

جداسازی سیگنال کور صوتی بر پایه استفاده از روش کومولانت

سحر پویا^{۱*}، مصطفی اسماعیل بیگ^۲، روزبه حمزئیان^۳

گروه مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بوشهر، بوشهر، ایران،

¹ saharpouya68@yahoo.com

² me_beag@yahoo.com

³ r_hamzehyan@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۹۶/۱/۱۸ تاریخ پذیرش: ۹۶/۳/۲۸

چکیده

از جمله روشهای مطرح برای جداسازی چند سیگنال گفتار، که در گیرنده‌ها با یکدیگر ترکیب شده‌اند، استفاده از روش‌های جداسازی کور منابع (BSS) است. جداسازی کور منابع عبارت است از جداسازی و تخمین سیگنال‌هایی که توسط منابع در یک کانال نامعلوم تولید شده و ترکیبات آنها در گیرنده‌ها دریافت شده است. الگوریتم‌های موجود برای جداسازی کور منبع اغلب بر اساس تجزیه‌ی ویژه‌ی ماتریس‌های کومولانت مرتبه‌ی چهارم است. با این وجود وقتی ماتریس‌های کومولانت مقادیر ویژه‌ی نزدیک به هم دارند، بردارهای ویژه‌ی آنها نسبت به خطا در تخمین ماتریس‌ها بسیار حساس می‌شوند. در این مقاله سعی شده با به کارگیری الگوریتم جدیدی میزان این حساسیت را کاهش داده و به تخمین دقیق‌تری دست یابیم.

کلید واژه: سیگنال‌های کور، کومولانت، بردار ویژه، مقادیر ویژه

۱. مقدمه

اخیراً توجه زیادی به جداسازی منابع ترکیبی شده است. به خصوص حالت "کور" که هم منابع و هم فرآیند ترکیبی آنها نامعلوم است و تنها ترکیب‌های ضبط شده آنها موجود است. در کاربردهای بسیاری بازیابی همه‌ی منابع از ترکیبات ضبط شده‌شان یا حداقل، جداسازی یک منبع خاص مورد نظر است. دانستن فرآیند ترکیبی برای دانستن اطلاعاتی درباره‌ی سیستم ترکیبی فیزیکی سودمند است. به علاوه، دانستن فرآیند ترکیبی برای مشخص کردن اطلاعاتی درباره‌ی سیستم ترکیبی فیزیکی سودمند است. جداسازی کور منبع (BSS) مشکلی اساسی است که کاربردهای فراوانی در پردازش سیگنال بیوپزشکی، مخابرات و پردازش صوت دارد. در تحقیقات بسیاری، مشکل BSS بررسی شده است. اگر N تعداد منابع غیر مشاهده

شده‌ی بازیابی شده $s_1(t), \dots, s_2(t)$ از N سیگنال مشاهده

شده‌ی $x_1(t), \dots, x_2(t)$ باشد، مدل آن به صورت زیر می‌شود:

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

که \mathbf{A} یک ماتریس $N \times N$ ترکیبی است. $\mathbf{x}(t)$ یک بردار تصادفی $N \times 1$ است که درایه‌های آن سیگنال‌های مشاهده شده هستند. همچنین $\mathbf{s}(t)$ یک بردار تصادفی است که درایه‌های آن $s_1(t), \dots, s_2(t)$ است. منابع می‌توانند با یافتن ماتریس جداسازی \mathbf{B} به دست آیند به طوری که $\mathbf{AB}=\mathbf{G}$ تنها یک درایه‌ی غیرصفر در هر سطر و ستون داشته باشد. بنابراین منابع بازیابی شده

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t) = \mathbf{G}\mathbf{s}(t) \quad (2)$$

نسبت به جایگشتی و مقیاس بندی، بدون تغییر هستند.

فرضیه‌های کلیدی (۳)–(۱) هستند: این‌ها شرایط کافی برای جداسازی سیگنال‌های منبع هستند [۴]. فرض (۴) اغلب در عمل موضوع ما است. با در نظر گرفتن (۵) یک قرارداد نرمالیزه شده‌ی محض است که همواره با یکی کردن دامنه‌ی هر منبع به A ممکن است.

