

# ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПРИ НАЛИЧИИ НЕТИПИЧНЫХ ВОЗМУЩЕНИЙ ПО ЛОКАЛЬНЫМ РАЗЛОЖЕНИЯМ ЦЕЛЕВЫХ ФУНКЦИЙ

**А.А. Ломов**

*Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН;*

*Новосибирский государственный университет*

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Академика Коптюга, 4; ул. Пирогова, 2

E-mail: [lomov@math.nsc.ru](mailto:lomov@math.nsc.ru); [a.lomov@g.nsu.ru](mailto:a.lomov@g.nsu.ru)

**А.В. Федосеев**

*Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН;*

*Новосибирский государственный университет*

Россия, 630090, Новосибирск, пр. Академика Коптюга, 4; ул. Пирогова, 2

E-mail: [alexeyfedoseev.nsk@gmail.com](mailto:alexeyfedoseev.nsk@gmail.com)

**Ключевые слова:** линейные динамические системы, идентификация параметров, функции чувствительности, нетипичные возмущения.

**Аннотация:** В докладе изучается возможность сравнения методов идентификации в условиях нетипичных возмущений с использованием теории чувствительности. Для достижения цели получены локальные разложения целевых функций линейного МНК, метода инструментальных переменных в частотной области и вариационного метода (STLS, GTLS) в условиях смешанного шума — в наблюдениях и в невязке уравнения. Теоретические результаты проверяются вычислительным моделированием.

## 1. Введение

Субъективность посылок о характере шумов в реальных экспериментах приводит к определенному рода скепсису относительно применения асимптотической статистической теории, и возникают вопросы об устойчивости того или иного метода идентификации в случае нарушения априорных постулатов о свойствах возмущений [1]. Одним из общих подходов здесь является применение методов теории чувствительности [2], основанных на разложении целевой функции (правдоподобия) (ЦФ) вблизи точки глобального минимума в предположении малости шумов, как типичных, так и нетипичных для исследуемого метода идентификации [3,4]. Линеаризация градиента ЦФ позволяет описать локальный разброс оценок. Для исследования смещенности требуется вычисление членов более высокого порядка, чем линейные, что в общем

случае оказывается весьма непростой задачей. Также остается открытым вопрос о величине возмущений, при которых локальные разложения адекватно отражают реальное поведение оценок.

В докладе исследуются границы применимости подхода, основанного на линеаризации градиента ЦФ, для количественного сравнения разброса оценок на примере сравнения трех методов идентификации параметров системы разностных уравнений при смешанных возмущениях (аддитивных и в невязке уравнения). Теоретические результаты проверяются вычислительным экспериментом.

## 2. Целевые функции

Рассматривается система разностных уравнений

$$(1) \quad \begin{aligned} x[k+1] &= A_\theta x[k] + B_\theta u[k] + w[k], \quad k = \overline{1, N-1}, \\ \tilde{z}[k] &\doteq \begin{bmatrix} \tilde{x}[k] \\ \tilde{u}[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x[k] \\ u[k] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_x[k] \\ \xi_u[k] \end{bmatrix} \doteq z[k] + \xi[k], \end{aligned}$$

где  $x[k] \in \mathbb{R}^n$ ,  $u[k] \in \mathbb{R}^m$  — переменные,  $A_\theta \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $B_\theta \in \mathbb{R}^{n \times m}$  — матрицы, зависящие от фиксированного параметра  $\theta \in \mathbb{R}^v$ , подлежащего идентификации. Векторы  $w[k]$  и  $\xi[k]$  играют роль независимых случайных возмущений,  $\tilde{z}[k] \in \mathbb{R}^{n+m}$  — наблюдаемые переменные. Величины  $w[k]$ ,  $\xi[k]$ ,  $w[l]$ ,  $\xi[l]$  для  $k \neq l$  статистически независимы и распределены с нулевыми математическими ожиданиями и диагональными матрицами вторых моментов,  $\xi \doteq [\xi[1]^T, \dots, \xi[N]^T]^T$ ,

$$(2) \quad \mathbf{D} w[k] = \sigma_w^2 I_n, \quad \mathbf{D} \xi = I_N \otimes \text{diag} [\sigma_1^2 \quad \dots \quad \sigma_{n+m}^2] \doteq K.$$

Для последующей линеаризации налагается ограничение на диаметры носителей распределений:  $\text{diam supp } P_{\xi, w} < \text{const} \cdot \max\{\sigma_\xi, \sigma_w\}$ .

