معرفی الگوریتم جدید LICAD برای حل مشکل جایگشت محلی الگوریتم ICA

مهدی مهدی‌خانی[1] محمد حسین کهایی[2]

۱- دانشجوی دکترا- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران- ایران
m_mehdikhani2000@yahoo.com
۲- دانشیار- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه علم و صنعت ایران - تهران- ایران
kahaei@iust.ac.ir

چکیده: در این مقاله الگوریتم جدید LICAD برای حل جایگشت محلی الگوریتم ICA و افزایش کیفیت جداسازی آن در حوزه فرکانس پیشنهاد شده است. در الگوریتم پیشنهادی، در هر bin فرکانسی ابتدا بر اساس ماتریس جداساز الگوریتم ICA، تخمینی از زوایای منابع بدست می‌آید. سپس زوایای بدست آمده با زوایای اصلی منابع که به عنوان بخش پیش پردازش محاسبه شده‌اند، مقایسه می‌گردند. اگر اختلاف زوایای مشابه از یک حد آستانه معین کمتر باشد آنگاه جایگشتی که دارای کمترین اختلاف زاویه‌ای است، انتخاب می‌شود. در غیر این صورت، هم‌بستگی تمام جایگشت‌های خروجی الگوریتم ICA و خروجی الگوریتم کمکی LQBP محاسبه می‌شود و با در نظر گرفتن بیشترین هم‌بستگی، بهترین جایگشت انتخاب می‌گردد. نشان خواهیم داد که بر اساس معیارهای SDR و SIR، الگوریتم LICAD سبب افزایش کیفیت جداسازی سیگنال منابع نسبت به الگوریتم ICA مرسوم می‌شود.

کلمات کلیدی: جداسازی سیگنال منابع به روش کور، الگوریتم ICA، الگوریتم LQBP، هم‌بستگی فرکانسی.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۸۹/۱۰/۲۸
تاریخ پذیرش مشروط: ۱۳۹۱/۱۰/۲۹
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۶/۱۷
نام نویسنده‌ی مسئول: مهدی مهدی‌خانی
نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – تهران – دانشگاه علم و صنعت ایران – دانشکده برق

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]

۱- مقدمه

جداسازی کور سیگنال منابع یکی از موضوعات مورد بررسی در زمینه پردازش سیگنال است که محبوبیت آن خصوصا در چند سال اخیر افزایش یافته است [۱,۲]. هدف از جداسازی سیگنال منابع، تخمین سیگنال N منبع مختلف با استفاده از مخلوط سیگنال‌های دریافتی توسط M سنسور است. به این روش کور گفته می‌شود چون پردازش سیگنال‌های دریافتی در حالی صورت می‌گیرد که اطلاعات اولیه‌ای راجع به منابع و چگونگی ترکیب آن‌ها در سنسورها وجود ندارد و تنها M سیگنال مخلوط در دسترس است [۳,۴]. برای جداسازی سیگنال منابع، روش‌های مختلفی ارائه شده است که به دو دسته کلی روش‌های زمانی و روش‌های فرکانسی تقسیم می‌شوند [۵]. روش‌های زمانی با پیچیدگی محاسباتی زیادی همراه هستند زیرا در حوزه زمان، مدل ترکیب سیگنال منابع از نوع کانولوتیو است ولی روش‌های فرکانسی با روابط ساده‌تری همراه هستند زیرا در حوزه فرکانس، مدل ترکیب سیگنال منابع به‌صورت لحظه‌ای ساده می‌شود. در حقیقت مدل کانولوتیو در حوزه فرکانس معادل مدل لحظه‌ای در حوزه زمان است. از طرف دیگر الگوریتم‌های جداسازی فرکانسی با مشکل جایگشت محلی روبرو می‌باشند که سبب کاهش کیفیت جداسازی می‌شوند [۶,۷].

یکی از الگوریتم‌های مشهور که قابلیت جداسازی سیگنال منابع هم در زمان و هم در فرکانس را دارد، الگوریتم ICA است. در این مقاله الگوریتم ICA فرکانسی را در نظر می‌گیریم که جداسازی را به‌صورت bin به bin انجام می‌دهد و با مشکل جایگشت محلی روبرو است [۸,۹].

برای حل مشکل جایگشت، تکنیک‌های متنوعی پیشنهاد شده است که در مرجع [۱۰] به آن‌ها اشاره شده است. یکی از روش‌های مرسوم حل جایگشت در حوزه فرکانس، استفاده از زاویه منابع است. در این روش در هر bin فرکانسی، ابتدا تخمینی از زاویه منابع بدست می‌آید. سپس زوایای بدست آمده با زوایای اصلی منابع که در بخش پیش‌پردازش تخمین زده می‌شوند، مقایسه می‌گردند و اختلاف آن‌ها محاسبه می‌شود. با تکرار این مراحل برای جایگشت‌های مختلف و انتخاب حالتی که کمترین اختلاف را دارد، بهترین جایگشت انتخاب می‌شود. در ادامه الگوریتم ICA[1] ای که از این روش استفاده می‌کند را به عنوان الگوریتم مرجع در نظر می‌گیریم.

در این مقاله روش جدیدی برای حل جایگشت الگوریتم ICA در حوزه فرکانس پیشنهاد شده است که ترکیبی از الگوریتم‌های LQBP[2]، ICA و DOA[3] است بنابراین آن را الگوریتم LICAD (Lqbp+ICA+Doa) می‌نامیم. در الگوریتم پیشنهادی، در هر بین فرکانسی ابتدا الگوریتم مرجع اعمال می‌شود و مناسب‌ترین جایگشت انتخاب می‌گردد. اگر اختلاف زوایای بدست آمده در bin فرکانسی و زوایای اصلی منابع از یک حد آستانه معین کمتر باشد آنگاه همین جایگشت انتخاب می‌شود. در غیر این صورت، هم‌بستگی تمام جایگشت‌های خروجی الگوریتم ICA و خروجی الگوریتم کمکی LQBP محاسبه می‌شود و با در نظر گرفتن بیشترین هم‌بستگی، بهترین جایگشت انتخاب می‌گردد. از آنجایی‌که الگوریتم LQBP با مشکل جایگشت محلی روبرو نیست، نشان خواهیم داد در مقایسه با الگوریتم مرجع که تنها از اطلاعات زاویه استفاده می‌کند، با استفاده از الگوریتم LICAD به میزان قابل توجهی مشکل جایگشت ICA کاهش می‌یابد و در نتیجه کیفیت جداسازی افزایش پیدا می‌کند خصوصا در شرایطی که تعداد منابع زیاد است.

