

ОЦЕНИВАНИЕ ЧИСЛА ГАРМОНИЧЕСКИХ КОМПОНЕНТ СИГНАЛА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ СУРРОГАТНЫХ ДАННЫХ

В.И. ВАСИЛИШИН

В статье рассматривается задача повышения вероятности правильного оценивания числа гармонических компонент сигнала по его наблюдению в присутствии аддитивного белого гауссовского шума с использованием суррогатных данных, полученных рандомизацией фаз спектральных компонент наблюдений при адаптации эффективности рандомизации фаз к отношению сигнал—шум. Представлены результаты имитационного моделирования, подтверждающие эффективность применения этой технологии.

Ключевые слова: суррогатные данные, уменьшение шума в наблюдении, собственные значения, собственные вектора, главные компоненты, малая выборка наблюдений.

ВВЕДЕНИЕ

Спектральному анализу сигналов и пространственному анализу (используемому для идентификации падающих на антенную решетку (АР) волновых фронтов от источников излучения) посвящено много работ, число которых продолжает расти. Спектральный (пространственный) анализ включает решение задач определения числа гармонических компонент сигнала (числа источников излучения) и оценивания их параметров по мгновенным выборкам, называемым снимками данных, (наблюдению) в присутствии аддитивного белого гауссовского шума. В ряде отечественных и зарубежных работ отмечается зависимость спектрального (пространственного) анализа от выбранного метода спектрального (пространственного) анализа, отношения сигнал—шум (ОСШ), числа наблюдений, соответствия наблюдения используемой модели (шум — белый и т.д) и ряда других факторов [1–9].

Особенность пространственного анализа сигналов состоит в использовании модели наблюдения, учитывающей возможность многократной во времени фиксации поля от источников сигнала на АР [3–11]. При оценивании ковариационной матрицы (КМ) принимаемых АР сигналов выполняется операция временного усреднения. В целях уменьшения возможной взаимной корреляции сигналов, приходящих с различных направлений, дополнительно может выполняться пространственное сглаживание КМ принимаемых АР сигналов [5, 6, 8, 11]. В спектральном анализе обработке подлежит выборка временного ряда (а не совокупность снимков данных, доступная при обработке в АР). Для него часто выполняется процедура, аналогичная процедуре пространственного сглаживания. Выборка временного ряда разбивается на перекрывающиеся сегменты («псевдоснимки»). Таким образом, формируют некий эквивалент снимков данных, получаемых при обработке в АР. Разница состоит в наличии взаимной зависимости сегментов, что обусловлено их перекрытием [1].

Для реализации целого ряда современных методов обработки сигналов, изображений, современных методов нелинейного спектрального анализа повышенного разрешения существенен спектр выборочной КМ (т.е. набор ее собственных значений (СЗ)). Следует отметить, что известна связь спектра КМ стационарного временного ряда и его спектра мощности [5]. Задача поиска СЗ и собственных векторов (СВ) КМ наблюдений возникает в разложении Карунена — Лоэва, анализе главных компонент (principal component analysis — PCA), анализе независимых компонент (independent component analysis — ICA), нелинейном анализе главных компонент, факторном анализе, предложенных в статистике и получивших широкое распространение в цифровой обработке сигналов, при обработке сигналов в адаптивных антенных решетках, при вычислении вытянутых дискретных сфероидальных последовательностей и т.д. [4, 12–16].

В технической литературе методы, использующие СЗ и СВ выборочных КМ, называют собственноструктурными (СС). К этим методам относится метод Писаренко, MUSIC, Root-MUSIC и другие [1, 2, 6–8, 10, 11, 17]. Кроме того, возможно использование спектра матрицы данных (ее сингулярных значений (СИЗ)), которые получают в результате ее разложения по сингулярным значениям и векторам (SVD — singular value decomposition) [10, 18–20]. Отмечается, что по спектру (СЗ) КМ можно оценивать и число сигналов. Такая оценка, важная в контексте методов нелинейного спектрального анализа, может использоваться и для формулировки задачи разрешения в рамках теории статистических решений, когда V источников считаются разрешенными, если оценка $\hat{V} = V$, и неразрешенными в противном случае [3, 4, 6, 7].

СС методы на сегодняшний день находят применение в ряде приложений — в пассивной радиолокации при пеленгации источников шумового излучения, в мобильной связи при определении параметров канала связи (channel sounding) и т.д. [7]. Возможность их применения

в навигационных системах управления воздушным движением проанализирована в [21].

В реальных условиях априорной неопределенности относительно параметров выходных сигналов АР (выборки временного ряда при спектральном анализе) в методах сверхразрешения используют оценки параметров плотностей распределений сигналов, которые формируются по обучающим выборкам конечного объема. В ряде случаев (движущейся цели и др.) часто возможно лишь ограниченное повторение фиксации сигнала на АР и имеет место малая выборка наблюдений. При использовании максимально правдоподобной оценки КМ она характеризуется условием $L < M$, где L – число снимков (snapshots), M – число антенных элементов. В случае регуляризованной оценки КМ это условие принимает вид $L < V$. Малый объем выборки обуславливает вырожденность выборочной КМ [9, 22–26].

Выполнение процедуры пространственного сглаживания, при которой выборка временного ряда разбивается на перекрывающиеся сегменты, приводит к уменьшению эффективного размера апертуры (длины выборки ряда) и обуславливает дополнительные потери в эффективности пространственного (спектрального) анализа [7, 8, 11]. Малая выборка наблюдений и низкое ОСШ обуславливают появление аномальных ошибок оценивания (outliers) [2, 7] и пороговых эффектов (резкого ухудшения точности оценивания при уменьшении ОСШ до некоторого порогового значения).

Повышение эффективности определения числа гармонических сигналов, как предварительного этапа спектрального анализа СС методами, так и эффективности оценивания параметров сигналов при низких ОСШ и малой выборке наблюдений, возможно за счет выполнения регуляризации (диагонального взвешивания) оценочной КМ, использования дополнительной информации о структуре КМ (персимметрии и т.д.) при ее оценивании, оценивания КМ по принципу ожидаемого правдоподобия «expected likelihood» и некоторых других подходов [22–26].

Вместе с тем представляет интерес решение проблемы малых выборок и низких отношений сигнал–шум за счет использования неклассических компьютерно-ориентированных подходов в статистике (не требующих информации о законах распределения сигналов и шумов) [27–28].

Известны примеры использования таких подходов для повышения точности оценивания направлений прихода (НП) сигналов. Стратегия совместного оценивания (ССО) НП нескольких сигналов (комбинированной пеленгации) [29] подразумевает использование различных методов (формирование «банка» методов—bank) и их применение к ансамблю данных и построенной на его основе выборочной ковариационной матрице. В [29] представлена псевдослучайная стратегия

совместного оценивания НП (PR–JES). При этом используется рандомизация СВ подпространства шума (ППШ) выборочной КМ. Эти работы основываются на новом классе технологий, объединенных общим термином «численный ресамплинг» (resampling) или «повторное использование выборки» [27]. Наиболее известные методы этой технологии – метод «складного ножа» (jackknife) и бутстреп (bootstrap). Эти подходы позволяют формировать «псевдовыборки» в случае, когда нет возможности повторно получить истинные наблюдения (увеличить объем выборки). Одна из реализаций ССО НП источников сигналов, использующая методы Root–MUSIC и обобщенный Root–Min–NORM, рассмотрена в [30]. Особенности ССО с использованием несобственноструктурных методов пространственного анализа на основе адаптивных решетчатых фильтров показаны в [31].

Известен также вариант бутстрепа, в котором к исходным данным добавляют малые независимые одинаково распределенные шумы [32–34], дисперсии которых изменяются в соответствии с изменением дисперсии шума измерения. Такой подход реализует регуляризацию КМ [34].

Особенность таких подходов состоит в требовании цензурирования оценок спектральных компонент, используя дополнительную априорную информацию о возможном интервале их значений.

