

КОМП'ЮТЕРНІ ЗАСОБИ, МЕРЕЖІ ТА СИСТЕМИ

Рассмотрено разделение сигнальных смесей с помощью анализа независимых компонент и подхода к разделению неизвестных источников, использующего принцип минимальной длины описания. На основе этих методов разработаны и испытаны на искусственных данных алгоритмы подавления активных помех. Тестирование показало преимущество предлагаемых алгоритмов над традиционными алгоритмами подавления на базе аппроксимационного подхода.

© Е.Г. Ревунова, 2005

УДК 004.3'122+004.67

Е.Г. РЕВУНОВА

РАЗДЕЛЕНИЕ СИГНАЛЬНЫХ СМЕСЕЙ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПА МИНИМАЛЬНОЙ ДЛИНЫ ОПИСАНИЯ

1. Введение. Задача подавления активных радиопомех является актуальной для многих областей – радиосвязи, навигации, радиолокации и др. Хотя предложено множество подходов и методов подавления [1– 4], отсутствие универсального решения для всех видов помех и типов антенных систем стимулирует активные работы по созданию более совершенных методов, алгоритмов и устройств. Задача состоит в максимальном подавлении активных помех на основе сигнальной информации, поступающей по нескольким каналам, при максимальном сохранении полезного сигнала. Обычно считают, что сигнальная информация поступает по p каналам: одному основному и n дополнительным. Сигнальная информация в каждом из каналов, в общем случае, представлена смесью трех составляющих: полезного сигнала, активных помех и собственного шума канала.

В рамках классического весового подхода [4] выходной сигнал получают путем вычитания из сигнала основного канала взвешенной суммы сигналов дополнительных каналов. Ограничением для применения весового подхода является предположение об отсутствии полезного сигнала в дополнительных каналах, которое соблюдается только для определенного класса антенных систем.

Для преодоления указанного ограничения при решении задачи подавления активных помех предлагается использовать подход, основанный на разделении неизвестных источников – blind source separation (BSS) [5]. Тогда задача подавления активных помех

формулируется как задача разделения смесей сигналов, принимаемых каналами антенной системы, где одна из составляющих является искомым полезным сигналом, очищенным от активных помех и шумов.

Для разделения смесей в данной работе используется метод анализа независимых компонент (independent component analysis, ICA) [6 – 8], а также его модификация BSS-MDL, основанная на принципе минимальной длины описания (minimum description length, MDL) [9]. Поэтому для подавления активных помех на основе ICA достаточно, чтобы обрабатываемые сигналы удовлетворяли требованиям этого метода, а именно [7, 10].

- источники, формирующие смеси (т.е. сигнал и активные помехи), должны быть независимыми;
- все источники должны иметь распределение, отличное от нормального (исключение может составлять не более чем один источник);
- число смесей должно быть не менее чем число источников;
- сигналы смеси каждого канала должны быть сформированы линейной суперпозицией одних и тех же источников, но с разными коэффициентами;
- характеристики активных помех, собственных шумов канала и параметры их смешивания стационарны в пределах скользящего "рабочего окна".

2. Анализ независимых компонент на основе подхода FastICA. Задача анализа независимых компонент [7] есть задача восстановления ненаблюдаемого случайного вектора источников $s = (s_1, \dots, s_p)^T$ по m наблюдениям p неизвестных линейных функций от s . Элементы вектора s предполагаются взаимно независимыми случайными величинами.

Наблюдения для антенной системы представляют в виде матрицы \mathbf{X} размерностью $m \times p$. Размерность m векторов соответствует величине временного "рабочего окна", в котором осуществляется анализ сигналов. Строка \mathbf{x} матрицы \mathbf{X} есть p -мерный вектор, элементы которого соответствуют значениям сигналов смесей (в антенных каналах) в момент времени t . Наблюдения $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)^T$ в момент t могут быть представлены как

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \mathbf{s}, \quad (1)$$

где \mathbf{A} – невырожденная смешивающая матрица $p \times p$.

