

ГЛАВА 1

ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ

Обозначения, используемые в этой главе:

- Величины без риска: реальные траектории систем
- Величины с рисками: предсказанные траектории
- L -стоимость перехода
- $(\cdot; t)$ - значение, предсказанное в момент t
- T - горизонт предсказания
- Оптимальное значение функции $J^*(x(t)) = J(x(t), \bar{u}^*(t))$

1.1 Терминальная задача МРС

Приведем математическую формулировку для задачи с нулевым терминальным множеством:

Системная динамика: $\dot{x} = f(x, u)$, $x(0) = x_0$, $x, u \in \mathbb{R}^n$

Ограничения: $x(t) \in X$, $u \in U$, $\forall t \geq 0$

Предположения:

- $f(0, 0) \Rightarrow x_1 = 0$ – точка равновесия для $u_1 = 0$
- $f : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ – дважды непрерывно дифференцируема
- U компактное множество (ограниченное и замкнутое)
- X связанное и закрытое множество
- $(0, 0) \in \text{int}(X \times U)$

Задача МРС:

В момент t , дано начальное состояние $x(t)$

$$\min_{\bar{u}(\cdot, t)} J(x(t), \bar{u}(\cdot; t))$$

with $J(x(t), \bar{u}(\cdot; t)) = \int_t^{t+T} L(\bar{x}(\tau; t), \bar{u}(\tau; t)) d\tau$
 такое, что

$$\begin{aligned}\dot{\bar{x}} &= f(x, u), \bar{x}(t; t) = x(t) \\ \bar{u}(\tau; t) &\in U, \bar{x}(\tau; t) \in X, \forall \tau \in [t, t+T] \\ \bar{x}(t+T; t) &= 0\end{aligned}$$

Оптимальное управление открытой системы:

$$\bar{u}^*(\cdot; t) = \arg \min_{\bar{u}(\cdot; t)} J(x(t), \bar{u}(\cdot; t))$$

Отметим, что настоящая траектория системы может отличаться от пред-
 сказанной

Предположения:

- $L : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ непрерывная и

$$\begin{cases} L(0, 0) = 0 \\ L(x, u) > 0 \\ \forall (x, u) \neq (0, 0) \end{cases} \quad (1.1)$$

- $J^*(x)$ непрерывна в точке $x = 0$

Алгоритм MPC

1. В момент времени t , вычисляем $x(t)$ и решаем оптимизационную задачу MPC
2. Применяем $u_{MPC}(\tau) = \bar{u}^*(\tau, t) \forall t \in [t, t + \delta)$ на временном промежутке δ
3. Устанавливаем $t := t + \delta$ и переходим к шагу 1

Достижимость: Задача MPC достижима в момент времени t если существует хотя бы одно управление $\bar{u}(\cdot; t)$, удовлетворяющее ограничениям.

Theorem 1.1.1 Предположим, что

1. предположения выполняются
2. задача с нулевым терминальным множеством достижима в момент времени $t = 0$

Тогда верно следующее:

- задача МРС рекуррентно достижима
- получаемая в результате замкнутая система является асимптотически стабильной

Пусть $D \subset \mathbb{R}^n$ является множеством всех точек, где выполняется (??). Тогда D называется областью притяжения замкнутой системы.

Приведем идею доказательства, представленной выше теоремы, так как такой это универсальный подход и он еще будет использоваться в дальнейшем для наших целей.

Доказательство.

1. рекуррентная достижимость доказывается по индукции
2.
 - достижима в $t = 0$ по предположению индукции
 - допустим, что достижима в момент t . Рассмотрим следующее управление:

$$\bar{u}(\tau; t + \delta) = \begin{cases} \bar{u}^*(\tau; t) & \tau \in [t + \delta, t + T] \\ 0 & \tau \in [t + T, t + \delta + T] \end{cases}$$

3. асимптотическая стабильность

Идея в использовании функции $J^*(x(t))$ в качестве функции Ляпунова.

Рассмотрим:

$$\begin{aligned} J(x(t + \delta), \bar{u}(\cdot; t + \delta)) &= \int_{t+\delta}^{t+\delta+T} L(\bar{x}(\tau; t + \delta), \bar{u}(\tau; t + \delta)) d\tau = \\ &= \int_{t+\delta}^{t+T} L(\bar{x}^*(\tau; t), \bar{u}^*(\tau; t)) d\tau + \int_{t+T}^{t+\delta+T} L(0, 0) d\tau (= 0) = \\ &= J^*(x(t)) - \int_t^{t+\delta} L(\bar{x}^*(\tau; t), \bar{u}^*(\tau; t)) d\tau \end{aligned}$$

из оптимальности

$$J^*(x(t+\delta)) \leq J(x(t+\delta), \bar{u}(\cdot; t+\delta)) \leq J^*(x(t)) - \int_t^{t+\delta} L(\bar{x}^*(\tau; t), \bar{u}^*(\tau; t)) d\tau$$

по индукции

$$J^*(x(\infty)) (\geq 0) \leq J^*(x(0)) (finite) - \int_0^\infty L(x_{MPC}(\tau), u_{MPC}(\tau)) d\tau$$

Lemma 1 (Barbalat's) ϕ uniformly continuous $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \int_0^t \phi(\tau) d\tau < \infty \Rightarrow \phi(t) \rightarrow 0, t \rightarrow \infty$$

Из леммы Barbalat's $L \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty \Rightarrow$. Следовательно мы получаем, что $\|x_{MPC}(t)\| \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty \Rightarrow$, что и означает сходимость.

1.2 MPC на квази-бесконечном горизонте

Цель: ослабить ограничения нулевой терминальной задачи

Идея: терминальная функция + локальная функция управления Ляпунова

Задача оптимизации MPC. В момент времени t

$$\min_{\bar{u}(\cdot; t)} J(x(t), \bar{u}(\cdot; t)) = \int_t^{t+T} L(\bar{x}(\tau; t), \bar{u}(\tau; t)) d\tau + F(\bar{x}(t+T; t))$$

$F(\bar{x}(t+T; t))$ - терминальная стоимость

такая что

$$\dot{\bar{x}} = f(\bar{x}, \bar{u}), \bar{x}(t; t) = x(t)$$

$$\bar{x}(t; t) \in X \quad \bar{u}(t; t) \in U \quad \forall \tau \in [t, t+T]$$

$$\bar{x}(t+T; t) \in X^f$$

X^f - терминальный регион

Оптимальное решение: $\bar{u}^*(\cdot, t)$, $J^*(x(t))$

Предположение 1: Терминальный регион + терминальное управление

Пусть существует локальное вспомогательное управление $u = k^{loc}(x)$ такое что

1. X^f является инвариантным множеством для $\dot{x} = f(x, k^{loc}(x))$

2. $k^{loc}(x) \in U \quad \forall x \in X^f$

3. $\dot{F}(x) + L(x, k^{loc}(x)) \leq 0 \quad \forall x \in X^f$

$\Rightarrow F$ это локальная функция Ляпунова.

Theorem 1.2.1 Предположим, что предположение 1 выполняется и задача MPC достижима в точке $t = 0$. Тогда:

- рекурсивна достижима
- закрытая система является асимптотически устойчивая

Как предположение 1 может быть удовлетворено?

Предположим:

- функция стоимости перехода является квадратической $L(x, u) = x^T Q x + u^T R u$, $Q, R > 0$
- линеаризация в нуле стабилизируемая $\dot{x} = Ax + Bu$ $A = \frac{\partial F}{\partial x}(0, 0)$ $B = \frac{\partial F}{\partial u}(0, 0)$

Подход:

- Линейное вспомогательное управление $k^{loc}(x) = Kx$
- Квадратическая терминальная функция $F(x) = x^T P x$, $P > 0$
- Терминальный регион $X_\alpha^f = \{x \in \mathbb{R}^n | x^T P x \leq \alpha\}$ для некоторой $\alpha > 0$
- Определим P, K, α так что предположения 1.1-1.3 выполняются

Для предположения 1.3:

$$\frac{d}{dt} x(t)^T P x(t) \leq -x(t)^T (Q + K^T R K) x(t) = -x(t)^T Q^* x(t)$$

$$[x^T Q x + u^T R u = [u = Kx] = x^T (Q + K^T R K) x]$$

$$\frac{d}{dt} x(t)^T P x(t) = f(x, Kx)^T P x + x^T P f(x, Kx)$$

$[f(x, Kx) = (A + BK)x + \phi(x), A + BK = A_K, K$ выбирается так что $A + BK$ является гурвицевой]

Верхняя граница для $x^T P \phi(x)$: $L_\phi := \sup\{\frac{|\phi(x)|}{|x|}, x \in X_\alpha^f, x \neq 0\}$

$$x^T P \phi(x) \leq |x^T P| |\phi(x)| \leq \|P\| L_\phi |x|^2 \leq \frac{\|P\| L_\phi}{\lambda_{\min}(P)} x^T P x \quad (1.2)$$

