١٠٨٨٩٢

۸۷/۱/۱۰۶۷۸۴
۸۷/۱۲/۲۸

دانشکده مهندسی

پایان نامه کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی برق - مخابرات (سیستم)

بررسی الگوریتم های تجزیه مؤلفه های مستقل (ICA) و بکارگیری آنها در بهبود عملکرد پردازشی سیستمهای مخابرات بی سیم چند ورودی-چند خروجی

بوسیله‌ی

ایمان حبیبی

استاد راهنما

دکتر محمد علی مسندی شیرازی

۱۳۸۷/۱۲/۲۱

شهریور ۱۳۸۷

۱۰۸۸۹۲

بسم ا... الرحمن الرحیم

بررسی الگوریتم های تجزیه مؤلفه های مستقل (ICA) و بکارگیری آنها در بهبود عملکرد پردازشی سیستم های مخابرات بی سیم چند ورودی – چند خروجی

به وسیله‌ی:

ایمان حبیبی

پایان نامه

ارائه شده به معاونت تحصیلات تکمیلی به عنوان بخشی از فعالیت های تحصیلی لازم برای اخذ درجه کارشناسی ارشد

در رشته‌ی:

مهندسی برق - مخابرات سیستم

از دانشگاه شیراز

شیراز، ایران

ارزیابی شده توسط کمیته‌ی پایان نامه با درجه‌ی: عالی

امضای اعضای کمیته پایان نامه:

دکتر محمد علی مسندی شیرازی، دانشیار بخش مهندسی برق (رییس کمیته) .....

دکتر محمود کریمی، استادیار بخش مهندسی برق.....

دکتر علیرضا ذوالقدر اصلی،دانشیار بخش مهندسی برق .....

شهریورماه ۱۳۸۷

تقدیم به

پدر، مادر و همسرم

سپاسگزاری

در اینجا بر خود لازم می دانم که از کلیه افرادی که به نحوی مرا در انجام این پایان نامه یاری رساندند، تشکر و قدردانی نمایم. بخصوص از استاد گرامی، جناب آقای دکتر محمد علی مسندی شیرازی که با همراهی و راهنمایی خویش مرا در انجام این پایان‌نامه یاری رساندند و همیشه و در تمام مدت علم آموزی خویش نزد ایشان، مطالب بسیار زیادی از ایشان آموختم. به خاطر تمام آموخته هایم از ایشان سپاسگزارم و همواره یکی از افتخارات اینجانب شاگردی ایشان بوده و خواهد بود. همچنین از اساتید محترم مشاور، جناب آقای دکتر محمود کریمی و جناب آقای دکتر علیرضا ذوالقدر اصلی که افتخار شاگردیشان را در دوران کارشناسی و کارشناسی ارشد داشته ام، به خاطر تمام زحماتی که کشیده اند و برای تمام مطالبی که به من آموخته اند، بسیار تشکر و سپاسگزاری می نمایم.

چکیده

بررسی الگوریتم های تجزیه مؤلفه های مستقل (ICA) و بکارگیری آنها در بهبود عملکرد پردازشی سیستمهای مخابرات بی سیم چند ورودی-چند خروجی

به وسیله‌ی

ایمان حبیبی

سیستم های مخابراتی چند ورودی- چند خروجی (MIMO) در مقایسه با سیستم های یک ورودی- یک خروجی ظرفیت را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌دهند. همچنین استفاده از ICA برای جداسازی کور منابع باعث افزایش راندمان سیستم های مخابراتی می شود زیرا نیاز به ارسال داده هایی برای یادگیری ندارد. از اینرو استفاده از ICA در گیرنده سیستم های MIMO کارایی اینگونه سیستم ها را افزایش می دهد. سیستم های MIMO بر اساس طول کانال مخابراتی، به سیستم های MIMO کانولوتیو و سیستم های MIMO لحظه ای تقسیم بندی می شوند. اما مدل لحظه ای در کاربردهای عملی معمولا مدل مناسبی نمی باشد. همچنین ICA برای سیستم های MIMO کانولوتیو نسبت به حالت لحظه ای بسیار پیچیده تر و نیاز به محاسبات بیشتری دارد. به همین دلیل اخیرا برای حل مسأله ICA در سیستم های MIMO کانولوتیو روش هایی برای تبدیل سیستم کانولوتیو به لحظه ای توسعه پیدا کرده است. یکی از این روش ها از مدولاسیون OFDM استفاده می کند زیرا کانال فرکانس گزین را به کانال های تضعیف یکنواخت موازی تبدیل می کند. روش دیگری که برای حالت کانولوتیو ارائه شده است از یک الگوریتم بازگشتی برای کوتاه کردن طول کانال استفاده می کند به طوری که سیستم کانولوتیو را به سیستم لحظه ای تبدیل می کند.

