

УДК 519.216

У.Э. САТТАРОВА

## ТЕХНОЛОГИЯ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЭКВИВАЛЕНТНЫХ НОРМИРОВАННЫХ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ МАТРИЦ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ

*Показано, что при традиционном подходе в результате нормирования оценок в диагональных элементах корреляционных матриц исчезают погрешности от помех, а в остальных элементах эта погрешность, наоборот, возникает. В результате не достигается ожидаемый эффект улучшения обусловленности от перехода к нормированным корреляционным матрицам. Предлагаются технология и программное обеспечение устранения этого недостатка, несмотря на проблемы с обусловленностью матриц. Показывается новое программное обеспечение для оперативного формирования и анализа многочисленных вычислительных экспериментов, подтверждающих эффективность разработанной технологии.*

**Ключевые слова:** реальный сигнал, помеха, нормированная корреляционная матрица, эквивалентная корреляционная матрица, выходной сигнал

**1. Введение.** При применении классического подхода получение более-менее приемлемых оценок характеристик исследуемых параметров возможно лишь в том случае, если сигнал является смоделированным и подчиняется классическим условиям. В случае же, когда сигнал получен от реальных процессов влияние помехи, изменение диапазона частот, различия в единицах измерения создают ряд трудностей.

Из-за этого, адекватность описания многих анализируемых процессов с помощью классического математического аппарата вероятностно-статистических методов оказывается необеспеченной, и при решении реальных проблем получают ошибочные результаты. Именно по этим причинам корреляционные матрицы, сформированные из корреляционных функций реальных сигналов и имеющие важнейшее прикладное значение, а также являющиеся основой многих инженерных задач, в настоящее время адекватно практически не решаются. Это связано с погрешностью помехи в каждом элементе корреляционной матрицы, что создает ощутимую погрешность в формировании итоговой нормированной корреляционной матрицы зашумленных сигналов и ошибочности результатов в определении статистических характеристик матрицы в целом. Также следует отметить серьезные ошибки в получении выходного сигнала и определении его характеристик.

В существующей литературе [1, с.272; 2, с.129; 3 с.400-565] считается, что для устранения влияния помехи на оценку корреляционной функции при нулевом временном сдвиге  $\mu = 0$  целесообразно перейти к нормированным оценкам корреляционных функций. Известно, что стандартизация или нормирование приводит значения всех преобразованных переменных к единому диапазону значений путем выражения через отношение этих значений к некоей величине, отражающей определенные свойства конкретного признака [4 с.100-110; 5, с.120-124; 6, с.57]. В то же время процесс нормирования действительно позволяет независимо сравнивать взаимные корреляции абсолютных значений данных [7, с.339, 341]. Кроме того, часто требуется нормировка показателей, и это удобно для того, чтобы перейти к безразмерным переменным [8, с.39]. Также в большинстве случаев случайные функции аппроксимируются нормированной корреляционной функцией [9, с.89]. Принято сразу переходить к нормированным корреляционным функциям т.к. считается, что нормированные корреляционные функции удобны тем, что их значения не превышают единицу [10, с.53]. Известно также, что для оценки степени зависимости сечений случайной функции удобнее пользоваться нормированием корреляционной функции [11, с.21]. Также, общепринято, что нормированную корреляционную функцию используют для того, чтобы иметь возможность сравнивать процессы с различными значениями дисперсий [12, с.83].

Таким образом, нормированные взаимокорреляционные матрицы, состоящие из нормированных корреляционных функций, имеют важнейшее прикладное значение.

**2. Постановка задачи.** Известно, что универсальность проблемы улучшения обусловленности корреляционных матриц связана с тем, что, по существу, все типовые задачи, связанные со статистическим анализом исследуемых процессов, требуют знания корреляционных матриц, составленных из оценок авто и взаимно корреляционных функций. Однако на практике для реальных объектов по данным их нормальной эксплуатации оценки авто и взаимно корреляционных функций входных и выходных сигналов из-за неизбежных погрешностей от влияния помех содержат определенные микропульсации. Так как применяемые методы решения этих задач весьма чувствительны к этим «микропульсациям», корреляционные матрицы оказываются плохо обусловленными, а полученное решение - не адекватным. Похожие трудности возникают для любого матричного уравнения, когда для его решения используют плохо обусловленные корреляционные матрицы, в каждом элементе которого содержится погрешность от помех. Кроме того, следует отметить серьезные ошибки в получении выходного сигнала, а также определении его характеристик.