Развитие методов «численного ресамплинга» было продолжено Theiler и др. в 1992 году [35] для обнаружения нелинейности во временных рядах. В нелинейном анализе временных рядов эти методы называли технологией получения суррогатных данных (surrogate data) [35–37]. Среди алгоритмов формирования суррогатных данных, можно выделить две группы: сохраняющие статистические свойства наблюдений и сохраняющие свойства их аттракторов. К первой группе можно отнести: алгоритм со случайным перемешиванием входного массива данных (random shuffle algorithm), алгоритм с использованием преобразования Фурье (Fourier transform algorithm), известный также как алгоритм с рандомизацией фазы Фурье–спектра наблюдений (random phase (RP) algorithm), алгоритм с подгонкой амплитуды после преобразования Фурье (amplitude adjusted Fourier transform algorithm) [35–37]. Ко второй – ATS–алгоритм (attractor trajectory surrogates), алгоритм формирования псевдопериодических суррогатов (pseudo–periodic surrogate) [36]. Эти алгоритмы сохраняют статистические и динамические свойства входных сигналов, но требуют большего числа операций для получения суррогатных данных.

Некоторые приложения технологии суррогатных данных к задачам обработки сигналов были рассмотрены в работах [38–43]. Так формирование «псевдовыборок» алгоритмом ATS и его модификациями использовалось в работах

[38–40] для эмпирической оценки отношения правдоподобия [38], повышения эффективности оценки параметров регулярных и хаотических сигналов, наблюдаемых на фоне аддитивного шума [39], уменьшения влияния шума в наблюдении хаотической несущей при передаче бинарного сообщения [40].

Алгоритм с рандомизацией фазы Фурье–спектра наблюдений использовался для неадаптивной и адаптивной коррекции предварительной обработки наблюдаемых на фоне шума сигналов при их спектральном анализе методами Root–MUSIC и ESPRIT [41–42]. Этот алгоритм также применялся для неадаптивной и адаптивной коррекции спектрального анализа методом Root–MUSIC за счет использования суррогатных собственных векторов (СВ), полученных рандомизацией фаз Фурье–спектра СВ подпространства сигналов (ППС) КМ наблюдения [43].

Реализация СС методов связана с необходимостью решения задачи оценивания числа гармонических компонент сигнала (числа источников излучения) [1–4] перед решением задачи разрешения–измерения. При пеленгации источников шумового излучения оценивается их число [2, 4, 6–11, 44], при определении частот компонент наблюдения оценивается число гармонических компонент сигнала (порядок модели) [1, 2]. На сегодняшний день наиболее известны такие критерии, используемые для решения задачи оценивания числа источников шумового излучения (гармонических компонент сигнала): информационный критерий Акаике (Akaike information criteria–AIC), критерий минимальной длины описания Шварца–Риссанена (minimum description length–MDL), также называемый байесовским информационным критерием (Bayesian Information Criterion – BIC), максимума апостериорной вероятности (maximum a posteriori probability–MAP), критерий Хэннона и Куинна (Hanan and Quinn–HQ), информационный критерий Кульбака (Kullbak information criterion–KIC), критерий взвешенной усредненной информации (weighted–average information criterion–WIC), эффективный критерий обнаружения (efficient detection criterion–EDC) и др. [1, 2, 5–8, 45–52]. Известны параметрические и непараметрические варианты этих критериев. Непараметрический критерий в отличие от параметрического не требует оценки параметров (например, неизвестных мощностей источников, углов прихода сигналов и т.п.) и основывается на разложении КМ наблюдения по СЗ и СВ.

Отдельную группу образуют вероятностно–статистические критерии, основанные на проверке сложных гипотез по критерию отношения правдоподобия [53, 54]. Проверку сложных гипотез проводят при заданном уровне значимости, связанным с порогом принятия решения.

Все упомянутые подходы к оценке числа \hat{V} гармонических компонент сигнала укладываются

в следующую схему $-2\ln(LF) + pf(\hat{V}, K)$, где LF – функция правдоподобия, а второе слагаемое – функция штрафа, K – число сегментов, на которое разбивается выборка (временная последовательность) из N элементов.

В основе методов, основанных на критериях AIC и MDL и им подобным, используется тот факт, что функция правдоподобия – монотонно неубывающая от числа гармонических компонент. Поэтому функцию правдоподобия модифицируют путем добавления к ней некоторой штрафной функции, зависящей от числа гармонических компонент.

Отдельно по значимости следует выделить тест сферичности (sphericity test) [55]. Изначально он использовался для тестирования гипотез в целях определения является ли ковариационная матрица случайного вектора длины N с гауссовским законом распределения пропорциональной единичной матрице \mathbf{I}_N , если известна лишь выборочная КМ $\hat{\mathbf{R}}$ [56]. Если $\mathbf{R} \propto \mathbf{I}_N$, тогда контуры равной плотности для гауссовского распределения формируют концентрические сферы в N -мерном пространстве. Таким образом, данный тест получил свое имя из-за выполнения тестирования на сферичность этих контуров. На практике выполняют либо сравнение СЗ выборочной КМ с порогом (выбранным, например, в соответствии с критерием Неймана – Пирсона) либо проверку СЗ ППШ на равенство. Статистика теста на сферичность – обобщенное отношение правдоподобия, являющееся главной составляющей информационных теоретических критериев. Этот тест использован для идентификации и «лечения» аномальных оценок угловых координат [57–58].

Известен подход к оценке числа источников сигнала, основанный на многократном бутстрепировании исходной выборки данных, разложении по СЗ и СВ каждой КМ, полученной по бутстреп-выборке, и последовательной проверке сложных гипотез о сигнальных и шумовых СЗ [59, 34].

Недостаточная достоверность определения числа гармонических компонент сигнала с использованием перечисленных выше критериев обуславливается не только выбором критерия, но и свойствами обрабатываемых наблюдений, которые определяются уровнем шума и их объемом.

В работах [41–43] показано, что недостатком применения технологии суррогатных данных без адаптации эффективности рандомизации фазы Фурье–спектра наблюдения к ОСШ является малая зависимость точности оценивания частот гармонических компонент сигнала после порогового ОСШ (насыщение (saturation) среднеквадратической ошибки оценивания частот СС методами). Результаты моделирования показывают, что использование суррогатных данных, сформированных без адаптации эффективности

рандомизации к ОСШ приводит к уменьшению вероятности правильного оценивания числа гармонических компонент сигнала после порогового ОСШ. Наличие насыщения СКО также отмечается для других случаев, например, при использовании теплицевой КМ [60].

Целью данной работы является демонстрация эффективности решения задачи оценивания числа гармонических компонент сигнала при непараметрическом спектральном анализе с использованием технологии суррогатных данных при адаптации эффективности рандомизации фазы Фурье–спектра наблюдения к ОСШ в условиях малой выборки наблюдения.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ОЦЕНИВАНИЯ ЧИСЛА ГАРМОНИЧЕСКИХ КОМПОНЕНТ СИГНАЛА

Для приложений спектрального анализа характерна следующая модель наблюдения [61]

$$y(n) = \sum_{v=1}^V x_v(n) + e(n) = s(n) + e(n), \quad n = 0, \dots, N-1, \quad (1)$$

где $\sum_{v=1}^V x_v(n)$ – сигнал, $e(n)$ – аддитивный белый гауссовский шум, n – дискретные моменты времени.

Сигнал представляет собой совокупность V гармонических компонент $x_v(n) = \alpha_v \sin(\omega_v n + \varphi_v)$, где α_v – амплитуда, $\omega_v = 2\pi f_v$ – частота, а φ_v – фаза v -й гармонической компоненты.

Будем полагать, что φ_v – случайные независимые величины, равномерно распределенные на интервале $[0, 2\pi)$, а $\omega_v \in [0, \pi)$. Шум измерений $e(n)$ имеет нулевое математическое ожидание и дисперсию σ^2 .

