

АЛГОРИТМЫ И УСТРОЙСТВА ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ В ЗАДАЧАХ КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

© 2009 В. А. Засов, М. А. Тарабардин, Е. Н. Никоноров

Самарский государственный университет путей сообщения

Рассматривается задача выделения отдельных сигналов из аддитивной смеси нескольких сигналов, т.е. задача идентификации сигналов. Для решения этой задачи анализируются две группы алгоритмов: основанные на знании свойств каналов и знании свойств источников сигналов. Приводятся результаты моделирования рассмотренных алгоритмов применительно к задаче контроля рельсовых каналов передачи информации, широко используемых на железнодорожном транспорте.

Канал, восстановление сигналов, разделение сигналов, обратный фильтр, адаптивный фильтр, многоканальный адаптивный фильтр, некорректная задача, устойчивость, регуляризация, параметр регуляризации.

Параметры технического состояния объектов определяются диагностическими признаками - параметрами сигналов, которые образуются или формируются узлами объекта при его функционировании. В сложных и протяжённых объектах сигналы, генерируемые многочисленными узлами, обычно недоступны для прямых измерений. Сигналы же, измеренные в доступных точках, как правило, существенно отличаются от сигналов в местах зарождения, ибо искажаются при передаче и взаимодействии с сигналами от других узлов. При большом числе узлов сигнал, принадлежащий конкретному узлу, составляет лишь небольшую часть в общей суперпозиции сигналов, которые по отношению к этому сигналу представляют собой шум (помеху). При увеличении сложности объекта значительно уменьшается отношение сигнал/шум, что усложняет процесс выделения диагностических параметров сигналов, существенно затрудняет контроль и диагностирование, снижает его достоверность.

Из вышесказанного следует целесообразность применения такой первичной обработки измеренных сигналов, которая позволяет определять, т.е. идентифицировать (восстанавливать) сигналы в местах зарождения (узлах объектов) по сигналам, измеренным в доступных местах.

Рассмотрим модель контролируемого объекта в виде линейной многомерной динамической системы, имеющей k входов и d

выходов [1]. Входные сигналы $\xi_{\Gamma}^s(t)$, $s = \overline{1, k}$, генерируемые отдельными узлами объекта, будем считать независимыми (некоррелированными и/или статистически независимыми). Выходными сигналами $\xi_u^p(t)$, $p = \overline{1, d}$ этой системы могут являться сигналы различных датчиков – пьезоакселерометров, тензодатчиков, микрофонов, датчиков тока и т.д. Положим, что каждый из d выходов такой многомерной системы связан со всеми k входами линейными каналами преобразования и передачи сигналов - информационными каналами с динамическими характеристиками $h_{ps}(t, l)$ или $H_{ps}(\omega, l)$. Переменная l указывает на то, что динамические характеристики каналов изменяются в зависимости от некоторого параметра – взаимного положения узлов объекта, характеристик окружающей среды (температуры, давления и т.п.). В дальнейшем динамические характеристики каналов будем считать квазистационарными, т.е. неизменными на временных интервалах, равных длительности их импульсных характеристик.

Тогда для принятых допущений модель образования измеренных сигналов $\xi_u^p(t; l)$, $p = \overline{1, d}$ описывается системой из d интегральных уравнений вида

$$\sum_{s=1}^k \int_0^t \xi_{\Gamma}^s(\tau) \cdot h_{ps}(t - \tau; l) d\tau = \xi_u^p(t; l), \quad p = \overline{1, d}. \quad (1)$$

Модель, описываемая (1), может быть представлена в виде графа на рис. 1а, где вершинами P_1 описывают сигнал в точке зарождения, вершинами P_2 отображают процесс искажения сигналов при распространении их от точки источника до приемника, вершины P_3 отображают процесс наложения сигналов в точках измерения. Это наиболее общий вариант модели зарождения и передачи сигналов. Каждый из измеренных сигналов можно представить как результат линейной суперпозиции входных сигналов, поступающих в точку измерения. Этой моделью могут описываться измеренные сигналы во многих практических задачах, например, виброакустической диагностике механизмов, приеме сигналов в каналах связи, контроле рельсовых цепей, медицинской электрокардиографии и т.п. На рис. 1б, в показаны частные варианты рассмотренной общей модели.