Для устранения трудностей, вызванных указанными причинами, предложено множество методов улучшения обусловленности корреляционных матриц. Несмотря на высокий теоретический уровень этих работ, опыт успешного практического применения их при решении прикладных задач невелик [1-3]. Среди этих методов особое место занимают метод регуляризации и его модификации [1-3], которые получили наиболее широкое распространение. Полезность регуляризации обосновывается большим количеством теоретических исследований. Однако при всех своих бесспорных достоинствах данный метод имеет существенный недостаток - невозможность практического выбора оптимального параметра регуляризации в силу его зависимости от неизвестных параметров. Ввиду этого также нет полной гарантии того, что после применения метода регуляризации будут получены удовлетворительные результаты [4-10]. В связи с этим ощущается острая необходимость в разработке новых методов и алгоритмов, ориентированных на устранение трудностей, вызванных плохой обусловленностью корреляционных матриц. Таким образом, для решения вышеперечисленных задач требуется разработка альтернативных методов, алгоритмов и технологий, позволяющих даже при плохой обусловленности корреляционных матриц и при нарушениях классических условий решать задачи статистической идентификации. Таким образом, данная статья посвящена технологии корректного нормирования корреляционных матриц, элементами которой являются нормированные корреляционные функции.

**3. Технология определения эквивалентных нормированных корреляционных матриц при решении задач идентификации.** Технология получения корректных значений и характеристик нормированных корреляционных матриц при решении задач идентификации в случае плохой обусловленности заключается в следующем: ниже предлагается технология формирования скорректированных значений нормированных корреляционных матриц, которая обеспечивает улучшение точности полученных оценок даже при плохой обусловленности для решения задач идентификации.

1. Для каждого зашумленного входного  $g_1(t), g_2(t), g_3(t)$ , и выходного  $\eta(t)$  сигналов, определяются оценки авто и взаимно корреляционных функций:

$$R_{g_i g_j}(\mu) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N g_i(k\Delta t) g_j((k + \mu)\Delta t), \quad R_{g_i \eta}(\mu) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N g_i(k\Delta t) \eta((k + \mu)\Delta t) \quad i, j = \overline{1, n} \quad (3.1)$$

2. Для каждого зашумленного входного  $g_i(t)$  и выходного  $\eta(t)$  сигналов определяются

дисперсии помех  $D^*(\varepsilon_i)$ ,  $D^*(\varphi)$  [7-10]:

$$D^*(\varepsilon_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[ \overset{\circ}{g}_i(k\Delta t) \overset{\circ}{g}_i(k\Delta t) - 2 \overset{\circ}{g}_i(k\Delta t) \overset{\circ}{g}_i((k+1)\Delta t) + \overset{\circ}{g}_i(k\Delta t) \overset{\circ}{g}_i((k+2)\Delta t) \right], \quad (3.2)$$

$$D^*(\varphi) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[ \overset{\circ}{\eta}(k\Delta t) \overset{\circ}{\eta}(k\Delta t) - 2 \overset{\circ}{\eta}(k\Delta t) \overset{\circ}{\eta}((k+1)\Delta t) + \overset{\circ}{\eta}(k\Delta t) \overset{\circ}{\eta}((k+2)\Delta t) \right]. \quad (3.3)$$

3. Формируются нормированные корреляционные матрицы полезных сигналов, зашумленных, и скорректированные нормированные корреляционные матрицы  $\vec{r}_{XX}^k(0)$ ,

$\vec{r}_{XY}^k(0)$ :

$$\vec{r}_{XX}^k(0) = \quad (3.4)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & R_{g_1 g_2}(\cdot) / \sqrt{(D(g_1) - D^*(\varepsilon_1)) \cdot (D(g_2) - D^*(\varepsilon_2))} & \dots & R_{g_1 g_n}(\cdot) / \sqrt{(D(g_1) - D^*(\varepsilon_1)) \cdot (D(g_n) - D^*(\varepsilon_n))} \\ R_{g_2 g_1}(\cdot) / \sqrt{(D(g_2) - D^*(\varepsilon_2)) \cdot (D(g_1) - D^*(\varepsilon_1))} & 1 & \dots & R_{g_2 g_n}(\cdot) / \sqrt{(D(g_2) - D^*(\varepsilon_2)) \cdot (D(g_n) - D^*(\varepsilon_n))} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_{g_n g_1}(\cdot) / \sqrt{(D(g_n) - D^*(\varepsilon_n)) \cdot (D(g_1) - D^*(\varepsilon_1))} & R_{g_n g_2}(\cdot) / \sqrt{(D(g_n) - D^*(\varepsilon_n)) \cdot (D(g_2) - D^*(\varepsilon_2))} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$\vec{r}_{XY}^k(0) = \quad (3.5)$$

$$\begin{bmatrix} R_{g_1 \eta}(\cdot) / \sqrt{(D(g_1) - D^*(\varepsilon_1)) \cdot (D(\eta) - D^*(\varphi))} & R_{g_2 \eta}(\cdot) / \sqrt{(D(g_2) - D^*(\varepsilon_2)) \cdot (D(\eta) - D^*(\varphi))} & \dots & R_{g_n \eta}(\cdot) / \sqrt{(D(g_n) - D^*(\varepsilon_n)) \cdot (D(\eta) - D^*(\varphi))} \end{bmatrix}$$

