

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ТРАЕКТОРНОГО СИГНАЛА В УСЛОВИЯХ ПЕРИОДИЧЕСКИХ ЗАТЕНЕНИЙ МЕТОДОМ АВТОРЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА

Дворянков Д.А., аспирант кафедры телекоммуникаций и основ радиотехники ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», e-mail: dvoryankov.d.a@mail.ru

Андросов В.В., главный конструктор по направлению АО «Государственный Рязанский приборный завод»

Волченков В.А., к.т.н., доцент кафедры телекоммуникаций и основ радиотехники ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», e-mail: volchenkov.v.a@tor.rsreu.ru

Витязев С.В., к.т.н., доцент кафедры телекоммуникаций и основ радиотехники ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», e-mail: vityazev.s.v@tor.rsreu.ru

TRAJECTORY SIGNAL RESTORING IN CONDITIONS OF PERIODIC SHADING BY AUTOREGRESSIVE ANALYSIS METHOD

Dvoryankov D.A., Androsov V.V., Volchenkov V.A., Vityazev S.V.

The autoregressive analysis algorithm is described in relation to the signal shape restoration, which was distorted due to the helicopter rotor blades influence. Alternative restoring methods are also provided in this paper. The AR analysis method is compared with other recovery methods by modeling the reflected radio signals processing. The ability of AR analysis to recover both simple and more complex distorted signals is shown. The dependences of the recovery quality on the speed and bearing angle of the radar are given, and the computational costs are estimated. The computational costs and algorithm ability to work in real time are also evaluated.

Key words: radar systems, interpolation, AR model, radar image, filling gaps in radar signal.

Ключевые слова: радиовидение, интерполяция, авторегрессия, радиолокационное изображение, восстановление пропусков в сигналах.

Введение

В настоящее время получение максимально доступной информации играет важную роль во многих сферах науки, техники и повседневной реальности. Возрастающие требования к решению всё более и более сложных задач во всех отраслях науки приводят к необходимости собирать и обрабатывать большой объём информации практически непрерывно, в любое время суток и при любых погодных условиях. Возник такой термин как «глобальный мониторинг», который означает получение информации со всех точек земного шара и околоземного пространства в режиме реального времени. Одними из систем, способных решать задачу глобального мониторинга, являются системы радиовидения. Используя подобные системы, можно получить радиолокационные изображения, сравнимые по детальности с фотографиями, полученными при помощи оптических систем.

Во многих малогабаритных самолётах и, преимущественно, в вертолётах задачи получения информации наряду с оптико-электронными и инфракрасными датчиками решают и системы РЛС. Такие системы в меньшей степени чем оптические подвергаются влиянию погодных условий и способны работать с одинаковой эффективностью круглосуточно. Благодаря данным преимуществам бортовая РЛС установлена на большинстве активно используемых летательных средств.

Рассматривается использование авторегрессионного анализа (АР) для восстановления формы траекторного сигнала бортового радиолокационного комплекса (БРЛК) вертолёта, искажённой периодическими «затенениями» лопастями вращающегося винта. Метод АР-анализа сравнивается с другими способами восстановления путем моделирования обработки набора отражённых радиосигналов. Демонстрируется, что метод АР-анализа позволяет восстанавливать как простые, так и более сложные искажённые траекторные сигналы. Приводятся зависимости качества восстановления сигнала от скорости носителя и величины угла обзора. Производится оценка вычислительных затрат. Оценивается способность работы алгоритма в режиме реального времени.

Достаточно важным является выбор варианта расположения РЛС на борту вертолёта. В последнее время большую популярность получил вариант расположения БРЛС над вращающимся винтом. Такое расположение имеет множество преимуществ, однако влечёт за собой и возникновение новых проблем. Одной из таких проблем является искажение радиолокационного сигнала из-за наличия вращающихся лопастей винта.

Постановка задачи

Пусть есть сигнал $S(t)$, отражённый от земной поверхности и принятый антенной РЛС. В силу негативного влияния отражения сигнала от лопастей винта вертолёта значения в некоторых отсчётах времени t отсутствуют (затенения или пропадания сигнала). Необходимо найти оценку $\hat{S}(t)$ значений $S(t)$ в местах пропусков.

Таким образом, ставится задача компенсации эффекта негативного влияния вращающихся лопастей на сигналы, поступающие на приёмную антенну БРЛК вертолёта.

Эффект влияния лопастей вызывает пропадания фрагментов сигнала, вследствие чего возникает проблема восстановления формы траекторного сигнала [1].

