

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

Кафедра методов оптимального управления

**МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ ПО ПРОГНОЗИРУЮЩЕЙ
МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ДЛЯ ЛИНЕЙНЫХ
СИСТЕМ**

Отчёт по практике

Кулешова Владислава Вячеславовича
студента 4 курса,
специальность «прикладная
математика»

Руководитель практики:
канд. физ.-мат. наук
доцент Н.М. Дмитрук

Минск, 2021

ОГЛАВЛЕНИЕ

	С.
ГЛАВА 1 Теория	3
1.1 Теория управления по прогнозирующей модели.	3
1.2 Основные предположения	5
1.3 Задача с терминальными ограничениями-равенствами	7
1.4 Робастная схема МРС с терминальными ограничениями	8
1.5 n-Шаговая схема управления на основе МРС	9
ГЛАВА 2 Численные эксперименты	11
2.1 Пример.	11
2.2 Программная реализация алгоритмов.	12
2.3 Результаты.	14
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	16
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	17

ГЛАВА 1

ТЕОРИЯ

1.1 Теория управления по прогнозирующей модели

Главная идея MPC [1] – 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

$$l(x, u) = x'Qx + u'Ru$$

$R, Q > 0$ – 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 для задачи (1.2) состоят 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 текущее состояние $x^*(\tau)$
2. Находится оптимальное программное решение $u^0(t|x^*(\tau))$ задачи (1.2).

3. Подаётся на объект системы управляющее воздействие

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

Идея управления по прогнозирующей модели заключается в оптимизации будущего поведения системы в каждый момент времени, нахождение оптимального управления и его использования в качестве значений обратной связи для следующего момента времени.

1.2 Основные предположения

Пусть $\mathbb{I}_{[a,b]}$ – 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 $\|x\|_2, \|x\|_1, \|x\|_\infty$ – Евклидовы, ℓ_1 и ℓ_∞ нормы x , соответственно. Для $\delta > 0$, мы определим $\mathbb{B}_\delta = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x\|_2 \leq \delta\}$.

Из последовательности $\{x_k\}_{k=0}^{N-1}$ составим матрицу Ганкеля

$$H_L(x) = \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & \dots & x_{N-L} \\ x_1 & x_2 & \dots & x_{N-L+1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ x_{L-1} & x_L & \dots & x_{N-1} \end{bmatrix},$$

$$x_{[a,b]} = \begin{bmatrix} x_a \\ \vdots \\ x_b \end{bmatrix}$$

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

Цель работы – управление неизвестной линейной стационарной системой G с порядком n , с t входами и p выходами.

Определение 3 Последовательность $\{u_k, y_k\}_{k=0}^{N-1}$ – траектория линейной стационарной системы G , если существуют начальное состояние $\bar{x} \in \mathbb{R}^n$, а также соответствующая траектория $\{x_k\}_{k=0}^N$ такая, 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) – минимальная реализация G .

Теорема 1.1 Предположим, что $\{u_k^d, y_k^d\}_{k=0}^{N-1}$ – траектория линейной стационарной системы G , где u – постоянно возбуждающее управление 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

$$\begin{bmatrix} H_L(u^d) \\ H_L(y^d) \end{bmatrix} \alpha = \begin{bmatrix} \bar{u} \\ \bar{y} \end{bmatrix}. \quad (1.3)$$

Определение 4 Пара $(u^s, y^s) \in \mathbb{R}^{m+p}$ – положение равновесия линейной стационарной системой G , если последовательность $\{\bar{u}_k, \bar{y}_k\}_{k=0}^{n-1}$ с $(\bar{u}_k, \bar{y}_k) = (u^s, y^s) \forall k \in \mathbb{I}[0, n-1]$ – 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 ограничениям, $u_t \in \mathbb{U} \subseteq \mathbb{R}^m, y_t \in \mathbb{Y} \subseteq \mathbb{R}^p \forall t \geq 0$, 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 , используемые в (1.3). 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, вход с обратной связью, состояние в некоторой минимальной реализации и выход в момент времени t обозначаются как u_t, x_t, y_t , соответственно.