Требование невырожденности обеспечивается с помощью так называемого "выбеливания", декоррелирующего входы [11]. Тогда для вектора скрытых источников можно записать ICA-модель:

$$\mathbf{s} = \mathbf{W} \mathbf{x}, \quad (2)$$

где $\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_p)^T$ – матрица $p \times p$; \mathbf{w}_i – строка матрицы \mathbf{W} , которая при умножении на \mathbf{x} дает i -й источник s_i .

Из сопоставления модели смешивания (1) и ICA-модели (2) видно, что "размешивающая" матрица \mathbf{W} есть матрица, обратная смешивающей матрице \mathbf{A} . Однако, поскольку \mathbf{A} не известна, задача анализа независимых компонент по m наблюдениям \mathbf{x} заключается именно в том, чтобы оценить \mathbf{W} и затем вычислить вектор скрытых источников \mathbf{s} для каждого из m векторов \mathbf{x} . Заметим, что при

несоблюдении условий незашумленности модели наблюдается понижение точности оценивания \mathbf{W} .

Известен ряд подходов к анализу независимых компонент [12, 7, 8], где ICA-оценивание формулируется как оптимизационная задача. Подходы отличаются целевыми функциями и соответственно способами оценки независимости сигналов.

Один из подходов к оцениванию \mathbf{W} основан на использовании меры негауссовости случайной переменной. В соответствии с центральной предельной теоремой закон распределения суммы независимых случайных переменных стремится к нормальному. Классической мерой негауссовости стандартизованной случайной переменной z является эксцесс – момент четвертого порядка. Другой мерой негауссовости является негэнтропия J которая определяется как

$$J(z) = H(z_{\text{gayss}}) - H(z), \quad (3)$$

где $H(z) = -\int p(z) \log(p(z)) dz$ – дифференциальная энтропия; z – стандартизованная случайная переменная; z_{gayss} – стандартизованная гауссова случайная переменная с такой же ковариационной матрицей, как и z .

Проблема использования негэнтропии состоит в том, что ее вычисление требует оценивания плотности вероятности $p(z)$. Поэтому в [13] была предложена следующая аппроксимация негэнтропии:

$$J(z) \approx [E\{G(z)\} - E\{G(z_{\text{gayss}})\}]^2, \quad (4)$$

где E – оператор математического ожидания, G – некоторая неквадратичная функция.

В работе [10] задача ICA формулируется как оптимизационная задача с целевой функцией на основе аппроксимации негэнтропии (4):

$$\begin{aligned} \mathbf{w} &= \max_{\mathbf{w}} J(\mathbf{w}) \text{ при условии } E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2\} = 1; \\ J(\mathbf{w}) &= [E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{G(z_{\text{gayss}})\}]^2. \end{aligned} \quad (5)$$

Здесь E оценивается как среднее по m векторам \mathbf{x} .

Предложен [10] последовательный алгоритм ICA оценивания – FastICA, реализующий (5). Под последовательным алгоритмом ICA оценивания будем понимать такой алгоритм, в котором независимые компоненты оцениваются одна за другой. Полученная в (5) оценка \mathbf{w} дает возможность определить значение первой независимой компоненты как $s = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$ для любого t . Последующие независимые компоненты оцениваются поочередно (см. [8]).

3. Разделение смесей на основе подхода MDL (BSS-MDL). Предлагается метод выделения скрытых источников BSS-MDL, построенный на основе алгоритмической теории информации [14, 15] и не требующий оценки функции плотности вероятности. Его целевая функция основана на вычислении минимальной длины описания (MDL) [9, 16]. При построении целевой функции для разделения смесей сигналов на основе принципа минимальной длины описания MDL мы исходили из того, что длина описания сигнала источника меньше, чем длина описания его смеси с некоторым другим сигналом. Кроме того, целевая функция включает длину описания отображения $\mathbf{x} \rightarrow s$, осуществляющегося посредством \mathbf{w} . Таким образом, оптимизационная задача имеет вид

$$\mathbf{w} = \min_{\mathbf{w}, \mu} (L(\mathbf{w}^T \mathbf{X}) + \mu L(\mathbf{w})), \quad (6)$$

где $L(\cdot)$ – минимальная длина описания.

