

Сайко В.Г., д.т.н. (Государств.-й унив-т информационно-коммуникационных технологий)

## ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ КОМБИНИРОВАННОГО МЕТОДА ДЛЯ СНИЖЕНИЯ УРОВНЯ ШУМОВ ДЛЯ ЗАЩИЩЕННЫХ ГЕТЕРОГЕННЫХ СЕТЕЙ ПОДВИЖНОЙ РАДИОСВЯЗИ

Сайко В.Г. Особливості застосування комбінованого методу для зниження рівня шумів для захищених гетерогенних мереж рухомого радіозв'язку. Розглянуто інформаційні можливості комбінованого методу зниження рівня шуму багатовимірному сигналу, заснованого на одночасному використанні одновимірному вейвлет-аналізу та методу аналізу головних компонентів. Представлені експериментальні результати перевірки працездатності методу на прикладах реальних сигналів у мережах рухомого радіозв'язку

**Ключові слова:** РАДИОЗВ'ЯЗОК, ГЕТЕРОГЕННА МЕРЕЖА, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗ, ФІЛЬТРАЦІЯ, ШУМОПРИДУШЕННЯ, СЕГМЕНТАЦІЯ, БАГАТОВИМІРНИЙ СИГНАЛ

Сайко В.Г. Особенности применения комбинированного метода для снижения уровня шумов для защищенных гетерогенных сетей подвижной радиосвязи. Рассмотрены информационные возможности комбинированного метода снижения уровня шума многомерного сигнала, основанного на одновременном использовании одномерного вейвлет-анализа и метода анализа главных компонент. Представлены экспериментальные результаты проверки работоспособности метода на примерах реальных сигналов в сетях подвижной радиосвязи

**Ключевые слова:** РАДИОСВЯЗЬ, ГЕТЕРОГЕННАЯ СЕТЬ, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ, ФИЛЬТРАЦИЯ, ШУМОПОДАВЛЕНИЕ, СЕГМЕНТАЦИЯ, МНОГОМЕРНЫЙ СИГНАЛ

Saiko V.H. Features of the application of the combined method for noise reduction for secure heterogeneous mobile radio networks. Information possibilities of the combined method of noise reduction of multidimensional signal based on the simultaneous use of one-dimensional wavelet analysis and the method of principal components analysis. Experimental results of testing of the method on real signals in mobile radio communications.

**Keywords:** RADIO COMMUNICATION, HETEROGENEOUS NETWORK, WAVELET ANALYSIS, FILTRATION, NOISE REDUCTION, SEGMENTATION, MULTIDIMENSIONAL SIGNAL

Проблема фильтрации сигналов в коррелированных и некоррелированных шумах традиционно привлекает внимание в самых разных областях науки, что обусловлено практической важностью ее решения применительно, в первую очередь, к задачам создания гетерогенных сетей радиосистем подвижной радиосвязи четвертого поколения. Классические подходы к решению этой проблемы базируются на предположении об априорно известном характере спектральной зависимости как шума, так и анализируемого сигнала, что во многих практических ситуациях не соответствует действительности. Поэтому задача фильтрации шума в условиях неопределенности является весьма актуальной и попытки ее решения базируются, как правило, на эвристических алгоритмах в предположении «гладкости» анализируемого сигнала [1].

**Целью работы** является демонстрация информационных возможностей комбинированного метода адаптивной фильтрации для снижения уровня шума многомерного сигнала, основанного на одновременном использовании одномерного вейвлет-анализа и метода анализа главных компонент (АГК), не требующего априорных сведений о спектральных характеристиках полезных сигналов.