Рассматриваются разные способы восстановления сигнала, в том числе с применением интерполяционных методов и авторегрессионного анализа. Данные методы применяются для восстановления смоделированного сигнала отражения от подстилающей поверхности, содержащей точечные отражатели. В качестве критериев оценки рассматриваются точность восстановления и время обработки. Также были оценены вычислительные затраты на реализацию алгоритма, позволяющего решать поставленную задачу.

Применение методов интерполяции

Интерполяция или интерполирование – это приближённое или точное нахождение величины по её отдельным известным значениям или по значениям других величин, связанных с ней [2].

В процессе интерполирования необходимо определить каким образом ведёт себя функция между заданными точками. Рассматриваемые точки могут быть интерполированы при помощи разных функций, поэтому надо иметь тот или иной критерий выбора. Обычно такие критерии основываются на степени гладкости интерполирующей функции или на объёме вычислений [3].

Большую часть интерполирующих функций можно получить путём комбинации двух или более элементарных функций. Линейные комбинации одночленов образуют алгебраические полиномы, комбинации тригонометрических функций – тригонометрические полиномы и так далее.

Самым распространённым типом интерполирующих функций можно назвать кольцо алгебраических многочленов (полиномов). Преимущество полиномов заключается в том, что их значения легко вычислить. Также значения полиномов просто складывать, умножать, дифференцировать и интегрировать. Существует ещё одна особенность полиномов: если c – постоянная величина, а $P_n(x)$ – полином n -го порядка, то полиномами тех же порядков будут являться также $c \cdot P_n(x)$ и $P_n(x+c)$. Существует множество классов функций со схожими свойствами, но в то же время не все они имеют положительные интерполяционные качества [3].

Ниже приведём выражение для канонического полинома степени n :

$$P_n(x) = a_0 + a_1x^1 + a_2x^2 + \dots + a_{n-1}x^{n-1} + a_nx^n. \quad (1)$$

Выбор полинома степени n основан на том, что через $n + 1$ точку проходит единственная кривая степени n . Коэффициенты интерполяционного многочлена $a_0, a_1, a_2, \dots, a_n$ могут быть найдены при решении системы алгебраических уравнений:

$$\begin{cases} a_0 + a_1x_0 + a_2x_0^2 + \dots + a_{n-1}x_0^{n-1} + a_nx_0^n; \\ a_0 + a_1x_1 + a_2x_1^2 + \dots + a_{n-1}x_1^{n-1} + a_nx_1^n; \\ a_0 + a_1x_2 + a_2x_2^2 + \dots + a_{n-1}x_2^{n-1} + a_nx_2^n; \\ a_0 + a_1x_n + a_2x_n^2 + \dots + a_{n-1}x_n^{n-1} + a_nx_n^n. \end{cases} \quad (2)$$

Интерполяционный многочлен можно описать разными выражениями, подходящими для решения той или иной задачи. Однако стоит заметить, что при достаточно большом объёме данных, интерполяционный полином будет иметь слишком высокую степень. В таком случае процесс вычисления интерполяционной формулы будет очень долгим, а погрешность интерполяции на концах интервала станет недопустимо велика в силу накопления ошибок округления, иначе говоря формула будет неустойчивой. Возникает потребность в разбиении интервала интерполяции с некоторым шагом h , с последующим построением своего интерполяционного многочлена на каждом из получившихся отрезков. Такая кусочно-заданная интерполяционная формула, обеспечивающая наиболее высокую степень гладкости для данного класса функций, называется сплайном.

Если рассматривать кубический сплайн, то главный полином на каждом интервале интерполяции можно записать в следующем виде:

$$f_{3i}(x) = a_i x^3 + b_i x^2 + c_i x + d_i. \quad (3)$$

В [1] было показано, что на конкретной модели РЛИ оптимальным с точки зрения точности восстановления является метод интерполяции сплайнами. Однако при тестировании данного метода применительно к другому типу сигнала оказалось, что данный метод не всегда показывает удовлетворительные показатели восстановления. Возникла задача поиска другого, более универсального, метода восстановления фрагментов сигнала. Подходящим оказался метод восстановления сигнала на основе модели авторегрессии.

Авторегрессионный анализ в задаче восстановления

Авторегрессионная модель (АР-модель) – модель временных рядов, в которой значения временного ряда в данный момент времени линейно зависят от предыдущих значений этого же ряда. Авторегрессионный процесс порядка p определяется следующим образом:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t, \quad (4)$$

где ϕ_1, \dots, ϕ_p – параметры модели (коэффициенты авторегрессии), a_t – белый шум [4].

