СИНТЕЗ ОБРАТНОЙ СВЯЗИ КАК ЗАДАЧА ОПТИМИЗАЦИИ

М.В. Хлебников

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН Лаборатория адаптивных и робастных систем им. Я.З. Цыпкина

XIV Всероссийское совещание по проблемам управления (ВСПУ 2024) Москва, ИПУ РАН, 17–20 июня 2024 г.

оптимизационный подход к управлению

- Описание системы управления (линейная; непрерывная или дискретная)
- Цель управления (квадратичный критерий; подавление внешних возмущений)
- Закон управления (линейная обратная связь по состоянию или по выходу)

• Возникает задача оптимизации, где переменные — это матрицы обратной связи. Исследуются её свойства (*область определения, выпуклость, гладкость*), выписывается градиент и обосновывается градиентный метод оптимизации.

Для линейно-квадратичной задачи градиент (для управления по состоянию) был выписан в работе Калмана^а 1960 года, а для обратной связи по выходу — в статье Левина и Атанса^b.

С тех пор неоднократно применялись итеративные методы оптимизации градиентного типа, однако их обоснование стало появляться лишь недавно.

^a*Kalman R.E.* Contributions to the Theory of Optimal Control // Boletin de la Sociedad Matematica Mexicana. 1960. Vol. 5. No. 1. P. 102–119.

^bLevine W., Athans M. On the Determination of the Optimal Constant Output Feedback Gains for Linear Multivariable Systems // IEEE Transactions on Automatic Control. 1970. Vol. 15. No. 1. P. 44–48.

І. ЛИНЕЙНО-КВАДРАТИЧНАЯ ЗАДАЧА • Линейная система управления: $\dot{x} = Ax + Bu$ y = Cx $x(t) \in \mathbb{R}^n$ — состояние системы $y(t) \in \mathbb{R}^{\ell}$ — выход $u(t) \in \mathbb{R}^p$ — управление • Критерий качества: $f(K) = \mathbb{E}_{\sim x(0)} \int_{\Omega}^{\infty} (x^{\mathrm{T}}(t)Qx(t) + u^{\mathrm{T}}(t)Ru(t))dt, \quad Q, R \succ 0$

Начальные условия x(0) распределены нормально с нулевым средним и ковариационной матрицей Σ .

• Цель: найти матрицу K обратной связи по состоянию u(t) = -Kx(t) или по выходу (если она существует) u(t) = -Ky(t), минимизирующую f(K).

Задача оптимизации

Исходная задача эквивалента оптимизационной задаче:

 $f(K) = \operatorname{tr} X\Sigma \to \min$

при ограничении

$$(A - BKC)^{\mathrm{T}}X + X(A - BKC) + C^{\mathrm{T}}K^{\mathrm{T}}RKC + Q = 0$$

• Область определения f(K): $A_K = A - BKC$ — гурвицева матрица.

• Свойства f(K): функция f(K) гладкая, но невыпуклая. Область ее определения может быть несвязным и невыпуклым множеством, причем его граница может быть негладкой. f(K) неограниченно возрастает при приближении к границе.

• Вычисление f'(K): $f'(K) = 2(RKC - B^TX)YC^T$, где $A_K^TY + YA_K = -\Sigma$.

Теорема. Пусть известен K_0 — стабилизирующий регулятор. Тогда f'(K) липшицев с константой L на множестве уровня $\{K: f(K) \leq f(K_0)\}$, а для управления по состоянию выполнено условие градиентного доминирования (PL-condition)

 $||f'(K)||^2 \ge \mu (f(K) - f(K_*))$



Метод оптимизации

Градиентный метод:

$$K_{j+1} = K_j - \gamma_j f'(K_j)$$

На каждой итерации нужно решить два матричных уравнения Ляпунова.

Теорема. Для $0 < \gamma_j \leq \frac{2}{L}$ метод дает невозрастающую последовательность $\{f(K_j)\}$; при этом

$$f'(K_j) \to 0, \quad \min_{0 \le j \le k} \|f'(K_j)\|_F^2 \le \frac{f(K_0)}{c_1 k}$$

и для C = I процесс сходится к глобальному минимуму K_* с линейной скоростью

$$||K_j - K_*|| \leqslant cq^j, \quad 0 \leqslant q < 1$$

• Градиентный метод сходится к оптимальному решению в случае управления по состоянию и к стационарной точке при управлении по выходу.

