

## ОБРАБОТКА ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

УДК 621.396.983+378.9

В. С. КИРИЧУК, Б. Н. ЛУЦЕНКО, Г. П. ЧЕЙДО  
 (Новосибирск)

### ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ВХОДНОГО СИГНАЛА ПО ВЫХОДУ НЕЛИНЕЙНОЙ СИСТЕМЫ С ПЕРИОДИЧЕСКОЙ ФУНКЦИЕЙ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

1. **Постановка задачи.** Пусть на вход системы с периодической функцией преобразования (рис. 1, а)

$$F(x(s)) = F(x(s) + lL),$$

где  $L$  — период преобразования, а  $l$  — произвольное целое число, поступает сигнал  $x(s)$  (см. рис. 1, б), представимый разложением по базисным функциям  $z_i(s)$  ( $i=1, \dots, p$ ):

$$x(s) = \sum_{i=0}^p c_i z_i(s).$$

Предполагаем, что выходной сигнал системы (см. рис. 1, в) соответствует следующей математической модели:

$$y(s) = K(s)F(x(s)) + m(s) + \xi(s), \quad (1)$$

где  $K(s)$  описывает искажения амплитуды сигнала, более медленные, чем изменения  $F(x(s))$ ;  $m(s)$  — медленное (относительно периода  $L$ ) изменение среднего уровня, а  $\xi(s)$  — случайную погрешность. Функция  $y(s)$  имеет циклический характер, причем длина цикла может изменяться в весьма широких пределах: от границы разрешения системы до величины, сравнимой с длиной интервала регистрации. Значения  $y(s)$  измеряются в дискретных точках  $s_1, \dots, s_N$ . По выборке  $y(s_1), \dots, y(s_N)$  требуется определить параметры  $c_i$  ( $i=1, \dots, p$ ) сигнала  $x(s)$ .

Традиционный путь решения задачи предполагает либо априорное задание  $K(\cdot)$   $F(\cdot)$ ,  $m(\cdot)$ , либо определение их в процессе обработки. Первый путь, как правило,

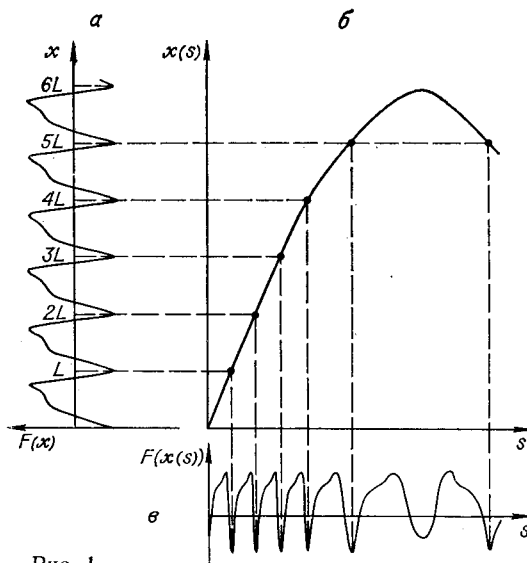


Рис. 1.