Входную выборку размером N удобно представить в виде $K = N - m + 1$ векторов размером $m > 2V$ [1, 2, 61] следующего вида

$$y(n) = [y(n) \dots y(n+m-1)]^T, \quad n = 1, \dots, K. \quad (2)$$

Тогда модель (1) можно представить в матричном виде [61]

$$y(n) = \mathbf{B}\mathbf{x}(n) + \mathbf{e}(n) = \mathbf{g}(n) + \mathbf{e}(n), \quad (3)$$

где $\mathbf{x}(n) - 2V \times 1$ вектор вида

$$\mathbf{x}(n) = \begin{bmatrix} \alpha_1 \sin(\omega_1 n + \varphi_1) \\ \alpha_1 \cos(\omega_1 n + \varphi_1) \\ \vdots \\ \alpha_V \sin(\omega_V n + \varphi_V) \\ \alpha_V \cos(\omega_V n + \varphi_V) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$\mathbf{B} = [\mathbf{A}(\omega_1) \dots \mathbf{A}(\omega_V)] - m \times 2V$ матрица, в которой матрицы $\mathbf{A}(\omega_v) = [\mathbf{a}_c(\omega_v) \quad \mathbf{a}_s(\omega_v)]$ состоят из двух векторов – $\mathbf{a}_c(\omega_v) = [1 \cos(\omega_v) \dots \cos((m-1)\omega_v)]^T$ и $\mathbf{a}_s(\omega_v) = [0 \sin(\omega_v) \dots \sin((m-1)\omega_v)]^T$, а вектор шума $\mathbf{e}(n) = [e(n) \dots e(n+m-1)]^T$. Здесь $\mathbf{g}(n) = \mathbf{B}\mathbf{x}(n)$.

С учетом представления (3) КМ $y(n)$ имеет вид

$$\mathbf{R} = E[y(n)y^T(n)] = \mathbf{B}\mathbf{S}\mathbf{B}^T + \sigma^2\mathbf{I}, \quad (5)$$

где E – символ математического ожидания, $()^T$ означает транспонирование, \mathbf{S} – КМ сигналов ранга $2V$ [1, 2].

Оценка КМ размером $m \times m$ имеет следующий вид

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K y(n)y^T(n) = \frac{1}{K} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T, \quad (6)$$

где $\mathbf{Y} = [y(1), \dots, y(K)] - m \times K$ матрица данных.

Матрица данных может быть теплицевой, ганкелевой [1, 62], соответствовать так называемому ковариационному методу (название не соответствует статистическому определению этого термина [1]). Представление матрицы данных в виде ганкелевой (теплицевой) матрицы, строками которой являются перекрывающиеся сегменты выборки временного ряда, соответствует развертке выборки одномерного временного ряда в выборку многомерного ряда.

Особенность ганкелевой матрицы данных при обработке выборки временного ряда (в отличие от обработки в АР) состоит в том, что она содержит статистически зависимые элементы и коррелированные строки и столбцы.

Для матрицы $\hat{\mathbf{R}}$ справедливо следующее разложение по СВ и СЗ [1, 2, 41–43]

$$\hat{\mathbf{R}} = \sum_{q=1}^m \hat{\gamma}_q \hat{\mathbf{u}}_q \hat{\mathbf{u}}_q^T = [\hat{\mathbf{U}}_s \quad \hat{\mathbf{U}}_n] \begin{bmatrix} \hat{\Lambda}_s & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \hat{\Lambda}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{U}}_s^T \\ \hat{\mathbf{U}}_n^T \end{bmatrix}, \quad (7)$$

где $\hat{\gamma}_1 > \hat{\gamma}_2 > \dots > \hat{\gamma}_{\hat{V}}$ и $\hat{\gamma}_{\hat{V}+1} \approx \hat{\gamma}_{\hat{V}+2} \approx \dots \approx \hat{\gamma}_m$ – СЗ ППС и подпространства шума (ППШ), $\hat{\mathbf{U}}_s = [\hat{\mathbf{u}}_1 \dots \hat{\mathbf{u}}_{\hat{V}}] - m \times \hat{V}$ матрица СВ ППС, $\hat{\mathbf{U}}_n - m \times (m - \hat{V})$ матрица СВ ППШ, $\hat{\Lambda}_s$ – диагональная матрица, которая содержит \hat{V} сигнальных (наибольших) СЗ, а $\hat{\Lambda}_n$ – диагональная матрица, которая содержит $m - \hat{V}$ СЗ ППШ, а \hat{V} – оценка числа гармонических компонент.

Часто элементы какого-либо СВ рассматривают как коэффициенты импульсной характеристикой (ИХ) фильтра с конечной ИХ, называемого собственным фильтром [5–7, 14].

Используя непараметрические методы АИС и MDL по СЗ $\hat{\gamma}_1 \dots \hat{\gamma}_m$ выборочной КМ, необходимо определить число гармонических компонент сигнала.

Отметим, что (8) может быть представлено в виде

$$\hat{\mathbf{R}} = \sum_{q=1}^m \hat{\gamma}_q \hat{\mathbf{u}}_q \hat{\mathbf{u}}_q^T = \hat{\gamma}_1 \hat{\mathbf{u}}_1 \hat{\mathbf{u}}_1^T + \dots + \hat{\gamma}_q \hat{\mathbf{u}}_q \hat{\mathbf{u}}_q^T. \quad (8)$$

Это представление показывает возможность выполнения как разложения КМ по СЗ и СВ, так и восстановления КМ на основании СЗ и СВ [7, 16, 43]. По аналогии, используя левые и правые сингулярные вектора (СЛВ) и СЛЗ, можно представить выражение для матрицы данных \mathbf{Y} .

В ряде работ отмечают, что аппроксимация матрицы данных (КМ) матрицей малого ранга, т.е. используя только сигнальные $q = 1, \dots, V$ СЗ и СВ (СИЗ и СИВ) позволяет уменьшить шум наблюдения. В [63] восстановленную выборку временного ряда получают после восстановления матрицы данных путем усреднения ее элементов, находящихся на кроссдиагоналях.

Равенство шумовых СЗ $\gamma_{\hat{V}+1} = \gamma_{\hat{V}+2} = \dots = \gamma_m$ имеет место для идеальной КМ. Данный факт указывает на возможность определения числа гармонических компонент сигнала путем определения числа наибольших СЗ, за которыми следует совокупность СЗ одинаковой величины. Однако, при наличии шума это равенство выполняется лишь приближенно. Более того, в случае кода выборочная КМ вырождена СЗ с индексами, превышающими ранг КМ, практически равны нулю.

При использовании непараметрических методов AIC и MDL оценкой числа гармонических компонент сигнала V есть величина \hat{V} , минимизирующая критерий (функцию)

$$AIC(\hat{V}) = -2 \ln(LF_{\hat{V}}(\mathbf{Y}, \hat{\theta})) + \xi(\hat{\theta}), \quad (9)$$

$$MDL(\hat{V}) = -\ln(LF_{\hat{V}}(\mathbf{Y}, \hat{\theta})) + 0.5 \xi(\hat{\theta}) \ln(K), \quad (10)$$

где $LF_{\hat{V}}(\mathbf{Y}, \hat{\theta}) = K(m - \hat{V}) \frac{G(\gamma_{\hat{V}+1}, \gamma_{\hat{V}+2}, \dots, \gamma_m)}{A(\gamma_{\hat{V}+1}, \gamma_{\hat{V}+2}, \dots, \gamma_m)}$ — функция максимального правдоподобия СЗ КМ наблюдений, в которой $G(\gamma_{\hat{V}+1}, \gamma_{\hat{V}+2}, \dots, \gamma_m) = \prod_{i=\hat{V}+1}^m \gamma_i$ и $A(\gamma_{\hat{V}+1}, \gamma_{\hat{V}+2}, \dots, \gamma_m) = \frac{1}{m - \hat{V}} \sum_{i=\hat{V}+1}^m \gamma_i$ — среднее геометрическое и среднее арифметическое СЗ $\gamma_{\hat{V}+1}, \gamma_{\hat{V}+2}, \dots, \gamma_m$, $\xi(\hat{\theta})$ — число независимых параметров вектора параметров $\hat{\theta}$ (включающего СЗ, СВ и дисперсию шума), $\hat{V} = 0, \dots, m - 1$. Число независимых оцениваемых параметров $\xi(\hat{\theta}) = \hat{V}(2K - \hat{V}) + 1$ в данном выражении имеет степенную зависимость от неизвестного числа оцениваемых компонент сигнала [6–8, 45, 51–52]. В (9) штрафная функция $pf(\hat{V}, K) = \xi(\hat{\theta})$, в (10) $pf(\hat{V}, K) = 0.5 \xi(\hat{\theta}) \ln(K)$. Анализ литературы показывает, что выбор штрафной функции все еще является актуальным вопросом [64].

