

Введение

Задачи обнаружения сигналов на фоне коррелированных помех часто встречаются в радио- и гидролокации, в статистической теории связи, в медицинской диагностике и во многих других областях науки и техники.

Решение таких задач может осуществляться с использованием процедур декорреляции или выбеливания наблюдений [1,2,3]. Если вероятностные характеристики помех неизвестны или они изменяются во времени, то целесообразно использовать адаптивные алгоритмы декорреляции [2,3,6]. Однако вычислительные затраты для реализации многих известных процедур декорреляции весьма значительны, что затрудняет их техническую реализацию, особенно в режиме реального времени. В связи с этим возникает проблема создания относительно простых и эффективных процедур адаптивной декорреляции.

В настоящей работе такая проблема решается на основе метода адаптивной псевдоградиентной декорреляции наблюдений [4,5], при обнаружении сигналов известной формы на фоне стационарных и нестационарных коррелированных помех.

Синтез алгоритмов обнаружения

В известных оптимальных алгоритмах обнаружения детерминированного сигнала \bar{S} на фоне гауссовской помехи с корреляционной матрицей R решающее правило имеет вид [1-3]:

$$\bar{x}^T R^{-1} \bar{S} \begin{cases} \geq \Lambda_0 \rightarrow H_1 \\ < \Lambda_0 \rightarrow H_0 \end{cases},$$

где H_1 - гипотеза о наличии сигнала; H_0 - гипотеза об его отсутствии; \bar{x} - вектор наблюдений. В методах выбеливания и ортогональных преобразований [2,3,6], алгоритм обнаружения записывают следующим образом:

$$\bar{x}_V^T \bar{S}_V \begin{cases} \geq \Lambda_0 \rightarrow H_1 \\ < \Lambda_0 \rightarrow H_0 \end{cases},$$

где $\bar{x}_V = V^T \bar{x}$, $\bar{S}_V = V \bar{S}$, V - нижняя треугольная матрица такая, что $R^{-1} = V^T V$. Операцию $V^T \bar{x}$ можно рассматривать как декорреляцию входных наблюдений, для выполнения которой должна быть известна матрица R . Если матрица R априори неизвестна, то могут быть использованы адаптивные процедуры декорреляции с предварительным оцениванием элементов матрицы R [3,6]. Подобные идентификационные процедуры имеют ограниченное применение, если накладываются жесткие ограничения на время обработки. Рассмотрим более простые безидентификационные адаптивные процедуры декорреляции и алгоритмы обнаружения, выполняемые на их основе.

Пусть имеется случайная последовательность (СП) $x(i) (i=1, 2, \dots)$, с нулевым средним и неизвестной корреляционной функцией (КФ) $R_x(m,l) = M \{x(m), x(m+l)\}$, где $M \{ \cdot \}$ - операция математического ожидания. Наблюдения $x(i)$ могут содержать сигнал известной формы \bar{S} . В предлагаемых алгоритмах решающее правило имеет вид:

$$\bar{z}^T \bar{S}^{-1} \begin{cases} \geq \Lambda_0^{11} \rightarrow H_1 \\ < \Lambda_0^{11} \rightarrow H_0 \end{cases},$$

где \bar{z} - вектор наблюдений после процедуры адаптивной декорреляции вектора \bar{x} , т.е. $\bar{z} = L\{\bar{x}\}$.

Здесь $L\{ \cdot \}$ - оператор адаптивной декорреляции, а \bar{S}^{-1} - вектор сигнала после адаптивной декорреляции: $\bar{S}^{-1} = L\{\bar{S}\}$. Оператор адаптивной декорреляции должен обеспечивать выполнение условия

$$R_z(m,p) = M\{z(m) \cdot z(m+p)\} \rightarrow 0 \tag{1}$$

для всех m и p . Такой оператор можно представить в виде почти произвольной линейной комбинации наблюдений:

$$z(i) = x(i) - \sum_{\substack{j=-n \\ j \neq 0}}^n c_{ij} x(i+j) \tag{2}$$

где $\bar{c}_i = \{c_{i-n}, c_{i-n+1}, \dots, c_{i,n-1}, c_{i,n}\}$ – вектор весовых коэффициентов для i -го отсчета СП, $2n$ – размер области весового суммирования. Для того, чтобы обеспечить выполнение условия (1) необходимо изменять значение \bar{c}_i в соответствии с изменением вероятностных свойств СП $x(i)$. Значение вектора \bar{c}_i предлагается вычислить с помощью псевдоградиентной процедуры [7],