### 1. Основные положения метода анализа главных компонент

В основе метода “гусеница” лежит анализ главных компонент, который является ядром факторного анализа [2]. Процедура исследования одномерного временного ряда длины  $N$  начинается с преобразования его в многомерный. Задавшись числом  $M < N/2$  (лаг или длина “гусеницы”), значениями исходного ряда последовательно заполняют строки матрицы  $X$ . При этом первая строка содержит первые  $M$  элементов ряда, вторая – со второго элемента по  $M+1$  и так далее, пока ряд не исчерпается. После центрировки по столбцам и соответствующей нормировки вычисляется корреляционная матрица  $R=XX^T$ , сингулярное разложение которой  $R=PLP^T$  даёт диагональную матрицу собственных чисел  $L$  и ортогональную матрицу собственных векторов  $P$  матрицы  $R$ . В программной реализации этого метода главные компоненты исходной матрицы  $Y=XP$  могут быть исследованы и, что

особенно важно при дальнейшем восстановлении по ним исходного ряда, визуализированы и упорядочены по возрастанию их вклада в исходный ряд. Это позволяет интерактивно производить непосредственный поиск гармонических компонентов, фильтрацию или сглаживание ряда, выбирая соответствующие значимые компоненты  $Y_i$ . Ввиду ортогональности матрицы  $P$  можно восстановить матрицу  $X=YP^T$ , используя при этом выбранные главные компоненты  $Y_i$ .

Собственные вектора корреляционной матрицы выступают в роли передаточных функций соответствующих фильтров. Ширина полосы пропускания зависит от формы передаточной функции фильтра и определяется как видом собственного вектора, так и длиной интервала усреднения, т.е. длиной «гусеницы»  $M$ . Периодические, но не обязательно гармонические составляющие исследуемого ряда образуют графически хорошо различимую пару соседних компонентов  $Y$  (типа фигур Лиссажу). Данный метод имеет определённые аналогии с вейвлет анализом и динамическим Фурье анализом (если ряд состоит из набора строго гармонических компонентов, то, фактически, осуществляется разложение в ряд Фурье). Наиболее важные преимущества метода для данного исследования состоят в том, что: 1) базовые функции метода порождаются исследуемым рядом, так как являются собственными векторами  $R$ ; 2) возможна оценка не только мгновенных частоты и амплитуды периодических компонентов анализируемого ряда, но и их фазы; 2) имеется возможность восстановления ряда по информативным компонентам, исследование которых интерактивно доступно.

## 2. Особенности программной реализации метода анализа главных компонентов для снижения уровня шумов сигналов

**2.1. Комбинированный метод удаление шумов многомерного сигнала в пакете Wavelet Toolbox MatLab.** Пакет Wavelet Toolbox позволяет применить методы удаления шума многомерного сигнала, основанные на одновременном использовании одномерного вейвлет-анализа и анализа главных компонентов [3].

Рассмотрим пример комплексного применения двух методов удаления шума. На **первом этапе** выполняется удобное изменение базиса, чтобы контролировать пространственную корреляцию, и удаление шума в новом (адаптированном) базисе. На **втором этапе** выполняется анализ главных компонент для дополнительного удаления шумов за счет учета соотношений между сигналами. На рис.1 показаны графики сигналов и их очищенных версий.

