УДК621.396+681.511

Ю.Л. Забулонов, Г.В. Лисиченко, Ю.М. Коростиль, Е.Г.Ревунова

# ВЫЯВЛЕНИЕ ИСТОЧНИКОВ РАДИОАКТИВНОГО ИЗЛУЧЕНИЯ ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДА НЕЗАВИСИМЫХ КОМПОНЕНТ

*Предлагаемый в работе метод позволяет повысить точность локализации и идентификации источника излучения. При наличии системы датчиков расположенных на различных расстояниях от источника излучения, либо под различными углами к источнику становится возможным произвести выделение скрытого источника при помощи анализа независимых компонент* (*independent component analysis, ICA*)

Возникновение и развитие радиационных аварий проходит, как правило, в очень короткий срок, что требует принятия безотлагательных мер по их ликвидации. Это соответственно налагает очень жесткие требования на характеристики автоматизированных систем радиологического контроля. В первую очередь к требованиям относятся - повышение точности, скорости и надежности дозиметрических и радиометрических измерений, определение радионуклидного состава радиационных выбросов, направления их распространения. При проведении оперативного радиационного мониторинга в большинстве случаев невозможно быстрое применение аналитического оборудования стационарных лабораторий. На достоверность и точность измерения данных радиационных полей влияют флуктуации природного радиационного фона, территориальная распределенность источников излучения, сложность спектра их излучения, необходимость проведения измерений в естественной среде и в достаточно короткое время. Поэтому особенно актуальным является создание нового поколения информационно измерительных технологий, с помощью которых можно осуществлять оперативный дистанционный контроль радиационного состояния окружающей среды, локализовать, идентифицировать и воспроизвести параметры полей радиоактивного загрязнения с высокой пространственной разрешающей способностью, достоверностью и точностью. Предлагаемый в работе метод позволяет повысить точность локализации и идентификации источника излучения. При наличии системы датчиков расположенных на различных расстояниях от источника излучения, либо под различными углами к источнику становится возможным произвести выделение скрытого источника при помощи анализа независимых компонент [1, 2, 3, 4].

**Задача выделения скрытых источников**. В задачах *выделения скрытых источников* (ВСИ) данные представлены выборкой $L$ векторов выходов $D_L=\{\mathbf{y}_i\}_{i=1,L}$, $\mathbf{y}_i\in\Re^N$. Известно, что вектор выходов $\mathbf{y}$ связан с вектором входов (источников) $\mathbf{x}\in\Re^N$ линейной моделью: $\mathbf{y}=\mathbf{A}\mathbf{x}$, где $\mathbf{A}\in\Re^{N\times N}$ –

*матрица смешивания* полного ранга – неизвестна. Задача состоит в восстановлении $L$ ненаблюдаемых векторов $\mathbf{x}$ (матрицы $\mathbf{X}$) по $L$ наблюдениям $\mathbf{y}$ (по матрице $\mathbf{Y}\in\Re^{L\times N}$) путем отыскания *разделяющей* матрицы $\mathbf{W}=(\mathbf{w}_1,\ldots,\mathbf{w}_N)^{\mathrm{T}}\in\Re^{N\times N}$ и выполнения $\mathbf{YW}=\mathbf{X}$.

Для решения задачи ВСИ известные методы используют априорные предположения об источниках:

– их статистической независимости и негауссовости распределения (анализ независимых компонент *ICA*),
– некоррелированности и гауссовости распределения (анализ главных компонент *PCA*),
– разреженности (анализ разреженных компонент *SCA*),
– независимости составляющих сигналов источников в узкой полосе частот (анализ независимых компонент в поддиапазонах).