$$\bar{c}_{i+1} = \bar{c}_i - \lambda_i \varphi(\nabla Q(\bar{c}_i)) \quad (3)$$

где $\nabla Q(\bar{c}_i)$ – градиент реализации функционала качества алгоритма декорреляции, т.е. $\nabla Q(\bar{c}_i) = \nabla J(\bar{c}_i) + \xi_i$; $J(\bar{c}_i)$ – функционал качества; ξ_i – ошибка наблюдения на i -м шаге; $\varphi(\cdot)$ – некоторая функция от реализации градиента функционала качества; $\bar{\lambda}_i$ – вектор скалярных коэффициентов. Для сходимости процедуры (3) необходимо выполнение условия псевдоградиентности $M\{\nabla J^T(\bar{c}_i) \cdot \varphi(\nabla Q(\bar{c}_i))\} \geq 0$. В качестве функции $\varphi(\cdot)$ может быть выбрана, например, знаковая функция $\varphi(\cdot) = \text{sign}(\cdot)$. Функционал $Q(\bar{c}_i)$ может быть определен несколькими способами. Известно, что адаптивные алгоритмы делятся на два класса. Первый класс – идентификационные, а второй класс – безыдентификационные алгоритмы. В алгоритмах первого класса осуществляется предварительное оценивание неизвестных параметров наблюдений, а затем эти оценки используются для определения параметров алгоритма обработки. Характерной особенностью идентификационных процедур является то, что их качество может зависеть от погрешностей оценок параметров наблюдений, а при их технической реализации требуются дополнительные вычислительные ресурсы для определения оценок параметров наблюдений. В алгоритмах второго класса параметры алгоритма обработки СП изменяются в соответствии с изменением некоторого наблюдаемого функционала качества. Таким функционалом может быть например,

$$Q(\bar{c}_i) = \sum_{k=1}^N \{z(i) \cdot z(i+k)\}^2, \quad (4)$$

где N – область декорреляции. Реализация градиента этого функционала качества имеет вид:

$$\nabla Q(\bar{c}_i) = \frac{\partial}{\partial c_i} \left\{ \sum_{k=1}^N (z(i) \cdot z(i+k))^2 \right\} \quad (5)$$

Определим компоненты вектора $\nabla Q(\bar{c}_i)$. Для этого запишем частные производные

$$\frac{\partial}{\partial c_{ij}} \left\{ \sum_{k=1}^N (z(i) \cdot z(i+k))^2 \right\} = \sum_{k=1}^N 2 \cdot (z(i) \cdot z(i+k)) \cdot \left\{ \frac{\partial z(i)}{\partial c_{ij}} \cdot z(i+k) + \frac{\partial z(i+k)}{\partial c_{ij}} \cdot z(i) \right\} \quad (6)$$

Учитывая (2), преобразуем это соотношение к виду:

$$\frac{\partial}{\partial c_{ir}} \left\{ \sum_{k=1}^N (z(i) \cdot z(i+k))^2 \right\} = -2z(i) \sum_{k=1}^N z(i+k) \cdot (x(i+r) \cdot z(i+r) + x(i+k+r) \cdot z(i)) \quad (7)$$

где $r = -n, -n+1, \dots, -1, 1, \dots, n-1, n$. Следовательно, компоненты вектора весовых коэффициентов \bar{c}_i вычисляются с помощью следующей рекуррентной формулы:

$$c_{i+1,r} = c_{i,r} + \lambda_{i,r} \text{sign} \left\{ z(i) \cdot \sum_{k=1}^N z(i+k) \cdot (x(i+r) \cdot z(i+r) + x(i+k+r) \cdot z(i)) \right\} \quad (8)$$

где $r = -n, -n+1, \dots, -1, 1, \dots, n-1, n$. Кроме линейной комбинации (7) в процедуре декорреляции можно использовать односторонние комбинации

$$z(i) = x(i) - \sum_{j=-m}^{-1} c_{ij} x(i+j), \quad z(i) = x(i) - \sum_{j=1}^n c_{ij} x(i+j) \quad (9)$$

Результаты численного моделирования

Численное моделирование предложенных алгоритмов проводилось как для стационарных, так и для нестационарных СП. Результаты исследования процедуры декорреляции для СП с различными КФ приведены в [4,5]. Ниже представлены характеристики алгоритма обнаружения для СП с КФ вида $R_x(u) = \rho^{|u|}$.