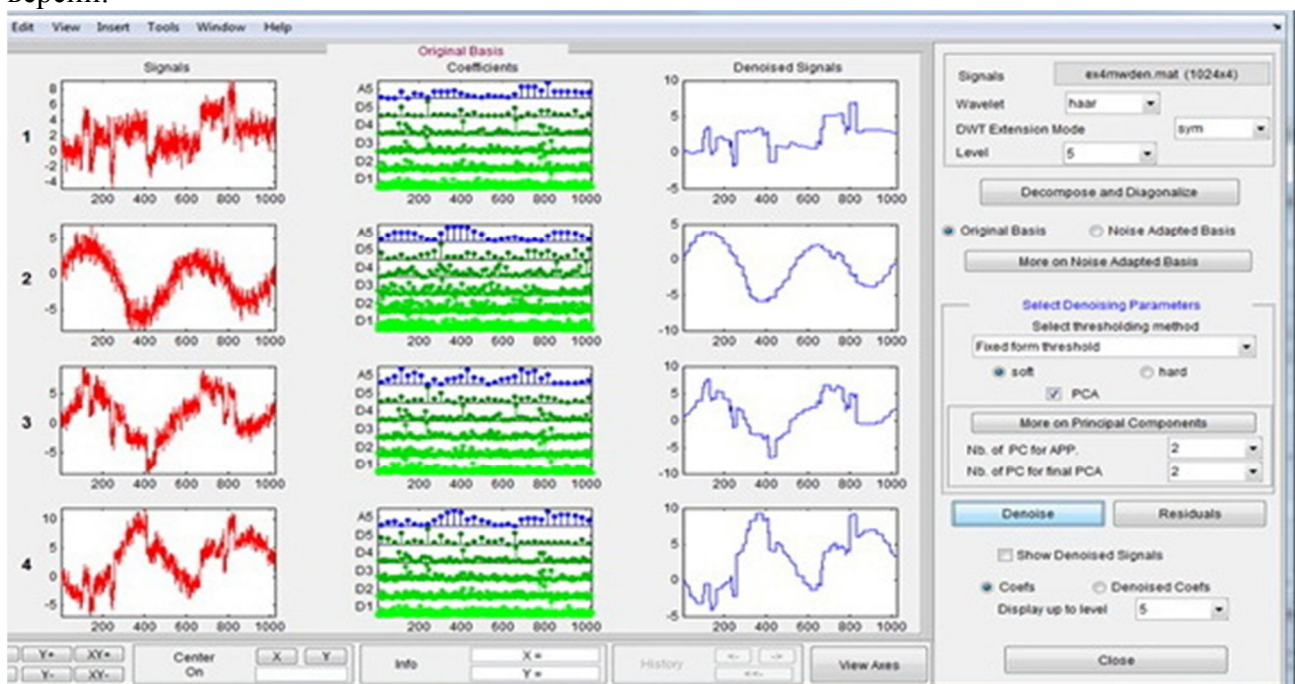


Рис.1. Исходный и очищенный от шума сигналы

Тестовый сигнал есть матрица, содержащая четыре столбца, где каждый столбец – сигнал для удаления шума.

На рис. 1 изображены три столбца: первый содержит графики зашумленных сигналов, во втором столбце изображены коэффициенты разложения, третий столбец – графики очищенных сигналов. Подробная информация об адаптированном базисе после вейвлет-разложения и диагонализации ковариационной матрицы показана на рис. 2. В данном окне отображена шумовая оценочная ковариационная матрица и соответствующие собственные векторы и собственные значения.

Собственные векторы определяют изменение базиса, собственные значения – дисперсии некоррелированных шумов в адаптированном базисе.

Новое окно (рис. 3) отображает информацию для выбора числа компонентов, которые следует оставить для АГК-приближения и финального АГК после вейвлет-восстановления. Как следует с рис. 3, что только две первых главных компоненты представляют интерес.

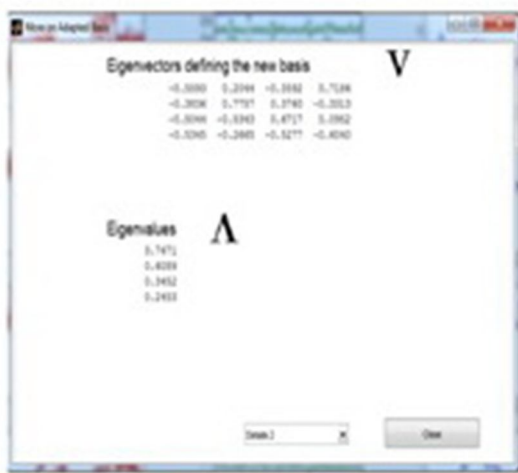


Рис. 2. Ковариационная матрица и элементы нового базиса

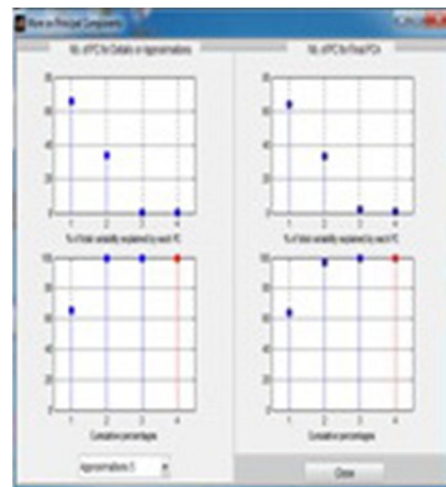


Рис. 3. Информативность главных компонент

Информация об удаленном шуме показана на рис. 4. В приведенной методике при вейвлет-разложении многомерного сигнала получают новые многомерные сигналы: это матрицы вейвлет-коэффициентов аппроксимации и детализации и матрицы вейвлет-компонентов сигналов.