Для идентификации входных сигналов используются разные подходы, которые основываются на разном априорном знании об идентифицируемой системе. В зависимости от используемого знания можно различить следующие подходы идентификации сигналов:

- на основе преимущественной информации о каналах передачи сигналов;

- на основе преимущественной информации об источниках сигналов.

Рассмотрим вариант, когда для идентификации входных сигналов используется информация о каналах, т.е. известны импульсные переходные характеристики $h_{ps}(t, l)$ или частотные коэффициенты передачи $H_{ps}(\omega, l)$ каналов [2].

Для определения входных сигналов $\xi_r^s(t)$; $s = \overline{1, k}$ в точках, недоступных для прямых измерений, по измеренным выходным сигналам $\xi_u^p(t; l)$, $p = \overline{1, d}$ и матрице импульсных переходных функций $\|h(t)\|$ введён класс специализированных вычислительных устройств – многоканальные обратные фильтры (МОФ). Исследуются три вида МОФ – нерекурсивные, рекурсивные и адаптивные, отличающиеся методами решения системы уравнений (1). Ниже будут рассмотрены случаи, когда количество источников равно количеству приёмников $d = k$.

Функция и структура нерекурсивных МОФ определяются выражением

$$\hat{\xi}_r^s(t) = \sum_{p=1}^d \int_0^t \xi_u^p(\tau) \cdot q_{sp}(t - \tau; l) d\tau, \quad s = \overline{1, k}, \quad (2)$$

которое представляет результат решения си-

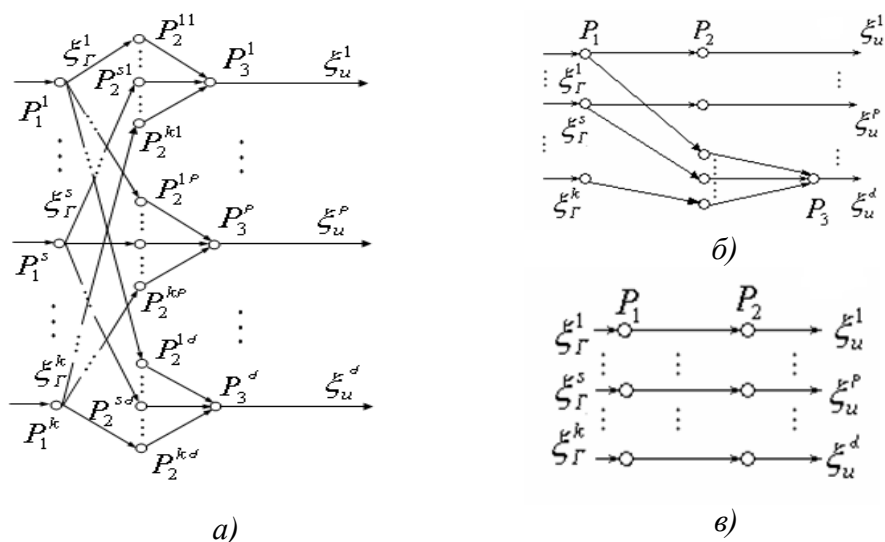


Рис. 1. Обобщённая модель образования сигналов и её варианты:

а) общая модель образования сигналов; б) модель с опорными входами; в) модель без перекрёстных каналов

стемы (1) прямыми методами, где $\hat{\xi}_{\Gamma}^s(t)$ - вычисленный сигнал-образ, являющийся некоторым приближением истинного сигнала $\xi_{\Gamma}^s(t)$ в точке его зарождения.

В (2) $q_{sp}(\tau; l) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} Q_{sp}(\omega; l) \cdot \exp(j\omega\tau) d\omega$, $(s = \overline{1, k})$, $(p = \overline{1, k})$, причём разделяющая спектральная матрица $\|Q(\omega; l)\| = \|H(\omega; l)\|^{-1}$, а элементы смешивающей спектральной матрицы $\|H(\omega; l)\|$ определяются как

$$H_{ps}(\omega; l) = \int_0^l h_{ps}(\tau; l) e^{-j\omega\tau} d\tau.$$

Функция и структура рекурсивного МОФ определяется выражением (3), которое представляет результат решения системы (1) итерационными методами. Для $(\gamma+1)$ -ого приближения сигнала $\xi_{\Gamma(\gamma+1)}^s(t)$ от s -ого источника получим

$$\xi_{\Gamma(\gamma+1)}^s(t) = \left[\xi_u^p(t) - \sum_{\substack{s=1 \\ s \neq p}}^k \xi_{\Gamma(\gamma)}^s(t) * h_{ps}(t) \right] * \tilde{h}_{ps}^s(t),$$

$$\text{где } p = \overline{1, d}, s = \overline{1, k} \text{ и } \hat{\xi}_{\Gamma}^s(t) = \lim_{\gamma \rightarrow \infty} \xi_{\Gamma(\gamma)}^s(t). \quad (3)$$