Характеристики получены для "точечного" сигнала $\bar{S}_1 = \{0,1,0\}$ и для протяженного сигнала $\bar{S}_2 = \{0,1,1,1,1,1,0\}$ при $\rho = 0,9$, $\sigma_x^2 = 1$, $M\{x(i)\} = 0$, $P_F = 10^{-2}$. Предполагалось, что $\bar{\lambda}$ – имеет постоянное значение для всех компонент вектора весовых коэффициентов \bar{c}_i ($\bar{\lambda} = 0,0015$), область весового суммирования включает семь отсчетов, а область декорреляции – три отсчета. Анализ полученных результатов показывает, что при погрешности определения P_D равной $\delta = 0,001$ и доверительной вероятности равной $P_\beta = 0,99$, полученные характеристики обнаружения неразличимы. Такой же вывод можно сделать и при

анализе зависимостей значений порогового сигнала для \bar{S}_1 и псевдоградиентных процедур от коэффициента корреляции (рис.1). На этом рисунке кривая 2 соответствует оптимальному алгоритму, а кривая 1 – адаптивному.

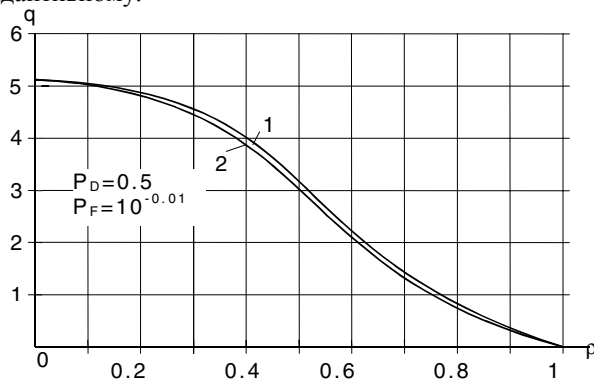


Рис. 1

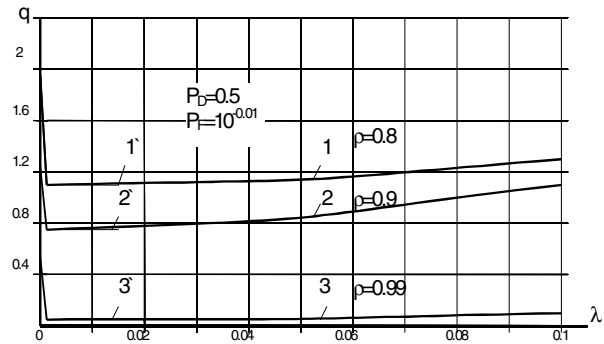


Рис. 2

На рис.2 представлены зависимости порогового сигнала обнаружения адаптивного алгоритма по уровню $P_D=0.5$ при $P_F=0.01$ от величины шага $\bar{\lambda}$. Кривая 1 соответствует значению $\rho=0.8$, кривая 2 соответствует значению $\rho=0.9$, кривая 3 $\rho=0.99$. Анализ этих зависимостей показывает, что значение коэффициента шага $\bar{\lambda}$ должно принадлежать интервалу $\lambda \in [0,001;0,02]$. При этих значениях $\bar{\lambda}$ характеристики обнаружения практически совпадают с характеристиками оптимального алгоритма.

Проведенные исследования показали, что значение порогового сигнала с увеличением области декорреляции от одного отсчета до 20 отсчетов может снижаться не более чем на 0,6 дБ, что во многих практических случаях несущественно. Таким образом значение N целесообразно выбирать из диапазона от 3-х до 6 отсчетов. Исследования также показали, что качество обнаружения практически не зависит от величины области прогноза. При практической же реализации алгоритмов обнаружения рекомендуется величину области прогноза выбирать из диапазона от трех ($n=1$) до девяти ($n=4$) отсчетов.

Заключение

Проведенные исследования показали, что предложенные адаптивные алгоритмы обнаружения имеют эффективность сравнимую с потенциально достижимой, режим их работы близок к режиму реального времени, а их техническая реализация может быть осуществлена относительно простыми способами с использованием современной элементной базы.