Для лучшего понимания задачи выделения скрытых источников рассмотрим пример. Представим, что в комнате одновременно разговаривают два человека. И имеются два микрофона, расположенных в разных местах. С микрофонов мы получаем две записи, $y_1(t)$ и $y_2(t)$ – амплитуды сигналов , $t$ – время. Каждый сигнал $y_1(t)$, $y_2(t)$, принятый с микрофона, представляет собой взвешенную сумму сигналов $x_1(t)$ и $x_2(t)$ порождаемых говорящими людьми. Теперь, для отдельно взятого момента времени, мы можем записать следующие соотношения: $y_1(t)=a_{11}x_1(t)+a_{12}x_2(t)$; $y_2(t)=a_{21}x_1(t)+a_{22}x_2(t)$; Коэффициенты $a_{11}$, $a_{12}$, $a_{21}$, $a_{22}$ - зависящие от расстояния между микрофонами и говорящими. Оказывается, что мы можем выделить сигналы скрытых источников (голоса отдельных людей), располагая только лишь сигналами смесей $y_1(t)$ и $y_2(t)$ и информацией о статистической независимости источников. Методы позволяющие сделать это, разработаны в рамках направления ВСИ.

**Анализ главных компонент**. В рамках анализа главных компонент разделяющее преобразование сигналов смесей $\mathbf{y}$ в $\mathbf{x}^*$ осуществляется следующим образом:

$$\mathbf{x}^*=\mathbf{V}^{\mathrm{T}}\,\mathbf{y},\ \mathbf{W}=\mathbf{V}^{\mathrm{T}}. \tag{1}$$

Здесь $\mathbf{V}$ **–** матрица собственных векторов ковариационной матрицы $\mathbf{C}=E\{\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}\}$ исходных данных (сигналов смесей), получаемая с использованием ее разложения по собственным значениям:

$$\mathbf{C}=\mathbf{VDV}^{\mathrm{T}}, \tag{2}$$

$\mathbf{D}$ – матрица собственных значений. *PCA* ориентирует оси в направлении максимальной дисперсии. Так, первый главный компонент $x_1^*=\mathbf{v}_1^{\mathrm{T}}\mathbf{y}$ определяет нормализованную линейную комбинацию тех компонентов исходных векторов, которые дают наибольшее среднее значение дисперсии [3]. Недостатками анализа главных компонент является то, что выделение скрытых источников с его помощью возможно только в случае, когда сигналы источников имеют нормальное распределение и не коррелированны.

Анализ **независимых компонент**. Базовым для анализа независимых компонент [1, 3] является предположение о том, что сигналы источников имеют распределение, отличное от нормального, и являются статистически независимыми. Случайные переменные $x_i$ являются взаимно независимыми, если совместная плотность вероятности $f(x_1,x_2,\ldots,x_N)$ может быть представлена в виде произведения маргинальных плотностей вероятности $f_i(x_i)$ [2]:

$$f(x_1,x_2,\ldots, x_N) = f_1(x_1)\, f_2(x_2)\ldots f_N(x_N). \qquad (3)$$

Используя дифференциальную энтропию $H$

$$h[f] = -\int_{-\infty}^{\infty} f(x)\log f(x)\,dx, \qquad (4)$$

взаимную информацию $I$ между $N$ случайными переменными $x_i$, $i = 1,\ldots, N$ определяют как [2]:

$$I(x_1,x_2,\ldots, x_N) = \textstyle\sum_{i=1,N} H(x_i) - H(\mathbf{x}). \qquad (5)$$

Для независимых сигналов взаимная информация равна нулю [2, 3], так как

$$h(X_1,\ldots,X_n) = \sum_{i=1}^{n} h(X_i|X_1,\ldots,X_{i-1}) \le \sum h(X_i) \qquad (6)$$

