

## КРАТКИЕ СООБЩЕНИЯ

УДК 681.3

**А.Н. Кабанов, Г.И. Нечаев, Д.Н. Фоломкин**

### ПОВЫШЕНИЕ ОПЕРАТИВНОСТИ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДИНАМИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА

*Рассмотрено применение метода определения оптимального временного масштаба для повышения оперативности статистической идентификации динамического объекта.*

**Ключевые слова:** идентификация динамического объекта, реакция объекта на пробное воздействие, оперативный метод спектрального анализа, аппроксимация сигнала, оптимальный временной масштаб, метод определения оптимального временного масштаба.

**Постановка задачи.** В работе [1] был предложен метод для повышения оперативности спектрального анализа процесса. Метод показал высокую эффективность в случае детерминированного входного сигнала. В данной работе будет рассмотрено развитие предложенного метода для решения задач статистической идентификации динамического объекта.

Идентификация динамического объекта предполагает определение его динамических характеристик (ДХ). Наибольшее распространение получил метод определения ДХ с помощью настраиваемой динамической модели, в которой определяются коэффициенты разложения ДХ объекта по некоторой подходящей системе функций при известном масштабном коэффициенте (МК) [2].

Искомая ДХ объекта с одним каналом определяется в виде:

$$g(t) = \sum_{i=1}^n c_i \varphi_i\left(\frac{t}{T}\right)$$

или 
$$W(p) = \sum_{i=1}^n c_i \Phi_i(p), \quad (1)$$

где  $g(t)$ ,  $W(p)$  – соответственно импульсная характеристика, передаточная функция объекта;

$\varphi_i\left(\frac{t}{T}\right)$ ,  $\Phi_i(p)$  – соответственно импульсная характеристика, передаточная функция  $i$ -го элемента используемой системы функций  $\{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n\}^T$ ;  $n$  – число членов разложения;  $C_i$  –

искомые коэффициенты разложения;  $T$  – МК.

На объект подается широкополосное пробное воздействие  $p(t)$  типа белого шума. При этом реакция  $i$ -го элемента на пробное воздействие имеет вид:

$$z_i(t) = \int_0^t p(t - \tau) \varphi_i(\tau) d\tau. \quad (2)$$

Реакция объекта на пробное воздействие имеет вид:

$$y(t) = \sum_{i=1}^n c_i z_i(t). \quad (3)$$

Используя выражение (3), составляем систему из  $n$  уравнений:

$$y(t) \cdot \text{sign}Z_j(t) = \sum_{i=1}^n c_i z_i(t) \cdot \text{sign}Z_j(t), \quad (4)$$

где  $j = \overline{1, n}$ ;  $\text{sign}Z_i(t) = \begin{cases} 1; z_i \geq 0 \\ -1; z_i < 0 \end{cases}$  – знаковая реакция.

Коэффициенты разложения  $C_i$  находятся путем решения системы (4). Изменение МК требует многократного формирования и решения системы (4), что существенно увеличивает время обработки данных. Именно этот недостаток имеет место в известных работах [3-7].

Для сокращения количества операций, а соответственно и времени обработки, предлагается использовать метод определения оптимального МК на основе матричных преобразований [1].

**Решение задачи.** Предложенный метод позволяет найти оптимальный МК и коэффициенты

разложения  $C_i$   $i = \overline{1, n}$  на основе оценок коэффициентов  $\hat{c}_i$ , определенных решением системы (4) только при двух различных значениях МК, а именно  $T = T_{21}$  и  $T = T_{22}$ .

Оценки коэффициентов  $\hat{C} = \{\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_n\}^T$  выступают в качестве «измеряемых» величин и могут быть представлены в виде:

$$\bar{Y}_1 = A^{-1}(T_{21}) \cdot \int_0^{\infty} \bar{Z}\left(\frac{t}{T_{21}}\right) \cdot y(t) dt, \quad (5)$$

$$\bar{Y}_2 = A^{-1}(T_{22}) \cdot \int_0^{\infty} \bar{Z}\left(\frac{t}{T_{22}}\right) \cdot y(t) dt, \quad (6)$$

где  $A(T) = \int_0^{\infty} \bar{Z}\left(\frac{t}{T}\right) \cdot \bar{Z}^T\left(\frac{t}{T}\right) dt$ ,

$$\bar{Z}\left(\frac{t}{T}\right) = \left\{z_1\left(\frac{t}{T}\right), z_2\left(\frac{t}{T}\right), \dots, z_n\left(\frac{t}{T}\right)\right\}^T.$$

Подставляя в уравнения (5), (6) вместо  $y(t)$  его аппроксимирующее выражение

$y_a(t) = \sum_{i=1}^n c_i z_i\left(\frac{t}{T}\right)$ , получаем:

$$\bar{Y}_1 = F_1 \cdot \bar{C}; \quad \bar{Y}_2 = F_2 \cdot \bar{C},$$

где:

$$F_1 = A^{-1}(T_{21}) \cdot B(T_{21}, T);$$

$$F_2 = A^{-1}(T_{22}) \cdot B(T_{22}, T);$$

$$B(T_i, T_j) = \int_0^{\infty} \bar{Z}\left(\frac{t}{T_i}\right) \cdot \bar{Z}^T\left(\frac{t}{T_j}\right) dt.$$

Задавшись некоторым значением  $T = T_1$ , определим новую оценку  $\hat{C}_1$ . Эта оценка зависит от двух параметров:  $T_{21}, T_1$ .

$$\hat{C}_1(T_{21}, T_1) = F_1^{-1} \cdot \bar{Y}_1,$$

где:

$$F_1^{-1} = B^{-1}(T_{21}, T_1) \cdot A(T_{21}). \quad (7)$$

Аналогично, задавшись тем же значением  $T$ , определим новую оценку  $\hat{C}_2$ . Эта оценка будет зависеть от двух параметров:  $T_{22}, T_1$ .

$$\hat{C}_2(T_{22}, T_1) = F_2^{-1} \cdot \bar{Y}_2,$$

где:

$$F_2^{-1} = B^{-1}(T_{22}, T_1) \cdot A(T_{22}). \quad (8)$$

При оптимальном  $T$  оценки  $\hat{C}_1(T_{21}, T_1)$  и  $\hat{C}_2(T_{22}, T_1)$  совпадут (при отсутствии помех). На практике за истинное принимается такое

значение  $T$ , при котором величина квадратичного критерия

$$Q = [\hat{C}_1(T_{21}, T_1) - \hat{C}_2(T_{22}, T_1)]^T \times \\ \times [\hat{C}_1(T_{21}, T_1) - \hat{C}_2(T_{22}, T_1)] = \sum_{i=1}^n \Delta \hat{c}_i^2$$

принимает минимальное значение.

Коэффициенты матриц  $F_j^{-1}, j=1,2$  зависят лишь от отношения  $T_1/T_{21}$  в уравнении (7) и от отношения  $T_1/T_{22}$  в уравнении (8). Матрицы  $F_i^{-1}$  могут быть протабулированы заранее для выбранной системы функций  $\varphi\left(\frac{t}{T}\right)$ .

