

جداسازی کور سیگنال های منبع بر اساس تابع خود همبستگی غیر خطی در حوزه ویولت با در نظر گرفتن نویز مشاهدات با استفاده از الگوریتم LMS

محمد رضا متولی^۱ و بهزاد مظفری تازه کند^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، mr_motevalli64@yahoo.com

^۲ نویسنده مسئول، دانشیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز، mozaffary@tabrizu.ac.ir

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۳/۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۱/۵)

چکیده: در این مقاله جداسازی سیگنال های منبع که در یک محیط نویزی با هم ترکیب شده اند مورد توجه قرار گرفته است و از تابع خود همبستگی غیر خطی سیگنال های منبع در حوزه ویولت به عنوان تابع هدف استفاده شده و با استفاده از الگوریتم LMS^۱ نقطه ی ماکزیمم این تابع محاسبه می شود. ابتدا ضرائب ویولت گسسته ی مربوط به سیگنال های مرکب نویزدار محاسبه شده و سپس بر مبنای ضرائب تقریب به دست آمده از تجزیه ی ویولت و الگوریتم LMS، نقطه ی ماکزیمم تابع هدف مورد نظر محاسبه شده و در نتیجه ضرائب فیلتر تخمین به دست می آیند. سپس با استفاده از این فیلتر سیگنال های منبع از هم جدا می شوند. از دو پارامتر (۱) شاخص بازده و (۲) نسبت سیگنال به تداخل و اثر گذاری نویز، برای نشان دادن کارایی الگوریتم ارائه شده، استفاده می شود. نتایج شبیه سازی در سه قسمت بر اساس سیگنال های تصادفی گوسی، سیگنال های صحبت و سیگنال های الکتروکاردیوگرام نشان داده شده اند. در این مقاله اثر سطح تجزیه در حوزه ویولت نیز مورد توجه قرار گرفته است. در انتها نتایج به دست آمده با الگوریتم جدید (NoisyNA)Shi مقایسه می شود. ملاحظه می شود که به دلیل استفاده از تبدیل ویولت و افزایش میزان همبستگی غیر خطی در این حوزه، نتایج بهتری به دست می آید.

کلمات کلیدی: جداسازی کور سیگنال، آنالیز مولفه های مستقل، تابع خود همبستگی غیر خطی، پردازش سیگنال صحبت، سیگنال الکتروکاردیوگرام، تبدیل ویولت گسسته

۱- مقدمه

جداسازی کور سیگنال های منبع (BSS^۲) تکنیکی است که می توان بر اساس آن سیگنال های منبع موجود در سیگنال های مرکب را جداسازی کرد. در این روش هیچ اطلاعاتی در مورد نحوه ی ترکیب سیگنال های منبع و تشکیل سیگنال مرکب معلوم نمی باشد و معمولاً از خواص آماری سیگنال های منبع در جداسازی کور سیگنال ها استفاده می شود.

مسئله جداسازی کور سیگنال های منبع به دو دسته تقسیم می شود:

(۱) سیگنال های منبع به صورت لحظه ای با هم ترکیب می شوند.

(۲) سیگنال های منبع به شکل کانولوتیو ترکیب می شوند.

یکی از روش‌های مهمی که حل مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌ها مورد توجه بیشتری قرار گرفته است تکنیک آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA^3) 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، تخمین کانال‌های بی‌سیم، پردازش سیگنال‌های گفتار و تصویر، مخابرات راه دور و آنالیز و پردازش سیگنال‌های پزشکی مثل نوار قلبی (ECG^4) و مغزی (EEG^5) مورد توجه قرار گرفته است [۲-۱]. هدف اصلی روش آنالیز مولفه‌های مستقل جدا کردن سیگنال‌های اصلی از سیگنال‌های مشاهدات می‌باشد. معمولاً در شکل استاندارد این تکنیک، سیگنال‌های مشاهدات به صورت ترکیب خطی از سیگنال‌های منبع فرض می‌شوند [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 از جمله به موارد زیر می‌توان اشاره کرد: معیارهای غیر گوسی بودن [۶-۱۴]، هموارسازی (smoothness) [۹ و ۱۵]، تابع همبستگی خطی [۱۰ و ۱۶-۱۷]، الگوریتم‌های زمانی (temporal) [۱۸-۲۰]، خاصیت غیرایستانتان [۲۱-۲۳]، کم‌پشتی 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، پیشنهاد دادند. آن‌ها این جداسازی را در حوزه‌ی زمان و بر اساس 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 نحوه‌ی ترکیب سیگنال‌ها، توانست 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 دهنده‌ی سیگنال‌ها را محاسبه کردند و سپس با استفاده از این ماتریس، جداسازی سیگنال‌های منبع انجام گرفت [۳۸]. Lewicki و همکارانش با به کار بردن تخمین بیزین برای سیگنال‌هایی که توزیع لاپلاسی دارند عمل جداسازی را در حوزه‌ی زمان انجام دادند [۳۹]. طینتی و همکارش مقایسه‌ای را بین حوزه‌ی زمان - فرکانس و حوزه‌ی ویولت انجام دادند و نتیجه گرفتند که سیگنال‌های منبع صحبت در حوزه‌ی ویولت تعامل بیشتری دارند و میزان احتمال وقوع منابع صحبت مختلف در حوزه‌ی ویولت نسبت به حوزه‌ی زمان - فرکانس کمتر است [۴۰]. در ادامه، آنها توانستند یک الگوریتم جدیدی را در حوزه‌ی ویولت برای تخمین ماتریس مرکب ارائه دهند. آن‌ها از مدل ترکیبی لاپلاسی و الگوریتم EM^6 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، مسئله‌ی BSS را حل کنند [۳۱]. آن‌ها در مقاله‌ی 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 محاسبه‌ی 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 افزایش می‌یابد.

مظفری و همکارش استفاده از الگوریتم LMS را در حوزه‌ی زمان پیشنهاد داده و بر اساس تابع همبستگی غیرخطی توانستند روش پیشنهادی آقای Shi را بهبود داده و نتیجه‌ی بهتری را به دست آوردند [۵۶]. Shi و همکارانش با در نظر گرفتن ساختار همبستگی غیر خطی زمانی سیگنال‌های منبع و ترکیب گشتاورهای گوسی با آن، تابع هدفی را معرفی کردند که با پیشینه‌سازی تابع هدف،

الگوریتم NoisyNA⁷ را برای حل مسئله BSS در حالت نویزی معرفی کردند [۵۷].

این مقاله از بخش‌های مختلف تشکیل شده است. ابتدا در بخش ۲ آنالیز مولفه‌های مستقل، فیلتر سفید کننده، تابع همبستگی غیرخطی، تبدیل ویولت و الگوریتم Shi در شکل نویزی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۳ دلیل انتخاب تبدیل ویولت به عنوان حوزه‌ی تبدیل بیان شده و روش پیشنهادی بر مبنای الگوریتم LMS در این حوزه بر مبنای تابع همبستگی غیرخطی ارائه می‌شود و بر اساس آن سیگنال‌های منبع در حوزه‌ی زمان جدا می‌شوند. در بخش ۴ اثر تاخیر زمانی در میزان پاسخگویی الگوریتم جداسازی کور منبع بررسی می‌شود. در بخش ۵ 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 ادامه با محاسبه‌ی نسبت سیگنال به تداخل و پارامتر ضریب شاخص ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. در انتها اثر تعداد سطح تجزیه‌ی ویولت، در میزان کیفیت سیگنال‌های جدا شده بر اساس ویولت‌های مختلف بررسی خواهد شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- آنالیز مولفه‌های مستقل

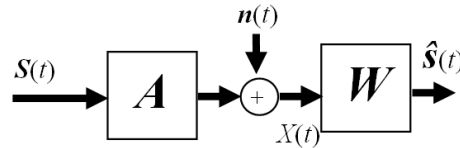
در شکل استاندارد از تکنیک آنالیز مولفه‌های مستقل، سیگنال‌های مشاهدات از ترکیب خطی سیگنال‌هایی تشکیل شده‌اند که به صورت آماری مستقل از هم می‌باشند. در این آنالیز سیگنال‌های غیرقابل مشاهده را سیگنال‌های منبع می‌نامند [۱-۴].

مدل خطی این آنالیز در شکل نویزی به صورت معادله‌ی (۱) نشان داده می‌شود.

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

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 $x_i(t)$ i امین سیگنال مرکب می‌باشد. ماتریس $A = [a_{ij}]_{M \times N}$ یک ماتریس نامعلوم مرتبه $M \times N$ می‌باشد. در شکل استاندارد این آنالیز، همه‌ی درآیه‌های ماتریس A مقدار ثابت فرض شده و یا به عبارت دیگر سیستم ترکیب دهنده، خطی تغییرناپذیر 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 بردار $S(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), \dots, s_N(t)]^T$ نشان داده می‌شوند. هم چنین i امین سیگنال منبع بوده و میانگین همه‌ی آن‌ها صفر و واریانس آن‌ها واحد فرض می‌شوند. همچنین بردار $n(t) = [n_1(t), n_2(t), n_3(t), \dots, n_N(t)]^T$ مولفه‌های نویز بوده که همه‌ی مولفه‌های آن مستقل از هم فرض شده و دارای توزیع گوسی با میانگین صفر و انحراف استاندارد مولفه‌ی i ام برابر σ_i می‌باشد.

