

УДК 621.396

А.И. БЕЙ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского “ХАИ”, Украина*

## ОЦЕНКА КАЧЕСТВЕННЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ВОССТАНОВЛЕНИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ “СЛЕПЫМ” МЕТОДОМ

*Рассмотрен слепой статистический итерационный метод реконструкции радиолокационных изображений земной поверхности на базе независимого компонентного анализа. Основу метода составляет поиск матрицы декомпозиции в соответствии с выбранными критериями оптимизации. Проведено математическое моделирование радиолокационных изображений, содержащие произвольные объекты на фоне белого шума. Полученный модернизированный алгоритм для случая непараметрической неопределенности опробован на моделях изображений и показано, что он обладает сверхразрешающими свойствами. Подход применим ко многим другим обратным задачам.*

**Ключевые слова:** слепой метод восстановления, независимый компонентный анализ, компонентный базис, число компонент, число наблюдений, обратная матрица

### Введение

Актуальность задачи автоматической фокусировки радиолокационных изображений (РЛИ), построенных с помощью авиационных радиолокаторов с синтезированием апертуры антенны (РСА) впервые возникла в начале 90-х годов и связана с эффектом деградации пространственного разрешения. Проблема была вызвана тем, что навигационные системы летательного аппарата с погрешностью проводили траекторные измерения перемещения фазового центра антенны РСА. При этом постоянная ошибка по измерению радиальной скорости вызывает линейный набег фазы, а ошибки измерения радиального ускорения приводят к квадратичному закону искажения фазы. Именно квадратичные фазовые искажения в основном влияют на разрешающую способность [1]. В случае если погрешность больше, чем разрешение по частоте в режиме синтезирования, то изображение точечного объекта “размазывается” на несколько смежных элементов. Поскольку фазовые искажения оцениваются непосредственно по принимаемому сигналу, то в процессе автофокусировки имеется возможность компенсации фазовых флуктуаций, обусловленных траекторными нестабильностями, а также нестабильностями аппаратуры и нестабильностями вызванные средой распространения радиоволн. Такой подход связан с дополнительной обработкой траекторного сигнала в условиях реального полета [2].

В данной работе для отмеченной проблемы предлагается использовать “слепой” метод, базирующийся на поиске матрицы декомпозиции. Для осуществления анализа восстанавливаемых данных представлены оценки декомпозиции в норме  $L_2$  и

оценена робастность метода при различных уровнях фоновой компоненты.

### Формулирование проблемы

Задача восстановления изображений заключается в том, чтобы по наблюдаемому двумерному массиву РЛИ найти более полные характеристики (параметры) искомого объекта. В рассматриваемом случае объект непосредственно не наблюдается, и он может быть представлен только в виде аддитивной смеси с шумовой компонентой. Однако кроме шумового фона объект подвержен и линейному пространственно-инвариантному или в более сложном случае пространственно-зависимому искажению, заключающееся в ослаблении высоких пространственных частот. Понятно, что шум является препятствием идеальной реставрации требуемых данных. В ином случае можно ограничиться только инверсной фильтрацией. Однако проблема в том и состоит, что у нас нет априорной информации о канале формирования и флуктуациях шума. А это задача непараметрической фокусировки, которая требует восстановления неизвестного оператора в целом. Как будет показано ниже, реставрация в этом случае не исключается и даже в присутствии шума удастся добиться значительного расширения полосы частот данных выше граничной частоты. В действительности обратные задачи некорректны, что вынуждает исследователей использовать допущения, например, стохастического вида в рамках байесовского подхода [2 – 4]. В общем случае при этом предполагается, что объект случайно извлечен из анализируемых расфокусированных наблюдений. Так, классический анализ Колмогорова и Винера, посвященный проблеме фильтрации и предсказания временных рядов

исходит из задания объекта как реализации стационарного гауссова случайного процесса с известной ковариационной функцией. В методе максимума энтропии по Фридену предполагается, что исходный ансамбль объектов сформирован в соответствии со значениями энтропии каждого из них [5]. Очевидно, наличие априорной информации в значительной степени определяет и получаемое решение обратной задачи. Неточность или подмена отсутствующей информации относительно объекта некоторыми правдоподобными предположениями приведут к неустойчивости или “осцилляции” решения, то есть данное решение относительно истинного будет обладать неизвестным смещением.