Выберем α достаточно малой для

$$L_\phi \leq \frac{k \lambda_{\min}(P)}{\|P\|} \quad (1.3)$$

для некоторого $k > 0$. Подставим это в (1.2): $x^T P \dot{\phi}(x) \leq kx^T P x$. Подставим это в $\frac{d}{dt}x^T P x \leq x^T (A_K P + P A_K)x + 2kx^T P x$

$$= x^T ((A_K + kI)^T P + P(A_K + kI))x$$

все это нам гарантирует, что $\leq -x^T Q^* x$

\Rightarrow равенство ляпунова может быть решено тогда и только тогда, когда $A_K + kI$ является гурвицевой

$$\Leftrightarrow k < -\max \operatorname{Re}\{\lambda(A_K)\} \quad (1.4)$$

$$\Rightarrow (A_K + kI)^T P + P(A_K + kI) = -Q^* \quad (1.5)$$

Представим ниже весь алгоритм

1. Найдем K такое что $(A + BK)$ гурвицева
2. Выберем $k > 0$ такую что (1.4) и решаем (1.5)
3. Найдем наибольшее α_1 такое что $Kx \in U, \forall x \in X_{\alpha_1}^f$
4. Найдем наибольшее $\alpha \in (0, \alpha_1]$ такое что (1.3) выполняется.

Шаг (4) мы можем заменить на альтернативный

Решить задачу оптимизации

$$\max_x x^T P \dot{\phi}(x) - kx^T P x \text{ s.t. } x^T P x \leq \alpha \quad (1.6)$$

Постепенно будем уменьшать α относительно α_1 до тех пор, пока оптимальное значение (4) является отрицательным.

В итоге мы имеем следующие степени свободы:

- нахождение K
- выбор k определяет компромисс между "большим" терминальным регионом и большим P

1.3 Неограниченный MPC

Цель: гарантировать стабильность + оценить на сколько управление MPC отличается от оптимального

Постановка задачи:

- $\dot{x} = f(x, u), x(0) = x_0$
- ограничения на управление $u(t) \in \mathbb{U} \subseteq \mathbb{R}^m \forall t \geq 0$

Функция стоимости на бесконечном горизонте $J_\infty(x_0, \bar{u}(\cdot; 0)) = \int_0^\infty L(\bar{x}(\tau; 0), \bar{u}(\tau; 0))d\tau \Rightarrow$ оптимальное значение функции $J_\infty^*(x_0)$

Предположение: $J_\infty^*(x_0) < \infty, \forall x_0 \Rightarrow$ система асимптотически стабильна

Функция стоимости на конечном горизонте: $J_T(x(t), \bar{u}(\cdot; t)) = \int_0^T L(\bar{x}(\tau; t), \bar{u}(\tau; t))d\tau$

Функцию стоимости на бесконечном горизонте получаем, как результат применения МРС

$$J_\infty^{MPC}(x_0) = \int_0^\infty L(\bar{x}_{MPC}(\tau), \bar{u}_{MPC}(\tau))d\tau$$

Определение 1.1 Индекс субоптимальности α : $\alpha J_\infty^{MPC}(x_0) \leq J_\infty^*(x_0) \forall x_0$

- $\alpha \leq 1$ следует из оптимальности J_∞^*
- $\alpha > 0$ дает стабильность замкнутой системы (лемма Барбашина???)

Предположим, что существует $\alpha \in (0, 1]$ такое что $\forall x \in \mathbb{R}^n$
 $J_T^*(x(t + \delta)) \leq J_T^*(x(t)) - \alpha \int_t^{t+\delta} L(\bar{x}^*(\tau; t), \bar{u}^*(\tau; t))d\tau$ (*)

Тогда для всех $x \in \mathbb{R}^n$ верна следующая цепочка неравенств

$$\alpha J_\infty^*(x(t)) \leq \alpha J_\infty^{MPC}(x(t)) \leq J_T^*(x(t)) \leq J_\infty^*(x(t)) \quad (1.7)$$

Введем обозначение $L^*(t; t) = L(\bar{x}^*(\tau; t), \bar{u}^*(\tau; t))$

Рассмотрим следующие два уравнения:

$$(c) : J_T^*(x(t + \delta)) \leq \frac{1}{\epsilon} \int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t)d\tau : (b) \quad (1.8)$$

$$(b) : \int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t)d\tau \leq \gamma \int_t^{t+\delta} L^*(\tau; t)d\tau : (a) \quad (1.9)$$