در حالتی که مرتبه‌ی 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.



شکل ۱: مدل آنالیز مولفه‌های مستقل برای حل مسئله‌ی BSS نویزی

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، انجام یک پردازش اولیه در مورد سیگنال‌های مشاهدات لازم است. این پیش پردازش توسط یک فیلتری به نام فیلتر سفید کننده 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. معادله‌ی (۲) این تبدیل را نشان می‌دهد.

$$\tilde{X}(t) = V^T X(t) \quad (2)$$

نحوه‌ی محاسبه‌ی ماتریس 'V' در معادله‌ی (۳) نشان داده شده است.

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

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 معادله‌ی (۴) به دست می‌آید.

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

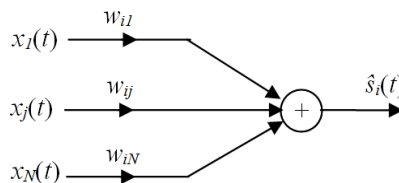
۲-۳- تابع همبستگی غیرخطی و مسئله BSS

فرض می‌کنیم که سیگنال‌های مشاهدات براساس معادله‌ی (۱) توسط حس‌گرهایی به دست آمده باشند که در آن ماتریس ترکیب کننده یک ماتریس مربع بوده و همه‌ی مقادیر در آیه‌های 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 معادله‌ی (۵) سیگنال منبع $\hat{s}_i(t)$ را تخمین زد.

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

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



شکل ۲: فیلتر خطی برای تخمین سیگنال منبع

به منظور محاسبه‌ی تابع خود همبستگی در سیگنال‌های تخمین، نسخه‌ی تاخیر یافته‌ی آن، طبق معادله‌ی (۶) محاسبه می‌شود.

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

در این تحقیق به منظور محاسبه‌ی ضرائب فیلتر تخمین یعنی \mathbf{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 ضرائب فیلتر تخمین، ضرائب فیلتر محاسبه می‌شوند. تابع هدف مورد نظر در معادله‌ی (۷) نشان داده شده است.

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

در این معادله عمل گر $G(\cdot)$ یک تابع غیرخطی بوده که میزان خود همبستگی غیرخطی سیگنال‌های منبع را محاسبه می‌کند. این عمل گر غیرخطی می‌تواند به صورت $G(x)=x^2$ و $G(x)=\log\cosh(x)$ انتخاب شود [۳۴-۳۰].

۲-۴- تبدیل ویولت و ویولت بسته‌ای

تبدیل ویولت یکی از ابزارهای قوی بوده که توجه بسیاری را در زمینه‌ی پردازش سیگنال به خود جلب کرده است. این تبدیل کاربرد زیادی در زمینه‌های مختلف علوم مهندسی از جمله فشرده‌سازی دیتا، پردازش سیگنال‌های صحبت و الکتروکاردیوگرام و تصویر و ویدئو، آنالیز و استخراج گذرای سیگنال‌ها دارد. تبدیل ویولت می‌تواند براساس یک تعداد توابع پایه تحت عنوان توابع مادر بیان شود [۵۴-۵۵]. با استفاده از دو عمل انبساط یا انقباض و شیف‌ت در حوزه‌ی زمان می‌توان براساس ویولت مادر یک خانواده از ویولت‌ها را تولید کرد. تبدیل ویولت پیوسته‌ی یک سیگنال مثل $x(t)$ را می‌توان براساس معادله‌ی (۸) نوشت [۵۸]. در این معادله تابع $\psi(t)$ ویولت مادر بوده و نقش تابع $e^{j\omega t}$ را در تبدیل فوریه بازی می‌کند.

$$Tx(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \quad a > 0, b \in \mathbb{R} \quad (8)$$

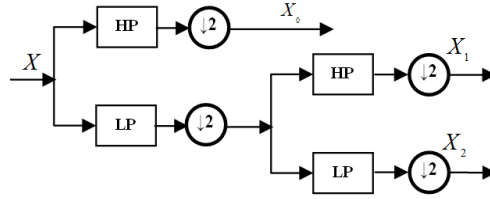
پیچیدگی محاسباتی و اضافات بالای این تبدیل یکی از معایب مهم این تبدیل به شمار می‌آید. بنابراین در عمل برای کاهش این پیچیدگی، این تبدیل به صورت گسسته به‌ازای مقادیر گسسته‌ای از a و b محاسبه می‌شود. تبدیل ویولت گسسته براساس معادلات (۹) نوشته می‌شوند.

$$\begin{aligned} \psi_{j,k}(t) &= 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \\ x(t) &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_k \varphi(t-k) + \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=0}^{+\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \end{aligned} \quad (9)$$

در این معادله $\varphi(t)$ تابع مقیاس یا ویولت پدر نیز نامیده می‌شود و پارامترهای c_k و $d_{j,k}$ به ترتیب ضرائب تقریب و جزئیات بوده که می‌توانند براساس یک مجموعه فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر محاسبه شوند. این فیلترها براساس توابع ویولت مادر و پدر طبق معادلات (۱۰) قابل محاسبه می‌باشند.

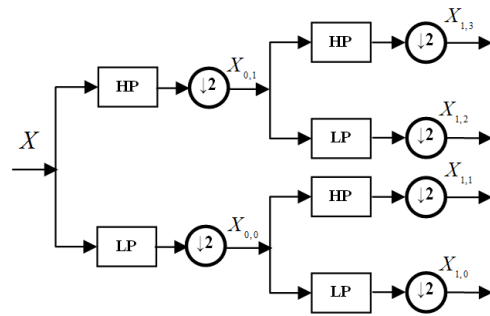
$$\begin{aligned} \varphi(t) &= \sum_k h_0(k) \sqrt{2} \varphi(2t-k) \\ \psi(t) &= \sum_k h_1(k) \sqrt{2} \psi(2t-k) \end{aligned} \quad (10)$$

در این معادلات $h_0(k)$ و $h_1(k)$ پاسخ ضربه‌ی فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر می‌باشند [۵۸]. براساس این فیلترها می‌توان سیگنال دلخواهی را به صورت ضرائب ویولت بسط داد که شکل (۳) این تجزیه را در ۲ سطح نشان می‌دهد.

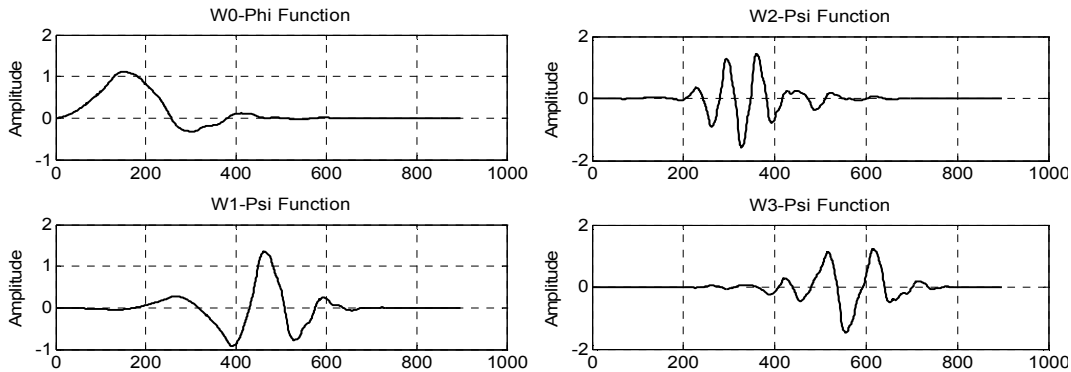


شکل ۳: تجزیه‌ی ویولت سیگنال در ۲ سطح و ضرائب متناظر

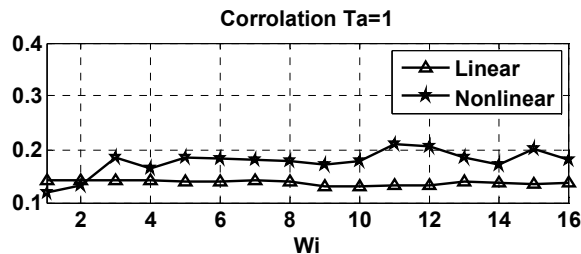
اگر ضرائب تقریب و جزئیات مجدداً براساس این فیلترها تجزیه شوند این تجزیه یا تبدیل را تبدیل ویولت بسته‌ای می‌نامند که شکل (۴) این تجزیه را در دو سطح نشان می‌دهد.



