

Обнаружение-распознавание беспилотных летательных аппаратов с использованием составной модели авторегрессии их акустического излучения

*Тихонов В. А., Карташов В. М., Олейников В. Н., Леонидов В. И.,
Тимошенко Л. П., Селезнев И. С., Рыбников Н. В.*

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

E-mail: d_res@nure.ua

При решении актуальной задачи обнаружения по собственному акустическому излучению (АИ) беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), представляющих потенциальную угрозу для различных областей деятельности человека, возникает необходимость выделения его сигнала среди всех других акустических шумов. Применение для этой цели широко распространенной на практике модели авторегрессии затруднено необходимостью использовать значительные порядки модели, поскольку отличительные признаки акустического сигнала БПЛА, отличающие его от других сигналов, расположены в низкочастотной области спектра. В статье предложено использование составной модели авторегрессии, которая адекватно описывает корреляционные свойства сигнала на значительных временных интервалах, и обеспечивает повышение спектрального разрешения в области низких частот. Проведены экспериментальные исследования с использованием предложенной математической модели, которые показали существенные отличия спектральной плотности мощности (СПМ) АИ БПЛА от СПМ шумов различных источников, что позволило повысить качественные характеристики решения задачи обнаружения-распознавания БПЛА. Предложена упрощенная процедура определения частот пиков СПМ долговременной модели авторегрессии без вычисления спектра, которую целесообразно использовать при работе в реальном масштабе времени.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат; акустический сигнал; модель авторегрессии; спектральная плотность мощности; обнаружение; распознавание

DOI: [10.20535/RADAP.2020.81.38-46](https://doi.org/10.20535/RADAP.2020.81.38-46)

Введение

Защита разнообразных объектов от воздействия беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), несущих потенциальную угрозу в военной, хозяйственной и повседневной областях деятельности человека, – одна из актуальных задач современности [1]. Для решения этой задачи в настоящее время используются оптические, радиолокационные и акустические средства [2]. В акустическом пассивном локации – содаре для обнаружения и распознавания БПЛА используют собственное акустическое излучение (АИ) летательных аппаратов.

БПЛА, как правило, представляют собой аэродинамические объекты типа моноплан или мультикоптер, являющиеся локализованными источниками АИ. Спектральная плотность мощности (СПМ) АИ квадрокоптера содержит узкополосные спектральные составляющие основного тона, порождаемого вращением несущего винта (винтов), его гар-

моники и широкополосную шумовую составляющую, обусловленную срывом турбулентного воздушного потока винтов [3, 4]. Частота основного тона АИ БПЛА лежит в диапазоне от 90 до 240 Гц, число гармоник основного тона АИ БПЛА – от 10 до 40. Но с увеличением расстояния до БПЛА, вследствие поглощения звука в атмосфере, высокочастотные гармоники существенно затухают, вплоть до уровня фоновых шумов, и поэтому их нецелесообразно учитывать в процессе обработки [5, 6].

Известные методы энергетического обнаружения БПЛА недостаточно эффективны, поскольку операция выполняется, как правило, на фоне разнообразных акустических помех, имеющих определенные структурные сходства с сигналом БПЛА. Вследствие этого задача обнаружения БПЛА по АИ на практике реализуется как задача «обнаружения-распознавания», т.е. при решении задачи обнаружения принимается во внимание наличие некоторых

информативных признаков у принимаемого сигнала [7, 8].

В литературе известны ряд алгоритмов обнаружения-распознавания [9–13], в том числе построенные, с использованием модели авторегрессии (АР). Модель АР эффективно описывает узкополосные случайные процессы [14], а коэффициенты АР несут полную информацию о корреляционной функции и спектральной плотности мощности (СПМ) случайного процесса. Свойства модели позволяют определять различные характеристики, которые могут служить признаками сигнала в задаче распознавания случайных сигналов [15–24]. Проводились исследования по помехоустойчивому оцениванию параметров моделей линейного предсказания при наличии помех и шумов [25, 26].

Трудность использования широко распространенной на практике модели АР в задаче обнаружения БПЛА обусловлена тем, что признаки БПЛА, отличающие его от других шумящих объектов, расположены в низкочастотной области спектра сигнала. Это требует увеличения порядка модели авторегрессии (до нескольких десятков и более), но коэффициенты авторегрессии значительных порядков, непосредственно используемые в обнаружении-распознавании БПЛА, определяются со значительной дисперсией - неточно, что снижает эффективность решения задачи [13]. Кроме того, при определении параметров модели АР значительных порядков возрастает время их расчета, что недопустимо, поскольку акустические системы обнаружения БПЛА работают на небольших дальностях (как правило, десятки метров).

Задача статьи заключается в разработке такой модели АР, которая позволит адекватно описывать корреляционные свойства сигнала на значительных временных интервалах, и обеспечит повышение спектрального разрешения в области низкочастотных составляющих спектра исследуемого сигнала, а, следовательно, повышение эффективности решения задачи обнаружения-разрешения БПЛА по его АИ.

1 Математические модели сигналов

1.1 Модель авторегрессии

Модель АР рационально использовать для узкополосных случайных процессов. В основу модели АР положена корреляция отсчета случайного процесса в текущий момент времени с некоторым конечным или бесконечным числом отсчетов в предыдущие моменты времени. Корреляционные связи позволяют осуществить регрессию текущего отсчета на предшествующие отсчеты. Такой вид регрессии называется авторегрессией. Будем полагать, что

коррелированный случайный процесс - стационарный, с нулевым средним. В уравнении АР текущий отсчет представляется взвешенной суммой предыдущих отсчетов с некоторыми коэффициентами веса [14]

$$x[t] = \sum_{j=1}^p \Phi[p, j]x[t - j] + a[t], \quad (1)$$

где $\Phi[p, j]$ - коэффициенты АР, $a[t]$ - некоррелированные случайные отсчеты, p - порядок модели АР. Первый индекс у коэффициентов АР и корней уравнения (7) указывает на порядок модели. Модель (1) оптимальна, если

$$E\{a[t]a[t - i]\} = 0, \quad i > 0,$$

где $E\{\}$ - обозначает статистическое усреднение. Условие оптимальности позволяет получить уравнения и определить критерии для определения параметров модели - коэффициентов АР и порядка модели.