• Возможны и другие методы первого порядка (например, метод сопряженных градиентов).

II. ПОДАВЛЕНИЕ ВНЕШНИХ ВОЗМУЩЕНИЙ
• Система управления:
$$\dot{x} = Ax + Bu + Dw$$
, $x(0) = x_0$
 $y = C_1 x$
 $z = C_2 x$
 $x(t) \in \mathbb{R}^n$ — состояние
 $y(t) \in \mathbb{R}^\ell$ — измеряемый выход
 $z(t) \in \mathbb{R}^r$ — регулируемый выход
 $u(t) \in \mathbb{R}^m$ — внешнее возмущение, ограниченное в каждый момент времени:
 $||w(t)||_2 \leq 1$ для всех $t \ge 0$
• Цель: стабилизирующая статическая линейная обратная связь по состоянию
 $u = Kx$
или по выходу (если она существует)
 $u = Ky$
минимизирующая "пиковое" значение величины выхода $z(t)$.

Подходы к решению

Точное решение этой задачи затруднительно, однако возможна минимизация верхней оценки величины

 $\max_{t \ge 0} \max_{\|w\| \le 1} \|z(t)\|$

устанавливаемой с помощью понятия инвариантного эллипсоида и техники линейных матричных неравенств (ЛМН).

Такой подход впервые был применен в монографии

• Boyd S., El Ghaoui L., Feron E., Balakrishnan V. Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory. Philadelphia: SIAM, 1994.

и развит в монографии

• Поляк Б.Т., Хлебников М.В., Щербаков П.С. Управление линейными системами при внешних возмущениях: Техника линейных матричных неравенств. М.: URSS, 2014.







Обсуждение

• Задача подавления внешних возмущений при управлении по состоянию

u = Kx

с помощью специальных замен матричных переменных сводится к параметрической задаче полуопределенного программирования (SDP) из класса задач выпуклой оптимизации.

Для таких задач существуют удобные численные методы решения.

• При управлении по выходу

u = Ky

такое сведение принципиально невозможно.

Для таких задач требуются новые методы решения!

Постановка задачи и предлагаемый подход

• Исходная задача эквивалентна задаче матричной оптимизации:

$$f(K,\alpha) = \operatorname{tr} C_2 P C_2^{\mathrm{T}} + \rho \|K\|_F^2 \to \min$$

при ограничении

$$\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha}{2}I\right)P + P\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha}{2}I\right)^{\mathrm{T}} + \frac{1}{\alpha}DD^{\mathrm{T}} = 0$$

относительно матричных переменных $P = P^{\mathrm{T}}$, K и скалярного параметра $\alpha > 0$.

• Первая компонента $f(K, \alpha)$ определяет размер ограничивающего эллипсоида (по критерию следа), содержащего регулируемый выход, а вторая — штраф за величину управления (коэффициент $\rho > 0$ регулирует его важность). Ее наличие позволяет избежать появления больших значений матрицы регулятора.

• Предположение: известен стабилизирующий регулятор K_0 , т.е. такой, что матрица $A + BK_0C_1$ гурвицева.

• Предлагается итеративный подход к решению задачи; в его основе лежит попеременное применение градиентного метода по переменной *K* и минимизации по *α* по методу Ньютона.

Минимизация функции $f(K, \alpha)$ по α

Минимизация по α эффективно проводится с помощью метода Ньютона:

$$\alpha_{j+1} = \alpha_j - \frac{f'_{\alpha}(K, \alpha_j)}{f''_{\alpha\alpha}(K, \alpha_j)}$$

где

$$f'_{\alpha}(K,\alpha) = \operatorname{tr} Y\Big(P - \frac{1}{\alpha^2}DD^{\mathrm{T}}\Big), \qquad f''_{\alpha\alpha}(K,\alpha) = 2\operatorname{tr} Y\Big(X + \frac{1}{\alpha^3}DD^{\mathrm{T}}\Big)$$