**Демонстрационный пример.** В качестве объекта принято колебательное звено 2-го порядка с импульсной характеристикой

$$g(t) = \frac{k}{r \cdot T} \cdot e^{-r \cdot \frac{t}{T}} \cdot \sin\left(r \cdot \frac{t}{T}\right),$$

где  $k=1, T=5, r = \sqrt{1-\zeta^2}, \zeta = 0,7$ .

Время переходного процесса для принятого объекта – примерно 50 с. Продолжительность эксперимента примем 600 с (должна быть как минимум в 10 раз больше времени переходного процесса).

В качестве пробного воздействия используется периодический двоичный шум (ПДШ) [7].

На объект действует помеха типа белого шума с амплитудой 20 % от максимальной амплитуды импульсной характеристики, не коррелированная с ПДШ.

В качестве базисных используются функции Лягерра:

$$\varphi_i\left(\frac{t}{T}\right) = \sqrt{\frac{2}{T}} \cdot e^{-\frac{t}{T}} \cdot \sum_{n=0}^{i-1} \frac{(i-1)! \left(-\frac{2}{T}\right)^n}{n!(i-1-n)! n!} \cdot t^n.$$

Количество членов разложения – 5.

Оценки коэффициентов разложения, полученные решением системы (4) для МК  $T_{21}=1$  и  $T_{22}=10$  соответственно:

$$\bar{C}_1 = \{0,05; -0,13; 0,13; -0,13; 0,09\},$$

$$\bar{C}_2 = \{0,22; -0,04; -0,10; -0,07; -0,02\}.$$

Оптимальный МК, найденный на основе матричных преобразований (7-8), равен  $T_{opt} = 3$ .

Коэффициенты разложения при оптимальном масштабе могут быть найдены путем еще одного эксперимента с найденным МК. Но целесообразнее использовать двухэтапный метод оперативного спектрального анализа [8], что позволяет сократить число экспериментов. При

этом коэффициенты разложения находятся из уравнения:

$$[F_1 | F_2]^T \times \vec{C} = [\vec{Y}_1 | \vec{Y}_2]^T.$$

Полученные коэффициенты разложения равны:

$$\vec{C} = \{0,14; -0,21; 0,08; 0,003; -0,03\}.$$

На рисунке 1 сплошной линией представлен исходный процесс  $g(t)$ , пунктирной жирной линией представлена его аппроксимация  $g^*(t)$ , полученная на основе предложенного двухэтапного метода.

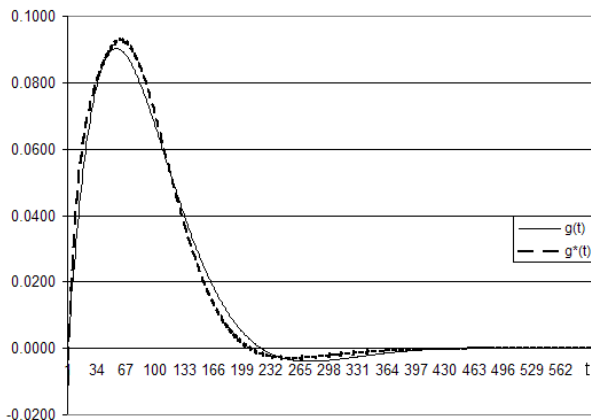


Рисунок 1 - Аппроксимация импульсной характеристики объекта

Относительная ошибка аппроксимации

$$\sigma = \frac{\int_0^{\infty} (g(t) - g^*(t))^2 dt}{\int_0^{\infty} g(t)^2 dt}, \quad \sigma = 0,006.$$

Экспериментальные исследования показали, что предложенный метод на основе матричных преобразований позволяет получать приемлемую для многих реальных случаев аппроксимацию импульсной характеристики даже при отклонении пробного воздействия от белого шума.

**Результаты эксперимента при случайном широкополосном сигнале в качестве пробного воздействия.** Оценки коэффициентов разложения, полученные решением системы (4) для МК  $T_{21}=10$  и  $T_{22}=20$  соответственно:

$$\vec{C}_1 = \{0,12; 0,08; 0; -0,75; 0,19\},$$

$$\vec{C}_2 = \{-0,35; -0,4; -0,05; -0,05; -0,09\}.$$

Оптимальный МК, найденный на основе матричных преобразований (7-8), равен  $T_{opt} = 14$ .

Полученные коэффициенты разложения равны:

$$\vec{C} = \{0,22; 0,02; -0,06; -0,08; -0,05\}.$$

Аппроксимация импульсной характеристики представлена на рисунке 2.

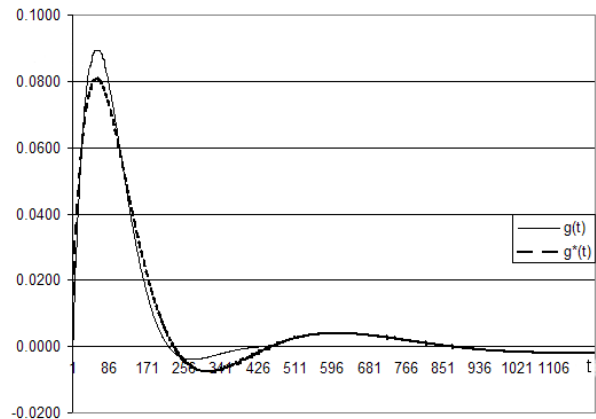


Рисунок 2 - Аппроксимация импульсной характеристики объекта при широкополосном пробном воздействии

Относительная ошибка аппроксимации  $\sigma = 0,021$ .

**Выводы.** 1. Использование метода определения МК на основе матричных вычислений позволяет сократить количество операций при идентификации в  $\frac{T_{22} - T_{21} + 1}{2}$  раз по сравнению с перебором МК [3-7] за счет использования оценок коэффициентов только при двух различных МК.

Например, для первого рассмотренного примера количество операций сокращается в 5 раз.

2. Предварительно рассчитанные матрицы позволяют использовать один и тот же алгоритм или одно и то же устройство для идентификации разномасштабных процессов.

3. Повышается помехоустойчивость идентификации за счет использования интегральных оценок процессов.

4. Рассмотренные примеры показали устойчивость решения при отклонении пробного воздействия от характеристик белого шума.

**Библиографический список**

1. Кабанов А.Н., Нечаев Г.И., Фоломкин Д.Н. Оперативный алгоритм спектрального анализа контролируемого процесса с помощью функций сложной формы // Вестник РГРТУ. № 33. – Рязань, 2010. – С. 103-107.
2. Аппаратура для статистического анализа динамических характеристик сложных объектов / Н.М. Александровский и др. // Идентификация и аппаратура для статистических исследований. – М.: изд-во «Наука», 1970. – С. 260-268.
3. Идентификация и диагностика систем: учебник для студ. высш. учеб. заведений / А.А. Алексеев, Ю.А. Кораблев, М.Ю. Шестопалов. – М.: издательский центр «Академия», 2009. – 352 с.

