

## جداسازی کور سیگنال‌های منبع بر اساس تابع خود همبستگی غیرخطی با استفاده از الگوریتم LMS

بهزاد مظفری تازه‌کند، استادیار و محمدعلی طینتی، دانشیار

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز

mozaffary@tabrizu.ac.ir, tinati@tabrizu.ac.ir

**چکیده:** آنالیز مولفه‌های مستقل و استفاده از آن در حل مسئله جداسازی کور سیگنال‌های منبع یکی از مهم‌ترین مسائلی است که در دهه اخیر توجه زیادی از محققین شاخه‌های مختلف علوم مهندسی را به خود جلب کرده است. در این آنالیز از خواص آماری سیگنال‌های منبع برای جداسازی کور سیگنال‌ها استفاده می‌شود. در این مقاله از تابع خودهمبستگی غیرخطی سیگنال‌های منبع به عنوان تابع هدف استفاده شده و با استفاده از الگوریتم LMS نقطه ماکزیمم این تابع محاسبه می‌شود. با محاسبه نقطه ماکزیمم این تابع هدف، ضرائب فیلتر تخمین به‌دست می‌آیند. سپس با استفاده از این فیلتر سیگنال‌های منبع محاسبه می‌شوند. از دو پارامتر (۱) شاخص بازده و (۲) نسبت سیگنال به تداخل برای نشان دادن کارایی الگوریتم ارائه شده استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی در سه قسمت براساس سیگنال‌های تصادفی گوسی، سیگنال‌های صحبت و سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام نشان داده شده‌اند. در انتها نتایج به‌دست آمده با الگوریتم نیوتن مقایسه می‌شود. ملاحظه می‌شود که به‌دلیل استفاده از گرادینان مرتبه اول در روش LMS (الگوریتم پیشنهادی) در مقایسه با روش نیوتن که از گرادینان مرتبه دوم نیز استفاده می‌کند پیچیدگی الگوریتم کاهش پیدا کرده و در ضمن سیگنال‌های جدا شده سیگنال به تداخل زیادی را نسبت به روش نیوتن دارد.

**واژه‌های کلیدی:** جداسازی کور سیگنال، آنالیز مولفه‌های مستقل، تابع خود همبستگی غیرخطی، روش حداقل مربعات، روش نیوتن، پردازش سیگنال صحبت، سیگنال الکتروکاردیوگرام

## Blind Source Separation Based on Nonlinear Autocorrelation Using LMS Algorithm

Behzad Mozaffari Tazehkand, Mohammad Ali Tinati

Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

**Abstract:** Blind source separation (BSS) is the technique that anyone can separate the original signals or latent data from their mixtures without any knowledge about the mixing process, but using some statistical properties of latent or original source signals. Independent component analysis is a statistical method expressed as a set of multidimensional observations that are combinations of unknown variables. These underlying unobserved variables are called sources and they are assumed to be statistically independent with respect to each other. In this paper we will use the nonlinear autocorrelation function as an object function to separate the source signals from the mixing signals. Maximization of this object function using the LMS algorithm will be obtained the coefficients of a linear filter which separate the source signals. To calculate the performance of the proposed algorithm, two parameters of Performance Index (PI) and Signal to Interference Ratio (SIR) will be used. To test the proposed algorithm, we will use Innovation Gaussian signals, Speech signals and ECG signals. It will be shown that the proposed algorithm gives better results than the other methods such as Newton method that has been proposed by Shi.

**Keywords:** Blind Source Separation, Independent Component Analysis, Nonlinear Autocorrelation Function, LMS Algorithm, Newton algorithm, Speech Signal Processing, Electrocardiogram Signals

## ۱- مقدمه

جداسازی کور سیگنال‌های منبع ( $BSS^1$ ) تکنیکی است که می‌توان بر اساس آن سیگنال‌های منبع موجود در سیگنال‌های مرکب را جداسازی کرد. در این روش هیچ اطلاعاتی در مورد نحوه ترکیب سیگنال‌های منبع و تشکیل سیگنال مرکب معلوم نمی‌باشد و معمولاً از خواص آماری سیگنال‌های منبع در جداسازی کور سیگنال‌ها استفاده می‌شود.

مسئله جداسازی کور سیگنال‌های منبع به دو دسته

تقسیم می‌شود:

(۱) حالتی که سیگنال‌های منبع به صورت لحظه‌ای با هم ترکیب می‌شوند.

(۲) حالتی که سیگنال‌های منبع به شکل کانوولوتیو ترکیب می‌شوند.

یکی از روش‌های مهمی که در سال‌های اخیر در حل مسئله جداسازی کور سیگنال‌ها مورد توجه بیشتری قرار گرفته است تکنیک آنالیز مولفه‌های مستقل ( $ICA^2$ ) می‌باشد. این روش در زمینه‌های مختلف از جمله شناسایی الگوها، سیستم‌های تشخیص گفتار، بهبود کیفیت گفتار و تصویر، جداسازی سیگنال‌های صحبت و تصویر، مخابرات سیار، پردازش سیگنال‌های گفتار و تصویر، مخابرات راه دور و آنالیز و پردازش سیگنال‌های پزشکی مثل نوار قلبی ( $ECG^3$ ) و مغزی ( $EEG^4$ ) مورد توجه قرار گرفته است [۱-۲]. هدف اصلی روش آنالیز مولفه‌های مستقل جداکردن سیگنال‌های اصلی از سیگنال‌های مشاهدات می‌باشد که معمولاً در شکل استاندارد این تکنیک سیگنال‌های مشاهدات، ترکیب خطی از سیگنال‌های منبع می‌باشند [۳-۵].

الگوریتم‌های زیادی توسط افراد مختلف برای حل مسئله جداسازی کور سیگنال‌های منبع ارائه شده است. در هر کدام از این تحقیق‌ها از خواص آماری سیگنال‌های منبع برای فرآیند جداسازی کور سیگنال‌ها استفاده شده است که موارد زیر را می‌توان اشاره کرد: معیارهای غیرگوسی بودن [۶-۱۴]، هموارسازی ( $smoothness$ ) [۹ و ۱۵]، تابع همبستگی خطی [۱۰ و ۱۶-۱۷]، الگوریتم‌های زمانی ( $temporal$ ) [۱۸-۲۰]، خاصیت غیر ایستادن [۲۱-۲۳]، کم‌پشتی یا تنگی سیگنال ( $sparsity$ ) [۲۴-۲۷]، غیرمنفی بودن ( $non-negativity$ ) [۲۸-۲۹] و معیار تابع همبستگی غیرخطی [۳۰-۳۴].  $Shi$  و همکارانش جداسازی سیگنال‌های منبع را با استفاده از روش گرادیان، انجام دادند. آنها این جداسازی را در حوزه زمان و بر مبنای دو سیگنال مشاهدات انجام دادند. [۳۴].