در این پایان نامه پس از بررسی الگوریتم های ICA، الگوریتم مناسبی از آن (الگوریتم JADE) برای جداسازی داده های مخابراتی انتخاب می شود. پس از آن روش های موجود در سیستم های MIMO که از ICA در گیرنده‌ی آنها استفاده می شود دسته بندی و بررسی می شوند. سپس یک روش نوین برای تبدیل سیستم MIMO کانولوتیو به سیستم MIMO لحظه ای ارائه می شود. در روش ارائه شده تعداد آنتن های گیرنده به طور مجازی افزایش پیدا می کند و در نتیجه کارایی سیستم به طور چشمگیری بهبود می یابد. همچنین به وسیله ی شبیه سازی مقدار بهبود عملکرد روش های ارائه شده نسبت به روش های پیشین نشان داده می شود.

فهرست مطالب

عنوان صفحه

فصل ۱ مقدمه ۱
۱-۱- معرفی مسأله **ICA** ۲
۱-۲- تاریخچه ۳
۱-۳- مخلوطهای پیچیده تر ۵
۱-۳-۱- سیگنالهای مختلط ۵
۱-۳-۲- **ICA** در حضور نویز ۶
۱-۳-۳- تعداد منابع متفاوت با تعداد سنسورها ۶
۱-۳-۴- مخلوطهای کانولوتیو ۶
۱-۴- کاربرد **ICA** در سیستم های مخابراتی MIMO ۷
فصل ۲ تجزیه مؤلفه های مستقل (**ICA**) ۸
۲-۱- مقدمه ۹
۲-۲- طرح مسأله ۹
۲-۳- **ICA** به عنوان تخمین یک مدل مولد ۱۲
۲-۴- محدودیت ها در ICA ۱۲
۲-۵- ابهامات ICA ۱۴
۲-۶- مرکزی کردن متغیرها ۱۴
۲-۷- توضیح مدل آماری ICA ۱۵
۲-۸- مقایسهICA و سفید کردن ۱۸
۲-۸-۱- مقدمه ۱۸
۲-۸-۲- ناهمسبتگی و سفید کردن ۱۸
۲-۹- سفید کردن فقط نصف ICA است ۱۹
۲-۱۰- چرا متغیرها نمی توانند گوسی باشند ۲۰
۲-۱۱- الگوریتم های **ICA**: ۲۲
۲-۱۱-۱- الگوریتم هندسی : ۲۲
۲-۱۱-۲- سنجش مقدارگوسی بودن ۲۴