شکل ۴: تجزیه‌ی ویولت بسته‌ای سیگنال در ۲ سطح



شکل ۵: نمودار توابع ویولت‌های مختلف در سطح تجزیه ۲



شکل ۶: نمودار میزان همبستگی خطی و غیرخطی در بسته‌ویولت‌های 'db4' تا سطح تجزیه‌ی ۴ به‌ازای $\tau=1$

۲-۵- همبستگی غیرخطی در حوزه‌ی ویولت

برای بررسی همبستگی غیرخطی سیگنال‌ها در حوزه‌ی ویولت ابتدا همبستگی غیرخطی را در مورد توابع ویولت بسته‌ای بررسی

می‌کنیم. شکل (۵) توابع $\varphi(t)$ و $\psi_{j,k}(t)$ را به‌زای تبدیل ویولت 'db4' در سطح ۲ نشان می‌دهد. هر یک از این توابع را به عنوان یک سیگنال فرض کرده و همبستگی خطی و غیرخطی را با استفاده از معادله‌ی (۷) به ترتیب براساس توابع خطی و غیرخطی $G(x)=x^2$ و $G(x)=x$ بررسی می‌کنیم. در این بررسی مقدار تاخیر برابر $\tau=1$ فرض شده است. میزان همبستگی خطی و غیرخطی هر یک از این بسته ویولت‌ها در شکل (۶) نشان داده شده است. در این شکل بسته ویولت‌های 'db4' تا سطح تجزیه‌ی ۴ نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که مقدار همبستگی غیرخطی نسبت به مقدار همبستگی خطی افزایش یافته است. لذا می‌توان نتیجه گرفت که جداسازی کور سیگنال‌ها با استفاده از معیار همبستگی غیرخطی در حوزه‌ی ویولت می‌تواند نتایج بهتری را به‌دست آورد. در این مقاله استفاده از تبدیل ویولت برای محاسبه‌ی ضرائب فیلتر خطی نشان داده شده در شکل (۱) به منظور جداسازی سیگنال‌های منبع در حضور نویز مشاهدات پیشنهاد می‌شود.

۲-۶- الگوریتم Shi (NoisyNA) و LMS

Shi در سال ۲۰۰۹ روش نیوتن را برای ماکزیمم کردن معادله‌ی (۷) استفاده کرد که به صورت معادلات (۱۱) و (۱۲) بیان می‌شوند [۳۲]. در این معادلات $g(\cdot)$ نشان‌گر مشتق تابع $G(\cdot)$ بوده و $g'(\cdot)$ نشان‌گر مشتق تابع $g(\cdot)$ می‌باشد.

$$w_i(k+1) \leftarrow \frac{\partial \psi}{\partial w_i} - \frac{\partial^2 \psi}{\partial w_i^2} w_i(k), \quad w_i \leftarrow \frac{w_i}{\|w_i\|} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \psi}{\partial w_i} &= E \{ g(\hat{S}_i(t)) G(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t) + G(\hat{S}_i(t)) g(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t-\tau) \} \\ \frac{\partial^2 \psi}{\partial w_i^2} &= E \{ g'(\hat{S}_i(t)) G(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t) \tilde{X}(t)^T + G(\hat{S}_i(t)) g'(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t-\tau) \tilde{X}(t-\tau)^T + \\ &g(\hat{S}_i(t)) g(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t) \tilde{X}(t-\tau)^T + g(\hat{S}_i(t)) g(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t-\tau) \tilde{X}(t)^T \} \end{aligned} \quad (12)$$

این معادلات نشان می‌دهند که این الگوریتم برای به‌دست آوردن ضرائب فیلتر خطی از گرادیان مرتبه‌ی دوم استفاده می‌کند که باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی می‌شود. مظفری برای بهبود نتیجه‌ی روش Shi الگوریتم LMS را در حوزه زمان پیشنهاد داد که در روش پیشنهادی آن‌ها فقط از گرادیان مرتبه اول استفاده شده بود و در نتیجه پیچیدگی الگوریتم کمتر بود. معادلات (۱۳) مراحل مختلف محاسبات را نشان می‌دهند.

$$\begin{aligned} w_i(k+1) &\leftarrow w_i(k) - \mu \frac{\partial \psi}{\partial w_i} \\ w_i &\leftarrow \frac{w_i}{\|w_i\|} \\ \frac{\partial \psi}{\partial w_i} &= E \{ g(\hat{S}_i(t)) G(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t) + G(\hat{S}_i(t)) g(\hat{S}_i(t-\tau)) \tilde{X}(t-\tau) \} \end{aligned} \quad (13)$$

سپس Shi در سال ۲۰۱۰ الگوریتمی با نام NoisyNA ارائه داد. در مدل جدید نویز مشاهدات نیز دخالت دارد که این مدل در معادله‌ی (۱) نشان داده شده است. به منظور محاسبه‌ی ضرائب فیلتر برای جداسازی هر منبع و ماکزیمم کردن تابع همبستگی غیرخطی از معادله‌ی (۱۴) استفاده شده است [۵۷].

$$w_i \leftarrow w_i + \mu \sum_{k=1}^M E \{ (g(\tilde{y}(t)) \tilde{x}(t) - g'(\tilde{y}(t)) \tilde{\Sigma} w_i) + G(\tilde{y}(t-\tau_k)) + (g(\tilde{y}(t-\tau_k)) \tilde{x}(t-\tau_k) + g'(\tilde{y}(t-\tau_k)) \tilde{\Sigma} w_i) G(\tilde{y}(t)) \} \quad (14)$$

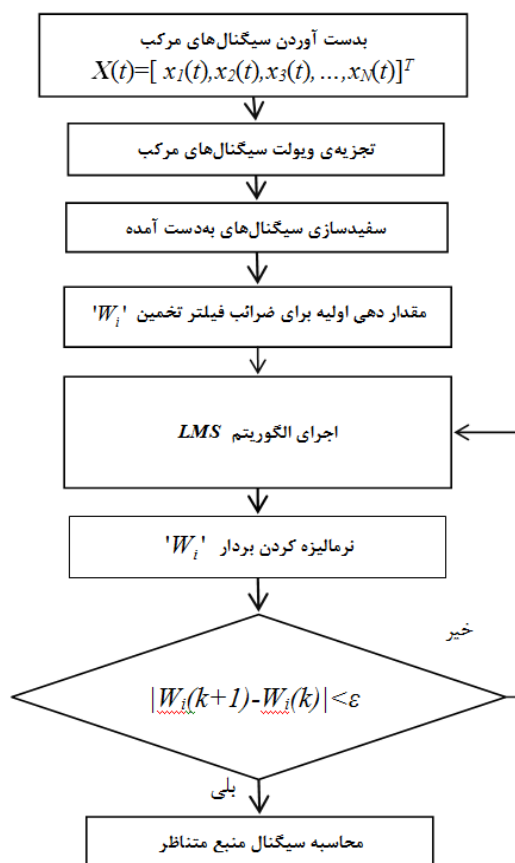
که در آن $\tilde{\Sigma}$ ماتریس کوواریانس بوده که از فرمول زیر به دست می‌آید:

$$\tilde{\Sigma} = E\{\tilde{n}(t)\tilde{n}(t)^T\} = (C - \Sigma)^{-\frac{1}{2}} \Sigma (C - \Sigma)^{-\frac{1}{2}}$$

که در آن C کوواریانس داده‌های دریافتی و Σ ماتریس کوواریانس نویز می‌باشد.

۳- الگوریتم پیشنهادی

در روش پیشنهادی ابتدا تبدیل ویولت سیگنال‌های مرکب موجود محاسبه شده و عمل جداسازی سیگنال‌های منبع بر مبنای ضرائب تقریب حاصل از تبدیل ویولت انجام می‌شود. سپس در مرحله‌ی بعدی عمل سفیدسازی سیگنال به‌دست آمده انجام می‌شود. سپس براساس الگوریتم LMS ضرائب فیلتر خطی محاسبه می‌شوند و در نهایت عمل جداسازی هر منبع انجام می‌گیرد. الگوریتم ارائه شده تا جایی ادامه پیدا خواهد کرد که همبستگی غیرخطی سیگنال‌های منبع جدا شده حداکثر مقدار خود را داشته باشند. بلوک دیاگرام شکل (۷) فرآیند محاسبه‌ی ضرائب فیلتر تخمین و در نتیجه محاسبه‌ی سیگنال‌های منبع را نشان می‌دهد. به‌دلیل سرعت همگرایی زیاد تعداد تکرار الگوریتم برابر حداکثر ۱۰ در نظر گرفته شده است که می‌توان حلقه‌ی تکرار را براساس معیار پارامتر همبستگی غیرخطی سیگنال‌ها به‌صورت بهینه کنترل کرد. در این مقاله برای تعیین مقدار مناسب برای پارامتر τ از روش Li استفاده شده است [۵۳]. در این جا ویولت می‌تواند در کاهش اثر نویز مشاهدات نقش به‌سزایی داشته باشد و در این مقاله برای محاسبه‌ی ضرائب فیلتر جداکننده‌ی سیگنال‌های منبع، از ضرائب تقریب استفاده شده است.