4. Методы и средства идентификации динамических объектов / А.А. Бессонов, Ю.В. Загайвили, А.С. Маркелов. – Л.: Энергоатомиздат. Ленингр. отделение, 1989. – 280 с.

5. Дедус Ф.Ф., Воронцов В.Б. Диагностика непрерывных систем с использованием ортогональных фильтров // Техническая диагностика. – М.: изд-во «Наука», 1972.

6. Литвинова В.С. Идентификация линейного динамического объекта в условиях действия возмущений на основе его представления в виде комбинации типовых звеньев : автореф. дис. ... канд. техн. наук :

05.13.01. – Рязань, 2009. – 20 с.

7. Сердюк О.А. Методы и алгоритмы обработки информации при идентификации динамических объектов в условиях неопределенности относительно длины весовой функции : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.01. – Москва, 2010. – 25 с.

8. Кабанов А.Н., Нечаев Г.И., Фоломкин Д.Н., Егорова Ю.А., Петрова О.В. Двухэтапный метод оперативного спектрального анализа // Информационные технологии в научных исследованиях / под ред. В.П. Корячко. – Рязань, 2010. – С. 81-87.

УДК 621.391

**С.Н. Бузыкканов**

## АЛГОРИТМ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА РЕЧЕВОГО СИГНАЛА ПРИ НИЗКОЧАСТОТНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ В НИЗКОСКОРОСТНЫХ СИСТЕМАХ ПЕРЕДАЧИ

*Обоснован алгоритм низкочастотной (НЧ) фильтрации речевых сигналов (РС) в весовом пространстве Соболева  $W_2^1$ . Предложено применение данного алгоритма для повышения качества РС в низкоскоростных системах передачи, требующих применения НЧ-фильтров с пониженной частотой среза.*

**Ключевые слова:** *весовое пространство Соболева  $W_2^1$ , низкочастотная фильтрация речевых сигналов.*

**Введение.** Постоянно повышающиеся требования к снижению скорости передачи РС приводят к необходимости уменьшения частоты среза при НЧ-фильтрации, что, в свою очередь, заметно снижает его качество. Основным требованием при этом является восстановление РС на приемной стороне, однако, в условиях конкуренции производителей, будет выигрывать та система, которая обеспечит при данной частоте среза наилучшее качество РС. Поэтому актуальной является задача разработки алгоритмов НЧ-фильтрации, обеспечивающих высокое качество речи при низкой частоте среза НЧ-фильтра.

НЧ-фильтрация является одной из самых распространенных операций при обработке РС [1...3]. При этом по умолчанию подразумевается, что обработка производится в пространстве  $L_2$ , когда ограничения накладываются только на энергию сигнала.

Однако, как было показано в [4...6], более естественным для радиотехнических сигналов является представление в весовом пространстве Соболева (ВПС)  $W_2^1$ , которое накладывает дополнительные ограничения на скорость изменения сигналов, т.е. их производную, и более

соответствует свойствам реализуемых сигналов и устройств обработки, для которых выполняются следующие условия:

$$\begin{aligned} \lim_{x \rightarrow \pm\infty} h(x) = 0, \quad \lim_{x \rightarrow \pm\infty} f(x) = 0, \\ \lim_{x \rightarrow \pm\infty} h'(x) = 0, \quad \lim_{x \rightarrow \pm\infty} f'(x) = 0, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $f(x)$  - обрабатываемый сигнал,  $f'(x)$  - его производная,  $h(x)$  и  $h'(x)$  - импульсная характеристика фильтра и ее производная соответственно.

В связи с этим представляет интерес разработка алгоритмов НЧ-фильтрации РС в весовом пространстве Соболева  $W_2^1$  и исследование их свойств.

**Цель работы.** Разработка и исследование алгоритмов НЧ-фильтрации РС в весовом пространстве Соболева  $W_2^1$ .

**Теоретические основы.** По примеру аналоговой техники под цифровой фильтрацией сигнала подразумевается свертка сигнала с импульсной характеристикой фильтра:

$$f_{out}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{in}(x)h(t-x)dx =$$

$$= \langle f_{in}(x), h(t-x) \rangle_L. \quad (2)$$

Проведем данную операцию в ВПС  $W_2^1$ :

$$\begin{aligned} f_{out}(t) &= \langle f_{in}(x), h(t-x) \rangle_W = \\ &= (1-\alpha) \int_{-\infty}^{\infty} f_{in}(x)h(t-x)dx + \\ &+ \alpha \int_{-\infty}^{\infty} f'_{in}(x)h'(t-x)dx, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $\alpha$  - параметр ВПС [4...6]. В работах [5, 6] доказано, что для аналоговых сигналов спектр в ВПС и спектр в пространстве  $L_2 \forall \alpha \in [0,1]$  совпадают. Пользуясь математическими соотношениями, запишем для ВПС:

$$\begin{aligned} f_{out}(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} h(t-x)((1-\alpha)f_{in}(x) - \alpha f'_{in}(x))dx + \\ &+ \alpha f'_{in}(x)h(t-x) \Big|_{x=-\infty}^{\infty} = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{in}(x)((1-\alpha)h(t-x) - \alpha h'(t-x))dx + \\ &+ \alpha f_{in}(x)h'(t-x) \Big|_{x=-\infty}^{\infty}. \end{aligned} \quad (4)$$

При выполнении одного из условий (1), которые всегда выполняются для реальных сигналов, вторым слагаемым в правой части выражения (4) можно пренебречь. Таким образом, выражение для интеграла свертки при операции фильтрации в ВПС  $W_2^1$  существенно отличается от аналогичного выражения в пространстве  $L_2$ . В спектральной области выражение (4) принимает вид:

$$F_{out}(\omega) = (1 - \alpha + \alpha\omega^2)F_{in}(\omega)H(\omega), \quad (5)$$

где  $F_{out}(\omega)$ ,  $F_{in}(\omega)$  - спектр сигнала на выходе и входе фильтра соответственно,  $H(\omega)$  - частотная характеристика фильтра. Как следует из анализа выражения (5), фильтрация в ВПС сопровождается коррекцией высокочастотной части спектра, что аналогично фильтрации с подъемом высоких частот в пространстве  $L_2$ , являющейся обобщением метода нерезкого маскирования [7]. Следует отметить, что в данном случае характеристики фильтров математически обоснованы, а не следуют из эмпирических заключений.

Рассмотрим применение для обработки РС идеального НЧ-фильтра, описываемого выражением:

$$H(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_s; \\ 0, & |\omega| > \omega_s, \end{cases} \quad (6)$$

где  $\omega_s$  - частота среза, для фильтрации речевого сигнала. Частотные характеристики идеальных низкочастотных фильтров для ВПС при разных значениях параметра  $\alpha$  приведены на рисунке 1.