Выполнение тестирования значений функции при $\hat{V} = 0$ соответствует решению задачи разрешения—обнаружения [71].

В тестах (9, 10) вместо СЗ могут использоваться СИЗ. При этом необходимо возвести СИЗ в квадрат (получить СЗ). Известны варианты методов AIC, MDL, которые учитывают «вещественность» модели (в отличие от случая комплексного представления данных). В этом случае $\hat{V} = V$ (а не $\hat{V} = 2V$) и это необходимо учесть при разделении СВ и СЗ на соответствующие ППС и ППШ (например, к СЗ ППС будут относиться СЗ $\gamma_1 > \gamma_2 > \dots > \gamma_{2\hat{V}}$) [42].

Статистический анализ методов определения числа источников излучения (гармонических компонент сигнала) проведен в ряде работ [65–75]. Отмечается снижение их эффективности при малом объеме выборки, низком ОСШ и т.д.

Рассмотрим особенности применения технологии суррогатных данных для повышения вероятности правильного оценивания числа гармонических компонент сигнала, предварительно дав краткую характеристику современным подходам по уменьшению шума измерения.

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ ПО УМЕНЬШЕНИЮ ШУМА ИЗМЕРЕНИЯ

Применение технологии суррогатных данных позволяет снизить вклад шума наблюдения в оценке КМ [39–43]. Также известны следующие подходы снижения шума наблюдения в оценке КМ при использовании СС методов: 1) вычитание наименьшего шумового СЗ из диагонали выборочной КМ в методе Писаренко; 2) аппроксимация КМ матрицей пониженного ранга (в исходном методе ESPRIT, методе матричного пучка (matrix pencil) и других), основанная на теореме Эккарта–Юнга; 3) использование метода обобщенных наименьших квадратов (total least squares— TLS) и структурированных наименьших квадратов (structured total least squares— STLS); 4) использование вейвелетов [6, 7, 76–83]. При аппроксимации КМ матрицей малого ранга, применении методов TLS и STLS, используют СЗ и СВ (СИЗ и СИВ) ППС. Отбор СИЗ и СИВ ППС (и понижение ранга матрицы данных) осуществляется также и в методе анализа сингулярного спектра (singular spectral analysis), в отечественной литературе известного как метод «Гусеница» (caterpillar) [63]. Отмечается взаимосвязь параметров СС методов и метода «Гусеница». Известен и ряд других подходов, в основе которых лежит разложение по СИЗ и СИВ (SVD), такие как усеченное разложение по СИЗ и СИВ (truncated SVD), разложение по эмпирическим модам (empirical mode distribution), опознавание с сжатием (compressive sensing) и др.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ЧИСЛА ГАРМОНИЧЕСКИХ КОМПОНЕНТ СИГНАЛА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ СУРРОГАТНЫХ ДАННЫХ ПРИ АДАПТИВНОМ ИЗМЕНЕНИИ МОЩНОСТИ РАНДОМИЗАЦИИ К ОСШ

Возможность улучшения характеристик методов определения числа гармонических компонент сигнала рассмотрим на примере алгоритма рандомизации фаз Фурье—спектра наблюдений. Сущность данного алгоритма, использованного в методе коррекции некогерентного спектрального анализа сигналов, наблюдаемых на фоне шума, представлена в [30, 36–38]. В нем суррогатные данные формируются в результате выполнения следующих операций: дискретного

преобразования Фурье (ДПФ) исходных данных $Y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} y(n)e^{-j2\pi nk/N}$, $k=0, \dots, N-1$, рандомизации фаз $\{\varphi_k\}_{k=0}^{N-1}$ полученного массива путем замены их значений на равномерно распределенные в интервале $[0, 2\pi]$ случайные величины и его обратного ДПФ [35, 41–43]. При этом, чтобы обратное преобразование Фурье было вещественным, до обратного ДПФ необходимо произвести симметрирование фаз полученного массива. Индексу k соответствует физическая $\omega_k = k2\pi f_d / N$ или нормированная частота $\bar{\omega}_k = k2\pi / N$.

В целях уменьшения влияния шума наблюдения в (1) формируется ансамбль $\{\mathbf{q}_i\}_{i=1}^{N_s}$ из N_s суррогатных выборок, сохраняющих энергетический спектр исследуемого сигнала. Далее ансамбль векторов $\{\mathbf{q}_i\}_{i=1}^{N_s}$ суррогатных данных может использоваться для формирования ансамбля матриц $\{\hat{\mathbf{R}}_{sur,i}\}_{i=1}^{N_s}$, который используется для оценки его выборочного среднего (суррогатной матрицы) $\hat{\mathbf{R}}_{sur} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \hat{\mathbf{R}}_{sur,i}$. Затем выполняется разложение по СЗ и СВ суррогатной матрицы и ее СЗ используются для оценивания числа гармонических компонент сигнала известными подходами.

На целесообразность адаптивного изменения эффективности рандомизации наблюдений при использовании псевдослучайного шума указывалось в [32–34]. При этом дисперсия псевдошума задавалась практически равной дисперсии шума измерений, которая оценивалась как результат усреднения СЗ ППШ. Для управления мощностью рандомизации фаз Фурье-спектра наблюдения в [84] рандомизация фаз выполняется следующим образом

$$\varphi_{randcontr}(\omega_k) = \varphi(\omega_k) + \gamma \varphi_{rand}(\omega_k), \quad (11)$$

где $\omega_k = k2\pi f_d / N$ – частоты анализа ДПФ, называемые также бинами ДПФ, $\varphi(\omega_k)$ – фазы Фурье-спектра наблюдения, $\varphi_{rand}(\omega_k) \in [0, 2\pi]$ – случайные числа с равномерным законом распределения, $\gamma \in [0, 1]$ – параметр, изменяющий эффективность (в [20] strength – силу, интенсивность) рандомизации фаз Фурье-спектра наблюдения. Однако, при этом не учитывается возможность изменения γ пропорционально к ОСШ.

В [41–43] обобщены идеи [32–34, 84] и γ изменяется пропорционально к ОСШ. Эффективность рандомизации уменьшается по мере роста ОСШ, т. к. известно, что при больших ОСШ точность оценивая СС методов и так высока. Часто предполагают мощность гармонических компонент фиксированной, т. е. ОСШ определяется дисперсией шума и равно $10 \log_{10}(1/\sigma^2)$ [3]. В этом случае для формирования суррогатных данных (или СВ [43]) в соответствии с (11)

определяется величина $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{(m-V)} \text{trace}(\hat{\Lambda}_n)$, где $\text{trace}()$ – след матрицы, и $\gamma = \hat{\sigma}$. Если используется модель, в которой ОСШ изменяется за счет изменения мощности гармонических компонент, то необходимо ее вычислять одним из известных методов [2, 3, 58], а затем определять ОСШ и, соответственно, γ .

Достоверность определения числа гармонических компонент сигнала с использованием технологии суррогатных данных также может повышена следующим образом. Разложение по СЗ и СВ выполняется для каждой КМ из ансамбля КМ $\{\hat{\mathbf{R}}_{sur,i}\}_{i=1}^{N_s}$. По N_s массивам СЗ на основании одного из методов (AIC, MDL или других) получают N_s оценок числа гармонических сигналов [34]. На основании данных оценок строится гистограмма, максимум которой используется как окончательная оценка числа компонент сигнала. Данный подход, названный гистограммным, может быть обобщен с использованием [34, 59], но он будет требовать несколько большего объема вычислений.

В ходе моделирования эмпирическая вероятность правильного разрешения (правильной оценки числа) гармонических компонент наблюдаемого сигнала определялась как отношение

$$P = L_{\text{ист}} / L, \quad (12)$$

где $L_{\text{ист}}$ – число испытаний, в котором оценка \hat{V} числа гармонических компонент совпала с их истинным числом, а L – общее число испытаний.