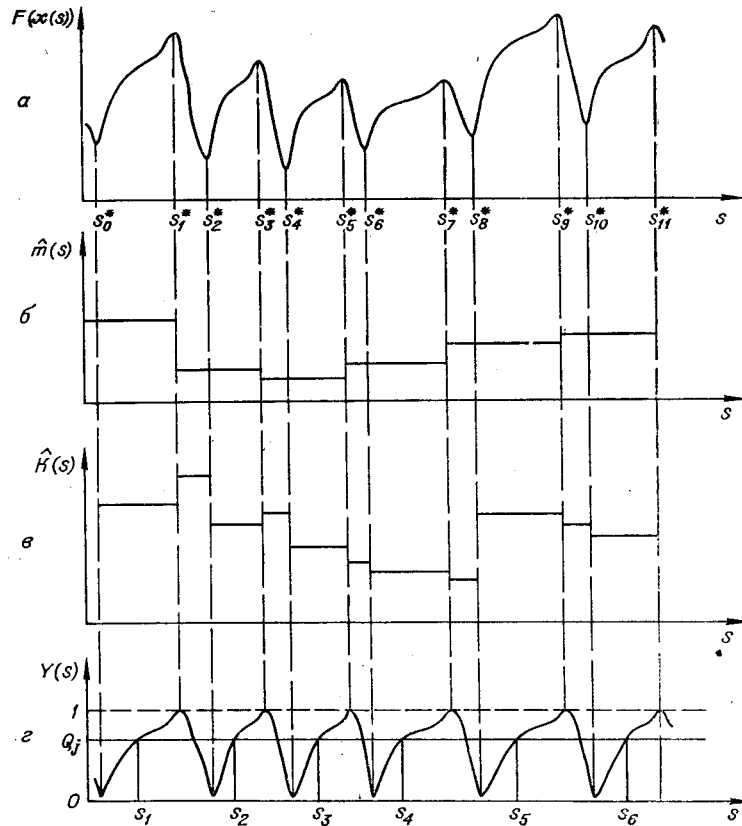


Рис. 2.

исключается тем, что сведения об этих функциях носят лишь качественный характер. Определение же их совместно с обработкой сигнала затруднительно, так как нелинейная и неоднозначная зависимость от исходных данных в лучшем случае делает задачу весьма громоздкой, в худшем — практически неразрешимой. Чтобы получить оценки  $c_i$  и в этой ситуации, была предпринята попытка вообще избавиться от определения не представляющих интереса функций  $K(\cdot)$ ,  $F(\cdot)$ , и  $m(\cdot)$ . В предлагаемой работе содержится описание алгоритма, производящего построение только оценок  $c_i$  ( $i=1, \dots, p$ ) и малочувствительного к виду функции преобразования  $F(\cdot)$ , коэффициенту усиления  $K(\cdot)$  и изменению уровня  $m(\cdot)$ . Как показывают результаты моделирования (см. п. 9), точность оценок является достаточной для обработки реальных сигналов.

**2. Схема алгоритма.** Идея алгоритма основана на периодичности функции преобразования. Из массива исходных данных после некоторых подготовительных преобразований, ослабляющих влияние быстро и медленно меняющихся компонент погрешности, формируются подмножества, отвечающие выбранному уровню нормированного сигнала  $\tilde{y}(s)$ . Каждое из этих подмножеств содержит точки  $s_j$ , в которых значения функции  $x(s_j)$ , являющейся аргументом  $F(\cdot)$ , отличаются на целое число периодов  $L$  (рис. 2, а — г). Это их свойство и положено в основу последующей оценки параметров  $c_i$ . В последовательных преобразованиях, которым подвергается исходная информация, можно выделить несколько этапов.

1. Осуществляется скользящее сглаживание исходных данных  $y(s)$  для снижения уровня быстро меняющихся компонент шума и облегче-

ния локализации экстремумов сигнала. Объем скользящей выборки не должен превышать половины минимального цикла.

2. Определяются положения экстремумов массива сглаженных значений сигнала, т. е. значения  $s_i$ , сдвинутые друг относительно друга на целое число циклов и отвечающие максимумам и минимумам  $y(s)$ .

3. Сглаживаются на интервалах между соседними экстремумами исходные данные  $y(s)$  (не подвергнутые скользящей обработке). Сглаживание осуществляется независимо на каждом интервале с последующим согласованием по уровню в точках экстремумов.

4. Формируются массивы  $S_i$ , для которых значения  $x(s_j)$  отличаются на целое число периодов  $L$ . Массивы отвечают различным уровням сигнала

$$F_{\text{сгл}}(x(s_i)) = F_{\text{сгл}}(x(s_j)).$$

5. Составляется система избыточных уравнений по массивам  $S_i$ . Оценки  $c_i (i=1, \dots, p)$  находятся решением этой системы по методу наименьших квадратов.

Далее каждый из этапов обработки рассматривается более детально.