и равенство выполняется только для независимых $x_1,x_2,\ldots, x_N$. Для *некоррелированных* случайных переменных $x_1,x_2,\ldots,x_N$ взаимная информация выражается через негэнтропию следующим образом [2]:

$$I(x_1,x_2,\ldots,x_N) = J(\mathbf{x}) - \textstyle\sum_{i=1,\,N} J(x_i), \qquad (7)$$

$$J(\mathbf{x}) = H(\mathbf{x}_{gayss}) - H(\mathbf{x}), \qquad (8)$$

где $J(\mathbf{x})$ – негэнтропия, $\mathbf{x}_{gayss}$ – случайная переменная с нормальным законом распределения и такой же ковариационной матрицей, как и $\mathbf{x}$. В работе [5] предложена ЦФ, основанная на негэнтропии. Поскольку при вычислении негэнтропии возникает необходимость оценивать $f_i(x_i)$, что трудоемко и не всегда дает достаточную точность, предложено [5] использовать аппроксимацию негэнтропии:

$$J(x) \approx [E\{G(x)\} - E\{G(v)\}]^2, \qquad (9)$$

где $E$ – оператор матожидания, $G$ – некоторая неквадратичная функция, $x$ – нормированная центрированная (стандартизованная) случайная переменная, $v$ – стандартизованная случайная переменная с нормальным распределением. Метод анализа независимых компонент, использующий ЦФ, основанную на негентропии называется *FastICA*. Аппроксимация негэнтропии (9) дает следующую целевую функцию для ICA оценивания:

$$J_G(\mathbf{w}) = [E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{y})\} - E\{G(\nu)\}]^2; \quad (10)$$

где $\mathbf{w}$ есть m - мерный вектор такой что $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{y})^2\} = 1$; Максимизируя функцию $J_G$: определяют первую независимую компоненту $x^*_i = \mathbf{w}^T\mathbf{y}$.

**Сравнение функционирования PCA и ICA**. Рассмотрим пример работы алгоритмов *ICA* и *PCA*. Пусть имеются две равномерно распределенные статистически независимые случайные переменные $x_1$ и $x_2$. Их совместное распределение изображено на рис. А.2*а*. Совместное распределение смесей $y_1$ и $y_2$, полученных путем умножения $x_1$ и $x_2$ на матрицу смешивания **A**, представлен на рис. А.2*б*. Подадим смеси $y_1$ и $y_2$ на вход алгоритмов *ICA* и *PCA*. Рассмотрим результат работы алгоритма *PCA* (рис. А.2*в*). Видно, что при изменении переменной $x_1$* матожидание переменной $x_2$* не меняется – это значит, что переменные декоррелированы. При этом, распределение величины $x_2$* зависит от того, какое значение приняла $x_1$*: $f(x_2^*|x_1^*) = f(x_2^*)$. Это значит, что переменные статистически зависимы. Полученное совместное распределение далеко от исходного (рис. А.2*а*), т.е. смесь разделена неверно. Это происходит потому, что исходное для разделения источников с помощью *PCA* предположение о нормальном распределении источников в данном случае не соблюдается.

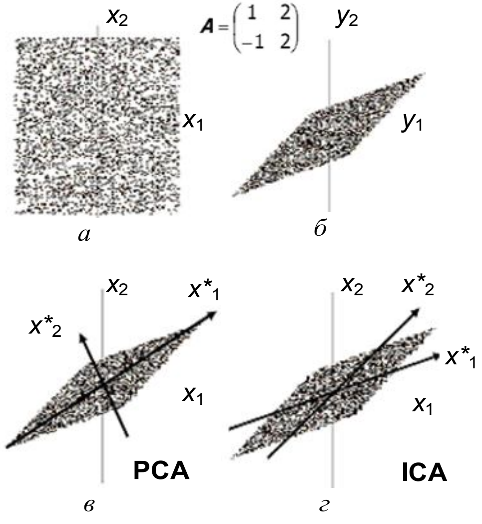


Рис. А.2. Пример разделения смесей методами PCA и ICA. Совместное распределение: *а* – независимых случайных переменных $x_1$ и $x_2$; *б* – смесей $y_1$ и $y_2$ ; *в* – *PCA* оценок $x_1$* и $x_2$*; *г* – *ICA* оценок $x_1$* и $x_2$*

Рассмотрим результат работы алгоритма *ICA* (рис. А.2*г*). Видно, что при изменении переменной $x_1$* не меняется не только матожидание переменной $x_2$*, но и ее распределение. Это значит, что переменные – статистически независимы, так как распределение величины $x_2$* не зависит от того, какое значение приняла $x_1$*: $f(x_2^*|x_1^*)=f(x_2^*)$. Совместное распределение переменных $x_1$* и $x_2$* совпадает с исходным (рис. А.2*а*), задача ВСИ решена.