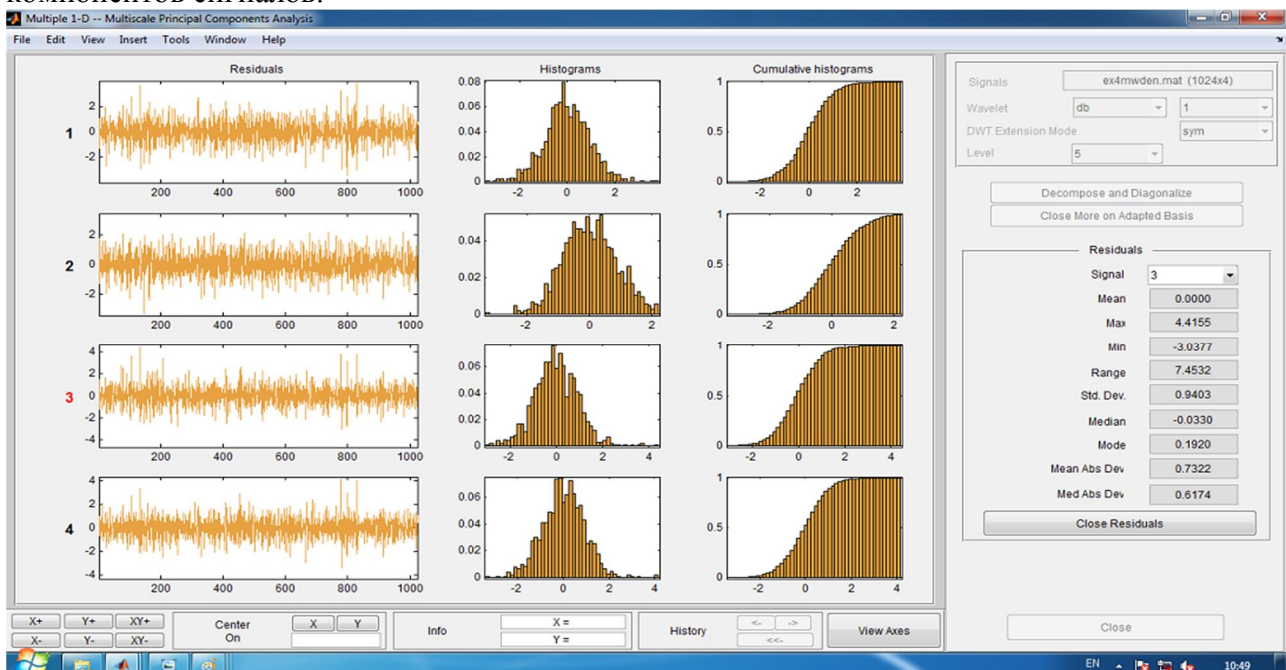


Рис. 4. Статистика удаленного шума

В связи с этим представляет интерес исследования этих новых многомерных сигналов с последующим вейвлет-восстановлением. Графики результатов вейвлет-анализа многомерного сигнала с применением анализа главных компонент не только к самому сигналу, но и к вейвлет-коэффициентам и вейвлет-компонентам многомерного сигнала показаны на рис. 5.