Теорема 1.1 Предположим, что существуют $\epsilon \in (0, 1]$ и $\gamma > 0$ такие что 1.8 - 1.9 выполняется. Тогда (*) выполняется при $\alpha = 1 - \gamma \frac{1-\epsilon}{\epsilon}$

$$J_T^*(x(t + \delta)) - J_T^*(x(t)) = J_T^*(x(t + \delta)) - \int_t^{t+T} L^*(\tau; t)d\tau \leq^{(1.8)}$$

$$\leq \frac{1-\epsilon}{\epsilon} \int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t)d\tau - \int_t^{t+\delta} L^*(\tau; t)d\tau \leq^{(1.9)}$$

$$\leq (\gamma \frac{1-\epsilon}{\epsilon} - 1) \int_t^{t+\delta} L^*(\tau; t) d\tau$$

$$-\alpha := \gamma \frac{1-\epsilon}{\epsilon} - 1$$

Предположение 1: Асимптотическая управляемость

Для всех x , существует некое управление $\hat{u}_x(\cdot)$ удовлетворяющее $\hat{u}_x(t) \in \mathbb{U}, \forall t \geq 0$ такое что

$$L(\hat{x}(t), \hat{u}(t)) \leq \beta(t) \min_u L(x, u), \forall t > 0$$

где $\beta : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$ - непрерывная, положительная, строго убывающая с $\lim_{t \rightarrow 0} \beta(t) = 0 \Rightarrow \int_0^\infty \beta(\tau) d\tau < \infty$ $B(t) = \int_0^t \beta(\tau) d\tau$

Сейчас покажем, как найти ϵ и γ :

Lemma 2 Пусть предположение 1 выполняется. Тогда неравенство

$$J_T^*(x(t+\delta)) \leq \int_{t+\delta}^{t+t'} L^*(\tau; t) d\tau + B(T+\delta-t') L^*(t+t'; t) \quad (1.10)$$

верно для всех $t' \in [\delta, T]$

Основываясь на предыдущей лемме, найдем чему равно ϵ :

$$J_T^*(x(t+\delta)) \leq \min_{t' \in [\delta, T]} \left(\int_{t+\delta}^{t+t'} L^*(\tau; t) d\tau + B(T+\delta-t') L^*(t+t'; t) \right) \leq$$

$$\int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t) d\tau + B(T) \min_{t' \in [\delta, T]} L^*(t+t'; t)$$

так как $\min_{t' \in [\delta, T]} L^*(t+t'; t) \leq \frac{1}{T-\delta} \int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t) d\tau$ минимум менее или равен среднему

$$= (1 + \frac{B(T)}{T-\delta}) \int_{t+\delta}^{t+T} L^*(\tau; t) d\tau$$

$$(1 + \frac{B(T)}{T-\delta}) = \frac{1}{\epsilon}$$

Аналогичным способом найдем, чему равно γ .

Lemma 3

$$\int_{t+t'}^{t+T} L^*(\tau; t) d\tau \leq B(T-t') L^*(t+t'; t) \forall t' \in [0; T]$$

$$\gamma = \frac{B(T)}{\delta}$$

В результате

$$\alpha = 1 - \gamma \frac{1 - \epsilon}{\epsilon} = 1 - \frac{B(T)}{\delta} \left(\frac{B(T)}{T - \delta} \right)$$

1.4 Robust MPC

Рассмотрим линейную (дискретную) систему: $x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + w(t)$ или в краткой записи $x^+ = Ax + Bu + w$

Введем следующие ограничения: $x(t) \in X, u(t) \in U, \forall t = 0, 1, \dots$

Ограничения на W : W является компактным, выпуклым множеством, содержащим 0. $w(t) \in W \forall t = 0, 1, \dots$

Главная идея: используем дополнительную обратную связь по ошибке, такую, что будет обеспечивать нахождение состояния нашей системы внутри "трубки" вокруг некоего номинального состояния системы.

Определим номинальную систему следующим образом:

$$z^+ = Az + Bv$$

В момент времени t , дано $z(t)$, решаем

$$\min_{v(\cdot|t)} \hat{J}(z(t), v(\cdot|t)) = \sum_{i=t}^{t+N-1} L(z(i|t), v(i|t)) + F(z(t+N|t))$$

такое что

$$z(i+1|t) = Az(i|t) + Bv(i|t), z(t|t) = z(t)$$

$$z(i|t) \in Z, v(i|t) \in V, t \leq i \leq t+N-1$$

$$z(t+N|t) \in Z^f \subseteq Z$$

Таким образом, найдя оптимально значения $V^*(\cdot|t)$, мы найдем оптимальное значение $\hat{J}^*(z(t))$

Предположение 1:

- Стоимость является квадратичной функцией $L(z, v) = z^T Q z +$

$$v^t R v, Q, R > 0$$

- Существует локальное вспомогательное управление $k^{loc} = Kx$ такое что
 1. Z^f инвариантно по отношению $Z^+ = (A + BK)z$, $A_k = A + BK$,
i.e. $A_k Z^f \subseteq Z^f$
 2. $Kz \in V \forall z \in Z^f$
 3. $F(A_k z) - F(z) \leq -L(z, Kz) \forall z \in Z^f$