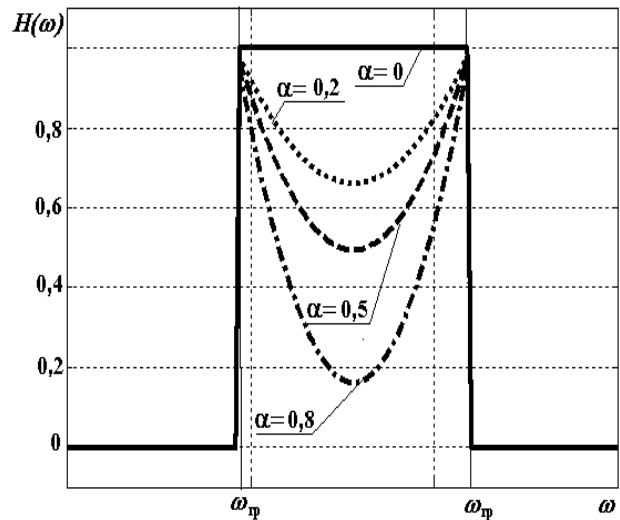


Рисунок 1 – Частотные характеристики низкочастотных фильтров в ВПС для разных значений  $\alpha$

Из анализа рисунка 1 следует, что фильтрация в ВПС приводит к появлению провала в центральной части спектра, что является характерным отличием от аналогичных характеристик в пространстве  $L_2$ .

Таким образом, применение математического аппарата ВПС  $W_2^1$  приводит к существенной модификации низкочастотных фильтров. Исследуем влияние данной модификации на результаты НЧ-фильтрации РС.

**Экспериментальные исследования.** В соответствии с ГОСТ Р 51061-97 и ГОСТ Р 50840-95, для оценки результатов низкочастотной фильтрации РС в ВПС  $W_2^1$  тестовая фраза пропусклась через НЧ-фильтры, полученные при различном значении коэффициента  $\alpha$ , и затем оценивалась комиссией экспертов в количестве 5-ти человек.

На рисунке 2 представлены зависимости оценки субъективного качества речи  $A$  от частоты среза идеального низкочастотного фильтра.

На рисунке 2 график номер один соответствует обработке сигналов в пространстве  $L_2$ , график 2 – обработке сигналов в пространстве  $W_2^1$  при значении коэффициента  $\alpha = 0,2$ , график 3 - при  $\alpha = 0,5$ , график 4 - при  $\alpha = 0,9$ .

Как следует из анализа рисунка 2, при возрастании частоты среза качество речи при обработке в пространстве  $L_2$  возрастает до практически идеального на частоте 8 кГц, что является

известным результатом и подтверждает правильность проведения эксперимента. Графики для пространства  $L_2$  и пространства  $W_2^1$  при  $\alpha = 0,2$  полностью совпадают, что объясняется незначительным отличием характеристик фильтров, которое не определяется на слух. Увеличение значения  $\alpha$  до 0,5 приводит к заметному улучшению (0,3-0,4 балла) качества речи при низкой частоте среза низкочастотного фильтра. При дальнейшем увеличении частоты среза (выше 4 кГц) график 3 почти совпадает с графиком, построенным для пространства  $L_2$ . Большой интерес представляет рассмотрение графика, построенного для  $\alpha = 0,9$ . Для низкой частоты среза (до 4 кГц) качество РС, полученного с помощью фильтрации в пространстве  $W_2^1$ , существенно (по разным оценкам от 0,5 до 1 балла) выше, чем при обработке в пространстве  $L_2$ . Дальнейшее увеличение частоты среза фильтра приводит к снижению качества речи, что связано с пропаданием низкочастотных составляющих сигнала и, соответственно, субъективному ухудшению восприимчивости речи.

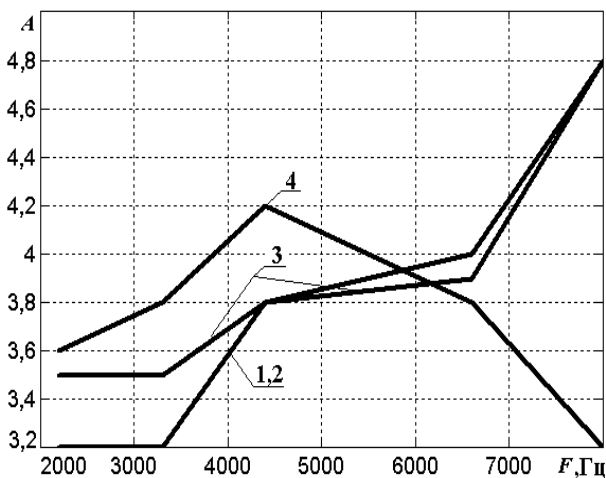


Рисунок 2 – Оценка качества речи при применении идеального низкочастотного фильтра в весовом пространстве Соболева

На рисунке 3 представлены зависимости оценки субъективного качества речи  $A$  от частоты среза для широко применяемой аппроксимации низкочастотного фильтра – фильтра Гаусса, описываемого выражением

$$H(\omega) = e^{-\omega^2/2\omega_s^2}, \quad (7)$$

при тех же обозначениях, что и на рисунке 2.

Графики 1 и 2 также практически совпадают и с ростом частоты среза качество РС постепенно повышается до идеального. График, построенный для значения  $\alpha = 0,9$ , аналогичен графику 4, приведенному на рисунке 2, и его

поведение объясняется теми же причинами.

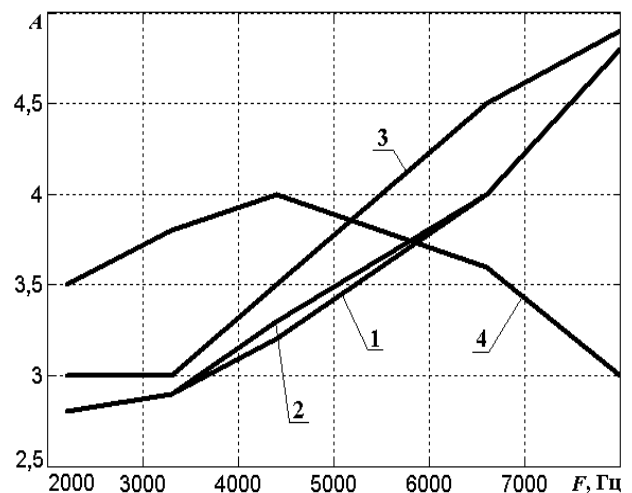


Рисунок 3 – Оценка качества речи при применении низкочастотного фильтра Гаусса в весовом пространстве Соболева

Разница в обработке в пространстве  $L_2$  и в пространстве  $W_2^1$  при  $\alpha = 0,5$  заметна только при высокой частоте среза (8 кГц), когда проявляется эффект подавления низкочастотной части РС, что субъективно существенно снижает качество. График 4, построенный для  $\alpha = 0,9$ , имеет спадающий характер, так как с возрастанием частоты среза эффект подавления низкочастотной составляющей РС проявляется явственней, что приводит к существенному ухудшению качества речи вплоть до пропадания ее разборчивости. В то же время при низкой частоте среза фильтра (2,2 кГц) выигрыш от применения фильтрации в ВПС при  $\alpha = 0,9$  достигает 0,5 балла по сравнению с низкочастотной фильтрацией в пространстве  $L_2$ .

Таким образом, проведенные эксперименты показывают, что при низкой частоте среза низкочастотного фильтра целесообразно фильтрацию РС проводить в ВПС  $W_2^1$ .