а Р, Ү и Х — решения уравнений Ляпунова

$$\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right)P + P\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right)^{\mathrm{T}} + \frac{1}{\alpha_j}DD^{\mathrm{T}} = 0$$

$$\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right)^{\mathrm{T}}Y + Y\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right) + C_2^{\mathrm{T}}C_2 = 0$$

$$\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right)X + X\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I\right)^{\mathrm{T}} + P - \frac{1}{\alpha_j^2}DD^{\mathrm{T}} = 0$$

• Можно гарантировать глобальную сходимость метода (быстрее, чем геометрическая прогрессия с коэффициентом 1/2) и его квадратичную сходимость в окрестности решения.

• Реально требуется не более 3-4 итераций для получения решения с большой точностью.

Минимизация функции $f(K, \alpha)$ по K

Функция $f(K, \alpha)$ определена на множестве S стабилизирующих обратных связей K и для $0 < \alpha < 2\sigma(A + BKC_1)$ и стремится к бесконечности на его границе.

• На этом множестве она дифференцируема, причем

$$f'_K(K,\alpha) = 2(B^{\mathrm{T}}YPC_1^{\mathrm{T}} + \rho K)$$

где Y — решение уравнения Ляпунова

$$\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha}{2}I\right)^{\mathrm{T}}Y + Y\left(A + BKC_1 + \frac{\alpha}{2}I\right) + C_2^{\mathrm{T}}C_2 = 0$$

• Шаг градиентного метода:

$$K_{j+1} = K_j - \gamma_j f'_K(K_j, \alpha_j)$$

где длина шага $\gamma_j > 0$ подбирается дроблением пробного шага γ до выполнения:

- а) K_{j+1} обращает матрицу $A + BKC_1 + \frac{\alpha_j}{2}I$ в гурвицеву;
- 6) $f(K_{j+1}) \leq f(K_j) \tau \gamma_j \|f'_K(K_j, \alpha_j)\|^2$, $0 < \tau < 1$.

• Для полученного K_{j+1} решается задача минимизации $f(K_{j+1}, \alpha)$ по α , после чего вновь делается шаг градиентного метода по переменной K и т.д.

Комментарии

Предлагаемый метод сходится в следующем смысле.

Теорема. На каждой итерации реализуется лишь конечное число дроблений γ_j , функция $f(K_j, \alpha_j)$ монотонно убывает, и ее градиент стремится к нулю со скоростью геометрической прогрессии.

• Весьма перспективным с вычислительной точки зрения является способ выбора пробного шага, основанный на использовании вторых производных:

$$\gamma_j = \frac{\|f'_K(K_j, \alpha_j)\|^2}{\langle f''_{KK}(K_j, \alpha_j)[f'_K(K_j, \alpha_j)], f'_K(K_j, \alpha_j)\rangle}$$

Это требует решения всего лишь еще одного уравнения Ляпунова, т.е. не сильно усложняет вычисления.

• Трудно рассчитывать на сходимость метода к глобальному минимуму, поскольку область определения f(K) может быть даже несвязной. Однако для задачи управления по состоянию по-видимому можно гарантировать и глобальную сходимость к единственной точке минимума.



Пример 1. Двухмассовая система из двух твердых тел с массами m_1 и m_2 , соединенных пружиной с коэффициентом упругости κ , скользящих без трения вдоль неподвижного горизонтального стержня; к левому телу приложено управление u, к правому — внешнее возмущение w, $|w| \leq 1$.



Непрерывная модель колебаний системы (далее параметры системы единичны):

$$x_1 = v_1$$

 $\dot{x}_2 = v_2$
 $\dot{v}_1 = -\frac{\kappa}{m_1}x_1 + \frac{\kappa}{m_2}x_2 + \frac{1}{m_1}u$
 $\dot{v}_2 = \frac{\kappa}{m_2}x_1 - \frac{\kappa}{m_2}x_2 + \frac{1}{m_2}w$
• Наблюдаемый выход: $y = x = (x_1 \ x_2 \ v_1 \ v_2)^{\mathrm{T}}$
• Регулируемый выход: $z = (x_1 \ x_2)^{\mathrm{T}}$

Начальная точка:

$$K_0 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Процесс завершился нахождением регулятора по состоянию



Пример 2. Двойной математический маятник в вязкой среде с коэффициентом сопротивления γ .