۲-۱۱-۳- الگوریتم FOBI [۱۶]: ۳۱
۲-۱۱-۴- الگوریتمی با استفاده از تانسور کامیولنت (**JADE**) ۳۲
۲-۱۱-۵- شبیه سازی ۳۷
۲-۱۲- حالت های پیچیده تر در مدل ICA ۳۸
۲-۱۲-۱-ICA در حضور نویز محیطی ۳۹
۲-۱۲-۲- سفید کردن در حضور نویز محیطی ۳۹
۲-۱۲-۳- تعداد مخلوط ها (m) بیشتر از تعداد مؤلفه های مستقل (n) ۴۰
۲-۱۲-۴- مدل ICA در حالت عناصر مختلط ۴۱
فصل ۳ معرفی سیستمهای مخابراتی چند ورودی چند خروجی و ارتباط آنها با **ICA** ۴۲
۳-۱- مقدمه ۴۳
۳-۲- به کار بردن OFDM برای سیستم های MIMO ۴۴
۳-۲-۱- مقدمه ۴۵
۳-۲-۲- مدل سیگنال ۴۶
۳-۲-۳-ICA به تنهایی برای گیرنده MIMO OFDM : ۴۸
۳-۲-۴- شبیه سازی: ۵۵
۳-۳- تبدیل کانال کانولوتیو به کانال لحظه ای برای گیرنده کور[۱۴] ۵۶
۳-۳-۱- مقدمه ۵۶
۳-۳-۲- فرضیات مدل ۵۷
۳-۳-۳- تخمین طول کانال : ۵۷
۳-۳-۴- ساختار زیر فضای خود همبستگی های تاخیر یافته : ۵۸
۳-۳-۵- تقلیل چپ و راست ۵۹
۳-۳-۶- کاهش سیستم کانولوتیو به یک سیستم لحظه ای ۶۱
۳-۳-۷- بحث ۶۲
۳-۳-۸- شبیه سازی: ۶۳
فصل ۴ روش های پیشنهادی برای بهبود عملکرد الگوریتم های **ICA** در سیستم های مخابراتی **MIMO** ۶۶
۴-۱- مقدمه ۶۷
۴-۲- استفاده از همه اطلاعات موجود در مخلوط های دریافتی ۶۸
۴-۲-۱- روش **ICA - Average** ۶۸
۴-۲-۲- روش ایجاد آنتن های مجازی ۷۳
۴-۳- کم کردن نیاز به تعداد زیاد مخلوط ها ۷۸
۴-۳-۱- کاهش نیاز به تعداد مخلوط ها به دو برابر تعداد مؤلفه های مستقل ۷۸

۴-۳-۲- به وجود آوردن آنتن های مجازی در منظومه ی **BPSK** با تبدیل سیستم مختلط به سیستم حقیقی ۸۳
۴-۳-۳- شبیه سازی ۸۵
فصل ۵ جمع بندی و پیشنهادات ۸۷
مراجع ۹۰

فهرست شکل‌ها

عنوان صفحه

شکل (۱-۱) سیستم جداساز در روش H.J ۳
شکل (۲-۱) شکل موج سیگنال های صوتی اولیه ۱۰
شکل (۲-۲) ترکیب مشاهده شده از سیگنالهای اولیه شکل ۲-۱ ..... ۱۱
شکل (۲-۳) سیگنال های اولیه تخمین زده شده با استفاده از ICA ۱۱
شکل (۲-۴) چگالی توزیع مشترک دو متغیر تصادفی s_1 و s_2 ..... ۱۵
شکل (۲-۵) چگالی توزیع مشترک مخلوط های مشاهده شده x_1 و x_2 ..... ۱۶
شکل (۲-۶) تابع چگالی توزیع احتمال یک متغیر سوپر گوسین ۱۷
شکل (۲-۷) تابع چگالی توزیع احتمال توأم s_1 و s_2 با توزیع سوپر گوسین ۱۷
شکل (۲-۸) تابع چگالی توزیع احتمال توأم مخلوط های مشاهده شده x_1 و x_2 ..... ۱۷
شکل (۲-۹) اثر سفید کردن روی توزیع توأم متغیرهای شکل (۲-۵) ۲۰
شکل (۲-۱۰) توزیع توأم دو متغیر تصادفی گوسی ۲۱
شکل (۲-۱۱) الف) توزیع توأم برای s_1،s_2 ، ب) توزیع توأم برای مخلوط ها تحت تبدیل A ۲۳
شکل (۲-۱۲) منحنی ضخیم دایره واحد و منحنی های نازک خطوط تراز که F می باشد ۲۶
شکل (۲-۱۳) نمودار خطا بر حسب N_s برای روش FastICA با معیار های کرتوسیس و نگنتروپی و روش JADE ۳۸
شکل (۳-۱) سیستم مخابراتی MIMO ۴۳
شکل (۳-۲) سیستم MIMO در حالت چند مسیری ۴۴
شکل (۳-۳) ساختار گیرنده ICA ۴۹
شکل (۳-۴) ساختار گیرنده blind LSTE ۵۳
شکل (۳-۵) نمودار خطا بر حسب SNR ۵۵
شکل (۳-۶) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۱ ..... ۶۵
شکل (۳-۷) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۲ ..... ۶۵
شکل (۳-۸) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۱ و ۲ ..... ۶۵
شکل (۴-۱) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۱ مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] و روش ICA-Average ۷۳