شکل ۷: الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه‌ی سیگنال‌های منبع

۳-۱- پارامترهای $SNIR$ و PI

برای سنجش میزان موفقیت الگوریتم، از پارامتری به نام شاخص بازده (PI^8) یا شاخص کارایی که در معادلات (۱۵) تعریف شده است استفاده می‌شود [۳۱-۳۲].

$$PI = \frac{1}{n^2} \left\{ \sum_{i=1}^n rPI_i + \sum_{j=1}^n cPI_j \right\}, \quad rPI_i = \sum_{j=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1, \quad cPI_j = \sum_{i=1}^n \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{kj}|} - 1 \quad (15)$$

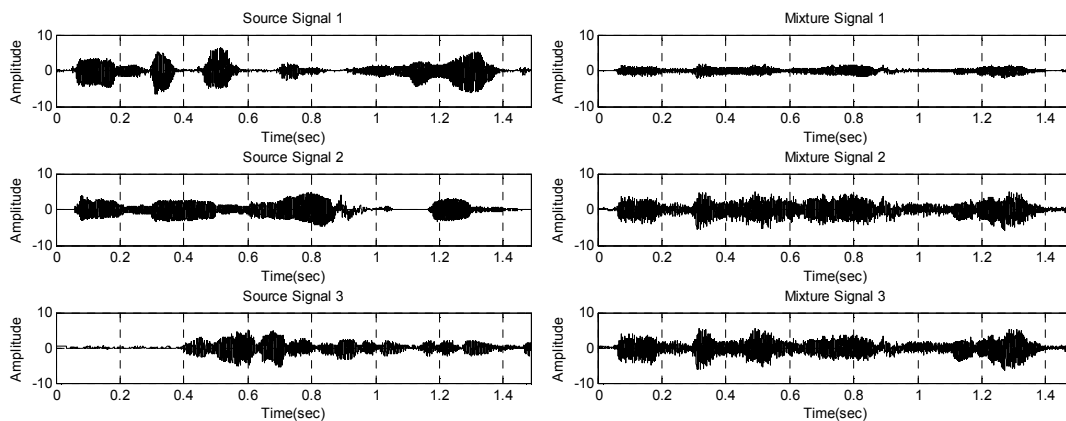
در این معادلات پارامتر p_{ij} ، i و j زامین درآیه ماتریس $\mathbf{P} = \mathbf{W} \times \mathbf{V} \times \mathbf{A}$ می‌باشد. ماتریس \mathbf{P} ، ماتریسی است که سیگنال‌های منبع اصلی را به سیگنال‌های منبع تخمین زده شده تبدیل می‌کند. یا به عبارت دیگر این ماتریس یک ماتریس مقدماتی است که براساس تعویض جای سطرها یک ماتریس واحد هم مرتبه با آن به دست می‌آید. در این معادلات پارامتر rPI_i نشان دهنده مقدار خطایی است که در جداسازی سیگنال منبع $S_i(t)$ توسط دیگر منابع ایجاد می‌شود. همچنین پارامتر cPI_j میزان دخالت سیگنال منبع $S_j(t)$ را در خروجی نشان می‌دهد. با این توضیح می‌توان گفت که هر چقدر مقدار عددی شاخص PI بزرگتر باشد عمل جداسازی کور منبع ضعیف انجام گرفته و برعکس هر چقدر این پارامتر مقدار کوچکتری داشته باشد جداسازی به خوبی انجام شده و تداخل بین سیگنال‌های منبع تخمینی کمتر خواهد بود. برای صحت این گفته از پارامتر دیگری به نام میزان تداخل بین سیگنال‌های منبع و اثرگذاری نویز مشاهدات در خروجی استفاده می‌شود که طبق معادله‌ی (۱۶) تعریف شده است [۴۱].

$$SNIR_i = 10 \log \left(\frac{(S_i(t))^2}{(S_i(t) - \bar{S}_i(t))^2} \right) \quad (16)$$

۳-۲- انتخاب تاخیر زمانی مناسب

انتخاب مقدار مناسب برای پارامتر تاخیر زمانی، می‌تواند تاثیر به‌سزایی در میزان پاسخ الگوریتم و همچنین مقدار سیگنال به نویز ($SNIR^9$) در سیگنال‌های تخمین زده شده داشته باشد، چرا که میزان همبستگی غیرخطی مربوط به سیگنال‌های منبع تابعی از آن می‌باشد. در ادامه، ابتدا به بررسی اثر انتخاب مناسب تاخیر زمانی در جداسازی سیگنال‌ها پرداخته می‌شود.

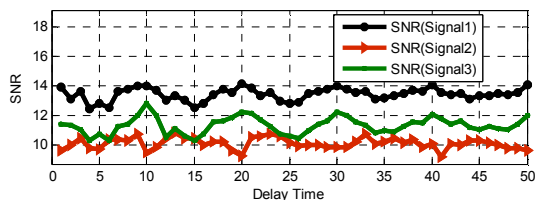
برای این منظور، ۳ سیگنال صحبت به طول ۳۲۷۶۸ نمونه که با سرعت ۲۲ کیلو هرتز نمونه برداری شده است انتخاب شده و توسط یک ماتریس مرکب تصادفی با هم ترکیب می‌شوند. سیگنال‌های منبع صحبت و سیگنال‌های مرکب حاصل از ترکیب به ترتیب در شکل‌های (۸) و (۹) نشان داده شده‌اند.



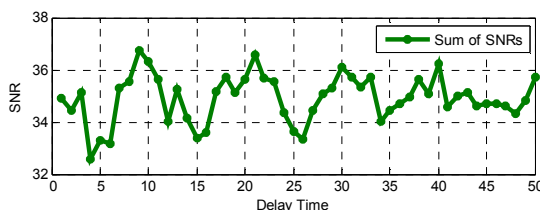
شکل ۹: سیگنال‌های منبع صحبت

شکل ۸: سیگنال‌های مرکب

با اجرای الگوریتم پیشنهادی روی سیگنال‌های مرکب، نمودار نسبت سیگنال به نویز به‌ازای تغییر مقدار τ از ۱ تا ۵۰ در شکل (۱۰) رسم شده است.

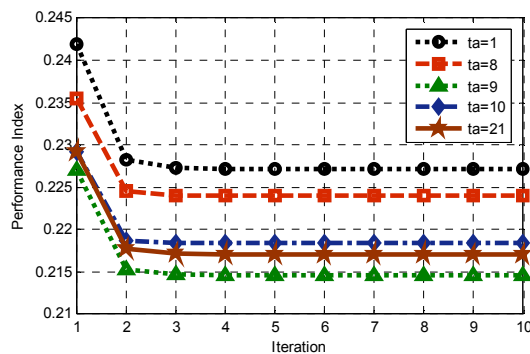


شکل ۱۰: میانگین $(SNIR)$ سیگنال‌های تخمینی به‌ازای ۱۰ بار تکرار الگوریتم پیشنهادی



شکل ۱۱: میانگین مجموع $(SNIR)$ های سیگنال‌های تخمینی به‌ازای ۱۰ بار تکرار الگوریتم پیشنهادی

همان طور که از نمودارها مشخص است، به‌طور مثال، الگوریتم برای هر ۳ سیگنال در اطراف تاخیر زمانی $\tau=9$ دارای بیشترین سیگنال به نویز می‌باشد، لذا برای این نوع سیگنال‌های منبع انتخاب این تاخیر زمانی باعث افزایش $SNIR$ الگوریتم پیشنهادی خواهد شد. در تایید این حقیقت در شکل (۱۱) مجموع سیگنال به نویزهای هر سه سیگنال جدا شده رسم گردیده که ملاحظه می‌شود به‌ازای $\tau=9$ بیشترین $SNIR$ به دست آمده است که این نقطه می‌تواند براساس تابع همبستگی غیرخطی سیگنال‌های تخمینی و یا بر مبنای شاخص بازده یعنی پارامتر PI نیز محاسبه شود که شکل (۱۲) تغییرات این پارامتر را به‌ازای چندین مقدار τ نشان می‌دهد که به‌ازای این شاخص مقدار حداقل را در حالت دائم به خود گرفته است.

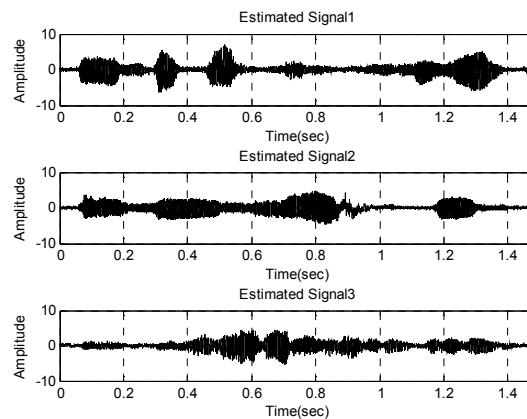


شکل ۱۲: تغییرات پارامتر PI به‌ازای مقادیر مختلف تاخیر انتخابی

پس به‌ازای این مقدار انتخابی بیشترین سیگنال به نویزها برای سیگنال‌های منبع تخمینی به دست خواهد آمد که جدول (۱) این موضوع را تایید کرده و تطابق کامل با نتایج نشان داده شده در شکل (۱۱) را دارد. لازم به توضیح است که الگوریتم پیشنهادی با استفاده از ویولت از نوع 'db4' در سطح تجزیه‌ی ۳ و تابع غیرخطی $G(x)=x^2$ اجرا شده است. هم‌چنین در شکل (۱۳) سیگنال‌های منبع صحبت جدا شده به‌ازای $\tau=9$ نشان داده شده است.