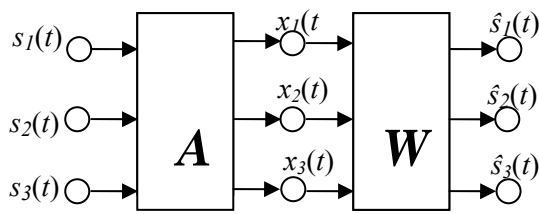
$Rickard$  و همکارانش فرض کردند که سیگنال‌های

منبع صحبت در یک بازه زمانی کوتاه در حوزه زمان، زمان - فرکانس و فرکانس مستقل از هم می‌باشند و سپس با این فرض و با استفاده از یک تابع ماسک توانستند سیگنال‌های منبع صحبت را از دو سیگنال مرکب جدا کنند [۳۵-۳۶].  $Bofill-zibulevsky$  با معرفی یک مدل هندسی برای نحوه ترکیب سیگنال‌ها، توانستند براساس معیار کوتاه‌ترین مسیر در مدل هندسی معرفی شده، جداسازی سیگنال‌ها را انجام دهد [۳۷].

$Vielva$  و همکارانش با فرض معلوم بودن مشخصات آماری سیگنال‌های منبع، تخمینی از ماتریس ترکیب دهنده سیگنال‌ها را محاسبه کردند و سپس با استفاده از این ماتریس، جداسازی سیگنال‌های منبع را انجام دادند [۳۸].  $Lewicki$  و همکارانش با به کار بردن تخمین بیزین برای سیگنال‌هایی که توزیع لاپلاسین دارند عمل جداسازی را در حوزه زمان انجام دادند [۳۹]. طینتی و همکارش مقایسه‌ای را بین حوزه زمان - فرکانس و حوزه ویولت انجام دادند و نتیجه گرفتند که سیگنال‌های منبع صحبت در حوزه ویولت تعامل بیشتری دارند و میزان احتمال وقوع منابع صحبت مختلف در حوزه ویولت نسبت به حوزه زمان - فرکانس کمتر است [۴۰]. در ادامه، آنها توانستند یک الگوریتم جدیدی را در حوزه ویولت برای تخمین ماتریس مرکب ارائه دهند. آنها از مدل ترکیبی لاپلاسین و الگوریتم  $EM^5$  استفاده کرده و بهترین بسته ویولتی را به دست آوردند که نمود یک یا چند سیگنال منبع در آن بسته ویولت وضوح بیشتری داشت [۴۱-۴۳].

$Shi$  و همکارانش استفاده از تابع همبستگی غیرخطی را اولین بار برای جداسازی کور سیگنال‌های منبع ارائه دادند. آنها توانستند با ماکزیمم کردن تابع همبستگی غیرخطی تعریف شده مسئله  $BSS$  را حل کنند [۳۱]. آنها در مقاله دیگری بر مبنای تابع همبستگی غیرخطی و استفاده از الگوریتم تکراری نیوتن، راه حل سریعی برای جداسازی سیگنال‌های منبع ارائه دادند [۳۲]. در این روش نیاز به محاسبه گرادیان مرتبه دوم تابع هدف می‌باشد که در نتیجه بایستی ماتریس  $Hessian$  مربوط به تابع هدف محاسبه شود و این پیچیدگی الگوریتم را از لحاظ محاسباتی افزایش داده و نهایتاً زمان محاسبات را افزایش می‌دهد.

در بخش ۲ آنالیز مولفه‌های مستقل و فیلتر سفید کننده و تابع همبستگی غیرخطی و الگوریتم  $Shi$  مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۳ روش پیشنهادی بر مبنای الگوریتم  $LMS^6$  و تابع همبستگی غیرخطی توضیح داده



شکل ۱- مدل آنالیز مولفه‌های مستقل برای حل مسئله BSS

## ۲-۲- فیلتر سفید کننده

یکی از فرضیات مهم روش ICA این است که سیگنال‌های مشاهدات دارای واریانس واحد بوده و نسبت به هم ناهمبسته باشند. بنابراین برای تحقق این فرضیات یک پیش پردازش اولیه در مورد سیگنال‌های مشاهدات لازم است. این پیش پردازش توسط یک فیلتری به نام فیلتر سفیدکننده انجام می‌شود که آن را با 'V' نشان می‌دهیم. ماتریس 'V' تبدیلی روی سیگنال‌های مشاهدات انجام داده و یک مجموعه سیگنال‌های دیگری به دست می‌دهد که در فضای جدید نسبت به هم ناهمبسته می‌باشند. معادله (۲) این تبدیل را نشان می‌دهد.

$$\tilde{X}(t) = VX(t) \quad (2)$$

نحوه محاسبه ماتریس 'V' در معادله (۳) نشان داده شده است.

$$V = D^{-\frac{1}{2}} E^T \quad (3)$$

که در این معادله ماتریس‌های D و E به ترتیب ماتریس‌های مقادیر ویژه و بردارهای ویژه مربوط به ماتریس کوواریانس بردار سیگنال‌های مشاهدات می‌باشند. ماتریس کوواریانس به صورت معادله (۴) به دست می‌آید.

$$C_X = E\{XX^T\} \quad (4)$$

## ۲-۳- تابع همبستگی غیرخطی و مسئله BSS

فرض می‌کنیم که سیگنال‌های مشاهدات براساس معادله (۱) توسط حس‌گرهایی به دست آمده باشند که در آن ماتریس ترکیب کننده یک ماتریس مربع بوده و همه مقادیر درآیه‌های آن مقادیر ثابتی باشند. فرض دیگر این که، سیگنال‌های منبع مستقل از هم بوده و یک همبستگی غیرخطی در هر سیگنال منبع وجود داشته باشد.

حال یک فیلتر خطی را در نظر می‌گیریم که ضرائب آن به صورت  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}]^T$  باشد. در این صورت می‌توان بر اساس معادله (۵) سیگنال منبع  $\hat{s}_i(t)$  را تخمین زد.

$$\hat{S}_i(t) = w_i^T \tilde{X}(t) \quad (5)$$

می‌شود و بر اساس آن سیگنال‌های منبع در حوزه زمان جدا می‌شوند. در بخش ۴ نیز شبیه سازی‌ها انجام شده و نتایج به دست آمده با روش Shi مقایسه می‌شود. برای مقایسه سه نوع سیگنال مورد استفاده قرار گرفته است که عبارتند از: (۱) سیگنال تصادفی با توزیع گوسی که بر اساس یک مدل اتورگرسیو به دست آمده است. (۲) سیگنال منبع صحبت (۳) سیگنال‌های ECG. در انتها با محاسبه نسبت سیگنال به تداخل و پارامتر ضریب شاخص ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۱-۱- آنالیز مولفه‌های مستقل

در شکل استاندارد آنالیز مولفه‌های مستقل، سیگنال‌های مشاهدات از ترکیب خطی سیگنال‌هایی تشکیل شده‌اند که به صورت آماری مستقل از هم می‌باشند. در این آنالیز سیگنال‌های غیرقابل مشاهده را سیگنال‌های منبع می‌نامند [۱-۴، ۲].