Решением задачи идентификации (оценкой вектора параметров  $\theta$ ) называем функцию наблюдений  $\hat{\theta}(\tilde{z}) = \hat{\theta}(\tilde{z}[1], \dots, \tilde{z}[N]) : \mathbb{R}^{N(n+m)} \rightarrow \mathbb{R}^v$  со свойством непрерывности  $\lim_{\|\tilde{z}\| \rightarrow \|\tilde{z}\|} \hat{\theta}(\tilde{z}) = \theta$ . В статье сравниваются оценки, получаемые тремя методами: 1) линейным методом наименьших квадратов (МНК); 2) методом инструментальных переменных в частотной области (МИП) [5] 3) вариационным методом (ВМ) [6] (за рубежом его разновидности известны как модифицированный метод Прони [7], метод STLS (Structured Total Least Squares) [8], метод GTLS (Global Total Least Squares) [9]). Каждая из рассматриваемых задач идентификации формулируется как минимизация некоторой целевой функции  $\mathbb{R}^v \rightarrow \mathbb{R}$ . Для оценок МНК и МИП известны явные решения в виде формул, для вариационного метода существуют итерационные процедуры с хорошими свойствами сходимости. Выбор методов идентификации в контексте статьи не играет решающей роли и призван проиллюстрировать методику сравнения. Известно, что оценки МНК являются статистически оптимальными при возмущениях в невязке уравнения, а оценки ВМ асимптотически оптимальны при возмущениях в наблюдениях решений. Одной из целей работы является изучение свойств оценок при возмущениях смешанного типа. Оценки МИП привлекают внимание своей вычислительной простотой и тем, что они используются зарубежными инженерами для идентификации коэффициентов уравнений летательных аппаратов [5], будучи в определенном смысле более устойчивыми, чем оценки МНК.

Система уравнений (1) записывается в матричном виде

$$(3) \quad \underbrace{\begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \gamma_0 & \gamma_1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \gamma_0 & \gamma_1 \end{bmatrix}}_{G_\theta} \underbrace{\begin{bmatrix} z[1] \\ z[2] \\ \vdots \\ z[N] \end{bmatrix}}_z = \underbrace{\begin{bmatrix} w[1] \\ w[2] \\ \vdots \\ w[N-1] \end{bmatrix}}_w.$$

Здесь

$$(4) \quad \gamma_0 \doteq -[A_\theta \ B_\theta], \quad \gamma_1 \doteq [I_n \ 0], \quad \gamma_{0,1} \in \mathbb{R}^{n \times (n+m)}.$$

В матричной записи  $G_\theta z = w$ . Имеет место тождество  $G_\theta z \equiv V\gamma$  при следующих обозначениях:

$$\gamma \doteq \text{vect} [\gamma_0 \ \gamma_1]^T \in \mathbb{R}^{2n(n+m)}, \quad \text{vect} \begin{bmatrix} a^T & b^T \\ c^T & d^T \end{bmatrix} \doteq [a^T \ b^T \ c^T \ d^T]^T,$$

$$V \doteq \bar{V} \otimes I_n, \quad \bar{V} \doteq \begin{bmatrix} z[1]^T & z[2]^T \\ z[2]^T & z[3]^T \\ \vdots & \vdots \\ z[N-1]^T & z[N]^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(N-1) \times 2(n+m)}.$$