3. **Скользящее сглаживание.** Производится при высоком уровне случайной компоненты шума  $\xi(s)$ . Используются алгебраические полиномы степени  $v$  на скользящем интервале, содержащем  $m$  измерений ( $m$  — нечетно). В качестве сглаженных берутся значения полинома в центре скользящего интервала

$$\tilde{y}(s_i) = \sum_{j=1}^m p_j y\left(s_i + j - \frac{m+1}{2}\right).$$

Весовые коэффициенты  $p_j$  определяются следующим образом:

$$p_j = \{(T^T T)^{-1} T^T\} j; \quad j=1, \dots, m,$$

где

$$\{T\}_{ij} = t_i^{j-1}; \quad i=1, \dots, m; \quad j=1, \dots, v+1;$$

$$t_i = i - \frac{m+1}{2}; \quad i=1, \dots, m.$$

Величина скользящего интервала не должна превышать половину минимального цикла. В противном случае придется значительно повышать степень  $v$ , что повлечет ухудшение точности оценок. Выбор  $m$  и  $v$  производится исследователем исходя из априорных сведений о сигнале

4. **Определение положений экстремумов.** Для локализации положений максимумов и минимумов используется скользящий интервал с несимметричными «плечами»  $n_1$  и  $n_2$ . (Несимметричность плеч обусловлена асимметрией сигнала  $y(s)$  относительно точек  $\max$  и  $\min$ .) Более крутому фронту сигнала будет отвечать меньшее плечо.

Наличие  $\max$  в точке  $s_i^*$  фиксируется в том случае, если выполняется система неравенств:

$$\tilde{y}(s_i^*) > \tilde{y}(s_j); \quad n_1 \geq i - j \geq -n_2; \quad i \neq j.$$

Аналогично  $\min$  в точке  $s_i^*$  регистрируется при выполнении условий

$$\tilde{y}(s_i^*) < \tilde{y}(s_j); \quad n_1 \geq i - j \geq -n_2; \quad i \neq j.$$

Блоки поиска  $\max$  и  $\min$  работают поочередно. Очевидно,  $n_1$  и  $n_2$  в сумме не должны превышать минимального числа отсчетов, приходящихся на цикл. Величины  $n_1$  и  $n_2$  желательно автоматически подстраивать к длине текущего цикла, но это приводит к усложнению алгоритма. Мы используем постоянные  $n_1, n_2$  на всем интервале обработки, вследствие

чего несколько понижается вероятность правильного определения положений экстремумов.

**5. Сглаживание сигнала между экстремумами.** Экстремумы выделяются для разделения всего интервала регистрации сигнала на ряд характерных зон, в которых описание сигнала будет единообразным. Предварительное скользящее сглаживание использовалось исключительно для облегчения поиска экстремумов. При выполнении скользящего сглаживания могли появиться искажения формы сигнала, поэтому после определения положения экстремумов мы возвращаемся к исходному массиву данных. Для ослабления уровня случайных погрешностей и перехода к непрерывному представлению сигнала предпринимаем сглаживание на фиксированных участках, ограниченных положениями соседних экстремумов. В данной работе мы ограничиваемся рассмотрением сигналов с монотонным поведением на интервале между экстремумами. Непрерывность и монотонность сигнала необходимы для однозначного определения по заданному произвольному уровню  $Q_j$  точек  $s_i (i=1, \dots)$ , в которых значения  $x(s_i)$  и  $x(s_{i+1})$  отличаются на величину  $L$  (см. рис. 2, з). Если не требовать однозначности  $s(\tilde{y})$ , то нужно более тонкое описание сигнала и ввод дополнительных ограничений, касающихся идентичности его участков на различных циклах.

Мы применяем параболическое сглаживание. Естественно, при этом мы не застрахованы от неоднозначности  $s(\tilde{y})$  при степени полинома выше 1, и правильнее было бы потребовать еще постоянство знака первой производной сглаженного сигнала на участке между экстремумами. Но это приводит к значительному усложнению алгоритма. В существующем алгоритме это ограничение не введено, и случаи неоднозначности  $s(\tilde{y})$  возникают довольно редко.

Пусть  $Y_l$  — вектор измерений на интервале между двумя соседними экстремумами  $S_{l-1}^*$  и  $S_l^*$ , включая и сами экстремумы. Через  $A_l$  обозначим вектор коэффициентов, характеризующих сигнал на этом участке. Оценку его находим по методу наименьших квадратов:

$$\hat{A}_l = (T_l^T T_l)^{-1} T_l^T Y_l; \quad l = \overline{1, n_3 - 1}.$$

Здесь

$$\{T\}_{ij} = t_i^{j-1}; \quad -1 \leq t_i \leq +1; \quad i = \overline{1, n_i}; \quad j = \overline{1, k+1};$$

$n_3$  — число экстремумов сигнала.