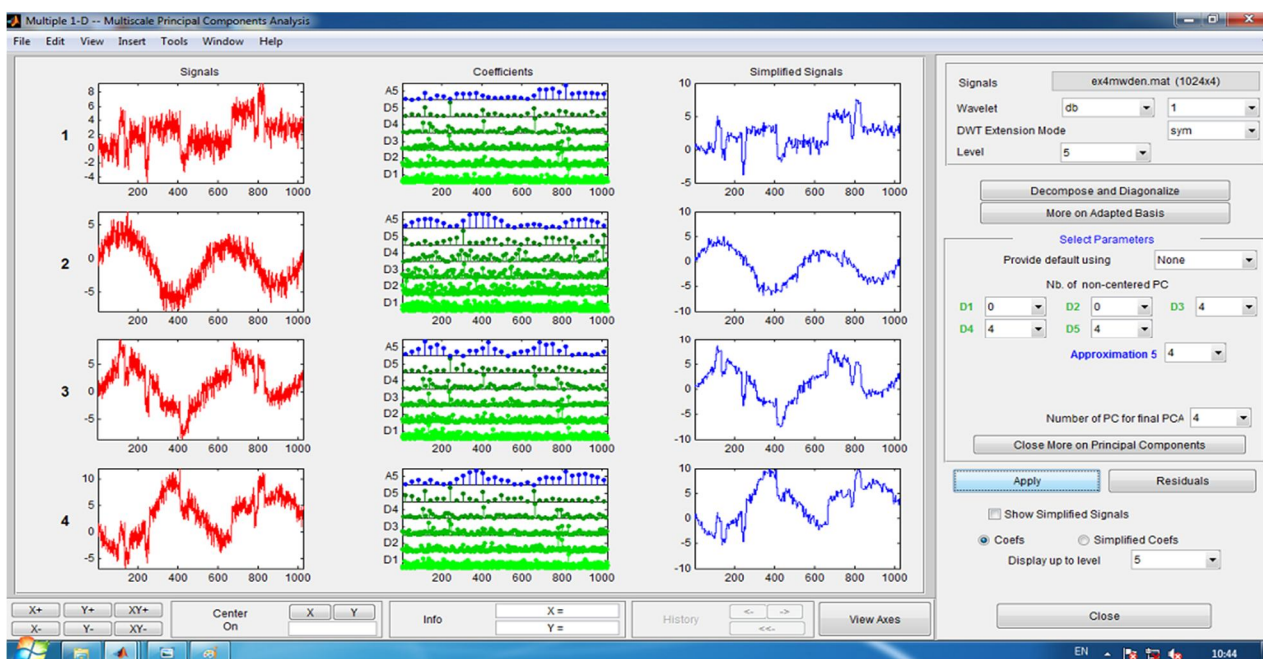


Рис. 5. Графики сигналов и их очищенных версий с применением АГК

## 2.2. Способы снижения уровня шумов, реализованного в программе CaterpillarSSA.

Метод "гусеница", реализованный в программе CaterpillarSSA, имеет несколько вариантов, выражающихся в наличии или отсутствии центрирования и нормирования матрицы наблюдений, построенной по ряду [2]. Возможен также вариант, состоящий в двойном центрировании матрицы наблюдений (из каждого элемента матрицы наблюдений, соответствующей ряду, вычитается среднее по столбцам, среднее по строкам и общее среднее по всей матрице). Работа программы разделена на три последовательных этапа (не считая чтения данных из файла), каждый из которых производит вычислительные действия:

*Преобразования ряда.* К ним относится линейное преобразование, а также выделение части ряда и его прореживание.

*Разложение.* На этом этапе проводится выбор параметра "длина гусеницы" и анализ главных компонент матрицы наблюдений, построенной по ряду в соответствии с этим параметром.

*Восстановление.* На этом этапе проводится восстановление ряда по выбранным главным компонентам.

Визуальное и аналитическое изучение как собственных векторов, так и главных компонент, полученных в результате линейной фильтрации, может дать много интересной информации о структуре изучаемого процесса и свойствах составляющих его слагаемых. В частности, среди главных компонент можно выделить составляющие колебания относящиеся к тренду (медленно меняющиеся); периодические: шумовые. В этом подразделе с помощью модельных примеров продемонстрируем следующие эффекты: *влияние шума; случайность высокочастотных составляющих.*

*Разделение двух синусоидальных колебаний при наличие шума.* На рис. 6 показан дискретный модельный сигнал, представляющий собой колебания двух синусоидальных составляющих при наличие шума с дисперсией 0.25. Характерный вид главных компонент, соответствующих случайной периодике, изображен на рис. 7. На рис. 8 изображен восстановленный сигнал.