مدل خطی این آنالیز به صورت معادله (۱) نشان داده می‌شود.

$$X(t) = A \times S(t) \quad (1)$$

در این معادله  $X(t) = [x_1(t), x_2(t), x_3(t), \dots, x_M(t)]^T$  بردار

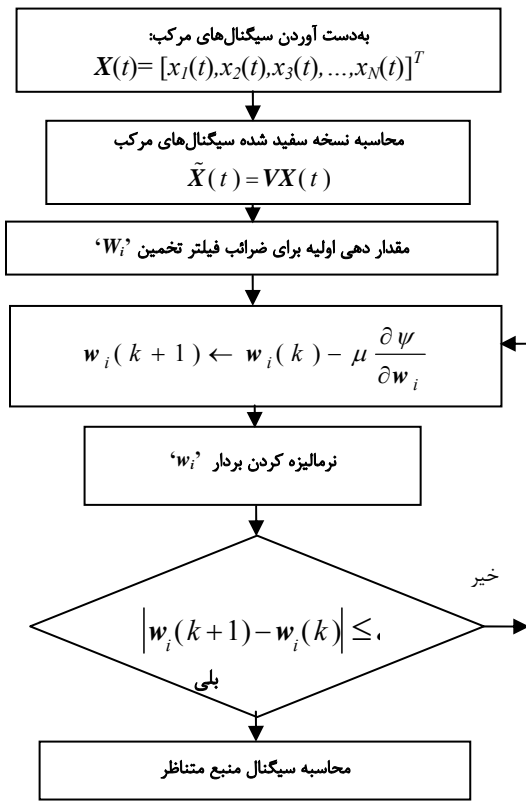
سیگنال‌های مرکب یا همان سیگنال‌های مشاهدات بوده که در آن  $x_i(t)$  آمین سیگنال مرکب می‌باشد. ماتریس  $A = [a_{ij}]_{M \times N}$  یک ماتریس نامعلوم مرتبه  $M \times N$  می‌باشد. در شکل استاندارد این آنالیز همه درآیه‌های ماتریس A مقدار ثابت فرض شده و یا به عبارت دیگر سیستم ترکیب دهنده، خطی تغییر ناپذیر با زمان فرض می‌شود. این ماتریس، سیگنال‌های منبع را که مستقل از هم فرض شده‌اند ترکیب کرده و سیگنال‌های مرکب را تولید می‌کند. سیگنال‌های منبع به صورت برداری  $S(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), \dots, s_N(t)]^T$  نشان داده می‌شوند. هم چنین  $s_i(t)$ ، آمین سیگنال منبع بوده و میانگین همه آنها صفر و واریانس آنها واحد فرض می‌شوند.

در حالتی که مرتبه ماتریس ترکیب کننده کامل باشد ( $M=N$ )

کارهای زیادی براساس آنالیز مولفه‌های مستقل انجام شده است [۴۹-۵۰]. در این حالت معمولاً تکنیک ICA وارون یا شبه وارون ماتریس مرکب را به نام W، تخمین زده و سپس بر اساس آن سیگنال‌های منبع محاسبه می‌شوند. شکل (۱) مدلی از آنالیز مولفه‌های مستقل را برای حل مسئله جداسازی کور سیگنال‌های منبع نشان می‌دهد.

$$\frac{\partial^2 \psi}{\partial w_i^2} = E\{g'(\hat{S}_i(t))G(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t)\tilde{X}(t)^T + G(\hat{S}_i(t))g'(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t-\tau)\tilde{X}(t-\tau)^T + g(\hat{S}_i(t))g(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t)\tilde{X}(t-\tau)^T + g(\hat{S}_i(t))g(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t-\tau)\tilde{X}(t)^T\} \quad (9)$$

این معادلات نشان می‌دهند که این الگوریتم (الگوریتم Shi) برای به‌دست آوردن ضرایب فیلتر خطی از گرادیان مرتبه دوم نیز استفاده می‌کند که این خود باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی می‌شود. در این مقاله به‌جای این روش از الگوریتم LMS استفاده خواهد شد که فقط از گرادیان مرتبه اول استفاده شده و در نتیجه پیچیدگی الگوریتم خیلی کاهش خواهد داشت.



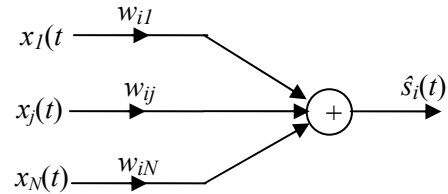
شکل ۳- الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه ضرایب فیلتر تخمین و سیگنال منبع

### ۳- الگوریتم پیشنهادی

#### ۳-۱- آموزش سیستم با استفاده از الگوریتم LMS

به منظور محاسبه ماکزیمم تابع هدف، از الگوریتم LMS استفاده می‌کنیم و براساس آن ضرایب فیلتر محاسبه می‌شوند. معادلات (۱۰) مراحل محاسبه را نشان می‌دهند. در این معادلات  $g(\cdot)$  نشان‌گر مشتق تابع  $G(\cdot)$  می‌باشد.

در این معادله  $w_i$  ضرایب فیلتر تخمین بوده که یک بردار مجهولی است و بایستی به‌صورت وقتی تخمین زده شود. همچنین سیگنال  $\tilde{X}(t)$  پیش پردازش شده (سفید شده) سیگنال  $\tilde{X}(t)$  می‌باشد که در بخش قبلی توسط معادله (۲) نشان داده شده است. مدلی از فیلتر تخمین در شکل (۲) آمده است.



شکل ۲- فیلتر خطی برای تخمین سیگنال منبع

به منظور محاسبه تابع خود همبستگی در سیگنال‌های تخمین، نسخه تاخیر یافته آن، طبق معادله (۶) محاسبه می‌شود.

$$\hat{S}_i(t-\tau) = w_i^T \tilde{X}(t-\tau) \quad (6)$$

در این تحقیق به منظور محاسبه ضرایب فیلتر تخمین یعنی  $w_i$  از تابع خود همبستگی غیرخطی به عنوان تابع هدف استفاده شده است [۳۱-۳۲]. با ماکزیمم کردن تابع هدف تحت شرط نرمالیزه بودن طول بردار ضرایب فیلتر تخمین، ضرایب فیلتر محاسبه می‌شوند. تابع هدف مورد نظر در معادله (۷) نشان داده شده است.

$$\max_{\|w_i\|=1} \psi(w_i) = E\{G(\hat{S}_i(t))G(\hat{S}_i(t-\tau))\} = E\{G(w_i^T \tilde{X}(t))G(w_i^T \tilde{X}(t-\tau))\} \quad (7)$$

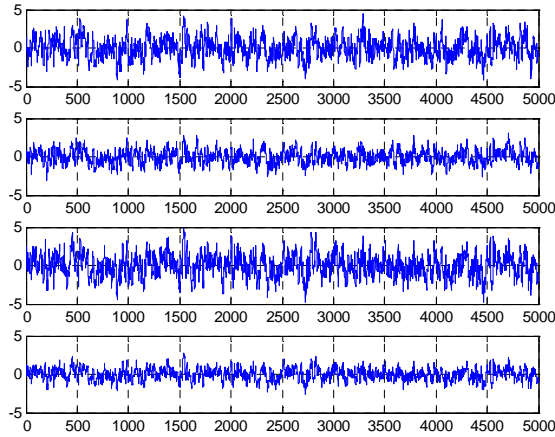
در این معادله عمل‌گر  $G(\cdot)$  یک تابع غیرخطی بوده که میزان خود همبستگی غیرخطی سیگنال‌های منبع را محاسبه می‌کند. این عمل‌گر غیرخطی می‌تواند به‌صورت  $G(x)=x^2$  و  $G(x)=\text{logcosh}(x)$  انتخاب شود.