При независимой обработке отдельных участков в точках экстремумов имеют место разрывы сглаженных значений. Для более адекватного представления сигнала следует потребовать непрерывности в этих точках:

$$\hat{y}_l(S_l^*) = \hat{y}_{l+1}(S_l^*), \quad l = 1, \dots, n_3 - 1.$$

Формулируя эти ограничения в терминах коэффициентов  $A_l$ , получаем

$$\{T_l\}_{n_l} A_l = \{T_{l+1}\}_1 A_{l+1}, \quad l = 1, \dots, n_3 - 2. \quad (2)$$

Здесь  $\{T_l\}_i$  — строка матрицы  $T_l$ .

Используем обозначения

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} \hat{A}_1 \\ \vdots \\ \hat{A}_j \\ \vdots \\ \hat{A}_{n_3-1} \end{pmatrix}; \quad K = \begin{pmatrix} K_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & K_j \\ & & & & \ddots \\ & & & & & K_{n_3-1} \end{pmatrix}, \quad j = n_3 - 1;$$

$$P = \begin{bmatrix} \{T_1\}_{n_1} - \{T_2\}_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \{T_2\}_{n_2} - \{T_3\}_1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \{T_j\}_{n_j-1} - \{T_j\}_1 \end{bmatrix},$$

где  $K$  — блочно-диагональная корреляционная матрица вектора оценок  $\hat{A}$ . Новая оценка  $\tilde{A}$ , удовлетворяющая условиям непрерывности (2) или  $P\hat{A} = 0$ , согласно [1], имеет вид

$$\tilde{A} = \hat{A} - K^{-1}P^T(PK^{-1}P^T)^{-1}P\hat{A}. \quad (3)$$

Причем такая процедура оценивания эквивалентна одновременному сглаживанию сигнала на всех интервалах с учетом ограничений (2). Но получение оценки (3) проще в вычислительном отношении, поскольку  $PK^{-1}P^T$  — трехдиагональная матрица.

**6. Формирование массива редуцированных данных.** Эта процедура является ключевой в предлагаемом алгоритме. Именно с ее помощью мы избавляемся от необходимости оценивания мешающих параметров функции преобразования  $F(\cdot)$ , ослабив предварительно влияние  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$ . Стремление упростить алгоритм побудило нас вынести процедуру оценивания  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$  вне операции статистического сглаживания. Естественно, это привело к потере точности. Дальнейшее упрощение достигается за счет ступенчатой аппроксимации  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$ ; первая принимается постоянной на каждом из интервалов, заключенных между соседними экстремумами (см. рис. 2, в), вторая — на двух соседних интервалах, расположенных между двумя максимумами (см. рис. 2, б). Выбор  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$  осуществляется таким образом, чтобы нормировать сигнал, трансформировав область его значений в диапазон  $[0, 1]$ , сохраняя непрерывность в точках экстремумов (см. рис. 2, г)

$$Y(s) = \frac{\tilde{y}(s) - \min s_l^*}{\max(s_{l-1}^* - \min(s_l^*))}; \quad s_{l-1}^* \leq s \leq s_l^*;$$

$$Y(s) = \frac{\tilde{y}(s) - \min(s_l^*)}{\max(s_{l+1}^* - \min(s_l^*))}; \quad s_l^* \leq s \leq s_{l+1}^*.$$

Такая процедура применяется лишь в случае монотонного поведения аргумента. При наличии у аргумента экстремумов в зоне регистрации сигнала (см. рис. 1) процедуру нормировки сигнала необходимо несколько изменить. Если положение экстремума аргумента известно, допустим, он будет совпадать с  $s_l^*$ , преобразование можно осуществить согласно выражениям

$$Y(s) = \frac{\tilde{y}(s) - \min(s_{l-1}^*)}{\max(s_{l-2}^* - \min(s_{l-1}^*) + \delta)}; \quad s_{l-1}^* \leq s \leq s_l^*;$$

$$Y(s) = \frac{\tilde{y}(s) - \min(s_{l-1}^*)}{\max(s_{l+2}^* - \min(s_{l+1}^*) - \delta)}; \quad s_l^* \leq s \leq s_{l+1}^*.$$