Литература

1. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники, М.: Изд-во Радио и связь,1989, 659с.
2. Тихонов В.И., Кульман Н.К. Нелинейная фильтрация и квазикогерентный прием сигналов, М.: Изд-во Сов. радио, 1975, 704с.
3. Ширман Я.Д., Манжос В.Н. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех, М., 1984, 416с.
4. Агеев С.А., Васильев К.К. Адаптивная декорреляция случайных последовательностей // L|| Научная сессия, посвященная Дню радио, Тез. докл., М., 1997, с.58-59.
5. Агеев С.А., Васильев К.К. Алгоритм адаптивного выбеливания случайных последовательностей // Тез. докладов МНТК “Спутниковые системы связи и навигации”, Красноярск,1997, с.113-119.
6. Обработка сигналов в радиотехнических системах: Учеб. пособие/Долматов А.Д., Елисеев А.А. и др.; Под ред. А.П. Лукошкина. - Л., 1987, 400с.
7. Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З. Псевдоградиентные алгоритмы адаптации и обучения, Автоматика и телемеханика, 1973, N 3, с.45-68.

ALGORITHMS OF SIGNAL DETECTION BASED ON THE METHOD OF ADAPTIVE DECORRELATION OF OBSERVATIONS

Vasilyev K. K., Ageev S. A.

432027 Ulyanovsk, Severny Venets St., 32, CAD/CAM systems department

The problems of signal detection on the background of correlated noise are often encountered in radars and sonars, in the statistical theory of communications, in medical diagnostics, and in many other fields of science and engineering.

Such problems can be solved by means of the procedures of decorrelation and whitening of observations. If probability characteristics of noise are not known, or if they change with time, it is reasonable to use adaptive decorrelation algorithms. However, computational overhead of implementation of many known decorrelation procedures is considerable, which hampers their technical implementation, particularly in real time. This leads to the emergence of the problem of development of relatively simple and efficient adaptive decorrelation procedures.

This problem is solved in the paper on the basis of the method of adaptive pseudogradient decorrelation of observations, when signals of the known form are detected on the background of stationary and non-stationary correlated noise.

In the known optimum signal detection algorithms, sufficient statistic being compared with the threshold has the form of:

$$\bar{z}^T \bar{S}^{-1} \begin{cases} \geq \Lambda_0^{11} \rightarrow H_1 \\ < \Lambda_0^{11} \rightarrow H_2 \end{cases},$$

where \bar{z} is the observation vector after implementation of the adaptive decorrelation procedure of vector x , i.e. $\bar{z} = L\{x\}$, where $L\{\cdot\}$ is the adaptive decorrelation operator, while \bar{S}^{-1} is the signal vector after adaptive decorrelation: $\bar{S}^{-1} = L\{\bar{S}\}$. The adaptive decorrelation operator should ensure that condition

$$R_z(m, p) = M\{z(m) \cdot z(m+p)\} \rightarrow 0 \quad (1)$$

be satisfied for all m and p . Such an operator can be represented as an almost arbitrary combination of observations:

$$z(i) = x(i) - \sum_{\substack{j=-n \\ j \neq 0}}^n c_{ij} \cdot x(i+j), \quad (2)$$

where $\bar{c}_i = \{c_{i,-n}, c_{i,-n+1}, \dots, c_{i,n-1}, c_{i,n}\}$ is the vector of weight factors for i count of RS, $2n$ is the dimension of the range of weighted summation. For condition (1) to be satisfied, it is necessary to alter the value of \bar{c}_i in accordance with the change of probability characteristics of RS $x(i)$. It is suggested to calculate the value of vector \bar{c}_i by means of pseudogradient procedure,

$$\bar{c}_{i+1} = \bar{c}_i - \bar{\lambda}_i \varphi(\nabla Q(\bar{c}_i)), \quad (3)$$

where $\nabla Q(\bar{c}_i)$ is the gradient of the implementation of the quality functional of decorrelation algorithm, i.e. $\nabla Q(\bar{c}_i) = \nabla J(\bar{c}_i) + \xi_i$; $J(\bar{c}_i)$ is the quality functional; ξ_i - observation error at step i , $\varphi(\cdot)$ - a certain function of the implementation of the quality functional gradient; $\bar{\lambda}_i$ - vector of scalar factors. For procedure (3) to converge, pseudogradient condition should be satisfied $M\{\nabla J^T(\bar{c}_i) \cdot \varphi(\nabla Q(\bar{c}_i))\} \geq 0$. Functional $Q(\bar{c}_i)$ can be defined in several ways. In class non-identification algorithms, algorithms of processing of RS vary in accordance with the variation of a certain observed quality functional. Such a functional can be, for example,