شکل (۴-۲) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۲ مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] و روش ICA-Average ۷۳
شکل (۴-۳) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۱ مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] و روش ICA-Average و روش ICA همراه با آنتن های مجازی..... ۷۷
شکل (۴-۴) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم شماره ۲ مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] و روش ICA-Average و روش ICA همراه با آنتن های مجازی..... ۷۷
شکل (۴-۵) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم معرفی شده مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] برای حالت تأخیر های متوالی برای $n=3, L=5, m=7$ ۸۳
شکل (۴-۶) نمودار خطا بر حسب SNR برای سیستم معرفی شده مربوط به روش به کار رفته در [۱۴] در حالت سیستم مختلط و سیستم تبدیل شده به سیستم حقیقی..... ۸۶

فصل ۱

مقدمه

۱-۱- معرفی مسأله ICA

فرض کنید N منبع صوتی مختلف در اتاقی قرار گرفته اند و سیگنالهای صوتی این منابع را $s_1(t)$ تا $s_N(t)$ بنامید.

همچنین فرض کنید که دراین اتاق N میکروفون قرار دارد و سیگنال بازیافتی این میکروفونها را با $x_1(t)$ تا $x_N(t)$ نشان دهید. دراین صورت هر میکروفون ترکیبی از کلیه سیگنالهای $s_1(t)$ تا $s_N(t)$ را دریافت می کند، یعنی :

$$x_i(t) = a_{i1}s_1(t) + a_{i2}s_2(t) + \cdots + a_{iN}s_N(t) \qquad (۱-۱)$$

که در آن ضرایب a_{ij} نامعلوم هستند. همچنین توجه کنید که دراینجا ساده ترین حالت مسأله در نظر گرفته شده است. یعنی تعداد میکروفونها با تعداد منابع صوتی مساوی فرض شده و از تاخیر متفاوت منابع در رسیدن به میکروفونهای مختلف صرف نظر شده است. اکنون سوال اینجاست که آیا می توان تنها با در دست داشتن خروجی میکروفونها، $x_1(t)$ تا $x_N(t)$ سیگنالهای منابع $s_1(t)$ تا $s_N(t)$ را بدست آورد ؟ توجه شود که نه هیچگونه اطلاعاتی در مورد منابع $s_1(t)$ تا $s_N(t)$ در دست داریم و نه هیچ اطلاعی در مورد نحوه مخلوط شدن آنها (ضرایب a_{ij}).

ممکن است در نگاه اول اطلاعات موجود برای حل مسأله کافی به نظر نیاید.

اما توجه می کنیم که مغز انسان این جداسازی را به راحتی انجام می دهد : وقتی در یک مهمانی شلوغ با یک نفر صحبت می کنید، به راحتی صدای وی را از سایر صداهای موجود در محیط جدا می کنید، حتی اگر سر وصدای بقیه از صدای مخاطب شما بلندتر باشد (به همین دلیل، مسأله جداسازی چند سیگنال صحبت مخلوط، در متون علمی، Cocktail party problem نامیده می شود).

اگرچه در اینجا ما صورت مسأله را برای سیگنالهای صوتی بیان کردیم، ولی مدل معادله (۱-۱) می تواند در کاربردهای دیگری نیز ظاهر شود، مثلا در جداسازی سیگنال ECG جنین از مادر، جداسازی artifact ها (مثل اثر پلک زدن) از سیگنال مغزی EEG، کاربرد در مخابرات سیار، جداسازی تصاویر، استخراج ویژگی ها[1] در پردازش تصاویر، در سیستمهای مخابراتی چند آنتنی و غیره.