Функция и структура адаптивного МОФ определяются применяемыми для решения (1) методами регуляризации. Эти методы основаны на минимизации, например, методом наименьших квадратов регуляризующих функционалов $F_{\lambda}^p(q)$, $p = \overline{1, d}$ вида

$$F_{\lambda}^p(q) = \sum_{i=0}^{M-1} [\xi_u^p(i) - \sum_{s=1}^k \xi_u^s(i) * q_{sp}(i) * h_{ps}]^2 + \lambda \cdot \sum_{s=1}^k \sum_{i=0}^{N-1} [q_{sp}(i)]^2, \quad (4)$$

что позволяет минимизировать норму невязки системы (1). В адаптивном МОФ минимизация функционала (4) позволяет найти псевдорешение системы (1) в случае её плохой обусловленности.

Интерес представляют собой вычислительные устройства, которые реализуют вышеприведённые выражения. Например, структура вычислительного устройства, реализующего МОФ, изображена на рис. 2, где

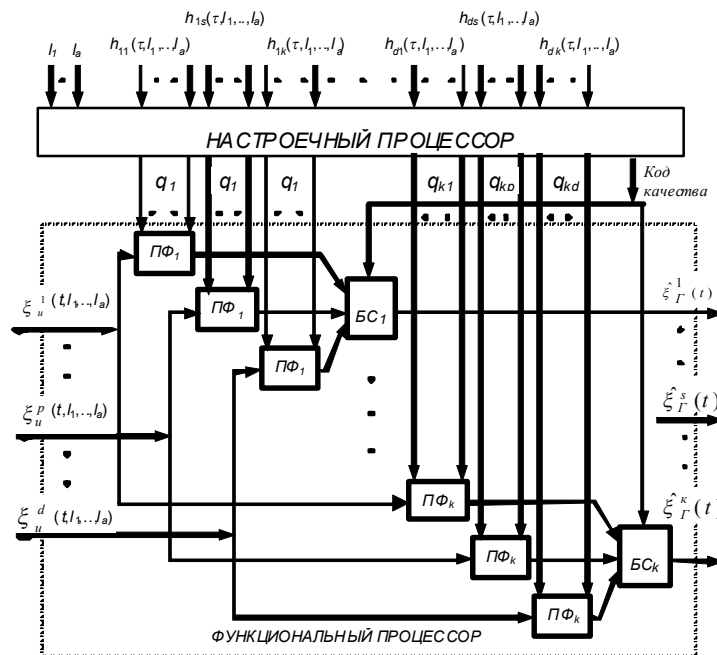


Рис. 2. Структура многоканального нерекурсивного обратного фильтра

ПФ и БС – перестраиваемые фильтры и блоки суммирования [2].

На рис. 3 приведены результаты моделирования в среде Matlab рассмотренного выше нерекурсивного алгоритма разделения источников сигналов.

В модели образования сигналов были использованы три источника сигналов: первые два – треугольные импульсы разной частоты и формы, а третий – речевой сигнал. Девять информационных каналов (по три на каждый из трёх приемников) моделировались различными резонансными звеньями. Частотный диапазон обрабатываемых сигналов 50-3400 Гц. Сравнительный анализ методом среднего квадратичного отклонения верхнего и нижнего сигналов на каждом из рисунков показал, что погрешность разделения источников сигналов не превышает 8-10 %, что вполне достаточно для многих инженерных приложений.

Рассмотрим имеющие практическое значение частные случаи модели (1) образования измеренных диагностических сигналов.

Если влиянием перекрестных каналов в смешивающей спектральной матрице $\|H(\omega; l)\|$ можно пренебречь (рис. 1в - задача эквалайзинга) и $d = s$, то система интегральных уравнений вида (1) распадается на $d = s$ независимых интегральных уравнений вида

$$\int_0^t \xi_{\Gamma}^s(\tau) \cdot h_s(t - \tau; l) d\tau = \xi_u^s(t; l), \quad d = s = \overline{1, k},$$

решение которых можно представить как

$$\hat{\xi}_{\Gamma}^s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\Xi_u^s(\omega; l)}{H_s(\omega; l)} \cdot \exp(j\omega t) d\omega,$$

$$d = s = \overline{1, k}.$$

Решение этой задачи в случае $d > s$ и существенно разных характеристиках каналов упрощается и становится более устойчивым.