В частности формирование модели тесно связано с вопросом истинности или ложности модели, точнее, адекватности и как следствие потери точности и надёжности получаемых результатов. Вопрос о степени адекватности отражения объекта приводит нас к следующему выводу, что модель выступает в совокупности с некоторым материальным объектом, который она замещает в процессе его изучения и отражает только некоторые свойства объекта, а не представляет объект целиком. Если модель ведёт себя так же, как и моделируемый объект, или это расхождение невелико, то говорят, что модель адекватна оригиналу.

Перейдем теперь к обоснованию и количественному описанию модели формирования РЛИ. При этом ограничимся детерминированной линейно-фильтровой моделью на базе уравнения Фредгольма первого рода [5].

$$g(\xi, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) h(\xi, \eta, x, y) dx dy + n(\xi, \eta), \quad (1)$$

где  $f(x, y)$  – исходное изображение;

$g(\xi, \eta)$  – принятое изображение;

$h(\xi, \eta, x, y)$  – весовая функция системы формирования;

$n(\xi, \eta)$  – аддитивный шум системы формирования РЛИ.

Оптимальная оценка сводится к решению интегрального уравнения (1), то есть необходимо сформировать обратный оператор  $h^{-1}(\xi, \eta, x, y)$  или другими словами необходимо решить обратную задачу.

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(\xi, \eta) h^{-1}(\xi, \eta, x, y) d\xi d\eta. \quad (2)$$

Вопрос о существовании решения связан с условиями, налагаемыми на ядро  $h^{-1}(\xi, \eta, x, y)$  и левую часть  $f(x, y)$ . Является ли оно единственным?

Существенно сузить класс возможных решений и устранить некорректность обратной задачи воз-

можно введением ряда ограничений на область допустимых значений решения, которые вытекают из структуры изображения:

$$а) f(x, y) \geq 0,$$

$$б) (f(x, y), h(x, y)) = 0.$$

Далее для упрощения изложений принимаем, что при равномерном прямолинейном движении носителя РЛС в выражении (1) искажающий оператор обладает свойством пространственной инвариантности  $h(\xi, \eta, x, y) = h(\xi - x, \eta - y)$ .

## Решение проблемы

Предположим, что распределение  $f(x, y)$  имеет негауссовский закон распределения, а при формировании модуля  $g(\xi, \eta)$  выхода РСА происходит нормализация распределения  $f(x, y)$  и данный эффект зависит от параметров весовой функции  $h(\xi - x, \eta - y)$  системы формирования [5, 6].

Следовательно, в качестве вероятностного ансамбля объектов  $f(x, y)$  рассмотрим гауссов стационарный процесс с аналогичным аддитивным гауссовским  $n(\xi, \eta)$  ансамблем шумов. В уравнении (2) в качестве начального приближения для оценки ядра введем передаточную функцию оптимального адаптивного фильтра Винера  $h^{-1}(\xi - x, \eta - y) = h_B(\xi - x, \eta - y)$ . То есть, необходимо таким образом подобрать ядро  $h_B(\xi - x, \eta - y)$  интегрального уравнения (2), чтобы обеспечить наименьшее отклонение оценки  $f_B(x, y)$  от истинного двумерного массива  $f(x, y)$ .

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (f(x, y) - f_B(x, y))^2 = \min. \quad (3)$$

Однако ансамбль объектов  $f(x, y)$  имеет негауссовскую структуру, то есть данное решение  $f_B(x, y)$  относительно истинного  $f(x, y)$  объекта будет обладать неизвестным большим смещением.

Следовательно, для повышения качественных показателей адаптивной фильтрации (3) необходимо использовать статистики более высоких порядков для оценки процессов  $f(x, y)$  и  $h(\xi - x, \eta - y)$ . Количественной оценкой негауссовости являются кумулянты высоких порядков, в частности эксцесс.

Негауссовость же является базовым предположением метода анализа независимых компонент (АНК) и отождествляется с независимостью процессов. Согласно этому методу, если процессы независимы и имеют негауссово распределение, то найдется такая контрастная функция, минимизация которой и обеспечивает решение [7 – 10]. Следовательно, необходимо таким образом подобрать матрицу

декомпозиции в рамках метода максимума правдоподобия (МП), чтобы процессы на выходе были наиболее независимыми. Предполагается, что шумовая компонента  $n(x,y)$  имеет дисперсию намного меньшую, чем дисперсии компонент  $f(x,y)$  и  $h(\xi-x,\eta-y)$ . Это связано с тем, что уровень аддитивных шумов при формировании изображения у современных систем РСА порядка -20...-30 дБ [1-2].

