



Система автоматически найдет адрес места и заполнит соответствующее поле. При необходимости в тематических вкладках экранной формы можно выбрать тип объекта и описать его геометрические характеристики, выбрать организацию-владельца, добавить фотографии и так далее. После подтверждения и необходимых проверок объект будет добавлен в базу и отображен на карте. Произвести остальные операции над ним можно с помощью соответствующих кнопок. Поиск осуществляется в отдельном окне, так же вызываемом с панели. После задания параметров поиска будет отображен список РК, подпадающий под условия фильтрации. Эти результаты могут быть экспортированы во внешний файл.

Литература

1. Федеральный закон от 13.03.2006 N 38-ФЗ "О рекламе" (13 марта 2006 г.).
2. ГОСТ Р 52044-2003. Наружная реклама на автомобильных дорогах и территориях городских и сельских поселений. Общие технические требования к средствам наружной рекламы. Правила размещения. – Введ. 2009-09-01. – М.: Стандартинформ, 2009. – 11 с.
3. Михеева Т.И., Головнин О.К. Геоинформационная система закрепления территорий на электронной карте // Геоинформационные технологии в проектировании и создании корпоративных информационных систем: межвузовский науч. сборник. – Уфа: Изд-во УГАТУ. – 2014. – С. 23-28.
4. Михеева Т.И., Головнин О.К., Федосеев А.А. Паттерновое проектирование интеллектуальных транспортных систем // Современные проблемы науки и образования. – 2012. – № 6. URL: www.science-education.ru/106-7967 (дата обращения: 14.03.2015).

В.А. Засов, Е.Н. Никоноров, М.В. Ромкин

ВОЗМОЖНОСТИ МЕТОДОВ СЛЕПОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ЛОКОМОТИВНОЙ СИГНАЛИЗАЦИИ

(Самарский государственный университет путей сообщения)

Автоматическая локомотивная сигнализация непрерывного действия (АЛСН) представляет собой комплекс устройств для приема и передачи, в кабину машиниста показания напольных светофоров, к которым приближается поезд. Для передачи сигналов АЛСН в локомотив используется рельсовая цепь, по которой от светофора посылается модулированный электрический сигнал переменного тока – код, определяющий вид огня светофора.

На основе принятых сигналов АЛСН локомотивное вычислительное устройство контролирует скоростной режим ведения поезда, предупреждает о его нарушениях и останавливает поезд при проезде запрещающего сигнала.



Очевидно, надежность и достоверность приема сигналов АЛСН во многом определяют безопасность движения поездов.

Особенностью работы системы АЛСН является ее функционирование в условиях воздействия интенсивных помех различной физической природы. Это гармонические, шумовые и импульсные помехи, создаваемые из-за асимметрии обратного тягового тока в рельсах, их намагниченности, пересечения линиями электропередачи железнодорожных путей, колебания корпуса локомотива и многих других.

При решении задачи мониторинга системы АЛСН вагонами-лабораториями автоматики целесообразно принятый в локомотив сигнал разделять на составляющие: собственно сигнал АЛСН и сигналы помех различной физической природы.

Задачей настоящей работы является исследование возможностей методов слепого разделения (blind separation) сигналов для повышения помехоустойчивости систем АЛСН. Ниже приведены результаты моделирования в среде MATLAB некоторых алгоритмов слепого разделения сигналов и представлен сравнительный анализ их эффективности при обработке сигналов АЛСН при воздействии различных видов помех.

Рассмотрим модель образования аддитивной смеси сигналов АЛСН и помех в виде линейной многомерной системы, имеющей n входов и m выходов.

Входными сигналами модели являются сигналы $s_j(t)$, $j = 1, 2, \dots, n$, выходными сигналами $x_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, m$. Входные сигналы – это сигналы генерируемые различными источниками сигналов (источниками помех и генераторами кодовых сигналов АЛСН), а выходные сигналы – аддитивные смеси сигналов АЛСН и различных помех. Положим, что каждый из m выходов такой многомерной системы связан со всеми n входами линейными каналами преобразования и передачи сигналов.

Таким образом, в дискретный момент t времени m -мерный вектор принятых дискретных сигналов $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ получается из n -мерного вектора сигналов источников $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ следующим образом:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{\tau=0}^P \mathbf{H}(\tau) \mathbf{s}(t - \tau) + \mathbf{v}(t) = \mathbf{H} * \mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t),$$

где $\mathbf{H}(\tau)$ - $m \times n$ матрица импульсных характеристик каналов передачи сигналов с элементами $\{h_{ij}(\tau, l)\}$, $\mathbf{v}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_m(t)]^T$ - вектор шума, * - операция свертки.

Термин «слепая обработка» объясняется тем, что информация о $\mathbf{H}(\tau)$ в явном виде недоступна и информацией, используемой для определения входного сигнала \mathbf{s} , является реализация вектора наблюдений \mathbf{x} и знание свойств источников сигналов.