Первостепенной задачей при проведении авторегрессионного анализа является нахождение оптимальных значений коэффициентов авторегрессии. Большинство методов предполагает, что ряд \tilde{z}_t является линейным и стационарным. Обычно также предполагается, что ряд \tilde{z}_t имеет нулевое среднее значение, в противном случае в приведенном выше уравнении (4) появляется ненулевой член a_0 .

Существует множество методов оценки коэффициентов АР-модели, среди которых можно выделить два основных: метод наименьших квадратов (МНК) [5] и метод Берга [6]. Каждый из этих методов имеет в свою очередь несколько вариаций.

Самый распространённый метод нахождения коэффициентов включает умножение приведенного выше выражения (4) на \tilde{z}_{t-d} и нормализацию, что даёт набор

линейных уравнений, называемых уравнениями Юла – Уолкера, которые могут быть записаны в матричной форме. В нашем случае мы будем использовать алгоритм нахождения коэффициентов на основе метода Берга, в силу того, что в данном методе при проведении анализа коротких сигналов прослеживается высокая разрешающая способность [6]. Другое название этого метода – алгоритм максимальной энтропии, при помощи него можно произвести точную оценку значений коэффициентов авторегрессии.

Ниже приведём блок-схему рассматриваемого алгоритма (рис. 1), обозначив входной сигнал как $S(n)$. Блок поиска участков затенения используется для нахождения искажённых или потерянных фрагментов сигнала и будет более подробно рассмотрен в разделе, посвящённом моделированию. После определения участков затенения выполняется алгоритм восстановления для каждого фрагмента.

Алгоритм восстановления для каждого участка затенения сигнала состоит из следующих шагов: сначала исходный временной ряд центрируется путем вычитания среднего. Далее оцениваются прямая и обратная авторегрессионные модели. На последнем шаге выполняется оптимальное усреднение результатов прямой и обратной моделей с предварительным прибавлением среднего [7].



Рис. 1. Блок-схема алгоритма восстановления сигнала на основе АР-модели

Рассмотрим более подробно каждый из этапов алгоритма восстановления. Фрагмент сигнала с пропусками проходит через прямую и обратную модели предсказания. В обоих случаях используется функция *arfill* (рис. 2). Приведём математическое описание основных этапов выполнения данной функции, какими являются: расчёт коэффициентов авторегрессии, расчёт начальных условий и непосредственно оценка пропущенных значений.

Оценка коэффициентов авторегрессии производится при помощи метода Берга. Данный метод оперирует с входным сигналом и позволяет рассчитать $m + 1$ коэффициентов отражения, из которых формируется m коэффициентов авторегрессии a , где m – порядок АР-модели. Математическое описание алгоритма поиска

коэффициентов предсказания в виде блок-схемы представлено на рис. 3. Здесь в последнем блоке $conj(\cdot)$ обозначает комплексное сопряжение, т.е. $conj(x) = real(x) - j*imag(x)$.