جدول ۱: میانگین SNIR، به ازای چند تاخیر زمانی متفاوت با ۳ سطح تجزیه ویولت نوع 'db4'

τ	$SNIR_1(dB)$	$SNIR_2(dB)$	$SNIR_3(dB)$	جمع SNIR
۱	۱۳/۹۰۰۰	۹/۶۴۰۰	۱۱/۳۸۸۸	۳۴/۹۳۴۹
۸	۱۳/۷۷۵۲	۱۰/۳۱۴۰	۱۱/۴۴۷۹	۳۶/۵۳۷۱
۹	۱۴/۰۱۰۳	۱۰/۴۹/۷۵	۱۱/۹۸۸۴	۳۶/۷۵۳۶
۱۰	۱۴/۰۳۵۴	۹/۴۸۰۸	۱۲/۷۹۷۵	۳۶/۳۱۳۸
۲۰	۱۴/۱۳۹۷	۹/۲۶۲۵	۱۲/۲۴۸۱	۳۵/۶۵۰۳



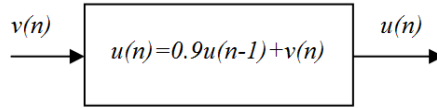
شکل ۱۳: سیگنال‌های منبع صحبت تخمینی با استفاده از روش پیشنهادی به‌ازای $\tau=9$

۴- شبیه‌سازی‌ها

به منظور بررسی روش پیشنهادی در ادامه به‌ازای انواع سیگنال‌های مورد نظر شبیه‌سازی‌ها انجام شده و نتایج را در هر مرحله با نتایج الگوریتم جدید آقای Shi یعنی NoisyNA مقایسه خواهیم کرد.

۴-۱- سیگنال‌های منبع از نوع نویز رنگی

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 0.9 استفاده شده است. تعداد نمونه‌های هر یک از سیگنال‌های مورد استفاده 5000 نمونه می‌باشد. شکل (۱۴) فیلتر مربوطه را نشان می‌دهد که ورودی آن نویز سفید گوسی بوده و خروجی آن یک نویز رنگی می‌باشد در نتیجه بین نمونه‌های آن یک همبستگی وجود خواهد داشت. سیگنال‌های تولید شده توسط یک ماتریس مرکب تصادفی ترکیب می‌شوند و برای ایجاد مدل ICA نویزی، به سیگنال‌های مرکب به‌دست آمده نویز سفید گوسی با واریانس 0.2 اضافه می‌شود تا بتوان سیگنال‌های مرکب نویزدار را تولید نمود. سپس با استفاده از الگوریتم‌های پیشنهادی و Shi و تابع غیرخطی $G(x)=x^2$ سیگنال‌های منبع جدا می‌شوند. در جدول (۲) میزان سیگنال به نویز و تداخل برای سیگنال‌های منبع در هر سیگنال مرکب به‌طور متوسط نشان داده شده است.

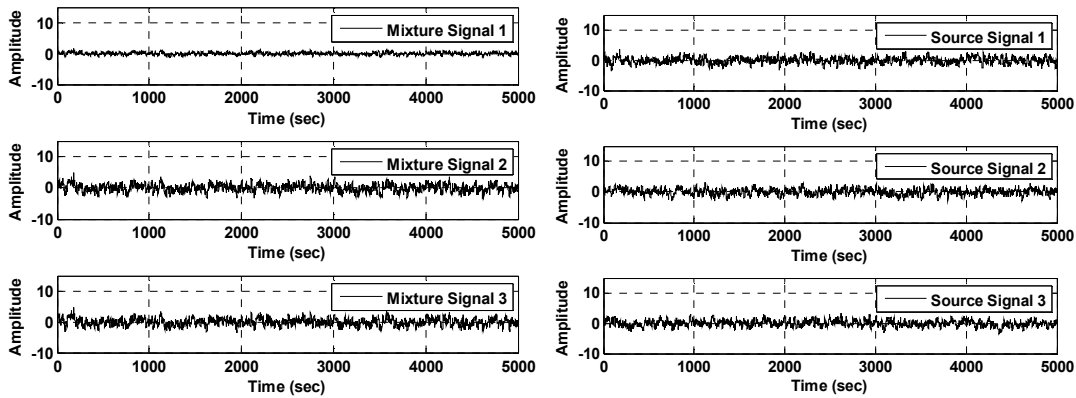


شکل ۱۴: مدل اتورگرسیو برای تولید سیگنال‌های همبسته

جدول ۲: متوسط SNIR در ورودی الگوریتم برای هر سیگنال منبع

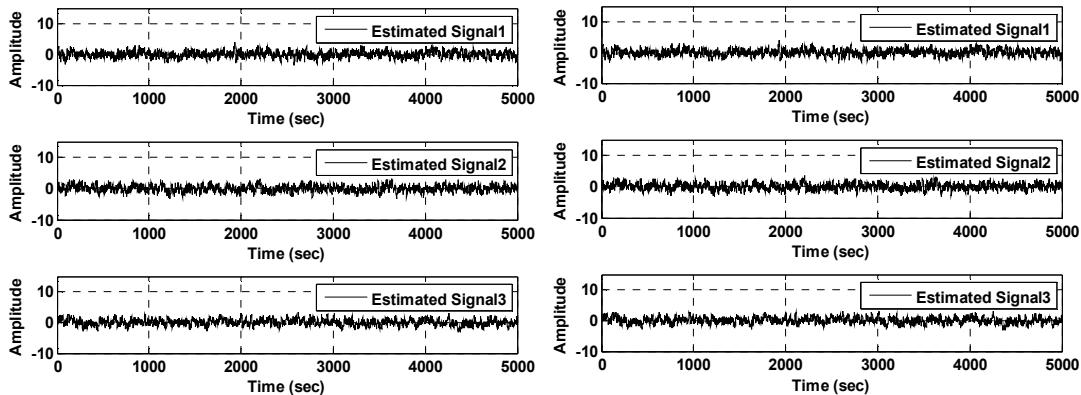
$SNIR_1(dB)$	$SNIR_2(dB)$	$SNIR_3(dB)$
-۴/۴۵۰۷	-۱۱/۱۱۹۸	-۰/۰۶۹۲

سیگنال‌های منبع مورد نظر و سیگنال‌های مرکب به‌ازای یک ماتریس مرکبی که به‌طور تصادفی در نظر گرفته شده است در شکل‌های (۱۵) و (۱۶) نشان داده شده است. سیگنال‌های منبع تخمین نیز در شکل‌های (۱۷) و (۱۸) نشان داده شده است. برای سنجش میزان موفقیت الگوریتم، از پارامتر شاخص بازده PI یا شاخص کارایی که در معادلات (۱۵) تعریف شده است استفاده می‌شود.



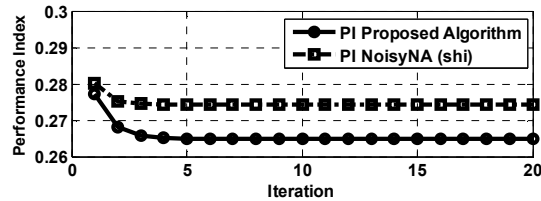
شکل ۱۶: سیگنال‌های مرکب

شکل ۱۵: سیگنال‌های منبع (نویز رنگی)



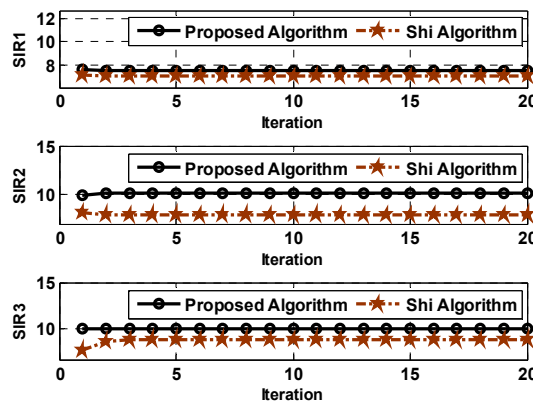
شکل ۱۸: سیگنال‌های منبع تخمین با استفاده از الگوریتم جدید Shi

شکل ۱۷: سیگنال‌های منبع تخمین با استفاده از الگوریتم پیشنهادی



شکل ۱۹: متوسط پارامتر PI بازای $\tau=1$ براساس روش‌های Shi و پیشنهادی

نمودار تغییرات متوسط پارامتر PI در شکل (۱۹) به‌ازای $\tau=1$ در ۱۰ بار اجرای مستقل الگوریتم Shi و الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است. این نمودار نشان می‌دهد که هر دو الگوریتم تقریباً به‌طور متوسط بعد از ۵ الی ۱۰ بار تکرار همگرا می‌شوند. در نهایت با درجه‌ی قابل قبول تری سیگنال‌های منبع با توزیع گوسی به‌صورت کور جدا 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 کوچکی داشته باشد جداسازی به خوبی انجام شده و تداخل بین سیگنال‌های منبع جدا شده کمتر خواهد بود. برای صحت این گفته نمودار متوسط تغییرات پارامتر SNIR برای هر سیگنال منبع در شکل (۲۰) بر حسب دسی‌بل رسم شده است.