در این مقاله و در بخش دوم، مدل ترکیب سیگنال منابع را بیان می‌کنیم. در بخش سوم، روش مرجع حل جایگشت محلی ICA با کمک زاویه منابع را ارائه می‌دهیم. در بخش چهارم به معرفی الگوریتم پیشنهادی LICAD می‌پردازیم و نهایتا در بخش ششم نتایج شبیه‌سازی را نمایش می‌دهیم.

۲- مدل ترکیب سیگنال منابع

فرض می‌کنیم سیگنال N منبع توسط M سنسور که به فرم آرایه خطی چیده شده‌اند، دریافت گردد. مدل ترکیب سیگنال منابع را از نوع غیر اکودار در نظر می‌گیریم، در این صورت سیگنال‌های دریافتی به‌صورت رابطه (۱) خواهند بود [۱۳-۱۱]:

$$x_m(t)=\sum_{n=1}^{N} a_n \alpha_n^{m-1} s_n(t-d_n-(m-1)\delta_n)+\nu_m(t) \qquad (۱)$$

که $x_m(t)$ سیگنال سنسور mام، $s_n(t)$ سیگنال منبع nام، $\nu_m(t)$ نویز دریافتی توسط سنسور mام است. a_n و d_n تضعیف و تاخیر سیگنال منبع nام در طی مسیر تا سنسور اول می‌باشد. α_n و δ_n تضعیف و تاخیر نسبی سیگنال منبع nام در طی مسیر بین دو سنسور مجاور است. مدل (۱) تنها برای آرایه خطی و منابع دور دست معتبر است.

با استفاده از تبدیل خطی STFT[4]، در صفحه زمان- فرکانس مدل (۱) به صورت زیر قابل بیان است:

$$\begin{bmatrix} x_1(f,\tau) \\ x_2(f,\tau) \\ \vdots \\ x_M(f,\tau) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \psi_1(f) & \dots & \psi_N(f) \\ \vdots & & \vdots \\ \psi_1^{M-1}(f) & \dots & \psi_N^{M-1}(f) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \kappa_1(f)s_1(f,\tau) \\ \kappa_2(f)s_2(f,\tau) \\ \vdots \\ \kappa_N(f)s_N(f,\tau) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_1(f,\tau) \\ \nu_2(f,\tau) \\ \vdots \\ \nu_M(f,\tau) \end{bmatrix} \qquad (۲)$$

که $x_m(f,\tau)$، $s_n(f,\tau)$ و $\nu_m(f,\tau)$ به ترتیب تبدیل STFT سیگنال سنسور mام، منبع nام و نویز دریافتی توسط سنسور mام است. $\psi_n(f)=\alpha_n e^{-j2\pi f \delta_n}$ و $\kappa_n(f)=a_n e^{-j2\pi f d_n}$ می‌باشد.

در این رابطه متغیرهای f و τ به ترتیب معرف پارامترهای پیوسته فرکانس و زمان هستند. با در نظر گرفتن نمونه‌های گسسته

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]

این دو پارامتر، ماتریس سه‌بعدی $\mathbf{X}$ که دارای ابعاد $L\times P\times M$ است را تعریف می‌کنیم. این ماتریس حاوی اطلاعات زمان- فرکانس (بعد دوم و اول) و شماره سنسور (بعد سوم) است. L تعداد binهای فرکانسی و P تعداد سیگنال‌های پنجره‌ای شده می‌باشد. درایه $\mathbf{X}(l,p,m)$ به این صورت بدست می‌آید: سیگنال دریافتی سنسور mام انتخاب می‌گردد. pامین سیگنال پنجره‌ای شده و تبدیل فوریه آن محاسبه می‌شود. lامین مؤلفه فرکانسی، تشکیل دهنده درایه $\mathbf{X}(l,p,m)$ خواهد بود. به عبارت دیگر $\mathbf{X}(l,p,m)$ معرف lامین مؤلفه فرکانسی تبدیل فوریه pامین سیگنال پنجره‌ای شده مربوط به سنسور mام است.

در ادامه ماتریس $\mathbf{X}$ را به عنوان ورودی الگوریتم‌های جداساز در نظر می‌گیریم. همچنین در این مقاله تعداد منابع و سنسورها را برابر فرض می‌کنیم به عبارت دیگر از تساوی $N=M$ استفاده می‌نماییم.

۳- حل جایگشت ICA با استفاده از DOA

یکی از روش‌های مرسوم برای حل جایگشت محلی الگوریتم ICA در حوزه فرکانس، استفاده از زاویه منابع است [۱۶-۱۴]. می‌دانیم که الگوریتم ICA فرکانسی، جداسازی را به‌صورت bin به bin انجام می‌دهد. فرض می‌کنیم در bin شماره l_0 با اجرای الگوریتم ICA ماتریس جداساز $\mathbf{W}_{l_0}$ با ابعاد $M\times M$ محاسبه شده باشد. در روش استفاده از زاویه منابع، ابتدا مطابق رابطه (۳) با استفاده از درایه‌های هر ستون ماتریس $\mathbf{W}_{l_0}$، یک زاویه بدست آورده می‌شود:

$$\begin{bmatrix}\mathbf{W}_{l_0}\\ \Downarrow\\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_{l_0}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\left[\mathbf{w}_{l_0}^{(1)} \;\middle|\; \mathbf{w}_{l_0}^{(2)} \;\middle|\; \dots \;\middle|\; \mathbf{w}_{l_0}^{(M)}\right]\\ \downarrow \quad\quad \downarrow \quad\quad \dots \quad\quad \downarrow\\ \left[\hat{\theta}_{l_0}(1) \;\middle|\; \hat{\theta}_{l_0}(2) \;\middle|\; \dots \;\middle|\; \hat{\theta}_{l_0}(M)\right]\end{bmatrix} \qquad (۳)$$

که $\mathbf{w}_{l_0}^{(m)}$، mامین ستون $\mathbf{W}_{l_0}$ است و رابطه آن با $\hat{\theta}_{l_0}(m)$ عبارتست از [۶]:

$$\hat{\theta}_{l_0}(m)=\pi-\cos^{-1}\left(\frac{angle\left(\frac{\mathbf{w}_{l_0}^{(m)}(2)}{\mathbf{w}_{l_0}^{(m)}(1)}\right)}{2\pi d f_s v_c^{-1}F(l_0)}\right) \qquad (۴)$$

که d فاصله دو سنسور مجاور، f_s فرکانس نمونه‌برداری، v_c سرعت صوت، $F(l_0)$ فرکانس l_0 امین bin فرکانسی و تابع $angle(.)$ برابر زاویه آرگومان داخل آن است.