если в точке  $s_l^*$  имеет место максимум аргумента; и

$$Y(s) = 1 + \frac{\tilde{y}(s) - \max(s_{l-1}^*)}{\max(s_{l-1}^* - \min(s_{l-2}^*) + \delta)}; \quad s_{l-1}^* \leq s \leq s_l^*;$$

$$Y(s) = 1 + \frac{\tilde{y}(s) - \max(s_{l+1}^*)}{\max(s_{l+1}^* - \min(s_{l+2}^*) - \delta)}; \quad s_l^* \leq s \leq s_{l+1}^*.$$

если  $s_l^*$  отвечает минимуму аргумента. Поправка  $\delta$  находится из условия непрерывности преобразованного сигнала в точке  $s_l^*$ . Предполагается, что на интервале регистрации сигнала число экстремумов аргумента существенно меньше числа периодов сигнала  $F(x(s))$ .

Формируем теперь массив редуцированных данных. Выбираем ряд фиксированных уровней  $Q_1, Q_2, \dots, Q_n$ ;  $0 < Q_k < 1$ ,  $k=1, \dots, n$  (см. рис. 2, г). Каждому из этих уровней  $Q_k$  будет отвечать подмножество элементов  $s_i$ , для которого  $Y(s_i) = Q_k$ .

Элементы этого подмножества  $s_1, \dots, s_{n_k}$  обладают тем свойством, что в области монотонного изменения аргумента

$$x(s_i) - x(s_{i-2}) = L. \quad (4)$$

Если же между  $s_i$  и  $s_{i+1}$  расположен экстремум аргумента, то

$$x(s_{i-q}) = x(s_{i+1+q}); \quad q=0, 1, \dots \quad (5)$$

Здесь  $q$  может варьироваться вплоть до подхода одного из  $x(\cdot)$  к следующему экстремуму аргумента или выхода одного из  $x(\cdot)$  за пределы регистрации.

Значения  $s_i$ , отвечающие некоторому  $Q_k$ , находятся решением нелинейных относительно  $s_i$  уравнений

$$Y(s_i) = Q_k. \quad (6)$$

Объединяя линейно независимые уравнения вида (4) и (5), получаем избыточную относительно коэффициентов  $c_i$  систему уравнений. Ее можно дополнить уравнениями, содержащими сведения о положениях экстремумов

$$x(s_i^*) = kL; \quad e = 1, 2, \dots \quad (7)$$

Информация, заключенная в положениях экстремумов (7), может использоваться для оперативной обработки, предшествующей привлечению провоздких процедур, связанных со сглаживанием сигнала между экстремумами и многократным решением нелинейных уравнений (6). Если исходные данные содержат мало шума, можно ограничиться только этой информацией. В противоположной ситуации, особенно когда экстремумы пологи и регистрируются с большой погрешностью, уравнения (7) можно использовать после предварительной оценки по (4) и (5) всех коэффициентов  $c_i$  разложения  $x(s)$ , кроме постоянной составляющей  $c_0$ . Коэффициент  $c_0$  будет оцениваться после ввода уравнений (7).

Строго говоря, использование полиномов при сглаживании сигнала между экстремумами некорректно. Получаемые при различных уровнях  $Q_k$  системы уравнений несовместны даже при отсутствии случайного шума и постоянных  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$ . Однако, как показывает моделирование, обусловленные этим методические погрешности невелики (см. п. 9). Зато мы получаем возможность за счет сглаживания ослабить случайный шум и перейти от дискретного представления сигнала к непрерывному, что позволяет вслед за этим строить линейную систему уравнений для оценивания  $S$ . Точность оценивания растет с увеличением числа уровней. В имеющемся алгоритме пока не введены весовые коэффициенты для различных уровней и объясняется это в основном сложностью обоснования их выбора.