Уравнения для расчета оптимальных оценок коэффициентов АР получают из (1), они носят название уравнений Юла-Уокера

$$R[i] - \sum_{j=1}^p \Phi[p, j]R[j - i] = 0, \quad i = 1, \dots, p. \quad (2)$$

Параметрическая СПМ АР процесса описывается выражением [31]

$$P(f) = \frac{D_a}{\left|1 - \sum_{i=1}^p \Phi[p, i]e^{-j2\pi fiT}\right|^2}. \quad (3)$$

1.2 Составная модель авторегрессии сигнала

Звуковые сигналы от беспилотных летательных аппаратов характеризуются устойчивой низкочастотной составляющей спектра. Сигнал с набором обертонов от БПЛА на малых высотах вырождается в сигналы с одномодовым низкочастотным спектром по мере увеличения расстояния до объекта. Чтобы получить адекватную АР модель низкочастотного сигнала нужно либо использовать высокие порядки модели, либо модифицированную долговременную модель АР низкочастотного сигнала. Использование модели АР высокого порядка в задачах распознавания нежелательно из-за большой дисперсии коэффициентов с большими индексами. Это обстоятельство снижает точность распознавания. Поэтому предпочтительно использовать предложенную долговременную модель АР [29], которая учитывает долговременную корреляцию сигнала. Более высокочастотные колебания воспринимаются ею, как широкополосный белый шум.

Остановимся на методе получения такой АР модели. Дискретный сигнал будем рассматривать в виде векторного случайного процесса. Случайный процесс можно представить в виде последовательности подвекторов \vec{x}_i , одинаковой длины n с однородными статистическими свойствами. Здесь введено понятие «подвектора» \vec{x}_i вектора процесса $\vec{x}[t]$. Назовем такой стационарный случайный процесс «составным векторным случайным процессом» (СВСП) [30]. Формула для оценки корреляционной функции сигнала в СВСП представлении имеет вид

$$R^n[k] = \frac{1}{N - kn} \sum_{i=0}^{N-kn} (x[i]x[i + kn]).$$

При длине подвектора $n = 1$ из этого выражения может быть получена известная формула оценки корреляционной функции для стационарного случайного процесса.

Для СВСП процесса также можно построить модели линейного предсказания. В таких моделях предсказываются не коррелированные отсчеты, а коррелированные подвекторы \vec{x}_i . Уравнение для модели АР случайного процесса в представлении СВСП имеет вид [29]

$$\vec{x}_i = \sum_{s=1}^p \Phi^n[p, s] \vec{x}_{i-s} + \vec{a}_i, \quad (4)$$

где $\Phi^n[p, s]$ – коэффициенты АР СВСП, p – порядок модели АР СВСП, \vec{a}_i – векторы длиной n отсчетов белого шума. Условие оптимальности модели АР СВСП состоит в статистической независимости подвекторов \vec{a}_i .

Для нахождения коэффициентов АР векторов процесса умножим (4) на \vec{x}_{i-j} и усредним. После несложных преобразований получим уравнения типа Юла – Уокера для расчета параметров модели АР СВСП

$$R^n[j] = \sum_{i=1}^p \Phi^n[p, i] R^n[i - j], \quad j = 1, 2, \dots, p. \quad (5)$$

Очевидно, что все свойства модели АР случайных процессов справедливы и для модели АР СВСП. Так, выражение для параметрической оценки СПМ имеет вид

$$P^n(f) = \frac{D_a^n}{\left| 1 - \sum_{i=1}^p \Phi^n[p, i] e^{-j2\pi f k T} \right|^2}. \quad (6)$$

Чтобы использовать в качестве признаков не отсчеты спектров, а параметры спектральных мод сигналов и тем самым сократить размерность пространства признаков, строится мультипликативная модель АР в виде $AR_1 \times AR_2 \times \dots \times AR_k$ [29]. Параметры составляющих моделей AR_i легко вычисляются

по корням соответствующего характеристического уравнения модели АР

$$c^p - \Phi[p, 1]c^{p-1} - \dots - \Phi[p, p] = \prod_{i=1}^p (c - c[p, i]) = 0, \quad (7)$$

где неизвестные члены $c[p, i]$ – корни характеристического уравнения (7). Уравнение (7) легко решается в общем случае численными методами, первый индекс корней уравнения $c[p, i]$ указывает на порядков модели.

Если использовать связь между корнями характеристического уравнения и параметрами спектра: частотой пика f_i и его шириной полосы Δf_i , соответствующими i -тому пику СПМ, то действительные корни характеристического уравнения p -го порядка можно записать в виде [31]

$$c[p, i] = e^{-\pi \Delta f_i T}. \quad (8)$$

Действительные корни описывают пики на нулевой частоте либо максимальной частоте дискретного спектра, равной половине частоты дискретизации. Так как модель АР действительная, то комплексные корни характеристического уравнения являются комплексно сопряженными и описываются выражениями

$$\begin{aligned} c[p, i] &= e^{-\pi \Delta f_i T - j2\pi f_i T}, \\ c[p, i + 1] &= e^{-\pi \Delta f_{i+1} T + j2\pi f_{i+1} T}. \end{aligned} \quad (9)$$

В простейших случаях узкополосных СПМ на один действительный корень приходится один пик на нулевой частоте либо на максимальной частоте. На два комплексных корня приходится два порядка модели АР.