شکل ۲۰: متوسط پارامتر SNIR بازای $\tau=1$

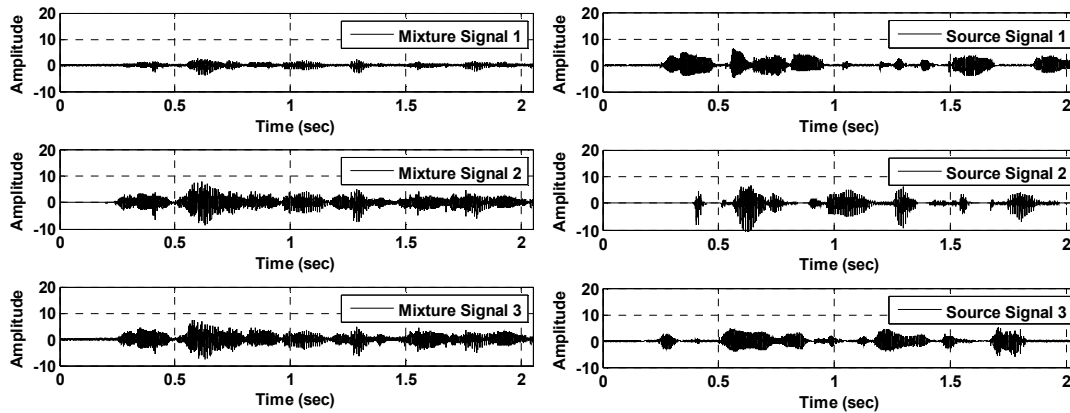
برای نشان دادن میزان تداخل توسط دیگر سیگنال‌ها در هر یک از سیگنال‌های تخمین زده شده، پارامتر تداخل یا نسبت SNIR محاسبه شده و در جدول (۳) این مقادیر نشان داده شده است. این جدول نیز نشان می‌دهد که میزان تداخل در خروجی‌های محاسبه شده در روش پیشنهادی کمتر از روش Shi می‌باشد.

جدول ۳: پارامتر SNIR در سیگنال‌های منبع تخمین زده شده

روش	$SNIR_1(dB)$	$SNIR_2(dB)$	$SNIR_3(dB)$
پیشنهادی	۷/۵۵۹۲	۱۰/۰۷۷۷	۱۰/۰۰۴۱
Shi	۷/۱۳۷۱	۷/۸۵۷۷	۸/۸۰۹۱

۴-۲- سیگنال‌های منبع از نوع صحبت

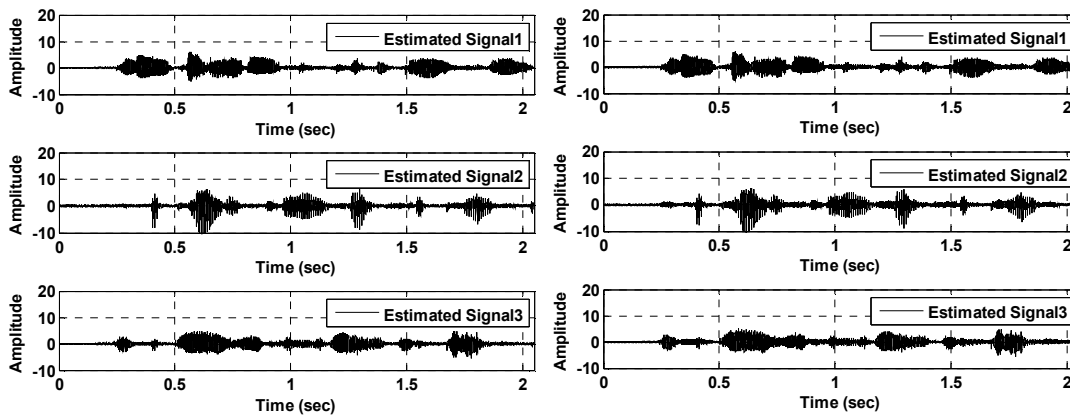
در این بخش، الگوریتم پیشنهادی را به‌ازای سیگنال‌های منبع صحبت بررسی می‌کنیم. ۳ سیگنال صحبت انتخابی از بانک اطلاعاتی TIMIT را در نظر می‌گیریم و میانگین آن‌ها را صفر و واریانس آن‌ها را برابر واحد می‌کنیم. سپس بر اساس یک ماتریس تصادفی مرتبه ۳ سیگنال‌های منبع صحبت را مخلوط می‌کنیم. سیگنال‌های منبع صحبت با فرکانس ۱۶ کیلوهرتز نمونه برداری شده‌اند.



شکل ۲۱: سیگنال‌های منبع صحبت

شکل ۲۲: سیگنال‌های مرکب

در شکل‌های (۲۱) و (۲۲) سیگنال‌های منبع و سیگنال‌های مرکب متناظر نشان داده شده است. طول زمانی هر سیگنال تقریباً ۲ ثانیه می‌باشد. پس از اجرای الگوریتم پیشنهادی، سیگنال‌های منبع تخمین محاسبه می‌شوند که نتایج در شکل (۲۳) و (۲۴) به‌ازای $\tau=9$ نشان داده شده است.



شکل ۲۳: سیگنال‌های منبع تخمین به‌ازای $\tau=9$ در روش جدید Shi

شکل ۲۴: سیگنال‌های منبع تخمین به‌ازای $\tau=9$ در روش پیشنهادی

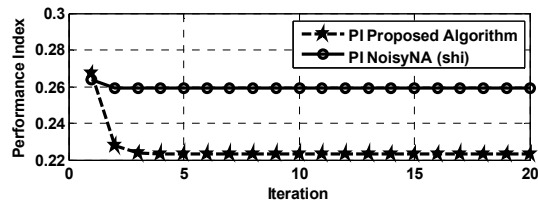
برای نشان دادن میزان تداخل توسط دیگر سیگنال‌ها و اثر نویز در هر یک از سیگنال‌های تخمین زده شده، پارامتر تداخل یا نسبت $SNIR$ محاسبه شده است که در جدول (۴) این مقادیر نشان داده شده است.

جدول ۴: پارامتر $SNIR$ در سیگنال‌های منبع تخمین

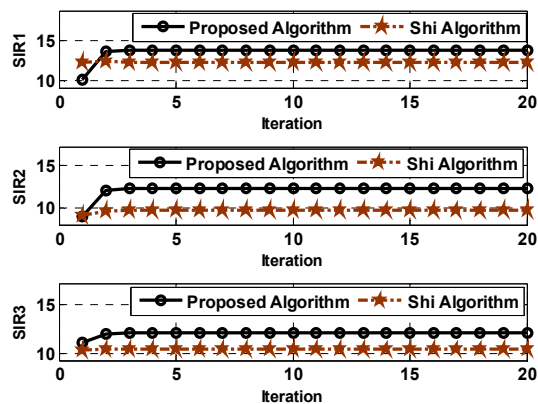
روش	$SNIR_1(dB)$	$SNIR_2(dB)$	$SNIR_3(dB)$
پیشنهادی	۱۳/۷۳۳۲	۱۲/۳۰۴۵	۱۲/۲۰۳۵
Shi	۱۲/۳۱۰۷	۹/۷۱۲۸	۱۰/۴۹۶۶

این جدول نیز نشان می‌دهد که میزان تداخل در خروجی‌ها در روش پیشنهادی کمتر از روش Shi می‌باشد و این اختلاف به‌طور متوسط در هر سیگنال جدا شده در حد ۲ الی ۳ دسی‌بل می‌باشد. نمودار متوسط پارامتر شاخص در ۱۰ بار اجرای الگوریتم با

ماتریس‌های مرکب تصادفی متفاوت محاسبه شده است که در شکل (۲۵) این نمودار رسم شده است. با توجه به این نمودار ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی تقریباً به‌طور متوسط بعد از ۴ الی ۵ بار تکرار همگرا می‌شود.



شکل ۲۵: متوسط پارامتر PI به‌ازای $\tau=9$



شکل ۲۶: متوسط تغییرات پارامتر SNIR، به‌ازای $\tau=9$

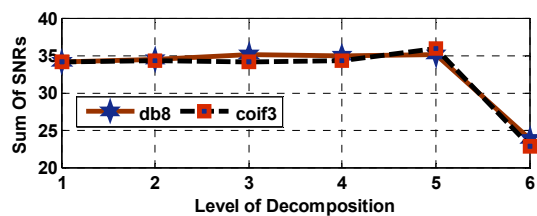
۴-۳- بررسی ویولت‌های مختلف و سطوح تجزیه

در این بخش به بررسی اثر انواع ویولت و سطوح تجزیه، بر میزان پارامتر SNIR خروجی الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود. سیگنال‌های مورد استفاده در این بخش همان سیگنال‌های به کار رفته در بخش ۳-۲ بوده که با یک ماتریس مرکب تصادفی ترکیب می‌شوند. سیگنال‌های مرکب تولید شده به الگوریتم داده می‌شود و به‌ازای چند ویولت مختلف، نسبت سیگنال به نویز یعنی پارامتر SNIR محاسبه می‌شوند که در این جا به آوردن نتایج حاصل از دو ویولت اکتفا شده است.