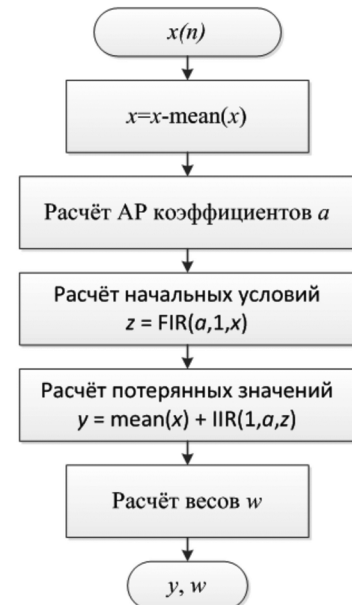


Рис. 2. Блок-схема функции *arfill*

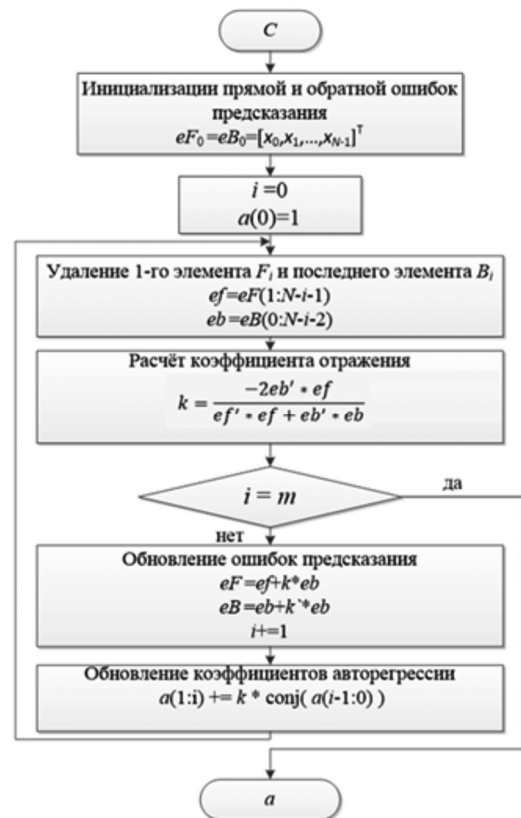


Рис. 3. Блок-схема алгоритма нахождения коэффициентов предсказания

Расчёт начальных условий происходит на основе предыдущих значений сигнала $s(n)$, а также коэффициентов авторегрессии a и реализуется при помощи стандартного КИХ-фильтра:

$$z(n) = \sum_{l=0}^m b(l) \cdot x(n-l). \quad (5)$$

Здесь $b = -a(m+1:2)/a(1)$, x – предыдущие m значений сигнала $s(n)$.

Оценка искажённых значений осуществляется с помощью фильтра с обратной связью (БИХ) и использует в качестве начальных условий ранее рассчитанные значения $z(n)$. Математическое описание данной операции представлено ниже:

$$y(n) = -\sum_{k=0}^m a(k) \cdot y(n-k). \quad (6)$$

Здесь a – коэффициенты авторегрессии, а $y(-(m-1):0) = z$ – рассчитанные выше начальные условия. Также на этом этапе происходит добавление среднего при расчёте окончательной оценки значений y .

Расчёт весов w для последующего оптимального усреднения происходит следующим образом: $w(0:L_{gap}-1) = [L_{gap}, L_{gap}-1, \dots, 0]$, где L_{gap} – размер участка пропадания сигнала, подлежащего восстановлению.

Вышеописанные операции производятся одинаково как для прямой, так и для обратной моделей предсказания. В результате имеем оценки y_f, y_b , а также массивы весов w_f и w_b , при этом y_b и w_b «переворачиваются», то есть выполняются операции: $y_b(L-1:0) = y_b(0:L-1)$, $w_b(L-1:0) = w_b(0:L-1)$, где L – длина обрабатываемого сигнала (в нашем случае сигнал обрабатывается в каждом канале дальности для каждого парциального кадра и $L = 200$ отсчётов).

Последней операцией согласно рис. 1 является оптимальное усреднение, которое выполняется по следующей формуле:

$$y(n) = \frac{s_f(n) \cdot w_f(n) + s_b(n) \cdot w_b(n)}{w_f(n) + w_b(n)}, n = 1..L. \quad (7)$$

Сравнение методов восстановления на примере фрагмента сигнала

Один из способов оценить насколько точно регрессионная модель соответствует набору данных – вычислить среднеквадратичную ошибку, которая сообщает нам среднее расстояние между прогнозируемыми моделью значениями и фактическими значениями в наборе данных [8]. Такую метрику качества восстановленного изображения часто используют, при этом обозначая её аббревиатурой *RMSE*. Формула для нахождения среднеквадратичной ошибки выглядит следующим образом:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S}_{i,j})^2 / N \cdot M}. \quad (8)$$

Таким образом, можно теперь в полной мере оценить качество восстановления сигнала при помощи авторегрессионной модели и сравнить данный подход с

методами на основе интерполяции (табл. 1).

Сравнение методов восстановления было выполнено на примере фрагментов двух различных групп сигналов, они обозначены в таблице 1 как сигнал А и сигнал Б. В фрагменте сигнала А (200 отсчётов) в результате вращения вращающихся лопастей появляются 8 участков пропадания сигнала по 3 отсчёта каждый. В фрагменте сигнала Б (также 200 отсчётов) – 4 участка пропадания сигнала по 5 отсчётов каждый.