**Выводы.** Рассмотрены математические основы низкочастотной фильтрации РС в весовом пространстве Соболева  $W_2^1$ . При этом существенно меняется форма фильтрующих функций, т.к. происходит подъем высокочастотных составляющих спектра. Приведен пример практического применения предложенного алгоритма фильтрации для повышения качества РС, пропущенного через НЧ-фильтр с низкой частотой среза, что особенно актуально для низкоскоростных систем передачи. По результатам экспертной оценки, низкочастотная фильтрация в ВПС позволила повысить качество фильтрованного РС на 0,5-1 балл по пятибалльной шкале в зависимости от частоты среза фильтра и зна-

чения коэффициента  $\alpha$ .

Работа выполнена в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 - 2013 годы (ГК 02.740.11.0470, ГК 16.740.11.0269, ГК.14.740.11.0326), а также при поддержке гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых МК-4899.2011.9 (договор №16.120.11.4899-МК).

#### **Библиографический список**

1. Голд Б., Рэйдер Ч. Цифровая обработка сигналов. М.: Сов. радио, 1973. 367 с.
2. Рабинер Л., Гоулд Б. Теория и применение цифровой обработки сигналов. М.: МИР, 1978. 848 с.
3. Рабинер Л.Р., Шафер Р.В. Цифровая об-

работка речевых сигналов. Пер. с англ. Под ред. М. В. Назарова и Ю. Н. Прохорова. М.: Радио и связь, 1981. 496 с.

4. Кириллов С.Н., Бузыкканов С.Н. Двух-канальная система передачи и обработки сигналов в пространстве Соболева // Вестник РГРТА. Вып. № 10. 2002. С. 6-8.

5. Кириллов С.Н., Бузыкканов С.Н. Оценка спектральной плотности мощности сигналов в модифицированном пространстве Соболева // Радиоэлектроника, 2002. Т.45. №12. С. 46-51. (Известия высших учебных заведений).

6. Кириллов С.Н., Бузыкканов С.Н. Алгоритм дискретного спектрального анализа сигналов в модифицированном пространстве Соболева // Автоматрия. 2003. № 1. С. 88-94.

7. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.

УДК 621.391.037.372

**А.Д. Токарь, Р.В. Иваненко, А.С. Попов**

## **ЭНЕРГЕТИЧЕСКАЯ СКРЫТНОСТЬ ИМПУЛЬСНЫХ СВЕРХШИРОКОПОЛОСНЫХ СИГНАЛОВ ПРИ СУБОПТИМАЛЬНОМ ПРИЕМЕ**

*Предложена методика расчета основных характеристик обнаружения при субоптимальном алгоритме приема импульсных сверхширокополосных сигналов (ИСШПС). Получены выражения, позволяющие уменьшить вероятность пропуска сигнала в зависимости от отношения сигнал/шум и количества различаемых абонентов в среднем на 5...10 %, по сравнению с обычным приемом многолучевого сигнала.*

**Ключевые слова:** субоптимальный прием, характеристики обнаружения, вероятность пропуска, вероятность ложной тревоги.

**Введение.** При организации и планировании связи необходимо учитывать возможность радиоэлектронного подавления (РЭП) радиолиний и перехвата передаваемых сообщений, что, в свою очередь, влияет на способы передачи сообщений. Способность радиоэлектронной системы (РЭС) противостоять средствам РЭП и радиоразведки в значительной степени определяется ее скрытностью (энергетической, структурной и информационной).

Энергетическая скрытность характеризует способность РЭС противостоять мерам, направленным на обнаружение сигнала, структурная скрытность - на выявление его структуры. Наделение РЭС энергетической и структурной скрытностью нашло свое отражение в технологии ИСШПС. Низкая спектральная плотность ИСШПС, отсутствие несущей частоты, малая мощность передатчика ставят систему радиоразведки и РЭП в условия априорной неопределенности сигнала. В данном случае можно говорить лишь об энергетическом обнаружении. Как известно из [1], характеристиками обнаружения

являются:  $P_{лж}$  - вероятность ложной тревоги и  $P_{нс}$  - вероятность пропуска сигнала. Если форма сигнала априори не известна, то единственным признаком его наличия является энергия реализации процесса на входе приемника обнаружения.

**Цель работы** - получение аналитических выражений для основных характеристик энергетической скрытности ИСШПС системы связи, а также моделирование и оценка полученных теоретических зависимостей от отношения сигнал/шум в многолучевом канале распространения, с учетом заранее известного и неизвестного затухания ИСШПС сигнала.

**Теоретические исследования.** Так как в данной работе рассматривается субоптимальный прием ИСШПС в многолучевом канале, то возможны два случая: I - заранее известное затухание в канале; II - хаотическое затухание в канале. С учетом шумоподобности сигнала для получения характеристик обнаружения необходимо учитывать функцию распределения шума, которая представляет собой

функцию распределения абсолютного максимума нормированного гауссовского случайного процесса и может быть представлена в следующем виде [2]:

$$F_N(x) = \begin{cases} \exp(-\frac{\xi}{2\pi} \exp(-\frac{x^2}{2})), & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases} \quad (1)$$

где  $F_N(x)$  - функция распределения шума,  $\xi = (T_2 - T_1) / \Delta$  - приведенная длина априорного временного интервала наблюдения  $[T_1, T_2]$ , имеющая смысл числа разрешаемых СШП сигналов на данном интервале,  $\Delta$  - ширина сигнальной функции. В этом случае вероятность ложной тревоги примет вид:

$$P_{\text{лм}} = 1 - F_N(x). \quad (2)$$

Вероятность пропуска сигнала абонента определяется следующим выражением [3]:

$$P_{\text{нс}} = F_N(x)F_S(x), \quad (3)$$

где  $F_S(x)$  - функция распределения сигнала. Выражения (2), (3) представляют рабочие характеристики системы при известном затухании в многолучевом канале.

В случае неизвестного затухания в многолучевом канале функция распределения шума представляет собой функцию распределения абсолютного максимума случайного процесса  $\chi$  - квадрат с одной степенью свободы и может быть представлена в виде [2]:

$$F_N(x) = \begin{cases} \exp(-\frac{\xi}{\pi} \exp(-x)), & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (4)$$

Полагая, что лучи разделяются, а значения каждого локального максимума выходной статистики субоптимального приемника, связанного с отдельным лучом, заменяются отсчетом в точке его истинного положения, получаем:

$$F_S(x) = \prod_{n=0}^K \int_0^x w_\chi(t, z, \varepsilon_{n0}) dt, \quad (5)$$

где  $w_\chi(x, z) = \frac{1}{\sqrt{\pi x}} \exp(-x + \frac{x^2}{2}) ch(z\sqrt{2x})$  - плотность вероятности для  $\chi$  - квадрат распределения с одной степенью свободы,  $z$  - отношение сигнал/шум по основному лучу многолучевого канала распространения,  $\varepsilon_{n0}$  - относительные амплитуды дополнительных лучей.