۴. پیش زمینه‌ی جداسازی منبع کور

روش پیش پردازش استاندارد برای BSS تبدیل خطی سیگنال‌های مشاهده شده به متغیرهای ناهمبسته است. چون ماتریس کوواریانس

$$R_X = E\{x(t)x(t)^H\} \quad (۳)$$

همواره هرمیتین و معین نامنفی است که می‌تواند به صورت زیر تجزیه شود:

$$R_X = Q \Lambda^2 Q^H \quad (۴)$$

که Λ^2 ماتریس قطری است که درایه‌های قطری آن مقادیر ویژه R_X است و $Q = (q_1, \dots, q_N)$ است که q_1, \dots, q_N بردارهای ویژه متعامد R_X است. اگر Λ ماتریسی باشد که درایه‌های آن ریشه‌ی دوم مثبت درایه‌های مربوطه Λ^2 باشد. بنابراین ماتریس

$$W = \Lambda^{-1} Q^{-1} = \Lambda^{-1} Q^H \quad (۵)$$

که به عنوان تبدیل سفیدسازی عمل می‌کند، وقتی روی X اعمال می‌شود. چون

$$(۶)$$

$$E\{(W x(t))(W x(t))^H\} = W R_X W^H = I_N$$

۴-۱. الگوریتم‌های بر پایه‌ی ساختار ویژه برای BSS

الگوریتم‌هایی که تنها از آمارهای مرتبه‌ی دوم استفاده می‌کنند، نمی‌توانند منابع با اتوکوواریانس‌های مشابه را تخمین بزنند. بنابراین بیشتر روش‌های حل مسأله‌ی BSS بر پایه‌ی آمارهای مرتبه‌ی چهارم است. از دیدگاه محاسباتی، آمارهای مرتبه‌ی چهارم غالباً به شکل آرایه‌ای ذخیره شده است. برای مثال کوواریانس چهاررعی به عنوان کمیت چهار متغیره به صورت زیر است [۵، ۴]:

$$q_{il}^{jk} = cum(x_i, x_j^*, x_k^*, x_l) \quad (۷)$$

۲. مروری بر کارهای گذشته

محققان بسیاری، حالت‌هایی که سیگنال‌های منابع $s_i(t)$ می‌توانند دو به دو مستقل فرض شوند، را مطالعه کرده‌اند [۱]. وقتی ماتریس ترکیبی A یک‌به‌یک باشد (که بعد از تبدیل سفیدسازی به دست می‌آید) یک روش کلی، ساختار جبری که کوواریانس ربعی نامیده می‌شود، را استخراج می‌کند. به طور مختصر، کوواریانس ربعی یک تانسور مرتبه‌ی چهارم است که مختصات آن، کومولانت‌های سیگنال‌های مشاهده شده‌ی سفیدسازی شده است. ماتریس N ایجاد شده از همگرایی کوواریانس ربعی با هر ماتریس دلخواه M دارای ویژگی مهمی است که توسط A قطری شده است [۷]. به عبارت دیگر، ماتریس ترکیبی یک‌به‌یک A که توسط بردارهای ویژه N داده شده است. مشکل هنگامی بیشتر می‌شود که ماتریس N مقادیر ویژه‌ی نزدیک به هم داشته باشد چون در این حالت بردارهای ویژه‌ی آن، نسبت به خطاها در محاسبات آماری داده بسیار حساس هستند.

برای به دست آوردن تخمین‌های بهتری، قطری سازی توأم ماتریس‌های مختلف N_i پیشنهاد شده است [۲، ۳]. که به موجب آن، هر ماتریس N_i یک همگرایی از تانسور کومولانت با یک ماتریس متفاوت M_i است. همچنین ساختار ویژه‌ی یک ترکیب خطی از ماتریس‌های N_i به دست آمده است. با این وجود، این روش‌ها از نظر محاسباتی سخت است.

۳. فرضیات اولیه

فرضیات زیر در این مقاله در نظر گرفته شده است:

- (۱) منابع $s_i(t)$ از نظر آماری دو به دو مستقل هستند. یعنی در هر شاخص زمانی t ، اجزای بردارهای $s(t)$ مستقل هستند.
- (۲) حداکثر یک منبع دارای توزیع گوسی باشد.
- (۳) هر ماتریس ترکیبی A غیرتکین است.
- (۴) هر منبع یک فرآیند میانگین صفر پایدار است.
- (۵) منابع $s_i(t)$ دارای وارریانس یک هستند.