سپس با مقایسه تخمین زاویه منابع و تمام جایگشت‌های ممکن $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{l_0}$، مشابه‌ترین جایگشت محاسبه می‌گردد. تخمین زاویه منابع، قبل از اجرای الگوریتم ICA و به عنوان بخش پیش پردازش محاسبه می‌گردد [۱۱].

برای بررسی تمام جایگشت‌ها، از ماتریس جایگشت $\mathbf{G}$ استفاده می‌شود که تمام حالت‌های چینش ارقام ۱ تا M در یک بردار M تایی را در بر دارد. روشن است که ابعاد این ماتریس $M!\times M$ است. به عنوان مثال اگر $M=3$ باشد آنگاه داریم:

$$\mathbf{G}=\begin{bmatrix}1&2&3\\1&3&2\\2&1&3\\2&3&1\\3&1&2\\3&2&1\end{bmatrix} \qquad (۵)$$

با توجه به ماتریس $\mathbf{G}$ و محاسبه فاصله اقلیدسی بین $\hat{\boldsymbol{\theta}}_s$ و حالات مختلف $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{l_0}$، مطابق رابطه (۶) بهترین جایگشت تخمین زده می‌شود [۶]:

$$u_d=\arg\min\left\{\sum_{n=1}^{N}\left|\hat{\theta}_{l_0}\left(\mathbf{G}(u,n)\right)-\hat{\theta}_s(n)\right|^2\right\} \qquad (۶)$$

u_d به شماره سطری از ماتریس $\mathbf{G}$ اشاره دارد که اگر چینش درایه‌های بردار $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{l_0}$ مطابق آن انجام شود آنگاه بیشترین شباهت با بردار $\hat{\boldsymbol{\theta}}_s$ حاصل می‌گردد. با مشخص شدن u_d، ماتریس جداساز $\mathbf{W}_{l_0}$ به‌صورت رابطه (۷) تغییر می‌کند:

$$\hat{\mathbf{w}}_{l_0}^{(n)}=\mathbf{w}_{l_0}^{(\mathbf{G}(u_d,n))}\Rightarrow\hat{\mathbf{W}}_{l_0}=\mathbf{W}_{l_0}^{\mathbf{G}(u_d,:)} \qquad (۷)$$

ماتریس $\hat{\mathbf{W}}_{l_0}$ ماتریس جداساز نهایی در l_0 امین bin فرکانسی است که جایگشت آن با کمک زاویه منابع حل شده است. در این‌صورت l_0 امین bin فرکانسی سیگنال‌های جدا شده برابر خواهد بود با:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}=\hat{\mathbf{W}}_{l_0}^{-1}\mathbf{X}_{l_0} \qquad (۸)$$

$\mathbf{X}_{l_0}$ ماتریسی دو بعدی با ابعاد $M\times P$ است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mathbf{X}_{l_0}(m,p)=\mathbf{X}(l_0,p,m)\mapsto p=1:P,\ m=1:M \qquad (۹)$$

دقت کنیم که $\mathbf{X}(l_0,p,m)$ در حقیقت دارای ابعاد $1\times P\times M$ است که با جابجایی درایه‌ها، آن را به ابعاد $M\times P$ تبدیل کرده‌ایم. در نتیجه ابعاد $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ نیز $M\times P$ خواهد بود. در نهایت با استفاده از رابطه (۱۰) ماتریس خروجی $\mathbf{Y}^{ICA+doa}$ بدست می‌آید:

$$\begin{aligned}\mathbf{Y}^{ICA+doa}(l_0,p,m)&=\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}(m,p)\\ &\mapsto p=1:P,\ m=1:M\end{aligned} \qquad (۱۰)$$

که $\mathbf{Y}^{ICA+doa}$ خروجی الگوریتم ICA ای است که جایگشت آن با روش زاویه منابع حل شده است. در ادامه چنین الگوریتمی را با نماد ICA+doa نشان می‌دهیم.

۴- معرفی الگوریتم پیشنهادی LICAD

در این بخش، الگوریتم پیشنهادی معرفی می‌شود. این الگوریتم ترکیبی از الگوریتم‌های LQBP، ICA و DOA است و به همین علت عنوان LICAD (Lqbp+ICA+Doa) برای آن انتخاب شده است. مراحل اجرایی الگوریتم پیشنهادی در bin فرکانسی شماره l_0 عبارتست از:

مرحله اول: الگوریتم ICA+doa اجرا می‌شود (بخش ۳) تا

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]

بهترین جایگشت u_d، ماتریس جداساز $\hat{\mathbf{W}}_{l_0}$ و ماتریس خروجی متناظر با آن یعنی $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ محاسبه شود.

مرحله دوم: اختلاف زاویه‌ای بهترین جایگشت و تخمین زوایه منابع، مطابق رابطه (۱۱) محاسبه می‌گردد:

$$\Delta\theta_{l_0}=\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left|\hat{\theta}_{l_0}\left(\mathbf{G}(u_d,n)\right)-\hat{\theta}_s(n)\right|^2 \qquad (۱۱)$$

مرحله سوم: مقدار $\Delta\theta_{l_0}$ با یک مقدار آستانه معین مقایسه می‌شود. اگر کوچکتر از آن باشد آنگاه جایگشت u_d به عنوان جایگشت نهایی انتخاب می‌شود. در غیر این‌صورت مرحله چهارم اجرا می‌شود. به بیان دیگر داریم:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}=\begin{cases}\hat{\mathbf{Y}}_{l_0} \Leftrightarrow if \quad \Delta\theta_{l_0}\le\xi\\ \breve{\mathbf{Y}}_{l_0} \Leftrightarrow if \quad \Delta\theta_{l_0}>\xi\end{cases} \qquad (۱۲)$$

که ξ مقدار آستانه و $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ خروجی الگوریتم ICA+doa می‌باشد. $\breve{\mathbf{Y}}_{l_0}$ خروجی‌ای است که در مرحله چهارم محاسبه می‌شود و $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ خروجی نهایی در bin شماره l_0 است.