#### ۲-۴- الگوریتم Shi (روش نیوتن)

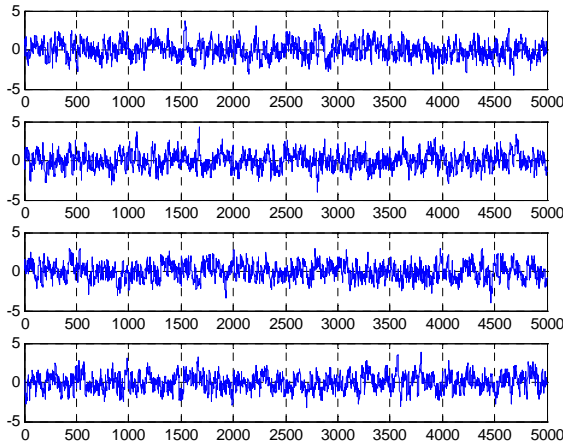
Shi در سال ۲۰۰۹ روش نیوتن را برای ماکزیمم کردن معادله (۷) استفاده کرد که به صورت معادلات (۸) و (۹) بیان می‌شود [۳۲]. در این معادلات  $g(\cdot)$  نشان‌گر مشتق تابع  $G(\cdot)$  بوده و  $g'(\cdot)$  نشان‌گر مشتق تابع  $g(\cdot)$  می‌باشد.

$$w_i(k+1) \leftarrow \frac{\partial \psi}{\partial w_i} - \frac{\partial^2 \psi}{\partial w_i^2} w_i(k), \quad w_i \leftarrow \frac{w_i}{\|w_i\|} \quad (8)$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial w_i} = E\{g(\hat{S}_i(t))G(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t) + G(\hat{S}_i(t))g(\hat{S}_i(t-\tau))\tilde{X}(t-\tau)\} \quad (8)$$



شکل ۶- سیگنال‌های مرکب



شکل ۷- سیگنال‌های منبع تخمین با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$

سیگنال‌های منبع مورد نظر و سیگنال‌های مرکب بازاری یک ماتریس مرکبی که به‌طور تصادفی در نظر گرفته شده است در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. سیگنال‌های منبع تخمین نیز در شکل (۷) نشان داده شده است. برای سنجش میزان موفقیت الگوریتم، از پارامتری به نام شاخص بازده (شاخص  $PI^V$ ) یا شاخص کارایی که در معادلات (۱۱) تعریف شده است استفاده می‌شود [۳۱-۳۲].

$$PI = \frac{1}{n^2} \left\{ \sum_{i=1}^n rPI_i + \sum_{j=1}^n cPI_j \right\}$$

$$rPI_i = \sum_{j=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1 \quad (11)$$

$$cPI_j = \sum_{i=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{kj}|} - 1$$

در این معادلات پارامتر  $p_{ij}$ ،  $i$  و  $j$  زامین درآیه ماتریس  $P=W \times V \times A$

$$w_i(k+1) \leftarrow w_i(k) - \mu \frac{\partial \psi}{\partial w_i}$$

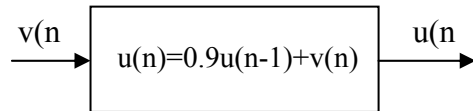
$$w_i \leftarrow \frac{w_i}{\|w_i\|} \quad (10)$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial w_i} = E \{ g(\hat{S}_i(t)) G(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t) + G(\hat{S}_i(t)) g(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t-\tau) \}$$

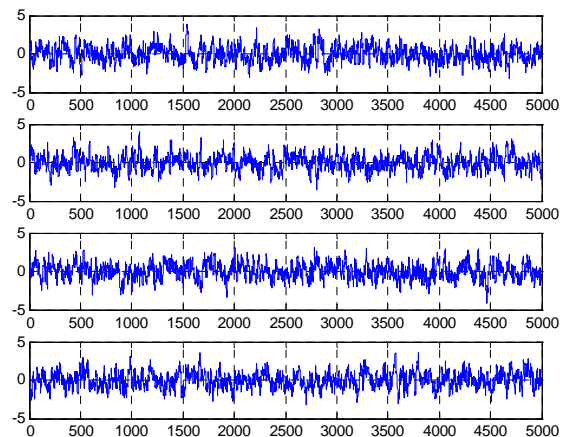
بلوک دیاگرام شکل (۳) فرآیند محاسبه ضرائب فیلتر تخمین و در نتیجه محاسبه سیگنال‌های منبع را نشان می‌دهد. در این روش تکرار الگوریتم برابر ۲۰ الی ۳۰ در نظر گرفته شده است که می‌توان حلقه تکرار را براساس پارامتر فاصله  $|w_i(k+1) - w_i(k)| \leq \epsilon$  به‌صورت بهینه کنترل کرد که در آن پارامتر  $\epsilon$  دقت نتیجه به‌دست آمده را تعیین خواهد کرد. در این مقاله برای تعیین مقدار مناسب برای پارامتر  $\tau$  از روش Li استفاده شده است [۵۳].

#### ۴- شبیه‌سازی‌ها

برای نشان دادن صحت الگوریتم پیشنهادی، از یک مجموعه نویز سفید با توزیع گوسی که میانگین صفر و واریانس واحد دارند استفاده می‌کنیم. برای ایجاد همبستگی بین آن‌ها از یک فیلتر اتورگرسیو از مرتبه اول با پارامتر ۰/۹ استفاده می‌شود. تعداد نمونه‌های هر یک از سیگنال‌های مورد استفاده ۵۰۰۰ نمونه می‌باشد. شکل (۴) فیلتر مربوطه را نشان می‌دهد. سیگنال‌های تولید شده توسط یک ماتریس ترکیب می‌شوند و سپس با استفاده از الگوریتم ارائه شده و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$  سیگنال‌های منبع جدا می‌شوند.