Рассмотрим функцию распределения плотности вероятности  $I(x)$  случайной величины  $x$  с распределением  $\chi$  - квадрат [2]:

$$I(x) = \int_0^x w_\chi(x, z) dz, \quad (6)$$

тогда с учетом выражения (5):

$$I(x) = \int_0^x \frac{1}{\sqrt{\pi x}} \exp(-x + \frac{z^2}{2}) ch(z\sqrt{2x}) dz. \quad (7)$$

После проведенных преобразований и учитывая, что

$$\Phi(z) + \Phi(-z) = 1, \quad (8)$$

где  $\Phi(z) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^z e^{-\frac{x^2}{2}} dx$  - интеграл вероятности, получаем следующее выражение для  $I(x)$ :

$$I(x) = \Phi(z + \sqrt{2x}) - \Phi(z - \sqrt{2x}). \quad (9)$$

Учитывая, что при большом аргументе можно считать  $\Phi(z + \sqrt{2x}) \approx 1$ , выражение (8) примет вид:

$$I(x) \approx \Phi(\sqrt{2x} - z). \quad (10)$$

После ранее сделанных преобразований выражение (5) примет следующий вид:

$$F_S(x) = \prod_{n=0}^K [\Phi(\varepsilon_{n0}z + \sqrt{2x}) - \Phi(\varepsilon_{n0}z - \sqrt{2x})]. \quad (11)$$

При большом отношении сигнал/шум в случае известного затухания в канале вместо выражения (10) можно использовать следующее выражение:

$$F_S(x) \approx \prod_{n=0}^K \Phi(\sqrt{2x} - \varepsilon_n z_0). \quad (12)$$

С учетом (11) выражение (2) примет вид

$$P_{\text{лм}} = 1 - \exp(-\frac{\xi M}{2\pi} \exp(-\frac{h^2}{2})), h \geq 0, \quad (13)$$

где  $M$  - число сигналов,  $h$  - величина порога обнаружения, выбранная по критерию Неймана - Пирсона. Кроме того, будем полагать равными отношения сигнал/шум во всех каналах приема системы связи.

Таким образом, при известном затухании в канале вероятность пропуска сигнала абонента будет определяться следующим выражением:

$$P_{\text{нс}} = \exp(-\frac{\xi M}{2\pi} \exp(-\frac{h^2}{2})) \prod_{n=0}^K \Phi(h - \varepsilon_n z_0), \quad (14)$$

а при хаотическом затухании в канале

$$P_{\text{лм}} = 1 - \exp\left(-\frac{\xi M}{\pi} \exp(-h)\right), h \geq 0, \quad (15)$$



$$P_{nc} = \exp\left(-\frac{\xi M}{\pi} \exp(-h)\right) \times \prod_{n=0}^K \left[ \Phi(\varepsilon_{n0} z_0 + \sqrt{2h}) - \Phi(\varepsilon_{n0} z_0 - \sqrt{2h}) \right]. \quad (16)$$

**Результаты расчета.** Проверка адекватности полученных аналитических выражений (13)-(16) осуществлялась с помощью расчета характеристик субоптимального приема сигналов в многолучевом канале с известной и неизвестной амплитудой затухания в сравнении с однолучевым приемом. Обнаружение ИСШПС при однолучевом приеме осуществлялось с помощью порогового энергетического обнаружителя со следующими характеристиками [4]:

$$P_{лт} = 1 - \frac{\Gamma(N/2; \gamma^2/2)}{\Gamma(N/2)}, \quad (17)$$

$$P_{nc} = \frac{\Gamma\left(\frac{N}{2}, \frac{\gamma^2}{2} \cdot \frac{N_0}{N_c + N_0}\right)}{\Gamma(N/2)}, \quad (18)$$

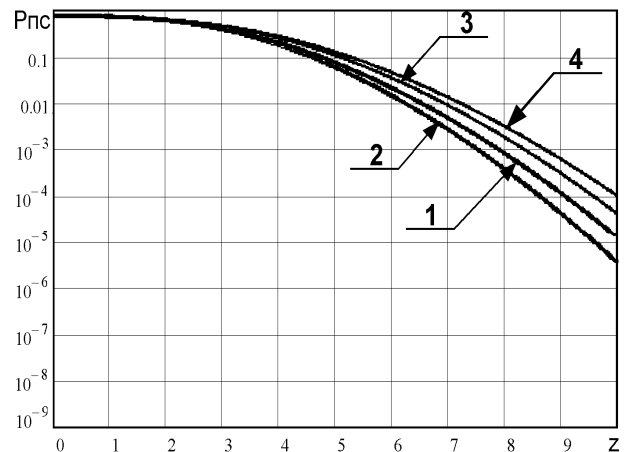
где  $\gamma^2$  - константа, определяемая критерием приема ИСШПС,  $N_c$  - спектральная плотность мощности сигнала,  $N$  - число отсчетов процесса  $x(t)$  за интервал наблюдения,  $N_0$  - спектральная плотность мощности шумов. При малом отношении сигнал/шум на входе, что обычно имеет место на практике, для уверенного обнаружения необходимо иметь большее время анализа.

При моделировании использовались следующие условия:

- 1) число различаемых сигналов  $M = 10$  ;
- 2) приведенная длина априорного интервала  $\xi = 100$  ;
- 3) порог обнаружения  $h$  выбирался по критерию Неймана – Пирсона при условии, что вероятность ложной тревоги не превышает заданной величины  $10^{-3}$  ;
- 4) максимальное количество дополнительных лучей  $K = 3$  ;
- 5) относительные амплитуды дополнительных лучей соответственно равны  $\varepsilon_1 = 0,15$  ;  $\varepsilon_2 = 0,5$  ;  $\varepsilon_3 = 0,75$  ;
- 6) относительная амплитуда сигнала по основному лучу  $A_0 = 1$ .

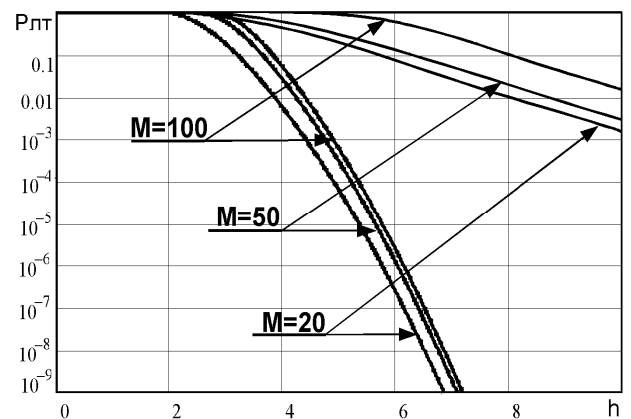
На рисунке 1 представлены вероятности пропуска сигнала, при этом кривые 1 и 2 соответствуют случаю рассматриваемого субоптимального приема многолучевого сигнала с известным и неизвестным затуханием в канале, а 3 и 4 - однолучевого приема при использовании

энергетического порогового обнаружителя соответственно.