هرچه آستانه ξ بزرگتر باشد آنگاه احتمال اینکه $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ به عنوان خروجی نهایی انتخاب گردد بیشتر می‌شود. به عبارت دیگر در این حالت احتمال اینکه تنها روش DOA برای حل مساله جایگشت کافی و مناسب باشد بیشتر می‌گردد. اما هرچه آستانه ξ کوچکتر انتخاب شود آنگاه احتمال استفاده از الگوریتم LQBP برای حل مشکل جایگشت و انتخاب $\breve{\mathbf{Y}}_{l_0}$ به عنوان خروجی نهایی نیز افزایش می‌یابد. در این مقاله برای تعیین مقدار ξ از روش زیر استفاده می‌گردد:

الف) پس از تخمین بردار $\hat{\boldsymbol{\theta}}_s$، اختلاف زاویه منابع مجاور محاسبه می‌شود.

ب) ξ برابر نصف کمترین اختلاف زاویه‌ای مرحله الف، قرار داده می‌شود.

مرحله چهارم: با اعمال الگوریتم LQBP، خروجی آن را در bin فرکانسی شماره l_0، $\tilde{\mathbf{Y}}_{l_0}$، محاسبه می‌کنیم که مانند ماتریس $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ دارای ابعاد $M\times P$ است. الگوریتم LQBP در مراجع [۱۷,۱۸] به‌طور کامل توضیح داده شده است. از آن‌جایی‌که محاسبات مربوط به آن طولانی است لذا از بیان آن‌ها خودداری می‌نماییم و تنها به ذکر چند ویژگی الگوریتم LQBP اکتفا می‌نماییم:

۱- مدل ترکیب سیگنال منابع این الگوریتم از نوع غیر اکودار (کانولوتیو ساده شده) است که با فرض این مقاله سازگار است.

۲- برخلاف ICA با مشکل جایگشت محلی روبرو نیست.

۳- در مقایسه با الگوریتم ICA+doa که جایگشت آن تنها با زاویه منابع حل شده است، کیفیت جداسازی آن کمتر است.

از آنجایی‌که الگوریتم LQBP دارای جایگشت نیست (ویژگی ۲) بنابراین هر سطر $\tilde{\mathbf{Y}}_{l_0}$ به منبع متناظرش متعلق است یعنی سطر mام مربوط به منبع شماره m می‌باشد و $1\le m\le M$. اما از طرف دیگر چون کیفیت جداسازی الگوریتم کمکی LQBP کمتر از ICA+doa است (ویژگی ۳) لذا با ترکیب نتایج دو الگوریتم، به خروجی بهتری می‌رسیم. به عبارت دیگر الگوریتم ICA از لحاظ کیفیت جداسازی بر الگوریتم LQBP برتری دارد و الگوریتم LQBP نیز از جهت نداشتن مشکل جایگشت بر الگوریتم ICA ارجحیت دارد، بنابراین با ترکیب این دو الگوریتم جداسازی سیگنال‌ها با کیفیت بهتری انجام می‌شود.

پس از محاسبه ماتریس‌های $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ و $\tilde{\mathbf{Y}}_{l_0}$ در مراحل دوم و چهارم، با توجه به ماتریس جایگشت $\mathbf{G}$ و محاسبه میزان هم‌بستگی $\tilde{\mathbf{Y}}_{l_0}$ و تمام جایگشت‌های ممکن $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$، مطابق رابطه (۱۳) بهترین جایگشت تخمین زده می‌شود:

$$\bar{u}_d=\arg\max\left\{\sum_{m=1}^{M}\frac{\langle r_1,r_2\rangle}{\sqrt{\langle r_1,r_1\rangle}\sqrt{\langle r_2,r_2\rangle}}\right\} \qquad (۱۳)$$
$$r_1=\left|\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}(\mathbf{G}(u,m),:)\right|, r_2=\left|\tilde{\mathbf{Y}}_{l_0}(m,:)\right|$$

که عبارت $\langle x,y\rangle$ به‌صورت رابطه (۱۴) تعریف می‌شود:

$$\langle x,y\rangle=\frac{\sum_{n=1}^{N}x(n)y(n)}{N}-\left[\frac{\sum_{n=1}^{N}x(n)}{N}\right]\left[\frac{\sum_{n=1}^{N}y(n)}{N}\right] \qquad (۱۴)$$

با مشخص شدن $\bar{u}_d$، ماتریس جداساز نهایی به‌صورت رابطه (۱۵) بدست می‌آید:

$$\breve{\mathbf{w}}_{l_0}^{(n)}=\hat{\mathbf{w}}_{l_0}^{(\mathbf{G}(\bar{u}_d,n))}\Rightarrow\breve{\mathbf{W}}_{l_0}=\hat{\mathbf{W}}_{l_0}^{\mathbf{G}(\bar{u}_d,:)} \qquad (۱۵)$$

ماتریس $\breve{\mathbf{W}}_{l_0}$ ماتریس جداساز در l_0 امین bin فرکانسی می‌باشد که جایگشت آن با کمک الگوریتم LQBP حل شده است. در اینصورت l_0 امین bin فرکانسی سیگنال‌های جدا شده عبارتست از:

$$\breve{\mathbf{Y}}_{l_0}=\breve{\mathbf{W}}_{l_0}^{-1}\mathbf{X}_{l_0} \qquad (۱۶)$$

ابعاد $\breve{\mathbf{Y}}_{l_0}$ برابر $M\times P$ است.

مرحله پنجم: با استفاده از رابطه (۱۷)، ماتریس خروجی نهایی $\mathbf{Y}^{LICAD}$ در bin شماره l_0 بدست می‌آید:

$$\mathbf{Y}^{LICAD}(l_0,p,m)=\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}(m,p)$$
$$\mapsto p=1:P, m=1:M \qquad (۱۷)$$

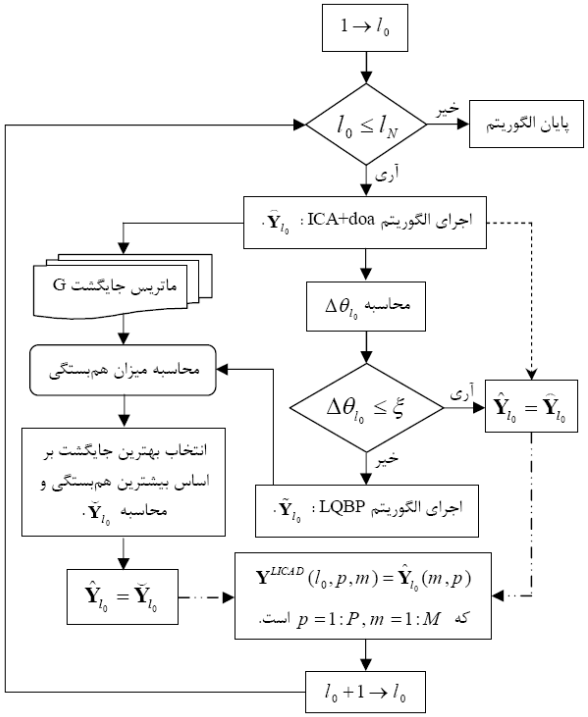
که $\hat{\mathbf{Y}}_{l_0}$ در رابطه (۱۲) تعریف شده است و $\mathbf{Y}^{LICAD}$ خروجی الگوریتم پیشنهادی LICAD می‌باشد.