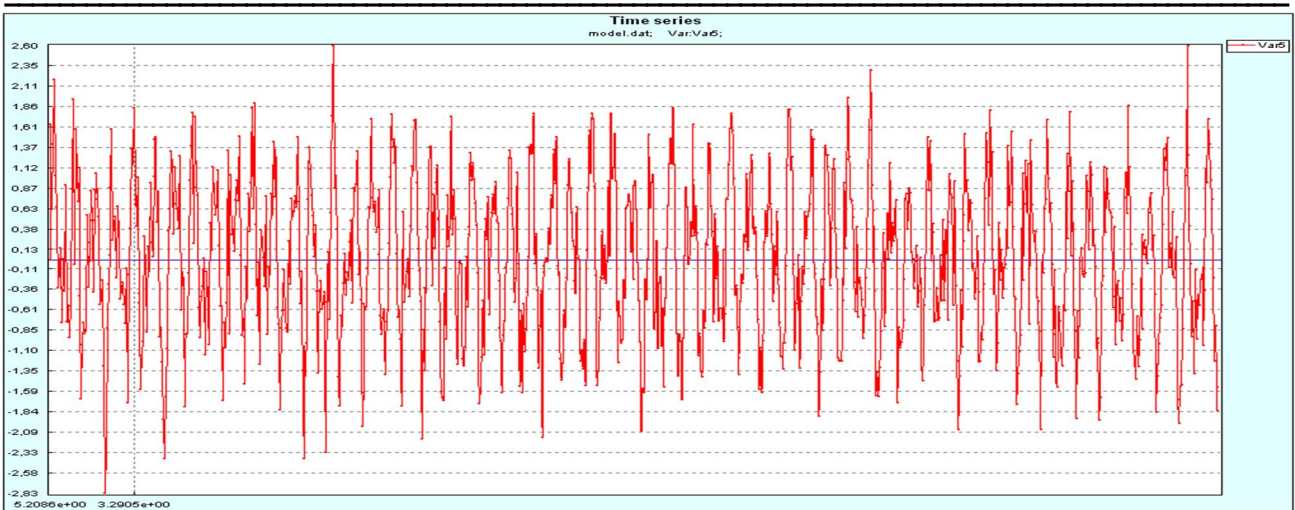


Рис. 6. Вид модельного сигналу

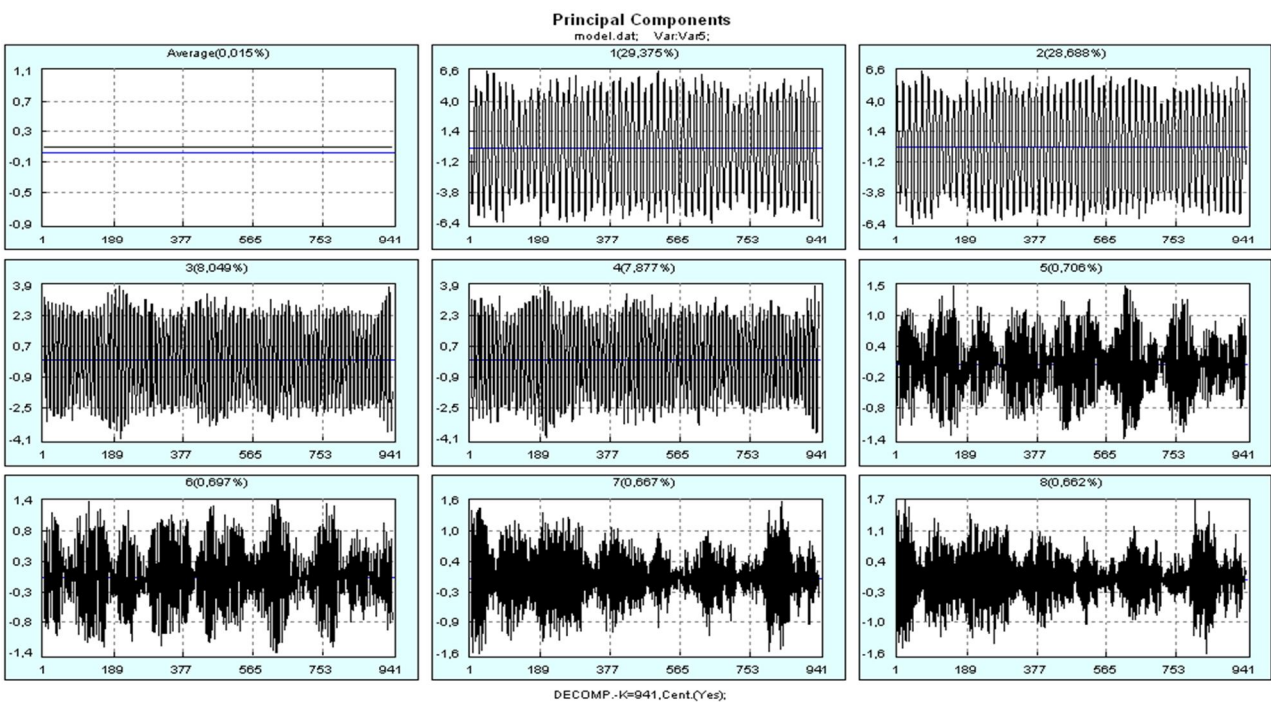


Рис. 7. Характерний вид головних компонентів, відповідних ложній періодичності (синусоїдальне зміння амплітуди (бієння) і сбой в періоді).