**Рисунок 1 - Вероятность пропуска сигнала для субоптимального приема**

На рисунке 2 представлены вероятности ложной тревоги для субоптимального приема  $M$  сигналов. Исходя из полученных зависимостей, можно сделать вывод, что с увеличением числа различаемых сигналов наблюдается относительное «насыщение» характеристик, то есть дальнейшее увеличение числа сигналов  $M$  уже слабо сказывается на характеристиках.



**Рисунок 2 - Вероятность ложной тревоги для субоптимального приема**

**Выводы.** Таким образом, на основе предположений об известной выходной статистике многолучевого канала и априорного интервала возможных временных положений наблюдаемых сверхширокополосных сигналов были найдены выражения для вероятности пропуска и вероятности ложной тревоги субоптимального приема, в зависимости от отношения сигнал/шум  $z$  и числа сигналов  $M$ .

Показано, что с увеличением числа различаемых сигналов наблюдается относительное «насыщение» характеристик, то есть дальнейшее увеличение числа сигналов  $M$  уже слабо сказывается на величине  $P_{лт}$ , что особенно актуаль-

но при практической реализации многопользовательских ИСШПС систем.

Поведение зависимостей для вероятности пропуска от числа сигналов имеет тот же характер, что и для вероятности ложной тревоги, однако при субоптимальном приеме вероятность пропуска в среднем на 5...10 % меньше, по сравнению с приемом многолучевого сигнала, в канале с известным и неизвестным затуханием при прочих равных условиях. Таким образом, результаты расчета позволяют сделать вывод о выигрыше в скрытности системы связи при использовании субоптимального алгоритма приема ИСШПС.

Полученные результаты могут быть исполь-

зованы при синтезе алгоритмов обработки импульсных сверхширокополосных сигналов.

#### Библиографический список

1. Григорьев В.А. Сигналы современных зарубежных систем электросвязи. – СПб.: ВАС, 2007. - 368 с.
2. Трифионов А.П., Шинаков Ю.С. Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех. – М.: Радио и связь, 1986. - 264 с.
3. Радченко Ю.С. Совместное асинхронное обнаружение-различение сигналов на выходе многолучевых каналов с замираниями / Ю.С. Радченко, А.П. Трифионов // Изв. вузов. Радиоэлектроника, 2005. - № 2. - С. 3-12.
4. Варакин Л.Е. Системы связи с шумоподобными сигналами. – М.: Радио и связь, 1986. - 384 с.

УДК 004.932.04

*Е.Е. Королев*

## АЛГОРИТМЫ КОМПЕНСАЦИИ ЯРКОСТНЫХ НЕОДНОРОДНОСТЕЙ НА ПАНХРОМАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Проводится описание алгоритмов решения задачи компенсации яркостных неоднородностей, возникающих в результате падения теней от высотных инженерных объектов на близлежащие здания на панхроматических изображениях высокого пространственного разрешения.*

**Ключевые слова:** тени, сегментация, восстановление яркости.

**Введение.** Для использования изображений, полученных от космического аппарата (КА), исходный снимок необходимо обработать в несколько этапов, таких как трансформирование, географическая привязка, фото- и радиометрическое выравнивание. На изображениях, полученных во время съемки высотных инженерных объектов, возникают яркостные неоднородности в виде теней, отбрасываемых зданиями из-за падающего на них солнечного света. Задача компенсации яркостных неоднородностей относится к задаче фотовыравнивания, которая основана на видоизменении гистограммы  $f$  затененной части изображения  $B$  с элементами  $b_{shadow}(m, n)$  (рисунок 1) с целью получения однородного по яркости изображения  $B'$  с элементами  $b'_{shadow}(m, n)$ .

*Цель настоящей работы* – анализ и нахождение путей решения задачи фотовыравнивания искаженного тенью панхроматического изображения высокого пространственного разрешения.

**Теоретические исследования.** Выделение теней на изображении. Проведенные ранее ис-

следования [1] показали, что алгоритмы, применяемые ко всему изображению, неэффективны, и поэтому необходимо восстанавливать только затененные области, для чего нужно надежно их выделить.



**Рисунок 1 - Исходное изображение**

Для сегментации изображений [2] применяются математический аппарат искусственных

нейронных сетей, рассмотренный в работах Гонсалеса [3], Казановича, а также алгоритмы выравнивания областей. В результате сегментации из-за неправильной классификации в областях могут появиться пробелы. Для их устранения применяются последовательно операции морфологической обработки – дилатация и эрозия, которые заполняют пробелы до 2-х пикселей в ширину и в то же время сохраняют первоначальные границы областей [3].

В результате операции сегментации (рисунок 2, а) полученное изображение можно записать в виде:

$$B = B_{shadow} \cup B_{non-shadow};$$

$$B_{shadow} \cap B_{non-shadow} = 0,$$

где  $B_{shadow}$  - затененные пиксели,  $B_{non-shadow}$  - пиксели фона.

Следующим шагом является восстановление искаженных данных.

*Восстановление данных изображения.* Восстановление яркости затененных областей предлагается осуществлять с помощью следующих алгоритмов:

- 1) гамма-коррекция [3];
- 2) линейно-корреляционное восстановление [3];
- 3) сопоставление гистограмм (локальное и глобальное) [5].

*Алгоритм гамма-коррекции* предполагает восстановление яркости изображения по формуле:

$$b'_{shadow}(m, n) = b_{shadow}(m, n)^{\frac{1}{\gamma}}, \quad (1)$$

где  $\gamma$  - степень преобразования исходного пиксела. На практике значения  $b_{shadow}(m, n)$  нормализуются относительно длины яркостного диапазона  $l$ , для КА «Ресурс-ДК1»  $l = 1023$ , таким образом, выражение (1) можно записать с следующим виде:

$$\frac{b'_{shadow}(m, n)}{1023} = \frac{b_{shadow}(m, n)^{\frac{1}{\gamma}}}{1023}.$$

*Алгоритм линейно-корреляционного восстановления.* Если тень моделируется как комбинация аддитивного и мультипликативного шума, то восстановление производится по формуле вида:

$$B'_{shadow} = k \cdot B_{shadow} + c, \quad (2)$$

где  $k$  – мультипликативная составляющая;  
 $c$  – аддитивная составляющая;

Выведем уравнение преобразования изобра-

жения. Возьмем от выражения (2) математическое ожидание:

$$M[B'_{shadow}] = k \cdot M[B_{shadow}] + c \quad (3)$$

и дисперсию:

$$D[B'_{shadow}] = k^2 \cdot D[B_{shadow}],$$

из предыдущего выражения получим оценку значения параметра  $k$  :

$$\hat{k} = \sqrt{\frac{D[B'_{shadow}]}{D[B_{shadow}]}} ,$$

где  $D[B'_{shadow}] = \sigma^2(B_{non-shadow})$ ,  
 $D[B_{shadow}] = \sigma^2(B_{shadow})$ .