Пусть  $\gamma = D\theta + d$ , где матрица  $D \in \mathbb{R}^{n(n+m) \times v}$  и столбец  $d \in \mathbb{R}^{n(n+m) \times 1}$  заданы,  $\text{rank} [D \ d] = \max = v + 1$ . Тогда можно записать

$$G_\theta z = V\gamma = VD\theta + Vd \doteq W_1\theta + W_2 = [W_1 \ W_2] \begin{bmatrix} \theta \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Обозначим  $\check{V} \doteq V(\check{z})$ . Оценка МНК находится минимизацией по  $\theta$  целевой функции

$$(5) \quad J_{\text{МНК}}(\theta) \doteq \|G_\theta \check{z}\|^2 = (\check{W}_1\theta + \check{W}_2)^T (\check{W}_1\theta + \check{W}_2) = \gamma^T \check{V}^T \check{V} \gamma,$$

$$\hat{\theta}_{\text{МНК}} = -(\check{W}_1^T \check{W}_1)^{-1} \check{W}_1^T \check{W}_2.$$

Оценка МИП [5] имеет вид  $\hat{\theta}_{\text{МИП}} = -[\text{Re}(\check{Y}^* \check{W}_1)]^{-1} \text{Re}(\check{Y}^* \check{W}_2)$ , где знак  $*$  обозначает транспонирование и комплексное сопряжение,  $\check{W}_{1,2} \doteq \Phi F \check{W}_{1,2}$ ,  $\Phi \doteq \bar{\Phi} \otimes I_n$ ,  $F \doteq \bar{F} \otimes I_n$  — матрицы дискретного преобразования Фурье  $\bar{\Phi} \in \mathbb{C}^{M \times (N-1)}$  и префилтратии  $\bar{F} \in \mathbb{R}^{(N-1) \times (N-1)}$ ,  $\check{Y} \doteq \Phi W_1(z)$  — инструментальные переменные. Соответствующая целевая функция имеет вид

$$J_{\text{МИП}}(\theta) = (\check{W}_1\theta + \check{W}_2)^* \check{Y} \check{Y}^* (\check{W}_1\theta + \check{W}_2).$$

Целевая функция вариационного метода [6] строится из соображений наилучшей аппроксимации наблюдений поведением модели:

$$(6) \quad J_{\text{ВМ}}(\theta) = (\check{z} - z_{\text{opt}}(\theta))^T K^\# (\check{z} - z_{\text{opt}}(\theta)) \doteq \|\check{z} - z_{\text{opt}}(\theta)\|_{K^\#}^2,$$

$$(7) \quad z_{\text{opt}}(\theta) \doteq \arg \min_{z: G_\theta z = 0} \|\check{z} - z\|_{K^\#}^2 = [I - KG_\theta^T C_\theta G_\theta] \check{z}, \quad C_\theta \doteq (G_\theta K G_\theta^T)^{-1}.$$

Здесь  $K^\#$  — псевдообратная для  $K$  (2). Величина  $z_{\text{opt}}(\theta)$  играет роль оценки процесса  $z$  для параметра  $\theta$ . С учетом равенств (7) имеем  $J_{\text{ВМ}}(\theta) = \gamma^T \check{V}^T C_\theta \check{V} \gamma$  (ср. (5)). Можно показать, что задача минимизации целевой функции (6) равносильна решению задач вида STLS [8] или GTLS [9]. Минимум целевой функции (6) устойчиво находится с помощью итерационных процедур с большим радиусом сходимости [6, 7].

### 3. Дисперсии оценок при малых возмущениях

Сравним дисперсии оценок МНК, МИП и ВМ в предположении малости возмущений в невязке и наблюдениях, применяя линеаризацию градиента целевой функции. Для упрощения формул наложим несущественное условие  $\sigma_1 = \sigma_2 = \dots = \sigma_{n+m} \doteq \sigma_\xi$ .