Моделирование осуществлялось для $N = 64$, $N_s = 100$, $m = 45$, $L = 1000$. Рассматривались три набора частот двухкомпонентного сигнала. В первом случае предполагалось наличие двух равномошных гармонических компонент наблюдаемого сигнала с частотами: $f_1 = 0.2$ и $f_2 = 0.215$. Для рассматриваемых условий моделирования предел разрешения по Рэлею равен $(1/N) = 0.0156$. Таким образом, $\Delta f = 0.015 < (1/N)$. При формировании матриц из ансамбля матриц $\{\hat{\mathbf{R}}_{sur,i}\}_{i=1}^{N_s}$ выборки суррогатных временных рядов разбивались на сегменты аналогично разбиению выборки исходного временного ряда. ОСШ определялось как $10 \log_{10}(1/\sigma^2)$, где σ^2 – дисперсия шума.

Для анализа предложенного подхода будем использовать метод MDL, асимптотическая состоятельность которого отмечена в [71].

На рис. 1 показаны зависимости вероятности правильного оценивания числа гармонических компонент от ОСШ, полученные обычным методом MDL, при коррекции КМ с использованием алгоритма рандомизации фаз компонент Фурье-спектра наблюдения без адаптации эффективности рандомизации фазы к ОСШ

(MDL with averaged CM – RP) и с адаптацией (MDL with averaged CM – RP (ADAPTIVE)), а также гистограммного метода MDL. При осуществлении коррекции КМ выполняется усреднение КМ, полученных по суррогатным выборкам. На использование усредненной КМ указывают слова «with averaged CM».

При использовании обычного и гистограммного метода MDL использовались только те СЗ матриц $\hat{\mathbf{R}}$ и $\left\{ \hat{\mathbf{R}}_{sur,i} \right\}_{i=1}^{N_s}$, индексы которых не превышают их ранга (нулевые СЗ не учитывались).

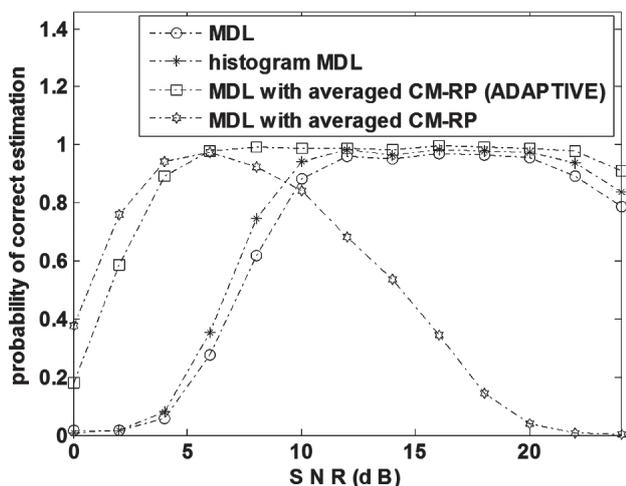


Рис. 1. Зависимости $P = L_{\text{ист}} / L$ от ОСШ ($f_1 = 0.2, f_2 = 0.215$)

Из анализа рис. 1 видно, что вероятность правильной оценки методом MDL при использовании суррогатных данных с адаптацией эффективности рандомизации фазы к ОСШ выше, чем у исходного и гистограммного метода MDL во всем анализируемом интервале ОСШ метода оценивания числа гармонических компонент сигнала. Использование алгоритма рандомизации фаз компонент Фурье-спектра наблюдения без адаптации эффективности рандомизации фазы к ОСШ позволяет получить несущественное преимущество по P в области низких ОСШ чем без адаптации. Но с увеличением ОСШ после некоторого порогового значения наблюдается тенденция к уменьшению вероятности правильной оценки числа гармонических компонент сигнала. Низкая эффективность предложенного метода при неадаптивной к ОСШ рандомизации фазы в области высоких ОСШ, по всей вероятности, вызвана суррогатной помехой, обусловленной рандомизацией спектральных компонент наблюдения, отягченных эффектом их размазывания (leakage) при использовании ДПФ [1, 33].

Незначительное уменьшение вероятности правильного разрешения у всех анализируемых методов наблюдается после ОСШ = 21 дБ. Такое поведение стандартного метода MDL при высоких ОСШ отмечалось и в [77], а для предложенных подходов объясняется тем, что при высоких

ОСШ мощность рандомизации практически равна нулю и в соответствии с (11) они используют ту же КМ (те же СЗ) что и стандартный метод.

Также представляет интерес исследовать аналогичные зависимости для другой пары частот – $f_1 = 0.02$ и $f_2 = 0.035$ (рис. 2). Из сравнения зависимостей, показанных на рис. 1 и рис. 2, видно, что эффективность предложенных методов и стандартного метода MDL зависит от значений частот компонент сигнала. При этом вероятность правильной оценки числа гармонических компонент сигнала при высоких ОСШ стандартным методом MDL демонстрирует насыщение.

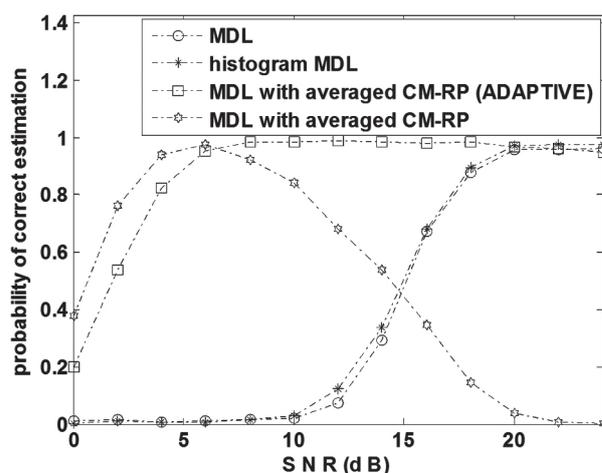


Рис. 2. Зависимости $P = L_{\text{ист}} / L$ от ОСШ ($f_1 = 0.02$ и $f_2 = 0.035$)

Наиболее показательной является ситуация, когда частоты гармонических компонент кратны величине $1/N$: $f_1 = 20/64, f_2 = 21/64$, для которых эффект размазывания (растекания) спектра отсутствует. Известно, что выбор частот целочисленно кратных величине $1/N$ приводит к нулевой ковариации выборочных спектров таких частот, а значения периодограммы, разделенные по частоте интервалами, целочисленно кратными величине $1/N$ герц, некоррелированные [1].

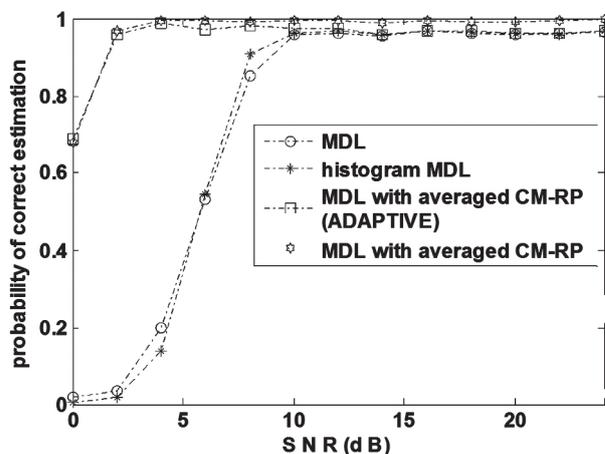


Рис. 3. Зависимости $P = L_{\text{ист}} / L$ от ОСШ ($f_1 = 20/64, f_2 = 21/64$)

Как видно из рис. 3 вероятность правильной оценки числа гармонических компонент сигнала методом MDL с предварительной коррекцией наблюдений первым предложенным методом выше во всем анализируемом интервале ОСШ.

Видно, что в отличие от рис. 1 и рис. 2 вероятность правильного разрешения методом MDL с использованием суррогатных данных практически не изменяется по мере роста ОСШ.

Эмпирические вероятности заниженной ($\hat{V} < V$) и завышенной ($\hat{V} > V$) оценки числа гармонических компонент наблюдаемого сигнала приведены на рис. 4 и рис. 5 ($f_1 = 0.2$, $f_2 = 0.215$).