---

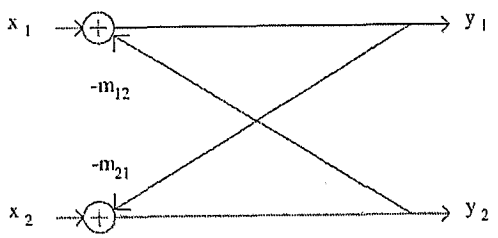
[1] Feature Extraction

در حالت کلی این مسأله با عنوان جداسازی کور منابع[1] (BSS) شناخته می شود (کلمه کور اشاره به این موضوع دارد که نه هیچ اطلاعی در مورد سیگنالهای مخلوط شده داریم و نه در مورد نحوه مخلوط شدن آنها).

۱-۲- تاریخچه

با توجه به ظاهر غیر قابل حل مسأله BSS، مطرح شدن آن در پردازش سیگنال نسبتا دیر هنگام بوده است. امکان حل مسأله BSS نخستین بار در سال ۱۹۸۵ و توسط J.Herault و C.Jutten و B.Ans در یک کاربرد بیولوژیکی ارائه شد[۱]و[۲]). ایده اولیه حدود سال ۱۹۸۲ و هنگامی بوجود آمد که این تیم روی یک مسأله بیولوژیکی کار می کرد و مشاهده کردند که هنگام انتقال اطلاعات مربوط به سرعت و مکان زاویه ای یک مفصل به مغز، اطلاعات مربوط به سرعت و مکان توسط دو سیگنال عصبی مختلف به مغز ارسال می شوند، ولی در هر دوی این سیگنالها اطلاعات مکان و سرعت با هم مخلوط هستند و در نتیجه مغز حتما باید روشی برای جدا کردن این اطلاعات داشته باشد. به عبارتی مغز باید به طریقی بتواند سیستم معکوس را تنها از روی مشاهدات تخمین بزند. آنها در نهایت روشی برای تخمین پارامترهای سیستم معکوس یافتند که بعدها به الگوریتم H.J [2] معروف شد.

در روش Jutten و Herault برای جداسازی دو سیگنال مخلوط[۳]، مدل فیدبک زیر برای سیستم جداساز در نظر گرفته می شود :



شکل (۱-۱) سیستم جداساز در روش H.J

روشن است که این مدل با انتخاب مناسب ضرایب m_{12} و m_{21} قادر است سیگنالها را از هم جدا کند. در واقع داریم:

---

[1] Blind Source Separation
[2] Herault –Jutten

$$\begin{cases} y_1 = x_1 - m_{12}y_2 \\ y_2 = x_2 - m_{21}y_1 \end{cases} \qquad (۲-۱)$$

و یا به فرم ماتریسی $\mathbf{y} = \mathbf{x} - \mathbf{My}$ ، که درآن:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & m_{12} \\ m_{21} & 1 \end{bmatrix} \qquad (۳-۱)$$

در نتیجه خواهیم داشت:

$$\mathbf{y} = \left(\mathbf{I} + \mathbf{M}\right)^{-1} \mathbf{x} \qquad (۴-۱)$$

بنابراین اگر ضرایب m_{12} و m_{21} به گونه ای انتخاب شوند که $\mathbf{I} + \mathbf{M} = \mathbf{A}$ شود (که در آن $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ ماتریس ضرایب مخلوط کننده است)، منابع از هم جدا خواهند شد. البته این معادلات تنها نشان می دهند که سیستمی به شکل ۱-۲ قادر به جداسازی منابع است و هیچ راهی عملی برای تعیین پارامترهای سیستم جداساز بدست نمی دهد، چرا که ماتریس مخلوط $\mathbf{A}$ مجهول است. سپس الگوریتم H.J (به عنوان اولین الگوریتم جداسازی منابع و اولین الگوریتمی که قابل حل بودن مسأله BSS را نشان داد) بر مبنای این ایده استوار است که با توجه به اینکه منابع از هم مستقل آماری هستند، ضرایب m_{12} و m_{21} باید بگونه ای تعیین شوند که خروجی های y_1 و y_2 هم مستقل آماری باشند.