Также следует отметить, что  $D^*(\varepsilon_i)$  вычислялось двумя способами: классическим и способом Т.А. Алиева. Вычисления по классической формуле были сделаны, исключительно для сравнения их с вычисленными по формуле Алиева значениями дисперсий помех. Это было возможно, т.к. зашумленный сигнал был получен сложением полезного сигнала и помехи, т.е.  $g(t) = x(t) + \varepsilon(t)$ , с различным законом распределения, а следовательно, значения дисперсии помехи заранее известны и их можно сравнить.

Таким образом, данная технология улучшения формирования и оценок нормированных корреляционных матриц даже при сильно «плохой» обусловленности позволяет путем устранения влияния характеристик помех преобразовать исходные матрицы к виду, почти эквивалентному виду матрицы, элементы которой не содержат погрешности от помех.

**4. Программные средства определения эквивалентных нормированных корреляционных матриц при решении задач идентификации.** Для проверки эффективности технологии формирования робастных нормированных корреляционных матриц и получения адекватных статистических характеристик зашумленных сигналов, а именно несколько входных и выходного сигнала было проведено множество вычислительных экспериментов. Для эффективного проведения экспериментальных исследований было создано самостоятельное программное (ПО) обеспечение signals\_v1.

Для этого было создано абсолютно самостоятельное ПО в JavaFX using Java JDK v1.8: Compiled on Intel i7 x64 Windows 10. Это было сделано по нескольким существенным причинам. Во-первых, программа Matlab крайне высокооплачиваема и ее установка занимает несколько часов, а библиотеки, необходимые для работ с сигналами, вызывают дополнительные трудности. Кроме того, Matlab занимает несколько Гбайт памяти. Во-вторых, программа предназначена для компьютеров, соответствующих высоким стандартам и параметрам. Преимущества же данного ПО состоят в следующем:

1. «весит» программа всего 2 Мб и соответственно очень «легкая»;

2. особой установки программы почти не требуется и это делается за долю секунды;
3. интерфейс программ предназначен исключительно для решения данной задачи и с легкостью может быть использован обычным оператором;
4. данное ПО не предъявляет особых требований к системе.

Однако, тем не менее, обозначим требования к ПК: операционная система Windows Vista/7/10, JRE v1.8, либо любая Linux платформа с установленным JRE v.1.8.

Формировались 3 полезных сигнала  $X(k\Delta t)$  шагом  $\pi/100$  до  $24\pi$  и 3 помехи  $\varepsilon(k\Delta t)$  генераторами случайных единиц с различными законами распределения. Таким образом, получалось 2400 точек (оценок) для каждого из 3 входных зашумленных сигналов и помех. Затем формировались зашумленные сигналы вида  $g(k\Delta t) = X(k\Delta t) + \varepsilon(k\Delta t)$ . Также формировался выходной сигнал вида  $y(k\Delta t) = k_0 + k_1 * s_1(i\Delta t) + k_2 * s_2(i\Delta t) + k_3 * s_3(i\Delta t)$ , где  $k$  - коэффициенты. Затем генерировалась и четвертая помеха для формирования зашумленного выходного сигнала. Таким образом, выходной сигнал также состоял из 2400 отсчетов.

Далее все сигналы центрировались. После подсчитывались нормированные корреляционные функции входных полезных сигналов для формирования корреляционных матриц полезных сигналов, т.е.

$M(1,1) = rns1s1(1); M(1,2) = rns1s2(1); M(1,3) = rns1s3(1);$   
 $M(2,1) = rns2s1(1); M(2,2) = rns2s2(1); M(2,3) = rns2s3(1);$   
 $M(3,1) = rns3s1(1); M(3,2) = rns3s2(1); M(3,3) = rns3s3(1);$

Дальше подсчитывались нормированные корреляционные функции зашумленных сигналов для формирования корреляционных матриц зашумленных сигналов, вычисленных по классическим формулам [1-3].

$M(1,1) = rng1g1(1); M(1,2) = rng1g2(1); M(1,3) = rng1g3(1);$   
 $M(2,1) = rng2g1(1); M(2,2) = rng2g2(1); M(2,3) = rng2g3(1);$   
 $M(3,1) = rng3g1(1); M(3,2) = rng3g2(1); M(3,3) = rng3g3(1);$

Дальше вычисляются значения дисперсий помех по формуле Алиева Т.А. [4, с.132].