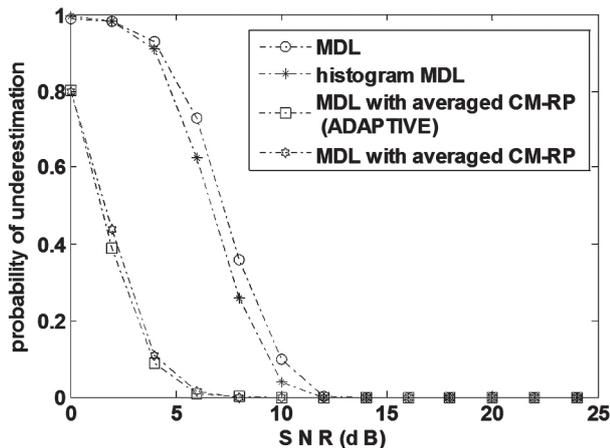


Рис. 4. Эмпирические вероятности заниженной оценки числа гармонических компонент сигнала

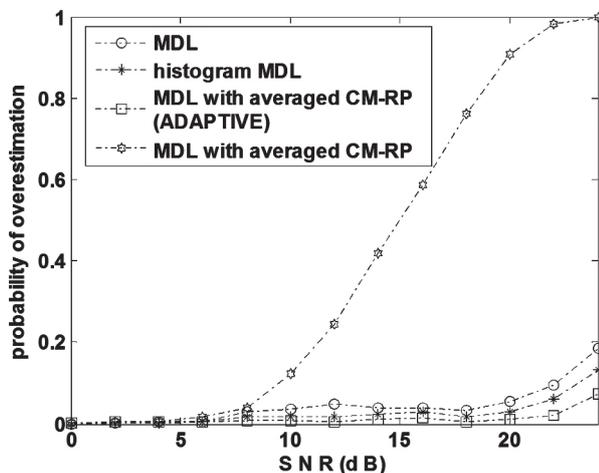


Рис. 5. Эмпирические вероятности завышенной оценки числа гармонических компонент сигнала

Из анализа рис. 4, рис. 5 и рис. 1 видно, что низким значениям P метода MDL при коррекции КМ с использованием технологии суррогатных данных и низких ОСШ соответствуют высокие значения вероятности заниженной оценки, а при высоких значениях ОСШ (рис. 5) – вероятности завышенной оценки числа гармонических компонент наблюдаемого сигнала (особенно при отсутствии адаптации эффективности рандомизации к ОСШ).

ВЫВОДЫ

В работе предложен метод повышения эффективности оценки числа гармонических компонент сигнала с использованием технологии суррогатных данных. Использование технологии суррогатных данных для уменьшения влияния шума в наблюдении при оценивании числа гармонических компонент сигнала позволяет повысить вероятность правильной оценки их числа методом MDL в условиях малой выборки и низких ОСШ, когда измерительный шум доминирует над суррогатной помехой. При высоком ОСШ вероятности правильного оценивания числа исходного метода MDL и с адаптивной коррекцией сравнимы.

При частоте дискретизации, кратной частотам гармонических компонент сигнала, используемая технология эффективна во всем рассматриваемом диапазоне ОСШ.

Вычислительная сложность предложенного подхода может быть уменьшена заменой разложения по СЗ и СВ выполнением QR-разложения КМ [74].

Представляет интерес обобщение полученных результатов на случай оценивания числа точечных источников шумового излучения в неэквидистантных антенных решетках, когда их число превышает число антенных элементов [57], на случай реализации метода оценивания числа гармонических компонент сигнала по СВ КМ на основании [85, 43] и совместного различения (разрешения) сигналов и оценки их параметров на фоне помех [86].

Литература

- [1] Марпл—мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: пер. с англ./ С.Л. Марпл—мл. — М.: Мир, 1990. — 584 с.
- [2] Stoica P. Introduction to spectral analysis/ P.Stoica, R.L.Moses. —Prentice hall, 1997.
- [3] Ширман Я.Д. Разрешение и сжатие сигналов/ Я.Д. Ширман. — М.: Сов. радио, 1974.
- [4] Ширман Я.Д. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех / Я.Д. Ширман, В.Н Манжос. — М.: Радио и связь, 1981. — 416 с.
- [5] Brillinger D.R. Time series. Data analysis and theory/ D.R. Brillinger. — Holt, Rinehart and Winston. — 1975.
- [6] Radar array processing. Ed. S.Haykin, J.Litva, T.J.Shepherd. — Springer Verlag Berlin, 1993.
- [7] Trees H. L. V. Optimum array processing. Part IV of Detection, Estimation and modulation theory/ H. L. V. Trees. —Wiley—interscience, 2002.
- [8] Караваев В.В. Статистическая теория пассивной радиолокации / В.В. Караваев, В.В. Сазонов. — М.: Радио и связь, 1997. — 240 с.
- [9] Журавлев А.К. Обработка сигналов в адаптивных антенных решетках/ А.К. Журавлев, А.П. Лукошкин, С.С. Поддубный. — Л.: Изд-во Ленинградского университета, 1983. — 240 с.
- [10] Василишин В.И. Пеленгация источников шумового излучения со сверхразрешением на основе цен-