**Алгоритм анализа независимых компонент** [7]

Шаг 1: Выбрать начальный вектор весов **w**,

Шаг 2: $\mathbf{w}^* = E\{\mathbf{x}\, G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\} - E\{G'(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}\mathbf{w}$,

Шаг 3: $\mathbf{w} = \mathbf{w}^* / \|\mathbf{w}^*\|$,

Шаг 4: Если сходимость не достигнута, то перейти к шагу 2.

**Экспериментальное исследование.** В качестве исходных данных использовались результаты измерения спектров радионуклидов (гамма-излучающих элементов) спектрометрическим трактом, включающим детекторы типа *NaJ*(*Tl*) 63×63 и ПРС «Вектор». Измеряемый спектр представлял собой вектор из $L$=256 чисел, каждое из которых – количество гамма-квантов, обладающих определенной энергией в диапазоне 120…2000 КэВ. В эксперименте спектр источников излучения $Cs^{137}$ и $K^{40}$ фиксировался одновременно тремя детекторами, расположенными на различных расстояниях от источников. Отметим, что помимо скрытого источника $K^{40}$, данный гамма - излучающий элемент присутствует также и в фоновом излучении. Измеренные спектры представлены на рис.1. Спектры были поданы на вход алгоритма анализа независимых компонент. Результаты работы алгоритма (выделенные скрытые источники $Cs^{137}$ и $K^{40}$) представлены на рис.2. Компонент 1 соответствует источнику $Cs^{137}$, компонент 2 соответствует источнику $K^{40}$.

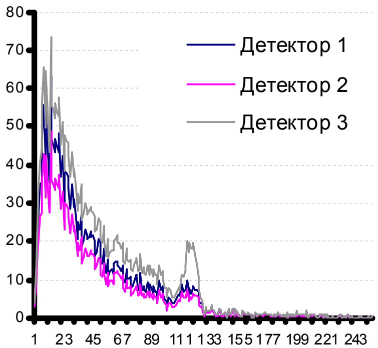


Рис.1. Спектры смесей.

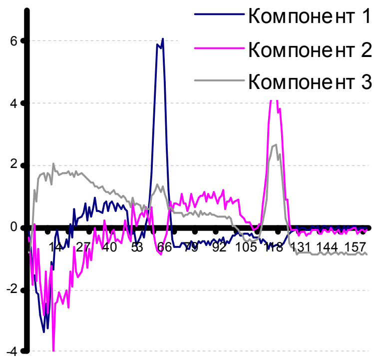


Рис.2. Выделенные независимые компоненты.

Отметим, что предложенный метод выделения скрытых источников не требует измерения фона и не требует априорного знания об отклике детектора, а количество выделяемых скрытых источников зависит только от числа детекторов.

**Исследование зависимости ОСШ от уровня мешающего сигнала.** Цель эксперимента – исследовать точность восстановления полезного сигнала из смеси двух сигналов при возрастании уровня мешающего сигнала (УМС). Эксперимент даст возможность понять, ухудшает ли возрастающий уровень мешающего сигнала характеристики восстановления для методов *PCA* и *ICA*.

В данном эксперименте смеси были сформированы путем умножения матрицы сигналов источников на смешивающую матрицу **A**. Сигналы источников представлены: первый – цезий 137, второй – калий 40; УМС изменялся с 5 до $10^5$.