Оценку эффективности алгоритмов слепого разделения будем производить на тестовых сигналах, представляющих собой аддитивную смесь сигнала



АЛСН («зеленый огонь») с несущей 50 Гц, гауссовского и импульсного шумов, моделирующих нестабильность токосъема пантографом и гармонической помехи 2Гц, моделирующей колебания корпуса локомотива.

Для оценки качества разделения используем подход, при котором выделенный из смеси сигнал \hat{s}_j представляется суммой $\hat{s}_j = s_{target} + e_{interf}$, в которой s_{target} представляет оригинальный сигнал, а e_{interf} - ошибку интерференции (влияния других сигналов)[5]. Таким образом, мерой качества разделения может служить параметр - отношение сигнал - интерференция (signal to interference ratio - SIR):

$$SIR = 10 \log_{10} \frac{\|s_{target}\|^2}{\|e_{interf}\|^2}.$$

Алгоритм анализа независимых компонент (ICA) [1] основан на центральной предельной теореме, из которой следует, что сумма независимых произвольных переменных обычно имеет распределение, которое ближе к гауссовскому, чем любая из двух исходных входных переменных. Таким образом, для разделения смеси сигналов необходимо максимизировать негауссовость.

Предположим, что наблюдается m линейных смесей $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m\}$ независимых компонент $\mathbf{x}_j = h_{j1}s_1 + h_{j2}s_2 + \dots + h_{jn}s_n$. Матрица \mathbf{H} с элементами h_{ij} является смешивающей матрицей.

Сущность метода ICA состоит в нахождении такого линейного преобразования $\mathbf{s} = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{x} = \mathbf{W}\mathbf{x}$, при котором компоненты s_i были настолько независимы, насколько возможно, в смысле максимизации некоторой функции $G(s_1, \dots, s_n)$, которая является мерой независимости. Матрица \mathbf{W} обозначает оценку обратной смешивающей матрицы \mathbf{H} , т.е. $\mathbf{W} = \mathbf{H}^{-1}$.

Тогда для оценки одного независимого компонента, рассмотрим линейную комбинацию \mathbf{x}_i

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \sum_i w_i x_i,$$

где \mathbf{w} - одна из строк разделяющей матрицы \mathbf{W} , которая должна быть определена. Произведем замену переменных, определяя $\mathbf{z} = \mathbf{H}^T \mathbf{w}$. Тогда получим

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \mathbf{H} \mathbf{s} = \mathbf{z}^T \mathbf{s} = z_1 s_1 + \dots + z_n s_n.$$

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

Следовательно, максимизация меры негауссовости $\mathbf{w}^T \mathbf{x}$ позволяет выделить независимый компонент.

Условием применения алгоритма AMUSE [2] является некоррелированность источников. Алгоритм удобно разделить на два этапа: обеление (декор-



реляция) наблюдаемых данных и, непосредственно, оценка источников сигналов.

Обеление наблюдаемого вектора осуществляется с помощью собственной структуры матрицы корреляции наблюдаемого сигнала:

$$\mathbf{R}_x(0) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^T = \mathbf{V}_x \mathbf{\Lambda}_x \mathbf{V}_x^T.$$

Обеленный вектор наблюдаемых сигналов может быть выражен следующим образом:

$$\bar{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{\Lambda}_x^{-1/2} \mathbf{V}_x^T \mathbf{x}(t)$$

После чего оценка формы источников может быть найдена, используя собственную структуру матрицы корреляции обеленного вектора для временной задержки p :

$$\mathbf{R}_{\bar{x}}(p) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \bar{\mathbf{x}}(t)\bar{\mathbf{x}}(t-p)^T = \mathbf{V}_{\bar{x}} \mathbf{\Lambda}_{\bar{x}} \mathbf{V}_{\bar{x}}^T.$$

Далее вычисляется временная реализация сигналов источников.

Разделение сигналов с помощью алгоритма SONS [3] основано на признаке стационарности и нестационарности сигналов, составляющих аддитивную смесь.

На первом этапе получается обеленный вектор данных $\bar{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t)$. Далее пространственно обеленный вектор данных $\bar{\mathbf{x}}(t)$ разделяется на L неперекрывающихся блоков (временных окон T_i) и оценивается набор ковариационных матриц $\tilde{\mathbf{R}}_x(T_i, p_l)$ для $i=1, \dots, L, l=1, \dots, M$. Другими словами, для каждого блока данных рассчитывается M различных ковариационных матриц (хорошая производительность достигается при $M=1, L=20$ при числе отсчетов на блок равном 10-200).

Затем вычисляется ортогональная матрица \mathbf{U} для всех $\{\mathbf{R}_{\bar{x}}(T_i, p_l)\}$ на основе метода совместной приближительной диагонализации (joint approximate diagonalization JAD):

$$\mathbf{U}^T \mathbf{R}_{\bar{x}}(T_i, p_l) \mathbf{U} = \mathbf{D}_{i,l},$$

где $\mathbf{D}_{i,l}$ - набор диагональных матриц. Далее определяется матрица смешивания $\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{Q}^+ \mathbf{U}$, по которой вычисляются разделяющая матрица и сигналы \mathbf{s} источников.