دقت کنید که هیچ فرضی در ارتباط با وابستگی زمانی بین نمونه‌های هر منبع به کار رفته نرفته است (برای مثال منابع مستقل فرض نشده‌اند و به طور مشابه توزیع شده‌اند).

می‌شود. به این منظور پیشنهاد می‌کنیم که همهی مقادیر ویژه N به جز یکی را صفر رار دهیم. استدلال منطقی آن به این صورت است که جداسازی بین یک مقدار ویژه مثل $|h_i|^2 K_{Si}$ و نزدیک‌ترین مقدار ویژه بعدی $|h_j|^2 K_{Sj}$ برابر با:

$$|h_i|^2 K_{Si} - |h_j|^2 K_{Sj}. \quad (13)$$

بدون از دست دادن کلیت مسأله فرض کنید $|K_{Si}| \square |K_{Sj}|$. چون $\sum_{n=1}^N |h_n|^2 = 1$ فاصله‌ی بین دو مقدار ویژه وقتی ماکزیمم می‌شود که $|h_i| = 1$ ، که این به معنی است که $|h_k| = 0$ برای $k \neq i$: در این حالت تنها یک مقدار ویژه غیر صفر وجود دارد.

۴-۳. انتخاب ضرایب m_1, \dots, m_N

N'_i ماتریس $N \times N$ است که به صورت زیر تعریف شده است:

$$(N'_i)_{ij} = \sum_{1 \leq k, l \leq N} q_{il}^{jk} m_k^* m_l \quad (14)$$

در اینجا تساوی اول یک انتخاب بر پایه‌ی آمار برای محاسبه‌ی ماتریس است. در حالی که تساوی دوم مستقیماً $(N'_i)_{mn}$ را از داده‌ها تخمین می‌زند (معادله‌ی بین دو تعریف به آسانی از ویژگی‌های کومولانت پیروی می‌کند).

بردار m به عنوان راه حلی برای مشکل بهینه سازی محاسبه می‌شود:

$$\max m^H N'_i{}^T m, \quad \text{به شرط } \|m\|^2 = 1 \quad (15)$$

m بهینه، همان بردار ویژه اساسی (آن که مربوط به بزرگترین مقدار ویژه است) $N'_i{}^T$ است. معادلاً راه حل (۱۲) مزدوج بردار ویژه N'_i نیز است. چون مقادیر ویژه N دقیقاً به صورت زیر هستند

$$|h_1|^2 K_{S1}, \dots, |h_N|^2 K_{SN} \quad (16)$$

به آسانی دریافت می‌شود که ماتریس N با جایگزینی مقدار بهینه m در (۱۴) به دست می‌آید که فقط یک مقدار ویژه غیر صفر دارد.

که کومولانت مرتبه‌ی چهارم به صورت زیر تعریف شده است:

$$\begin{aligned} cum(x_i, x_j, x_k^*, x_l) &= E\{x_i x_j^* x_k^* x_l\} \\ &- E\{x_i x_j^*\} E\{x_k^* x_l\} - \\ &E\{x_i x_k^*\} E\{x_j^* x_l\} - E\{x_i x_l\} E\{x_j^* x_k^*\} \end{aligned} \quad (8)$$

۴-۲. ماتریس‌های کومولانت قابل تنظیم

$m = (m_1, \dots, m_N)^T$ یک بردار نرمالیزه شده به مفهوم زیر است [۵]:

$$\sum_{k=1}^N |m_k|^2 = 1 \quad (9)$$

N تصویرری از ماتریس $M = m^* m^T$ است. برای مشخص کردن مختصات این ماتریس، داریم:

$$(N_{ij}) = \sum_{1 \leq k, l \leq N} q_{il}^{jk} m_k^* m_l \quad (10)$$

که مقادیر ویژه N به صورت زیر است

$$|h_1|^2 K_{S1}, \dots, |h_N|^2 K_{SN} \quad (11)$$

که

$$h_n = \sum_{k=1}^N m_k a_{kn} \quad (12)$$

و $K_{Sn} = cum(s_n, s_n^*, s_n, s_n^*)$ کورتوسیس سیگنال منبع n ام است. چون A یکه است، به آسانی می‌توان نشان داد که $\sum_{n=1}^N |h_n|^2 = 1$ [۱۴].

مشکل استخراج یک منبع منفرد را برای گشتاور در نظر بگیرید. با توجه به بخش قبل باید به سادگی ضرب نقطه‌ای هر بردار ویژه N و داده‌های سفیدسازی شده‌ی $x(t)$ را محاسبه کند. قدرتمندی پروسه - قدرتمندی در اینجا به معنی حساس نبودن نسبت به خطاها در تخمین ماتریس است - در نهایت به مقادیر ویژه N بستگی دارد. گفتیم که بردارهای ویژه‌ای که با مقادیر ویژه نزدیک به هم مربوط هستند، به درستی قابل محاسبه نمی‌باشند.

بنابراین راه حل ما، ایجاد ماتریس N است که یک مقدار ویژه به خوبی جدا از بقیه داشته باشد. در مواردی که تغییرات کوچکی در N باعث ایجاد تغییرات بزرگی در بردار نمی‌شود، توقع می‌رود بردار ویژه مربوطه از نظر عددی ثابت باشد. بنابراین استخراج منبع مرتبط، قدرتمندی محسوب

۵. الگوریتم برای جداسازی منبع

روش مستقیمی برای محاسبه سیگنال‌های منبع ارائه می‌دهیم.

نمی‌توان ماتریس‌های کومولانت N و N'_i را به طور دقیق تخمین زد، این امر مفید خواهد بود.

در حقیقت یک رمز برای بهبود شبه کد وجود دارد. نکته این است که N و N'_i ساختاری مشابه دارند. بنابراین با فراخوانی‌های متوالی به همان زیرروال، قابل محاسبه است. عناصری که باید در زیرروال تکرار شوند، به ترتیب b_i و m هستند. سپس دو فراخوانی متوالی بعدی به همان زیرروال، می‌توانند در حلقه‌ی جدیدی ادغام شوند (که در آن b_i و N با m_i و N'_i بازنویسی می‌شوند). ساختار الگوریتم در شکل ۱ نشان داده شده است [۵].

۵-۱. تخمین یک منبع

محاسبه‌ی m و بردار ویژه‌ی اساسی، در مجموع و به آن فرم، اساس روش ما برای استخراج یک سیگنال منبع را می‌سازد. الگوریتم منطبق به صورت ساده‌ی شکل ۱ است. با توجه به حلقه‌ی for، این تنها مکانیزمی برای تکرار بهبود راه حل‌هاست که چون به دلیل نمونه برداری محدود، در عمل

- | |
|--|
| <p>(0) Apply the whitening transformation to the data. (1) Start with the unit-norm vector $b_i = (b_{i1}, \dots, b_{iN})^T$, the initial guess. (2) for $k= 1, 2, \dots, k_{max}$ (2.1) set $y_i = \sum_n b_{in}x_n$. (2.2) Estimate matrix N'_i (2.3) overwrite b_i with the conjugate of the principal eigenvector of N'_i (3) end for (4) return $y_i = \sum_n b_{in}x_n$, the estimated source.</p> |
|--|

شکل ۱. الگوریتم برای تخمین یک منبع

۵-۲. تخمین چندین منبع

ردیف‌های B به کمک تعامدشان از یکدیگر جدا شده‌اند. این ویژگی جداسازی این امکان را برای ما به وجود می‌آورد که مشکل کلی به عنوان زنجیره‌ای از بهینه سازی های محلی را برطرف سازد. برای تخمین منابع $M \leq N$ ، ممکن است در هر مرحله بردارهای ویژه‌ی اصلی از ماتریس‌های متفاوت N'_i را محاسبه می‌کنیم و سپس الگوریتم گرام اسمیت را به منظور تعامد کردن آن‌ها به کار می‌بریم. این پروسه تا رسیدن به همگرایی، ادامه می‌یابد.

نشان داده شده است. این الگوریتم به ما مزیت روش برگشتی اورتوگونال را یادآوری می‌کند که برای محاسبه‌ی بردارهای ویژه‌ی مختلف به طور همزمان به کار می‌رود.