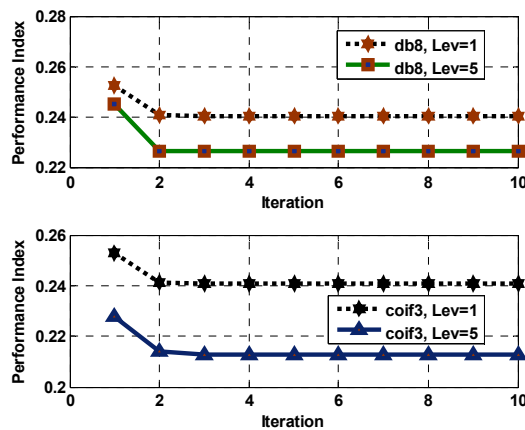
در جدول فوق میانگین SNIR برای ۱۰ بار اجرای مستقل الگوریتم به‌ازای ویولت‌های مختلف و $\tau=20$ نشان داده شده است در ضمن شکل (۲۷) مجموع SNIRهای سیگنال‌های به‌دست آمده را به‌ازای تغییر سطح تجزیه‌ی ویولت نشان می‌دهد. در شکل (۲۸) نیز میانگین شاخص بازده PI به‌ازای همان ویولت‌ها نشان داده شده است. با توجه به مقادیر موجود در این جدول ملاحظه می‌شود که انتخاب ویولت‌های مختلف تاثیر چندانی در نتایج به‌دست آمده ندارد ولی سطح تجزیه تاثیر مهمی را در کیفیت خروجی ایجاد می‌کند. با افزایش سطح تجزیه کیفیت بهبود یافته و سرعت پردازش به دلیل کم شدن حجم داده افزایش می‌یابد. ویولت‌های مورد استفاده 'db8' و 'coif3' می‌باشند. با توجه به جدول (۵) و شکل (۲۷) ملاحظه می‌شود که سطح تجزیه‌ی ۵ نتیجه‌ی بهتری را تولید می‌کند البته لازم به توضیح است که این سطح نیز می‌تواند با افزایش طول زمانی سیگنال افزایش یابد.

جدول ۵: مقایسه‌ی میانگین پارامتر $SNIR$ به ازای چند ویولت مختلف

نوع ویولت و سطح تجزیه	$SNIR_1$ (dB)	$SNIR_2$ (dB)	$SNIR_3$ (dB)
Coif3,1	۱۳/۳۱۳۴	۹/۱۴۱۱	۱۱/۶۸۲۹
Coif3,2	۱۳/۴۶۷۷	۹/۴۵۵۲	۱۱/۴۱۶۹
Coif3,3	۱۲/۶۶۳۲	۱۰/۷۸۰۴	۱۰/۷۳۷۴
Coif3,4	۱۲/۷۳۰۱	۱۱/۵۰۵۸	۱۰/۰۴۶۲
Coif3,5	۱۴/۳۰۳۶	۱۱/۵۶۹۴	۹/۹۷۴۷
Coif3,6	۱۶/۱۰/۱۴	-۰/۸۴۵۸	۷/۵۷۶۹
Db8,1	۱۳/۳۰۵۲	۹/۱۴۲۷	۱۱/۷۰۴۷
Db8,2	۱۳/۴۱۵۱	۹/۵۶۲۶	۱۱/۳۸۸۹
Db8,3	۱۳/۰۶۵۰	۱۰/۱۵۶۶	۱۱/۸۷۹۵
Db8,4	۱۲/۴۱۱۳	۱۳/۸۴۶۲	۸/۷۲۰۸
Db8,5	۱۳/۶۴۱۶	۱۲/۰۴۴۶	۹/۳۸۷۰
Db8,6	۱۳/۷۵۵۵	-۰/۸۹۶۹	۸/۹۰۵۶



شکل ۲۷- متوسط تغییرات پارامتر مجموع $SNIR$ سیگنال‌های تخمینی به ازای ویولت‌های 'db8' و 'coif3' با استفاده از روش پیشنهادی

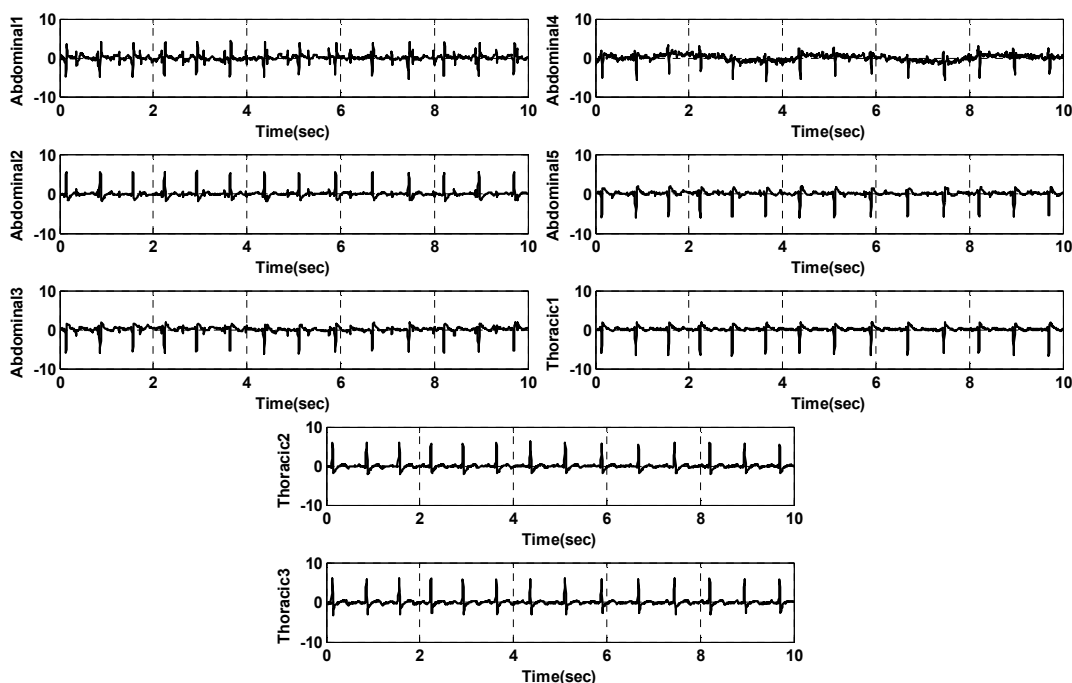


شکل ۲۸: مقایسه‌ی میانگین شاخص PI به ازای $\tau=20$ و ویولت‌های 'db8' و 'coif3' در روش پیشنهادی در ۲ سطح تجزیه‌ی ۱ و ۵

۴-۴- سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مادر

در این بخش سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مربوط به یک زن را که توسط DeMoor ضبط شده است [۵۲] توسط الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. این داده‌ها از بانک اطلاعاتی فیزیوتانت انتخاب شده که شامل ۸ سیگنال بوده که از سیگنال‌های MEKG و FECG و دیگر سیگنال‌های مزاحم نویزی شکل تشکیل شده است. این سیگنال‌ها در طول زمانی ۱۰ ثانیه و با سرعت نمونه برداری ۲۵۰ نمونه در ثانیه ضبط شده‌اند.

با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و ویولت 'db8' در سطح تجزیه‌ی ۳ به ازای $\tau=12$ نتایج به دست آمده به همراه سیگنال‌های مرکب در شکل‌های (۲۹) و (۳۰) رسم شده‌اند. در شکل (۲۹) سیگنال‌های مرکب رسم شده‌اند و در شکل (۳۰) سیگنال‌های منبع مادر و جنین و دیگر سیگنال‌های نویزی جدا شده نشان داده شده‌اند. با توجه به شکل‌ها ملاحظه می‌شود سیگنال مادر و جنین به خوبی از سیگنال‌های مرکب جدا شده‌اند. در شکل (۳۰) دو نمودار اول رسم شده به ترتیب سیگنال جنین و دیگری سیگنال مادر می‌باشند.