Формулы (8,9) для корней характеристического уравнения (7) могут оказаться полезными при определении коэффициентов АР моделей с одномодовой СПМ по заданным характеристикам случайного процесса. Используя найденные значения корней, определяются коэффициенты модели АР первого или второго порядка

$$\Phi[1, 1] = c[1, 1], \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Phi[2, 1] &= c[2, 1] + c[2, 2], \\ \Phi[2, 2] &= -c[2, 1]c[2, 2]. \end{aligned} \quad (11)$$

В (10) корни уравнения действительные, в (11) – комплексно-сопряженные. Найденные с помощью (10,11) коэффициенты модели АР, используются далее для расчета частот пиков параметрического спектра.

Таким образом, предложенная процедура обеспечивает использование при решении задачи только первого и второго порядков модели АР и факторизацию многомодового спектра на одномодовые составляющие. Использование корней характеристического уравнения (7), существенно упрощает процедуру факторизации многомодовых параметрических спектров [32].

Предложенный метод факторизации спектров и оценивания частот пиков может применяться для анализа спектров сигналов от БПЛА и для получения признаков распознавания. Тогда многомодовый спектр p -го порядка представляется (факторизуется) набором одномодовых спектров первого или второго порядков. Т.о. многомодовый спектр (6) представляется выражением

$$P^n(\omega) = \frac{1}{\left| \sum_{i=0}^{p_1} \Phi_1^n[p_1, i] e^{-j\omega iT} \right|^2} \times \\ \times \frac{D_a^n}{\left| \sum_{i=0}^{p_2} \Phi_2^n[p_2, i] e^{-j\omega iT} \right|^2 \times \dots \times \left| \sum_{i=0}^{p_k} \Phi_k^n[p_k, i] e^{-j\omega iT} \right|^2}.$$

В качестве признаков сигналов при распознавании можно использовать частоты пиков. Если корни характеристического уравнения комплексные, то частота пика определяется соотношением

$$f = ar \cos\{\Phi[2, 1]/\sqrt{-\Phi[2, 2]}\}/2\pi T, \quad (12)$$

а ширина полосы пика соответственно

$$\Delta f = \ln(-\Phi[2, 2])/2\pi T.$$

Если корни действительные, то модель АР имеет первый порядок. При этом, частоты пика получаются следующими: $f = 0$, если $\Phi[1, 1] > 0$ или $f = 1/2T$, если $\Phi[1, 1] < 0$. Ширина полосы пика в этом случае равна

$$\Delta f = \ln(|\Phi[1, 1]|)/\pi T.$$

Для распознавания можно использовать не все параметры спектров, а наиболее устойчивые, например, только частоты пиков.

Заметим, что корни характеристического уравнения, как следует из (7), полностью характеризуют модель, как и коэффициенты АР. Но в отличие от $\Phi[p, i]$ корни $c[p, i]$ в явном виде зависят от характеристик СПМ (8,9). Т.о. все пики СПМ можно определить непосредственно через корни, используя (8,9). Так, для комплексных корней из (9) имеем

$$\Delta f = -\ln(|c[2, 1]c[2, 1]|)/2\pi T, \\ f = ar \cos\{(c[2, 1] + c[2, 2])/2 \exp(\pi \Delta f T)\}/2\pi T. \quad (13)$$

Как показывают результаты экспериментов, частоты пиков спектра более устойчивы в качестве АР признаков при распознавании сигналов. Ниже, в процессе обработки реальных акустических сигналов БПЛА и помех окружающей среды, частоты нижних пиков СПМ рассчитывались с использованием (13).

2 Результаты эксперимента по распознаванию звуковых сигналов БПЛА

Рассмотрено определение признаков распознавания звуковых сигналов БПЛА квадрокоптерного типа DJI Phantom 3, полученных с разных высот полета. Частота дискретизации в экспериментах составляла 48000 Гц, длина анализируемых выборок – 50000 отсчетов. Коэффициенты АР классической модели АР(6) шестого порядка рассчитывались с помощью уравнения Юла-Уокера (2).

В первом случае анализировался сигнал от БПЛА, полученный с высоты 40 м. Параметрический АР(6) спектр сигнала рассчитывался по найденным коэффициентам АР с помощью выражения (3); он представлен на рис. 1а. Как видно из графика, пик вблизи нулевой частоты в случае использования классической модели АР не разрешается.

Рассчитывались также параметры модели АР(6) сигнала в представлении СВСП при длине подвектора 50 отсчетов. Коэффициенты модели, найденные в соответствии с (5), составили: $\Phi[6,1] = 0,786$, $\Phi[6,2] = 0,277$, $\Phi[6,3] = -0,168$, $\Phi[6,4] = 0,112$, $\Phi[6,5] = -0,122$, $\Phi[6,6] = -0,096$. Для параметрической оценки АР(6) СПМ в СВСП представлении использовалось выражение (6): полученный спектр представлен на рис. 1б. Как видно из графика, в этом случае отчетливо наблюдается спектральный пик сигнала вблизи нулевой частоты.

Для распознавания на практике часто более удобно использовать частоты пиков спектра, а не сам спектр. Найдем частоты параметрического спектра, представленного на рис. 1б. С этой целью рассчитаем соответствующие корни характеристического уравнения (7): $c[6,1] = 0,533 + 0,071i$, $c[6,2] = 0,533 - 0,071i$, $c[6,3] = 0,054 + 0,636i$, $c[6,4] = 0,054 - 0,636i$, $c[6,5] = 0,872 + 0,229i$, $c[6,6] = 0,872 - 0,229i$. Найденные с использованием (13) частоты пиков одномодовых АР СПМ равны: $f[1] = 1961$, $f[2] = 11352$, $f[3] = 22982$. Распознавание сигналов БПЛА удобно производить по наиболее ярко выраженному первому пику СПМ (рис. 1б). Т.к. длина подвектора составляла 50 отсчетов, то реальная частота первого пика будет в 50 раз меньше частоты, полученной выше: $f = 39,2$ Гц.

