УДК 681.51.015:519.24

Г.А. Абденова, А.А. Воевода

Обусловленность информационной матрицы Грама в задаче идентификации: масштабирование входных и выходных сигналов

Рассмотрена процедура масштабирования входных и выходных данных для повышения точности оценок на основе метода наименьших квадратов (МНК) в задачах параметрической идентификации объектов, описываемых моделями в форме пространства состояний. Предлагаемая процедура масштабирования позволяет устранять влияние свойства малых изменений последовательности измерений относительно некоторой постоянной. Приведены результаты расчетов чисел обусловленности информационных матриц Грама, полученные с помощью последовательностей компонент вектора входных и выходных переменных без масштабирования и по данным с предварительной процедурой масштабирования.

Ключевые слова: модель в пространстве состояний, идентификация параметров, матрица Грама, число обусловленности, масштабирование.

При прогнозировании точности оценок в задачах параметрической идентификации моделей устойчивых динамических систем важно учитывать не только влияние шумов динамики, но и влияние самих величин в последовательности данных измерений. Анализ точности оценок параметров на основе входных и выходных измерений с помощью величины числа обусловленности матрицы Грама относительно алгебраических моделей, приведены в работе В.А. Фурсова [1]. Заметим, что процедуру анализа числа обусловленности матрицы Грама можно распространить и на модели в форме пространства состояний. Оценку вектора состояния можно вычислять с помощью рекуррентных уравнений фильтра Калмана [2]. Качество работы фильтра существенно зависит от того, насколько точны параметры модели динамики. Известно, что МНК в случае плохой обусловленности матрицы Грама дает оценки параметров с большой погрешностью [1]. В данной работе рассматривается задача повышения точности МНК-оценок параметров с помощью процедуры масштабирования последовательности данных входных и выходных измерений.

Повышение точности оценок параметров моделей при идентификации объектов

Пусть динамическая система описывается следующими уравнениями:

$$\dot{\mathbf{x}}(l)=\mathbf{A}\cdot\mathbf{x}(l)+\mathbf{B}\cdot\mathbf{u}(l)+\mathbf{w}(l),\ \ \mathbf{x}(l_0)=\mathbf{x}_0, \tag{1}$$

$$\mathbf{y}(l_i)=\mathbf{H}\cdot\mathbf{x}(l_i)+\mathbf{v}(l_i),\ i=\overline{1,N}\ , \tag{2}$$

где $\mathbf{x}(l)$ − n-вектор состояния; $\mathbf{u}(l)$ − r-вектор входных воздействий на объект, $\{\mathbf{w}(l),\, l_0\le l\le l_N\}$ − n-векторная белая гауссовская помеха с нулевым средним и ковариационной матрицей $\mathbf{Q}$; $\{\mathbf{v}(l_i), 1\le i\le N\}$ − m-векторная белая гауссовская последовательность с нулевым средним и ковариационной матрицей $\mathbf{R}$; $\mathbf{x}(l_0)$ − n-вектор начального состояния с математическим ожиданием $\mathbf{x}_0$ и ковариационной матрицей $\mathbf{P}(l_0)$; $\mathbf{y}(l_i)$ − m-вектор наблюдений; $\mathbf{H}$ − известная матрица размера $m\times n$ и $m\le n$; N − объем выборки; $\mathbf{A},\mathbf{B}$ − матрицы, элементы которых могут содержать неизвестные параметры.

Получив оценки параметров на основе МНК, обычно пытаются прогнозировать ее точность. В данном случае для прогнозирования точности МНК-оценок предлагается использовать значение числа обусловленности матрицы $\mathbf{D}$, где $\mathbf{D}=\mathbf{X}^T\cdot\mathbf{X}$ − матрица Грама. Одной из причин плохой обусловленности матрицы Грама могут быть малые изменения данных измерений относительно некоторой постоянной в последовательности данных измерений. В этом случае дисперсия для МНК-оценки существенно возрастает. В [1] для расчета числа обусловленности предложен следующий критерий в виде

$$K(\mathbf{D})=\lambda_{\max}/\lambda_{\min}\,, \tag{3}$$

где $\lambda_{\max}$, $\lambda_{\min}$ − максимальные и минимальные собственные значения матрицы $\mathbf{D}$.