- трально-симметричных ФАР модифицированным унитарным алгоритмом ESPRIT/ В.И. Василишин // Прикладная радиоэлектроника. – 2006. – Т. 5, №2. – С.230–237.
- [11] *Василишин В.И.* Эффективность модифицированного метода пространственного сглаживания / Василишин В.И., Грушенко М.В., Колесников А.Н. // Збірник наукових праць ХУПС. – 2005, вип. 1 (1). – С.89–93.
- [12] *Jolliffe I.T.* Principal Component Analysis / I.T. Jolliffe. –Springer, 2002. – 487 p.
- [13] *Гирко В.Л.* Спектральная теория случайных матриц / В.Л.Гирко. – М.: Наука, 1988. –376 с.
- [14] *Ефимов В.М.* Анализ и прогноз временных рядов методом главных компонент/ В.М.Ефимов, Ю.К. Галактионов, Н.Ф. Шушпанова. – Новосибирск: Наука. Сиб.отделение. – 71 с.
- [15] Principal manifolds for data visualisation and dimension reduction/ Gorban V., Kegl D. Wunsch A. Zinovyev (Eds.), Berlin – Heidelberg, New York.-2007.
- [16] *Айвазян С.А.* Прикладная статистика и основы эконометрики / С.А. Айвазян, В.С. Мхитарян. – М.: ЮНИТИ. – 1998.
- [17] *Никитченко В.В.* Анализ собственных структур в адаптивных антенных системах/ В.В. Никитченко, Г.А. Рожков. – С.-Пб. : ВАС, 1992. – 212 с.
- [18] *Moor B. D.* The singular value decomposition and long and short spaces of noisy matrices/ B. D. Moor // IEEE Trans. on Signal Processing. – 1993. – Vol. 41., No. 9. – P. 2826–2838.
- [19] *Van Der Veen A.–J.* Subspace–Based Signal Analysis Using Singular Value Decomposition/A.–J. der Veen, Ed F. Deprettere, A. Lee Swindlehurst// Proceedings of the IEEE. – 1993. –Vol. 81, No 9. – P.1277–1308.
- [20] *Vasilishin V.* Uniform linear antenna array in super-resolution mode by the modified unitary ESPRIT algorithm / V. Vasilishin, A. Kolesnikov// Antenna Theory and Techniques: int. conf. – Sevastopil, 1999. – P. 254–255.
- [21] *Evans J.E.* Application of advanced signal processing techniques to angle of arrival estimation in ATC navigation and surveillance systems / J.E. Evans, J.R. Johnson, D.F. Sun // Technical Report, Lincoln Laboratory, Massachusetts institute of technology. –1982. – 386 p.
- [22] *Ермолаев В.Т.* Методы определения вектора пространственной адаптивной обработки при короткой выборке помехи / В.Т. Ермолаев, Ю.Л. Родыгин, А.Г. Флакман // Радиофизика. –1994. –Т.37, № 4. – С. 493–509.
- [23] *Леховицкий Д.И.* Статистический анализ «сверхразрешающих» методов пеленгации источников шумовых излучений при конечном объеме обучающей выборки/ Д.И. Леховицкий // Прикладная радиоэлектроника. – 2009. – Том 8, № 4. – С. 527–540.
- [24] *Абрамович Ю.И.* Регуляризованный метод адаптивной оптимизации по критерию максимума отношения сигнал/помеха / Ю.И. Абрамович // Радиотехника и электроника. – 1981. – Т. 26, № 3. – С. 543–551.
- [25] Classical and modern direction-of-arrival estimation / V. Friedlander, T.E. Tuncer [at al.]. – Academic Press. – 2009. – 429 p.
- [26] *Леховицкий Д.И.* Lentочно-диагональная регуляризация МП оценок корреляционных матриц гауссовых помех в алгоритмах адаптации антенных решеток/ Д.И. Леховицкий, Ю.И. Абрамович, Г.А. Жуга, Д.С. Рачков // Прикладная радиоэлектроника. – 2010. – Том 9, № 1. – С.107–121.
- [27] *Эфрон Б.* Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа: пер. с англ. /Б. Эфрон. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 263 с.
- [28] *Zoubir A. M.* The Bootstrap: Signal Processing Applications/ A. M. Zoubir, B. Boashash // IEEE Signal Processing Magazine. – 1998. – Vol.15. – P.56–76.
- [29] *Gershman A. B.* Pseudo–randomly generated estimator banks: A new tool for improving the threshold performance of direction finding /A. B. Gershman// IEEE Trans. Signal Processing. –1998. –Vol. 46. – P. 1351–1364.
- [30] *Vasylyshyn V.I.* Direction finding with superresolution using root implementation of eigenstructure techniques and joint estimation strategy/ V.I. Vasylyshyn// European Conference on Wireless Technology:conf, 2004, Amsterdam, Netherlands: proc. of conf. –2004. – P.317–320.
- [31] *Леховицкий Д.И.* Сравнение разрешающей способности комбинированных пеленгаторов различного типа в приемных системах с неидентичными каналами/ Д. И. Леховицкий, Д. В. Атаманский, В. В. Джус, Ф. Ф. Мысик // Антенны. –2003. – Вип. 12(79). – С. 9–15.
- [32] *Gershman A. B.* A pseudo–noise approach to direction finding /A. B. Gershman, J. F. Bohme// Signal Processing. –1998. – Vol. 71. – P.1–13.
- [33] *Vasylyshyn V.I.* Improved Beam-space ESPRIT–based DOA Estimation via Pseudo–Noise Resampling /V.I. Vasylyshyn// European Radar: Conf., 2012, Amsterdam (Netherlands). – P. 238–241.
- [34] *Vasylyshyn V.* Removing the outliers in root–MUSIC via pseudo–noise resampling and conventional beamformer/V. Vasylyshyn//Signal processing.–2013.– Vol. 93.– P. 3423–3429.
- [35] *Theiler J.* Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data /J. S. Theiler, S. Eubank, A. Longtin, B. Galdrikian, J. D. Farmer // Physica D 58. – 1992. – P. 77–94.
- [36] *Small M.* Applied Nonlinear Time Series Analysis Applications in Physics, Physiology and Finance / M. Small// World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. – 2005. – 245 p.
- [37] *Kantz H.* Nonlinear time series analysis / H. Kantz, T. Schreiber // University Press, Cambridge. – 2004. – 369 p.
- [38] *Костенко П.Ю.* Непараметрический BDS–обнаружитель хаотических сигналов на фоне белого шума/ П.Ю. Костенко, К.С. Васюта, С. Н. Симоненко, А.Н. Барсуков //Радиоэлектроника.–2011.– том 54, №1.– С.23–31.
- [39] *Костенко П.Ю.* Использование суррогатных сигналов для повышения качества оценки параметров регулярных и хаотических сигналов, наблюдаемых на фоне аддитивного шума /П.Ю. Костенко, К.С. Васюта, В.В. Слободянюк, Д.С. Яковенко //Системы управління, навігації та зв'язку. –Х.: ХУПС. – 2010, вип. 4(16). –С. 28–32.
- [40] *Костенко П.Ю.* Повышение эффективности когерентной обработки хаотических сигналов при передаче бинарных сообщений с использованием

- суррогатных сигналов /П.Ю. Костенко, В.И. Василишин, С. Н. Симоненко, О.В. Высоцкий, Д.С. Яковенко // Радиоэлектроника. — 2012. — Т. 55, № 7. — С. 24–33).
- [41] *Василишин В.И.* Адаптивная коррекция предварительной обработки сигналов с использованием технологии суррогатных данных в задачах спектрального анализа /В.И. Василишин // Системы обработки информации. — 2013. — Вып. 2(109). — С.15–20.
- [42] *Василишин В.И.* Повышение эффективности спектрального анализа методом ESPRIT с использованием технологии суррогатных данных / В.И. Василишин // Прикладная радиоэлектроника. — 2013. — Т.12, № 3. — С. 412–418.
- [43] *Василишин В.И.* Повышение эффективности спектрального анализа собственноструктурными методами с использованием технологии суррогатных данных для собственных векторов ковариационной матрицы наблюдения / В.И. Василишин // Радиотехника. — 2013. — Вып. 174. — С. 66–72.
- [44] *Манжос В.Н.* Оценивание числа источников шумового излучения при их параллельной пеленгации/ В.Н.Манжос, М.Л. Руднев // Радиоэлектроника. —1991. — №1. — С. 34–37.
- [45] *Wax M.* Detection of Signals by Information Theoretic Criteria/ M.Wax, T.Kailath// IEEE Trans. on Acoustics, Speech, Signal Processing. —1985. —Vol. 33, No. 2. — P. 387–392.
- [46] *Reddy V. U.* SVD based information theoretic criteria for detection of the number of damped/undamped sinusoids and their performance analysis/ V. U. Reddy, L. Biradar // IEEE Trans. SP. —1993. — Vol. 41, No.9. — P. 2872–2971.
- [47] *Djuric P. M.* A model selection rule for sinusoids in white gaussian noise/ P. M. Djuric // IEEE Trans. Signal Processing. —1996.—Vol. 44, No. 1. — P. 1744–1751.
- [48] *Fuchs J.—J.* Estimating the number of sinusoids in additive white noise/ J.J. Fuchs // IEEE Trans. ASSP. — 1988. — vol. 36. — P. 1846–1853.
- [49] *Xu G.* Detection of number of sources via exploitation of centro-symmetry property/ G Xu., R.H.Roy, T. Kailath // IEEE Trans. Signal Processing, 1994. — Vol.42. P.102–112.
- [50] *Kundu D.* Estimating the number of signals in the presence of white noise/ D. Kundu // Journal of Statistical Planning and Inference. —2000. —No.90. — P.57–68
- [51] *Горбунова А.А.* Определение порядка модели доплеровского спектра цели /А.А. Горбунова, Ю.В. Кузнецов // 12-я Международная конференция и выставка ЦОС и ее применение DSPA. — 2010. — С. 1–4.
- [52] *Chen P.* A comparative study of model selection criteria for the number of signals/ P. Chen, Tiejian Wu, J. Yang //Research Express NCKU — 2009. —Vol. 8, Is. 4. —P.1–4.
- [53] *Коновалов Л. Н.* Определение числа сигналов методом проверки сложных гипотез по критерию отношения правдоподобия /Л.Н.Коновалов// Радиоэлектроника. — 1988. —Т. 31. — С. 18–25. Изв. Вузов.
- [54] *Сычев М.И.* Оценивание числа и угловых координат близко расположенных источников излучения по пространственно-временной выборке/ М.И. Сычев //Радиотехника. — 2009. — №12, — С.64–73.
- [55] *Williams D.B.* Detection: determining the number of source/ D.B. Williams // Digital Signal Processing Handbook/ Ed. by V. K. Madisetti, D. B. Williams. — CRC Press LLC, 1999.
- [56] *Андерсон Т.* Введение в многомерный статистический анализ. — М.: Физматгиз, 1963.— 500 с.
- [57] *Абрамович Ю.И.* Выделение независимых источников излучения в неэквидистантных антенных решетках / Ю.И. Абрамович, Н.К. Спенсер, А.Ю. Горохов // Успехи современной радиоэлектроники. Зарубежная радиоэлектроника. —2001. — № 12. —С. 3–19.
- [58] *Vasylyshyn V.I.* Beam-space root estimator bank for DOA estimation with an improved threshold performance/ V.I. Vasylyshyn // ICATT: int.conf., 2013, Odessa, Ukraine: proc. of conf. — 2013. — P. 280–282.
- [59] *Breich R. F.* Detection of sources using bootstrap techniques/ R. F. Breich, A. M. Zoubir, and P. Pelin, // IEEE Trans. Signal Process. —2002. — Vol. 50, No. 2. — P. 206–215.
- [60] *Gorokhov A. Y.* Unified analysis of DOA estimation algorithms for covariance matrix transforms/ A. Y. Gorokhov, Y. I. Abramovich, J. F. Bohme// Signal Processing. —1996. — vol. 55— P. 107–115.
- [61] *Stoica P.* MUSIC estimation of real-valued sine wave frequencies/P.Stoica, A.Eriksson//Signal Processing.— 1995. —Vol. 42, No.4.—P.139–146.
- [62] *Иохвидов И.С.* Ганкелевы и теплицевы матрицы и формы.—М.: Мир, 1974.
- [63] *Golyandina N.* Analysis of time series structure: SSA and related techniques/ N. Golyandina., V. Nekrutkin, A.Zhigljavsky.— Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, 2001.
- [64] *Nadler B.* Model selection for sinusoids in noise: statistical analysis and a new penalty term/ B. Nadler, L. Kontorovich //IEEE Trans. Signal Processing. —2010. — Vol. 58, No. 5. —P. 2746–2756.
- [65] *Wang H.* On the performance of signal subspace processing—part I: narrow-band systems/ H. Wang, M. Kaveh, // IEEE Trans. ASSP. —1986. — Vol. 34, No. 5. — P. 1201–1209.
- [66] *Kaveh M.* On the theoretical performance of a class of estimators of the number of narrowband sources / M. Kaveh, H. Wang, H. Hung // IEEE Trans. ASSP. — 1987. — Vol. 35, No. 9. — P. 1350–1352.
- [67] *Wong K. M.* On information theoretic criteria for determining the number of signals in high resolution array processing/ K. M. Wong, Q.—T. Zhang, J. P. Reilly, P. C. Yip, //IEEE Trans. ASSP.—1990. —Vol. 38, No. 11.—P. 1959–1971.
- [68] *Chen W.* Detection of the number of signals: a predicted eigen-threshold approach/ W. Chen, K. M. Wong, J. P. Reilly // IEEE Trans. Signal Processing. — 1991. — Vol. 39, No. 5. —P. 1088–1098.
- [69] *Zhang Q.—T.* Statistical analysis of the performance of information theoretic criteria in the detection of the number of signals in array processing/ Q.—T. Zhang, K. M.Wong, P. C. Yip, and J. P. Reilly //IEEE Trans. ASSP.—1989. — Vol. 37, No. 10. — P. 1557–1567.
- [70] *Haddadi F.* Statistical Performance analysis of MDL source enumeration in array processing// F. Haddadi M. Malek Mohammadi, M. M. Nayebi, M. R. Aref// IEEE Trans. ASSP.—2010. — Vol. 58, No. 1. — P. 452–457.
- [71] *Ермолаев В.Т.* Статистические характеристики АIC, MDL критериев в задаче обнаружения многомерных сигналов в случае короткой выборки/ Ер-