مرحله ششم: مراحل اول تا پنجم برای تمام binهای فرکانسی که تعداد آن را l_N فرض می‌کنیم، تکرار می‌شود.

بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی LICAD در شکل ۱ رسم شده است.

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]



شکل (۱): بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی LICAD

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش با استفاده از نتایج شبیه‌سازی، الگوریتم‌های زیر را با یکدیگر مقایسه می‌نماییم:

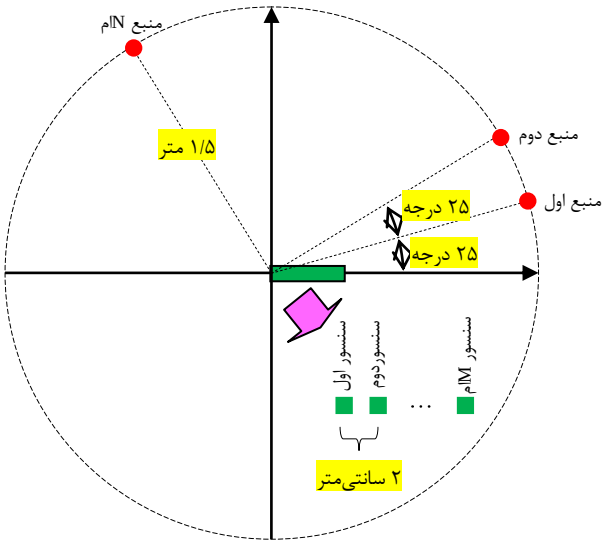
۱- الگوریتم پیشنهادی LICAD.

۲- الگوریتم مرجع ICA+doa.

۳- الگوریتم کمکی LQBP.

مطابق شکل ۲، فرضیات شبیه‌سازی‌ها عبارتند از:

آرایه سنسوری به‌صورت خطی و یکنواخت با فاصله ۲ سانتی‌متر از یکدیگر می‌باشند. سیگنال منابع از نوع گفتار می‌باشد که از یک بانک

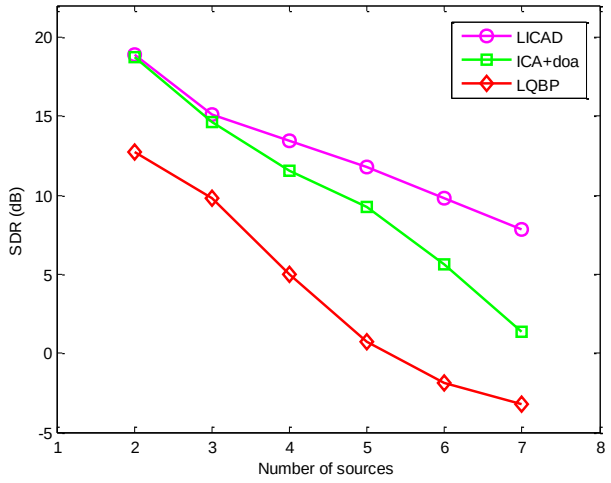


شکل (۲): چگونگی چیدمان منابع و سنسورها

اطلاعاتی استاندارد انتخاب گردیده‌اند و به‌صورت مجازی با یکدیگر ترکیب شده‌اند. فاصله منابع از سنسور مرجع (مبدا مختصات) برابر ۱/۵ متر است و منابع بر روی یک نیم صفحه با اختلاف زاویه‌ای ۲۵ درجه چیده شده‌اند. تعداد منابع و سنسورها برابر می‌باشد و SNR=40 dB است. محاسبات با یک کامپیوتر خانگی ۲ هسته‌ای با پردازنده‌ای با قدرت 2.33 GHz و حافظه 2 GB انجام شده است.

برای ارزیابی الگوریتم‌ها از سه پارامتر زیر استفاده می‌نماییم:

الف) SDR[۵]: این پارامتر معیاری برای ارزیابی کیفیت جداسازی است که به‌طور کامل در مرجع [۱۹] معرفی شده است. در شکل ۳، مقدار متوسط SDR سه الگوریتم مورد مقایسه، رسم شده است.



شکل (۳): مقایسه مقادیر SIR الگوریتم‌ها

با بررسی شکل ۳، نتایج زیر حاصل می‌گردند:

نتیجه اول: مقدار SDR الگوریتم پیشنهادی LICAD نسبت به SDR الگوریتم مرجع به‌طور متوسط 3 dB بیشتر است.

نتیجه دوم: مقدار SDR الگوریتم پیشنهادی LICAD نسبت به SDR الگوریتم LQBP به‌طور متوسط 8 dB بیشتر است.

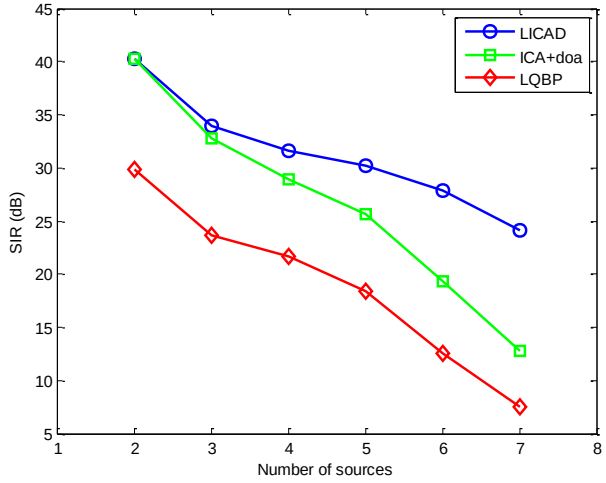
نتیجه سوم: هرچه تعداد منابع افزایش می‌یابد و جداسازی سیگنال منابع پیچیده‌تر می‌شود، برتری الگوریتم پیشنهادی بر الگوریتم‌های مرجع و LQBP آشکارتر می‌شود به‌گونه‌ای که اگر تعداد منابع ۲ باشد LICAD نسبت به الگوریتم‌های مرجع و LQBP به ترتیب 0.5 dB و 5 dB بهبود دارد و اگر تعداد منابع ۷ باشد این اعداد به 6 dB و 10 dB افزایش می‌یابند.