$$Q(\bar{c}_i) = \sum_{k=1}^N \{z(i) \cdot z(i+k)\}^2, \quad (4)$$

where N is decorrelation range. Let us determine vector $\nabla Q(\bar{c}_i)$ components. In order to do this, let us put down partial derivatives and the components of the weight factors vector c_i are calculated by means of the following recurrence formula:

$$c_{i+1,r} = c_{i,r} + \lambda_{i,r} \text{sign}\left\{z(i) \cdot \sum_{k=1}^N z(i+k) \cdot (x(i+r) \cdot z(i+r) + x(i+k+r) \cdot z(i))\right\}.$$

Numeric simulation of the suggested algorithms was performed both for stationary, and non-stationary RSs. Characteristics of a detection algorithm for RS with CF of the form of $R_x(u) = \rho^{|u|}$ are given below.

The characteristics were obtained for a “point-type” signal $\bar{S}_1 = \{0, 1, 0\}$, and for a continuous signal $\bar{S}_2 = \{0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0\}$ at $\rho = 0.9$, $\sigma_x^2 = 1$, $M\{x(i)\} = 0$, $P_F = 10^{-2}$. It was assumed that λ is constant for all the components of weight factors vector \bar{c}_i ($\bar{\lambda} = 0,0015$), weighted summation range includes 8 counts, and decorrelation range - 3 counts. Analysis of the characteristics obtained shows that with P_D calculation error equal to $\delta = 0.001$, and confidence coefficient equal to $P_\beta = 0,99$, the presented characteristics are indistinguishable. The same conclusion can be drawn from the analysis of the dependencies of the values of threshold signal for \bar{S}_1 and pseudogradient procedures on correlation factor (Fig. 1). In this Figure, curve 2 corresponds to the optimum algorithm, while curve 1 - to the adaptive one.

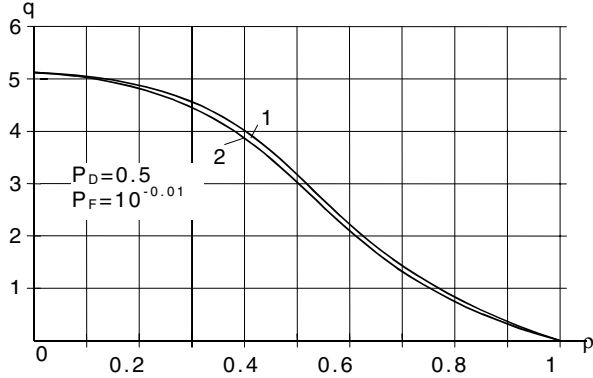


Fig. 1

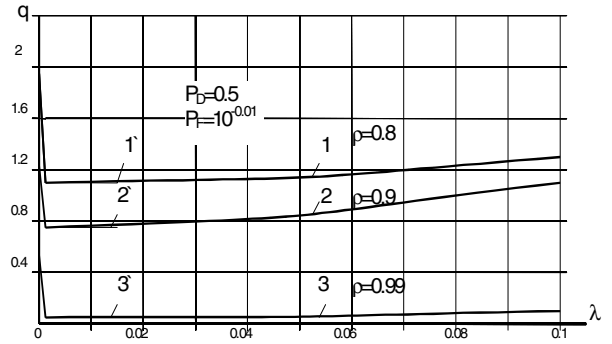


Fig. 2

In Fig. 2, dependencies of the threshold signal of adaptive algorithm detection at level $P_D = 0.5$, when $P_F = 0.01$, on step size of $\bar{\lambda}$ are shown. Curve 1 corresponds to the value of $\rho = 0.8$, curve 2 - to $\rho = 0.9$, curve 3 - to $\rho = 0.99$. Analysis of these dependencies shows that the value of step factor $\bar{\lambda}$ should belong to the range of $\lambda \in [0,001; 0,02]$. At these values of $\bar{\lambda}$, detection characteristics practically coincide with the characteristics of the optimum algorithm.

The investigation performed has shown that the efficiency of the suggested adaptive detection algorithms is comparable with the potentially achievable one. Detection devices can be implemented on the contemporary component basis as high-speed signal processors, or as concurrent information processing units (transputers, etc).