Пусть  $J = J(\theta, z)$  — целевая функция, и  $\theta(z) \doteq \arg \min_\tau J(\tau, z)$  — оценка параметра  $\theta$  по наблюдению  $z$ . В пределе  $\sigma_w, \sigma_\xi \rightarrow 0$  выполним разложение градиента  $J'_\theta$  в ряд Тейлора относительно точки  $\theta(z)$ :

$$(8) \quad J'_\theta(\theta + \Delta\theta, z + \Delta z) = J'_\theta(\theta, z) + J''_{\theta\theta}\Delta\theta + J''_{\theta z}\Delta z + O(\sigma_{w,\xi}^2).$$

Верны равенства  $J'_\theta(\theta, z) = 0$ ,  $J'_\theta(\theta + \Delta\theta, z + \Delta z) = 0$ . Тогда из (8) с точностью до слагаемых второго порядка малости получаем уравнение

$$(9) \quad \Delta\theta = - (J''_{\theta\theta})^{-1} J''_{\theta z}\Delta z \doteq - (J''_{\theta\theta})^{-1} \Delta z J_{\theta}^{\text{T}}.$$

Имеет место следующее утверждение [11].

**Теорема.** Пусть  $\Delta z$  в (9) — отклонение точного решения системы (1), вызванное малыми шумами  $\xi, w$ . Тогда в пределе  $\sigma_\xi, \sigma_w \rightarrow 0$  имеют место следующие соотношения для отклонений оценок:

$$(10) \quad \mathbf{D} \Delta\theta_{\text{ВМ}} \rightarrow \sigma_\xi^2 (W_1^{\text{T}} C W_1)^{-1} + \sigma_w^2 (W_1^{\text{T}} C W_1)^{-1} W_1^{\text{T}} C^2 W_1 (W_1^{\text{T}} C W_1)^{-1},$$

$$(11) \quad \mathbf{D} \Delta\theta_{\text{МНК}} \rightarrow \sigma_\xi^2 (W_1^{\text{T}} W_1)^{-1} W_1^{\text{T}} G G^{\text{T}} W_1 (W_1^{\text{T}} W_1)^{-1} + \sigma_w^2 (W_1^{\text{T}} W_1)^{-1},$$

$$(12) \quad \mathbf{D} \Delta\theta_{\text{МИП}} \rightarrow \sigma_\xi^2 \Psi^{\text{T}} \Psi + \sigma_w^2 \Psi^{\text{T}} H H^{\text{T}} \Psi,$$

$$\Psi \doteq \text{Re} \left( \tilde{G}^* \tilde{Y} \tilde{Y}^* \tilde{W}_1 \right) \left[ \text{Re} \left( \tilde{W}_1^* \tilde{Y} \tilde{Y}^* \tilde{W}_1 \right) \right]^{-1},$$

$$\tilde{G} \doteq (I_M \otimes [\gamma_0 \quad \gamma_1]) (\bar{\Phi} \bar{F} \otimes I_{2(n+m)}) E, \quad E \doteq \frac{\partial \text{vect} \bar{V}}{\partial z},$$

$$H \doteq \frac{\partial z}{\partial w} = [0 \quad G_1^{-\text{T}} \quad 0]^{\text{T}}, \quad G_1 \doteq \begin{bmatrix} I_n & & 0 \\ -A_\theta & I_n & \\ 0 & \dots & \dots \end{bmatrix}.$$

Интерес представляют величины диагональных элементов матриц дисперсий (10)-(12) при различных соотношениях  $\sigma_w$  и  $\sigma_\xi$ . Были проведены расчеты для системы (3), (4) второго порядка ( $n = 2, m = 1, v = 6, N = 250$ ) при значениях  $\sigma_\xi \in [0, 0.1\sigma_z] = [0, 0.4]$ ,  $\sigma_z \doteq \frac{\|z\|}{\sqrt{N}} \simeq 4.0$ , с вычислением  $\sigma_w = 0.15(0.4 - \sigma_\xi)$ . Из формул (10)-(12) следует, что оценки МНК имеют преимущество при возмущениях в невязке ( $\sigma_w \gg \sigma_\xi$ ), а оценки ВМ становятся предпочтительными при увеличении аддитивных возмущений в наблюдениях ( $\sigma_w \ll \sigma_\xi$ ), что находится в согласии с известными свойствами оценок МНК и ВМ: первые статистически оптимальны при возмущениях в невязке уравнения, а вторые — при возмущениях в наблюдениях переменных.