1.3 Задача с терминальными ограничениями-равенствами

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

$$J_L^*(u_{[t-n,t-1]}, y_{[t-n,t-1]}) = \min_{\alpha(t)} \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}_k(t), \bar{y}_k(t)) \quad (1.4)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{L+n}(u^d) \\ H_{L+n}(y^d) \end{bmatrix} \alpha(t), \quad (1.5)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n,-1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n,-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{[t-n,t-1]} \\ y_{[t-n,t-1]} \end{bmatrix}, \quad (1.6)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[L-n,L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[L-n,L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_n^s \\ y_n^s \end{bmatrix}, \quad (1.7)$$

$$\bar{u}_k(t) \in \mathbb{U}, \bar{y}_k(t) \in \mathbb{Y}, k \in \mathbb{I}_{[0,L-1]}. \quad (1.8)$$

Терминальное ограничение-равенство (1.7) подразумевает, что $\bar{x}_L(t)$, который является внутренним состоянием, предсказанным на L шагов вперед, соответствующей предсказанной траекторией, 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 по определению (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 на основе МРС)

1. В момент времени t взять прошлые n измерений $u_{[t-n,t-1]}, y_{[t-n,t-1]}$ и решить задачу.

2. Взять за управление $u_t = \bar{u}_0^*(t)$
3. Установить $t = t + 1$ и вернуться к пункту 1).

1.4 Робастная схема МРС с терминальными ограничениями

На практике выходной сигнал неизвестной системы G обычно является неточным. Это означает, что сложенные матрицы Ганкеля, зависящие от данных, в 1.3 не покрывают пространство траекторий системы точно и, следовательно, выходные траектории не могут быть точно предсказаны. Более того, измерения выходного сигнала с зашумлением входят в начальные условия в задаче (1.4-1.8), что еще больше ухудшает точность прогноза.

В данном разделе будет предполагаться, что выходные сигналы с ограниченным аддитивным шумом находятся в изначально доступных данных $\tilde{y}_k^d = y_k^d + \varepsilon_k^d$ и в измерениях $\tilde{y}_k = y_k + \varepsilon_k$. Мы не делаем никаких предположений о природе шума, но требуем, чтобы он был ограничен как $\|\varepsilon_k^d\|_\infty \leq \bar{\varepsilon}$ и $\|\varepsilon_k\|_\infty \leq \bar{\varepsilon}$ для некоторого $\bar{\varepsilon}$. Ключевой идеей для учета зашумленных измерений является ослабление ограничения равенства (1.5). При зашумленной начальной траектории $(u_{[t-n, t-1]}, \tilde{y}_{[t-n, t-1]})$ длины n , предлагается следующая надежная модификация (1.4-1.8).

$$J_L^*(u_{[t-n, t-1]}, \tilde{y}_{[t-n, t-1]}) = \min_{\alpha(t), \bar{u}(t), \bar{y}(t), \sigma(t)} \sum_{k=0}^{L-1} \ell(\bar{u}_k(t), \bar{y}_k(t)) + \lambda_\alpha \bar{\varepsilon} \|\alpha(t)\|_2^2 + \lambda_\sigma \|\sigma(t)\|_2^2 \quad (1.9)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}(t) \\ \bar{y}(t) + \sigma(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{L+n}(u^d) \\ H_{L+n}(\tilde{y}^d) \end{bmatrix} \alpha(t), \quad (1.10)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[-n, -1]}(t) \\ \bar{y}_{[-n, -1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{[t-n, t-1]} \\ y_{[t-n, t-1]} \end{bmatrix}, \quad (1.11)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{u}_{[L-n, L-1]}(t) \\ \bar{y}_{[L-n, L-1]}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_n^s \\ y_n^s \end{bmatrix}, \bar{u}_k \in \mathbb{U}, \quad (1.12)$$

$$\|\sigma_k(t)\|_\infty \leq \bar{\varepsilon}(1 + \|\alpha(t)\|_1), k \in \mathbb{I}_{[0, L-1]}. \quad (1.13)$$

По сравнению с задачей (1.4-1.8) траектория выходных данных \tilde{y}^d и начальный выходной сигнал $\tilde{y}_{[t-n, t-1]}$, полученные из онлайн измерений, были заменены их зашумленными аналогами. Также были добавлены следующие элементы:

1. Вспомогательная переменная σ для онлайн измерений $\tilde{y}_{[t-n, t-1]}$ и для зашумленных данных \tilde{y}^d , используемых для предсказаний.
2. Квадратичная норма для σ и α с весами $\lambda_\alpha \bar{\varepsilon}, \lambda_\sigma > 0$, норма α зависит от уровня шума.