В качестве минимальной длины описания использовалась длина кода алгоритма универсального кодирования Лемпеля – Зива (Lempel-Ziv, см. [16]). Целочисленные векторы сигналов и весов преобразовывались в строки символов цифр, к которым применялся алгоритм Лемпеля – Зива. Этот алгоритм рекурсивно анализирует строку, формируя неперекрывающиеся сегменты, следующим образом. Начиная с пустого сегмента, каждый новый сегмент, добавляемый в коллекцию, на один символ длиннее, чем наиболее длинное из найденных ранее соответствий. Каждый сегмент кодируется как пара (i, a) , где i имеет вид двоичного числа и является индексом наиболее длинного ранее найденного совпадения в списке, a – последний добавленный символ. Длина кода для строки b получается как

$$L_{LZ}(b) = m(b) + \sum_{j=1, m(b)} \lceil \log j \rceil, \quad (7)$$

где $m(b)$ – количество сформированных сегментов.

В качестве оптимизационного алгоритма для решения задачи (6) применялся модифицированный алгоритм Нелдера – Мида [17], который не использует производных и поэтому является более толерантным к резким изменениям ландшафта оптимизации, чем градиентные методы. Модифицированный алгоритм отличается от традиционного [18] тем, что в нем величина симплекса подстраивается к особенностям ландшафта оптимизации. В работе [19] обоснована полиномиальная сглаженная сложность этого алгоритма, которая более адекватно описывает реальное поведение алгоритма, чем анализ худшего случая, имеющего экспоненциальную сложность.

4. Эксперименты по моделированию подавления активных помех.

Сравним поведение алгоритмов подавления активных помех на основе весового подхода [20, 4], FastICA (раздел 2) и BSS-MDL (раздел 3).

4.1. Схема тестирования и характеристики подавления помех. При моделировании сигналы в приемных антенных каналах имитировались как

$$\mathbf{X} = \mathbf{S} \mathbf{M} + \mathbf{\Xi}, \quad (8)$$

где \mathbf{X} – матрица сигналов в антенных каналах размерностью $m \times p$; m – число образцов; p – число всех каналов; \mathbf{S} – матрица сигналов источников размерностью $p \times m$; $\mathbf{\Xi}$ – матрица собственных шумов каналов; \mathbf{M} – смешивающая матрица, элементы которой есть смешивающие коэффициенты для каналов.

Невырожденная матрица \mathbf{M} формировалась вручную, величины элементов – порядка единиц. Сигналы активных помех, составляющие вместе с полезным сигналом матрицу \mathbf{S} , моделировались нормированными центрированными случайными величинами с равномерным распределением, а собственные шумы каналов – с нормальным распределением. Число дополнительных каналов – 8. Полезный сигнал s^1 представлял собой 5 соседних отсчетов величиной $A > 0$.

Матрица $\mathbf{\Xi}$ формировалась следующим образом:

$$\xi^i = \zeta K^{naux}; \xi^1 = \zeta K^{n0}. \quad (9)$$

Здесь ξ^1 – первый столбец матрицы Ξ , соответствующий вектору собственного шума основного канала; ξ^i – i -й столбец матрицы; Ξ – вектор собственного шума дополнительного канала; ζ – вектор размерностью m , представляющий собой реализацию нормированного, центрированного случайного процесса с нормальным распределением; K^{n_0} и $K^{n_{aux}}$ – уровень собственного шума в основном и дополнительных каналах соответственно.