Во втором случае анализировался сигнал от БПЛА, полученный с высоты 80 м. Полученный параметрический АР(6) спектр сигнала представлен на рис. 2а. Как видно, пик вблизи нулевой частоты при использовании этой модели АР также не разрешается.

Затем рассчитывались параметры модели АР(6) сигнала в СВСП представлении. Коэффициенты модели, найденные в соответствии с (5), соста-

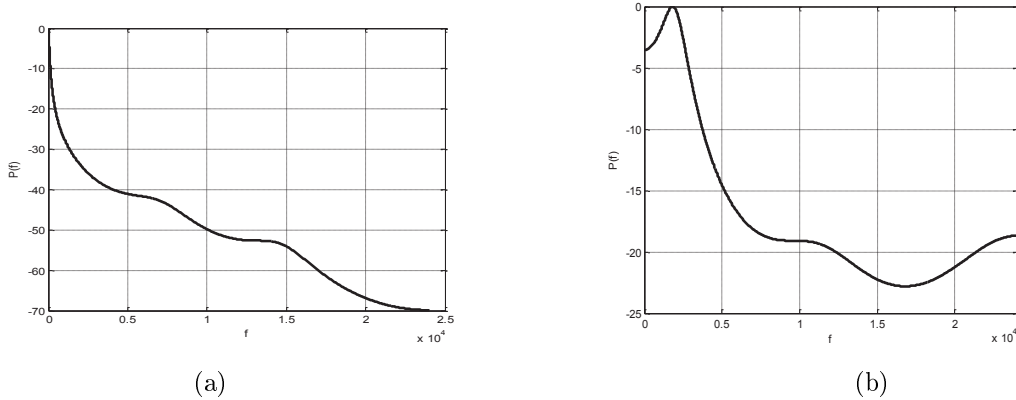


Рис. 1. Параметрические АР(6) СПМ акустического сигнала БПЛА, полученного с высоты 40 м: а – для классической модели АР(6); б – для модели АР(6) в представлении сигнала СВСП

вили: $\Phi[6,1] = 0,793$, $\Phi[6,2] = 0,325$, $\Phi[6,3] = 0,063$, $\Phi[6,4] = 0,010$, $\Phi[6,5] = -0,229$, $\Phi[6,6] = -0,082$.

Для параметрической оценки АР(6) СПМ в представлении СВСП, полученная с использованием (6), показана на рис. 2б. Как видно из графика, в этом случае пик вблизи нулевой частоты разрешается. Найдены корни характеристического уравнения (7): $c[6,1] = 0,939 + 0,194i$, $c[6,2] = 0,939 - 0,194i$, $c[6,3] = -0,085 + 0,652i$, $c[6,4] = -0,085 - 0,652i$, $c[6,5] = -0,520$, $c[6] = -0,394$. Рассчитанные по (12) частоты пиков АР(6) СПМ, равны соответственно: $f[1] = 1555$, $f[2] = 12996$, $f[3] = 24000$. При используемой длине подвектора 50 отсчетов, реальная частота первого спектрального пика будет в 50 раз меньше значения частоты, полученного выше: $f = 31,1$ Гц.

Отметим, что ширины пиков на рис. 1б и рис. 2б достаточно невелики, что свидетельствует о малом разбросе частот на длине 50000 отсчетов. Оценки СПМ лежат в интервале 0 – (-30) дБ. Такой значительный интервал характерен для сигналов со значительной корреляцией. Следовательно, СВСП представление сигнала от БПЛА позволяет получить его долговременную модель с сильной корреляцией.

При распознавании сигнала БПЛА по параметрам СПМ его следует отличать от звуков, создаваемых другими источниками. Поэтому ниже представлены оценки СПМ и частоты нижних пиков акустических сигналов, получаемых от различных источников, также в представлении СВСП при длине подвектора 50 отсчетов. Длина выборки сигнала составляла 10 000 отсчетов. Оценивалась параметрическая СПМ по модели АР(6) шестого порядка в представлении СВСП. На рис. 3а-д представлены параметрические СПМ, полученные соответственно: для шума авиалайнера Боинг 767; шума автомобиля, движущегося по шоссе; шума автотрассы; для звука скорого поезда.

Анализ спектров, представленных на рис. 3, показывает, что значения СПМ шумов в СВСП представлении лежат в пределах 0 – (-10) дБ, что свиде-

тельствует о приближении их по свойствам к белому шуму. Отмечается одно из свойств СВСП представления – выполнение функции низкочастотной фильтрации, в результате чего происходит выделение долговременной составляющей спектра сигнала, а более высокочастотные составляющие подавляются. Рассчитанные по (13), частоты низкочастотных спектральных пиков указанных источников шумов имеют следующие значения: для самолета Боинг 767 – $f = 245$ Гц, для автомобиля $f = 263$ Гц, для автотрассы $f = 102$ Гц, для скорого поезда $f = 137$ Гц.

Выводы

В статье предложено использовать при решении задачи обнаружения-распознавания БПЛА по акустическому излучению составную модель авторегрессии, которая адекватно описывает корреляционные свойства сигнала на значительных временных интервалах, и обеспечивает повышение спектрального разрешения в области низкочастотных составляющих спектра исследуемого сигнала. Показано, что составная модель позволяет получить разрешение низкочастотного пика звукового сигнала источника, наличие которого является эффективным информационным признаком БПЛА. Определены рекомендуемые параметры предложенной модели для использования на практике – рекомендуется использовать шестой порядок составной модели авторегрессии при длине подвектора 50 отсчетов.

Проведенные экспериментальные исследования с использованием предложенной математической модели показали существенные отличия спектральной плотности мощности (СПМ) АИ БПЛА от СПМ акустических шумов различных источников, что позволяет повысить эффективность решения задачи обнаружения-распознавания БПЛА.

Показано, что в задаче распознавания в ряде случаев бывает удобнее использовать информацию о частотах пиков спектра, а не сам спектр. В статье предложена процедура определения частот

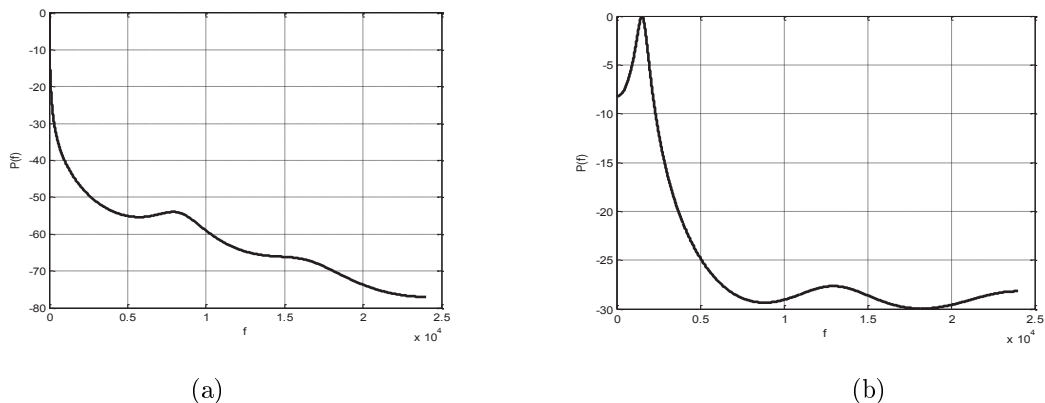


Рис. 2. Параметрические $AP(6)$ СПМ сигнала БПЛА с высоты 80 м: а – для классической модели АР; б – для модели АР в представлении сигнала СВСП

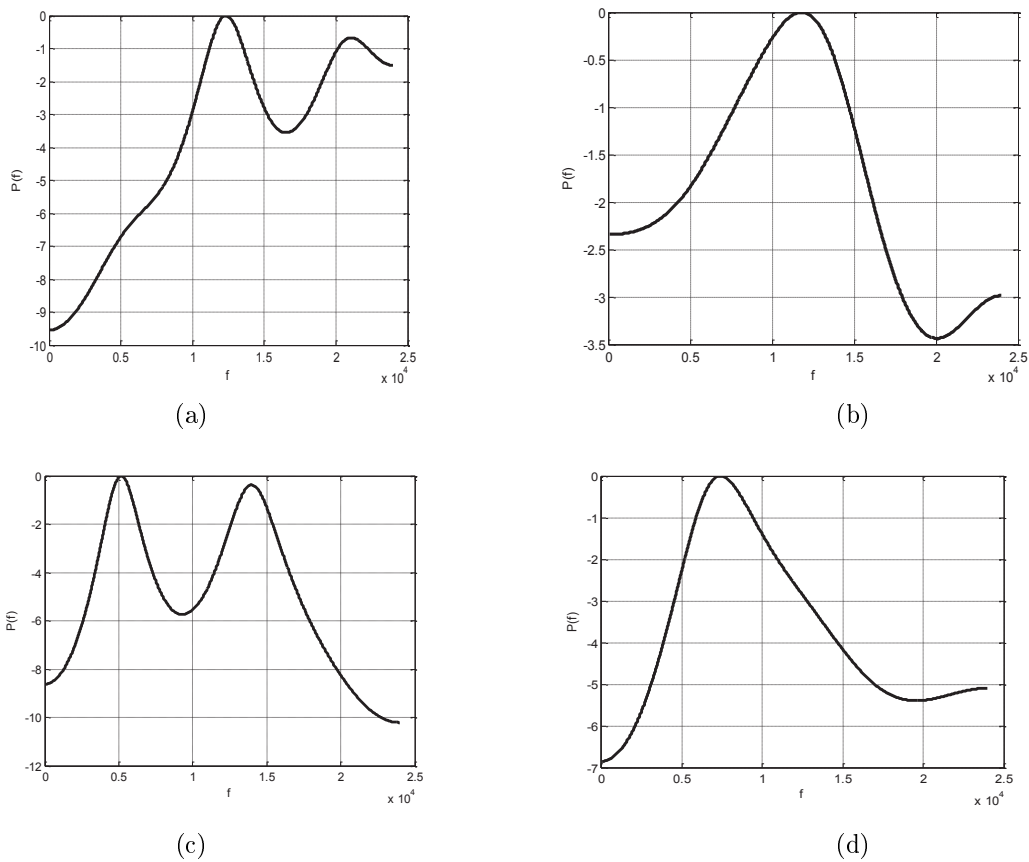


Рис. 3. Параметрические $AP(6)$ СПМ в представлении сигналов СВСП: а – для самолета Боинг 767; б – для автомобиля, с – для автотрассы, d – для скорого поезда

пиков СПМ долговременной модели авторегрессии без вычисления спектра, которая позволяет сравнительно просто рассчитывать параметрические оценки частот пиков СПМ долговременной модели АР и которую целесообразно использовать при работе в реальном масштабе времени в акустических локаторах обнаружения БПЛА.

Перечень ссылок

1. Кошкин Р.П. Беспилотные авиационные системы. – М.: Стратегические приоритеты, 2016. – 676 с.
2. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Sheyko S.A., Babkin S.I., Koryttsev I.V., Zubkov O.V. Peculiarities of small unmanned aerial vehicles detection and recognition. *Telecommunications and Radio Engineering* (English translation of *Elektrosvyaz and Radiotekhnika*). Volume 78, Issue 9, 2019, Pages 771-781.
3. Kartashov V.M., Oleynikov V.N, Sheyko S.A., Babkin S.I., Koryttsev I.V., Zubkov O.V., Anokhin M.A. Information characteristics of sound radiation of small unmanned aerial vehicles. *Telecommunications and Radio Engineering* (English translation of *Elektrosvyaz and Radiotekhnika*), V.77 (10), 2018, pp. 915-924.
4. Даник Ю.В., Бугаев М.В. Аналіз ефективності виявлення тактичних безпілотних літальних апаратів за пасивними та активними засобами спостереження // Збірник наукових праць ЖВІ ДУТ. Інформаційні системи. Випуск 10. – 2015. – С.5-20.
5. Мошков П.А., Беляев И.В., Остриков Н.Н. Экспериментальное исследование акустических характеристик беспилотного летательного аппарата в заглушенной камере АК-2 // XI Интерн. научная конф. по беспилотной авиации "ГидроавиаСалон-2016 Геленджик, 23-24 сентября 2016 года. Тез. док. – М.: ЦАГИ, 2016. – С. 45.
6. Marino L. Experimental analysis of UAV-propellers noise // 16th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. University «La Sapienza», Rome, Italy. – American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. – P. 1-14.
7. Kozheruk S.A., Korzhuk A.V. Identification of small aircraft by acoustic radiation. *Visnyk NTUU KPI Series Radiotekhnika Radiobuduvannia*, 2019, Iss. 76, pp. 15-20.
8. Kartashov, V., Oleynikov, V., Koryttsev, I., Zubkov, O., Babkin S., Sheiko, S. Processing and Recognition of Small Unmanned Vehicles Sound Signals. *International Scientific-Practical Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S. and T. 2018 – Proceedings 31 January 2019*, Pages 392-396.
9. Pham T. TTCP AG-6: Acoustic detection and tracking of UAVs / T.Pham, N.Srour // U.S. Army Research Laboratory. Proc. of SPIE. – 2004. – Vol. 54. – P. 24-29.
10. Zelnio A.M. Detection of small aircraft using an acoustic array. Thesis. B.S. – Electrical Engineering, Wright State University, 2007. – 55 p.
11. A. Bernardini, F. Mangiatordi, E.Pallotti, L. Capodiferro; F. Ugo Bordoni. Drone detection by acoustic signature identification. – *Electronic Imaging, Imaging and Multimedia Analytics in a Web and Mobile World*. 2017. – pp. 60-64.
12. Oleynikov V. N., Zubkov O. V., Kartashov V. M., Koryttsev I. V., Babkin S. I., Sheiko S. A. Investigation of detection and recognition efficiency of small unmanned aerial vehicles on their acoustic radiation. *Telecommunications and Radio Engineering* (English translation of *Elektrosvyaz and Radiotekhnika*) Volume 78, Issue 9, 2019, Pages 759-770.
13. Олейников В.Н., О.В. Зубков О.В., Карташов В.М., Коротцев И.В., Бабкин С.И., Шейко С.А., Селезнев И.С. Экспериментальная оценка эффективности алгоритмов определения направления беспилотных летательных аппаратов на основе акустического излучения // *Радиотехника*. Всеукр. межв. научн.- техн. сб. – 199. – 2019, р. 29-37.
14. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1974. – Вып.1. – 406 с.
15. Шпилевский Э.К. Оптимальная классификация наблюдений случайных процессов // *Статистические проблемы управления*. – Вильнюс: ИМиК АН ЛССР. – 1971. – № 1. – С. 61-75.
16. Шпилевский Э.К. Принципы динамической классификации стохастических процессов и систем // *Статистические проблемы управления*. – Вильнюс: ИМиК АН ЛССР. – 1973. – № 28. – 139 с.
17. Атамукас М.С., Гродинкас Г. Динамическое распознавание в технической диагностике электродвигателей // *Статистические проблемы управления*. – Вильнюс: ИМиК АН ЛССР. – 1982. – № 56. – С. 65-92.
18. Конохов В., Шепель В., Шпилевский Э.К. Распознавание состояния авиационного ГТД методом динамической классификации процессов, протекающих в двигателе // *Статистические проблемы управления*. – Вильнюс ИМиК АН ЛССР. – 1982. – № 56. – С. 112-121.
19. Конохов В., Малинаускас З., Шепель В. Обнаружение быстро развивающихся неисправностей авиационных газотурбинных двигателей // *Статистические проблемы управления*. – Вильнюс: ИМиК АН ЛССР. – 1983. – № 61. – С. 29-35.
20. Омельченко В.А., Безрук В.М., Коваленко Н.П. Распознавание заданных радиосигналов при наличии неизвестных сигналов на авторегрессионной основе // *Радиотехника*. – 2001. – № 123. – С. 195-199.
21. Дробахин О.О. Автоматизация процесса распознавания сигналов дефектоскопа на основе модели линейного предсказания // *Дефектоскопия*. – 1985. – № 10. – С. 64-67.
22. Рамишвили Г.С. Автоматическое распознавание говорящего по голосу. – М.: Радио и связь, 1981. – 224 с.
23. Rabiner L.R, Levinson S.E. Isolated and Connected Word Recognition – Theory and Selected Applications // *IEEE Transactions on Communications*. – 1981. – Vol. Com-29, № 5. – P. 621-659.
24. Ли У. Методы автоматического распознавания речи: Пер. с англ. – М.: Мир, 1983. – 328 с.
25. Шпилевский Э.К. Опознавание динамических систем в обстановке помех // *Автоматика и телемеханика*. – 1974. – № 12. – С. 60-71.
26. Тихонов В.А., Нетребенко К.В. Параметрическая оценка спектров третьего порядка смеси негауссова сигнала и гауссовой коррелированной помехи // *Радиоэлектроника (Изв. вузов)*. – 2005. – №2. – С. 35-43.

27. Тихонов В.А., Нетребенко К.В. Оценивание спектра негауссова сигнала на фоне гауссова белого шума с помощью кумулянтных функций // Радиоэлектроника и информатика. – 2004. – №4. – С. 10–14.
28. Марпл С. Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения. – М.: Мир, 1990. – 584 с.
29. Тихонов В.А., Филь И.О. Модель составных векторных случайных процессов в задаче распознавания сигналов // Радиотехника. Всеукр.межвед.науч.-техн. Сб. – Вып. 178/2014. – С. 93-96.
30. V.A. Tikhonov, K.V. Netrebenko, and I.O. Fil. Correlation Analysis of Compound Vector Random Processes// Telecommunications and Radio Engineering, Begell House Inc., New York City, USA, 2015, Vol. 74, #13, pp. 1167 – 1173.
31. Кармалита В.А. Цифровая обработка случайных колебаний. – М: Машиностроение, 1986. – 80 с.
32. Tykhonov V. A., Kudriavtseva N. V., Chmelar P. Factorization of speech signals parametric spectra using multiplicative linear prediction models. Proceedings Elmar. 57th International Symposium ELMAR-2015, Zadar, 28-30 September 2015.

References

- [1] Koshkin R. P. (2016) *Unmanned aircraft systems*, Moscow: Strategic Priorities, 676 p. (In Russ.)
- [2] Kartashov V. M., Oleynikov V. N., Sheiko S. A., Babkin S. I., Korytsev I. V. and Zubkov O. V. (2019) Peculiarities of small unmanned aerial vehicles detection and recognition. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 78, Iss. 9, pp. 771-781. DOI: 10.1615/telecomradeng.v78.i9.30
- [3] Kartashov V. M., Oleynikov V. N., Sheiko S. A., Babkin S. I., Korytsev I. V., Zubkov O. V. and Anokhin M. A. (2018) Information characteristics of sound radiation of small unmanned aerial vehicles. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 77, Iss. 10, pp. 915-924. DOI: 10.1615/telecomradeng.v77.i10.70
- [4] Danyk Yu. V. and Bugaev M. V. (2015) Analysis of the effectiveness of detection of tactical unmanned aerial vehicles by passive and active means of observation, *Zbirnyk naukovykh prats' ZHVI DUT. Informatsiyeni systemy*'15, Iss. 10, pp. 5-20.
- [5] Moshkov P. A., Belyaev I. and Ostrikov N. N. (2016) Experimental study of acoustic characteristics of a pilotless aircraft in a drowned AK-2 chamber, *HydroaviaSalon-2016*, Moscow: TsAGI, p. 45.
- [6] Marino L. (2010) Experimental analysis of UAV-propellers noise, *16th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference*. University «La Sapienza», pp. 1-14.
- [7] Kozeruk S. O. and Korzhyk O. V. (2019) Detection Small Aircraft by Acoustic Radiation. *Visnyk NTUU KPI Seriya - Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia*, Iss. 76, pp. 15-20. DOI: 10.20535/radap.2019.76.15-20
- [8] Kartashov V., Oleynikov V., Korytsev I., Zubkov O., Babkin S. and Sheiko S. (2018) Processing and Recognition of Small Unmanned Vehicles Sound Signals. *2018 International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*, pp. 392-396. DOI: 10.1109/infocommst.2018.8632162
- [9] Pham T. and Srour N. (2004) TTCP AG-6: acoustic detection and tracking of UAVs. *Proc. SPIE 5417, Unattended/Unmanned Ground, Ocean, and Air Sensor Technologies and Applications VI*. DOI: 10.1117/12.548194
- [10] Zelnio A. M. (2007) *Detection of small aircraft using an acoustic array*. Thesis. B.S., Wright State University, 55 p.
- [11] Bernardini A., Mangiatordi F., Pallotti E. and Capodiferro L. (2017) Drone detection by acoustic signature identification. *Electronic Imaging*, Vol. 2017, Iss. 10, pp. 60-64. DOI: 10.2352/issn.2470-1173.2017.10.imawm-168
- [12] Oleynikov V. N., Zubkov O. V., Kartashov V. M., Korytsev I. V., Babkin S. I. and Sheiko S. A. (2019) INVESTIGATION OF DETECTION AND RECOGNITION EFFICIENCY OF SMALL UNMANNED AERIAL VEHICLES ON THEIR ACOUSTIC RADIATION. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 78, Iss. 9, pp. 759-770. DOI: 10.1615/telecomradeng.v78.i9.20
- [13] Oleynikov V. N., Zubkov O. V., Kartashov V. M., Korytsev I. V., Babkin S. I., Sheiko S. A. and Seleznev I.S. (2019) Experimental evaluation of effectiveness of algorithms for direction finding of unmanned aerial vehicles based on acoustic radiation. *Radiotekhnika*, Iss. 199, p. 29-37.
- [14] Boxing J. and Jenkins G. (1974) *Analysis of time series*, Moscow, Mir, Iss. 1, 406 p.
- [15] Shpilevsky E. K. (1971) Optimal classification of observations of random processes, *Statistical control problems*, No. 1, pp. 61–75.
- [16] Shpilevsky E. K. (1973) Principles of dynamic classification of stochastic processes and systems, *Statistical control problems*, No. 28, 139 p.
- [17] Atamukas M. and Grodinkas G. (1982) Dynamic recognition in the technical diagnosis of electric motors, *Statistical control problems*, No. 56, pp. 65–92.
- [18] Konyukhov V., Shepel V. and Shpilevsky E.K. (1982) Recognition of the state of an aircraft gas turbine engine by the method of dynamic classification of processes occurring in an engine, *Statistical control problems*, No. 56, pp. 112–121.
- [19] Konyukhov V., Malinauskas Z. and Shepel V. (1983) Detection of rapidly developing malfunctions of aircraft gas turbine engines *Statistical control problems*, No. 61, pp. 29–35.
- [20] Omelchenko V.A., Bezruk V.M. and Kovalenko N.P. (2001) Recognition of preset radio signals in the presence of unknown signals on an autoregressive basis // *Radio Engineering*, No. 123, pp. 195-199.
- [21] Drobakhin O. O. (1985) *Automation of the recognition process of flaw detector signals based on the linear prediction model*, Flaw detection, No. 10, pp. 64–67.
- [22] Ramishvili G. S. (1981) Automatic recognition of the speaker by voice, Moscow, Radio and communications, 224 p.
- [23] Rabiner L. and Levinson S. (1981) Isolated and Connected Word Recognition—Theory and Selected Applications. *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 29, Iss. 5, pp. 621-659. DOI: 10.1109/tcom.1981.1095031
- [24] Lee W. (1983) *Methods of automatic speech recognition*, Moscow, Mir, 328 p.
- [25] Shpilevsky E.K. (1974) Identification of dynamic systems in a jamming environment, *Automation and Remote Control*, No. 12, pp. 60–71.

- [26] Tykhonov V.A., Kudriavtseva N.V., Netrobenko K.V. and Chmelar P. (2015) The non-Gaussian signals' spectra estimation against a background of Gaussian correlated interference. *2015 25th International Conference Radioelektronika (RADIOELEKTRONIKA)*, . DOI: 10.1109/radioelek.2015.7129067
- [27] Tikhonov V. A. and Netrobenko K. V. (2004) Spectrum estimation of a non-Gaussian signal against a background of Gaussian white noise using cumulant functions, *Radioelectronics and Informatics*, No. 4, pp. 10-14.
- [28] Marpl S. L. (1990) *Digital spectral analysis and its applications*, Moscow, Mir, 584 p.
- [29] Tikhonov V. A. and Fil I. O. (2014) *A model of composite vector random processes in the signal recognition problem*, Radio engineering. Iss. 178, pp. 93-96.
- [30] Tikhonov V. A., Netrobenko K. V. and Fil I. (2015) CORRELATION ANALYSIS OF COMPOUND VECTOR RANDOM PROCESSES. *Telecommunications and Radio Engineering*, Vol. 74, Iss. 13, pp. 1167-1173. DOI: 10.1615/telecomradeng.v74.i13.40
- [31] Karmalita V.A. (1986) *Digital random processing*, Moscow, Mechanical Engineering, 80 p.
- [32] Tykhonov V. A., Kudriavtseva N. V. and Chmelar P. (2015) Factorization of speech signals parametric spectra using multiplicative linear prediction models. *2015 57th International Symposium ELMAR (ELMAR)*. DOI: 10.1109/elmar.2015.7334504

Виявлення-розпізнавання безпілотних літальних апаратів з використанням складової моделі авторегресії їх акустичного випромінювання

Тихонов В. А., Карташов В. М., Олейников В. М., Леонидов В. І., Тимошенко Л. П., Селезньов І. С., Рыбников М. В.

При вирішенні актуального завдання виявлення за власним акустичним випромінюванням (АВ) безпілотних літальних апаратів (БПЛА), що представляють потенційну загрозу для різних областей діяльності людини, виникає необхідність виділення його сигналу серед всіх інших акустичних шумів. Застосування для цієї мети широко поширеної на практиці моделі авторегресії утруднено необхідністю використовувати значні порядки моделі, оскільки відмінні ознаки акустичного сигналу БПЛА, що відрізняють його від інших сигналів, розташовані в низькочастотній області спектра. У статті запропоновано використання складової моделі авторегресії, яка адекватно описує кореляційні властивості

сигналу на значних часових інтервалах, і забезпечує підвищення спектрального дозволу в області низьких частот. Проведено експериментальні дослідження з використанням запропонованої математичної моделі, які показали істотні відмінності спектральної щільності потужності (СЩП) АВ БПЛА від СЩП шумів різних джерел, що дозволило підвищити якісні характеристики рішення задачі виявлення-розпізнавання БПЛА. Запропоновано спрощену процедуру визначення частот піків СЩП довготривалої моделі авторегресії без обчислення спектра, яку доцільно використовувати при роботі в реальному масштабі часу.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат; акустичний сигнал; модель авторегресії; спектральна щільність потужності; виявлення; розпізнавання

Detection-Recognition of Unmanned Aerial Vehicles using the Composed Auto-Regression Model of their Acoustic Radiation

Tikhonov V. A., Kartashov V. M., Oleinikov V. M., Leonidov V. I., Timoshenko L. P., Seleznev I. S., Rybnikov M. V.

When solving the actual task of detecting by its own acoustic emission (AE) unmanned aerial vehicles (UAVs), making a potential threat to various areas of human activity, it becomes necessary to distinguish its signal from all other acoustic noises. The application of the autoregression model, widely used in practice, is complicated by the need to use significantly high orders of the model, since the distinguishing features of the UAV acoustic signal that differ it from other signals are located in the low-frequency region of the spectrum. The article proposes the use of a composite autoregression model that adequately describes the correlation properties of a signal at significant time intervals and provides an increase in spectral resolution in the low-frequency region. Experimental studies carried out on using the proposed mathematical model show significant differences in the spectral power density (SPD) of UAVs AE from SPD of various sources' noise, which improve the quality characteristics of the UAV detection-recognition problem. A simplified procedure is proposed for determining frequencies of SPD peaks of a long-term autoregression model without spectrum calculation, which is advisable to use when working in real time.

Key words: unmanned aerial vehicle; acoustic signal; autoregressive model; power spectral density; detection; recognition