Затем подсчитывались скорректированные нормированные корреляционные функции зашумленных сигналов для формирования скорректированных нормированных корреляционных матриц зашумленных сигналов, вычисленных по новым формулам.

$M(1,1) = rkn11(1); M(1,2) = rkn12(1); M(1,3) = rkn13(1);$   
 $M(2,1) = rkn21(1); M(2,2) = rkn22(1); M(2,3) = rkn23(1);$   
 $M(3,1) = rkn31(1); M(3,2) = rkn32(1); M(3,3) = rkn33(1);$

В свою очередь формировался нормированный выходной сигнал (полезный, зашумленный, скорректированный соответственно):

$Y = [rnx4x1(1); rnx4x2(1); rnx4x3(1)];$   
 $Y\_zabum = [rng4g1(1); rng4g2(1); rng1g3(1)];$   
 $Y\_korrektir = [rkn41(1); rkn42(1); rkn43(1)];$

Кроме этого, учитывая возможность нахождения дисперсии помехи, вычислялись значения коэффициентов  $k_0, k_1, k_2, k_3$ . Далее подсчитывались погрешности полученных скорректированных оценок от значений оценок полезного сигнала.

После проведенных вычислений для оперативного и наглядного сравнительного анализа вычислялись определители  $\Delta_{XX}^{\circ}(\mu), \Delta_{gg}^{\circ}(\mu), \Delta_{XX}^k(\mu)$  и числа обусловленности

$H\left(\bar{r}_{XX}^{\circ}(\mu)\right), H\left(\bar{r}_{gg}^{\circ}(\mu)\right), H\left(\bar{r}_{XX}^k(\mu)\right)$  нормированных корреляционных матриц  $\bar{r}_{XX}^{\circ}(\mu),$

$\bar{r}_{gg}^{\circ}(\mu)$  полезного и зашумленного сигналов и скорректированной матрицы  $\Delta_{XX}^k(\mu)$ . Кроме

этого показаны и заданные значения дисперсии помехи, и вычисленные по формуле Алиева, коэффициенты для всех 3-х случаев, а именно: полезный сигнал, нормированный зашумленный сигнал и скорректированный нормированный зашумленный сигнал.

Далее подсчитывались погрешности полученных скорректированных оценок от значений оценок полезного сигнала.

### **Типы проводимых вычислительных экспериментов.**

**Эксперимент N1.** Сформированы три полезных входных сигнала  $X_1(i\Delta t) = 40 \sin(i\Delta t) + 282$ ,  $X_2(i\Delta t) = 50 \sin(i\Delta t - 0.4) + 125$ ,  $X_3(i\Delta t) = 73 \sin(i\Delta t + 0.39) + 155$  и выходной сигнал  $Y(i\Delta t) = 100 + 3x_1(i\Delta t) + 8x_2(i\Delta t) - 5x_3(i\Delta t)$ . Помехи  $\varepsilon_1(t)$ ,  $\varepsilon_2(t)$ ,  $\varepsilon_3(t)$ ,  $\varphi(t)$  подчиняются нормальному закону распределения с математическими ожиданиями  $m_{\varepsilon_1} \approx m_{\varepsilon_2} \approx m_{\varepsilon_3} \approx m_y \approx 0$  и средними квадратичными отклонениями  $\sigma_{\varepsilon_1} \approx 12$ ,  $\sigma_{\varepsilon_2} \approx 15$ ,  $\sigma_{\varepsilon_3} \approx 13$ ,  $\sigma_y \approx 18$ . Для полезных сигналов и помех выполняются классические условия.

**Эксперимент N2.** Сформированы три полезных входных сигнала  $X_1(i\Delta t) = 40 \sin(i\Delta t) + 101$ ,  $X_2(i\Delta t) = 50 \sin(i\Delta t - 0.49) + 24 \cos(0.78 \cdot i\Delta t) + 119$ ,  $X_3(i\Delta t) = 71 \sin(i\Delta t + 0.28) - 44 \cos(0.37 \cdot i\Delta t) + 177$  и выходной сигнал  $Y(i\Delta t) = 101 + 11x_1(i\Delta t) - 7x_2(i\Delta t) + 6x_3(i\Delta t)$ . Помехи подчиняются нормальному закону распределения с  $m_{\varepsilon_1} \approx m_{\varepsilon_2} \approx m_{\varepsilon_3} \approx m_y \approx 0$  и  $\sigma_{\varepsilon_1} \approx 9$ ,  $\sigma_{\varepsilon_2} \approx 14$ ,  $\sigma_{\varepsilon_3} \approx 23$ ,  $\sigma_y \approx 100$ . Для второго и третьего полезных сигналов нарушено условие постоянства математического ожидания.