Рассмотрим также структуру адаптивного МОФ (рис. 4) для случая модели с опорными входами, когда в смешивающей спектральной матрице $\|H(\omega; l)\|$ для одной группы выходных сигналов перекрестные каналы отсутствуют, а для другой такие каналы имеют место [3]. На рис. 1б изображена модель образования сигналов для этого случая.

На рис. 5 приведены результаты моделирования для МОФ с опорными входами процесса выделения сигналов автоматической локомотивной сигнализации (АЛС) из смеси этих сигналов с шумами и помехами. Сигналы АЛС указывают на вид огня светофора и передаются от светофора в вычислительное устройство движущегося локомотива по рельсовому каналу (рельсам), который подвержен влиянию помех различной физической природы. Это наводки от линий электропередачи, большие обратные тяговые токи электродвигателей локомотивов, намагниченность рельсов и т.д. Выделение сигналов АЛС из смеси, в которой энергия сигналов-помех превышает энергию сигналов АЛС, чрезвычайно актуально, т.к. увеличение достоверности передачи кода огня светофо-

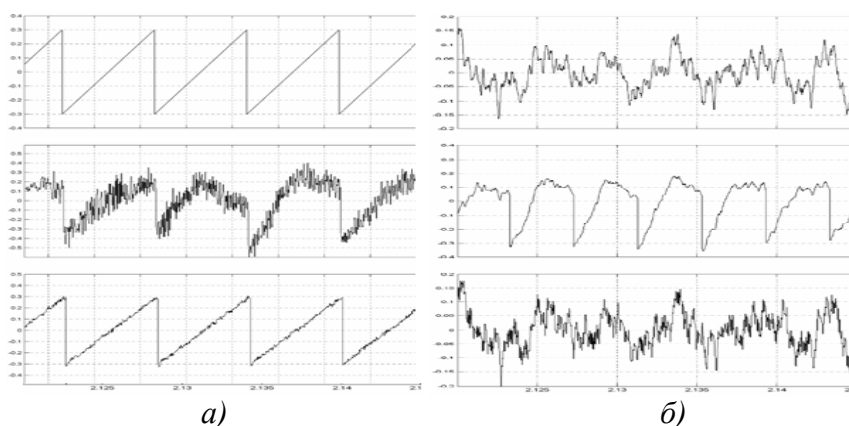


Рис. 3. Результаты моделирования (сверху вниз): исходный сигнал, аддитивная смесь сигналов, выделенный сигнал: а) импульсы треугольной формы, б) речевой сигнал

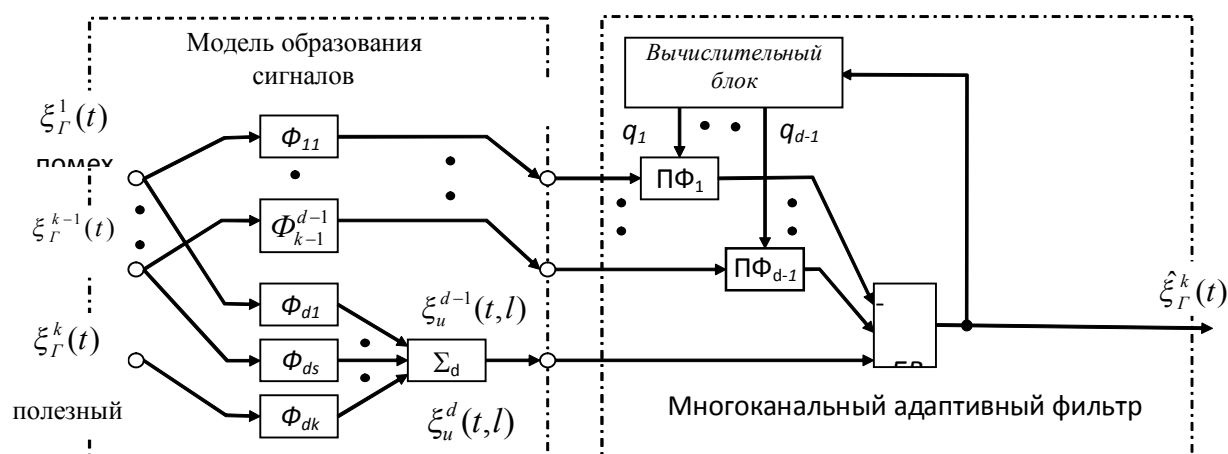


Рис. 4. Структура МОФ для модели с опорными входами, где Φ – модели каналов передачи, ПФ – перестраиваемые фильтры

ра в локомотив существенно повышает безопасность движения поездов. С другой стороны, выделение отдельных сигналов-помех позволяет анализировать помехи и бороться с ними.