Моделирование обработки траекторного сигнала

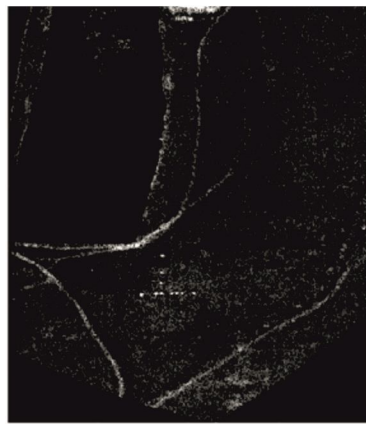
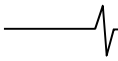
Перейдём от фрагмента сигнала к общему изображению, представляющему собой модель результата зондирования РЛС земной поверхности. Цель моделирования – сымитировать сигнал, отражённый от земной поверхности с учётом влияния лопастей и выполнить его обработку. Известны частота вращения лопастей и время затенения сигнала. В качестве модели земной поверхности используется радиолокационное изображение, полученное в режиме реального луча. На это изображение накладываются дополнительные точечные цели, удобные для проведения исследований. Полученное оптическое изображение преобразуется обратно в сигнал во временной области с использованием известных математических выражений [1]. В модель сигнала закладываются требуемые параметры движения носителя и угла обзора. В частности, скорость носителя выбрана равной 80 м/с, угол обзора – 90 градусов. Цели моделируются путём умножения сигнала на последовательность импульсов, частота которых соответствует частоте вращения лопастей, а дальность – ширине лопасти. Значения импульсов равны 0 и -20 дБ соответственно в моменты между импульсами и на длительности импульсов, имитирующих влияние лопастей.

Описанный выше алгоритм предлагается применять для практических задач, но при этом появляется ещё одна проблема – поиск моментов пропадания сигнала. Алгоритм поиска участков пропадания сигнала предлагается реализовать следующим образом: в цикле по каналам дальности производится суммирование квадратов реальной и мнимой частей сигнала. Полученный массив S сравнивается с адаптивным пороговым значением. Если $S(i)$ меньше порогового значения, индекс i записывается в массив индексов затенений. Следующим этапом является формирование границ фрагментов пропадания сигнала из общего массива индексов затенений.

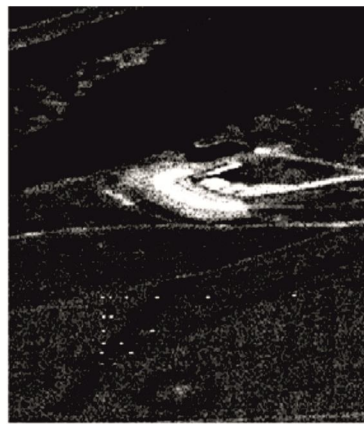
Рассмотрим расчёт порогового значения. Для сигнала в каждом кадре порог рассчитывается по формуле $\hat{S} * h$, где \hat{S} – среднее значение массива S , h – порог, рассчитываемый в данном случае следующим образом:

Таблица 1. Сравнение методов восстановления сигнала

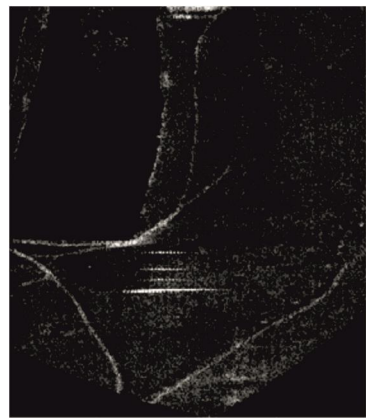
	Сигнал А		Сигнал Б	
	RMSE	Время, с	RMSE	Время, с
Эталон	0	9,260	0	5,430
Линейная интерполяция	0,201	12,530	1,597	6,520
Полином Эрмита	0,148	12,621	1,573	6,550
Метод Акимы	0,121	12,590	1,573	6,550
Интерполяция кубическими сплайнами	0,060	12,780	1,715	6,670
Авторегрессионная модель	0,084	37,020	0,582	17,920



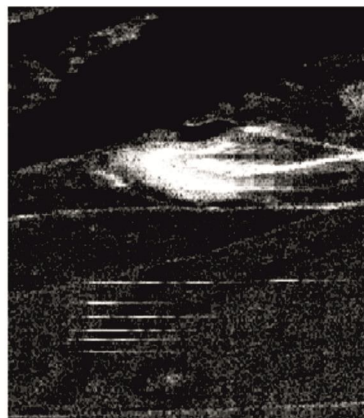
a)



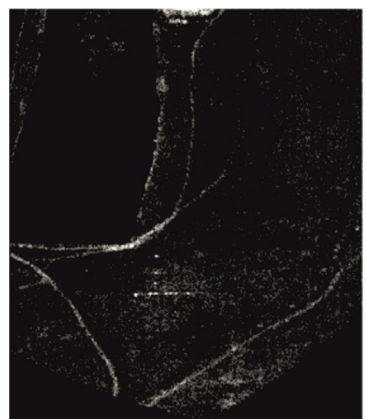
д)