### **Сравнительный анализ вычислительных экспериментов.**

1) Элементы нормированной матрицы зашумленных сигналов сильно отличаются от элементов матрицы полезных сигналов (Рис. 1б; Рис. 2б):

$$r_{g;g_j}^{\circ}(\mu) \neq r_{X_i X_j}^{\circ}(\mu), \quad r_{g_i \eta}^{\circ}(\mu) \neq r_{X_i Y}^{\circ}(\mu), \quad i, j = \overline{1, n}.$$

Однако элементы скорректированной нормированной матрицы зашумленных сигналов соизмеримы с элементами матрицы полезных сигналов (Рис 1б; Рис. 2б):

$$r_{X_i X_j}^k(\mu) \approx r_{X_i X_j}^{\circ}(\mu), \quad r_{X_i Y}^k(\mu) \approx r_{X_i Y}^{\circ}(\mu), \quad i, j = \overline{1, n}.$$

2) Элементы матрицы  $\Delta \vec{r}_{g g}^{\circ}(\mu)$  относительных погрешностей зашумленных входных сигналов колеблются от 0% до 14.12%, а элементы вектор-столбца  $\Delta \vec{r}_{g \eta}^{\circ}(0)$  относительных погрешностей - от 7.5% до 23.9% (Рис. 1б; Рис. 2б). Элементы же матрицы  $\Delta \vec{r}_{X X}^k(0)$  относительных погрешностей матрицы  $\vec{r}_{X X}^k(0)$  входных сигналов колеблются всего лишь в пределах от 0% до 5.28%, а элементы вектор-столбца  $\Delta \vec{r}_{X Y}^k(0)$  - от 1.5% до 5.3%

3) Несмотря на то что, значение числа обусловленности матрицы зашумленных сигналов значительно отличается от значения числа обусловленности матрицы полезных сигналов, т. е.  $H\left(\vec{r}_{g g}^{\circ}(0)\right) \neq H\left(\vec{r}_{X X}^{\circ}(0)\right)$  и значение числа обусловленности скорректированной нормированной матрицы не совпадает со значением числа обусловленности матрицы полезных сигналов (т. е.  $H\left(\vec{r}_{X X}^R(0)\right) \neq H\left(\vec{r}_{X X}^{\circ}(0)\right)$ ), зашумленный выходной сигнал и его коэффициенты близки к значениям полезного выходного сигнала и его коэффициентам.

4) Найденная дисперсия помехи (вычисленная по формуле Алиева Т.А) практически совпадает с заданной дисперсией помехи (Рис. 1б; Рис. 2б)

Таким образом, применение разработанной технологии позволяет получить

практически эквивалентные значения нормированных корреляционных матриц зашумленных сигналов с корреляционными матрицами полезных сигналов, т.е. устранить влияния от помех.

**5. Выводы.** Проведенные вычислительные эксперименты показали, что разработанные технологии вычисления скорректированных нормированных корреляционных матриц, несмотря на «плохую» обусловленность, дают возможность получить практически эквивалентные значения корреляционных матриц полезных сигналов, что открывает широкие возможности для решения большого круга прикладных задач.

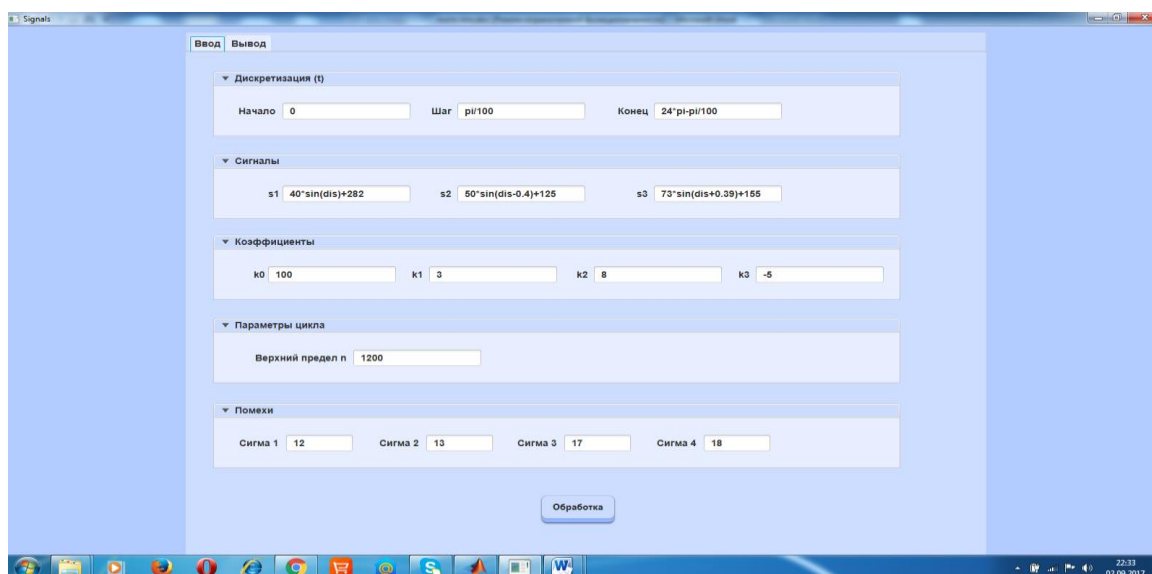


Рис. 1а.

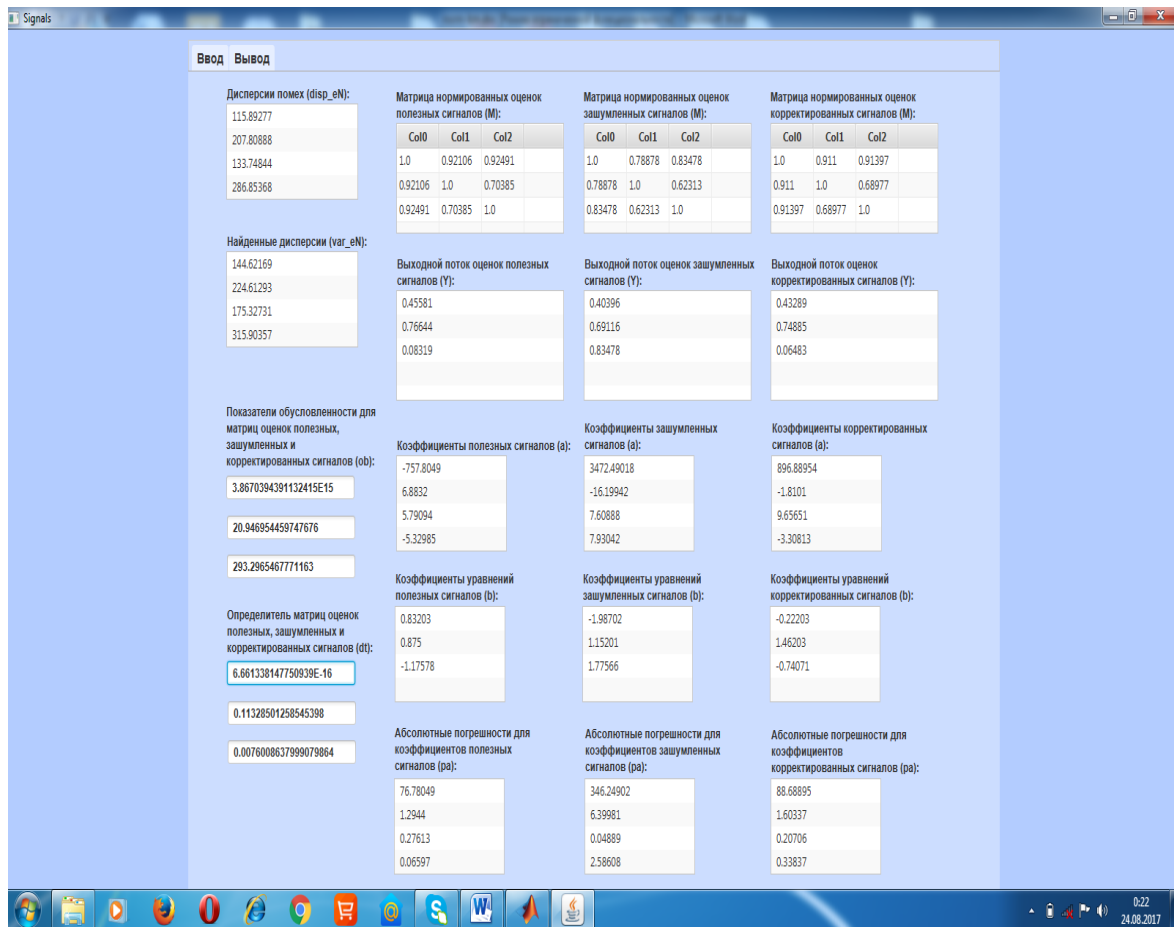


Рис. 16.

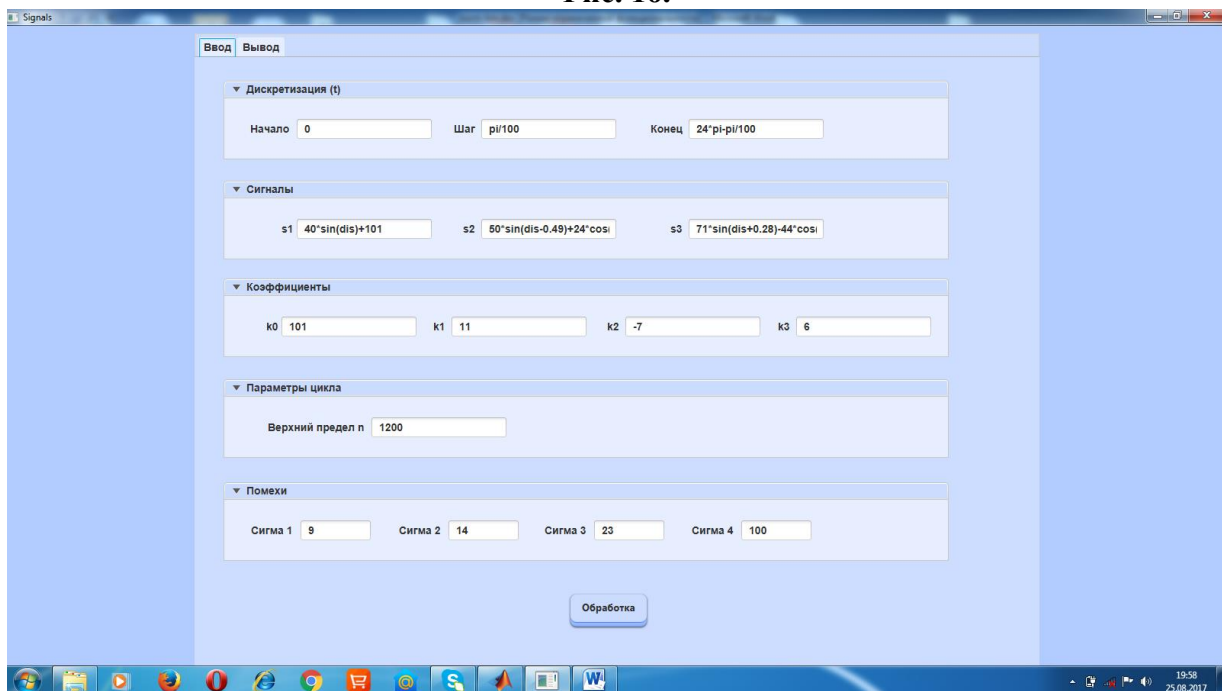


Рис. 2а.

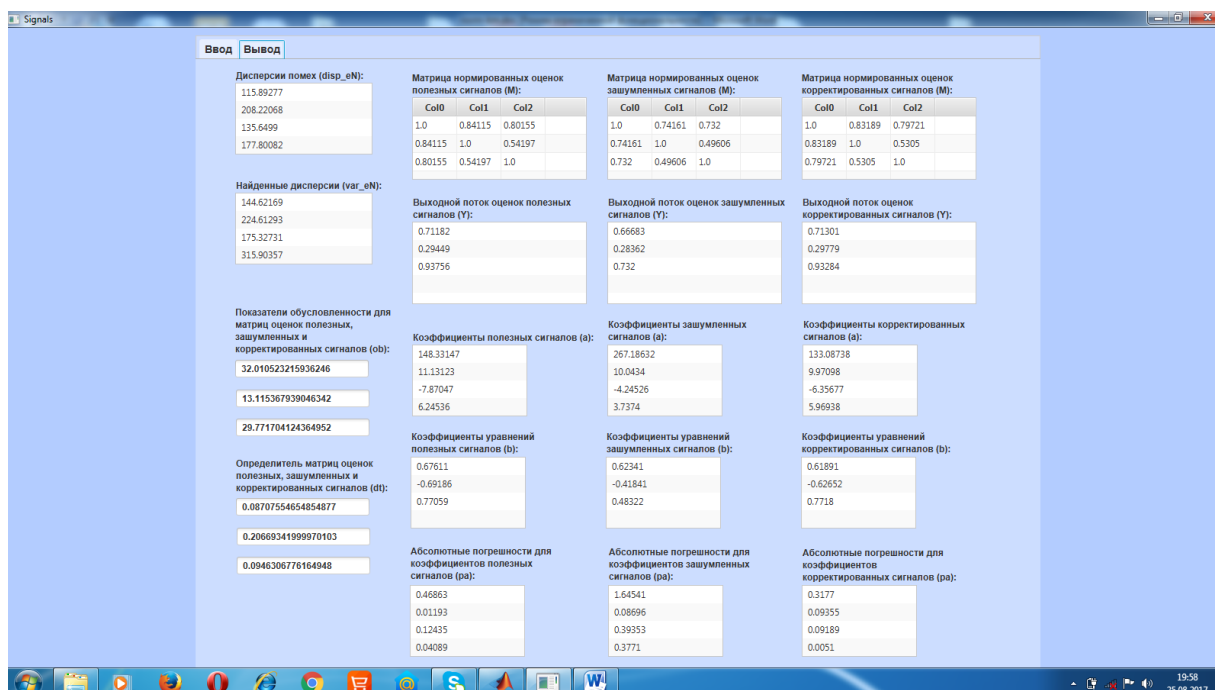


Рис. 26.

## Литература

1. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1986, с.288.
2. Самарский А.А. Введение в численные методы. – М.: Наука, 2005, с.288.
3. Солодовников В.В. Статистическая динамика линейных систем автоматического управления. М., Физматгиз, 1960, с.665.
4. Telman Aliev. Digital Noise Monitoring of Defect Origin. Springer-Verlag, London (2007), p.235
5. T.A. Aliev, Robust Technology with Analysis of Interference in Signal Processing. Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York (2003), p.199.
6. Н.Н. Бурева. Многомерный статистический анализ с использованием ППП "statistica". Нижний Новгород. 2007, с.114.
7. Айфичер, Эммануил С., Джервис, Барри У. Цифровая обработка сигналов: практический подход. Издательство «ВИЛЬЯМС». Москва - Санкт-Петербург – Киев. 2004. (перевод), с.989.
8. Алиева Патимат Магомедовна. Учебное пособие по дисциплине «Многомерные статистические методы» Махачкала – 2012, с.75.
9. Сырицын Т.А. Надежность гидро и пневмопровода. «Машиностроение». Москва. 1981, с.249.
10. И. В. Кузьмин, В. А. Кедрус. Основы теории информации кодирования. Головное издательство издательского объединения «Вища школа». Киев. 1977, с.279.
11. Ф. Карпов. Расчет городских распределительных электрических сетей. Издательство «Энергия». Москва. 1968, с.224.
12. В. Хорстхемке, Р. Лефевр. Индуцированные шумом переходы. Теория и применение в физике, химии и биологии. Перевод с английского Ю. А. Данилова и канд. физ.-мат. наук В. И. Емельянова под редакцией д-ра физ.-мат. наук, проф. Д. Н. Зубарева и д-ра физ.-мат. наук А.С. Михайлова. «МИР». Москва. 1987, с.400. (Springer Series in Synergetics Editor: Hermann Haken Volume 15W. Horsthemke, R. Lefever Noise-Induced Transitions Theory and Applications in Physics, Chemistry, and Biology Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York Tokyo 1984)

UOT 519.216

Ü.E. Səttarova

İdentifikasiya problemlərinin həllində ekvivalent normalaşmış korrelyasiya matrislərinin  
müəyyənləşdirilməsinin texnologiyası və proqram təminatı



*Ənənəvi normallaşma proseduru zamanı korrelyasiya matrislərinin diaqonal elementlərində küylərdən əmələ gələn xətalara yox olması, yerdə qalan elementlərdə isə əksinə həmin səbəbdən əmələ gələn xətalara yaranması göstərilmişdir. Nəticədə, normallaşdırılmış korrelyasiya matrislərinə keçid zamanı matrisin şərtlənməsinin yaxşılaşdırılmasını gözləntisi əldə edilmir. Matrisin şərtlənməsi ilə bağlı problemlərə baxmayaraq bu qüsuru aradan qaldırmaq üçün alqoritmlər və texnologiyalar təklif olunur. İşlənmiş texnologiyanın effektivliyini təsdiq edən çoxsaylı hesablama təcrübələrinin sürətli formalaşması və təhlili üçün yeni program təminatı təklif olunur.*

**Açar sözlər** : real siqnal, küy, normallaşmış korrelyasiya matrisi, bərabər korrelyasiya matrisi, çıxış siqnalı

**U.E. Sattarova**

**Technology and software for determining equivalent normalized correlation matrices in solving identification problems**

*It is shown that with the traditional approach, as a result of the normalization of estimates in the diagonal elements of correlation matrices, noise-induced errors disappear, emerging instead in the remaining elements. As a result, the expected effect of improving the conditionality from the transition to normalized correlation matrices is not achieved. The technology and software for eliminating this defect are proposed, despite the problems with matrix conditioning. New software is demonstrated for the rapid shaping and analysis of numerous computational experiments that confirm the effectiveness of the developed technology.*

**Keywords:** real signal, noise, normalized correlation matrix, equivalent correlation matrix, output signal