Основными характеристиками алгоритмов подавления активных помех, основанных на весовом подходе, являются коэффициент подавления помех, т. е. отношение мощностей активной помехи в основном канале антенной системы и на выходе алгоритма, а также его зависимость от уровня собственных шумов дополнительных каналов [21]. При наличии полезного сигнала в дополнительных каналах (ситуация, являющаяся предметом рассмотрения этой статьи) весовой подход подавляет вместе с активными помехами и полезный сигнал, однако коэффициент подавления этого не отражает. Характеристикой, свободной от данного недостатка, является отношение сигнал-шум SNR на выходе алгоритма подавления активных помех:

$$SNR = (\sum_i |y_i^v|/d)/(\sum_i |y_i^n|/m), \tag{10}$$

где y^v и y^n – соответственно, значения отсчетов полезного сигнала и шумов на выходе компенсатора; d – число отсчетов полезного сигнала ($d = 5$).

4.2. Результаты тестирования. Семейство характеристик зависимости SNR от уровня полезного сигнала $SNR = f(A)$ показано на рис. 1. A менялось в диапазоне от $8 \cdot 10^{-4}$ до $8 \cdot 10^{-1}$, $K^{n_0} = K^{n_{aux}} = \{10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}\}$, $m = 64$.

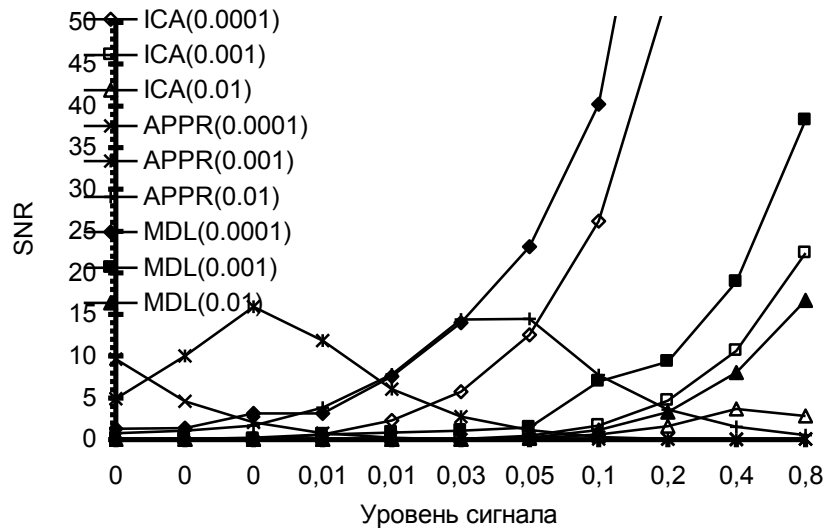


РИС. 1. Зависимость SNR от уровня полезного сигнала

Как видно из рис. 1, для весового алгоритма с увеличением уровня полезного сигнала SNR сначала возрастает, а потом падает до нуля. Этот завал SNR связан с тем, что при возрастании уровня полезного сигнала A возрастает его уровень в дополнительных каналах и нарушается основное условие работоспособности весового подхода. В аппроксимации сигнала основного канала базисом, предоставляемом дополнительными каналами, появляется полезный сигнал, если он выражено присутствует в базисе. Соответственно, полезный сигнал исчезает из невязки – выхода алгоритма весового подхода.