На нижнее тело воздействует ограниченное внешнее возмущение $|w| \leqslant 1$, для компенсации которого к верхнему телу приложено управляющее воздействие u.

Линеаризованная система:

$$\dot{\varphi}_1 = \varphi_3$$

 $\dot{\varphi}_2 = \varphi_4$
 $\dot{\varphi}_3 = -\left(1 + \frac{m_2}{m_1}\right)\frac{g}{l_1}\varphi_1 + \frac{m_2}{m_1}\frac{g}{l_1}\varphi_2 - \frac{\gamma}{m_1}\varphi_3 + \frac{1}{m_1}u$
 $\dot{\varphi}_4 = \left(1 + \frac{m_2}{m_1}\right)\frac{g}{l_2}\varphi_1 - \left(1 + \frac{m_2}{m_1}\right)\frac{g}{l_2}\varphi_2 - \frac{\gamma}{m_2}\varphi_4 + \frac{1}{m_2}w$
Пусть $m_1 = m_2 = 1, \ l_1 = l_2 = g, \ \gamma = 0,2.$
• Наблюдаемый выход: $y = (\varphi_1 \quad \varphi_2)^{\mathrm{T}}$
• Регулируемый выход: $z = (\dot{\varphi}_1 \quad \dot{\varphi}_2)^{\mathrm{T}}$

 ${\mathcal X}$

 l_1

m



III. ГАРАНТИРУЮЩАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ

Динамическая система:

$$x_{k+1} = Ax_k + B_1u_k + D_1w_k$$
$$y_k = Cx_k + B_2u_k + D_2w_k$$
$$z_k = C_1x_k$$

с состоянием $x_k \in \mathbb{R}^n$, начальным условием x_0 , входом $u_k \in \mathbb{R}^p$, наблюдаемым выходом $y_k \in \mathbb{R}^\ell$, оцениваемым выходом $z_k \in \mathbb{R}^r$ и ограниченным внешним возмущением (шумом) $w_k \in \mathbb{R}^m$:

 $\|w_k\|\leqslant 1$ для всех $k=0,1,\ldots$

• Для оценивания выхода z_k построим фильтр, включающий рассогласование выхода y_k и его прогноза $C_1 \widehat{x}_k$:

$$\widehat{x}_{k+1} = A\widehat{x}_k + Bu_k + L(y_k - C_1\widehat{x}_k), \quad \widehat{x}_0 = 0$$

 $(L \in \mathbb{R}^{n imes \ell}$ — матрица фильтра).

• Цель: минимизировать ошибку оценки $z_k - \widehat{z}_k = C_1(x_k - \widehat{x}_k) = C_1 e_k$

Комментарии

• Невязка $e_k = x_k - \widehat{x}_k$ удовлетворяет разностному уравнению

$$e_{k+1} = (A - LC)e_k + (D_1 - LD_2)w_k, \quad e_0 = x_0$$

При этом допустимая матрица фильтра L стабилизирует систему, обращая матрицу A - LC в шуровскую. Ее существование вытекает из свойства наблюдаемости исходной системы.

• Здесь рассматривается случай неслучайных ограниченных помех. Для случайного гауссовского шума вполне естественно применять калмановскую фильтрацию.

• В рамках гарантирующего подхода к решению задачи фильтрации при ограниченных шумах можно явным образом выписать прямые формулы, основанные на градиентом спуске.

• Гарантирующий подход позволяет строить оптимальные матрицы фильтра по каждой из координат вектора состояния системы в отдельности (этой возможности нет в фильтре Калмана).

Задача оптимизации

Пусть L^* , P^* — решение оптимизационной задачи

$$f(L,\alpha) = \operatorname{tr} C_1 P C_1^{\mathrm{T}} + \rho \|L\|_F^2 \to \min$$

при ограничении

$$\frac{1}{\alpha}(A - LC)P(A - LC)^{\mathrm{T}} - P + \frac{1}{1 - \alpha}(D_1 - LD_2)(D_1 - LD_2)^{\mathrm{T}} = 0$$

относительно матричных переменных $P = P^{\mathrm{T}}$, L и параметра $0 < \alpha < 1$.