Используя методику, приведенную выше [6-10] уравнение правдоподобия для оценки матрицы декомпозиции теперь можно представить следующим образом

$$p(g(x,y)|\hat{h}(x,y),\hat{f}(x,y))= \exp \left\{ -\int \int \left[ g(x,y) - \int \int \hat{f}(x,y)\hat{h}(\xi-x,\eta-y)d\xi d\eta \right]^2 dx dy \right\}. \quad (4)$$

Решением данной оптимизационной задачи и будет искомая матрица декомпозиции  $\hat{h}^{-1}(x,y)$ .

### Контрольные реставрации

Формулу восстановления (4) проверим с помощью компьютерного моделирования на зашумленных моделях РЛИ. Для цифрового моделирования использовался простой двумерный тест-объект, имитирующий положение угловых отражателей в одном канале по дальности, но разнесенных по азимуту. Он состоит из трех импульсов на фоне, причем два импульса умышленно расположены на расстоянии двух пикселей друг от друга, а ширина первого импульса равна суммарной ширине второго и третьего (рис. 1). Линейную суперпозицию искомым компонент, искаженных дифракционным ограничением и аддитивным гауссовским шумом представим на рис. 2 и 3.

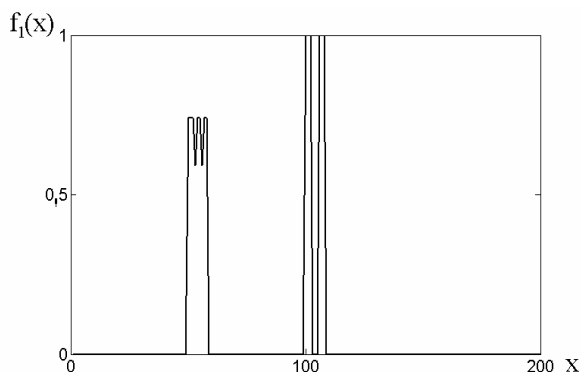


Рис. 1. Сечение тестового объекта

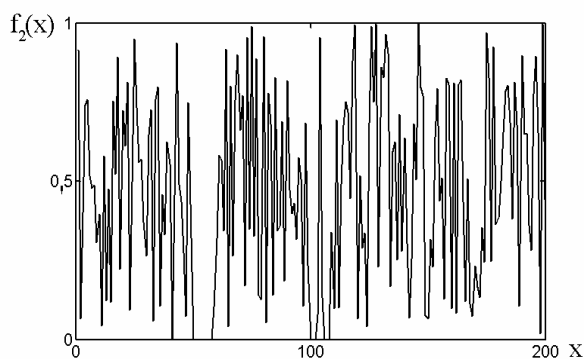


Рис. 2. Сечение фона

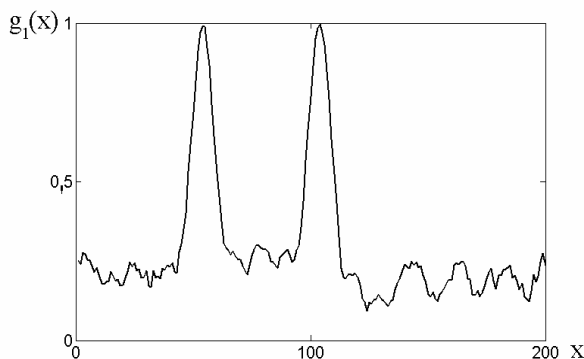


Рис. 3. Искаженный объект

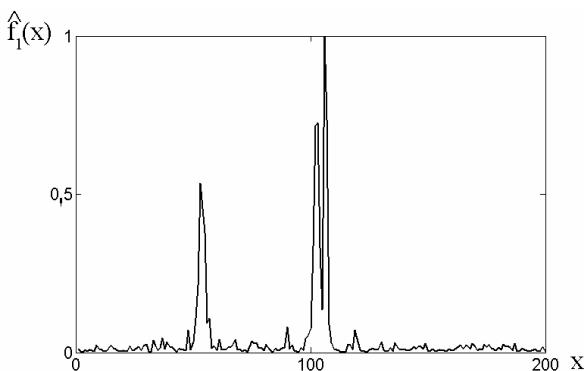


Рис. 4. Восстановленный объект

Результаты реставрации “слепым” методом тестового объекта представим на рис. 4, а на рис.5 представим фоновую компоненту. Как мы видим метод обладает небольшой осцилляцией решения, зависящей от уровня фона. Заметим, что физическому условию положительности решения оценки удовлетворяют в отличие от оценок оптимальной фильтрации, введенные нами в качестве начального приближения.