روش متفاوت دیگری که شامل استخراج یک منبع در زمان و تفریق آن از سایر سیگنال‌های مشاهده شده در هر مرحله است. بنابراین ابعاد مسأله‌ی اولیه را کاهش می‌دهد. (شکل ۳)

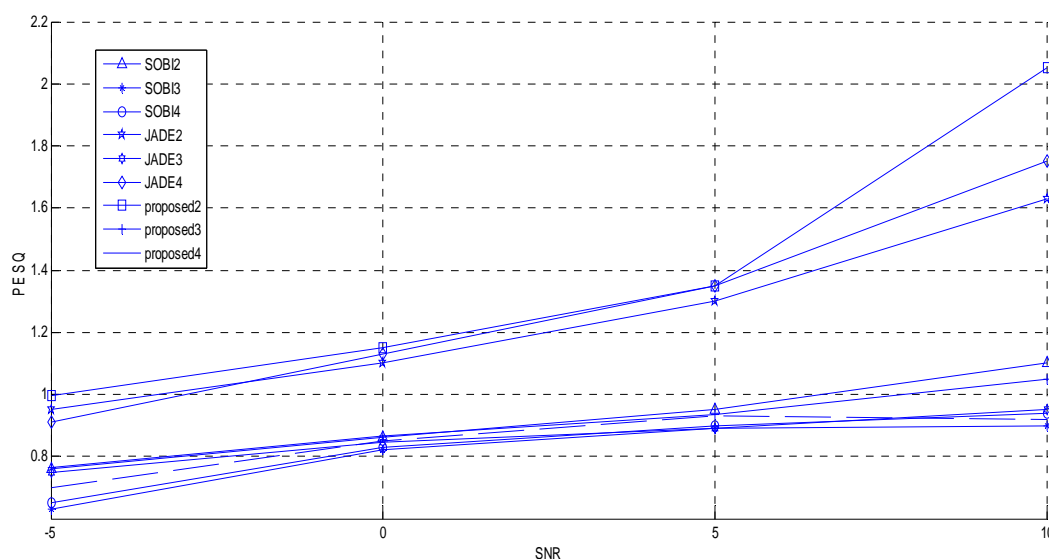
با توجه به شکل ۳ به آسانی اثبات می‌شود که مرحله‌ی (1.2) منبع $y_i(t)$ را از بردار مشاهده شده $x(t)$ دقت کنید که $b_i^* y_i(t) = x(t)$ تخمینی از ستون ماتریس ترکیبی است و $y_i(t) = b_i^T x(t)$ جدا می‌کند. بعد از تفریق منبع، ابعاد بردار جدید $x(t)$ می‌تواند به یک کاهش یابد. برای اتمام این امر، به سادگی یکی از سیگنال‌های مشاهده شده‌ی $x_i(t)$ را دور می‌اندازیم.

از دیدگاه محاسباتی، فاکتورگیری QR - از طریق گرام اسمیت یا به روش‌های دیگر (مثل تبدیلات خانگی) - بهترین انتخاب برای تعامد بردارهاست. الگوریتم حاصل در شکل ۲

- (0) Apply the whitening transformation to the data.
 (1) Start with the unit-norm vector $b_i = (b_{i1}, \dots, b_{iN})^T$, the initial guess.
 (2) for $k=1, \dots, 2k_{max}$
 (2.1) set $y_i = \sum_n b_{in} x_n$, for $i=1, \dots, M$.
 (2.2) Estimate the matrices N'_i for $i=1, \dots, M$.
 (2.3) overwrite b_i with the conjugate of the principal eigenvector of N'_i , for $i=1, \dots, M$.
 (2.4) Let $B_M = (b_1, \dots, b_M)$.
 (2.5) QR-factorization $QR = B_M$.
 (2.6) Overwrite b_1, \dots, b_M with the columns of Q .
 (3) end for
 (4) return $y_i = \sum_n b_{in} x_n$, the estimate sources, for $i=1, \dots, M$.

شکل ۲. الگوریتم اول برای تخمین $M \leq N$ منبع

۶. نتایج شبیه سازی



شکل ۳. مقایسه PESQ برای سه روش به ازای SNR های مختلف

$$SNR_k = 10 \log \frac{E\{|s_k|^2\}}{E\{|s_k - \hat{s}_k|^2\}} = -10 \log E\{|s_k - \hat{s}_k|^2\} \quad (17)$$

که S_k تخمینی از منبع k ام است.