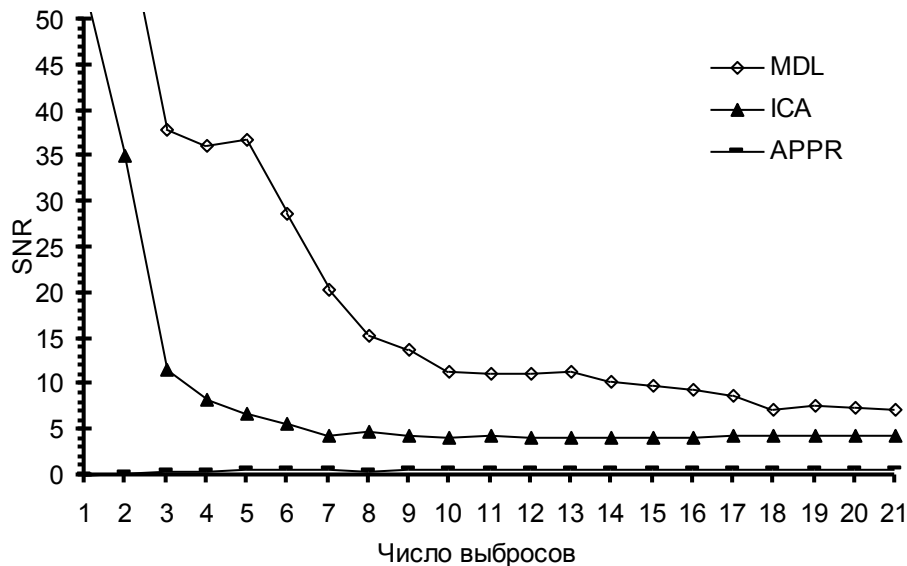
Для алгоритмов, работающих по принципу BSS (в отличие от весового подхода), выраженное присутствие полезного сигнала во всех каналах является требованием, обеспечивающим их наилучшую работоспособность. Как видно из рис. 1, для алгоритмов BSS-MDL и FastICA с возрастанием уровня полезного сигнала возрастает SNR . Для выборки $m = 64$, SNR алгоритма на основе MDL превышает SNR алгоритма на основе Fast ICA. При увеличении значения рабочего окна m зависимость SNR от уровня сигнала для рассмотренных трех типов алгоритмов сохраняется.

Фактором, сильно влияющим на точность ICA оценивания, является наличие выбросов (outliers), т. е. собственных шумов импульсного характера. Этот эффект исследуется далеко не во всех работах по ICA [6]. Даже менее десятка выбросов при значении рабочего окна $m=1000$ способны значительно исказить оценку матрицы \mathbf{W} , так как ICA пытается интерпретировать выбросы как источник (и). Требуются методы, по возможности устойчивые к выбросам.

При проведении экспериментов выбросы моделировались путем добавления в сигнал основного канала отсчетов единичной величины в случайные моменты времени. На рис. 2 показана зависимость SNR от количества выбросов при $m = 64$, $K^{n0} = K^{max} = 10^{-4}$ и $A = 0.2$. Из рис. 2 видно, что наличие выбросов оказывает довольно сильное влияние на алгоритм на основе FastICA. Его SNR быстро падает с увеличением количества выбросов, и при наличии более 6 выбросов не превышает 5 для указанных параметров. Алгоритм на основе BSS-MDL менее чувствителен к выбросам. Поведение весового подхода не ухудшается наличием выбросов, однако SNR для этого алгоритма близок к нулю в исследуемом диапазоне изменения параметров.

Заключение. Анализ требований к задаче подавления активных помех, сформулированных во введении, позволил рассматривать ее как задачу выделения скрытых источников. Это дало возможность применить для ее решения ряд методов, основанных на анализе независимых компонент и преодолеть одно из основных ограничений так называемого весового подхода – требование отсутствия полезного сигнала в дополнительных каналах.

Предложена целевая функция для ICA и BSS, основанная на подходе минимальной длины описания (MDL). На основе этой целевой функции и модифицированного оптимизационного алгоритма Нелдера – Мида разработан новый метод выделения скрытых источников BSS-MDL.

РИС. 2. Зависимость SNR от количества выбросов

Сравнительное тестирование моделей подавления активных помех на базе весового подхода, FastICA и BSS-MDL показало следующее. Как и предполагалось, для весового подхода SNR уменьшается при увеличении уровня полезного сигнала в дополнительных каналах, при этом FastICA и BSS-MDL демонстрируют эффективное подавление активных помех в этих условиях. Для весового подхода SNR снижается до величины, меньше 1, что соответствует преобладанию помехи относительно полезного сигнала на выходе алгоритма подавления.

Экспериментальные исследования показали, что метод подавления активных помех на основе BSS-MDL для исследованного диапазона параметров работает лучше, чем метод на основе FastICA. Так, при возрастании полезного сигнала от $8 \cdot 10^{-4}$ до $2 \cdot 10^{-1}$ и $K^{max} = 10^{-4}$ SNR для метода FastICA возрастает от 0,086 до 53, а для метода BSS-MDL – от 1,3 до 84. Метод BSS-MDL демонстрирует большую устойчивость к выбросам, чем FastICA.