Если информация о каналах передачи в явном виде недоступна, говорят о «слепой» проблеме [4, 5]. В этом случае идентификация входных сигналов производится на основе информации о свойствах источников сигналов. Среди методов слепой идентификации наиболее распространены в практических приложениях две группы методов: методы, использующие статистики второго порядка, и методы, использующие статистики высоких порядков.

К первой группе методов относится метод главных компонент (Principal Component

Analysis, PCA), а ко второй группе – метод независимых компонент (Independent Component Analysis, ICA) [5].

Сущность метода PCA состоит в следующем.

Предположим, что наблюдаемые сигналы ξ_u^p , $p = \overline{1, d}$ могут быть линейно выражены через независимые источники (компоненты) ξ_{Γ}^s , $s = \overline{1, k}$, а источники сигналов являются некоррелированными. Тогда модель образования сигналов можно представить в следующей матричной форме:

$$\xi_u = A \xi_{\Gamma}, \quad (5)$$

где ξ_u и ξ_{Γ} – соответственно векторы измеренных сигналов и источников, A – смешивающая матрица.

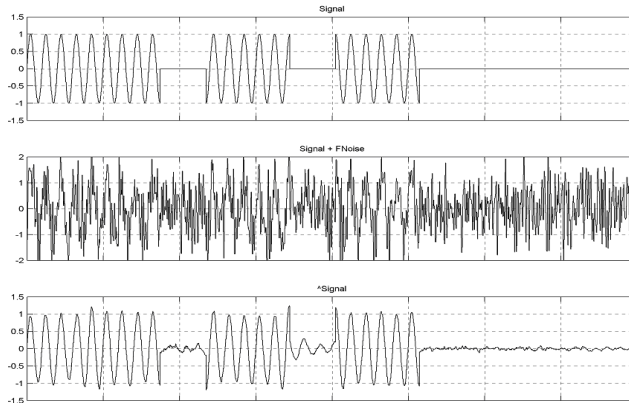


Рис. 5. Результат работы модели с опорным сигналом (сверху вниз): исходный сигнал АЛС, кодирующий зеленый огонь светофора, «зашумленный» сигнал АЛС, восстановленный сигнал АЛС

В РСА для нахождения решения системы (5) используются статистики второго порядка [5], т.е. информация, содержащаяся в матрице ковариации наблюдаемого вектора измеренных сигналов ξ_u . Если источники ξ_u имеют нормальное или гауссовское распределение, то они полностью определены статистиками второго порядка.

Основная идея метода РСА - вычисление компонент $\xi_\Gamma^1, \xi_\Gamma^2, \dots, \xi_\Gamma^s$, определяющих максимальное количество возможной дисперсии с помощью n линейно преобразованных компонент. Так как источники некоррелированы, то матрица $E[\xi_\Gamma^s \xi_\Gamma^{sT}]$ является диагональной, где $E[\bullet]$ - усреднение по времени. Отсюда можно записать:

$$E[\xi_u^p \xi_u^{pT}] = E[A \xi_\Gamma^s \xi_\Gamma^{sT} A^T] = AE[\xi_\Gamma^s \xi_\Gamma^{sT}]A^T = AR_\Gamma A^T$$

где R_Γ - матрица ковариации источника ξ_Γ^s . Главные компоненты могут быть найдены с помощью матрицы ковариации наблюдаемых сигналов $R_u = E[\xi_u^p \xi_u^{pT}]$. Собственные векторы R_u , соответствующие n наибольшим собственным значениям, являются главными компонентами.

Анализ главных компонент применяется для понижения размерности при статистической обработке больших массивов данных и для так называемого «обеления» наблюдаемых данных в задачах слепой идентификации источников.

Метод РСА выгодно отличается сравнительно невысокими требованиями к вычислительным ресурсам. Ограничением метода РСА является невозможность его использования в случаях, когда законы распределения источников сигналов отличны от нормального.