Тогда ошибка оценки $z_k - \hat{z}_k$ выхода системы с нулевым начальным условием при помощи наблюдателя с матрицей L^* заключена в минимальный ограничивающий эллипсоид с матрицей

 $C_1 P^* C_1^{\mathrm{T}}$

 В критерий качества помимо компоненты, определяющей размер ограничивающего эллипсоида по критерию следа, введен штраф за величину матрицы фильтра (коэффициент *ρ* > 0 регулирует его важность).

Алгоритм минимизации $f(L, \alpha)$

1. Задаемся параметрами $\varepsilon > 0$, $\gamma > 0$, $0 < \tau < 1$ и начальным допустимым приближением L_0 . Вычисляем величину $\alpha_0 = (1 + \rho^2 (A - L_0 C))/2$.

2. На *j*-й итерации, имея величины L_j и α_j , находим градиент $f'_L(L_j, \alpha_j)$. Если $\|f'_L(L_j, \alpha_j)\| \leq \varepsilon$, то L_j принимаем за приближенное решение и завершаем работу алгоритма.

3. Делаем шаг градиентного метода

$$L_{j+1} = L_j - \gamma_j f'_L(L_j, \alpha_j)$$

при этом длину шага $\gamma_j > 0$ подбираем дроблением γ до выполнения условий:

- а. L_{j+1} обращает матрицу $(A LC)/\sqrt{\alpha_j}$ в шуровскую;
- **6.** $f(L_{j+1}) \leq f(L_j) \tau \gamma_j \|f'_L(L_j, \alpha_j)\|^2$.

4. Для полученного L_{j+1} решаем задачу минимизации $f(L_{j+1}, \alpha)$ по α по методу Ньютона:

$$\alpha_{j+1} = \alpha_j - \frac{f'_{\alpha}(L_{j+1}, \alpha_j)}{f''_{\alpha\alpha}(L_{j+1}, \alpha_j)}$$

и получаем α_{j+1} . Переходим к п. 2.

Пример 3. Рассмотрим вагонетку, которая может двигаться без трения по бесконечным рельсам. В начальный момент вагонетка находится в нулевом положении. Внешние возмущения придают ей ускорение. Положение вагонетки измеряется каждые Δt секунд, при этом измерения неточны.

- Задача состоит в отслеживании положения s и скорости $\dot{s}=v$ вагонетки.
- Соответствующая система представима в формате

$$x_{k+1} = Ax_k + B_1u_k + Gw_k$$
$$y_k = Cx_k + B_2u_k + v_k$$

при

$$x_{k} = \begin{pmatrix} s \\ \dot{s} \end{pmatrix}, \quad x_{0} = 0$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} \frac{(\Delta t)^{2}}{2} \\ \Delta t \end{pmatrix}$$

$$B_{1} = B_{2} = 0, \quad C = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Рассмотрим две постановки задачи.

1. На k-м такте вагонетка движется с постоянным ускорением, распределенным по нормальному закону с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением σ_x , а погрешность измерений имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением σ_y :

$$w_k \sim N(0, \sigma_x), \quad v_k \sim N(0, \sigma_y)$$

• Гарантирующий подход:

$$L_1^* = \begin{pmatrix} 0,2359\\ 0,1412 \end{pmatrix}$$

для координаты $x^{(1)}=s$ и

$$L_2^* = \begin{pmatrix} 0,1122\\ 0,0386 \end{pmatrix}$$

для координаты $x^{(2)} = \dot{s}$.

• Результаты сравнения с фильтром Калмана (при $\Delta t=0,1$, $\sigma_x=0,1$, $\sigma_y=0,5$) для каждой из координат: Truth Observations 1.5 3 Filtered process Guaranteed bounds 2 Filtered by Kalman filter 0.5 $x_k^{(1)}$ $x_k^{(2)}$ (-0.5 -1 -2 -1 Truth Filtered process -3 -1.5 Guaranteed bounds Filtered by Kalman filter -2 -4 0 1 2 3 4 7 10 0 1 2 3 4 5 9 10 5 6 8 9 6 7 8 t, sec t, sec • Обратим внимание на поведение гарантирующей и калмановской оценок на начальном участке траектории: последняя имеет явно выраженный всплеск.