В задачах параметрической идентификации значения числа обусловленности могут существенным образом изменяться при переходе от одной последовательности данных измерений к другой преобразованной последовательности данных. Поэтому в данной работе ставится задача улучшения числа обусловленности матрицы Грама на основе так называемой процедуры масштабирования входных и выходных данных измерений [4].

Процедура масштабирования вход-выходных данных

Пусть задано описание поведения динамического объекта в виде (1), (2) с точностью до неизвестных параметров, входящих во второе и третье уравнения:

$$\dot{x}_1(l)=\hat{x}_2(l)+w_1(l),\ x_1(l_0)=x_{10},\quad \dot{x}_2(l)=\hat{a}_{21}x_1(l)+\hat{a}_{23}x_3(l)+\hat{b}_{21}u_1(l)+w_2(l),\ x_2(l_0)=x_{20},$$

$$\dot{x}_3(l)=\hat{a}_{31}x_1(l)+\hat{a}_{33}x_3(l)+\hat{b}_{32}u_2(l)+w_3(l),\ x_3(l_0)=x_{30},\tag{4}$$

$$y_1(l_i)=x_1(l_i)+v_1(l_i),\ i=\overline{1,10},\qquad y_2(l_i)=x_3(l_i)+v_2(l_i),\ i=\overline{1,10}.\tag{5}$$

Предположим, что для системы (4), (5) известны: начальные условия – $x_1(l_0)=0{,}05$; $x_2(l_0)=0{,}01$; $x_3(l_0)=2{,}5$; коэффициенты модели динамики – $a_{21}=0{,}4$; $a_{23}=-0{,}12$; $b_{21}=2{,}9$; $a_{31}=8$; $a_{33}=-1{,}5$; $b_{32}=0{,}02$; последовательности двух входных сигналов объема N = 11 – $u_1(l_i)=\{0{,}05\ ,...,\ 0{,}05\}$, $u_2(l_i)=\{1,2,...,11\}$, $i=\overline{0,10}$, а также характеристики белых гауссовских шумов измерительной системы с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями $D_{y1}=0{,}01$; $D_{y2}=0{,}01$. Эти исходные данные позволят рассчитать выход для измерительной системы (5) и при $i=\overline{0,10}$: $y_1(l_i)$ = [0,0572 0,0443 0,095 0,2613 0,5757 0,9844 1,4611 1,9669 2,3096 2,3543 2,0242]; $y_2(l_i)$ =[2,5072 0,7626 0,4598 0,902 2,0798 3,9301 6,3103 8,9194 11,1566 12,3683 11,925].

Теперь перейдем к другой постановке задачи, связанной с вычислением числа обусловленности для матрицы Грама с целью прогнозирования точности оценок параметров в модели динамики объекта (4). При этом будем предполагать, что известны начальные условия динамики объекта $x_1(l_0),\ x_2(l_0),\ x_3(l_0)$, последовательности двух входных сигналов $\{u_1(l_i),\ u_2(l_i), i=\overline{0,N}\}$ объема выборки N=11 и последовательности двух выходных сигналов $\{y_1(l_i),\ \ y_2(l_i),\ i=\overline{0,N}\}$ также объема выборки N=11. В этих условиях требуется рассчитать числа обусловленности для матриц Грама относительно входных и выходных сигналов без масштабирования и с предварительной процедурой масштабирования. Решение задачи будем проводить по следующему алгоритму.