Для численной проверки утверждений теоремы использовали  $L = 50$  независимых реализаций нормально распределенных шумов  $w[k]$  и  $\xi[k]$  с нулевыми математическим ожиданием и матрицами вторых моментов  $\mathbf{M} \xi[k] \xi[k]^{\text{T}} = \sigma_\xi^2 I_3$ ,  $\mathbf{M} w[k] w[k]^{\text{T}} = \sigma_w^2 I_2$ ,  $\sigma_\xi \in [0, 0.4]$ ,  $\sigma_w = 0.15(0.4 - \sigma_\xi)$ . Для относительных величин  $\bar{\sigma}_{w,\xi} \doteq \sigma_{w,\xi} / \sigma_z$  при  $\sigma_z \simeq 4.0$  диапазоны изменений были соответственно равны  $\bar{\sigma}_\xi \in [0, 10\%]$ ,  $\bar{\sigma}_w \in [0, 1.5\%]$ . Начальные условия выбирались нулевыми или случайными с распределением  $N(0, 100I_2)$ . Результаты идентификации по данным с нулевыми или случайными н. у. качественно не различаются.

По результатам экспериментов можно сделать вывод, что имеет место хорошее соответствие между эмпирическими значениями дисперсий оценок параметров и теоретическими значениями, полученными по линейной модели (9), при относительном уровне случайных возмущений до 5–10%. При этом эмпирические смещения оценок МНК значительны, что принципиально не может быть предсказано линейной моделью.

## 4. Заключение

Теоретическое сравнение методов идентификации путем линеаризации градиентов целевых функций имеет ряд ограничений, как принципиальных (невозможность изучить смещение оценок), так и связанных с недостаточным развитием теории, в частности, с чрезвычайно сильными предположениями о малости возмущений. Тем не менее, линеаризованные модели зависимости отклонений оценок от возмущений демонстрируют хорошее совпадение с результатами вычислительного эксперимента при практически значимых уровнях возмущений. Это дает основания использовать локальный подход в качестве инструмента исследования свойств оценок на конечных выборках. Качественные характеристики разброса оценок трех методов идентификации в условиях смешанных возмущений уверенно предсказываются линейной теорией.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (19-01-00754).

## Список литературы

1. Lemmerling P., Moor De B. Misfit Versus Latency // *Automatica*. 2001. Vol. 37. P. 2057-2067.
2. Измаилов А.Ф. Чувствительность в оптимизации. М.: Физматлит, 2006.
3. Ломов А.А. Сравнение методов оценивания параметров линейных динамических систем по измерениям коротких участков переходных процессов // *Автоматика и телемеханика*. 2005. № 3. С. 39-48.
4. Kruglov I., Mishulina O., Bakirov M. Quantile based decision making rule of the neural networks committee for ill-posed approximation problems // *Neurocomputing*. 2012. Vol. 96. P. 74-82.
5. Klein V., Morelli E.A. Aircraft System Identification. Theory and Practice / AIAA Education Series. Reston: AIAA, 2006.
6. Егоршин А.О. Метод наименьших квадратов и «быстрые» алгоритмы в вариационных задачах идентификации и фильтрации (метод ВИ) // *Автометрия*. 1988. № 1. С. 30-42.
7. Osborne M. R., Smyth G. K. A modified Prony algorithm for fitting functions defined by difference equations // *SIAM J. Sci. Statist. Comput.* 1991. Vol. 12. P. 362-382.
8. Moor De B. Structured total least squares and  $L_2$  approximation problems // *Linear Algebra Appl.* 1993. Vol. 188-189. P. 163-207.
9. Roorda B., Heij C. Global total least squares modelling of multivariable time series // *IEEE Trans. on Aut. Con.* 1995. Vol. AC-40. P. 50-63.
10. Ломов А.А. О количественных априорных показателях идентифицируемости коэффициентов линейных динамических систем // *Изв. РАН ТСУ*. 2011. № 1. С. 3-15.
11. Ломов А.А., Федосеев А.В. Сравнение методов параметрической идентификации линейных динамических систем в условиях смешанных возмущений // *Сибирский журнал чистой и прикладной математики*. 2018. Т. 18. № 3. С. 45-59.