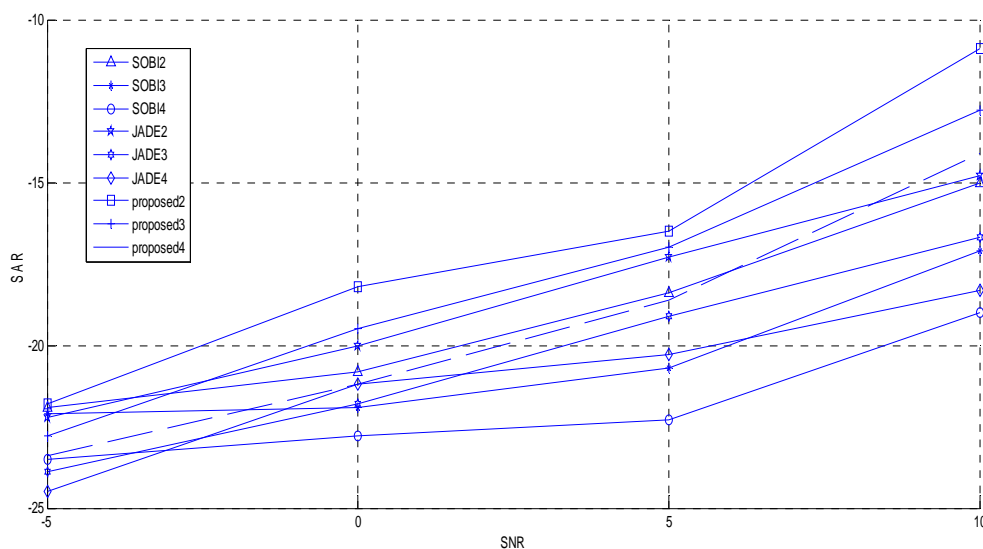
در این قسمت، کارایی روش ارائه شده را از طریق آزمایشات عددی نشان می‌دهیم. این عملکرد می‌تواند از نسبت سیگنال به نویز (SNR) هر منبع در خروجی جدا کننده ارزیابی شود. این نسبت برای منبع k ام با رابطه‌ی زیر بیان می‌شود:

جدول ۱. مقایسه‌ی مقادیر PESQ برای سه روش به ازای SNR های مختلف.

| Methods/SNR | -5 | 0 | 5 | 10 |
|-------------|------|------|------|------|
| SOBI2 | 0.76 | 0.86 | 0.95 | 1.10 |
| SOBI3 | 0.63 | 0.82 | 0.89 | 0.90 |
| SOBI4 | 0.65 | 0.83 | 0.90 | 0.94 |
| JADE2 | 0.95 | 1.10 | 1.30 | 1.63 |
| JADE3 | 0.75 | 0.84 | 0.89 | 0.95 |
| JADE4 | 0.91 | 1.13 | 1.35 | 1.75 |
| proposed2 | 0.99 | 1.15 | 1.35 | 2.05 |
| proposed 3 | 0.76 | 0.86 | 0.93 | 1.05 |
| proposed4 | 0.70 | 0.85 | 0.93 | 0.92 |

۰ و ۵ و ۱۰ دسی بل (db) رسم شده است. این مقایسه برای دو منبع، سه منبع و چهار منبع تکرار شده است. از شکل دیده می‌شود که روش ارائه شده در همه‌ی موارد سیگنال‌های اولیه را با کیفیت بهتری بازیابی می‌کند.

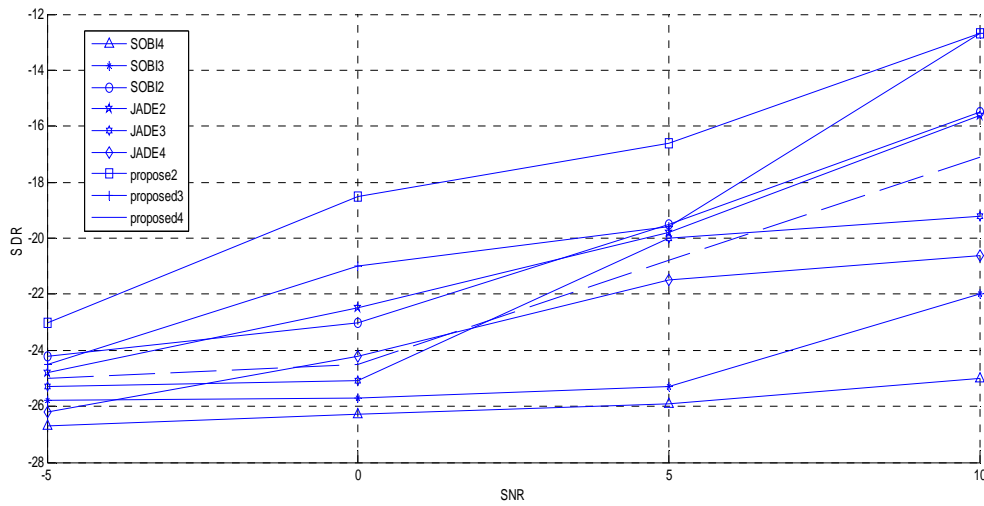
در شکل‌های ۴ تا ۶، این نمودارها برحسب ۴ نسبت متفاوت سیگنال به نویز به منظور مقایسه‌ی بهتر کارایی روش‌ها و پایداری‌شان در حضور نویز رسم شده‌اند. در شکل ۴، مقادیر PESQ برای سه روش ارائه شده بر پایه‌ی کومولانت، JADE و SOBI در حضور نویزهای ۰-۵ و