1. Осуществим сглаживание последовательности данных выхода измерительной системы с помощью регуляризирующего кубического сплайна [3] с равномерной сеткой $\Delta=\{a=l_0<$ $<l_1<\dots<l_N=b\}$, $h_i=l_{i+1}-l_i=1,\ i=\overline{0,N-1}$, коридором фильтрации $q=\{0{,}011\ \dots\ 0{,}011\}$. В узлах сетки l_i с погрешностью заданы значения $y_1(l_i)$=[0,0572 0,0443 … 2,0242] и $y_2(l_i)$ = [2,5072 0,7626 … 11,925], а также требуемая точность решения $\chi=0{,}01$ относительно сдвига $D_i^{(j)}$ при нахождении значений сплайна z_i для $y_1(l_i)$ и $y_2(l_i)$ в узлах сетки по формулам

$$z_i=y_1(l_i)-\rho_i^{(j)}\cdot D_i^{(j)},\ z_i=y_2(l_i)-\rho_i^{(j)}\cdot D_i^{(j)},\ i=\overline{0,N}.\tag{6}$$

2. Рекомендуется сделать не менее 10 итераций процедуры сглаживания. Поэтому начальное значение итерации j = 0, а также начальные значения весовых множителей $\rho_i^{(0)}=0,\ i=\overline{0,N}$.

3. Для данного примера вычисления коэффициентов кубического сплайна упрощены в связи с равномерной сеткой и вычисляются по формулам

$$a_i=\frac{2}{3}+\rho_{i-1}^{(j)}+4\rho_i^{(j)}+\rho_{i+1}^{(j)},\quad i=\overline{1,N-1},\qquad b_i=\frac{1}{6}-2\cdot\rho_i^{(j)}-2\cdot\rho_{i+1}^{(j)},\quad i=\overline{1,\ N-2},$$

$$c_i=\rho_i^{(j)},\quad i=\overline{1,N-3},\qquad g_i=y(i+1)-2y(i)+y(i-1),\quad i=\overline{1,\ N-1}.$$

4. Решаем систему (7) относительно вектора неизвестных $\{M_i^{(j)},\ i=\overline{0,N}\}$.

$$
\begin{aligned}
a_0M_0 + b_0M_1 + c_0M_2 &= g_0,\\
b_0M_0 + a_1M_1 + b_1M_2 + c_1M_3 &= g_1,\\
c_{i-2}M_{i-2} + b_{i-1}M_{i-1} + a_iM_i + b_iM_{i+1} + c_iM_{i+2} &= g_i,\ i = \overline{2, N-2},\\
c_{N-3}M_{N-3} + b_{N-2}M_{N-2} + a_{N-1}M_{N-1} + b_{N-1}M_N &= g_{N-1},\\
c_{N-2}M_{N-2} + b_{N-1}M_{N-1} + a_NM_N &= g_N.
\end{aligned} \tag{7}
$$

5. Вычисляем сдвиг $D_i^{(j)}, i = \overline{0, N}$ по формулам

$$D_0^{(j)} = M_1^{(j)} - M_0^{(j)},\ D_i^{(j)} = M_{i+1}^{(j)} - 2\cdot M_i^{(j)} + M_{i-1}^{(j)},\ i = \overline{1, N-1},\ D_N^{(j)} = -M_N^{(j)} + M_{N-1}^{(j)}.$$

6. Находим значения сплайна z_i в узлах сетки по формуле (6).

7. Проверяем условие $|z_i - y_1(l_i)| \le \delta_i = q_i,\ i = \overline{0, N}$ и $|z_i - y_2(l_i)| \le \delta_i = q_i,\ i = \overline{0, N}$. Если условие выполнено и $j > 10$ (рекомендуется сделать как минимум 10 итераций), заканчиваем вычисления и переходим на шаг 9. В противном случае, увеличиваем j на единицу.

8. Вычисляем новые значения весовых коэффициентов

$$\rho_i^{(j+1)} = \begin{cases} 0{,}9\cdot\delta_i / \left|D_i^{(j)}\right|, & \text{если } |D_i^{(j)}| \ge \chi, \\ 0, & \text{если } |D_i^{(j)}| < \chi,\ i = \overline{0, N}, \end{cases} \tag{8}$$

и переходим на шаг 3.

9. В результате получаем следующие значения последовательностей:

$\tilde{y}_1(l_i)$=[0,0463 0,1006 … 2,029]; $\tilde{y}_2(l_i)$ = [0,7699 0,453 … 11,932].