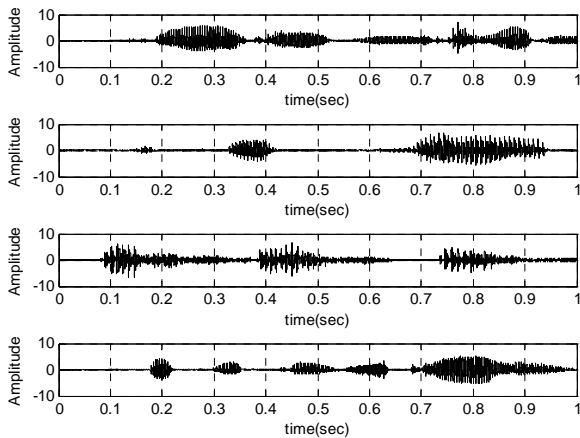


شکل ۴- مدل اتورگرسیو برای تولید سیگنال‌های همبسته

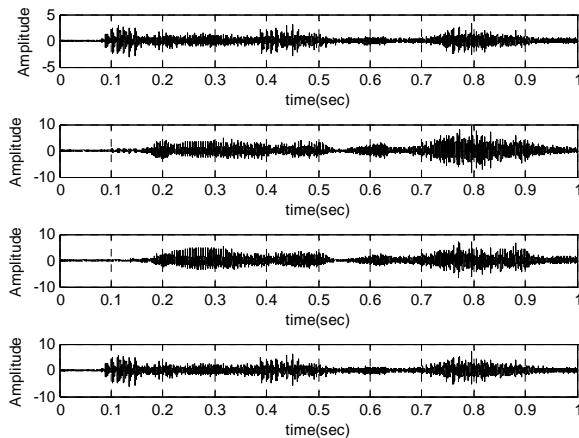


شکل ۵- سیگنال‌های منبع مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی

TIMIT را در نظر می‌گیریم و میانگین آنها را صفر و واریانس آنها را برابر واحد می‌کنیم. سپس بر اساس یک ماتریس تصادفی مرتبه ۴ سیگنال‌های منبع صحبت را مخلوط می‌کنیم. سیگنال‌های منبع صحبت با فرکانس ۱۶ کیلوهرتز نمونه برداری شده‌اند و در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) سیگنال‌های منبع و سیگنال‌های مرکب متناظر نشان داده شده است. طول زمانی هر سیگنال یک ثانیه می‌باشد. پس از اجرای الگوریتم پیشنهادی، سیگنال‌های منبع تخمین محاسبه می‌شوند که نتایج در شکل (۱۲) به‌ازای  $\tau=13$  نشان داده شده است. برای نشان دادن میزان تداخل توسط دیگر سیگنال‌ها در هر یک از سیگنال‌های تخمین زده شده، پارامتر تداخل یا نسبت  $SIR^A$  محاسبه شده است که در جدول (۱) این مقادیر نشان داده شده است. این جدول نیز نشان می‌دهد که میزان تداخل در خروجی‌ها کمتر می‌باشد. نمودار متوسط پارامتر شاخص در ۱۰۰ بار اجرای الگوریتم با ماتریس‌های مرکب تصادفی متفاوت محاسبه شده است که در شکل (۱۳) این نمودار رسم شده است.



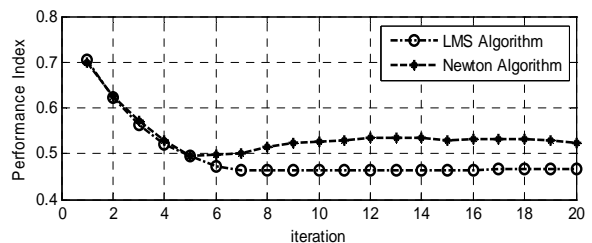
شکل ۱۰- سیگنال‌های منبع صحبت به طول یک ثانیه



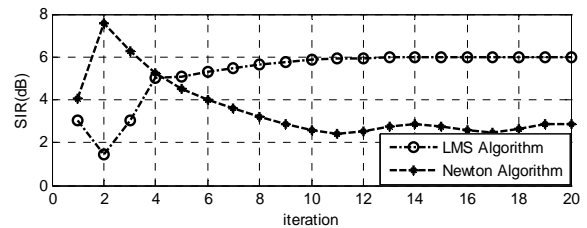
شکل ۱۱- سیگنال‌های مرکب به‌دست آمده بر اساس یک ماتریس تصادفی

می‌باشد. ماتریس  $P$ ، ماتریسی است که سیگنال‌های منبع اصلی را به سیگنال‌های منبع تخمین زده شده تبدیل می‌کند. در این معادلات پارامتر  $\tau PI_i$  نشان دهنده مقدار خطایی است که در جداسازی سیگنال منبع  $S_i(t)$  توسط دیگر منابع ایجاد می‌شود. همچنین پارامتر  $cPI_i$  میزان دخالت سیگنال منبع  $S_i(t)$  را در خروجی نشان می‌دهد. نمودار تغییرات این پارامتر در شکل (۸) بازای  $\tau=1$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل الگوریتم پیشنهادی، نشان داده شده است. این نمودار نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی تقریباً به‌طور متوسط بعد از ۱۰ الی ۱۵ بار تکرار همگرا می‌شود. در نهایت با درجه قابل قبول تری سیگنال‌های منبع با توزیع گوسی به‌صورت کور جداسازی شده‌اند. با این توضیح می‌توان گفت که هر چقدر مقدار عددی شاخص  $PI$  بزرگتر باشد عمل جداسازی کور منبع ضعیف انجام گرفته شده است و برعکس هر چقدر این پارامتر مقدار کوچکتری داشته باشد جداسازی به خوبی انجام شده و تداخل بین سیگنال‌های منبع جدا شده کمتر خواهد بود. برای صحت این گفته نمودار تغییرات پارامتر تداخل بین سیگنال‌های منبع که در معادله (۱۲) تعریف شده است [۴۱] در شکل (۹) بر حسب دسی‌بل رسم شده است.

$$SIR_i = 10 \log \left( \frac{(s_i(t))^2}{(s_i(t) - \tilde{s}_i(t))^2} \right) \quad (12)$$



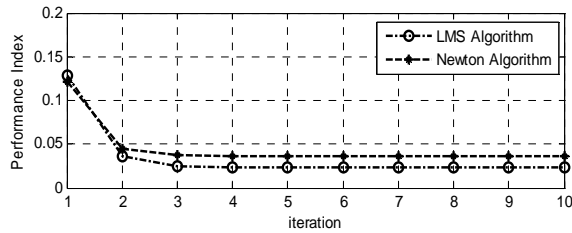
شکل ۸- متوسط  $PI$  بازای  $\tau=1$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل



شکل ۹- متوسط پارامتر  $SIR$  بازای  $\tau=1$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل

#### ۴-۱- نتایج شبیه‌سازی بازای سیگنال‌های صحبت

در این بخش الگوریتم پیشنهادی را به‌ازای سیگنال‌های منبع صحبت بررسی می‌کنیم. ۴ سیگنال صحبت انتخابی از بانک اطلاعاتی

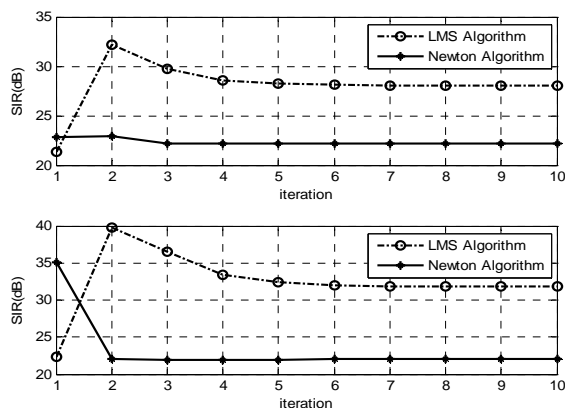


شکل ۱۳- مقایسه متوسط پارامتر PI بازای  $\tau=13$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل برای روش پیشنهادی و روش Shi و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$

روش	SIR <sub>1</sub> (dB)	SIR <sub>2</sub> (dB)	SIR <sub>3</sub> (dB)	SIR <sub>4</sub> (dB)
Shi	22.2134	26.6651	38.3949	21.9902
پیشنهادی	28.0435	26.4293	38.4228	31.8080

جدول ۲- مقایسه پارامتر SIR برای روش پیشنهادی و روش Shi

منحنی تغییرات پارامتر SIR را برای هر دو روش، به‌ازای هر بار تکرار الگوریتم در شکل (۱۵) برای دو سیگنال منبع جدا شده رسم شده است و ملاحظه می‌شود که روش پیشنهادی SIR خوبی را به‌دست می‌دهد.