شکل ۴. مقایسه‌ی SAR برای سه روش به ازای SNR های مختلف

جدول ۲. مقایسه‌ی مقادیر SAR برای سه روش به ازای SNR های مختلف.

| Methods/SNR | -5 | 0 | 5 | 10 |
|-------------|-------|-------|-------|-------|
| SOBI2 | -21.9 | -20.8 | -18.4 | -15.0 |
| SOBI3 | -22.1 | -21.9 | -20.7 | -17.1 |
| SOBI4 | -23.5 | -22.8 | -22.3 | -19.0 |
| JADE2 | -22.2 | -20.0 | -17.3 | -14.8 |
| JADE3 | -23.9 | -21.8 | -19.1 | -16.7 |
| JADE4 | -24.5 | -21.2 | -20.3 | -18.3 |
| proposed2 | -21.8 | -18.2 | -16.5 | -10.9 |
| proposed3 | -22.8 | -19.5 | -17 | -12.8 |
| proposed4 | -23.4 | -21.2 | -18.6 | -14.1 |



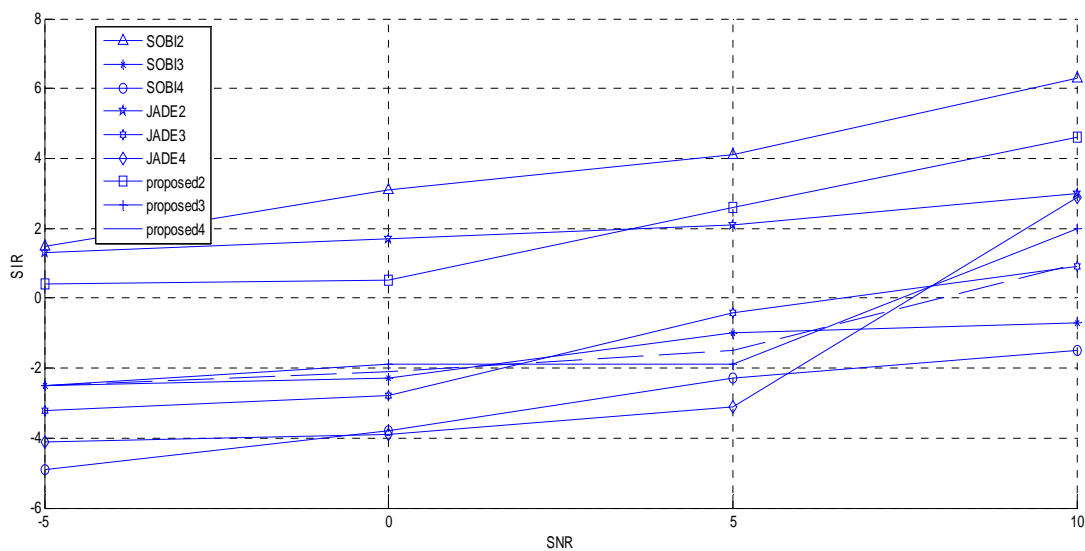
شکل ۵. مقایسه‌ی SDR برای سه روش به ازای SNR های مختلف

جدول ۳. مقایسه‌ی مقادیر SDR برای سه روش به ازای SNR های مختلف.

| Methods/SNR | -5 | 0 | 5 | 10 |
|-------------|-------|-------|-------|-------|
| SOBI2 | -24.2 | -23.0 | -19.5 | -15.5 |
| SOBI3 | -25.8 | -25.7 | -25.3 | -22.0 |
| SOBI4 | -26.7 | -26.3 | -25.9 | -25.0 |
| JADE2 | -24.8 | -22.5 | -19.8 | -15.6 |
| JADE3 | -25.3 | -25.1 | -20.0 | -19.2 |
| JADE4 | -26.2 | -24.2 | -21.5 | -20.6 |
| proposed2 | -23.0 | -18.5 | -16.6 | -12.7 |
| proposed3 | -24.5 | -21.0 | -19.6 | -12.7 |
| proposed4 | -25.0 | -24.5 | -20.8 | -17.1 |

جدول ۴. مقایسه‌ی مقادیر SIR برای سه روش به ازای SNR های مختلف.

| Methods/SNR | -5 | 0 | 5 | 10 |
|-------------|------|------|------|------|
| SOBI2 | 1.5 | 3.1 | 4.1 | 6.3 |
| SOBI3 | -2.5 | -2.3 | -1.0 | 0.7 |
| SOBI4 | -4.9 | -3.8 | -2.3 | -1.5 |
| JADE2 | 1.3 | 1.7 | 2.1 | 1.3 |
| JADE3 | -3.2 | -2.8 | -0.4 | 0.9 |
| JADE4 | -4.1 | -3.9 | -3.1 | -2.9 |
| proposed2 | 0.4 | 0.5 | 2.6 | 4.6 |
| proposed3 | -2.5 | -1.9 | -1.9 | 2.0 |
| proposed4 | -2.5 | -2.1 | -1.5 | 1.0 |



شکل ۶. مقایسه‌ی SIR برای سه روش به ازای SNR های مختلف

۷. نتیجه گیری

کارهای ما در قالب ارائه شده، خلاصه می‌شود. در آخر، نتایج شبیه سازی به منظور مقایسه با سایر الگوریتم‌ها ارائه شده است. نتایج شبیه سازی به منظور مقایسه با سایر الگوریتم‌ها ارائه شده است. در همه‌ی نمودارهای ارائه شده، بهبود پارامترها به وضوح دیده می‌شود. مقدار $PESQ$ با افزایش یک واحدی مواجه بوده است. مقدار SIR و SDR نیز با اختلاف بسیار زیادی افزایش یافته است. مقادیر ارائه شده در نمودار SAR نیز با اختلاف کمتری از روش $JADE$ بالاتر قرار گرفته است که این اختلاف با افزایش منابع، بیشتر می‌شود. نمودارهای فوق برای همه‌ی روش‌ها برحسب SNR رسم شد و کارایی روش ارائه شده، در حضور نویز نیز نشان داده شد.

این مقاله روشی برای حل مشکل جداسازی کور سیگنال‌های منابع مختلف را ارائه می‌دهد. روش ما بر اساس تجزیه‌ی ویژه‌ی ماتریس کومولانت مشخص N می‌باشد. این ماتریس کومولانت به عنوان اختصاری از تانسور کومولانت مرتبه چهارم با $m^* m^T$ تعریف شده است که m یک بردار با اندازه‌ی واحد است. ساختار ویژه‌ی این تعریف، به ما این امکان را می‌دهد تا همه‌ی مقادیر ویژه‌ی ماتریس N بجز یکی را، صفر کنیم. این امر محاسبات مرتبط با بردار ویژه را مستحکم‌تر می‌سازد. از نتایج اولیه، الگوریتم جدیدی را برای محاسبه‌ی جداسازی کور سیگنال‌های منبع به دست آوریم.

مراجع

- [1] P. Comon and L. Rota, "Blind separation of independent sources from convolutive mixtures," *IEICE Trans. on Fundamentals*, vol. E86-A, no. 3, pp. 542–549, Mar 2003.
- [2] M. Syskind Pedersen, J. Larsen, U. Kjems and L. C. Parra, (2009), "A survey of convolutive blind source separation methods", *Springer Handbook on Speech Processing and Speech Communication*, pp. 1-34, 2007.
- [3] R. Martin-clemente and J. I. Acha, "New equations and iterative algorithm for blind separation of sources", *Signal Processing*, vol. 82, pp. 861-873, 2002.
- [4] A. Hyvarinen, J. Karhunen and E. Oja, (2011), "Independent component analysis", *John Wiley & Sons, Inc*
- [5] R. Martin-clemente, J. I. Acha and C. G. Puntonet, "Eigendecomposition of self-tuned cumulant-matrices for blind source separation", *Signal Processing*, vol. 84, pp. 1201- 1211, 2004.