Из выражения (3) найдем оценку параметра  $c$  :

$$\hat{c} = M[B'_{shadow}] - \hat{k}M[B_{shadow}],$$

тогда выражение (2) запишем как:

$$B'_{shadow} = \sqrt{\frac{D[B_{non-shadow}]}{D[B_{shadow}]}} \times$$

$$\times B_{non-shadow} + M[B_{non-shadow}] -$$

$$\sqrt{\frac{D[B_{non-shadow}]}{D[B_{shadow}]}} M[B_{shadow}].$$

Рассчитаем соответствующие средние значения и дисперсии для затененных пикселей, и пикселей фона:

$$\bar{b}_{shadow}(m, n) = M[B_{shadow}],$$

$$\bar{b}_{non-shadow}(m, n) = M[B_{non-shadow}].$$

Найдем оценку значения коэффициента  $k$ . Дисперсию затененной части изображения и фона рассчитаем по формулам:

$$d_{shadow}(m, n) = D[B_{shadow}],$$

где  $d_{shadow}(m, n)$ -дисперсия затененных пикселей;

$$d_{non-shadow}(m, n) = D[B_{non-shadow}],$$

где  $d_{non-shadow}(m, n)$ -дисперсия пикселей фона. Оценка значения коэффициента  $k$  :

$$\hat{k} = \sqrt{\frac{d_{non-shadow}(m, n)}{d_{shadow}(m, n)}} .$$

Найдем оценку значения коэффициента  $c$  :

$$\hat{c} = \bar{b}_{non-shadow}(m, n) - \hat{k}\bar{b}_{shadow}(m, n) = ,$$

$$\bar{b}_{non-shadow}(m, n) = \sqrt{\frac{d_{shadow}(m, n)}{d_{non-shadow}(m, n)}} \times \bar{b}_{shadow}(m, n).$$

Подставляя полученные оценки в формулу (2), получаем выражение для поэлементного преобразования:

$$b_{non-shadow}(m, n) = \sqrt{\frac{d_{shadow}(m, n)}{d_{non-shadow}(m, n)}} \times b_{shadow}(m, n) + \bar{b}_{non-shadow}(m, n) - \sqrt{\frac{d_{shadow}(m, n)}{d_{non-shadow}(m, n)}} \bar{b}_{shadow}(m, n).$$

Алгоритм сопоставления гистограмм является классическим подходом, который используется для приведения распределения яркости тени к распределению яркости фона.

Алгоритм включает в себя следующие этапы:

- 1) формирование функции распределения пикселей фона;
- 2) формирование функции распределения пикселей тени;
- 3) поэлементное преобразование.

Значения функции распределения яркостей пикселей фона получим по формуле:

$$G(b_{non-shadow}(m, n)) = g(b_{non-shadow}(m, n)) + G(b_{non-shadow}(m, n) - 1),$$

где  $g(b_{non-shadow}(m, n))$  – гистограмма  $B_{non-shadow}$ ,  $b_{non-shadow}(m, n) \in \overline{0, 1023}$ .

Значения функции распределения яркостей затененных пикселей получим по формуле:

$$F(b_{shadow}(m, n)) = f(b_{shadow}(m, n)) + F(b_{shadow}(m, n) - 1),$$

где  $f(b_{shadow}(m, n))$  – гистограмма  $B_{shadow}$ ,  $b_{shadow}(m, n) \in \overline{0, 1023}$ .

На третьем этапе производится поэлементное преобразование по формуле:

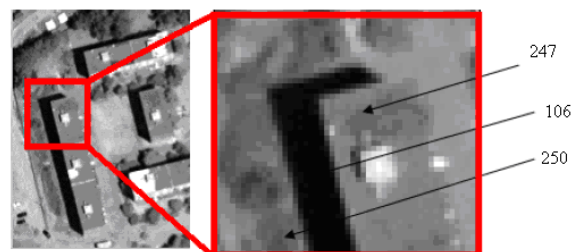
$$b'_{shadow}(m, n) = G(F^{-1}(b_{shadow}(m, n))).$$

**Экспериментальные исследования.** Приведенные выше алгоритмы были опробованы на предварительно отсегментированном изображении (рисунок 2, а), результаты приведены на рисунке 2, б-г.

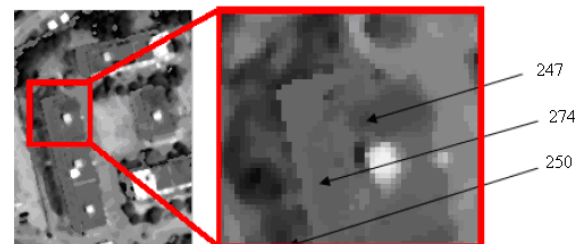
Обобщенные данные, полученные в результате применения вышеуказанных подходов, приведены в таблице.

Результаты восстановления различными алгоритмами

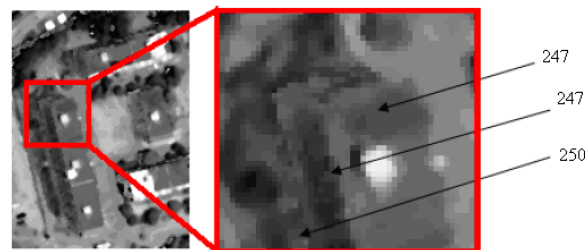
Алгоритм	Яркость крыши здания	Яркость стены здания	Яркость поверхности
Исходные значения	247	106	250
Гамма-коррекции	247	274	250
Линейно-корреляционной	247	247	250
Приведения гистограммы	247	185	250



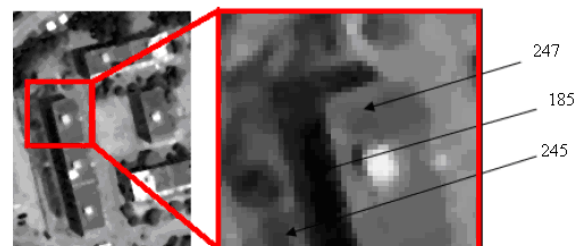
а



б



в



г

Рисунок 2 - Исходное изображение (а), скорректированное изображение гамма-коррекция (б); линейно-корреляционная (в); сопоставление гистограмм (г)

**Вывод.** Обработка натурной информации со спутника «Ресурс-ДК1» показала, что из представленных алгоритмов контрастирования для решения задачи фотовыравнивания лучшие результаты получены с помощью линейно-корреляционного подхода. Алгоритмы гамма-коррекции и приведения гистограммы также применимы к восстановлению яркости тени, но не так эффективны, как линейно-корреляционный метод.

**Библиографический список**

1. *Королев Е.Е.* Компенсация яркостных неоднородностей на спутниковых изображениях с использованием алгоритмов контрастирования. Математичес-

кое и программное обеспечение вычислительных систем». - 2010, с. 71-76.

2. *Розенфельд А.* Распознавание и обработка изображений. – М.: Мир, 1987. – 274 с.

3. *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. Техносфера, 2005.-1067 с;

4. *Казанович Я.Б.* Сегментация изображений с помощью динамических нейронных сетей.- *Нейроинформатика*, 2008. – 60 с.

5. *Sarabandi P., Yamazaki F., Matsuoka M. and Kiremidjian A.*, “Shadow Detection and Radiometric Restoration in Satellite High Resolution Images,” *Proceedings of IGARSS-2004, September 2004, Anchorage, Alaska.* - 4 p.