Эти недостатки отсутствуют в методах, основанных на статистиках высоких порядков, например, ИСА. Данный метод основан на центральной предельной теореме, из которой следует, что сумма двух независимых произвольных переменных обычно имеет распределение, которое ближе к гауссовско-

му, чем любая из двух исходных входных переменных.

Таким образом, для разделения смеси сигналов необходимо максимизировать негауссовость.

Предположим, что наблюдается d линейных смесей $\xi_u^1, \dots, \xi_u^d$ независимых компонент $\xi_u^j = a_{j1}\xi_\Gamma^1 + a_{j2}\xi_\Gamma^2 + \dots + a_{jk}\xi_\Gamma^k$, где $j = \overline{1, k}$. Обозначим через ξ_u вектор, чьи компоненты $\xi_u^1, \dots, \xi_u^d$. Аналогично вектор ξ_Γ имеет компоненты $\xi_\Gamma^1, \dots, \xi_\Gamma^k$. Матрица A с элементами a_{ij} является смешивающей матрицей, тогда описанная модель смешивания примет вид (5). Когда требуются столбцы матрицы A , модель (5) можно записать

$$\xi_u^i = \sum_{i=1} a_i \xi_\Gamma^i.$$

Сущность метода ИСА состоит в нахождении такого линейного преобразования $\xi_\Gamma = A^{-1}\xi_u = W\xi_u$, при котором компоненты ξ_Γ^i были настолько независимы, насколько возможно, в смысле максимизации некоторой функции $G(\xi_\Gamma^1, \dots, \xi_\Gamma^d)$, которая является мерой независимости. Матрица W обозначает оценку обратной смешивающей матрицы A , т.е. $W = A^{-1}$.

Для того чтобы модель была идентифицируема с помощью метода ИСА, должны соблюдаться следующие фундаментальные ограничения [5]:

- все независимые компоненты ξ_Γ^i должны быть негауссовыми (допускается наличие не более одного источника с гауссовым распределением);

- все независимые компоненты должны быть статистически независимы;

- число наблюдаемых линейных смесей d должно быть по крайней мере такого же размера, как и число независимых компонент k , то есть $d \geq k$;

- смешивающая матрица A должна иметь полный ранг столбца.

Предположим, что число наблюдаемых данных равняется числу независимых компо-

нентов, то есть $k=d$. Если $k>d$, то размерность наблюдаемого вектора может всегда быть уменьшена так, чтобы $k=d$.

Наблюдаемый сигнал должен подвергнуться предобработке, при которой он центрируется и проходит процедуру «обеления», т.е. получаем $E\{\xi_u\} = 0$ и $E\{(\xi_u)^2\} = 1$.

Для оценки одного независимого компонента рассмотрим линейную комбинацию

$$y = w^T \xi_u = \sum_i w_i \xi_u^i,$$

где w - одна из строк размешивающей матрицы A^{-1} , которая должна быть определена. Сделаем замену переменных, определяя $z = A^T w$. Тогда получим

$$y = w^T \xi_u = w^T A \xi_r = z^T \xi_r = z_1 \xi_r^1 + \dots + z_k \xi_r^k.$$

Таким образом, получаем y как линейную комбинацию ξ_r^i с весами z_i . Так как сумма двух однородных независимых случайных величин более гауссова, чем первоначальные переменные, то $z^T \xi_r$ является более гауссовым, чем любой ξ_r^i , и становится наименее гауссовой, когда она фактически равняется одному из независимых компонентов ξ_r^i . В этом случае только один элемент z_i вектора z является отличным от нуля.

Следовательно, максимизация меры негауссовости $w^T \xi_u$ позволяет выделить независимый компонент. Рельеф оптимизации для негауссовости в n -мерном пространстве векторов w имеет $2k$ локальных максимумов, два для каждого независимого компонента, ξ_r^i и $-\xi_r^i$, т.к. независимые компоненты могут быть оценены с точностью до мультипликативного знака. Нужно найти все локальные максимумы для определения всех независимых компонентов. Учитывая, что различные независимые компоненты некоррелированы, можно ограничивать поиск в пространстве, который даёт оценки, не коррелированные с предыдущими. Это соответствует ортогонализации в соответственно преобразованном пространстве [5].