از طرف دیگر دو تابع غیر خطی وفرد g و f را در نظر بگیرید. اگر $\mathrm{E}\{f(y_1)g(y_2)\}$ و $\mathrm{E}\{f(y_2)g(y_1)\}$ برابر صفر شود (میانگین سیگنالها صفر فرض شده است)، از روی بسط تیلور این توابع می توان انتظار داشت که کلیه ممانهای متقابل (از مرتبه فرد y_1 و y_2) صفر باشند که به معنی استقلال آماری آنهاست. در نهایت دراین روش، الگوریتم زیر برای تعیین ضرایب m_{12} و m_{21} بصورت وفقی[1] پیشنهاد می شود:

$$\begin{cases} m_{12} \longleftarrow m_{12} - \mu f(y_1)g(y_2) \\ m_{21} \longleftarrow m_{21} - \mu f(y_2)g(y_1) \end{cases} \qquad (۵-۱)$$

که در آن μ عدد مثبت کوچکی است که Learning rate را تعیین می کند. سپس Herault و Jutten توابع فرد ساده ای مثل $f(y) = y^3$ و $g(y) = \arctan(y)$ را در نظر گرفتند و نشان دادند که این الگوریتم قادر به جداسازی سیگال ها است، به عبارتی حل مسأله BSS ممکن است.

همچنین با توجه به اینکه در این مسأله مؤلفه های مستقل مشاهدات بیرون کشیده می شوند. این مسأله « تجزیه به مؤلفه های مستقل»[2] یا ICA نیز نامیده شد.

زیبایی وسادگی الگوریتم H.J در حل یک مسأله ظاهرا پیچیده به تدریج توجه محققان دیگر را نیز به این مسأله جلب کرد.

---

[1] Adaptive
[2] Independent Component Analysis

زمینه متفاوت دیگری که در آن موقع در حال گسترش بود، آنالیز خواص آماری مراتب بالاتر[1] (HOS) بود که نخستین کنفرانس آن در سال ۱۹۸۹ برگزار شد و کارهای Cardoso [۴] و Comon [۵] دراین کنفرانس ارائه شدند.

از اواسط دهه ۹۰ و بعد از آنکه Bell وSejnowski روش خود را برمبنای infomax ارائه کردند ([۶]و[۷])، این مسأله مورد توجه بیشتر محققان قرار گرفت و الگوریتم های مختلفی برای حل مسأله درحالتهای مختلف ارائه گردید.

از اواسط دهه ۹۰ انتشار مقالات در این زمینه به سرعت افزایش یافت. اولین کنفرانس بین المللی روی این موضوع، ICA99 ، در سال ۹۹ در فرانسه برگزار شد که در آن بیش از یکصد محقق که روی این مسأله کار می کردند، گرد هم آمدند. این کنفرانس از آن سال تاکنون هر یکسال و نیم برگزار می شود.

در سال های اخیر ICA مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است به طوری که علاوه بر مقالات متعددی، چندین کتاب نیز در این زمینه به چاپ سیده است([۸] -[۱۰]).

۱-۳- مخلوطهای پیچیده تر

در معادله (۱-۱)، که می توان آنرا به فرم ماتریسی $\mathbf{x} = \mathbf{As}$ نوشت، فرضهای ساده کننده زیادی وجود دارد که ممکن است در بسیاری کاربردها قابل قبول نباشند. دراین قسمت، برخی از گسترش های مختلفی را که تا کنون برای این مدل ساده در نظر گرفته شده است، معرفی خواهیم کرد.