10. В первом приближении можно приравнять последовательности $\{x_1(l_i) = x_1 = \tilde{y}_1(l_i),\ x_3(l_i) = x_3 = \tilde{y}_2(l_i),\ i = \overline{0,10}\}$: $x_1 =$ [0,0463 0,1006 … 2,029]; $x_3 =$ [0,7699 0,453 … 11,932].

11. Далее осуществляем процедуру численного дифференцирования значений последовательности $\{x_1 = x_1(l_i),\ i = \overline{0, N}\}$. Воспользуемся представлением кубического сплайна вида

$$S(l) = f_k(1-l) + f_{k+1}\cdot l - \frac{1}{6}l\cdot(1-l)[(2-l)M_k + (1+l)M_{k+1}],\ \text{где } l \in [l_i, l_{i+1}],\ i = \overline{0, N-1},$$

$M_i = S''(l_i),\ i = \overline{0, N}$, а также на каждом промежутке $[l_i, l_{i+1}]$ $S(l)$ − кубический многочлен. Производная для последнего соотношения имеет вид

$$S'(l) = f_{i+1} - f_i - \frac{1}{6}\cdot(2 - 6\cdot l + 3\cdot l^2)\cdot M_i - \frac{1}{6}(2 - 3\cdot l^2)\cdot M_{i+1}.$$

При этом для левых границ отрезка $[l_i, l_{i+1}]$, $l = 0$ и производные будут вычисляться по формуле

$$S'(l_i) = f_{i+1} - f_i - \frac{1}{6}\cdot(2\cdot M_i + M_{i+1}), \tag{9}$$

а для правой границы отрезка $[l_{N-1}, l_N]$ производные будут вычисляться по формуле

$$S'(l_i) = f_{i+1} - f_i - \frac{1}{6}\cdot(2 - 6\cdot l + 3\cdot l^2)\cdot M_i - \frac{1}{6}(2 - 3\cdot l^2)\cdot M_{i+1}. \tag{10}$$

На основе формул (9) и (10) получим значения: $\dot{x}_1 = x_2 =$ [0,0157 0,1019 … –0,4123].

Последовательность $\dot{x}_1 = x_2$ позволила восстановить все значения переменных x_1, x_2, x_3.

12. На основе данных последовательностей входа u_1, u_2 и внутреннего выхода динамики значений переменных x_1, x_2, x_3 можно приступить к построению информационной матрицы Грама $\mathbf{D} = \mathbf{X}^T\cdot\mathbf{X}$, где матрица $\mathbf{X}$ размера 30×15 имеет следующую структуру:

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1(l_1) & 0 & 0 \\ 0 & \dot{x}_2(l_1) & 0 \\ 0 & 0 & \dot{x}_3(l_1) \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \dot{x}_1(l_{10}) & 0 & 0 \\ 0 & \dot{x}_2(l_{10}) & 0 \\ 0 & 0 & \dot{x}_3(l_{10}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1(l_1) & x_2(l_1) & x_3(l_1) & u_1(l_1) & u_2(l_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_1 & x_2 & x_3 & u_1 & u_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_1 & x_2 & x_3 & u_1 & u_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & & & & \\ x_1(l_{10}) & x_2(l_{10}) & x_3(l_{10}) & u_1(l_{10}) & u_2(l_{10}) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_1 & x_2 & x_3 & u_1 & u_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x_1 & x_2 & x_3 & u_1 & u_2 \end{pmatrix} \times$$

$$\times \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_{21} & 0 & a_{23} & b_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_{31} & 0 & a_{33} & 0 & b_{32} \end{pmatrix}^T .$$

