures for distributed and hierarchical model predictive control — a review / R. Scattolini // Journal of Process Control. – 2009. – Vol. 19, no. 5. – P. 723-731.
- 54 Siljak, D.D. Decentralized control of complex systems / D.D. Siljak. – London: Academic Press, 1991. – 525 p.
- 55 Trodden, P. Cooperative distributed MPC of linear systems with coupled constraints / P. Trodden, A. Richards // Automatica. – Vol. 49, no. 2. – P. 479-487.
- 56 Trodden, P. Distributed model predictive control of linear systems with persistent disturbances / P. Trodden, A. Richards // Internat. Journal of Control. – 2010. – Vol. 83, no. 8. – P. 1653-1663.