Из предположения 1 следует, что

$$\hat{J}^*(z(t+1)) - \hat{J}^*(z(t)) \leq -L(z(t), v_{MPC}(t))$$

Так как L квадратичная, то существуют ограничения $c_2 > c_1 > 0$ такие что $\forall z \in Z_N$

1. $c_1 |z|^2 \leq \hat{J}^*(z)$
2. $\hat{J}^*(z^+) - \hat{J}^*(z) \leq -c_1 |z|^2$
3. $\hat{J}^*(z) \leq c_2 |z|^2$

Влияние возмущения:

Определение 1.2 Сумма Минковского:

$$A, B \subseteq \mathbb{R}^n \quad A \oplus B = \{a + b | a \in A, b \in B\}$$

Разница Понтрягина:

$$A, B \subseteq \mathbb{R}^n \quad A \ominus B = \{a \in \mathbb{R}^n | a + b \in A, \forall b \in B\}$$

$$(A \ominus B) \oplus B \subseteq A$$

$$A \subseteq (A \oplus B) \ominus B$$

Определение 1.3 Робастное инвариантное множество :

S является робастным инвариантным множеством для $x^+ = Ax + w$ если $AS \oplus W \subseteq S$ (или эквивалентно $Ax + w \in S \forall x \in S, \forall w \in W$)

Пример 1.1 $x^+ = 0.5x + w$. $w \in [-5, 5]$. Робастное инвариантное множество: $S = [-20, 20]$, минимальное: $S = [-10, 10]$

Минимальное робастное инвариантное множество:

$$S_{\infty} = \sum_{i=0}^{\infty} A^i w$$

Следует отметить, что представленная выше сумма существует и ограничена, если A является матрицей Шура.

В общем случае трудно подсчитать S_{∞} .

Однако в некоторых случаях мы можем приближенно найти это множество.

Пример 1.2 Найти робастное инвариантное множество:

$$S_{\infty} = \sum_{i=0}^{\infty} A^i w$$

Для заданной системы с ограниченным возмущением.

$$x^+ = \frac{1}{2}x + w, \quad w \in [-5, 5]$$

$$S_{\infty} = \sum_{i=0}^{\infty} \left(\frac{1}{2}\right)^i [-5, 5] = [-10, 10]$$

Пусть наше управление выглядит следующим образом:

$$u_{MPC} = v_{MPC}(x) + K(x - z)$$

Утверждение 1

Пусть $x^+ = Ax + Bu + w$ и $z^+ = Az + Bv$. Если $x \in Z \oplus S$ и $u = v + K(x - z)$, тогда $X^+ \in Z^+ \oplus S$ (инвариантное множество для $x^+ = (A + BK)x + w$)

Представим алгоритм для robust MPC

В момент времени t , дано $x(t)$, решаем

$$\min_{z(t|t), v(\cdot|t)} J(x(t), v(\cdot|t)) = \sum_{i=1}^{t+N-1} L(z(i|t), v(i|t)) + F(z(t+N|t))$$

$$s.t. z(i+1|t) = Az(i|t) + Bv(i|t)$$

$$z(i|t) \in Z = X \ominus S$$

$$v(i|t) \in V = U \ominus KS$$

$$t \leq i \leq t + N - 1$$

$$z(t + N|t) \in Z_N \subseteq Z$$

Начальные условия $x(t) \in z(t|t) \oplus S$

→ оптимальные значения для $J^*(x(t))$: достигаются в $z^*(t|t), v^*(\cdot|t) \rightarrow$

→ строим управление для исходной задачи: $u(t) = v^*(t|t) + K(x(t) - z^*(t|t))$

Свойство робастного MPC (введем обозначение $z^*(x(t)) := z^*(t|t)$)

- достижимое множество $X_N = Z_N \oplus S \subseteq X$
- $J^*(x) = \hat{J}^*(z^*(x))$ по определению J^* и \hat{J}^*
- $J^*(x) = 0 \ \forall x \in S$

Theorem 1.4.1 Пусть предположение 1 выполняется и система робастного MPC достижима в точке $t = 0$.

Тогда:

1. задача робастного MPC рекуррентно достижима
2. замкнутая система робастно экспоненциально сходится к S
3. замкнутая система удовлетворяет ограничениям на управление и состояния, то есть $x(t) \in X, u(t) \in U \ \forall t = 0, 1, \dots$

$|x(i)|_S$ - point-to-set distance

Важным обобщением использования данного метода являются применение его к системам вида

$$x(t + 1) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$$

$$(A(t), B(t)) \in \rho : \text{con}(A_j, B_j), j = 1, \dots, J \ \forall \geq 0$$

$$\text{Введем значения: } \bar{A} := \frac{1}{J} \sum_{i=0}^J A_i, \bar{B} := \frac{1}{J} \sum_{i=0}^J B_i$$

$$x(t + 1) = \bar{A}x(t) + \bar{B}u(t) + w(t)$$

$$w(t) \in W := (A - \bar{A})x + (B - \bar{B})u | (A, B) \in \rho, x \in X, u \in U$$

W является компактом, если X, U компакты

Как уже говорилось, сложно вычислить в общем случае минимальное робастное инвариантное множество S_∞ .

$$S_\infty := \sum_{i=0}^{\infty} A^i w$$

Представим один из способов его аппроксимации.