1.5 n -Шаговая схема управления на основе МРС

В этой главе мы рассматриваем управление по замкнутому контуру, полученное в результате применения (1.9-1.13) в n -шаговой схеме МРС. Чтобы быть более точным, мы рассматриваем сценарий, в котором сразу после решения (1.9-1.13) первые n вычисленных входных сигналов применяются к системе. После этого горизонт сдвигается на n шагов, прежде чем вся схема повторяется.

Алгоритм 2 (n -Шаговая схема управления на основе МРС)

1. В момент времени t взять прошлые n измерений $\{u_{[t-n, t-1]}, \tilde{y}_{[t-n, t-1]}\}$ и решить задачу (1.9)-(1.13).
2. Взять за управление $u_{[t, t+n-1]} = \bar{u}_{[t, n-1]}^*(t)$
3. Установить $t = t + n$ и вернуться к пункту 1).

Задача (1.9-1.13) - это строго выпуклая квадратичная задача и она может быть эффективно решена. Однако ограничение на σ в (1.13) невыпукло из-за зависимости правой части от $\|\alpha(t)\|_1$, что затрудняет эффективную реализацию (1.9-1.13). (1.13) требуется для доказательства рекурсивной выполнимости и практической экспоненциальной устойчивости. Однако его можно заменить (выпуклым) ограничением $\|\sigma_k(t)\|_\infty \leq c \cdot \bar{\epsilon}$ для достаточно большой постоянной $c > 0$ сохранением тех же теоретических гарантий. Как правило, больший выбор c увеличивает область притяжения, но также увеличивает размер экспоненциально устойчивого множества, к которому сходится замкнутый контур. Кроме того, ограничение (1.13) может быть реализовано неявно, выбирая λ_σ достаточно большим. В примерах моделирования было замечено, что ограничение (1.13) обычно выполняется (для достаточно большого выбора λ_σ), не применяя его явно в задаче оптимизации, и, таким образом, в большинстве случаев им можно пренебречь при онлайн-оптимизации.

ГЛАВА 2

ЧИСЛЕННЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

2.1 Пример

Рассмотрим пример, который описывает систему из 4 сообщающихся резервуаров [3]. Это хорошо изученная в теории управления и в частности в теории МРС система. Она описывает достаточно медленный и устойчивый динамический процесс. Однако, известно также, что при выборе короткого горизонта управления система может стать неустойчивой. Линеаризованная динамика системы в дискретном времени описывается уравнениями

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 0.921 & 0 & 0.041 & 0 \\ 0 & 0.918 & 0 & 0.033 \\ 0 & 0 & 0.924 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.937 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} 0.017 & 0.001 \\ 0.001 & 0.023 \\ 0 & 0.061 \\ 0.072 & 0 \end{bmatrix} u_k,$$

$$y_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x_k.$$

Целью управления будет являться отслеживание заданного значения системы

$$(u^s, y^s) = \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0.65 \\ 0.77 \end{bmatrix} \right).$$

Предположим, что системные матрицы неизвестны, но доступна одна траектория входа-выхода $\{u_k^d, y_k^d\}_{k=0}^{N-1}$ длины $N = 400$, которая генерируется путем

равномерной выборки u_k^d из $[-1, 1]^2$. Горизонт прогнозирования установим в $L = 30$, и следующие параметры $Q = 3 \cdot E_2$, $R = 10^{-4} \cdot E_2$, $\lambda_\sigma = 1000$, $\lambda_\alpha \bar{\varepsilon} = 0.1$.