**7. Оценивание параметров входного сигнала.** Избыточная линейная система, составленная из уравнений вида

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^p c_i [z_i(s_j) - z_i(s_{j-2})] &= L; \\ \sum_{i=1}^p c_i [z_i(s_{j-q}) - z_i(s_{j+1+q})] &= 0; \\ \sum_{i=1}^p c_i [z_i(s_i^*)] &= kL, \end{aligned} \quad (8)$$

полученных из (4), (5) и (7), имеет неслучайную правую часть и случайные элементы матрицы  $Z$ :

$$ZC = L^*.$$

Здесь матрица  $Z$  определяется согласно (8),  $\{C\}_i = c_i$ , а вектор  $L^*$  составлен из правых частей (8). Вывод распределений  $\{z\}_{ij}$  — сложная и громоздкая задача, требующая к тому же знания  $K(\cdot)$ ,  $F(\cdot)$  и  $m(\cdot)$ . Для получения оценки вектора  $C$  мы используем метод наименьших квадратов

$$\hat{C} = (Z^T Z)^{-1} Z^T L^*.$$

Эту оценку можно рассматривать как нулевое приближение, дополнив алгоритм итерационной процедурой уточнения  $C$ . Для этого необходимо располагать распределениями статистик  $s_j$ . Если в качестве функций  $z_i(s_j)$  использовать  $s_j^i$ , может оказаться достаточным определить несколько первых моментов распределений  $s_j$ . Разумеется, уточнение  $\hat{C}$  будет иметь смысл лишь в том случае, если случайные погрешности, возникающие на этом последнем этапе, будут превышать погрешности, вызванные ступенчатой аппроксимацией  $K(\cdot)$  и  $m(\cdot)$ .

Итерационная процедура улучшения оценки  $\hat{C}$  относится к последнему этапу обработки. В случае, если положения экстремумов фиксируются с большой погрешностью, можно повторить весь цикл обработки, начиная с процедуры сглаживания сигнала между экстремумами, где положения экстремумов определяются по результатам первого прохода алгоритма.

Заметим, что алгоритм сконструирован из самостоятельных блоков. Это дает возможность усовершенствовать любой из блоков, не нарушая работы алгоритма в целом.

**8. Область применения.** Алгоритм можно использовать для обработки интерферограмм [2, 3]. Интерферограмма, отображающая изменение какого-либо параметра  $x(\cdot)$  во времени или в пространстве, может рассматриваться как результат воздействия на сигнал  $x(\cdot)$  системы с периодической функцией преобразования  $F(\cdot)$  [4]. Регистрация интерферограмм на фотоносителе приводит к появлению нелинейных амплитудных искажений  $K(\cdot)$ . Изменения постоянной составляющей экспозиции имеют смысл колебаний среднего уровня  $m(\cdot)$ .

В данном случае задача сводится к восстановлению фазового фронта по двумерному сигналу  $y(\cdot)$ . Если в плоскости интерферограммы выделить произвольную линию и регистрировать изменение почернения вдоль нее, получим сигнал  $y(s)$ , отвечающий модели (1). Следовательно, мы можем воспользоваться предлагаемым алгоритмом и восстановить фронт на произвольном множестве сечений, а затем совместной их обработкой восстановить двумерный фазовый рельеф. Причем, располагая сечения некоторым регулярным образом, мы получаем возможность после обработки их предлагаемым алгоритмом представить значения фазы на выбранном множестве точек, на котором задана ортогональная система функций. Последующее восстановление двумерного фазового рельефа уже не будет вызывать затруднений. Очевидно, количество сечений определяется сложностью рельефа и необходимой точностью обработки. Для экспресс-анализа можно обработку в сечениях производить только с использованием экстремальных точек.

Обработка двумерной интерферограммы дает некоторые преимущества, обусловленные возможностью более надежного определения положений экстремумов аргумента (перегибов фазового фронта). Перегиб может быть слабо выражен и его легко упустить в одномерном сечении. На двумерной картине линия перегиба определяется гораздо надежнее.

**9. Моделирование.** Алгоритм испытывался на модели следующего вида:

$$y(s_j) = \underbrace{e^{-R_1(s_j+\tau)}}_{K(s_j)} \arctg \left[ \underbrace{R_2 + R_3 \sin(x(s_j))}_{F(x(s_j))} \right] + \underbrace{\left[ 1 - e^{-R_4(s_j+\tau)} \right]}_{m(s_j)} + \xi(s_j);$$