Полагаем, что разработанный алгоритм BSS-MDL можно использовать для решения и других задач выделения скрытых источников. Необходимость независимости и негауссовости источников для BSS-MDL является предметом дальнейших исследований.

1. Ma J., Deprettere E.F., Parh K.K.. Pipelined cordic based QRD-RLS adaptive filtering using matrix look ahead // In Proc. IEEE Workshop on Signal Proc. Syst. – Leicester, UK, 1997. – P. 131-140.
2. Ma J. Pipelined generalized sidelobe canceller // Technique Report, Circuits and Systems. – Delft University of Technology, 1997. – 24 p.

3. *McWhirter J.G., Shepherd T.J.* Systolic array processor for MVDR beamforming // *IEEE Proc.* – 1989. – **136**. – P. 75–80.
4. *Шурман Я.Д.* Радиоэлектронные системы: основы построения и теория: Справочник. – М., 1998. – 828 с.
5. *Chirchocki A., Amari S.* Adaptive Blind Signal and Image Processing. – New York: Wiley, 2002. – 586 p.
6. *Bach F.R., Jordan M.I.* Kernel independent component analysis // *J. of Machine Learning Research.* – 2002. – N 3. – P. 1–48.
7. *Comon P.* Independent component analysis: a new concept // *Signal Proc.* – 1994. – N 36. – P. 287–314.
8. *Hyvarinen A., Oja E.* Independent Component Analysis: Algorithms and Applications // *Neural Networks.* – 2000. – **13**, N 4–5. – P. 411–430.
9. *Rissanen J.* Modeling by shortest data description // *Automatica.* – 1978. – N 14. – P. 465–471.
10. *Hyvarinen A.* Fast and robust fixed-point algorithms for Independent Component Analysis // *IEEE Trans. On Neural Networks.* – 1999. – **10**, N 3. – P. 626–634.
11. *Hyvarinen A., Oja E.* A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis. // *Neural Computation.* – 1997. – N 9. – P. 1483–1492.
12. *Cardoso J.F.* Infomax and maximum likelihood for source separation // *IEEE Letters on Signal Proc.* – 1997. – N 4. – P. 112–114.
13. *Hyvarinen A.* New approximation of differential entropy for Independent Component Analysis and Projection Pursuit // In *Advances in Neural Inform. Proc. Syst.* – Cambridge: MIT Press, 1998. – N 10. – P. 273–279.
14. *Kolmogorov A.N.* Three approaches to the quantitative definition of information // *Problems Inform. Trans.* – 1965. – **1**, N 1. – P. 1–7.
15. *Grunvald P.D., Vitanyi P.M.B.* Kolmogorov complexity and information theory. With an interpretation in terms of questions and answers // *J. Logic, Language and Inform.* – 2003. – **12**, N 4. – P. 497–529.
16. *Rissanen J.* Lectures on Statistical Modeling Theory. – 2002. – <http://www.cs.tut.fi/~rissanen/>
17. *Lagarias J.C., Reeds J.A., Wright M.H., Wright P.E.* Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions // *SIAM J. of Optim.* – 1998. – **9**, N 1. – P. 112–147.
18. *Nelder J.A., Mead R.* A Simplex Method for Function Minimization // *Computer J.* – 1965. – N 7. – P. 308–313.
19. *Spielman D.A., Teng Shang-Hua.* Smoothed Analysis: Why The Simplex Algorithm Usually Takes Polynomial Time // *Proc. of the Thirty-Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing.* – 2001. – P. 296–305.
20. *Revunova E.G., Rachkovskij D.A.* Jamming cancellation based on a stable LSP solution // *XI-th Int. Conf. “Knowledge-Dialogue-Solution” KDS-2005.* – FOI-Commerce, Sofia, Bulgaria, 2005. – **2**. – P. 578–583.
21. *Бондаренко Б.Ф.* Основы построения радиолокационных систем. – Киев, 1987. – 346 с.

Получено 12.04.2005