Были проведены эксперименты в среде Matlab с использованием пакета, реализующего алгоритм ICA. Моделировался процесс выделения сигналов автоматической локомотивной сигнализации (АЛС) из смеси его с шумами и помехами. Моделирование показало, что погрешность разделения источников сигналов методом ICA не превышает 12-15 %.

На рис. 6а изображены исходные сигналы, на рис. 6б – смешанные сигналы, а на рис. 6в – сигналы, идентифицированные с помощью алгоритма ICA.

Выше были рассмотрены методы идентификации входных сигналов, ориентированные на приложения в задачах передачи информации по рельсовым каналам на железнодорожном транспорте. Конечно, рассмотренными методами не исчерпываются возможные подходы идентификации входных сигналов. Многочисленные работы посвящены решению этой задачи, например, обзор и классификация методов идентификации входных сигналов приведена в [6].

Применение для идентификации сигналов АЛС многоканальных обратных фильтров, многоканальных обратных фильтров с опорными входами, метода главных компонент PCA и метода независимых компонент ICA является эффективным подходом для повышения достоверности передачи сигналов по рельсовым каналам в условиях сильных помеховых сигналов, когда энергия помех соизмерима с энергией полезного сигнала.

Применение указанных методов позволяет также выделять сигналы помех для последующего анализа с целью их устранения в рельсовых цепях.

Выбор конкретного метода идентификации входных сигналов, в частности сигналов АЛС, определяется объемом априорной информации о каналах передачи информации и источниках сигналов, а также требуемыми для обеспечения реального времени вычислительными ресурсами. Моделирование показало, что с практической точки зрения многоканальные обратные фильтры с опорными входами обеспечивают наилучшее соотношение качества идентификации сигналов при сравнительно небольших затратах вычислительных ресурсов.

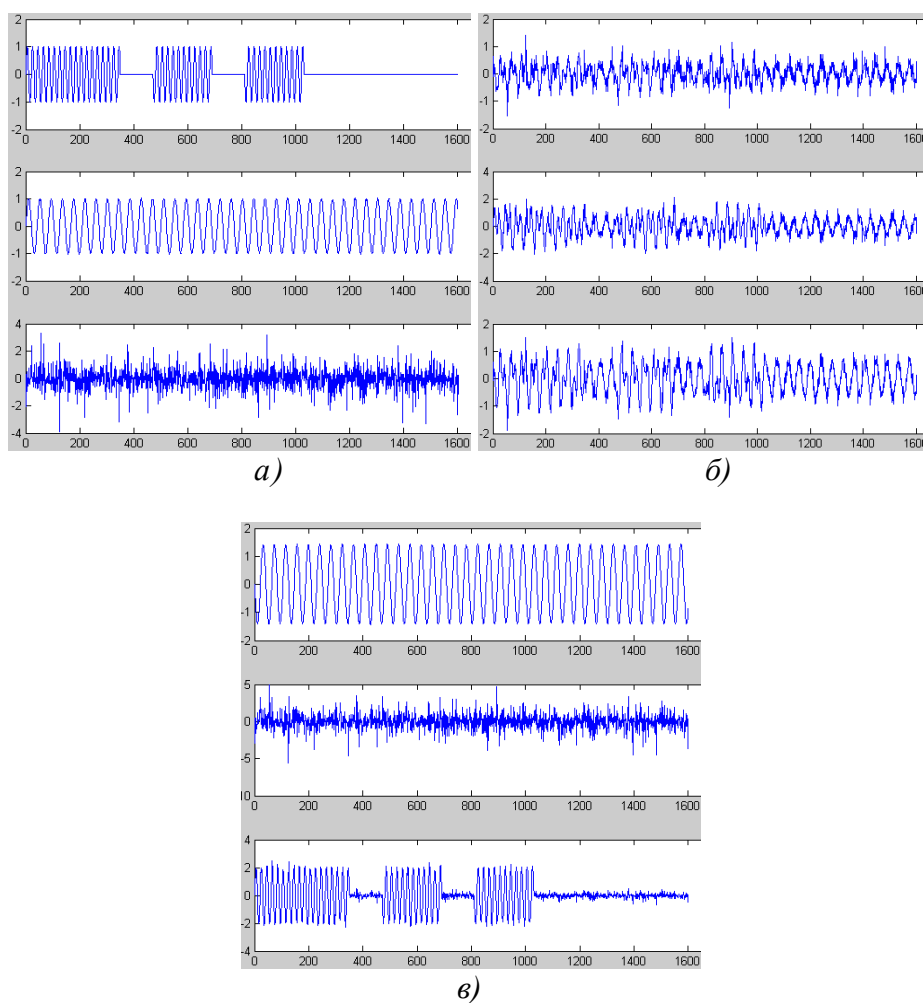


Рис. 6. Результаты работы алгоритма ICA:

а) источники сигналов: сигнал АЛС(код зелёного огня), гармоническая помеха, флуктуационная помеха;
б) смешанные сигналы; в) результаты идентификации сигналов

Библиографический список

1. Бендат Дж., Пирсол А. Применение корреляционного и спектрального анализа. - М.: Мир, 1983. - 312 с.
2. Засов В. А., Васильев В.А. Известия Самарского научного центра Российской академии наук: специальный выпуск «Проблемы железнодорожного транспорта на современном этапе развития». – Самара: Самарский научный центр РАН, 2007. – С. 65-69.
3. Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. – М.: Радио и связь, 1989. – 440 с.
4. Савостьянов Д. В. Алгоритмы слепого разделения источников в пакетном режиме// Численные методы, параллельные вычисления и информационные технологии. - МГУ, 2008. – С. 199-228.
5. Hyvdrinen, A. and Oja, E. Independent component analysis: Algorithms and applications. Neural Networks, 13(4-5): 2000. P.411-430.
6. Клейман Е. Г. Идентификация входных сигналов в динамических системах// Автоматика и телемеханика. - №12, 1999. – С. 3-15.

References

1. Bendat G., Pearsol A. Application of correlation and spectrum analysis. - Moscow: Mir, 1983 - 312 pp.
2. Zasov V. A., Vasilyev V. A. Izvestia (news) of Samara Scientific center of the Russian Academy of Science: special issue "Problems of railway transport at the current stage of development". - Samara: Samara scientific centre of the Russian Academy of science, 2007 - pp. 65-69.
3. Widrow B., Stirns S. Adaptive signal processing. - Moscow: Radio i svyaz, 1989 - 440 pp.
4. Savostianov D. V. Algorithms of blind source separation in the package mode // Numerical methods, parallel computations and information technologies - Moscow State University, 2008 - pp. 199-228.
5. Hyvarinen, A. and Oja, E. Independent component analysis: Algorithms and applications. Neural Networks, 13(4-5): 2000. P.411-430.
6. Kleiman Ye. G. Input signal identification in dynamic systems // Automatics and telemetry. - No 12, 1999 - pp. 3-15.

ALGORITHMS AND DEVICES FOR INPUT SIGNAL IDENTIFICATION IN PROBLEMS OF DYNAMIC OBJECT CONTROL AND DIAGNOSTICS

© 2009 V. A. Zasov, M. A. Tarabardin, Ye. N. Nikonorov

Samara State Communications University

The paper deals with the problem of separation of individual signals from the additive mixture of several signals, i. e. the problem of signal identification. Two groups of algorithms for solving the problem are analysed: those based on the knowledge of channel properties and the knowledge of signal source properties. The results of modeling the algorithms under consideration are given as applied to the problem of controlling data transmission rail channels widely used in railway transport.

Channel, signal restoration, signal separation, inverse filter, adaptive filter, multichannel adaptive filter, incorrect problem, stability, regularization, regularization parameter.

Информация об авторах

Засов Валерий Анатольевич, кандидат технических наук, доцент, кафедры «Мехатроника в автоматизированных производствах», Самарский государственный университет путей сообщения; e-mail: vzasov@samiit.ru.

Тарабардин Михаил Анатольевич, преподаватель, кафедры «Мехатроника в автоматизированных производствах», Самарский государственный университет путей сообщения; e-mail: michael34@list.ru.

Никоноров Евгений Николаевич, аспирант, кафедры «Мехатроника в автоматизированных производствах», Самарский государственный университет путей сообщения, e-mail: evgl7nik@mail.ru.

Zasov Valery Anatolyevitch, candidate of technical science, associate professor of the department "Mechatronics in automated productions" Samara State Communications University, e-mail: vzasov@mail.ru.

Tarabardin Mikhail Anatolyevitch, lecturer of the department "Mechatronics in automated productions" Samara State Communications University, e-mail: michael34@list.ru.

Nikonorov Yevgeny Nicolayevitch, post-graduate of the department "Mechatronics in automated productions" Samara State Communications University, e-mail: evgl7nik@mail.ru.