۱-۳-۱- سیگنالهای مختلط

درمدل معادله (۱-۱) سیگنالهای منابع بطور حقیقی فرض شده اند. اگر روشهای خود را بتوانیم به سیگنالهای مختلط تعمیم دهیم، آنگاه روشهای جداسازی برای حالت سیگنالهای باند باریک (که در مخابرات معمول است) کار خواهد کرد. چرا که وقتی این سیگنالها با هم مخلوط می شوند، در سیستم معادل باند پایه ما یک مخلوط لحظه ای با سیگنالهای مختلط خواهیم داشت.

---

[1] Higher Order Statistics

۱-۳-۲- ICA در حضور نویز

در مدل معادله (۱-۱) هیچ نویزی درنظر گرفته نشده است، در حالیکه در عمل معمولا نویز وجود دارد. به این ترتیب مدل دقیقتر را می توان به صورت $\mathbf{x} = \mathbf{As} + \mathbf{n}$ نوشت که در آن $\mathbf{n}$ بردار نویز را نشان می دهد. اضافه کردن نویز به مدل، مسأله جداسازی را خیلی پیچیده تر می کند و معمولا راحت تر است که قبل از انجام ICA تا حد ممکن نویز را کاهش داد. توجه شود که درحالت N منبع وN سنسور، اضافه کردن نویز معادل اضافه کردن N منبع جدید بدون افزایش تعداد مشاهدات است.

۱-۳-۳- تعداد منابع متفاوت با تعداد سنسورها

درمدل ساده معادله (۱-۱) فرض شده است که تعداد سنسورها با تعداد منابع مساوی است. مفهوم ضمنی این فرض نیز آن است که تعداد منابع ازقبل معلوم است. یک گسترش این مدل ساده حالتی است که تعداد سنسورها به اندازه کافی زیاد باشد (بیشتر از حداکثر تعداد منابع) و از روی آنها تعداد منابع را تخمین بزنیم. حالت پیچیده تر آنست که تعداد سنسورها از تعداد منابع کمتر باشد. دراین حالت اثبات شده است که می توان ماتریس مخلوط کننده $\mathbf{A}$ را تخمین زد، ولی این تخمین برای جداسای منابع کفایت نمی کند.

۱-۳-۴- مخلوطهای کانولوتیو

یک فرض ساده کننده دیگر در مدل معادله (۱-۱) « لحظه ای »[1] بودن مخلوط است. یعنی از تاخیرهای متفاوت منابع در رسیدن به سنسورهای مختلف و این حقیقت که سیگنال منابع از کانالهای متفاوتی برای رسیدن به سنسورهای مختلف عبور می کنند، صرفنظر شده است. مدل بهتر برای این حالت، « مخلوطهای کانولوتیو » است :

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^{N} [A_{ij}(t)] s_j(t) \qquad (۱-۶)$$

که در آن منظور از $[A_{ij}(t)]s_j(t)$، فیلتر شده سیگنال $s_j(t)$ تحت فیلتر $A_{ij}(t)$ است. برای این مخلوطها نیز اثبات شده است که سیستم جداپذیر است، یعنی استقلال آماری خروجی ها، جداشدن منابع را ایجاب می کند.

---

[1] Instantaneous

۱-۴- کاربرد ICA در سیستم های مخابراتی MIMO

با آنکه مسأله ICA یا BSS نسبتا مبحث جدیدی در پردازش سیگنال است، تا کنون استفاده از ان در کاربردهای مختلفی گزارش شده است. ازجمله این کاربردها می توان موارد زیر را برشمرد:

- کاربرد در استخراج ویژگی ها در پردازش تصویر[۱۱].
- جداسازی تصاویر مخلوط در حضور نویز[۱۲].
- استفاده در پردازش سیگنالهای پزشکی [۱۳].
- حل Cocktail Party Problem (جداسازی چند سیگنال صحبت که با یکدیگر مخلوط شده اند).
- کاربرد در شناسایی جو، یک سیگنال به طرف جو فرستاده می شود، انعکاسهای آن از روی لایه های مختلف جو با استفاده از ICA از هم جدا می شوند که هر کدام در برگیرنده اطلاعاتی در مورد لایه های مختلف جو است.
- کاربرد در زمین شناسی: مشابه روش قبل برای شناسایی لایه های مختلف زمین.
- کاربرد در ستاره شناسی: مؤلفه های مستقل تصاویر دریافتی از فضا با استفاده از ICA استخراج می شوند و از روی آنها اطلاعاتی در مورد منابع مستقلی که آنها را ارسال کرده اند بدست می آید.
- و ...