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

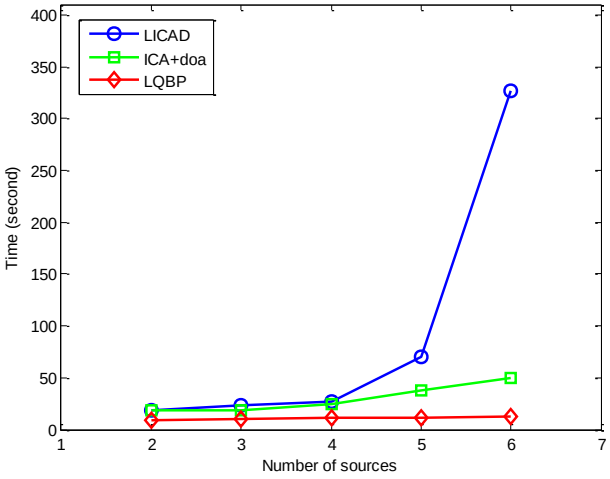
$$SDR_{LQBP} < SDR_{ICA+doa} < SDR_{LICAD}$$

ب) SIR[۶]: این پارامتر نیز معیاری برای ارزیابی کیفیت جداسازی است که به‌طور کامل در مرجع [۱۹] معرفی شده است. در شکل ۴، مقدار متوسط SIR سه الگوریتم مورد مقایسه، رسم شده است.

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]



شکل (۴): مقایسه مقادیر SIR الگوریتم‌ها



شکل (۵): مقایسه سرعت اجرای الگوریتم‌ها

با بررسی شکل ۴، نتایج زیر حاصل می‌گردند:

نتیجه اول: مقدار SIR الگوریتم پیشنهادی LICAD نسبت به SIR الگوریتم مرجع به‌طور متوسط 5 dB بیشتر است.

نتیجه دوم: مقدار SIR پیشنهادی LICAD نسبت به SIR الگوریتم LQBP به‌طور متوسط 13 dB بیشتر است.

نتیجه سوم: هرچه تعداد منابع افزایش می‌یابد و سیستم جداسازی سیگنال منابع پیچیده‌تر می‌شود، برتری الگوریتم پیشنهادی بر الگوریتم‌های مرجع و LQBP آشکارتر می‌شود به‌گونه‌ای که اگر تعداد منابع ۲ باشد الگوریتم LICAD نسبت به الگوریتم‌های مرجع و LQBP به ترتیب 5. dB و 10 dB بهبود دارند و اگر تعداد منابع ۷ باشد این اعداد به 10 dB و 17 dB افزایش می‌یابند.

نتیجه چهارم: در تمام روش‌ها با افزایش تعداد منابع، مقدار SIR و کیفیت جداسازی کاهش می‌یابد. به‌طور خلاصه داریم:

$$SIR_{LQBP} < SIR_{ICA+doa} < SIR_{LICAD}$$

ج) سرعت: پارامتر مهم دیگری که معمولا در ارزیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد پارامتر سرعت اجرای الگوریتم است. در شکل ۵ الگوریتم‌ها از لحاظ سرعت با یکدیگر مقایسه شده‌اند.

با بررسی شکل ۵، نتایج زیر بدست می‌آیند:

نتیجه اول: سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی LICAD کمتر از الگوریتم مرجع است به‌طوری‌که به‌طور متوسط سرعت اجرای الگوریتم مرجع، ۳ برابر سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی است.

نتیجه دوم: سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی LICAD بسیار کمتر از الگوریتم LQBP است به‌طوری‌که سرعت اجرای الگوریتم LQBP، ۸/۷ برابر سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی است.

نتیجه سوم: هرچه تعداد منابع افزایش می‌یابد ضعف سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی بر الگوریتم‌های مرجع و $LQBP$ آشکارتر می‌شود به‌گونه‌ای که اگر تعداد منابع ۲ باشد سرعت اجرای الگوریتم‌های LQBP، ۲ برابر سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی و سرعت اجرای الگوریتم مرجع برابر سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی است. اگر تعداد منابع به ۷ عدد افزایش یابد، سرعت اجرای الگوریتم‌های مرجع و LQBP، به ترتیب ۶ و ۲۷ برابر سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی خواهد بود.

نتیجه چهارم: سرعت اجرای الگوریتم LQBP به‌طور متوسط ۳ برابر سرعت اجرای الگوریتم مرجع است. خصوصا با افزایش تعداد منابع اختلاف سرعت اجرای دو الگوریتم آشکارتر می‌شود به‌گونه‌ای که اگر تعداد منابع ۲ باشد سرعت اجرای LQBP، ۲ برابر سرعت اجرای الگوریتم مرجع است و اگر تعداد منابع ۷ باشد این عدد به ۴ برابر افزایش می‌یابد.

نتیجه پنجم: در تمام روش‌ها با افزایش تعداد منابع، سرعت اجرای الگوریتم‌ها کاهش می‌یابد. پس به‌طور خلاصه داریم:

$$\begin{aligned} &Time_{LQBP} < Time_{ICA+doa} < Time_{LICAD} \\ &\Rightarrow\Rightarrow\Rightarrow \quad v_{LICAD} < v_{ICA+doa} < v_{LQBP} \end{aligned}$$

که v معرف سرعت اجرای الگوریتم است.

جمع‌بندی بخش شبیه‌سازی در جدول ۱ 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 ۳ تا ۵ و مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها، عدد متعلق به سایر الگوریتم‌ها را معین می‌نماییم. تاکید می‌کنیم که عدد ۱۰ کاملا اختیاری است و می‌تواند هر عدد دیگری باشد زیرا هدف این جدول مقایسه نسبی الگوریتم‌ها است. ردیف‌های ۱، ۲ و ۳ به پارامترهای SDR، SIR و سرعت اجرای الگوریتم‌ها مرتبط است. ردیف ۴، میانگین ردیف‌های ۱ و ۲ می‌باشد که بیانگر معیار نهایی کیفیت الگوریتم‌ها است.