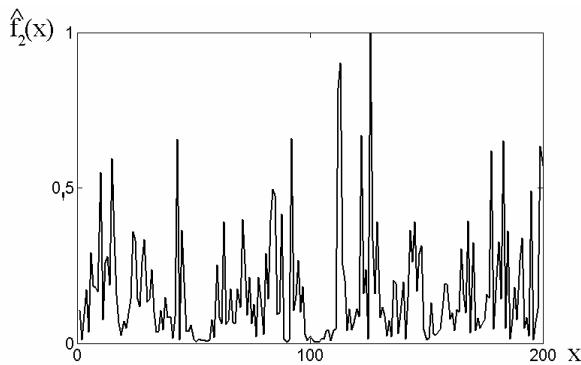


Рис. 5. Восстановленный фон

Представим на рис. 6 соответствующие нормированные модульные значения энергетических спектров для искаженного (рис. 3) и восстановленного объекта (рис. 4). Следовательно, изобразив искаженный объект (нижняя кривая) и восстановленный объект (верхняя кривая с точками) мы видим, что удалось восстановить спектральные компоненты искомого объекта, находящиеся выше граничной частоты  $\omega_K$ .

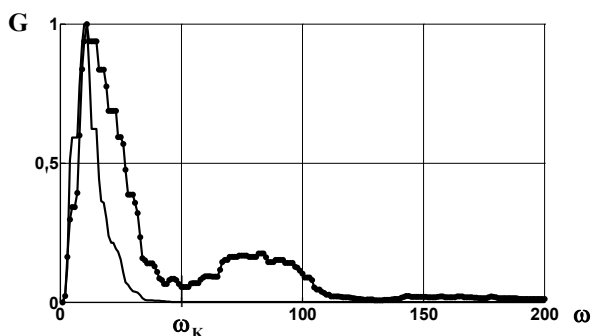


Рис. 6. Энергетический спектр искаженного и восстановленного объекта

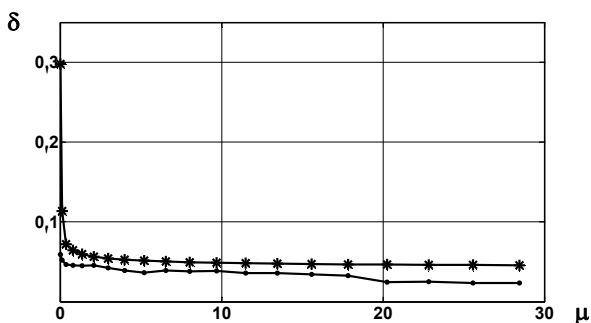


Рис. 7. Оценка качественных показателей восстановления в норме L2 от соотношения сигнал-шум

На рис. 7 приведены качественные показатели восстановления в норме L2 от соотношения сигнал-шум для различных методов восстановления (верх-

няя кривая со звездочками) соответствует восстановлению с применением оптимальной фильтрации (нижняя кривая с точками) соответствует алгоритму, построенному на базе “слепого” метода. На рис. 8 приведены кривые вероятности правильного обнаружения при различных соотношениях сигнал-шум. Для случая полной априорной неопределенности или “слепого” восстановления (нижняя кривая с точками) и случаю восстановления, при котором объект полностью был известен (верхняя кривая).

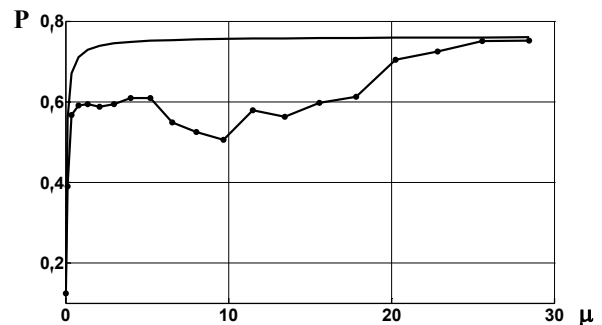


Рис. 8. Вероятность правильного обнаружения от соотношения сигнал-шум

## Заключение

В работе представлены результаты коррекции радиолокационных изображений “слепым” методом и оценены качественные показатели.

Как представлено на рис. 7, оценки предлагаемого метода имеют меньшую ошибку восстановления в отличие оценок оптимальной фильтрации, которые мы ввели в качестве начального приближения и получили выигрыш в среднем в 1,5 раза. Кроме того, метод удовлетворяет требованию положительности решения и обладает сверхразрешающими свойствами (рис. 6).