یکی دیگر از کاربردهای ICA استفاده در سیستمهای مخابراتی چند ورودی- چند خروجی (MIMO)[۱۴][۱۵]) می باشد. در این گونه سیستم ها اطلاعات در فرستنده توسط چند آنتن فرستاده می شود و گیرنده توسط چند آنتن این اطلاعات را دریافت می کند. اما اطلاعات دریافت شده در هر آنتن گیرنده مخلوطی از اطلاعاتی است که توسط آنتن های فرستنده، ارسال شده است. بنابراین این اطلاعات در گیرنده بایستی جداسازی شوند که این عمل می تواند توسط ICA انجام پزیرد.

در این پایان نامه ابتدا در فصل دوم مسأله‌ی ICA و الگوریتم های آن تشریح شده است و الگوریتم مناسب جهت داده های مخابراتی توسط شبیه سازی معرفی شده است. سپس در فصل سوم چگونگی به کارگیری ICA در سیستم های مخابراتی MIMO مورد بررسی قرار گرفته است. در فصل چهارم الگوریتم هایی جهت بهبود کارایی الگوریتم‌های موجود پیشنهاد شده است و در نهایت در فصل پنجم جمع بندی و پیشنهادات ارائه گردیده است.

فصل ۲

تجزیه مؤلفه های مستقل

(ICA)

۲-۱- مقدمه

دراین فصل ابتدا مفاهیم پایه ای ICA تعریف می شوند و سپس چند الگوریتم معروف ICA شرح داده می شود. در واقع ابتدا به فرمول بندی ریاضی مسأله پرداخته و بررسی می نماییم که تحت چه شرایطی این مسأله که یک تخمین آماری است قابل حل شدن است و نتایج حاصل از آن چیست. سپس بحث را به صورت ارتباط بین ICA و سفید کردن[1] ادامه می دهیم. همچنین نشان میدهیم که ICA برای متغیرهای گوسی قابل اجرا نیست. از طرف دیگر نشان می دهیم که عملیات سفید کردن قبل از انجام ICA بسیار مفید است، زیرا با این کار نیمی از مسأله حل می گردد و همچنین به سادگی قابل اجرا است.

در ادامه بحث چند الگوریتم معروف ICA را برای مدل پایه ای آن توضیح می دهیم و با استفاده از شبیه سازی نشان می دهیم که الگوریتم JADE برای داده های مخابراتی الگوریتمی مناسب به حساب می آید. در نهایت حالت های پیچیده تر مدل ICA را توضیح می دهیم.

۲-۲- طرح مسأله

در اینجا مثالی که درفصل اول گفته شد راتکرار می کنیم و از روی آن مفاهیم ICA را توضیح می دهیم.

تصور کنید در یک اتاق سه نفر در حال صحبت کردن به صورت همزمان هستند (عدد ۳ کاملا اختیاری است). سه میکروفن که در مکانهای مختلف قرار دارند سه سیگنال زمانی $x_1(t)$و $x_2(t)$ و $x_3(t)$ را ایجاد می نمایند که می توان آنها را به صورت زیر نوشت :

$$x_1(t) = a_{11}s_1(t) + a_{12}s_2(t) + a_{13}s_3(t) \quad (۲-۱)$$

$$x_2(t) = a_{21}s_1(t) + a_{22}s_2(t) + a_{23}s_3(t) \quad (۲-۲)$$

$$x_3(t) = a_{31}s_1(t) + a_{32}s_2(t) + a_{33}s_3(t) \quad (۲-۳)$$

---

[1] Whitening