Определим $S_k := \sum_{i=0}^{k-1} A^i w$ $k \geq 1$

В общем случае, S_k для конечного k не является инвариантным (это верно только в том случае, если A нильпотентна)

Theorem 1.4.2 Если $0 \in \text{int}(W)$ и A является матрицей Шура, тогда существует целое число $k > 0$ и $\alpha \in [0, 1)$ такое, что

$$A^k W \subseteq \alpha W \tag{1.11}$$

Если (1.11) выполняется, то

$$S(\alpha, k) := (1 - \alpha)^{-1} S_k$$

является инвариантным множеством для $x^+ = Ax + w$

Представим алгоритм для нахождения инвариантного множества

1. Фиксируем $\alpha \in (0, 1)$ и целое $k > 0$
2. проверяем, выполняется ли (1.11) holds:
 - если да: $S(\alpha, k)$ это инвариантное множество
 - если нет: устанавливаем $k := k + 1$ и переходим к шагу (2)

ГЛАВА 2

МОДЕЛЬ (НАЗВАТЬ ИНАЧЕ)

В данной главе введем основные понятия и обозначения, которые будем использовать в дальнейшем для решения задачи оптимизации портфеля.

Портфель – совокупность инвестиционных вложений, состоящих из ценных бумаг и свободных финансов.

Портфель состоит из N типов бумаг. Количество бумаг i -го типа в момент времени $t \in \overline{0, T}$ равняется $x_i(t)$, где $x_i(t) \in R_{\geq 0}$. Введем вектор

$$X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)\}^T$$

Обозначим $x_0(t)$ как количество свободных финансов в момент времени t .

Под $u_i^+(t)$ мы будем понимать сколько мы купили ценных бумаг типа i в момент времени t . Под $u_i^-(t)$ мы будем понимать сколько мы продали ценных бумаг типа i в момент времени t . При этом стоимость покупки этой бумаги равна $b_i(t)$ (buy), а продажа $s_i(t)$ (sell).

Таким образом, на каждом шаге покупаем ценных бумаг типа i на сумму $u_i^+(t)b_i(t)$ и продаем на сумму $u_i^-(t)s_i(t)$.

Таким образом, количество свободных средств в следующий момент времени будет равно

$$x_0(t+1) = x_0(t) - \sum_{i=1}^N (-u_i^+(t)b_i(t) + u_i^-(t)s_i(t))$$

Количество ценных бумаг типа i в момент времени $t+1$ будет равно

$$x_i(t+1) = x_i(t) + u^+(i) - u^-(i)$$

Представим все это в векторной форме. Введем следующие определения:

$$U^+(t) = \{u_1^+(t), \dots, u_N^+(t)\}^T$$

$$U^-(t) = \{u_1^-(t), \dots, u_N^-(t)\}^T$$

$$B(t) = \{b_1(t), \dots, b_N(t)\}^T$$

$$S(t) = \{s_1(t), \dots, s_N(t)\}^T$$

Тогда имеем функцию перехода для $X(t)$:

$$X(t+1) = X(t) + U^+(t) - U^-(t)$$

И для $x_0(t)$:

$$x_0(t+1) = x_0(t) + U^+(t)^t B(t) - U^-(t)^t S(t)$$

На значения X, U^+, U^-, x_0 накладываются следующие естественные ограничения:

$$\begin{aligned} X(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\ U^+(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\ U^-(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\ x_0(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \end{aligned}$$

Введем понятие общей стоимости портфеля.

Пусть $w_i(t)$ общая стоимость бумаг типа i , и она равна сумме, которую мы сейчас можем выручить из ее продажи, т.е. $w_i(t) = x_i(t)s_i(t)$. $w_0(t)$ будем считать равным $x_0(t)$. Тогда общая стоимость портфеля равна

$$w(t) = \sum_{i=0}^N w_i(t)$$

. Или в векторном виде:

$$w(t) = x_0(t) + X(t)^T S(t)$$

2.0.1 Данные для численных экспериментов

В данной главе описаны данные, которые используются для проведения численных экспериментов. Тут же дано описание того, как строятся прогнозы в случае, когда работаем с недетерминированной моделью.

Будем работать с двумя типами данных, сгенерированных искусственно и реальными котировками на рынке криптовалют.