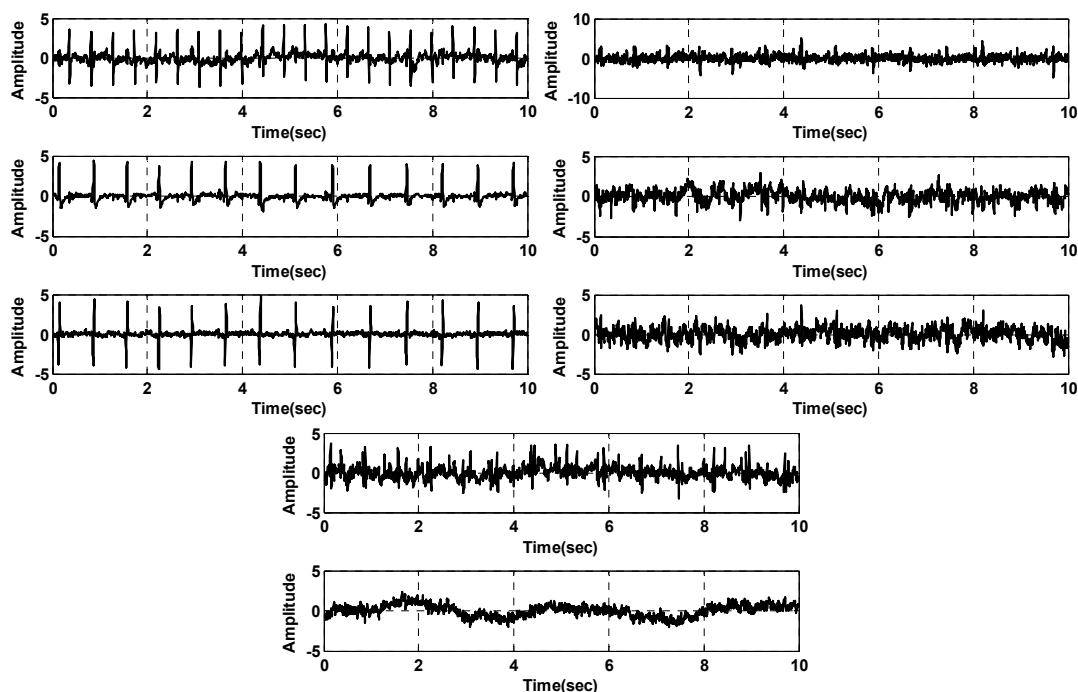


شکل ۲۹: سیگنال‌های مرکب ECG از بانک اطلاعاتی فیزیوتانت

۵- نتیجه گیری

در این مقاله از تابع خود همبستگی غیرخطی به عنوان تابع هدف برای جداسازی سیگنال‌های منبع نویزی استفاده شده است. با ماکزیم کردن این تابع هدف با استفاده از روش LMS در حوزه‌ی ویولت ضرائب فیلتر خطی محاسبه می‌شوند. سپس براساس این فیلتر سیگنال‌های منبع جداسازی می‌شوند. شبیه‌سازی‌ها روی سه مجموعه سیگنال انجام شدند و با توجه به نتایج به دست آمده ملاحظه گردید که اولاً الگوریتم ارائه شده از سرعت همگرایی خوبی برخوردار بوده و تقریباً الگوریتم بعد از ۴ الی ۵ بار تکرار به نقطه پایدار خود می‌رسد. ثانیاً سیگنال‌های منبع می‌توانند دارای توزیع گوسی نیز باشند و عمل جداسازی در این موارد نیز همگرا بوده و سیگنال‌های منبع به دست آمده دارای SNIR بالایی می‌باشند. الگوریتم ارائه شده از گرادیان مرتبه اول تابع هدف برای به روز کردن ضرائب فیلتر استفاده می‌کند و نسبت به الگوریتم جدید Shi از سرعت عمل خوبی برخوردار می‌باشد. علت این امر

این است که در الگوریتم نیوتن اولاً نیاز به محاسبه ماتریس Hessian می‌باشد که از گرادیان مرتبه دوم تابع هدف استفاده کرده و ثانیاً از همهی داده‌ها استفاده می‌کند در حالی که در روش ارائه شده از ضرائب تقریب تبدیل ویولت استفاده شده است که هم حجم دیتا کم شده و هم اثر نویز مشاهدات کاهش پیدا کرده است. در این مقاله برای نشان دادن کارایی الگوریتم ارائه شده، دو پارامتر PI و SNIR محاسبه شدند. ملاحظه گردید که در روش پیشنهادی سیگنال‌های منبع جدا شده از SNIR، بالایی برخوردار بوده و در مقایسه با نتایج روش جدید Shi به اندازه‌ی ۲ الی ۳ دسی‌بل افزایش داشته است. همچنین تاثیر انتخاب تاخیر زمانی و سطح تجزیه‌ی ویولت مناسب بررسی شد و مشاهده شد که این انتخاب‌ها نقش به‌سزائی در میزان کیفیت نتایج الگوریتم از خود نشان می‌دهند.



شکل ۳۰: سیگنال‌های ECG جداسازی شده توسط الگوریتم پیشنهادی به‌ازای $T=12$ و تابع غیرخطی $G(x)=x^2$

مراجع

- [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] Karlson 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, pp. 2009–2025, 2002.
- [4] P. Comon, Independent component analysis—A new concept?, Signal Processing, Vol. 36, pp. 287–314, 1994.
- [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, pp. 757–763, 1996.
- [7] A. Bell, T. Sejnowski, An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution, *Neural Computation*, Vol. 7(6), pp. 1129–1159, 1995.
- [8] J.-F. Cardoso, B.H. Laheld, Equivariant adaptive source separation, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 44(12), pp. 3017–3030, 1996.
- [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(3), pp. 626–634, 1999.
- [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, pp. 1–10, 1991.
- [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(2), pp. 417–441, 1999.
- [14] Z.Y. Liu, K.C. Chiu, L. Xu, One-bit-matching conjecture for independent component analysis, *Neural Computation*, Vol. 16, pp. 383–399, 2004.
- [15] A.K. Barros, A. Cichocki, Extraction of specific signals with temporal structure, *Neural Computation* Vol. 13(9), pp. 1995–2003, 2001.
- [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(5), pp. 499–509, 1991.
- [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(2), pp. 434–444, 1997.
- [18] J.V. Stone, Blind source separation using temporal predictability, *Neural Computation*, Vol. 13, pp. 1559–1574, 2001.
- [19] S. Douglas, S.C. Sawada, H. Makino, A spatio-temporal fastICA algorithm for separating convolutive mixtures, *ICASSP'05*, Vol. 5, pp. 165–168, 2005.
- [20] Huan Tao, Jian-yun Zhang, Lin Yu, A New Step-Adaptive Natural Gradient Algorithm for Blind Source Separation, *Springer Series*, Vol. 344, pp. 35–40, 2006.
- [21] A. Hyvärinen, Blind source separation by nonstationarity of variance: a cumulant-based approach, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 12(6), pp. 1471–1474, 2001.
- [22] K. Matsuoka, M. Ohya, M. Kawamoto, A neural net for blind separation of nonstationary signals, *Neural Networks*, Vol. 8(3), pp. 411–419, 1995.
- [23] D.-T. Pham, J.-F. Cardoso, Blind separation of instantaneous mixtures of non stationary sources, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 49(9), pp. 1837–1848, 2001.
- [24] Y.Q. Li, A. Cichocki, S.I. Amari, Analysis of sparse representation and blind source

- separation, *Neural Computation*, Vol. 16(6), pp. 1193–1234, 2004.
- [25] M.S. Lewicki, T.J. Sejnowski, Learning overcomplete representations, *Neural Computation*, Vol. 12(2), pp. 337–365, 2000.
- [26] Z. Shi, H. Tang, Y. Tang, Blind source separation of more sources than mixtures using sparse mixture models, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26(16), pp. 2491–2499, 2005.
- [27] M. Zibulevsky, B.A. Pearlmutter, Blind source separation by sparse decomposition in a signal dictionary, *Neural Computation*, Vol. 13, pp. 863–882, 2001.
- [28] E. Oja, M.D. Plumbley, Blind separation of positive sources by globally convergent gradient search, *Neural Computation*, Vol. 16(9), pp. 1811–1825, 2004.
- [29] M.D. Plumbley, E. Oja, A “non-negative PCA” algorithm for independent component analysis, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 15(1), pp. 66–76, 2004.
- [30] Z. Shi, C. Zhang, Nonlinear innovation to blind source separation, *Neurocomputing*, Vol. 71, pp. 406–410, 2007.
- [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(2), pp. 908-915, 2008.
- [32] Zhenwei Shi, Changshui Zhang, Fast nonlinear autocorrelation algorithm for source separation, *Pattern Recognition*, Vol. 42(9), pp. 1732-1741, 2009.
- [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(1), pp. 240_247, 2009.
- [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(16), pp. 2491-2499, 2005.
- [35] S. rickard, R. balan and J. Rosca, blind source separation based on space-time-frequency diversity, *IEEE Transaction on Signal Processing*, Vol. 46(11), pp. 2888–2897, 1998.
- [36] O.Yilmaz, S. rickard, blind separation of speech mixtures via time-frequency masking, *IEEE Transaction on Signal Processing*, Vol. 52(7), pp.1830–1847, 2004.
- [37] P. Bofill, M. Zibulevsky, Underdetermined blind source separation using sparce representation networks, *Signal Processing*, Vol. 81(11), pp. 2353-2362, 2001.
- [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*, pp. 675-679, 2001.
- [39] M. Lewicki and T.J. Sejnowski, Learning over complete representations networks, *Neural Compute.*, Vol. 12, pp.337-365, 2000.
- [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(1), pp. 11-16, 2005.
- [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*, Issue 2, pp. 1-31, 2007.

- [42] M.A. Tinati, B. Mozaffari, A Novel Method to Estimate Mixing Matrix under Over-complete Cases in Wavelet Packet Domain, ICCCE08, pp.493-496, 2008.
- [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, 2009.
- [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, pp.674-693, 1989.
- [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, 2000.
- [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, 2005.
- [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, pp. 1049-1056, 2002.
- [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, pp. 1-5, 2008.
- [54] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, H. Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, a primer, Prentice Hall New jersey, 1998.
- [55] 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, ISBN: 0-89871-274-2
- [56] B. Mozaffari, M.A. Tinati, Blind Source Separation Based on Nonlinear Autocorrelation Using LMS Algorithm, Journal of Electrical Eng., Vol. 40(1), pp. 35-44, 2010.
- [57] Z. Shi, X. Tan, Z. Jiang, H. Zhang, C. Guo, Noisy Blind source separation by nonlinear autocorrelation, 3rd International Congress on Image and Signal Processing, pp. 3152-3156, 2010.
- [58] S. Mallat, "A wavelet tour of signal processing", 2nd edition San Diego Academic

Press, 1999.

- 1- Least Mean Square
- 2- Blind Source Separation
- 3- Independent Component Analysis
- 4- Electrocardiogram
- 5- Electroencephalogram
- 6- Expectation Maximization
- 7- Performance Index
- 8- Noisy Nonlinear Autocorrelation
- 9- Signal to Noise and Interference Ratio