اگر $x(a,b)$ مقدار جدول در ردیف a ام و ستون b ام باشد آنگاه با توجه به نتایج شبیه‌سازی‌ها $x(1,3)=10$، $x(2,3)=10$ و

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]

$x(3,1)=10$ است. همچنین با توجه به اشکال ۳ تا ۵، مقدار سایر نقاط جدول ۱ از روابط زیر بدست می‌آید:

جدول (۱): ارزیابی الگوریتم‌ها بر اساس معیارهای مختلف

	ستون	۱	۲	۳
ردیف		LQBP	ICA+doa	LICAD
۱	معیار کیفیت ۱ (SDR)	۳	۸	**۱۰**
۲	معیار کیفیت ۲ (SIR)	۶	۸/۵	**۱۰**
۳	معیار سرعت	۱۰	۳/۵	**۱/۲۵**
۴	معیار کیفیت (SDR+SIR)/2	۴/۵	۸/۲۵	**۱۰**
۵	معیار نهایی	$10-5.5p$	$3.5+4.8p$	$1.25+8.75p$

$$x(1,1)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}SDR_{LQBP}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}SDR_{LICAD}^{(n)}=3 \qquad (۱۸)$$

$$x(1,2)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}SDR_{ICA+doa}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}SDR_{LICAD}^{(n)}=8 \qquad (۱۹)$$

$$x(2,1)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}SIR_{LQBP}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}SIR_{LICAD}^{(n)}=6 \qquad (۲۰)$$

$$x(2,2)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}SIR_{ICA+doa}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}SIR_{LICAD}^{(n)}=8.5 \qquad (۲۱)$$

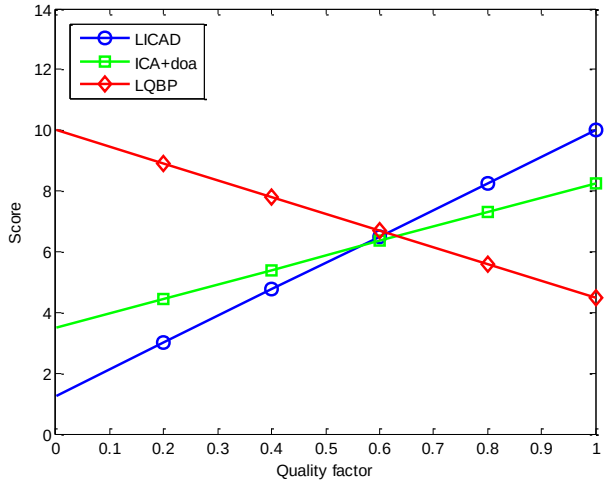
$$x(3,2)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}Time_{LQBP}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}Time_{ICA+doa}^{(n)}=3.5 \qquad (۲۲)$$

$$x(3,3)=10\times\left(\sum_{n=2}^{7}Time_{LQBP}^{(n)}\right)\Big/\sum_{n=2}^{7}Time_{LICAD}^{(n)}=1.25 \qquad (۲۳)$$

که $Z_Y^{(n)}$ معرف میزان پارامتر Z در الگوریتم Y است وقتی تعداد منابع برابر n باشد. در این‌صورت $Z=\{SDR,SIR,Time\}$، $Y=\{LQBP,ICA+doa,LICAD\}$ و $n=\{2,3,...,7\}$ می‌باشد. همواره بین کیفیت و سرعت یک الگوریتم مصالحه‌ای وجود دارد. به عبارت دیگر معمولا افزایش یکی سبب کاهش دیگری می‌شود و بالعکس. اهمیت و برتری سرعت و کیفیت بر یکدیگر به کاربرد الگوریتم بستگی دارد. برای در نظر گرفتن این نکته در ارزیابی الگوریتم‌ها، فاکتور کیفیت p را تعریف می‌نماییم. این کمیت عددی بین صفر و یک است که میزان اهمیت‌دار بودن معیار کیفیت را نشان می‌دهد. به عنوان مثال اگر $p=0.75$ باشد آنگاه معیار ارزیابی نهایی شامل ۰/۷۵ معیار کیفیت و ۰/۲۵ معیار سرعت خواهد بود. در ردیف ۵ جدول ۱، معیار ارزیابی نهایی بر حسب کمیت p بیان شده است:

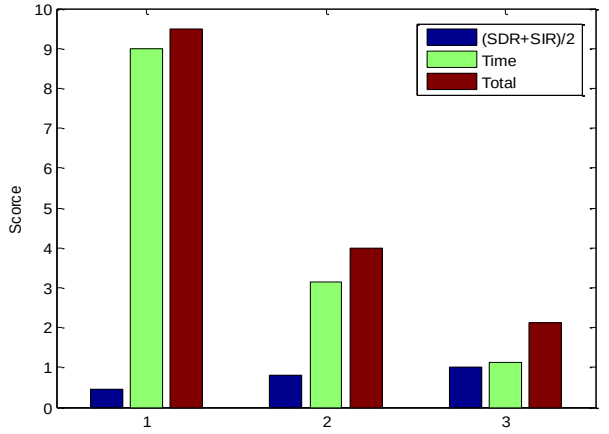
(معیار نهایی کیفیت) * p + (معیار سرعت) * $(1-p)$ = معیار ارزیابی

در شکل ۶ نمودارهای ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که با افزایش فاکتور کیفیت، امتیاز نهایی الگوریتم پیشنهادی با سرعت (شیب) بیشتری افزایش می‌یابد و به ازای $p>.6$ بیشترین امتیاز را دارد. اما در بازه $0\le p\le .6$ که پارامتر سرعت اجرا اهمیت دارد، امتیاز الگوریتم پیشنهادی کاهش می‌یابد.

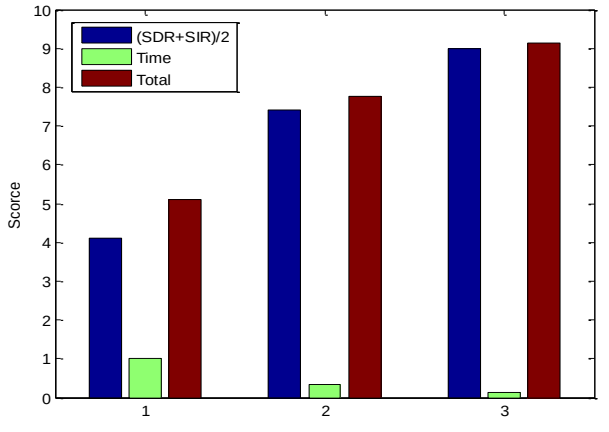


شکل (۶): ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها بر اساس فاکتور کیفیت

برای بیان واضح‌تر مطالب بالا، شکل ۶ را به ازای دو مقدار مختلف $p=0.1$ و $p=0.9$ به ترتیب در اشکال ۷ و ۸ رسم می‌کنیم.