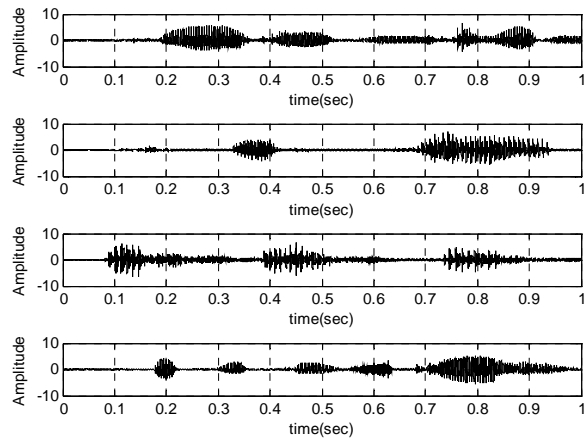
شکل ۱۵- مقایسه پارامتر SIR به‌ازای  $\tau=13$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل برای روش پیشنهادی و روش Shi و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$

## ۲-۴- نتایج شبیه‌سازی بازای سیگنال‌های ECG

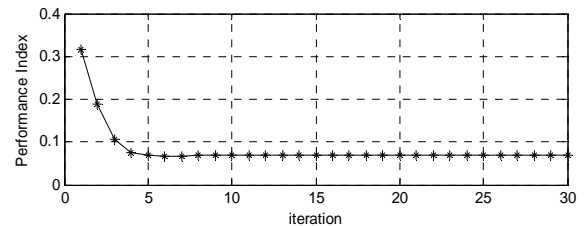
در این بخش سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مربوط به یک زن را که توسط De Moor ضبط شده است [۵۲] توسط الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌دهیم. این داده‌ها از بانک اطلاعاتی فیزیوت<sup>۹</sup> انتخاب شده که شامل ۸ سیگنال بوده که از سیگنال‌های MECCG و FECCG و دیگر سیگنال‌های مزاحم نویزی شکل تشکیل شده است. این سیگنال‌ها در طول زمانی ۱۰ ثانیه و با سرعت نمونه برداری ۲۵۰۰ نمونه در ثانیه ضبط شده‌اند.

با استفاده از الگوریتم پیشنهادی به‌ازای  $\tau=10$  نتایج به‌دست آمده به همراه سیگنال‌های مرکب در شکل‌های (۱۶) و (۱۷) رسم شده‌اند.

با توجه به نمودار پارامتر شاخص در شکل (۱۳) ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی تقریباً به‌طور متوسط بعد از ۵ الی ۱۰ بار تکرار همگرا می‌شود.



شکل ۱۲- سیگنال‌های منبع تخمین بازای  $\tau=13$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$



شکل ۱۳- مقایسه پارامتر PI بازای  $\tau=13$  در ۱۰۰ بار اجرای مستقل

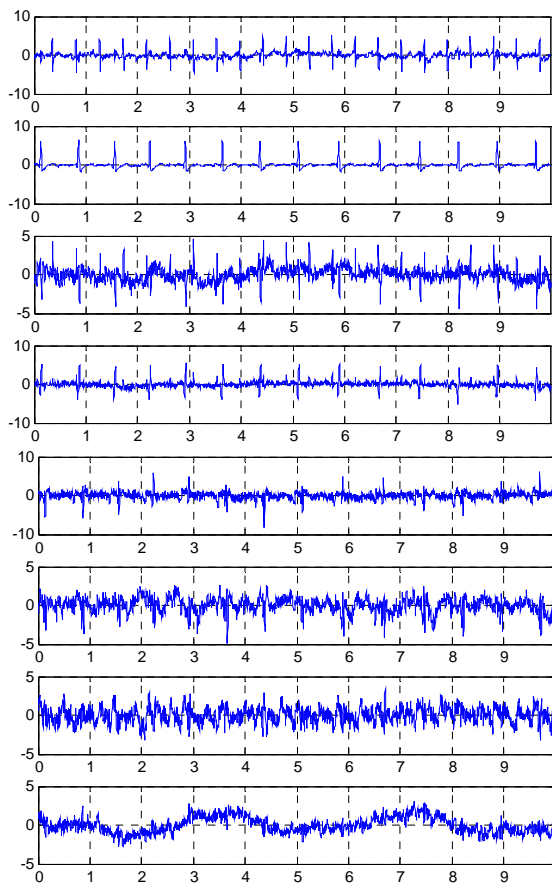
روش	SIR <sub>1</sub> (dB)	SIR <sub>2</sub> (dB)	SIR <sub>3</sub> (dB)	SIR <sub>4</sub> (dB)
پیشنهادی	26.1685	17.3945	19.6334	20.7012

جدول ۱- پارامتر SIR در سیگنال‌های منبع تخمین

## ۴-۱-۱- مقایسه روش پیشنهادی با روش Shi (نیوتن)

در این قسمت مقایسه‌ای بین الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم Shi (روش نیوتن) [۳۱-۳۲] انجام می‌دهیم. برای این منظور ۴ سیگنال صحبت در مثال قبلی را توسط یک ماتریس مرکب تصادفی ترکیب کرده و ۴ سیگنال مرکب را به‌دست می‌آوریم. الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم نیوتن را در مورد سیگنال‌های مرکب به‌دست آمده اجرا می‌کنیم. در هر دو الگوریتم مقدار  $\tau=13$  انتخاب شده است. متوسط نتایج به‌دست آمده برای پارامتر PI و پارامتر SIR برای هر دو الگوریتم در ۱۰۰ بار اجرا به‌طور مستقل به ترتیب در شکل (۱۴) و جدول (۲) نشان داده شده است. شکل (۱۴) نشان می‌دهد که منحنی پارامتر PI برای الگوریتم پیشنهادی از لحاظ دامنه کمتر از الگوریتم Shi می‌باشد و در نتیجه بایستی مقدار پارامتر SIR بالاتر باشد و جدول (۲) نیز این نتیجه را تأیید می‌کند.