Сгенерированные данные представляют собой сумму линейной и синусоидной функции

$$\begin{aligned} B_i(t) &= k_{i0} + k_i * t + \alpha_i * \sin(r_i + g_i * t) \\ S_i(t) &= 0.99B_i(t) \end{aligned}$$

Значения k_{i0} , k_i , α_i , r_i , g_i подобраны таким образом, чтоб ни для каких $i \neq j$ не совпадали периоды. $S_i(t)$ выбрана в таком виде, так как это является неплохим приближением реально существующий картины, когда разница между покупкой и продажей приблизительно равна фиксированному проценту.

Реальные же данные взяты по ... из исторических курсов за период ...

Предсказание значений

В общем случае, данные будущих стоимостей $S_i(t)$ и $B_i(t)$ не известны. В этой работе будем пытаться предсказать будущие значения на основе предыдущих наблюдений.

В работе используется линейная регрессионная модель, зависимости стоимости от времени, в этом разделе будет дано краткое теоретическое ее описание и пример использования для приближенного нахождения будущих значений.

Оценка предсказаний

В данной секции рассказывается о качестве найденных оценок. Показывается, что они будут несмещенными, вычисляется распределение и дисперсия ошибки.

Дисперсия будет в дальнейшем использоваться для функции стоимости перехода в виде

$$L_t(U^+(t), U^-(t), \bar{B}(t), \bar{S}(t), D[W(t)^T]) = \alpha * D[W(t)^T] (\bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t))^2$$

Где $W(t)$ это собственно и сама ошибка предсказания.

2.0.2 Детерминированная модель

В данной главе мы рассмотрим детерминированную модель, а именно, когда нам точно известны наперед все значения $s_i(t)$ и $b_i(t)$.

Иными словами $\hat{s}(t) = s(t)$ и $\hat{b}(t) = b(t)$

В таком случае, мы можем рассмотреть следующие модели:

- максимизация стоимости портфеля без терминального множества
- максимизация стоимости портфеля с терминальным множеством

Максимизация стоимости портфеля без терминального множества
Рассмотрим следующую задачу МРС на горизонте планирования T

$$\begin{aligned}
\max_{U^+, U^-} J(x, u) &= w(T) = x_0(T) + X(T)^T S(T) \\
X(t+1) &= X(t) + U^+(t) - U^-(t) \\
x_0(t+1) &= x_0(t) - B(t)^T U^+(t) + S(t)^T U^-(t) \\
X(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\
U^+(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\
U^-(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\
x_0(t) &\geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T}
\end{aligned} \tag{2.1}$$

Отметим, что в данной задаче функция стоимости не ограничена, кроме того, тут отсутствуют стоимости переходов а есть только терминальная стоимость.

Так как предположение $J_\infty^*(x_0) < \infty$ из главы (1.3) не выполняется, то мы не можем гарантировать устойчивость и исследовать на субоптимальность.

Проведем численные эксперименты для $T = 6$ и $N = 2$ для синтетических и настоящих данных.

TODO вставить картинки

Как видим, у нас происходят частые операции вида: продать все бумаги типа i и на освободившиеся деньги купить бумаги типа j . Это может представлять собой проблему, так как мы производим сразу большие переводы, что может привносить с собой большие риски (подробнее об этом будет сказано в главе с недетерминированной моделью)

Изменим функцию стоимости таким образом, чтоб добавить в нее стоимость перехода.

$$\min_{U^+, U^-} J(x, u) = \sum_{i=0}^T L(U^+(i), U^-(i)) - w(T)$$

Если в качестве функции стоимости взять, скажем

$$L(U^+(t), U^-(t)) = \alpha(B(t)^T U^+(t) + S(t)^T U^-(t))$$

то есть весь оборот денег, который был в момент t , то наши графики изменятся уже следующим образом (для $\alpha = 0.1$)

Максимизация стоимости портфеля с терминальным множеством

Рассмотрим следующую задачу МРС на горизонте планирования T

$$\begin{aligned}
& \max_{U^+, U^-} J(x(t_0), u) = x_0(t_0 + T) + X(t_0 + T)^T S(t_0 + T) \\
& X(t + 1) = X(t) + U^+(t) - U^-(t) \\
& x_0(t + 1) = x_0(t) - B(t)^T U^+(t) + S(t)^T U^-(t) \\
& X(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\
& U^+(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T - 1} \\
& U^-(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T - 1} \\
& x_0(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\
& \frac{x_k(t_0 + T)}{\sum_{i=0}^N x_i(t_0 + T)} = \frac{x_k(0)}{\sum_{i=0}^N x_i(0)}, \quad \forall k \in \overline{0, N}
\end{aligned} \tag{2.2}$$

иными словами, требуется, чтоб в момент времени $t_0 + T$ пропорции в портфеле вернулись к тем, что были в нулевой момент времени. Идея данного подхода совпадает с той, что используется в экономическом МРС (только там в качестве устойчивого состояния используется точка x_s , а в нашем случае это целый луч).