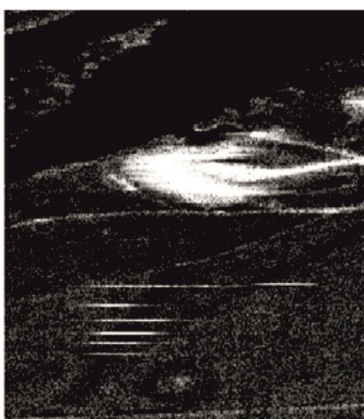
б)



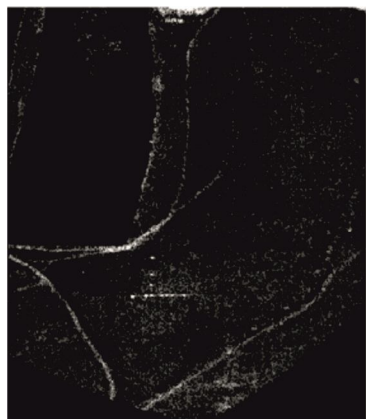
е)



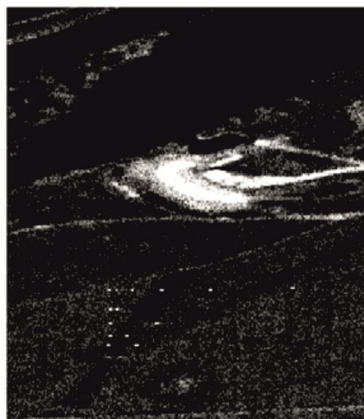
в)



ж)



г)



з)

Рис. 4. Пример восстановления сигналов при помощи сплайн-интерполяции и AP-анализа

$$h = \frac{\hat{S}}{\max(S) * 2}. \quad (9)$$

Таким образом, результатом работы алгоритма поиска участков пропадания являются два массива с начальными и конечными индексами участков пропадания сигнала соответственно. Далее перейдём непосредственно к моделированию восстановления сигнала, искажённого за счёт негативного влияния лопастей винта.

Исходный сигнал А без помех от лопастей представлен на рис. 4, а. Сигнал А, искажённый из-за негативного влияния вращающихся лопастей показан на рис. 4, б, тот же сигнал, но уже восстановленный при помощи интерполяции кубическими сплайнами и методом на основе АР-модели, представлен на рис. 4, в и 4, г соответственно. Иллюстрация восстановления сигнала Б показана аналогично на рис. 4, д – 4, з.

На основе анализа полученных изображений (рис. 4) можно сделать вывод, тождественный выводу из результатов, представленных в табл. 1. Метод АР-анализа позволяет восстанавливать как простые, так и более сложные искажённые траекторные сигналы, в отличие от применяемого ранее метода интерполяции сплайнами.

Заметим, что для суждения об эффективности метода необходимо убедиться в том, что он будет работать при разных параметрах исследуемого сигнала. Поэтому для полноценного сравнения и выбора оптимального метода восстановления формы траекторного сигнала, искажённого вращающимися лопастями винта, были рассчитаны зависимости качества восстановления ($RMSE$) от следующих параметров РЛС: скорости носителя и угла обзора. За основу был взят сигнал Б, так как его параметры наиболее приближены к «худшему» случаю для реального сигнала.

При моделировании были заданы различные значения скорости носителя в диапазоне от 40 до 100 м/с. При этом формировались различные РЛИ и оценивалось качество их восстановления при помощи выбранного параметра $RMSE$. На рис. 5 представлены зависимости $RMSE$ от скорости носителя для восстановления при помощи методов интерполяции и авторегрессии. Также на рис. 5 приведена кривая зависимости значения $RMSE$ от скорости носителя без применения алгоритма восстановления (обозначено как «лопасти»). Можно заметить, что метод на основе авторегрессионного анализа отличается стабильно высоким качеством восстановления, в то время как интерполяционный метод при низких значениях скорости носителя и вообще повышает значение среднеквадратичной ошибки, что говорит о неэффективности применения данного метода при подобных параметрах.

Приведём также зависимость качества восстановления от угла обзора. На рис. 6 представлены зависимости $RMSE$ от угла обзора для восстановления при помощи методов интерполяции и авторегрессии. Также на рис. 6 приведена кривая зависимости значения $RMSE$ от угла обзора без применения алгоритмов восстановления.

Можно заметить, что при значениях угла, близких к 80° качество восстановления снижается. Этот эффект

связан с тем, что при таком угле обзора моделируемые точечные отражатели находятся на самом краю видимого РЛИ. При других углах обзора, когда отражатели полностью находятся в видимой области, наблюдается высокая степень качества восстановления. В то же время метод на основе интерполяции при углах отличных от 90° показывает отрицательный результат и не может быть применён для восстановления сигнала.

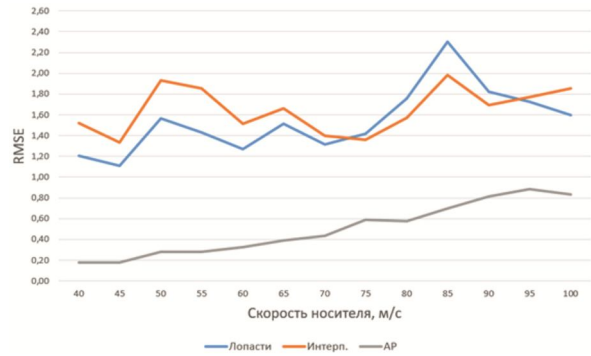


Рис. 5. Зависимость качества восстановления от скорости носителя

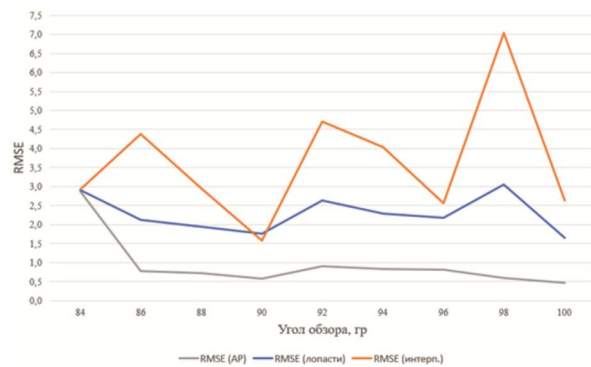
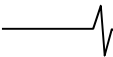


Рис. 6. Зависимость качества восстановления от угла обзора

Оценка затрат

При расчёте вычислительных затрат приблизительно оценим требуемое количество операций комплексного умножения. При этом предварительно оценим затраты на алгоритм поиска участков пропадания сигнала. В рамках данного алгоритма комплексное умножение присутствует в двух операциях: расчёт порога и суммирование квадратов действительной и мнимой частей в цикле по каналам дальности. Следовательно, затраты на весь алгоритм можно приблизительно оценить как $C_{fg} = (N_{rg} * T_i) + 1$, где в скобках приведено умножение количества каналов дальности на длину интервала накопления сигнала в каждом канале дальности в отсчётах.

Основные операции, требующие наибольшего количества вычислений комплексного умножения – это поиск коэффициентов методом Берга и две функции фильтрации в рамках вычисления $arfill$. Сложность стандартного алгоритма Берга можно приблизительно оценить, как $3Nm - m^2$, где N – длина обрабатываемого сигнала (глубина предсказания), m – порядок АР модели. Это будет показано ниже. Как известно КИХ-фильтр с числом звеньев X требует X циклов (операций) умножения с накоплением. Число звеньев фильтра в нашем случае соответствует длине сигнала N .



Рассчитаем количество операций комплексного умножения, затрачиваемое на расчёт коэффициентов авторегрессии. Здесь примем, что операции расчёта коэффициента отражения, обновление ошибок предсказания и коэффициентов авторегрессии повторяются на каждой из m итераций. При этом в расчёте коэффициента отражения с учётом распараллеливания команд на каждой итерации есть 2 операции комплексного умножения массивов размера $N-m$, где N – глубина предсказания.

Обновление ошибок предсказания – довольно затратная операция, но с учётом одновременного обновления прямой и обратной ошибок получается $N-m$ комплексных умножений на каждой итерации.

В рамках обновления коэффициентов авторегрессии на каждой итерации производится перемножение коэффициента отражения на массив АР-коэффициентов из m элементов, то есть с учётом комплексного сопряжения – $2m$ операций комплексного умножения.

Теперь можно легко оценить общее количество операций комплексного умножения при расчёте коэффициентов стандартным методом Берга: $2Nm - 2m^2 + Nm - m^2 + 2m^2 = 3Nm - m^2$, что соответствует оценке затрат данного метода, приведённой в [9].