Введем следующие обозначения:

$$\dot{\mathbf{x}}_1(t_1) = \begin{pmatrix} \dot{x}_1(l_1) & 0 & 0 \\ 0 & \dot{x}_2(l_1) & 0 \\ 0 & 0 & \dot{x}_3(l_1) \end{pmatrix}; \quad . \; . \; . \; . \; . \; . \quad \dot{\mathbf{x}}_{10}(t_{10}) = \begin{pmatrix} \dot{x}_1(l_{10}) & 0 & 0 \\ 0 & \dot{x}_2(l_{10}) & 0 \\ 0 & 0 & \dot{x}_3(l_{10}) \end{pmatrix};$$

$$\dot{\mathbf{X}} = ((\dot{\mathbf{x}}_1(l_1))^T \;\; (\dot{\mathbf{x}}_2(l_2))^T \;\; \ldots \;\; (\dot{\mathbf{x}}_{10}(l_{10}))^T\,)^T ,$$

$$\overset{\wedge}{\mathbf{XU}}_1 = \begin{pmatrix} \hat{x}_1(l_1) & \hat{x}_2(l_1) & \hat{x}_3(l_1) & u_1(l_1) & u_2(l_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \hat{x}_1(l_1) & \hat{x}_2(l_1) & \hat{x}_3(l_1) & u_1(l_1) & u_2(l_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \hat{x}_1(l_1) & \hat{x}_2(l_1) & \hat{x}_3(l_1) & u_1(l_1) & u_2(l_1) \end{pmatrix} \ldots$$

$$\ldots$$

$$\overset{\wedge}{\mathbf{XU}}_{10} = \begin{pmatrix} \hat{x}_1(l_{10}) & \hat{x}_2(l_{10}) & \hat{x}_3(l_{10}) & u_1(l_{10}) & u_2(l_{10}) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \hat{x}_1 & \hat{x}_2 & \hat{x}_3 & u_1 & u_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \hat{x}_1 & \hat{x}_2 & \hat{x}_3 & u_1 & u_2 \end{pmatrix},$$

$$\overset{\wedge}{\mathbf{XU}} = (\overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}_1^T \;\; \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}_2^T \;\; \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}_3^T \;\; \ldots \;\; \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}_{10}^T)^T, \quad \boldsymbol{\theta}_1 = (010000000000000),$$

$$\boldsymbol{\theta}_2 = (00000a_{21}0a_{23}b_{21}000000), \; \boldsymbol{\theta}_3 = (0000000000a_{31}0a_{33}0b_{32}), \quad \boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\theta}_1^T\,\boldsymbol{\theta}_2^T\,\boldsymbol{\theta}_3^T).$$

После проведенных обозначений можно записать соотношение $\dot{\mathbf{X}} = \overset{\wedge}{\mathbf{XU}} \cdot \boldsymbol{\theta}$.

Используя МНК, получим соотношение относительно обобщенных коэффициентов $\boldsymbol{\theta}$:

$$\boldsymbol{\theta} = (\overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}^T \cdot \overset{\wedge}{\mathbf{XU}})^{-1} \cdot \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}^T \cdot \dot{\mathbf{X}} . \tag{11}$$

13. Из соотношения (11) выпишем выражение, которое соответствует информационной матрице Грама $\mathbf{D}$: $\mathbf{D} = \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}{}^T \cdot \overset{\wedge}{\mathbf{XU}}$. Используя соотношение (3), вычислим для матрицы Грама число обусловленности $K(\mathbf{D}) \approx 2{,}95 \cdot 10^5$.

14. Для улучшения числа обусловленности матрицы Грама проведем масштабирование входных и выходных данных последовательностей с помощью следующих масштабов:

$$\mathbf{M}_y = \begin{pmatrix} m_{y_1} & 0 \\ 0 & m_{y_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; \qquad \mathbf{M}_u = \begin{pmatrix} m_{u_1} & 0 \\ 0 & m_{u_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Запишем соотношения (4) и (5) с использованием матриц масштабирования $\mathbf{M}_u$, $\mathbf{M}_y$:

$$\dot{\mathbf{X}}(l) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}(l) + \overline{\mathbf{B}} \cdot \overline{\mathbf{u}}(l) + \mathbf{w}(l), \;\; \mathbf{X}(l_0) = \mathbf{X}_0 , \tag{12}$$

$$\overline{\mathbf{y}}(l_i) = \overline{\mathbf{H}} \cdot \mathbf{X}(l_i) + \overline{\mathbf{v}}(l_i), \;\; i = \overline{1, N} , \tag{13}$$