2. Пусть w_k и v_k принимают произвольные значения на отрезках [-a,a] и [-v,v]: $|w_k| \leqslant a, \quad |v_k| \leqslant v$ • Гарантирующий подход: $L_1^* = \begin{pmatrix} 0,1397\\ 0,0492 \end{pmatrix}, \quad L_2^* = \begin{pmatrix} 0,0574\\ 0,0101 \end{pmatrix}$ • Результаты сравнения с фильтром Калмана (при $\Delta t = 0,1$, a = 0,1, v = 2): Truth Observations Filtered process Guaranteed bounds Filtered by Kalman filter $x^{k_{(1)}}$ $\mathbf{2}_{k}^{x^{(2)}}$ 2 Truth Filtered process Guaranteed bounds Filtered by Kalman filter -20 t, sec t, sec

Обсуждение

• Как видно, и фильтр Калмана, и гарантирующий фильтр, с одной стороны, не слишком сильно отличаются по своим результатам, а с другой — во обеих моделях они вполне работоспособны.

• Как и ожидалось, для гауссовских помех фильтр Калмана дает немного (но не кардинально) лучшее поведение оценки по сравнению с гарантирующим фильтром, тогда как для неслучайных ограниченных помех преимущество остается за гарантирующим фильтром.

• Ширина трубки, в которую гарантированно заключена соответствующая оценка, довольно сильно завышена, что хорошо видно на рисунках. Это — характерное поведение методов гарантированного оценивания, направленных на противодействие "наихудшей" из возможных реализаций неопределенности.

• Наконец, гарантирующий фильтр позволяет получить равномерную оценку точности фильтрации. Вспомним поведение гарантирующей и калмановской оценок на начальном участке траектории (при этом последняя также имеет явно выраженный всплеск).

IV. СИНТЕЗ ПИД-РЕГУЛЯТОРОВ

SISO-система управления:

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad x(0) = x_0$$

 $y = c^{\mathrm{T}}x$

с состоянием $x\in\mathbb{R}^n$, выходом $y\in\mathbb{R}$ и управлением $u\in\mathbb{R}$ в виде ПИД-регулятора

$$u(t) = -k_P y(t) - k_I \int_0^t y(\tau) d\tau - k_D \dot{y}(t)$$

• Цель: определить параметры $K = egin{pmatrix} k_P & k_I & k_D \end{pmatrix}^{ ext{T}}$ обратной связи, которая

а) доставляет замкнутой системе степень устойчивости $\sigma>0$ и

б) минимизирует квадратичный функционал

$$f(K) = \mathbb{E}_{\sim x(0)} \int_0^\infty y^2(t) dt + \rho \|K\|^2, \quad \rho > 0$$

Начальные условия x(0) распределены нормально с нулевым средним и ковариационной матрицей Σ .

• Наличие штрафа за величину управления позволяет избежать появления больших значений коэффициентов ПИД-регулятора.

Задача оптимизации

• Исходная задача эквивалентна задаче матричной оптимизации:

$$f(K) = \operatorname{tr} Q \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} + \rho \|K\|^2 \to \min$$

при ограничении

$$\left(A_{0} + \sum_{i=1}^{3} k_{i}A_{i} + \sigma I\right)^{\mathrm{T}}Q + Q\left(A_{0} + \sum_{i=1}^{3} k_{i}A_{i} + \sigma I\right) + \begin{pmatrix} cc^{\mathrm{T}} & 0\\ 0 & 0 \end{pmatrix} = 0$$

относительно матричной переменной $Q \in \mathbb{S}^{n+1}$ и векторной переменной $K \in \mathbb{R}^3$, где

$$A_{0} = \begin{pmatrix} A & 0 \\ c^{\mathrm{T}} & 0 \end{pmatrix}, A_{1} = \begin{pmatrix} -bc^{\mathrm{T}} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, A_{2} = \begin{pmatrix} 0 & -b \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, A_{3} = \begin{pmatrix} -bc^{\mathrm{T}}A & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

• Для того, чтобы гарантировать желаемую степень устойчивости $\sigma>0$ замкнутой системы, в ее матрицу введена компонента σI .

• Задача свелась к рассмотренной выше линейно-квадратичной задаче.

Свойства функции f(K) и алгоритм оптимизации

• Функция f(K) определена и положительна на множестве S стабилизирующих регуляторов. На этом допустимом множестве она дифференцируема, причем

$$\frac{1}{2}\frac{\partial f(K)}{\partial k_i} = \operatorname{tr} YQA_i + \rho k_i, \quad i = 1, 2, 3$$

где

$$\left(A_0 + \sum_i k_i A_i + \sigma I\right)Y + Y\left(A_0 + \sum_i k_i A_i + \sigma I\right)^{\mathrm{T}} + \begin{pmatrix} \Sigma & 0\\ 0 & 0 \end{pmatrix} = 0$$

• Пусть известен регулятор K_0 , стабилизирующий систему с заданным запасом устойчивости σ . Задаемся параметрами $\varepsilon > 0$, $\gamma > 0$, $0 < \tau < 1$.

• На *j*-й итерации задано K_j . Находим матрицы Q и Y и вычисляем градиент $f'(K_j)$. Если $\|f'(K_j)\| \leq \varepsilon$, то K_j принимаем за приближенное решение.

• Делаем шаг градиентного метода:

$$K_{j+1} = K_j - \gamma_j f'(K_j)$$

где длина шага $\gamma_j > 0$ подбирается дроблением пробного шага γ до выполнения:

- а) K_{j+1} стабилизирующий регулятор
- 6) $f(K_{j+1}) \leq f(K_j) \tau \gamma_j ||f'(K_j)||^2$, $0 < \tau < 1$

Пример 4. Рассмотрим передаточную функцию^а

$$G(s) = \frac{1}{(1+s)(1+\alpha s)(1+\alpha^2 s)(1+\alpha^3 s)}, \quad \alpha = 0,5$$

Матрицы системы в пространстве состояний:

$$A = \begin{pmatrix} -15 & -70 & -120 & -64 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad c = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 64 \end{pmatrix}$$

• Положим $\Sigma=I, \ \sigma=0.25, \ \rho=10$ и выберем в качестве начального некоторый регулятор

$$K_0 = \begin{pmatrix} 9,5717 & 4,8538 & 8,0028 \end{pmatrix}^{\mathrm{T}}$$

Оптимизационная процедура приводит к регулятору

$$K_* = (7,6296 \quad 3,4331 \quad 3,1795)^{\mathrm{T}}$$

^aÅström K.J., Hägglund T. Benchmark Systems for PID Control // IFAC Proceedings Volumes. 2000. Vol. 33. Iss. 4. P. 165–166.





• Динамика выхода y(t) системы, замкнутой найденным ПИД-регулятором K_* (жирная линия) и известными регуляторами при единичном ступенчатом возмущении и нулевом начальном условии.

• Как видно, синтезированный ПИД-регулятор вполне удовлетворителен по своим характеристикам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

• В настоящее время оптимизационный подход становится все более популярным. Он сочетается с адаптацией и обучением в современных постановках задач (policy optimization, reinforcement learning).

 Мы рассмотрели лишь несколько классических задач управления, в то время как обсуждаемый подход может быть обобщен и на более широкий класс задач.
 В частности, он может быть применен для синтеза динамической обратной связи по выходу и др.

• Оптимизационный подход в равной мере применим к синтезу обратной связи для систем в непрерывном и дискретном времени.

• Возможны и заметно более быстрые методы минимизации первого порядка, чем градиентный метод, в частности — метод сопряженных градиентов. Подробная проверка более эффективных методов предполагается в будущем; пока важна принципиальная возможность и эффективность нового подхода.

Хлебников М.В., Балашов М.В., Тремба А.А. Оптимизация и управление М.: URSS, 2024

- Глава 1. Безусловная оптимизация
- Глава 2. Условная оптимизация
- Глава 3. Оптимизация в теории автоматического управления
- Приложения

Участники ВСПУ-2024 могут получить экземпляр книги в комн. 433



Спасибо за внимание!