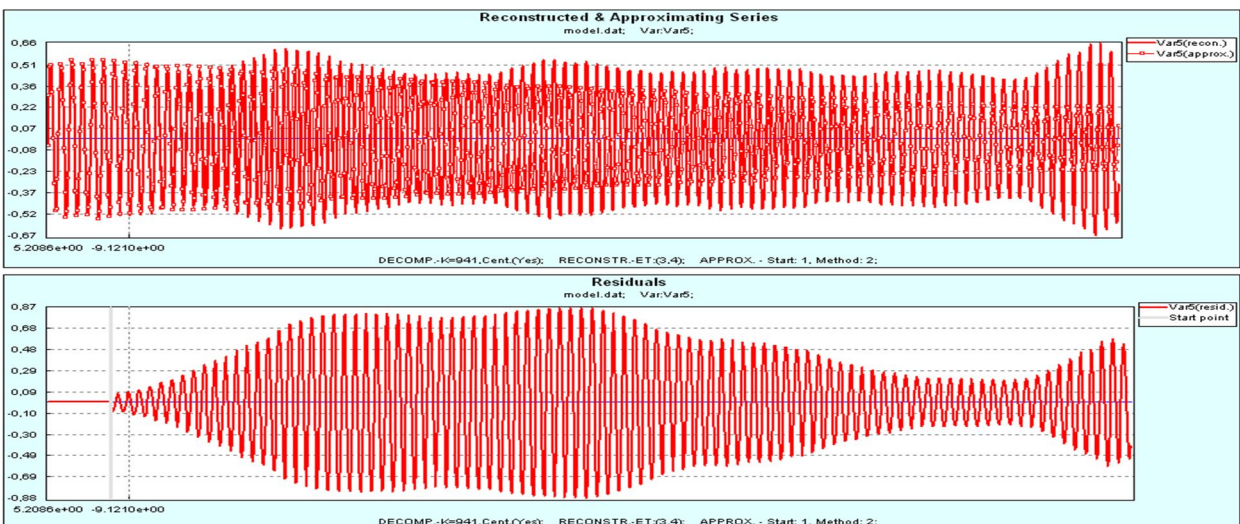


Рис. 8. Исходный и восстановленный дискретный сигнал

Особенностью случайных периодик является синусоидальное изменение амплитуды (биение) и сбой в периоде.