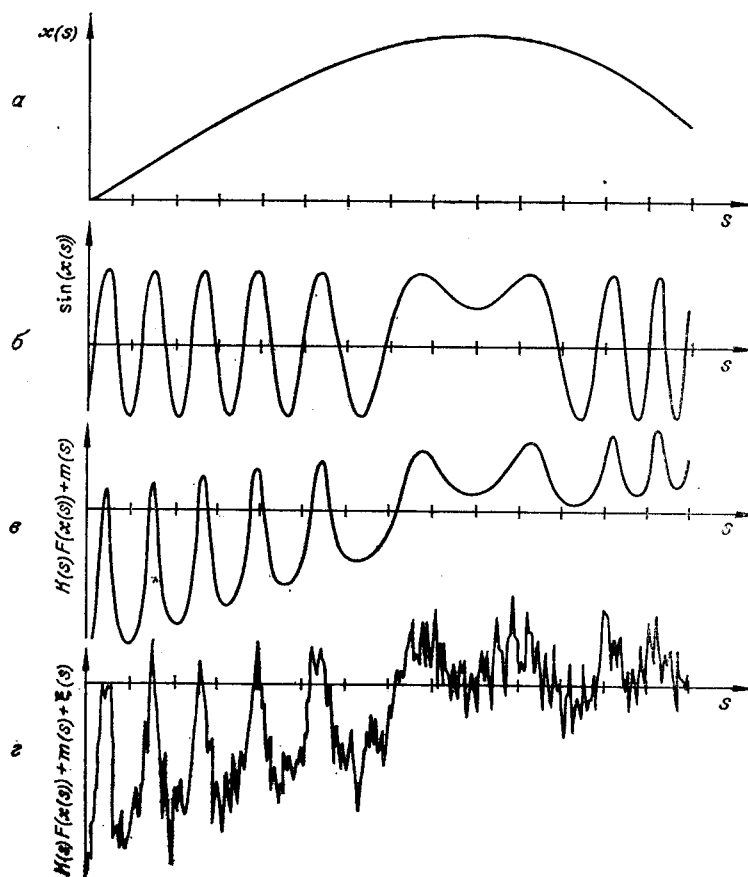


Рис. 3.

$$x(s_j) = \sum_{i=0}^3 c_i s_j^i; \quad -7 \leq s_j \leq 7; \quad j = 1, \dots, 281;$$

$$\xi(s_j) \in N(0, \sigma).$$

Этапы формирования сигнала представлены на рис. 3 (а—г). Коэффициенты  $c_i$  имеют значения  $c_0=31,56$ ,  $c_1=2,331$ ,  $c_2=-0,501$ ,  $c_3=-0,025$ . Фаза  $x(s)$  увеличивается от 0 рад (1-й отсчет) до 33 рад, затем падает до 23,56 рад (281-й отсчет). Коэффициент усиления  $K(s_j)$  изменяется на интервале регистрации в 3 раза, смещение  $m(s_j)$  нарастает от 0 до 0,5. Функция  $F(x(s))$  колеблется в пределах  $-1,25 \div 0,79$  при  $R_2=-1$ ,  $R_3=2$  и в пределах  $-1,33 \div 0$  при  $R_2=-2$ ,  $R_3=2$ . Скользящее сглаживание осуществлялось полиномами 3-й и 4-й степени, сглаживание сигнала между экстремумами — полиномами 5-й степени. Использовалось 9 уровней сечения сигнала.

Некоторые результаты моделирования приведены в таблице. (Отклонения сглаженных значений фазы от истинных  $\Delta(s) = \sum_{i=0}^3 \Delta c_i s^i$  представлены на рис. 4). Первая строка таблицы содержит результаты обработки сигнала с симметричной функцией преобразования ( $R_2=0$ ), нулевым дрейфом уровня ( $R_3=0$ ) и отсутствием затухания ( $R_1=0$ ). Погрешности обусловлены дискретностью съема данных. Смещение рабочей точки в функции  $F$  ( $R_2=-1, -2$ ), вызывающее асимметрию сигнала, оставляет погрешности примерно на том же уровне. Добавление дрейфа  $R_4$  увеличивает погрешности тем значимее, чем более пологи