شکل (۷): ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها با فرض $p=0.1$



شکل (۸): ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها با فرض $p=0.9$

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.11- No.2- Fall & Winter 2014
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]

در اشکال ۷ و ۸، اگر $p = 0.1$ باشد آنگاه پارامتر سرعت ۹ برابر پارامتر کیفیت ارزش دارد و اگر $p = 0.9$ باشد پارامتر کیفیت ۹ برابر پارامتر سرعت ارزش دارد.

دیده می‌شود که هرچه معیار ارزیابی نهایی به سرعت اجرای الگوریتم نزدیک‌تر شود، کارایی الگوریتم پیشنهادی LICAD کمتر می‌گردد و هرچه این معیار به سمت کیفیت میل کند، نسبت به الگوریتم‌های LQBP و ICA، امتیاز بیشتری را به خود اختصاص می‌دهند.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله الگوریتم جدیدی برای حل جایگشت محلی الگوریتم ICA در حوزه فرکانس معرفی شد که ترکیبی از الگوریتم‌های LQBP، ICA و DOA است و روش LICAD (Lqbp+ICA+Doa) نامیده می‌شود. در الگوریتم LICAD در هر بین فرکانسی ابتدا الگوریتم مرجع ICA+doa اعمال می‌شود یعنی بر اساس ماتریس جداساز الگوریتم ICA، تخمینی از زوایای منابع بدست می‌آید. سپس زوایای بدست آمده با زوایای اصلی منابع که به عنوان بخش پیش پردازش محاسبه شده‌اند، مقایسه می‌گردند. اگر اختلاف زوایای مشابه از یک حد آستانه معین کمتر باشد آنگاه جایگشتی که دارای کمترین اختلاف زاویه‌ای است، انتخاب می‌شود. در غیر این صورت، هم‌بستگی تمام جایگشت‌های خروجی الگوریتم ICA و خروجی الگوریتم کمکی LQBP محاسبه می‌شود و با در نظر گرفتن بیشترین هم‌بستگی، بهترین جایگشت انتخاب می‌گردد. به‌طور متوسط استفاده از الگوریتم پیشنهادی سبب افزایش کیفیت جداسازی در معیار SDR به میزان 4 dB نسبت به الگوریتم مرجع ICA+doa و 10 dB نسبت به الگوریتم LQBP می‌گردد. همچنین در معیار SIR نیز استفاده از الگوریتم LICAD، سبب افزایش کیفیت جداسازی به میزان 5 dB و 13 dB نسبت به الگوریتم‌های مرجع و LQBP می‌شود. اشکال اصلی الگوریتم پیشنهادی در سرعت اجرای آن است که به‌طور متوسط ۳ و ۸/۷ برابر کندتر از الگوریتم‌های LQBP و مرجع اجرا می‌شود.

مراجع

[1] Pedersen, M. S., *"A Survy of Convolutive Blind Source Separation Methods"*, Springer Handbook on Speech Processing and Speech Communication, 2006.

[2] Mahdikhani, M., and Kahaei, M. H., *"Speed Up ICA Algorithm without Loss of Quality Using DR-LCO Algorithm"*, International Journal of Electronics and Communications Journal, Vol. 67, pp. 72-79, 2013.

[3] Lesage, S., *"Under-Determined Source Separation: Comparison of Two Approaches Based on Sparse Decompositions"*, ICA 2006.

[4] Mahdikhani, M., and Kahaei, M. H., *"Using the CSM and VSM techniques to speed up The ICA algorithm without a loss of quality"*, Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, Vol. 21, pp. 1930-1943, 2013.

[5] Sawada, H., Mukai, R., Araki S., and Makino, S., *"Convolutive Blind Source Separation for More Than Two Sources in Frequency Domain"*, ICASSP 2004, pp. 885-888, 2004.

[6] Sawada, H., Mukai, R., Araki, S., and Makino, S., *"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, Sep. 2004.

[7] Missaoui, I., Lachiri, Z., *"Blind speech separation based on undecimated wavelet packet perceptual filter banks and independent component analysis"*, IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 8, issue 3, no. 1, pp. 265-272, May 2011.

[8] Lee, T. W., *Independent Component Analysis-Theory and Applications. Norwell*, MA: Kluwer, 1998.

[9] Langlois, D., Chartier, S., and Gosselin, D., *"An Introduction to Independent Component Analysis: InfoMax and FastICA algorithms"*, Tutorials in Quantitative Methods for Psychology, Vol. 6 (1), 2010.

[10] Makino, S., Lee, T. W., and Sawada, H., *Blind Speech Separation*, Springer, pp. 62-69, July 2007.

[11] Melia, T., and Rickard, S., *"Underdetermined blind source separation in echoic environments using DESPRIT"*, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, May 2006.

[12] Rickard, S., Melia, T., and Fearon, C., *"DESPRIT – Histogram based blind source separation of more sources than sensors using subspace methods"*, in Proc. IEEE Workshop on Applications of Signal Processing in Audio and Acoustics, New Paltz, New York, October 2005.

[13] Mahdikhani, M., and Kahaei, M. H., *"Blind Source Separation Using Virtual Sensors"*, Fourth International Conference on Digital Telecommunications, pp. 107-110, 2009.

[14] Sawada, H., Mukai, R., Araki, S., and Makino, S., *"Blind Source Separation of 3-D Located Many Speech Signals"*, IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, October 2005.

[15] Sawada, H., Mukai, R., Araki, S., and Makino, S., *"Frequency Domain Blind Source Separation Using Small and Large Spacing Sensor Pairs"*, ISCAS, pp. 1-4, 2004.

[16] Sawada, H., Mukai, R., Araki, S., and Makino, S., *"Robust Real-Time Blind Source Separation For Moving Speakers in a Room"*, ICASSP, pp. 469-472. 2003.

[17] Saab, R., Yılmaz, O., McKeown M. J., and Abugharbieh, R., *"Underdetermined Anechoic Blind Source Separation via lq-Basis-Pursuit with q < 1"*, in IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, October 2005.

[18] Saab, R., Yılmaz, O., McKeown M. J., and Abugharbieh, R., *"Blind Separation of Anechoic Under-determined Speech Mixtures using Multiple Sensors"*, IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, pp. 642-646, 2006.

[19] Gribonval, R., *"Proposals for performance measurement in source separation"*, in Proc. Int. Symposium on ICA and BSS, Nara, apr. 2003.

زیرنویس‌ها

[1] Independent Component Analysis
[2] Lq Basis Pursuit
[3] Direction of Arrival
[4] Short-Time Fourier Transform
[5] Signal to Distortion Ratio
[6] Signal to Interference Ratio

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-13]