- молаев В.Т., Мальцев А.А., Родюшкин К.В //Радиофизика.—2001. — Т.XLIV, №12.— С. 1062–1068.
- [72] *Kritchman S.* Non-parametric detection of the number of signals: hypotheses testing and random matrix theory/ S. Kritchman, B. Nadler //IEEE Trans. Signal Processing. —2009. —Vol. 57, No. 10. —P. 3930–3941.
- [73] *Nadler B.* Nonparametric Detection of Signals by Information Theoretic Criteria: Performance Analysis and an Improved Estimator/ B. Nadler //IEEE Trans. Signal Processing. —2010. — Vol. 58, No. 5. — P.2746–2756.
- [74] *Xin J.* Simple and efficient nonparametric method for estimating the number of signals without eigendecomposition/ J. Xin, N. Zheng, A. Sano// IEEE Trans. Signal Processing. —2007. —Vol. 55, No. 4. —P.1405–1420
- [75] *Liu K.* Efficient source enumeration for accurate direction-of-arrival estimation in threshold region/ K. Liu, H.C.So, J.P.C.L.da Costa, F.Цумер, L.Huang //Digital Signal Processing. — 2013.
- [76] *Тафтс Д.У.* Оценивание частот суммы нескольких синусоид: Модификация метода линейного предсказания, сравнимая по эффективности с методом МП/Д.У. Тафтс, Р. Кумаресан //ТИИЭР. — 1982. — Т.70, №9. — С.77–94.
- [77] *Li Y.* A parameter estimation scheme for damped sinusoidal signals based on low-rank hankel approximation/ Y. Li, K. J. Ray Liu, J. Razavilar //IEEE Trans. Signal Processing— 1997.—Vol. 45, No. 2. —P. 481–486.
- [78] *Hua Y.* On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencils in noise /Y. Hua, T. Sarkar // IEEE Trans. Signal Processing. —1991. — Vol. 39. — P. 892–899.
- [79] *Kung S.Y.* State space and SVD-based approximation methods for the harmonic retrieval problem / S.Y. Kung, K.S. Arun, D.V. Bhaskar Rao // J. Opt. Soc. Amer. —1983. —Vol.73. — P.1799–1811.
- [80] *Vasilishin V.I.* DOA estimation via unitary TLS –ESPRIT algorithm with structure weighting / V.I. Vasilishin // 27th URSI GA: int.conf., Netherlands. — 2002. CD, report 0086.
- [81] *Василишин В.И.* Оценивание углового положения источников излучения с помощью унитарного алгоритма TLS–ESPRIT с структурным взвешиванием // Прикладная радиоэлектроника. — 2007. — №4. — С. 521–526.
- [82] *Cadzow J. A.* Signal enhancement — a composite property mapping algorithm // IEEE Transactions on ASSP.— 1988.— V. 36.— P. 49–62.
- [83] *Ephraim Y.* A Signal Subspace Approach for Speech Enhancement / Y. Ephraim, H.L.V. Trees // IEEE Trans. Speech Audio Processing. — 1995. — Vol. 3, No. 4. — P. 251–266.
- [84] *Dahlhaus R.* Mathematical methods in signal processing and digital image analysis/ R. Dahlhaus, J. Kurths, P. Maass, J. Timmer. Springer–Verlag Berlin, 2008.

[85] *Lee H.* An eigenvector technique for detecting the number of emitters in a cluster/ H. Lee, F. Li // IEEE Trans. Signal Processing. — 1994. —Vol. 42, No. 9. — P. 2380–2388.

[86] *Трифонов А.П.* Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех. — М.: Радио и связь, 1986. — 264 с.

Поступила в редколлегию 20.11.2013



Василишин Владимир Иванович, кандидат технических наук, доцент, докторант Харьковского университета Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба. Научные интересы: пространственно-временная обработка сигналов в информационных системах различного назначения.

УДК 621.391

Оцінювання числа гармонічних компонент сигналу з використанням технології сурогатних даних / В.І. Васишин // Прикладна радіоелектроніка: наук.-техн. журнал. — 2013. — Том 12. — № 4. — С. 542–552.

У статті розглядається задача підвищення імовірності правильного оцінювання числа гармонічних компонент сигналу за його спостереженням в присутності адитивного білого гаусівського шуму з використанням сурогатних даних, отриманих рандомізацією фаз спектральних компонент спостережень при адаптації ефективності рандомізації фаз до відношення сигнал–шум. Наведено результати імітаційного моделювання, що підтверджують ефективність застосування цієї технології.

Ключові слова: сурогатні дані, зменшення шуму в спостереженні, власні значення, власні вектори, головні компоненти, мала вибірка спостережень.

Лл.: 05. Бібліогр.: 86 найм.

UDC 621.391

Estimating the number of harmonic components of a signal with using surrogate data technology / V.I. Vasylyshyn // Applied Radio Electronics: Sci. Journ. — 2013. Vol. 12. № 4. — P. 542–552.

The problem of increasing the probability of correct estimation of the number of signal harmonic components by a signal observation in the presence of additive white Gaussian noise with using the surrogate data obtained by randomization of phases of observation spectral components at adaptation of the phase randomization efficiency to signal-to-noise ratio is considered in the paper. The simulation results are presented that confirm the efficiency of application of the technology.

Keywords: surrogate data, noise reduction in observation, eigenvalues, eigenvectors, principal components, small samples.

Fig. 05. Ref.: 86 items.