Проведено моделирование алгоритмов ICA, AMUSE и SONS средствами пакета MATLAB, результаты которого изображены на рис. 1. Параметры разделения SIR также приведены в таблице.

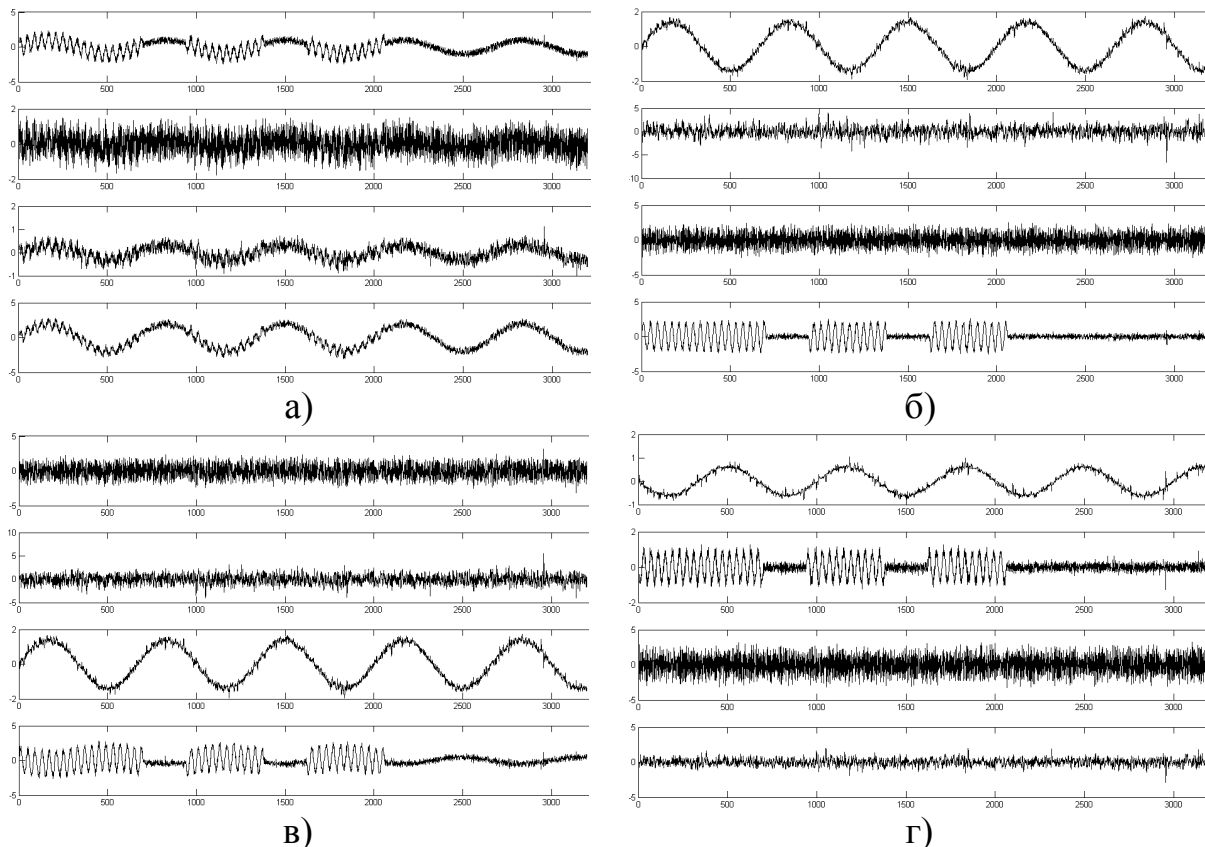


Рис.1. а) - смеси сигналов, б), в), г) – соответственно результаты разделения смесей сигналов с помощью алгоритмов ICA, AMUSE, SONS

Таблица

Параметры разделения для исследуемых алгоритмов.

Алгоритм / тип сигнала	АЛСН, SIR, дб	Гармоника 2 Гц, SIR, дб	Нормальный шум, SIR, дб	Импульсный шум, SIR, дб
ICA	16	15	19	0
AMUSE	6	12	25	-1
SONS	7	11	16	-2

Таким образом, для используемой в работе модели смешивания четырех сигналов с частотно независимыми каналами наилучшие параметры разделения сигналов получены для алгоритма ICA.

Литература

1. Hyvarinen, A. and Oja, E. Independent component analysis: Algorithms and applications. Neural Networks, 13(4-5): 2000. P.411-430.
2. L.Tong, V.C. Soon Y.F. Huang, and R.Liu. AMUSE: a new blind identification algorithm. In Proc. IEEE ISCAS, pages 1784-1787 vol.3, New Orleans, LA, 1990. IEEE
3. Cichocki, C. Amari. Adaptive blind signal and image processing: Learning algorithms and applications. Wiley, 2002. - 555 p.