где $\overline{\mathbf{u}}(l) = \mathbf{M}_u \cdot \mathbf{u}(l)$, $\overline{\mathbf{B}} = \mathbf{B} \cdot \mathbf{M}_u^{-1}$, $\overline{\mathbf{y}}(l_i) = \mathbf{M}_y \cdot \mathbf{y}(l_i)$, $\overline{\mathbf{H}} = \mathbf{M}_y \cdot \mathbf{H}$, $\overline{\mathbf{v}}(l_i) = \mathbf{M}_y \cdot \mathbf{v}(l_i)$,

$$\mathbf{M}_y^{-1} = \begin{pmatrix} m_{y_1} & 0 \\ 0 & m_{y_2} \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 1/10 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{M}_u^{-1} = \begin{pmatrix} m_{u_1} & 0 \\ 0 & m_{u_2} \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 1/10 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Для соотношения (12) по аналогии с вышесказанным построим матрицу Грама $\overline{\mathbf{D}} = \overline{\mathbf{XU}}^T \cdot \overline{\mathbf{XU}}$. Далее вычислим число обусловленности для матрицы Грама $\overline{\mathbf{D}}$: $K(\overline{\mathbf{D}}) = 2{,}59 \cdot 10^4$.

Как видно, расчеты показывают уменьшение числа обусловленности матрицы Грама после процедур масштабирования входных и выходных сигналов приблизительно в 10 раз.

Заключение

Результаты расчетов показывают эффективность процедуры масштабирования вход-выходных данных для улучшения числа обусловленности в задачах параметрической идентификации моделей объектов, описываемых в форме пространства состояний. Предложенный подход масштабирования позволит устранять влияние малых изменений в последовательности входных и выходных сигналов на прогнозирование точности оценок параметров динамической модели.

В дальнейшем можно проводить исследования, связанные с процедурой оптимизации определения наиболее значимых величин значений элементов матриц масштабирования, а также влиянием процедуры масштабирования на ковариационные матрицы шумов динамики и измерительной системы.

Литература

1. Фурсов В.А. Идентификация систем по малому числу наблюдений. – Самара: Самарский гос. аэрокосм. ун-т, 2007. – 80 с.

2. Синицин И.Н. Фильтры Калмана и Пугачева. – М.: Университетская книга. Логос, 2006. – 640 с.

3. Абденов А.Ж. Построение и применение кубических сплайнов для сглаживания и дифференцирования данных наблюдений: метод. пособие / Г.А. Абденова, А.В. Снисаренко. – Новосибирск: Из-во НГТУ, 2004. – 31 с.

4. Воевода А.А. О масштабировании данных «вход-выход» при идентификации объектов / А.А. Воевода, Г.В. Трошина // Сб. науч. тр. НГТУ. – 2010. – № 3. – С. 3–10.

Абденова Гаухар Амирзаевна
Аспирант каф. автоматики Новосибирского государственного технического университета (НГТУ)
Тел.: 8 (383-3) 46-11-19
Эл. почта: gauhar76@ngs.ru

Воевода Александр Александрович
Д-р техн. наук, профессор каф. автоматики НГТУ
Тел.: 8 (383-3) 44-49-98
Эл. почта: ucit@ucit.ru

Abdenova G.A., Voevoda A.A.

The conditionality of Gram's information matrix in the task of identification: the scaling of input and output signals

The scaling procedure of the input and output data for raising the least-squares estimators' accuracy in the tasks of the parametric identification of the objects which have been by the models in the space state is considered. The proposed procedure of the scaling allows eliminating the property influence of the small changes of the filtration estimations in reference to some constant. Results of calculations of conditionality numbers of information matrixes Grama received by means of estimations of a filtration of component of vector of a condition without scaling and according to estimations with preliminary procedure of scaling are shown.

Keywords: model in the space state, parameters identification, Gram's matrix, the conditionality number, scaling.