**"Регулярность" шума в дискретных сигналах, разложенных в короткий ряд.** Для демонстрации данного эффекта рассмотрим сигнал, состоящий только из шума с распределением Лапласа. Для сравнения на рис. 9 и 10 приведены графики собственных чисел для сигнала, состоящего из двух гармонических составляющих с добавлением шума (рис.9) и для сигнала, состоящего только из шума (рис.10). Можно отметить сильное отличие в поведении собственных чисел.

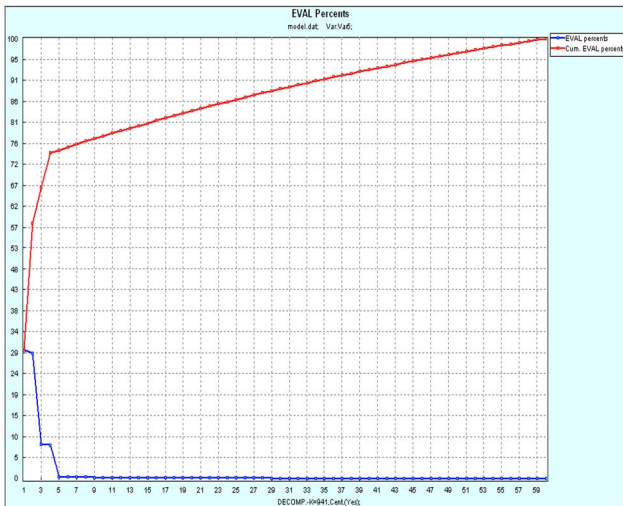


Рис. 9. Поведение собственных чисел для сигнала, состоящего из двух гармонических составляющих и шума

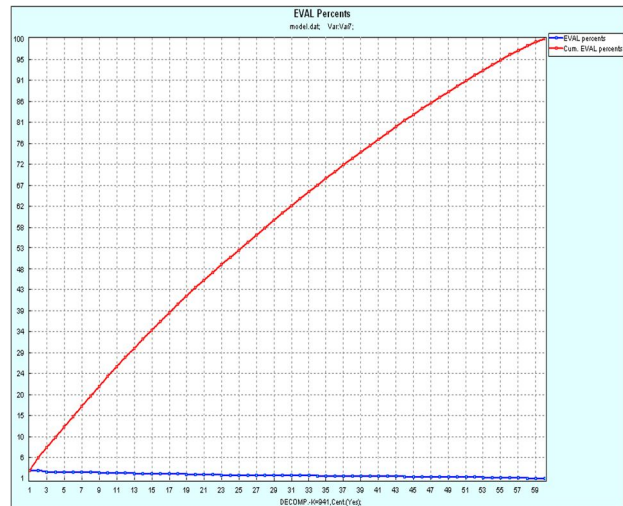


Рис. 10 Поведение собственных чисел для сигнала, состоящего только из шума.

**Выводы.** Результаты показали, что если диапазон частот шума включает в себя частоту гармонической компоненты сигнала, то она, восстановленная по соответствующим собственным тройкам сингулярного разложения, будет содержать также часть шума, соответствующую этой частоте. Кроме того, если амплитуда гармонической компоненты сигнала мала, а шума большой, тот собственные числа, соответствующие этой гармонике и шуму, могут быть близки друг к другу. Поэтому может оказаться невозможным отделить гармонику от шума на основе анализа собственных троек всего дискретного сигнала. Говоря более строго, гармоническая и шумовая компоненты не будут сильно разделимы.

### Литература

1. Сайко В.Г. Адаптивне шумоподавлення при обробці сигналів в гетерогенних радіомережах з енергетичною скритністю / В.Г. Сайко, Л.В. Дакова. // Наукові записки Українського науково-дослідного інститут зв'язку. – 2012. – № 3(23). – С. 5-10.
2. Данилов Д.Л. Главные компоненты временных рядов: метод «Гусеница» / Д.Л. Данилов, А.А. Жиглявський. – СПб.: Изд-во СПбГУ, 1997.
3. Дьяконов В.П. MatLab и Simulink для радиоинженеров / В.П. Дьяконов. – М.: ДМК Пресс, 2011. – 976 с.