Таким образом, опустив расчёт весов и вычитание среднего, а также другие не содержащие комплексных умножений операции, получим для каждой функции *arfill* сложность $C = 2N + 3Nm - m^2$. Учитывая, что функция вызывается два раза для прямого и обратного прогнозирования, а также добавив затраты на усреднение $C = 2$, получим общее значение затрат для каждого участка восстановления:

$$C_{gap} = 2(2N + 3Nm - m^2) + 2 = 4N + 2m(3N - m) + 2. \quad (10)$$

Для того чтобы оценить затраты на обработку одного интервала накопления сигнала, воспользуемся выражением:

$$C_{T_i} = \frac{T_i}{P_{gap}} * C_{gap} = \frac{T_i}{\frac{P_n}{F_p}} * C_{gap} = \frac{1000}{50} * C_{gap} = \quad (11)$$

$$= 4 \cdot (4N + 2m(3N - m) + 2).$$

Здесь N – глубина предсказания, m – порядок авторегрессии. При учёте того, что интервал накопления составляет 200 отсчётов, при заданных N и m ($N = 25$, $m = 5$) затраты на обработку сигнала в каждом канале дальности составят: $C_{T_i} = 4 \cdot (4 \cdot 25 + 2 \cdot 5 \cdot (3 \cdot 25 - 5) + 2) = 4 \cdot (100 + 702) = +702) = 3208$ операций комплексного умножения.

Оценим возможность работы всего алгоритма в масштабе реального времени. При заданных параметрах и количестве каналов дальности $N_{rg} = 300$ получим $3208 \cdot 300 = 962400$ операций комплексного умножения на обработку одного парциального кадра. Добавим к этому значению затраты на поиск участков пропадания сигнала $C_{fg} = 962400 + (N_{rg} \cdot T_i) + 1 = 962400 + 300 \cdot 0,2 + 1 = 962461$ операций.

В каждом парциальном кадре мы имеем обработку 200 отсчётов сигнала на тактовой частоте 1000 Гц,

то есть процессор должен успеть выполнить все операции за $200/1000$ Гц = 0,2 с. Процессор 1967ВН028 производства АО «ПКК «МИЛАНДР» работает на частоте 450 МГц и способен выполнить за один такт 2 операции комплексного умножения [10]. Следовательно, такой сигнальный процессор позволяет выполнить все операции разработанного алгоритма за $(962461/2)/450$ МГц = 0,0011 секунд, что примерно в 200 раз меньше чем 0,2 секунды, а значит соблюдены условия работы в реальном масштабе времени.

Заключение

Таким образом, были рассмотрены разные способы решения задачи компенсации негативного влияния лопастей винта вертолёта. Была также проведена оценка точности восстановления сигнала при помощи методов интерполяции и авторегрессии. На основе данных критериев была построена сравнительная таблица методов восстановления и графики зависимостей ошибки восстановления от параметров РЛС. Проведена оценка вычислительных затрат на выполнение предложенного алгоритма. Результаты расчётов показали, что разработанный алгоритм может быть выполнен в реальном масштабе времени. В будущих работах планируется уделить внимание таким вопросам как оптимальный выбор параметров авторегрессии и их зависимость от типа исследуемого сигнала.

Литература

1. Дворянков Д.А., Андросов В.В., Витязев С.В., Витязев В.В. Формирование изображений системой радиовидения в условиях периодических затенений. Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению «Графикон». 2022. С. 774-783.
2. Беклемишев Д.В. Дополнительные главы линейной алгебры. М.: Наука, 1983. 336 с.
3. Ильин М.Е. Аппроксимация и интерполяция. Методы и приложения: Учеб. пособие. Рязань: РГРТА, 2003. 56 с.
4. Box G., Jenkins G. Time series analysis: Forecasting and control. San Francisco: Holden-Day, 1970.
5. S. Orfanidis, Optimum Signal Processing, 2nd Ed. Macmillan, 1988, Chapter 5.
6. J.P. Burg. Maximum entropy spectral analysis. Proc. 37th Meet. Soc. Explorational Geophys., Oklahoma City, OK, 1975.
7. Козионов А.П., Пяйт А.Л., Мохов И.И., Иванов Ю.П. Исследование алгоритмов восстановления пропусков в измеряемых сигналах для системы мониторинга состояния дамб. Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление, 2015, № 2-3(217-222), 93-104 с.
8. V.V. Voronin, V.I. Marchuk, S.P. Petrosov, I. Svirin, S. Agaian and K. Egiazarian. Image restoration using 2D autoregressive texture model and structure curve construction. Proc. SPIE 9497 Mobile Multimedia/Image Processing Security and Applications, 2015.
9. Koen Vos. A Fast Implementation of Burg's Method, 2013.
10. Спецификация на микросхему 1967ВН028. АО «ПКК Миландр», 2021. <https://ic.milandr.ru/upload/iblock/556/g5zyamzsnf6h8c1jmare6avuuds0ov2h/1967%D0%92%D0%9D028.pdf>.