Из смеси методами *PCA*, *ICA* выделялся сигнал цезия-137 и вычислялось соответствующее ОСШ. Зависимость отношения сигнал-шум ОСШ от УМС при отсутствующем аддитивном собственном шуме приведена на рис. 3.

Для *PCA* ОСШ сначала возрастает с ростом УМС, а затем постоянно. Это связано с тем, что *PCA* ориентирует оси новой системы координат по направлению максимальной дисперсии. В случае, когда амплитуды источников сравнимы, выбор направления максимальной дисперсии чувствителен к соотношению амплитуд источников сигнала. Соответственно, при изменении УМС с 10 до $10^3$ ОСШ растет. В случае же, когда амплитуда одного из источников намного превышает амплитуду другого, направление максимальной дисперсии определяется максимальной амплитудой, поэтому для УМС с $10^3$ до $10^5$ ОСШ постоянно.

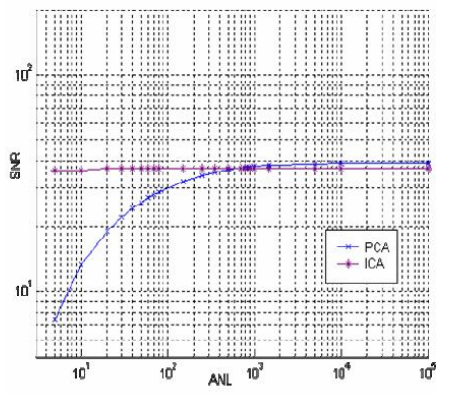


Рис. 3. Зависимость ОСШ=*f*(УМС) при УСШК=0

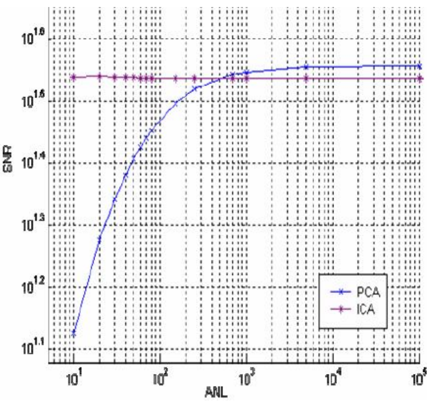


Рис.4. Зависимость ОСШ=*f*(УМС) при УСШК=0.2

Для алгоритма *ICA* ОСШ не зависит от УМС. Это связано с тем, что *ICA* использует априорное предположение о независимости источников. При одновременном увеличении амплитуды одной из компонент в обеих составляющих смеси взаимная информация между смесями не меняется, и

ОСШ не зависит от УМС одного из источников (при неизменном УМС второго источника). Зависимость ОСШ=*f*(УМС) при наличии в смесях собственного шума приведена на рис. 4. Видно, что сохраняются описанные выше тенденции поведения характеристики ОСШ=*f*(УМС) для случая отсутствия шума.


1. *P. Comon*. Independent component analysis: a new concept // Signal Processing. – 1994. – 36. – pp. 287-314.
2. *A. Hyvarinen, E.Oja*. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications // Neural Networks. – 2000. – 13(4-5). – pp. 411–430.
3. *A. Chichocki, S. Amari*. Adaptive Blind Signal and Image Processing. – Wiley. – 2002. – 586 P.
4. *J.F. Cardoso*. Infomax and maximum likelihood for source separation // IEEE Letters on Signal Processing. – 1997. – 4. – pp. 112-114.
5. *A. Hyvarinen*. New approximation of differential entropy for Independent Component Analysis and Projection Pursuit // In Advances in Neural Information Processing Systems. – MIT Press. – 1998. – 10. – pp. 273-279.
6. *A. Hyvarinen*. Fast and robust fixed-point algorithms for Independent Component Analysis // IEEE Trans. On Neural Networks. – 1999. – 10(3). – pp. 626-634.
7. *A. Hyvarinen, E. Oja*. A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis. // Neural Computation. – 1997. – 9. – pp. 1483-1492.