2.2 Программная реализация алгоритмов

Рассмотрим способ реализации алгоритма (2) на языке Matlab. Сперва зададим матрицу и вектор ограничений-равенств для quadprog.

```
for i = 1:4:(L + n) * 4
    Aeq(i, i) = 1;
    Aeq(i + 1, i + 1) = 1;
    Aeq(i + 2, i + 2) = 1;
    Aeq(i + 3, i + 3) = 1;
    hIndex = fix(i / 4) + 1;
    Aeq(i, alphaRange) = -uHankel(hIndex, :, 1);
    Aeq(i + 1, alphaRange) = -uHankel(hIndex, :, 2);
    Aeq(i + 2, alphaRange) = -yHankel(hIndex, :, 1);
    Aeq(i + 3, alphaRange) = -yHankel(hIndex, :, 2);

    Aeq(i + 2, sigmaShift + sigmaIndex) = 1;
    Aeq(i + 3, sigmaShift + sigmaIndex + 1) = 1;

    sigmaIndex = sigmaIndex + 2;
end
```

Сведём задачу к минимизации функции

$$\min_x \frac{1}{2} x^T H x + f^T,$$

где H и f задаются следующим образом.

```
quadH = zeros(((L + n) * 4) + (N - (L + n) + 1) + (L * 4) + (L + n) * 2);
quadF = zeros(1, ((L + n) * 4) + (N - (L + n) + 1) + (L * 4) + (L + n) * 2);
for i = alphaShift+1:alphaRange(end)
    quadH(i, i) = lambdaAlphaEps;
end
for i = sigmaShift+1:sigmaRange(end)
    quadH(i, i) = lambdaSigma;
end
for i = n * 4 + 1:4:(L + n) * 4
    quadH(i, i) = coeffR;
```

```

quadH(i + 1, i + 1) = coeffR;
quadH(i + 2, i + 2) = coeffQ;
quadH(i + 3, i + 3) = coeffQ;
for j = steadyFirstIndex:4:numel(quadH(1, :))
    quadH(i, j) = -2 * uSteady(1) * coeffR;
    quadH(i + 1, j + 1) = -2 * uSteady(2) * coeffR;
    quadH(i + 2, j + 2) = -2 * ySteady(1) * coeffQ;
    quadH(i + 3, j + 3) = -2 * ySteady(2) * coeffQ;
end
end
squares = L * 4 * ...
    (coeffR * uSteady(1)^2 + coeffR * uSteady(2)^2 ...
    + coeffQ * ySteady(1)^2 + coeffQ * ySteady(2)^2);
quadF(1, steadyFirstIndex) = squares;
quadH = quadH * 2;

```

После начнём итерационный процесс от 0 до N . В начале которого будем вычислять вектор ограничений.

```

Aeq(i + 2, sigmaRange) = 0;
Aeq(i + 3, sigmaRange) = 0;

beq(i) = uRes(j, 1);
beq(i + 1) = uRes(j, 2);
beq(i + 2) = yRes(j, 1);
beq(i + 3) = yRes(j, 2);
j = j + 1;

```

Зададим терминальные ограничения.

```

for i = L * 4 + 1:4:(L + n) * 4
    Aeq(i + 2, sigmaRange) = 0;
    Aeq(i + 3, sigmaRange) = 0;

    beq(i) = uSteady(1, 1);
    beq(i + 1) = uSteady(2, 1);
    beq(i + 2) = ySteady(1, 1);
    beq(i + 3) = ySteady(2, 1);
end

```

Решим задачу (1.9 - 1.13) с помощью quadprog.

```

options = optimoptions('quadprog', ...
    'MaxIter', 10000, ...
    'TolFun', 1e-15, ...

```

```

                                'TolX', 1e-15);
[ res , value ] = quadprog(quadH, quadF, [], [], ...
                          Aeq, beq, [], [], [], options);