Теорема 2.1 Задача (2.7) разрешима

Доказательство. Заметим, что управление

$$U^+(t_0 +) = U^-(t_0 + t) \equiv 0, \quad \forall t = \overline{0, T - 1}$$

является допустимым, следовательно наша задача разрешима.

Введем понятие нулевого управления, под ним мы будем понимать управление, постоянно равное нулю и обозначим его *NULL*

$$U^+(t) = U^-(t) \equiv 0$$

Теорема 2.2 Пусть для $x_0(0), X(0)$ из задачи (??) получено управление МРС

$$\{(U(0), X(1)), (U(1), X(2)), \dots\}$$

тогда любого $M > 0$ верно:

$$\max_{U^+, U^-} J(x(M), u) \geq x_0(0) + X(0)^T S(M + T)$$

Доказательство. Будет добавлено позже

Иными словами, это означает, что в любой момент времени, портфель, управляемый МРС за T шагов может быть приведен в терминальное множество и при этом стоимость портфеля будет больше, нежели мы бы постоянно использовали нулевое управление.

2.0.3 Недетерминированная модель

В данной главе рассмотрен случай, когда точно не известны будущие стоимости активов и мы должны

В случае, когда точно не известны значения $s_i(t)$ и $b_i(t)$, наша функция перехода для $x_0(t)$ имеет следующий вид:

$$x_0(t+1) = x_0(t) - B(t)^T U^+(t) + S(t)^T U^-(t) \quad (2.3)$$

Где

$$\begin{aligned} B(t) &= \{b_1(t), \dots, b_N(t)\}^T \\ S(t) &= \{s_1(t), \dots, s_N(t)\}^T \end{aligned}$$

И при этом $B(t) = \bar{B}(t)(1 + W_1(t))$, где $\bar{B}(t)$ это предсказанное состояние а $M[W_1(t)] = 0$. Аналогично для $S(t) = \bar{S}(t)(1 + W_2(t))$.

Так как изменение цены покупки и продажи происходит одинаково, то будем считать, что $W_1(t) \equiv W_2(t) = W(t)$

Сейчас перепишем (2.3):

$$\begin{aligned} x_0(t+1) &= x_0(t) + \bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t) \\ &\quad - (\bar{B}(t)W(t))^T U^+(t) + (\bar{S}(t)W(t))^T U^-(t) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Оценим для величины $x_0(t+1)$ математическое ожидание и дисперсию:

$$M[x_0(t+1)] = M[x_0(t)] + \bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t) \quad (2.5)$$

Будем считать, что величины $x_0(t)$ и $W(t)$ независимы

$$\begin{aligned} D[x_0(t+1)] &= D[x_0(t) - (\bar{B}(t)W(t))^T U^+(t) + (\bar{S}(t)W(t))^T U^-(t)] = \\ &= D[x_0(t)] + D[W(t)^T (\bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t))] = \\ &= D[x_0(t)] + D[W(t)^T] (\bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t))^2 \end{aligned} \quad (2.6)$$

Сейчас можем добавить учет дисперсии в функцию перехода, эта добавка будит служить своего рода ограничением дисперсии при максимизации

математического ожидания.

$$L_t(U^+(t), U^-(t), \bar{B}(t), \bar{S}(t), D[W(t)^T]) = \alpha * D[W(t)^T] (\bar{B}(t)^T U^+(t) + \bar{S}(t)^T U^-(t))^2$$

Оценки на значения $D[W(t)^T]$ зависят от способа предсказания векторов $S(t)$ и $B(t)$.

$$\begin{aligned} & \max_{U^+, U^-} - \sum_{t=0}^{T-1} L_t(U^+(t), U^-(t), \bar{B}(t), \bar{S}(t), D[W(t)^T]) + \\ & \quad + x_0(t_0 + T) + X(t_0 + T)^T S(t_0 + T) \\ & X(t+1) = X(t) + U^+(t) - U^-(t) \\ & x_0(t+1) = x_0(t) - B(t)^T U^+(t) + S(t)^T U^-(t) \\ & X(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\ & U^+(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\ & U^-(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T-1} \\ & x_0(t_0 + t) \geq 0, \quad \forall t = \overline{0, T} \\ & \frac{x_k(t_0 + T)}{\sum_{i=0}^N x_i(t_0 + T)} = \frac{x_k(0)}{\sum_{i=0}^N x_i(0)}, \quad \forall k \in \overline{0, N} \end{aligned} \tag{2.7}$$