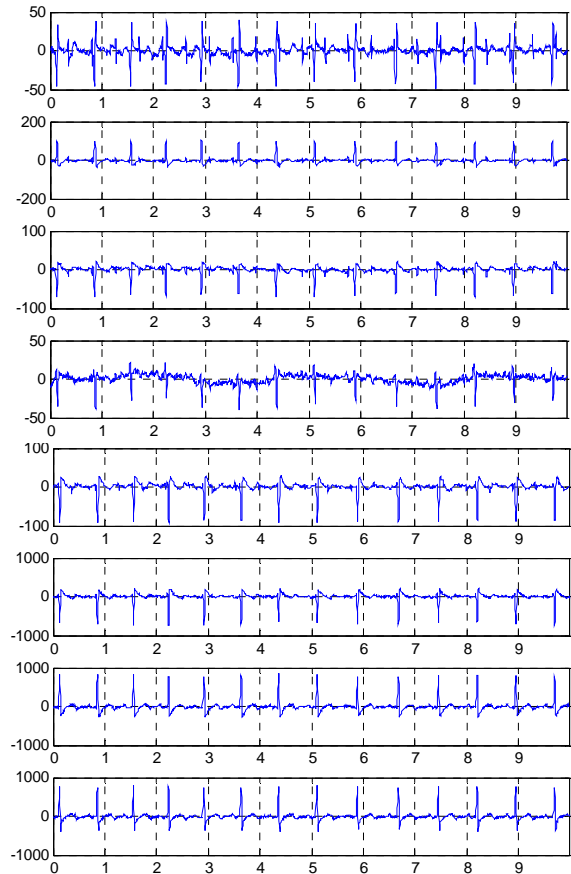
نیز همگرا بوده و سیگنال‌های منبع به‌دست آمده دارای SIR بالایی می‌باشند. الگوریتم ارائه شده از گرادیان مرتبه اول تابع هدف برای به‌روز کردن ضرائب فیلتر استفاده می‌کند و نسبت به الگوریتمی که Shi براساس نیوتن ارائه داده است از سرعت عمل خوبی برخوردار می‌باشد. علت این امر این است که در الگوریتم نیوتن نیاز به محاسبه ماتریس Hessian می‌باشد که از گرادیان مرتبه دوم تابع هدف استفاده می‌کند. در این مقاله برای نشان دادن کارایی الگوریتم ارائه شده، دو پارامتر PI و SIR محاسبه شدند. ملاحظه گردید که در روش پیشنهادی سیگنال‌های منبع جدا شده دارای SIR بالایی در مقایسه با نتایج روش Shi دارد.



شکل ۱۷- سیگنال‌های ECG جداسازی شده توسط الگوریتم پیشنهادی

بازی  $\tau=10$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$

در شکل (۱۶) سیگنال‌های مرکب رسم شده‌اند و در شکل (۱۷) سیگنال‌های منبع مادر و جنین و دیگر سیگنال‌های نویزی جدا شده رسم شده‌اند. با توجه به شکل‌ها ملاحظه می‌شود سیگنال مادر و جنین به خوبی از سیگنال‌های مرکب جدا شده‌اند. در شکل (۱۷) دو نمودار اول رسم شده به ترتیب سیگنال جنین و دیگری سیگنال مادر می‌باشند.



شکل ۱۶- سیگنال‌های مرکب ECG از بانک اطلاعاتی فیزیوت

### ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله از تابع خود همبستگی غیرخطی به عنوان تابع هدف برای جداسازی سیگنال‌های منبع استفاده شده است. با ماکزیمم کردن این تابع هدف با استفاده از روش LMS ضرائب یک فیلتر خطی محاسبه می‌شوند. سپس براساس این فیلتر سیگنال‌های منبع جداسازی می‌شوند. شبیه‌سازی‌ها روی سه مجموعه سیگنال انجام شدند و با توجه به نتایج به‌دست آمده ملاحظه گردید که اولاً الگوریتم ارائه شده از سرعت همگرایی خوبی برخوردار بوده و تقریباً الگوریتم بعد از ۵ الی ۱۰ بار تکرار به نقطه پایدار خود می‌رسد. ثانیاً سیگنال‌های منبع می‌توانند دارای توزیع گوسی نیز باشند و عمل جداسازی در این موارد



## مراجع

- [19]. S. Douglas, S.C. Sawada, H. Makino, A spatio-temporal fastICA algorithm for separating convolutive mixtures, ICASSP'05, Vol. 5, 2005, pp. 165-168.
- [20]. Huan Tao, Jian-yun Zhang, Lin Yu, A New Step-Adaptive Natural Gradient Algorithm for Blind Source Separation, Springer Series, Vol. 344, 2006, pp.35-40.
- [21]. A.Hyvärinen, Blind source separation by nonstationarity of variance: a cumulant-based approach, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, Issue 6, 2001, pp. 1471-1474.
- [22]. K. Matsuoka, M. Ohya, M. Kawamoto, A neural net for blind separation of nonstationary signals, Neural Networks, Vol. 8, Issue 3, 1995, pp. 411-419.
- [23]. D.-T. Pham, J.-F. Cardoso, Blind separation of instantaneous mixtures of non stationary sources, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 49, Issue 9, 2001, pp. 1837-1848.
- [24]. Y.Q. Li, A. Cichocki, S.I. Amari, Analysis of sparse representation and blind source separation, Neural Computation, Vol. 16, Issue 6, 2004, pp. 1193-1234.
- [25]. M.S. Lewicki, T.J. Sejnowski, Learning overcomplete representations, Neural Computation, Vol. 12, Issue 2, 2000, pp. 337-365.
- [26]. Z. Shi, H. Tang, Y. Tang, Blind source separation of more sources than mixtures using sparse mixture models, Pattern Recognition Letters, Vol. 26, Issue 16, 2005, pp. 2491-2499.
- [27]. M. Zibulevsky, B.A. Pearlmutter, Blind source separation by sparse decomposition in a signal dictionary, Neural Computation, Vol. 13, 2001, pp. 863-882.
- [28]. E. Oja, M.D. Plumbley, Blind separation of positive sources by globally convergent gradient search, Neural Computation, Vol. 16, Issue 9, 2004, pp. 1811-1825.
- [29]. M.D. Plumbley, E. Oja, A "non-negative PCA" algorithm for independent component analysis, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 15, Issue 1, 2004, pp. 66-76.
- [30]. Z. Shi, C. Zhang, Nonlinear innovation to blind source separation, Neurocomputing, Vol. 71, 2007, pp. 406-410.
- [31]. Z. Shi, Z. Jiang, F. Zhou, A fixed-point algorithm for blind source separation with nonlinear autocorrelation, Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 223, Issue 2, 2008, pp. 908-915.
- [32]. Zhenwei Shi, Changshui Zhang, Fast nonlinear autocorrelation algorithm for source separation, Pattern Recognition, Vol. 42, Issue 9, 2009, pp. 1732-1741.
- [33]. Zhenwei Shi, Zhiguo Jiang, Fugen Zhou, Jihao Yin, Blind source separation with nonlinear autocorrelation and non-Gaussianity, Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 229, Issue 1, 2009, pp. 240-247.
- [34]. Z. Shi, H.Tang and Y. Tang, Blind source separation of more sources than mixtures using sparse mixture models, Pattern Recognition Letter, Vol. 26, No. 16, 2005, pp. 2491-2499.
- [35]. S. rickard, R. balan and J. Rosca, blind source separation based on space-time-frequency diversity, IEEE Transaction on Signal Processing, Vol. 46, No. 11, 1998, pp. 2888-2897.
- [1]. McKeown, M., Hansen, L. K., Sejnowski, T. J., Independent Component Analysis for fMRI: What is Signal and What is Noise?, Current Opinion in Neurobiology, Vol. 13(5), 2003, pp. 620-629.
- [2]. Karlsen B., Sorensen, H. B., Larsen, J., Jackobsen, K. B., Independent Component Analysis for Clutter Reduction in Ground Penetrating Radar Data, Proceedings of the SPIE, AeroSense 2002, Vol. 4742, pp. 378-389.
- [3]. J.-F. Cardoso, Blind signal separation: Statistical principles, Proc. IEEE, Vol. 86, 2002, pp. 2009-2025.
- [4]. P. Comon, Independent component analysis—A new concept?, Signal Processing, Vol. 36, 1994, pp. 287-314.
- [5]. T.W. Lee, Independent Component Analysis: Theory and Applications. Boston, MA: Kluwer, 1998.
- [6]. S.I. Amari, A. Cichocki, H.H. Yang, A new learning algorithm for blind source separation, Advances in Neural Information Processing Systems Vol. 8, 1996, pp. 757-763.
- [7]. A. Bell, T. Sejnowski, An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution, Neural Computation, Vol. 7, Issue 6, 1995, pp. 1129-1159.
- [8]. J.-F. Cardoso, B.H. Laheld, Equivariant adaptive source separation, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 44, Issue 12, 1996, pp. 3017-3030.
- [9]. A. Cichocki, S.-I. Amari, Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications, Wiley, New York, 2002.
- [10]. A. Hyvärinen, Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis, IEEE Transactions on Neural Networks Vol. 10 Issue 3, 1999, pp. 626-634.
- [11]. A. Hyvärinen, J. Karhunen, E. Oja, Independent Component Analysis, Wiley, New York, 2001.
- [12]. C. Jutten, J. Herault, Blind separation of sources, part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture, Signal Processing Vol. 24, 1991, pp. 1-10.
- [13]. T.-W. Lee, M. Girolami, T. Sejnowski, Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-Gaussian and super-Gaussian sources, Neural Computation, Vol. 11, Issue 2, 1999, pp. 417-441.
- [14]. Z.Y. Liu, K.C. Chiu, L. Xu, One-bit-matching conjecture for independent component analysis, Neural Computation, Vol. 16, 2004, pp. 383-399.
- [15]. A.K. Barros, A. Cichocki, Extraction of specific signals with temporal structure, Neural Computation Vol. 13, Issue 9, 2001, pp. 1995-2003.
- [16]. L. Tong, R.-W. Liu, V. Soon, Y.-F. Huang, Indeterminacy and identifiability of blind identification, IEEE Transactions on Circuits and Systems Vol. 38, Issue 5, 1991, pp. 499-509.
- [17]. A. Belouchrani, K.A. Meraim, J.-F. Cardoso, E. Moulines, A blind source separation technique based on second order statistics, IEEE Transactions on Signal Processing Vol. 45, Issue 2, 1997, pp. 434-444.
- [18]. J.V. Stone, Blind source separation using temporal predictability, Neural Computation, Vol. 13, 2001, pp. 1559-1574.