```

И запишем результат.

```

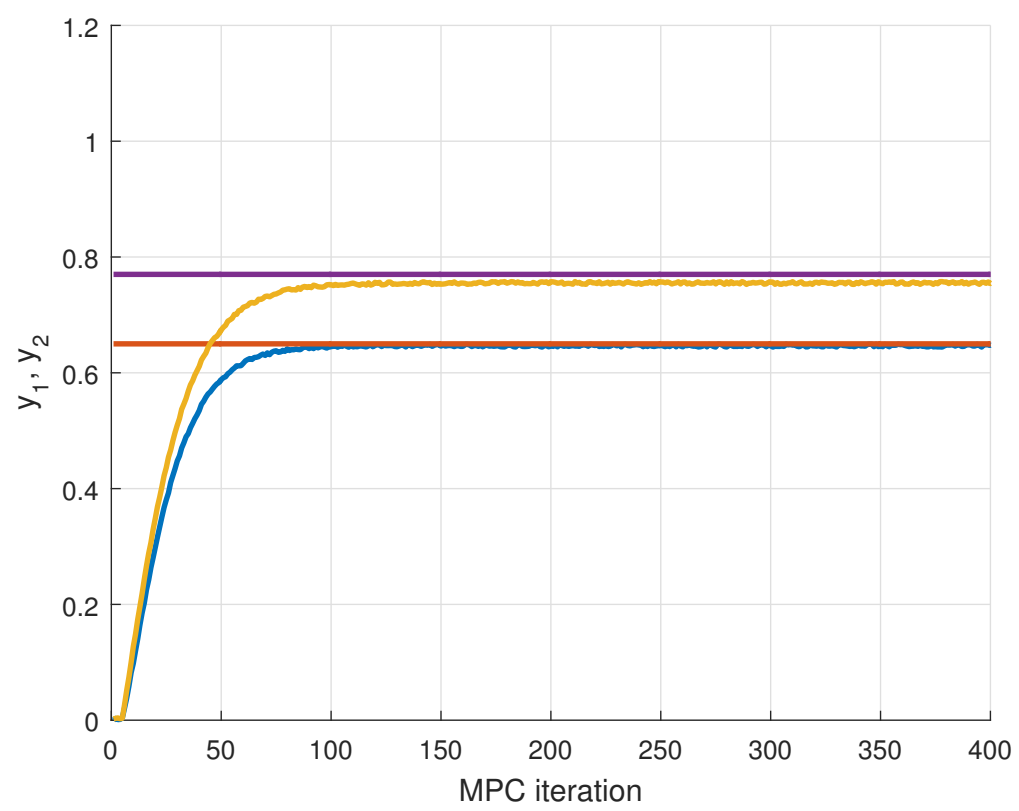
j = timeIndex - n;
for i = 1:4:(L + n) * 4
    uRes(j, 1) = res(i);
    uRes(j, 2) = res(i + 1);
    [dsResY, dsResX] = dynamicSystemFunc(uRes(j,:) ', xRes(j,:) ', A, B, C);
    yRes(j,:) = dsResY + rand(2,1) * epsilon;
    j = j + 1;
    xRes(j,:) = dsResX';
end

```

2.3 Результаты

Ниже приведен график результата программы, описанной выше. Прямые на графике – соответствующие отслеживаемые значения y_1^s , y_2^s , которые, судя по графику, достигаются данной системой.

Результаты программной реализации алгоритма (2):



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе описаны основные определения теории управления по прогнозирующей модели, проанализированы схемы управления по прогнозирующей модели и показаны способы решений простейшей прогнозирующей задачи и задачи с терминальными ограничениями-равенствами, в которых для прогнозирования используются только прошлые измеренные данные без какого-либо предварительного шага идентификации системы. А также с помощью численных экспериментов продемонстрирована эффективность данного метода.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Rawlings, J.B. Model Predictive Control: Theory and Design / J.B. Rawlings, D.Q. Mayne. – Madison: Nob Hill Publishing, 2009. – 576 p.
- 2 Методы оптимизации. Учебное пособие / В.В. Альсевич [и др.] – Мн.: «Четыре четверти», 2011.
- 3 Berberich, J. A trajectory-based framework for data-driven system analysis and control / J. Berberich, F. Allgöwer // arXiv, 2019 – 6p. (preprint arXiv:1903.10723).
- 4 Yang, H. A data-driven predictive controller design based on reduced hankel matrix / H. Yang, S. Li // Asian Control Conference: proc. of the 10th ACC – 2015. – 7p.
- 5 Coulson, J. Data-enabled predictive control: in the shallows of the DeePC / J.Coulson, J. Lygeros, F. Dörfler // European Control Conference: proc of the 18thECC. – 2019. – P. 307-312.