На рис. 8 представленные зависимости демонстрируют, что при соотношении сигнал-шум равным 20 оценки обладают достоверностью, то есть вероятность правильного обнаружения “слепым” методом составляет 0,7, а при более высоких соотношениях оценки практически совпадают.

Рассмотренный “слепой” метод для случая непараметрической фокусировки РЛИ позволяет устранять фазовые набеги низких и высоких порядков, а алгоритмы, построенные на его базе, представляется возможным включать в действующие алгоритмы работы процессора РСА. Метод позволяет повысить точность оценки доплеровского смещения частоты, а также его, возможно, использовать в качестве фильтра спектра сигнала точечного навигационного объекта при вычислении фокусирующей функции в действующих алгоритмах автофокусировки.

## Литература

1. Дудник П.И. Многофункциональные радиолокационные системы / П.И. Дудник. – М.: Дрофа, 2007. – 283 с.
2. Фалькович С.Е. Оптимальный прием пространственно-временных сигналов в радиоканалах с рассеянием / С.Е. Фалькович, В.И. Пономарев, Ю.В. Шкварко. – М.: Радио и связь, 1989. – 296 с.
3. Слока В.К. Вопросы обработки радиолокационных сигналов / В.К. Слока. – М.: Советское радио, 1970. – 256 с.
4. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники / Б.Р. Левин. – М.: Советское радио, 1968. – 504 с.
5. Василенко Г.И. Восстановление изображений / Г.И. Василенко, А.М. Тараторин. – М.: Радио и связь, 1986. – 304 с.
6. Гоноровский И.С. Радиотехнические цепи и сигналы / И.С. Гоноровский – М.: Радио и связь, 1986. – 512 с.
7. Cardoso J.F. Eigen-structure of the four-order cumulant tensor with application to the BSS problem / J.F. Cardoso // Abstract book of ICASSP, New Mexico, USA, April 03-06, 1990. – P. 2655-2658.
8. Cardoso J.F. Blind signal separation: Statistical principles / J.F. Cardoso // Proc. IEE. – 1998. – Vol. 86, №10. – P. 2009-2025.
9. Cardoso J.F. Blind beamforming for non gaussian signals / J.F. Cardoso., A. Souloumiac // IEE-Proceedings-F. – 1993. – Vol. 140, №6. – P. 362-370.
10. Yeredor A. Non-orthogonal joint diagonalization in the least – squares sense with application in blind source separation / A.Yeredor // IEEE Transaction on signal processing. – 2002. – Vol. 50, №7. – P. 1545-1553.

Поступила в редакцию 5.10.2010

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., профессор кафедры проектирования радиоэлектронных систем летательных аппаратов В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского “ХАИ”, Харьков.

## ОЦІНКА ЯКІСНИХ ПОКАЗНИКІВ РЕКОНСТРУКЦІЇ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ЗОБРАЖЕНЬ «СЛПІМ» МЕТОДОМ

*О.І. Бей*

Розглянуто сліпий статистичний ітераційний метод реконструкції радіолокаційних зображень земної поверхні на базі метода незалежного компонентного аналізу. Основу метода складає пошук матриці декомпозиції в залежності від вибраних критеріїв оптимізації. Проведено математичне моделювання радіолокаційних зображень, які включають різні об'єкти на фоні білого шуму. Отриманий модернізований алгоритм для випадку непараметричної невизначеності випробувано на моделях зображень та показано, що він має надрозрізняючі якості. Підхід можливо застосувати до багатьох інших обернених задач.

**Ключові слова:** сліпий метод реконструкції, незалежний компонентний аналіз, компонентний базис, число компонент, число спостережень, обернена матриця

## QUALITATIVE CHARACTERISTICS OF RESTORING RADAR IMAGES BY “BLIND” METHOD

*A.I. Bey*

The blind statistical iteration method of reconstruction radar images of an earth surface surveyed on the basis of the independent component analysis. The approach is based on searching a matrix of decomposition according to the chosen criteria of optimization. Mathematical simulation of the radar images, containing different objects on the white noise. The obtained upgraded algorithm for a case of nonparametric indeterminacy is tested on the created models of images and is shown, that it has superresolving properties. The proposed approach can also be applied to many other inverse problems.

**Key words:** independent component analysis, blind method of restoration, componential base, number of components, number of observations, inverse matrix

**Бей Александр Иванович** – аспирант кафедры проектирования радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина.