

معرفی الگوریتم جدید DESICA برای جداسازی

کور سیگنال منابع گفتار در حالت پویا^۱

مهدی مهدی‌خانی و محمد حسین کهایی
^{۱،۲} دانشکده‌ی برق، آزمایشگاه مدل‌سازی و سیستم، دانشگاه علم و صنعت ایران.

چکیده

در این مقاله، یک مسئله‌ی جدید برای جداسازی سیگنال منابع گفتار به روش کور در نظر گرفته می‌شود که در آن تعداد منابع فعال و مشخصات آن‌ها، متغیر با زمان است؛ برخلاف روش‌های قبلی که تمام منابع در تمام بازه‌های زمانی فعال هستند. در این مقاله برای جداسازی این نوع سیگنال‌ها الگوریتم جدید DESICA را پیشنهاد می‌کنیم که ترکیبی از الگوریتم‌های ICA و DESPRIT است. در الگوریتم پیشنهادی ابتدا با استفاده از ICA جداسازی اولیه منابع انجام می‌شود و سپس با کمک الگوریتم DESPRIT، ماسک باینری بازه‌های سکوت محاسبه می‌گردد. در نهایت با اعمال ماسک باینری به سیگنال‌های جدا شده اولیه، جداسازی نهایی به دست می‌آید. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که به‌طور متوسط الگوریتم پیشنهادی DESICA در مقایسه با الگوریتم DESPRIT، 6dB بهبود در SDR و SIR ایجاد می‌کند و در معیار SEN سبب 11dB بهبود نسبت به الگوریتم ICA و 17dB بهبود نسبت به الگوریتم DESPRIT می‌شود.

واژگان کلیدی: جداسازی منابع به روش کور، آستانه‌گذاری مشروط، ماسک باینری.

۱- مقدمه

جداسازی کور سیگنال منابع، یکی از موضوعات مورد بررسی در زمینه‌ی پردازش سیگنال است که محبوبیت آن به‌خصوص در چند سال اخیر افزایش یافته است (Pedersen, 2006). هدف از جداسازی سیگنال منابع، تخمین سیگنال N منبع مختلف با استفاده از مخلوط سیگنال‌های دریافتی توسط M حس‌گر است. به این روش «کور» می‌گویند؛ زیرا اطلاعات اولیه‌ای راجع به منابع و چگونگی ترکیب آن‌ها در حس‌گرها وجود ندارد و تنها M سیگنال مخلوط در دسترس است (Lesage, 2006).

روش‌های جداسازی منابع بسیار گسترده می‌باشند، اما به دو دسته‌ی کلی زمانی و فرکانسی تقسیم می‌شوند (Sawada, 2004). در روش‌های زمانی، پیچیدگی محاسباتی زیاد است و در نوع فرکانسی، مشکل جایگشت وجود دارد (Sawada, 2004).

یکی از الگوریتم‌های مشهور که قابلیت جداسازی سیگنال منابع، هم در زمان و هم در فرکانس را دارد،

الگوریتم ICA^۲ است. در این مقاله الگوریتم ICA فرکانسی را در نظر می‌گیریم که جداسازی را به‌صورت بین به بین انجام می‌دهد (Lee, 1998).

در تمام روش‌های گذشته در طول بازه‌ی زمانی دریافت سیگنال‌ها، تمام منابع فعال هستند در حالی که در واقعیت، منابع دارای زمان‌های فعالیت و سکوت هستند و در یک بازه‌ی زمانی که سیگنال منابع توسط آرایه‌ی حس‌گری دریافت می‌شود، تعداد منابع فعال و مشخصات آن‌ها متغیر با زمان است. در این مقاله الگوریتم‌های جداسازی سیگنال منابع در چنین صورت مسئله‌ی جدیدی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

از آنجایی که در طرح پیشنهادی این مقاله، تعداد و مشخصات منابع فعال، متغیر با زمان است به آن حالت پویا می‌گوییم؛ برخلاف حالت ایستا^۳ که تعداد و ویژگی‌های منابع فعال، در طول زمان ثابت است. در این مقاله برای جداسازی سیگنال منابع در حالت پویا، الگوریتم جدید DESICA

¹ Dynamic

² Independent Component Analysis

³ Static

برای جداسازی سیگنال منابع گفتار در حالت پویا، دو راه حل کلی قابل بررسی است:

۱- جداسازی چند بلوکی

۲- جداسازی تک بلوکی

در ادامه ابتدا روش جداسازی چندبلوکی را معرفی می‌کنیم و سپس به بررسی روش جداسازی تک بلوکی می‌پردازیم.

۳- روش‌های جداسازی منابع گفتار در حالت پویا

۳-۱- معرفی جداسازی به روش چندبلوکی

در جداسازی چندبلوکی، ابتدا سیگنال‌های مخلوط به بلوک‌های کوچک‌تر تقسیم می‌شوند و در هر بلوک، مستقل از بلوک‌های دیگر سیگنال منابع فعال در آن، جدا می‌گردند. سپس با ترکیب صحیح سیگنال‌های به‌دست آمده از هر بلوک، جداسازی نهایی انجام می‌شود. این روش به صورت دقیق‌تر دارای مراحل زیر می‌باشد:

مرحله اول: سیگنال‌های مخلوط به چند بلوک زمانی کوچک‌تر تقسیم می‌شوند. تعداد نمونه‌های هر بلوک بخشی از کل نمونه‌های مخلوط است.

مرحله دوم: در هر بلوک تعداد منابع فعال و زاویه آن‌ها تخمین زده می‌شود. تخمین تعداد منابع فعال یا به صورت مستقل انجام می‌شود یا همراه با تخمین زاویه منابع فعال، تعداد آن‌ها نیز به دست می‌آید.

مرحله سوم: با اعمال الگوریتم جداسازی و با توجه به تعداد منابع فعال که در مرحله دوم محاسبه شده است، جداسازی انجام می‌شود.

مرحله چهارم: با اجرای مراحل دوم و سوم در تمام بلوک‌ها و ترکیب صحیح نتایج آن‌ها، تخمین نهایی تعداد و جداسازی سیگنال همه‌ی منابع به دست می‌آید. در این روش دو نکته‌ی اصلی وجود دارد که در ادامه به شرح آن‌ها می‌پردازیم:

نکته اول: همان طوری که بیان شد در مرحله چهارم با ترکیب صحیح سیگنال‌های جدا شده در هر بلوک، سیگنال‌های جدا شده‌ی نهایی به دست می‌آیند. چون در طرح پویا، مشخصات منابع فعال در بلوک‌های مختلف،

(DESprit+ICA) معرفی می‌گردد که ترکیبی از الگوریتم‌های DESPRIT برای تخمین بازه‌های سکوت و ICA برای تخمین سیگنال بازه‌های فعالیت منابع است.

در الگوریتم پیشنهادی ابتدا با استفاده از ICA جداسازی اولیه منابع انجام می‌شود، و سپس به کمک الگوریتم DESPRIT، ماسک باینری بازه‌های سکوت محاسبه می‌گردد. در نهایت با اعمال ماسک باینری به سیگنال‌های جدا شده‌ی اولیه، جداسازی نهایی به دست می‌آید.

در بخش دوم، حالت پویا را توضیح می‌دهیم. در بخش سوم، روش چندبلوکی و تک بلوکی را معرفی می‌نماییم و در بخش چهارم، الگوریتم پیشنهادی DESICA را معرفی و تحلیل می‌کنیم. در بخش پنجم، نتایج شبیه‌سازی را ارائه می‌دهیم و در نهایت در بخش ششم، نتایج مقاله را عنوان می‌نماییم.

۲- معرفی حالت پویا در مسأله جداسازی منابع گفتار

حالت پویا، حالتی است که چند منبع گفتار به طور هم‌زمان سیگنال صحبت تولید می‌کنند و تعداد منابع فعال، تابعی از زمان است. در این صورت اول این که زمان شروع و پایان فعالیت هر منبع به طور کامل تصادفی است و در هر بازه‌ی زمانی تعداد منابعی که هم‌زمان فعال هستند تغییر می‌کند. دوم این که مشخصات منابع فعال نیز متغیر با زمان می‌باشد، برخلاف حالتی که چند نفر به طور هم‌زمان و در یک بازه‌ی زمانی کوتاه صحبت می‌کنند.

برای بیان حالت پویا، شش منبع صوتی و یک آرایه با شش حس‌گر را در نظر بگیرید. در یک بازه‌ی زمانی یک-ساعته، نظم فعالیت منابع می‌تواند به صورت (جدول ۱) باشد. مشاهده می‌شود که در بازه‌ی ۰ تا ۱۰ دقیقه فقط منبع اول، از ۱۰ تا ۱۵ دقیقه منبع دوم و چهارم، در بازه‌ی ۱۵ تا ۳۰ منبع اول و چهارم، ... و از ۵۰ تا ۶۰ دقیقه منابع دوم، چهارم، پنجم و ششم فعال هستند.

(جدول ۱): نظم فعالیت منابع به صورت پویا.

| زمان (دقیقه) / منبع قابل | منبع اول | منبع دوم | منبع سوم | منبع چهارم | منبع پنجم | منبع ششم |
|--------------------------|----------|----------|----------|------------|-----------|----------|
| ۰-۱۰ | ● | | | | | |
| ۱۰-۱۵ | | ▲ | | ● | | |
| ۱۵-۲۰ | ● | | | ● | | |
| ۲۰-۲۵ | | ▲ | ◆ | ◆ | ● | |
| ۲۵-۳۰ | | | ◆ | ◆ | ● | ■ |
| ۳۰-۳۵ | | | | ◆ | ● | ■ |
| ۳۵-۴۰ | | | | ◆ | ● | ■ |
| ۴۰-۵۰ | | ▲ | | ● | ● | ■ |

صورت در مرحله‌ی چهارم، سیگنال‌های با برجسب یکسان با یکدیگر ترکیب می‌شوند.

منابع باید با مشخصاتی برجسب‌گذاری شوند که:

- ۱- بتوان آن‌ها را از سیگنال‌های جدا شده استخراج کرد.
- ۲- منحصر به فرد باشند و تنها به یک منبع اختصاص داشته باشند.

با توجه به دو شرط مذکور مکان، جهت و خصوصیات خاص سیگنال صحبت منابع، مانند فرکانس پیچ، ضرایب کپستروم، فرمت‌ها و ... را می‌توان به‌عنوان برجسب منابع در نظر گرفت. ساده‌ترین برجسب، جهت منابع است. در این صورت در هر بلوک ابتدا جهت منابع فعال تخمین زده می‌شود و سپس سیگنال آن‌ها از یکدیگر جدا می‌گردد. با مقایسه‌ی زاویه‌های به‌دست آمده در این بلوک با بلوک‌های قبل، سیگنال‌های جدا شده آن‌ها به‌طور صحیح ترکیب می‌شوند.

نکته‌ی دوم: یکی از نکات مهمی که در روش چندبلوکی وجود دارد، رابطه‌ی بین تعداد نمونه‌های هر بلوک و کیفیت جداسازی است. هرچه طول بلوک‌ها کوچک‌تر شود و تعداد بلوک‌ها افزایش یابد، کیفیت جداسازی نهایی کاهش می‌یابد زیرا الگوریتم‌های جهت‌یابی و جداسازی با نمونه‌های بیشتر، عملکرد بهتری دارند. به بیان دیگر هرچه تعداد نمونه‌ها بیشتر گردد جهت‌یابی و جداسازی سیگنال‌ها با کیفیت بالاتری انجام می‌شود. با توجه به این نکته، برای سناریوی جداسازی منابع در حالت پویا، روش دوم یعنی جداسازی به روش تک‌بلوکی را ارائه می‌دهیم که در بخش بعدی به شرح آن می‌پردازیم.

۳-۲- معرفی جداسازی به روش تک بلوکی

در جداسازی تک‌بلوکی، تمام نمونه‌های سیگنال مخلوط به‌عنوان یک بلوک در نظر گرفته می‌شود و جداسازی سیگنال منابع در یک مرحله انجام می‌شود. در طرح جداسازی منابع در حالت پویا، بازه‌های زمانی‌ای وجود دارد که همه یا برخی منابع در حالت سکوت قرار دارند. نکته‌ی کلیدی در روش جداسازی تک‌بلوکی این است که در این روش، بازه‌های سکوت به‌عنوان بخشی از فعالیت منابع غیر فعال در نظر گرفته می‌شود که سیگنالی با دامنه‌ی صفر (خیلی کوچک) تولید می‌کنند. بار دیگر (جدول ۱) را در نظر می‌گیریم. در این صورت مطابق روش تک‌بلوکی، نظم فعالیت منابع به‌صورت (جدول ۳) خواهد بود.

متفاوت است؛ لذا ترکیب صحیح بلوک‌ها، زمانی خواهد بود که در ترکیب سیگنال‌های جدا شده‌ی هر بلوک، تساوی مشخصات منابع فعال را مورد توجه قرار دهیم.

برای بیان واضح‌تر این نکته به (جدول ۱) توجه می‌نماییم. فرض می‌کنیم در هر بلوک، سیگنال افراد فعال به‌درستی جدا شده باشد. در این صورت اگر بدون در نظر گرفتن تساوی مشخصات منابع، سیگنال‌های جدا شده در هر بلوک را ترکیب کنیم، جداسازی نهایی مطابق (جدول ۲) خواهد بود.

(جدول ۲): ترکیب سیگنال‌های جدا شده در هر بلوک بدون در

نظر گرفتن تساوی مشخصات منابع.

| منبع ششم | منبع پنجم | منبع چهارم | منبع سوم | منبع دوم | منبع اول | زمان (دقیقه) / منبع فایل |
|----------|-----------|------------|----------|----------|----------|--------------------------|
| | | | | | ● | ۱۰-۰۰ |
| | | | | ● | ▲ | ۱۵-۱۰ |
| | | | | ● | ● | ۳۰-۱۵ |
| | | | ● | ◆ | ▲ | ۳۵-۳۰ |
| | | | ■ | ◆ | ● | ۵۰-۳۵ |
| | | ■ | ● | ● | ▲ | ۶۰-۵۰ |

در (جدول ۲)، خانه‌های خالی به معنای نبود سیگنال صحبت است. مشاهده می‌شود که:

(الف) سیگنال‌های جدا شده‌ی نهایی صحیح نمی‌باشند و در حقیقت مخلوطی از سیگنال صحبت افراد مختلف هستند. به‌عنوان مثال در اولین ستون که بیان‌گر اولین سیگنال جدا شده است، علاوه بر سیگنال نفر اول، سیگنال نفر دوم هم حضور دارد. هم‌چنین در ستون دوم، سیگنال صحبت نفر سوم و چهارم مخلوط شده است. در این حالت می‌توان گفت که به‌هیچ‌وجه جداسازی‌ای صورت نگرفته است و تنها مخلوط سیگنال‌ها به مخلوط دیگری تبدیل شده است.

(ب) سیگنال برخی افراد مانند فرد پنجم و ششم به‌هیچ‌وجه جدا نشده‌اند. به عبارت دیگر پس از جداسازی نهایی تنها چهار سیگنال مختلف، به‌دست می‌آید که نه تنها هر کدام از آن‌ها ترکیبی از سیگنال افراد دیگر است، سیگنال متنناظری با افراد پنجم و ششم نیز وجود نخواهد داشت.

در نتیجه با عدم توجه به تساوی مشخصات منابع، جداسازی سیگنال‌ها به‌درستی انجام نمی‌گیرد. برای حل این مشکل لازم است در هر بلوک، سیگنال‌های جدا شده بر اساس مشخصات منابع برجسب‌گذاری شوند. به عبارت دیگر در هر بلوک علاوه بر جداسازی سیگنال‌ها، لازم است مشخص شود که هر سیگنال مربوط به کدام منبع است. در این

(جدول ۳): نظم فعالیت منابع مطابق روش جداسازی تک بلوکی.

| منبع ششم | منبع پنجم | منبع چهارم | منبع سوم | منبع دوم | منبع اول | زمان (دقیقه) / منبع فایل |
|----------|-----------|------------|----------|----------|----------|--------------------------|
| ⊙ | ⊙ | ⊙ | ⊙ | ⊙ | ● | ۱-۰ |
| ⊙ | ⊙ | ● | ⊙ | ▲ | ⊙ | ۱۵-۱۰ |
| ⊙ | ⊙ | ● | ⊙ | ⊙ | ● | ۳۰-۱۵ |
| ⊙ | ⬠ | ⊙ | ◆ | ▲ | ⊙ | ۳۵-۳۰ |
| ■ | ⊙ | ⊙ | ◆ | ⊙ | ● | ۵۰-۳۵ |
| ■ | ⬠ | ● | ⊙ | ▲ | ⊙ | ۶۰-۵۰ |

نماد ⊙ به معنای فعالیت منابع با سیگنال صفر (خیلی کوچک) است. به این ترتیب مشاهده می‌شود که در تمام بازه‌ها همه منابع فعال هستند، اما میزان فعالیت آن‌ها با یکدیگر متفاوت است بنابراین می‌توانیم کل سیگنال مخلوط را به عنوان یک بلوک پردازش نماییم.

از آنجایی که در این مقاله تعداد منابع و حس‌گرها برابر فرض شده است برای جداسازی سیگنال منابع از الگوریتم ICA استفاده می‌نماییم (Lee, 2000, Bingham, 2000). هرچند این الگوریتم در جداسازی سیگنال بخش‌هایی که منابع فعال هستند، بسیار کارآمد است اما با انجام آزمایش‌های مختلف این نتیجه حاصل شد که در نواحی سکوت، عملکرد مناسبی ندارد. به عبارت دیگر پس از جداسازی سیگنال منابع، در بخش‌هایی از سیگنال که در اصل باید سکوت باشد و منابع غیر فعال هستند، به میزان قابل توجهی سیگنال تداخلی منابع دیگر حضور دارد که این امر سبب کاهش کیفیت سیگنال‌های جدا شده می‌شود. برای کاهش چنین مشکلی، الگوریتم جدید DESICA پیشنهاد می‌شود که در بخش بعدی، به شرح آن می‌پردازیم. لازم به ذکر است که الگوریتم ICA دارای مشکل جایگشت می‌باشد که در این مقاله، برای حل آن از روش مبتنی بر زاویه منابع استفاده شده است.

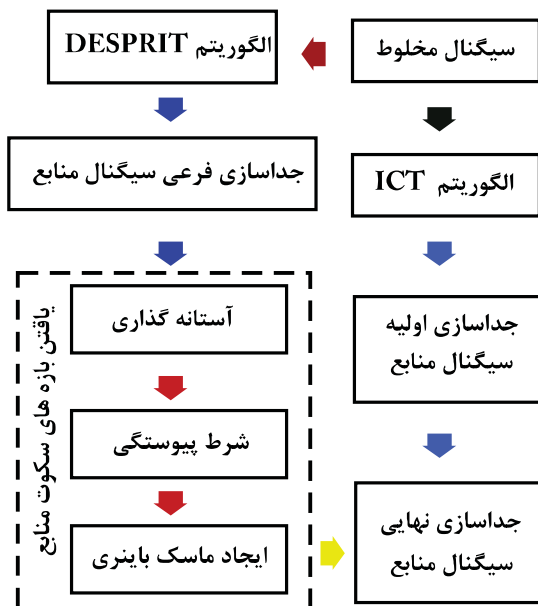
۴- الگوریتم پیشنهادی DESICA

در این بخش ابتدا الگوریتم پیشنهادی را معرفی می‌نماییم و سپس به تحلیل آن می‌پردازیم.

۴-۱- معرفی الگوریتم DESICA

الگوریتم پیشنهادی ترکیبی از الگوریتم‌های ICA و DESPRIT است، به همین علت آن را DESICA (DESPrIT+ICA) می‌نامیم. از آنجایی که در حالت پویا، منابع دارای بازه‌های فعالیت و سکوت هستند، در الگوریتم

پیشنهادی، ابتدا با استفاده از الگوریتم ICA جداسازی اولیه منابع در بازه‌های فعالیت انجام می‌شود و سپس به کمک الگوریتم DESPRIT، ماسک باینری جهت بازه‌های سکوت محاسبه می‌گردد. در نهایت با اعمال ماسک باینری به جداسازی اولیه منابع، جداسازی نهایی به دست می‌آید. الگوریتم DESPRIT در مراجع (Melia, 2005)، (Melia, 2006) و (Melia, 2007) توضیح داده شده است. بلوک دیاگرام الگوریتم DESICA مطابق (شکل ۱) است.



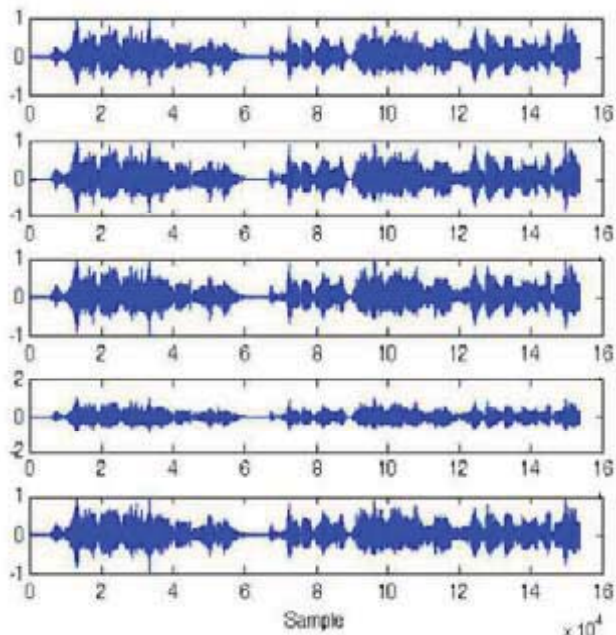
(شکل ۱): بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی DESICA.

مراحل اجرای الگوریتم عبارتند از:

مرحله اول: با اعمال الگوریتم ICA، جداسازی اولیه سیگنال منابع انجام می‌شود. در این مرحله در بازه‌های فعالیت منابع، جداسازی با کیفیت قابل قبولی صورت می‌پذیرد، اما بازه‌های سکوت با سیگنال‌های تداخلی منابع دیگر همراه خواهند بود. سیگنال‌های جدا شده، نرمالیزه می‌گردند.

مرحله دوم: با اعمال الگوریتم DESPRIT، جداسازی فرعی سیگنال منابع انجام می‌شود. از آنجایی که کیفیت جداسازی الگوریتم DESPRIT در بازه‌های فعالیت منابع، کمتر از ICA است، از سیگنال‌های جدا شده در این مرحله تنها برای ایجاد ماسک باینری استفاده می‌شود (Araki, 2005). نام‌گذاری فرعی به همین علت است. سیگنال‌های جدا شده، نرمالیزه می‌گردند.

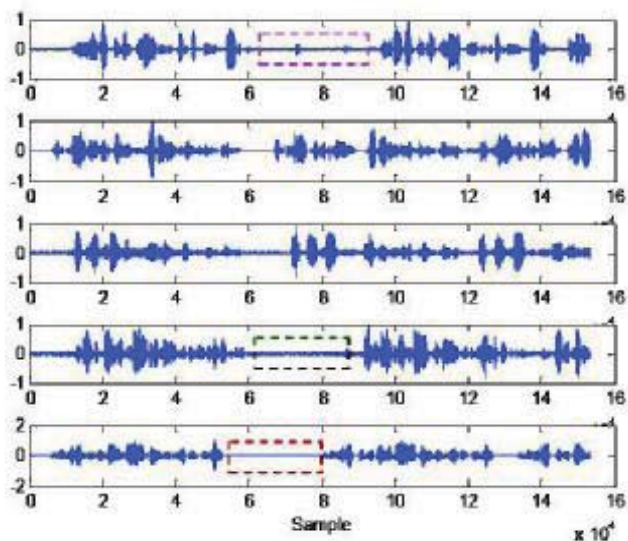
مرحله سوم: آستانه‌گذاری مشروط بر روی سیگنال‌های جدا شده در مرحله دوم، انجام می‌شود. در آستانه‌گذاری



(شکل ۳): سیگنال سنسورها.

در (شکل ۲)، سیگنال اصلی هر فرد نشان داده شده است. به عنوان نمونه سه ناحیه‌ی سکوت با خط چین مشخص شده‌اند. هم‌چنین در (شکل ۳)، سیگنال دریافتی توسط حس‌گرها نشان داده شده است.

در (شکل ۴)، سیگنال‌های جدا شده توسط الگوریتم DESPRIT نشان داده شده‌اند.



(شکل ۴): سیگنال‌های جدا شده توسط الگوریتم DESPRIT.

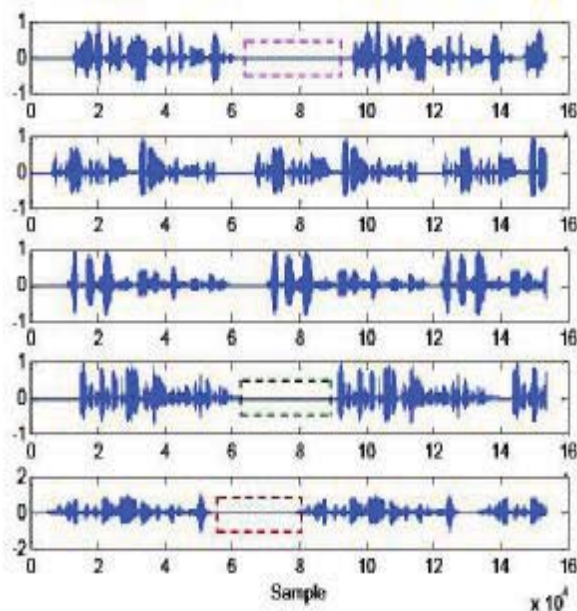
مشاهده می‌شود که نواحی سکوت با تقریب خوبی به دست آمده‌اند. به همین علت از خروجی این الگوریتم برای ایجاد ماسک باینری استفاده می‌شود. در (شکل ۵) سیگنال‌های جدا شده با استفاده از الگوریتم ICA رسم شده‌اند.

مشروط نمونه‌هایی که مقدار آن‌ها از یک حد آستانه کمتر است، و شرط پیوستگی را نیز دارند، با مقدار صفر جایگزین می‌گردند. شرط پیوستگی را این‌گونه تعریف می‌کنیم که اگر مقدار نمونه‌های شماره $i, i+1, i+2$ تا $i+n_0$ کمتر از حد آستانه باشند، آن‌گاه نمونه‌ی i ام صفر می‌شود. پارامترهای حد آستانه و n_0 را به ترتیب برابر 0.05 و 700 در نظر می‌گیریم. علت استفاده از شرط پیوستگی، عدم صفرکردن نمونه‌هایی است که مقدار آن‌ها از آستانه کمتر است ولی به بازه‌های فعالیت منابع مربوط می‌شوند. بررسی بیشتر حد آستانه و پارامتر n_0 به بخش بعدی مוקول می‌گردد.

مرحله‌ی چهارم: با توجه به مرحله‌ی سوم، ماسک باینری تشکیل می‌شود. این ماسک، برداری است که از مقادیر صفر یا یک تشکیل شده است و درایه‌های صفر آن با نمونه‌هایی که از آستانه‌ی مشروط کمتر هستند، مطابقت دارد.

مرحله‌ی پنجم: با ضرب ماسک مرحله‌ی چهارم در تخمین اولیه سیگنال منابع، جداسازی نهایی انجام می‌شود. در این صورت نمونه‌های متناظر با مقدار یک، بدون تغییر می‌مانند و بقیه‌ی نمونه‌ها صفر می‌شوند.

با بیان یک مثال، مراحل فوق را تبیین می‌نماییم. پنج انسان را در نظر می‌گیریم که به صورت تصادفی شروع به صحبت می‌کنند و سیگنال آن‌ها توسط پنج حس‌گر دریافت می‌شود. سیگنال افراد دارای بازه‌های فعالیت و سکوت است و طول زمانی سیگنال آن‌ها تقریباً برابر ده ثانیه می‌باشد.



(شکل ۲): سیگنال منابع.

۴-۲- تحلیل الگوریتم DESICA

در بخش قبلی به معرفی الگوریتم پیشنهادی پرداختیم. در این بخش به منظور تحلیل بیشتر الگوریتم DESICA، به دو موضوع اساسی می‌پردازیم که در قالب سؤال و جواب ارائه می‌گردد.

سؤال اول: چرا الگوریتم DESPRIT در یافتن بازه‌های سکوت توانمندتر از الگوریتم ICA است؟

برای پاسخ به این سؤال لازم است روش الگوریتم DESPRIT را به صورت مختصر شرح دهیم. در این الگوریتم مدل ترکیب سیگنال منابع به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود، (Melia, 2006):

$$x_m(t) = \sum_{n=1}^N \alpha_n^{m-1} s_n(t - (m-1)\delta_n) \quad (1)$$

که $x_m(t)$ سیگنال حس گر m ام، $s_n(t)$ سیگنال منبع n ام است. α_n و δ_n تضعیف و تأخیر نسبی سیگنال منبع n ام در طی مسیر بین دو حس گر مجاور است. زوج (α_n, δ_n) پارامترهای منبع n ام نامیده می‌شود. تعداد منابع برابر N فرض شده است.

الگوریتم DESPRIT، جداسازی سیگنال‌ها را در صفحه‌ی زمان - فرکانس انجام می‌دهد. با استفاده از تبدیل خطی STFT، در صفحه‌ی زمان - فرکانس مدل (۱) به صورت زیر قابل بیان است (Melia, 2006):

$$\begin{bmatrix} x_1(f, \tau) \\ x_2(f, \tau) \\ \vdots \\ x_M(f, \tau) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \psi_1(f) & \dots & \psi_N(f) \\ \vdots & & \vdots \\ \psi_1^{M-1}(f) & \dots & \psi_N^{M-1}(f) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(f, \tau) \\ s_2(f, \tau) \\ \vdots \\ s_N(f, \tau) \end{bmatrix} \quad (2)$$

که $x_m(f, \tau)$ و $s_n(f, \tau)$ به ترتیب تبدیل STFT سیگنال‌های حسگر m ام و منبع n ام است. تعداد حسگرها برابر M فرض شده است. همچنین $\psi_n(f) = \alpha_n e^{-j2\pi f \delta_n}$ می‌باشد.

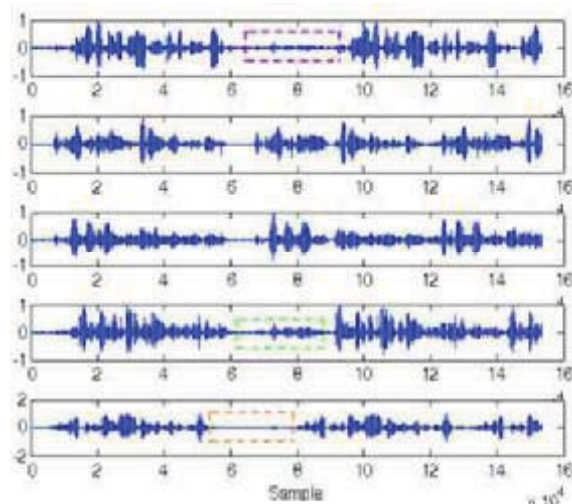
مراحل کلی الگوریتم DESPRIT عبارتند از:

مرحله اول: زوج $(\hat{\alpha}_n, \hat{\delta}_n)$ که تخمین پارامترهای منبع n است، برای تمام منابع محاسبه می‌گردد. روش محاسبه در مراجع (Melia, 2006) و (Melia, 2007) توضیح داده شده است.

مرحله دوم: در الگوریتم DESPRIT فرض می‌شود در هر نقطه زمان - فرکانس تنها یک منبع فعال وجود دارد. برای مشخص شدن منبع فعال از تابع درست‌نمایی زیر استفاده می‌شود (Melia, 2006):

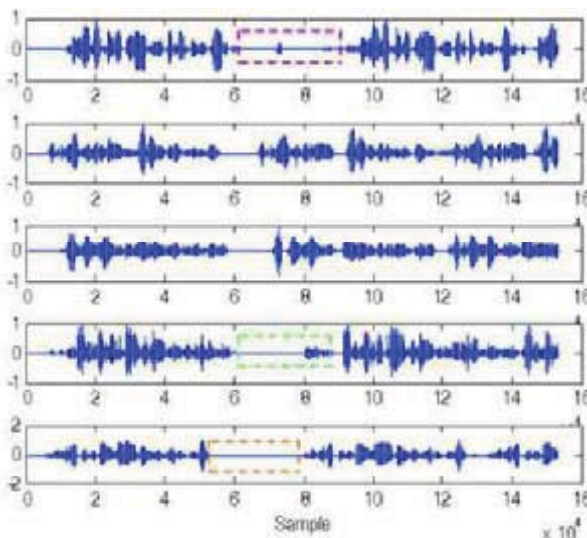
$$ML_n(f, \tau) = \sum_{m=1}^{M-1} \exp \left\{ -\frac{1}{2\pi(1+\delta_n^2)} \left| \hat{\alpha}_n e^{-j2\pi f \hat{\delta}_n} x_m(f, \tau) - x_{m+1}(f, \tau) \right|^2 \right\} \quad (3)$$

$n=1, \dots, N$



(شکل ۵): سیگنال‌های جدا شده با استفاده از الگوریتم ICA.

با مقایسه‌ی (اشکال ۴ و ۵) مشاهده می‌شود که در مقایسه با الگوریتم DESPRIT، نواحی سکوت با دقت کم‌تری تخمین زده شده‌اند و سیگنال‌های تداخلی بیشتری مشاهده می‌شوند؛ اما از طرف دیگر الگوریتم ICA سیگنال‌ها را با کیفیت بهتری جدا می‌کند؛ در نتیجه سیگنال‌های جدا شده‌ی نهایی از ترکیب نواحی سکوت به دست آمده از الگوریتم DESPRIT و سیگنال‌های جدا شده توسط ICA حاصل می‌شوند که در (شکل ۶) رسم شده‌اند.



(شکل ۶): جداسازی نهایی با استفاده از الگوریتم

پیشنهادی DESICA.

با دقت در (شکل ۶)، دیده می‌شود که با ترکیب نتایج الگوریتم‌های ICA و DESPRIT، دقت تخمین نواحی سکوت افزایش پیدا کرده است. البته در نواحی فعالیت منابع نیز تغییرات کوچکی صورت می‌گیرد که تأثیر چندانی در کیفیت سیگنال‌های جدا شده‌ی نهایی ندارد.

$$ML_k(f, \tau_0) = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_k |\psi_k(f) x_m(f, \tau_0) - x_{m+1}(f, \tau_0)|^2\} = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_k |\psi_k(f) \psi_k^{m-1}(f) s_k(f, \tau_0) - \psi_k^m(f) s_k(f, \tau_0)|^2\} \quad (8)$$

$$= \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{0\} = M - 1$$

$$ML_{n \neq k}(f, \tau_0) = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n |\psi_n(f) x_m(f, \tau_0) - x_{m+1}(f, \tau_0)|^2\} = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n |\psi_n(f) \psi_k^{m-1}(f) s_k(f, \tau_0) - \psi_k^m(f) s_k(f, \tau_0)|^2\} = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n |\psi_k^{m-1}(f) s_k(f, \tau_0) [\psi_n(f) - \psi_k(f)]|^2\} = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n |\psi_k^{m-1}(f)|^2 |s_k(f, \tau_0) [\psi_n(f) - \psi_k(f)]|^2\} = \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n (\alpha_k^{m-1})^2 |s_k(f, \tau_0) [\psi_n(f) - \psi_k(f)]|^2\} \stackrel{\alpha_k \approx 1}{\approx} \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n |s_k(f, \tau_0) [\psi_n(f) - \psi_k(f)]|^2\} \approx \sum_{m=1}^{M-1} \exp\{A_n B_{nk}(f, \tau_0)\} = (M-1) \exp\{A_n B_{nk}(f, \tau_0)\}$$

که داریم:

$$A_n = -\frac{1}{2\pi(1+\delta_n^2)} \quad (10)$$

با توجه به رابطه‌ی (10)، $A_n < 0$ و $B_{nk}(f, \tau_0) \geq 0$ است. در نتیجه همواره $\exp\{A_n B_{nk}(f, \tau_0)\} < 1$ می‌باشد، بنابراین:

$$\begin{cases} ML_k(f, \tau_0) = (M-1) \\ ML_{n \neq k}(f, \tau_0) = (M-1) \exp\{A_n B_{nk}(f, \tau_0)\} \end{cases} \quad (11)$$

$$\Rightarrow ML_k(f, \tau_0) > ML_{n \neq k}(f, \tau_0)$$

به عبارت دیگر تابع درست‌نمایی مربوط به منبع فعال (منبع k) از تابع درست‌نمایی سایر منابع (در حالت سکوت) بزرگ‌تر است در نتیجه با توجه به رابطه‌ی (4) داریم:

$$Mask_k(f, \tau_0) = 1, \quad Mask_{n \neq k}(f, \tau_0) = 0 \quad (12)$$

با محاسبه تابع ماسک منابع، با استفاده از رابطه‌ی (5)، سیگنال منابع در صفحه زمان-فرکانس به دست می‌آید:

$$\hat{s}_k(f, \tau_0) = Mask_k(f, \tau_0) x_1(f, \tau_0) = x_1(f, \tau_0) \quad (13)$$

$$\hat{s}_{n \neq k}(f, \tau_0) = Mask_{n \neq k}(f, \tau_0) x_1(f, \tau_0) = 0$$

مشاهده می‌شود که با استفاده از الگوریتم DESPRIT، سیگنال منابع در حالت سکوت به درستی برابر صفر مقداردهی شده است، یعنی بازه‌های سکوت به‌طور صحیح مشخص گردیده‌اند.

پس به‌طور خلاصه از آنجایی که الگوریتم DESPRIT، نقاط (f, τ) را بر اساس توابع باینری ماسک به منابع فعال نسبت می‌دهد، در یافتن بازه‌های سکوت منابع عملکرد

در نقطه (f, τ) منبع شماره n م فعال است وقتی داشته باشیم $ML_n(f, \tau) > ML_{m \neq n}(f, \tau)$. با اجرای این مرحله برای تمام نقاط زمان-فرکانس، ماسک باینری $Mask_n(f, \tau)$ مطابق رابطه‌ی زیر ایجاد می‌گردد:

$$Mask_n(f, \tau) = \begin{cases} 1 & \text{if } ML_n(f, \tau) > ML_{m \neq n}(f, \tau) \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

مرحله سوم: با محاسبه‌ی تابع ماسک هر منبع، سیگنال منابع در صفحه‌ی زمان-فرکانس به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\hat{s}_n(f, \tau) = Mask_n(f, \tau) x_1(f, \tau) \quad (5)$$

که $x_1(f, \tau)$ و $\hat{s}_n(f, \tau)$ تبدیل زمان-فرکانس حسگر اول و تخمین تبدیل زمان-فرکانس منبع n م است.

مرحله‌ی چهارم: پس از محاسبه $\hat{s}_n(f, \tau)$ مطابق مرحله‌ی سوم، با استفاده از تبدیل ISTFT، سیگنال زمانی منابع ایجاد می‌گردد:

$$\hat{s}_n(f, \tau) \xrightarrow{ISTFT} \hat{s}_n(t) \quad (6)$$

با توجه به روابط (3) و (4) مشاهده می‌شود که در الگوریتم DESPRIT، هر نقطه‌ی زمان-فرکانس، تنها به یک منبع اختصاص می‌یابد. به عبارت دیگر در هر نقطه (f, τ) ، تنها یک منبع حضور دارد. نشان می‌دهیم که همین ویژگی الگوریتم DESPRIT سبب جداسازی بهتر بازه‌های سکوت می‌گردد.

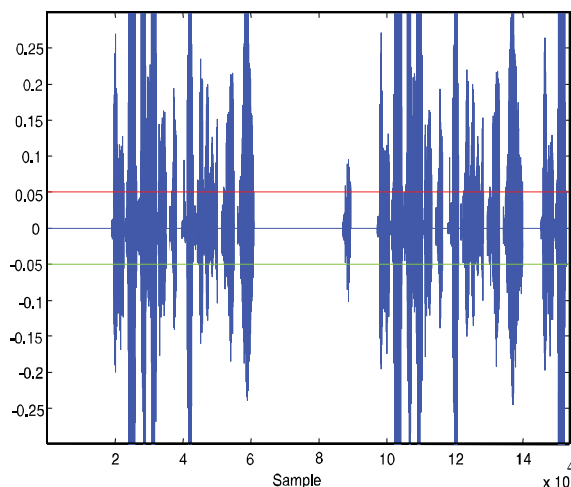
N منبع گفتار را که سیگنال آن‌ها به صورت پویای توسط M حسگر دریافت می‌شود، در نظر می‌گیریم. فرض می‌کنیم در بازه‌ی زمانی τ_0 ، تنها منبع k م فعال و بقیه‌ی منابع در حالت سکوت باشند. در این صورت مطابق رابطه‌ی (2) داریم:

$$\begin{bmatrix} x_1(f, \tau_0) \\ x_2(f, \tau_0) \\ \vdots \\ x_M(f, \tau_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \psi_1(f) & & \psi_N(f) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_1^{M-1}(f) & \dots & \psi_N^{M-1}(f) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ s_k(f, \tau_0) \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

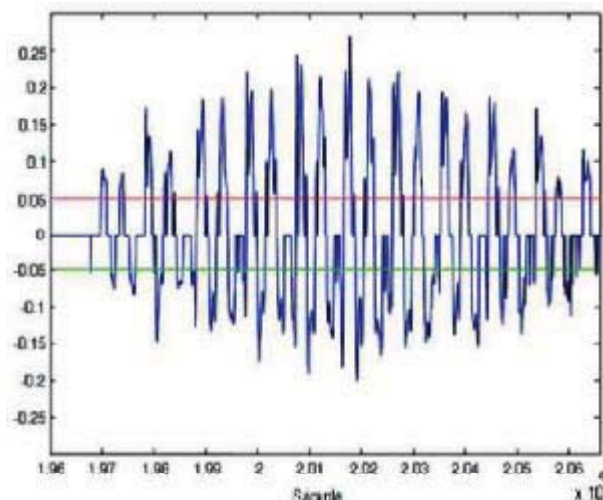
$$\Rightarrow \begin{bmatrix} x_1(f, \tau_0) \\ x_2(f, \tau_0) \\ \vdots \\ x_M(f, \tau_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ \psi_k(f) \\ \vdots \\ \psi_k^{M-1}(f) \end{bmatrix} s_k(f, \tau_0)$$

برای مشخص شدن منبع فعال در هر (f, τ_0) لازم است تابع درست‌نمایی رابطه‌ی (3) برای تمام منابع محاسبه گردد و مطابق رابطه‌ی (4) با یکدیگر مقایسه شوند. در این صورت برای بازه‌ی زمانی τ_0 داریم:

مشاهده می‌شود که بخش زیادی از بازه‌ی سکوت، صفر شده است. حال به بخشی از بازه‌ی فعالیت منبع دقت می‌نماییم که در (شکل ۹) رسم شده است.



(شکل ۸): سیگنال جدا شده با اعمال آستانه‌گذاری بدون شرط پیوستگی.



(شکل ۹): بخشی از شکل ۸.

با توجه به (شکل ۹)، مشاهده می‌شود که بخش زیادی از بازه‌ی فعالیت دچار اعوجاج شده، سیگنال نهایی حالت ناپیوستگی (تغییرات پله‌ای و سریع) پیدا می‌کند که به همین علت کیفیت سیگنال جدا شده، بسیار کاهش می‌یابد؛ اما با در نظر گرفتن شرط پیوستگی، سیگنال نهایی با دقت بسیار خوبی مشابه سیگنال اصلی می‌شود. در (شکل ۱۰)، بخشی از بازه‌ی فعالیت سیگنال جدا شده پس از آستانه‌گذاری با استفاده از شرط پیوستگی نشان داده شده است.

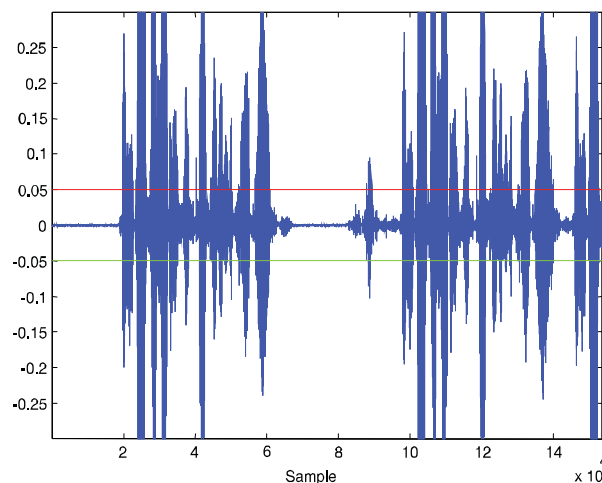
به‌طور کلی مقدار n_0 مستقل از حد آستانه نمی‌باشد؛ بلکه افزایش یا کاهش حد آستانه سبب افزایش یا کاهش آن می‌شود. در این مقاله با توجه به آزمایش‌های مختلف، مقدار ۷۰۰ به‌عنوان n_0 انتخاب گردید. مقدار n_0 می‌تواند

مناسبی دارد اما در الگوریتم ICA هیچ‌گونه ماسکی صورت نمی‌گیرد و نقاط (f, τ) به تمام منابع (چه فعال و چه در حالت سکوت) نسبت داده می‌شود بنابراین نسبت به الگوریتم DESPRIT عملکرد نامناسب‌تری دارد.

سؤال دوم: پارامترهای حد آستانه و n_0 چگونه تعیین می‌گردند؟

حد آستانه، پارامتری است که برای صفر کردن سیگنال‌های جدا شده منابع در بازه‌های سکوت به کار می‌رود؛ بنابراین مقداری کوچک و نزدیک به صفر می‌باشد. به‌طور کلی با افزایش مقدار آستانه، تعداد نمونه‌های بیشتری در بازه‌های سکوت و فعالیت منابع، صفر می‌شوند و بالعکس با کاهش آن، تعداد نمونه‌های صفر شده نیز کاهش می‌یابد. چون افزایش تعداد نمونه‌های صفر شده در بازه‌های سکوت و کاهش تعداد نمونه‌های صفر شده در بازه‌های فعالیت، مطلوب می‌باشد در نتیجه باید حد آستانه، نه خیلی بزرگ و نه خیلی کوچک انتخاب شود. در این مقاله مقدار 0.05 به‌عنوان حد آستانه انتخاب گردید. مقدار آستانه می‌تواند به‌صورت هوشمند انتخاب گردد که برای فعالیت‌های آینده قابل انجام است.

پارامتر n_0 برای کاهش اثر تخریبی حد آستانه در بازه‌های فعالیت است. برای تبیین بیشتر این پارامتر، سیگنال جدا شده‌ای را مطابق (شکل ۷) در نظر می‌گیریم.



(شکل ۷): سیگنال جدا شده بدون اعمال آستانه‌گذاری.

در (شکل ۷)، حد آستانه به‌صورت خطوط افقی نشان داده شده است. با صفر کردن نمونه‌هایی که از مقدار آستانه کوچک‌تر هستند، (شکل ۸) حاصل می‌گردد. توجه کنید که شرط پیوستگی اعمال نشده است.

با بررسی (شکل ۱۱)، نتایج زیر حاصل می‌شوند:

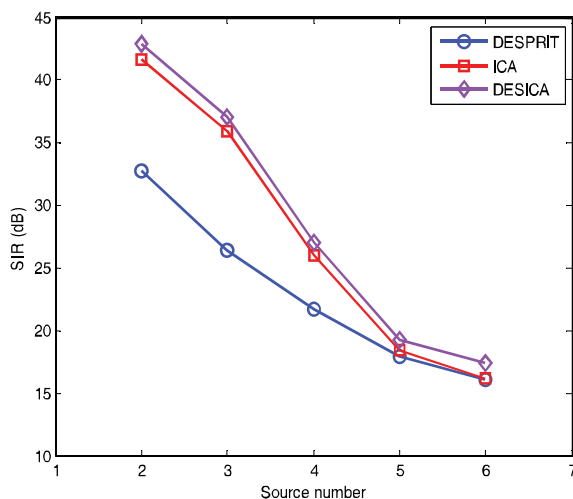
نتیجه‌ی اول: مقدار SDR الگوریتم پیشنهادی DESICA نسبت به SDR الگوریتم مرجع ICA به‌طور متوسط، 0.6dB کمتر است. زیرا با اعمال ماسک باینری به سیگنال‌های جدا شده توسط ICA، علاوه بر صفر شدن بازه‌های سکوت، در بازه‌های فعالیت نیز تغییراتی صورت می‌گیرد که اثر آن به صورت کاهش SDR ظاهر می‌شود. البته این کاهش به قدری کوچک است که در هنگام شنیدن قابل تشخیص نمی‌باشد.

نتیجه‌ی دوم: مقدار SDR الگوریتم پیشنهادی DESICA نسبت به SDR الگوریتم مرجع DESPRIT به‌طور متوسط، 6dB بهتر است.

نتیجه‌ی سوم: در تمام الگوریتم‌ها با افزایش تعداد منابع، مقدار SDR و کیفیت جداسازی کاهش می‌یابد. پس به‌طور خلاصه داریم:

$$SDR_{DESPRIT} < SDR_{DESICA} < SDR_{ICA}$$

(ب) Signal to Interference Ratio (SIR). این پارامتر نیز معیاری برای ارزیابی کیفیت جداسازی است که به‌طور کامل در مرجع (2003, Gribonval) معرفی شده است. همانند SDR، SIR نیز در بخش‌هایی تعریف می‌شود که منابع فعال هستند. در (شکل ۱۲)، مقدار متوسط SIR الگوریتم‌ها رسم شده است.

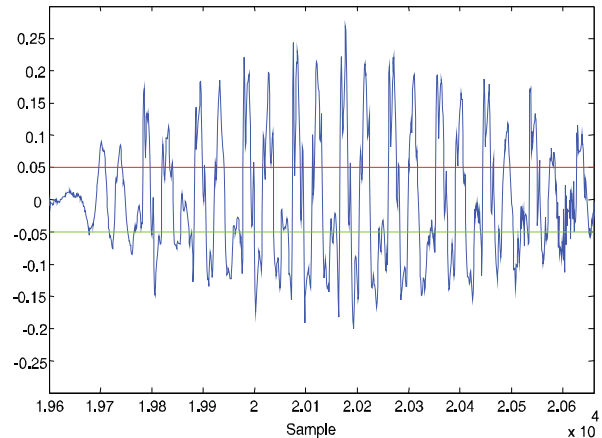


(شکل ۱۲): مقایسه مقادیر SIR الگوریتم‌ها.

با بررسی (شکل ۱۲)، نتایج زیر به دست می‌آیند:

نتیجه‌ی اول: مقدار SIR الگوریتم پیشنهادی DESICA به طور متوسط، 2dB بیشتر از SIR الگوریتم ICA است.

به صورت هوشمند انتخاب گردد که برای فعالیت‌های آینده قابل انجام است



(شکل ۱۰): اصلاح شکل ۹ با استفاده از شرط پیوستگی.

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش سه الگوریتم زیر را با یکدیگر مقایسه می‌نماییم:

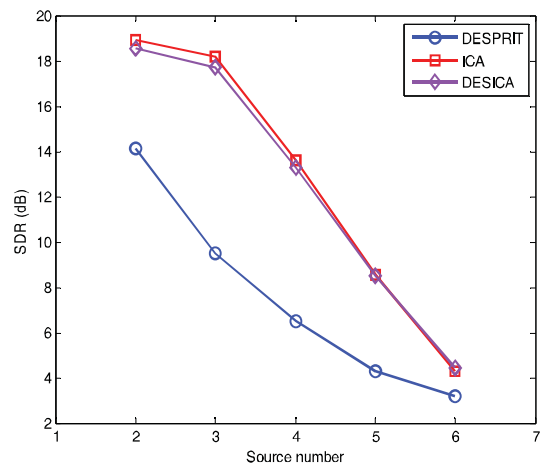
۱- الگوریتم مرجع DESPRIT.

۲- الگوریتم مرجع ICA.

۳- الگوریتم پیشنهادی DESICA.

معیارهای ارزیابی الگوریتم‌های فوق را سه پارامتر زیر در نظر می‌گیریم:

(الف) Signal to Distortion Ratio (SDR): این پارامتر معیاری برای ارزیابی کیفیت جداسازی است که به‌طور کامل در مرجع (2003, Gribonval) معرفی شده است. SDR در بخش‌هایی تعریف می‌شود که منابع فعال هستند. به عبارت دیگر SDR نهایی برابر میانگین SDR بازه‌های فعالیت منابع است. در (شکل ۱۱)، مقدار متوسط SDR الگوریتم‌ها رسم شده است.



(شکل ۱۱): مقایسه مقادیر SDR الگوریتم‌ها.

است و می‌تواند هر عدد دیگری باشد؛ زیرا هدف این جدول مقایسه‌ی نسبی الگوریتم‌ها است.

(جدول ۴): ارزیابی الگوریتم‌ها بر اساس معیارهای مختلف..

| ردیف | ستون | ۱ | ۲ | ۳ |
|------|-------|----|----|------|
| ۱ | SDR | ۵ | ۱۰ | ۹/۵ |
| ۲ | SIR | ۷ | ۹ | ۱۰ |
| ۳ | SEN | ۶ | ۷ | ۱۰ |
| ۴ | مجموع | ۱۸ | ۲۶ | ۲۹/۵ |

اگر $x(a, b)$ مقدار جدول در ردیف شماره‌ی a و ستون شماره‌ی b باشد آن‌گاه با توجه به نتایج شبیه‌سازی داریم:

$$x(1, 2) = 10 \quad (14)$$

$$x(2, 3) = 10$$

$$x(3, 3) = 10$$

با توجه به (اشکال ۷ تا ۹)، مقدار سایر نقاط (جدول ۴) از روابط زیر به دست می‌آید:

$$x(1, 1) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 SDR_{DESPRIT}^{(n)} \right)}{\sum_{n=2}^6 SDR_{ICA}^{(n)}} = 5 \quad (15)$$

$$x(1, 3) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 SDR_{DESICA}^{(n)} \right)}{\sum_{n=2}^6 SDR_{ICA}^{(n)}} = 9.5 \quad (16)$$

$$x(2, 1) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 SIR_{DESPRIT}^{(n)} \right)}{\sum_{n=2}^6 SIR_{DESICA}^{(n)}} = 7 \quad (17)$$

$$x(2, 2) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 SIR_{ICA}^{(n)} \right)}{\sum_{n=2}^6 SIR_{DESICA}^{(n)}} = 9 \quad (18)$$

$$x(3, 2) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 |SEN_{DESPRIT}^{(n)}| \right)}{\sum_{n=2}^6 |SEN_{DESICA}^{(n)}|} = 6 \quad (19)$$

$$x(3, 2) = \frac{10 \times \left(\sum_{n=2}^6 |SEN_{ICA}^{(n)}| \right)}{\sum_{n=2}^6 |SEN_{DESICA}^{(n)}|} = 7 \quad (20)$$

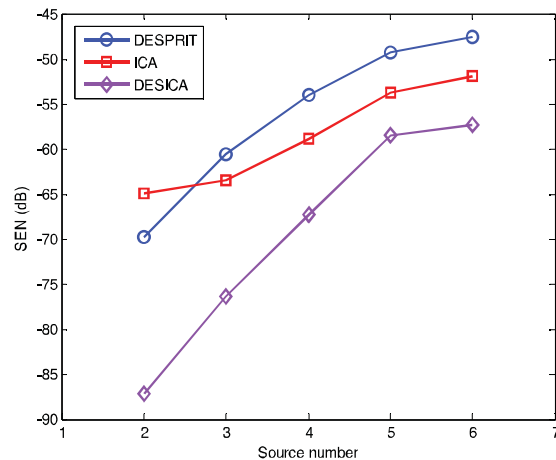
که $Z_Y^{(n)}$ معرف میزان پارامتر Z در الگوریتم Y است، وقتی تعداد منابع برابر n باشد. در این صورت داریم $Y = \{DESPRIT, ICA, DESICA\}$ ، $Z = \{SDR, SIR, |SEN|\}$ و $n = \{2, 3, \dots, 6\}$ می‌باشد.

نتیجه‌ی دوم: مقدار SIR الگوریتم پیشنهادی به طور متوسط، 6dB بیشتر از SIR الگوریتم DESPRIT است.

نتیجه‌ی سوم: در تمام الگوریتم‌ها با افزایش تعداد منابع، مقدار SIR و کیفیت جداسازی کاهش می‌یابد. پس به طور خلاصه داریم:

$$SIR_{DESPRIT} < SIR_{ICA} < SIR_{DESICA}$$

ج (Silence Energy (SEN): این پارامتر برای اندازه‌گیری انرژی بخش‌های سکوت سیگنال‌های جدا شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. هر چه مقدار SEN کوچک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی تقریب بهتر نواحی سکوت است. در (شکل ۱۳) مقدار متوسط این پارامتر رسم شده است.



(شکل ۱۳): مقایسه مقادیر SEN الگوریتم‌ها.

نتایج مربوط به (شکل ۱۳) عبارتند از:

نتیجه‌ی اول: مقدار SEN الگوریتم پیشنهادی DESICA به طور متوسط، 11dB کمتر از SEN الگوریتم ICA است.

نتیجه‌ی دوم: مقدار SEN الگوریتم پیشنهادی DESICA به طور متوسط، 17dB کمتر از SEN الگوریتم DESPRIT است.

نتیجه‌ی سوم: در تمام الگوریتم‌ها با افزایش تعداد منابع، مقدار SEN و خطای تخمین نواحی سکوت افزایش می‌یابد. پس به طور خلاصه داریم:

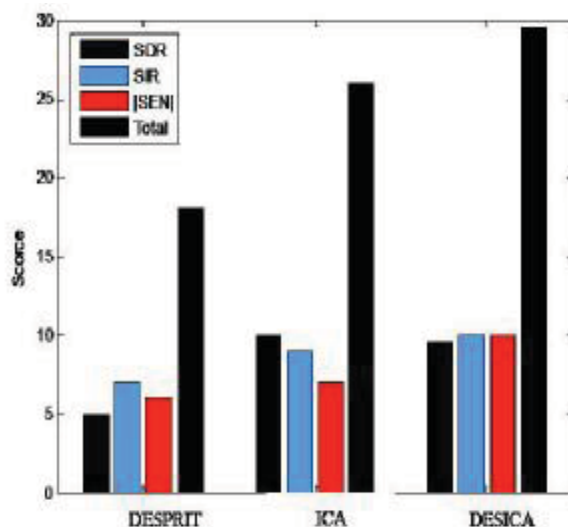
$$SEN_{DESICA} < SEN_{ICA} < SEN_{DESPRIT}$$

جمع‌بندی بخش شبیه‌سازی در (جدول ۴) آورده شده است. در این جدول در هر ردیف ابتدا به الگوریتمی که دارای بهترین عملکرد است، عدد اختیاری ۱۰ را نسبت می‌دهیم. سپس با توجه به (اشکال ۷ تا ۹) و مقایسه‌ی عملکرد الگوریتم‌ها، عدد متعلق به سایر الگوریتم‌ها را معین می‌نماییم. تأکید می‌کنیم که عدد ۱۰ به طور کامل اختیاری

DESICA نسبت به الگوریتم ICA، 11dB و نسبت به الگوریتم DESPRIT، 17dB بهبود ایجاد می‌کند.

نتایج (جدول ۴) در (شکل ۱۴) رسم شده است. مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی DESICA، بیشترین امتیاز را دارد. پس به‌طور خلاصه داریم:

$$Score_{DESPRIT} < Score_{ICA} < Score_{DESICA}$$



(شکل ۱۴): ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها.

۷- سپاس‌گزاری

نویسندگان این مقاله از حمایت مالی مرکز تحقیقات مخابرات ایران کمال سپاس‌گزاری را دارند.

۸- مراجع

- Araki, S., Sawada, H., Mukai, R. and Makino, S. (2005).** Reducing Musical Noise By A Fine-Shift Overlap-Add Method Applied To Source Separation Using A Time-Frequency Mask. ICASSP 2004, pp. 81-84.
- Bingham, E. and Arineny, A. H. (2000).** A Fast Fixed-Point Algorithm For Independent Component Analysis of Complex Valued Signals. International Journal of Neural Systems, vol. 10, no. 1.
- Choi, S., Cichocki, A., Park, H. and Lee, S. Y. (2005).** Blind Source Separation and Independent Component Analysis: A Review. Neural Information Processing - Letters and Reviews, vol.6, no.1.
- Gribonval, R., Benaroya, L., Vincent, E. and F'evotte, C. (2003).** Proposals for performance measurement in source separation. in Proc. Int. Symposium on ICA and BSS (ICA 03), Nara, pp. 763.768.
- Lee, T. W. (1998).** Independent Component Analysis-Theory and Applications. Norwell, MA: Kluwer.
- Lesage, S. (2006).** Under-Determined Source Separation: Comparison of Two Approaches Based on Sparse Decompositions. ICA 2006.
- Melia, T., Rickard, S. and Fearon, C. (2005).** Extending the DUET blind source separation technique. In Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations Workshop (SPARS'05), Rennes, France.
- Melia, T. and Rickard, S. (2006).** Underdetermined blind source separation in echoic environments using DESPRIT. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2007, pp. 1-18.
- Melia, T. (2007).** Underdetermined Blind Source Separation in Echoic Environments Using Linear Arrays and Sparse Representations. Doctoral thesis.
- Pedersen, M. S. (2006).** A Survey of Convolutional Blind Source Separation Methods, Springer Handbook on Speech Processing and Speech Communication.
- Sawada, H., Mukai, R., Araki, S. and Makino, S. (2004).** A Robust and Precise Method for Solving the Permutation Problem of Frequency-Domain Blind Source Separation. IEEE Trans. on Speech and Audio process., vol. 12, no. 5.

۶- نتیجه‌گیری

در این فصل طرح جدید جداسازی سیگنال منابع به روش کور در حالت پویا معرفی شد. دیدیم که در حالت پویا، تعداد و مشخصات منابع فعال متغیر با زمان است و سیگنال منابع با بازه‌های سکوت همراه می‌باشد. در چنین شرایطی، دو راه حل کلی بررسی شد که با عناوین جداسازی تک‌بلوکی و جداسازی چندبلوکی بیان گردیدند. در جداسازی چندبلوکی، سیگنال مخلوط به چند بلوک تقسیم می‌شود و در هر بلوک جداسازی انجام می‌گیرد. سپس با توجه به مشخصات منابع، نتایج بلوک‌ها با یکدیگر ترکیب و جداسازی نهایی به‌دست می‌آید. در جداسازی تک‌بلوکی، کل سیگنال مخلوط به عنوان یک بلوک پردازش می‌شود. در این رویکرد نواحی سکوت منابع به عنوان بخشی از فعالیت آن‌ها با دامنه‌ی صفر در نظر گرفته می‌شود. برای جداسازی تک‌بلوکی، الگوریتم جدیدی پیشنهاد گردید که ترکیبی از الگوریتم‌های ICA و DESPRIT بود و آن را DESICA نامیدیم. در بخش شبیه‌سازی نشان داده شد که در تخمین نواحی فعالیت منابع، الگوریتم پیشنهادی سبب افزایش کیفیت به میزان 2dB نسبت به الگوریتم ICA و 6dB نسبت به الگوریتم DESPRIT می‌شود. در نواحی سکوت نیز الگوریتم



مهدی مهدی خانی دوره‌ی کارشناسی

را در رشته‌ی مهندسی مخابرات در سال ۱۳۸۴ در دانشگاه امیرکبیر به پایان رساند و مدرک کارشناسی ارشد را در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه علم و صنعت ایران اخذ نمود. ایشان از سال ۱۳۸۶ در دانشگاه علم و صنعت ایران مشغول به تحصیل در مقطع دکتری می‌باشد. حوزه‌ی پژوهشی مورد علاقه‌ی وی جداسازی کور سیگنال منابع می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

m_mehdikhani2000@yahoo.com



محمد حسین کهای دوره‌ی کارشناسی

را در رشته‌ی مهندسی مخابرات در سال ۱۳۶۵ در دانشگاه صنعتی اصفهان به پایان رساند و مدرک کارشناسی ارشد را در سال ۱۳۷۳ از دانشگاه ریوکیوس اوکیناوا‌ی ژاپن اخذ نمود. ایشان مدرک دکتری خود را در رشته‌ی پردازش سیگنال در سال ۱۳۷۷ از دانشگاه گوینسلند استرالیا دریافت نمود. حوزه‌های پژوهشی مورد علاقه‌ی وی جداسازی کور سیگنال منابع، فیلترهای افقی، مکان‌یابی، ردیابی، کاهش تداخل و نویز می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

kahaei@iust.ac.ir