№ п. п.	$R_t$	$R_s$	$R_e$	$R_s$	$R_e$	$\Delta(s)_{\max}$	$\Delta c_0$	$\Delta c_1$	$\Delta c_2$	$\Delta c_3$
1	0	2	0	0	0	0,0270	-0,0156	$0,583 \cdot 10^{-2}$	$0,33 \cdot 10^{-3}$	$-0,97 \cdot 10^{-4}$
2	0	2	-1	0	0	0,0292	-0,015	$0,706 \cdot 10^{-2}$	$0,313 \cdot 10^{-3}$	$-0,157 \cdot 10^{-3}$
3	0	2	-2	0	0	0,0267	$-0,159 \cdot 10^{-1}$	$0,612 \cdot 10^{-2}$	$0,385 \cdot 10^{-3}$	$-0,152 \cdot 10^{-3}$
4	0	2	-1	0,05	0	0,0420	$0,266 \cdot 10^{-2}$	$0,143 \cdot 10^{-2}$	$0,459 \cdot 10^{-4}$	$-0,14 \cdot 10^{-3}$
5	0,08	2	-1	0,05	0	0,1070	0,0546	-0,0198	$-0,57 \cdot 10^{-3}$	$0,28 \cdot 10^{-3}$
6	0	2	-2	0,05	0	0,1040	0,0933	$0,935 \cdot 10^{-1}$	$-0,123 \cdot 10^{-2}$	$-0,355 \cdot 10^{-3}$
7	0,08	2	-2	0	0	0,180	$0,902 \cdot 10^{-1}$	$-0,135 \cdot 10^{-1}$	$-0,242 \cdot 10^{-2}$	$-0,154 \cdot 10^{-3}$
8	0,08	2	-1	0,05	0,2	0,260	0,048	-0,027	$0,18 \cdot 10^{-2}$	$0,89 \cdot 10^{-3}$
9	0,08	2	-2	0,05	0,2	0,187	0,114	0,0127	$-0,364 \cdot 10^{-2}$	$0,556 \cdot 10^{-4}$
10	0	2	-1	0,05	0,5	0,246	0,147	-0,0145	$-0,139 \cdot 10^{-2}$	$0,771 \cdot 10^{-3}$

№ п. п.	$R_t$	$R_s$	$R_r$	$R_s$	$R_r$	$\sigma$	$\Delta(\delta)_{\max}$	$\Delta\epsilon_0$	$\Delta\epsilon_1$	$\Delta\epsilon_2$	$\Delta\epsilon_3$
1	0	0	2	2	0	0	0,0270	-0,0156	$0,583 \cdot 10^{-2}$	$0,33 \cdot 10^{-3}$	$-0,97 \cdot 10^{-4}$
2	0	-1	2	2	0	0	0,0292	-0,015	$0,706 \cdot 10^{-2}$	$0,313 \cdot 10^{-3}$	$-0,157 \cdot 10^{-3}$
3	0	-2	2	2	0	0	0,0267	$-0,159 \cdot 10^{-1}$	$0,612 \cdot 10^{-2}$	$0,385 \cdot 10^{-3}$	$-0,152 \cdot 10^{-3}$
4	0	-1	2	2	0,05	0	0,0420	$0,266 \cdot 10^{-2}$	$0,143 \cdot 10^{-2}$	$0,459 \cdot 10^{-4}$	$-0,14 \cdot 10^{-3}$
5	0,08	-1	2	2	0,05	0	0,1070	0,0546	-0,0198	$-0,57 \cdot 10^{-3}$	$0,28 \cdot 10^{-3}$
6	0	-2	2	2	0,05	0	0,1040	0,0933	$0,935 \cdot 10^{-1}$	$-0,123 \cdot 10^{-2}$	$-0,355 \cdot 10^{-3}$
7	0,08	-2	2	2	0	0	0,180	$0,902 \cdot 10^{-1}$	$-0,135 \cdot 10^{-1}$	$-0,242 \cdot 10^{-2}$	$-0,154 \cdot 10^{-3}$
8	0,08	-1	2	2	0,05	0,2	0,260	0,048	-0,027	$0,18 \cdot 10^{-2}$	$0,89 \cdot 10^{-3}$
9	0,08	-2	2	2	0,05	0,2	0,187	0,114	0,0127	$-0,364 \cdot 10^{-2}$	$0,556 \cdot 10^{-4}$
10	0	-1	2	2	0,05	0,5	0,246	0,147	-0,0145	$-0,139 \cdot 10^{-2}$	$0,771 \cdot 10^{-3}$