- [51]. M. Zibulevsky, P. Kisilev, Y. Y. Zeevi, and B. A. Pearlmutter, Blind source separation via multimode sparse representation networks, *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, Vol. 14, 2002, pp. 1049-1056.
- [52]. B. De Moor (Ed.), *Daisy: database for the identification of systems* (<http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/daisy>), 1997.
- [53]. Yunxia Li, Sang Yi, An Algorithm for Extracting Fetal Electrocardiogram, *NeroComputing*, Vol. 71, Issue 7-9, 2008, pp. 1-5.
- [36]. O.Yilmaz, S. rickard, blind separation of speech mixtures via time-frequency masking, *IEEE Transaction on Signal Processing*, Vol. 52, No.7, 2004, pp.1830-1847.
- [37]. P. Bofill, M. Zibulevsky, Underdetermined blind source separation using sparse representation networks, *Signal Processing*, Vol. 81, Issue 11, 2001, pp. 2353-2362.
- [38]. L. Vielva, D. Erdogmus, J.C. Principe, Underdetermined Blind Source Separation Using a Probabilistic Source Sparsity Model, *Intl. Conf. on ICA and Signal Separation*, 2001, pp. 675-679.
- [39]. M. Lewicki and T.J. Sejnowski, Learning over complete representations networks, *Neural Compute.*, Vol. 12, 2000, pp.337-365.
- [40]. M.A. Tinati, B. Mozaffari, Comparison of Time-frequency and Time-scale analysis of speech signals using STFT and DWT, *WSEAS Transaction on Signal Processing*, Vol. 1, Issue 1, 2005, pp. 11-16.
- [41]. B. Mozaffari, M.A. Tinati, Blind Source Separation of Speech Sources in Wavelet Packet Domains Using Laplacian Mixture Model Expectation Maximization Estimation in Over-complete- Cases, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiments An IOP and SISSA Journal*, 2007, Issue 2, pp. 1-31.
- [42]. M.A. Tinati, B. Mozaffari, A Novel Method to Estimate Mixing Matrix under Over-complete Cases in Wavelet Packet Domain, *ICCCE08*, 2008, pp.493-496.
- [43]. B. Mozaffari, M.A. Tinati, A Novel Blindly Mixing Matrix Estimation of Speech Source Signals Using Short Time-Wavelet Packet Analysis by Simple Laplacian Model in Over-Complete Cases, *MICC'09*, 2009, pp. 597-602.
- [44]. C. S. Burrus, R. A. Gopinath, H. Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, a primer*, Prentice Hall New jersey, 1998.
- [45]. [Ingrid Daubechies](#), *Ten Lectures on Wavelets*, CBMS-NSF Regional Conference Series In Applied Mathematics; Vol. 61, Published by: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [46]. Stéphane Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press, 1999.
- [47]. SG Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.11, 1989, pp.674-693.
- [48]. A. Grossman, R. Kronland-Martinent, and J. Morlet, Reading and understanding continuous wavelet transform, *Proc. Int. Conf. wavelets, time-frequency methods and phase spaces*, Marseille, France Dec. 14-18, 1987.
- [49]. A.K. Barros, H. Kawahara, A. Cichocki, S. Kojita, T. Rutkowski, M. Kawamoto, and N. Ohnishi, Enhancement of speech signal embedded in noisy environment using two microphones, In proceedings of the second international workshop on ICA and BSS, ICA2000, p. 423-428.
- [50]. M.A. Tinati, B. Mozaffari, A Novel Method for Noise Cancellation of Speech Signals Using Wavelet Packets, *The 7th International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT 2005*, Vol. 1, pp. 35-38.

### زیرنویس‌ها

<sup>۱</sup> - Blind source Separation

<sup>۲</sup> - Independent Component Analysis

<sup>۳</sup> - Electrocardiogram

<sup>۴</sup> - Electroencephalogram

<sup>۵</sup> - Expectation Maximization

<sup>۶</sup> - Least Mean Square

<sup>۷</sup> - Performance Index

<sup>۸</sup> - Signal to Interference Ratio

<sup>۹</sup> - PhysioNet Database