

دانشگاه بوعلی سینا

دانشکده فنی-مهندسی

گروه مهندسی مکانیک

پایان نامه

برای دریافت درجه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی مکانیک
گرایش طراحی کاربردی

جداسازی منابع مخفی برای چندین سیگنال ارتعاشی در حوزه زمان و تشخیص یاتاقان معیوب

استاد راهنما:

دکتر مهدی کریمی

پژوهشگر:

محمد امینی

بهمن ماه ۱۳۸۸



دانشگاه بوعلی سینا

دانشکده فنی-مهندسی

گروه مهندسی مکانیک

پایان نامه

برای دریافت درجه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی مکانیک

گرایش طراحی کاربردی

جداسازی منابع مخفی برای چندین سیگنال ارتعاشی در حوزه زمان و تشخیص یاتاقان معیوب

استاد راهنما:

دکتر مهدی کریمی

پژوهشگر:

محمد امینی

بهمن ماه ۱۳۸۸

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

همه امتیازهای این پایان نامه به دانشگاه بوعلی سینا تعلق دارد. در صورت استفاده از تمام یا بخشی از مطالب پایان نامه در مجلات، کنفرانس‌ها و یا سخنرانی‌ها، باید نام دانشگاه بوعلی (یا استاد یا اساتید راهنمای پایان نامه) و نام دانشجو با ذکر مأخذ و ضمن کسب مجوز کتبی از دفتر تحصیلات تكمیلی دانشگاه ثبت شود. در غیر این صورت مورد پیگرد قانونی قرار خواهد گرفت.

تشکر و قدردانی:

از تلاش های مسئولین دانشگاه بوعلی سینا در راستای تأمین امکانات لازم و همکاری های بی دریغ آنان که مسیر پژوهش و تعلیم را هموارتر ساخته است کمال تشکر را به عمل می آورم.

از تلاش های استاد محترم جناب آقای دکتر مهدی کریمی جهت راهنمایی در رابطه با تعریف موضوع پایان نامه، معرفی منابع، مطالعه گزارش های مستمر، راهنمایی های متعدد و مداوم ایشان در مقاطع زمانی مختلف، تصحیح متون مقالات و پایان نامه، صمیمانه قدر دانی می نمایم. همچنین لازم می دانم از دوست عزیزم جناب آقای مهندس سازگار در دانشگاه خواجه نصیر به منظور کمک های شایان ایشان در رابطه با اکتساب داده ها و مراحل مختلف انجام این پژوهش، تشکر نمایم.
خالصانه ترین تشکر خود را می بایست از خانواده عزیزم داشته باشم، خصوصاً از پدر و مادرم که اگر حمایت ها و تلاش های بی دریغ ایشان جهت ایجاد فضای مناسب نمی بود، بدون شک موفق به انجام این کار نمی شدم.

محمد امینی

۱۳۸۸/۱۲/۱

نام خانوادگی: امینی	نام: محمد
عنوان پایان نامه:	
" جداسازی منابع مخفی برای چندین سیگنال ارتعاشی در حوزه زمان و تشخیص یاتاقان معیوب "	
زمینه مطالعه: طراحی کاربردی تاریخ دفاعیه: ۱۳۸۸/۱۱/۱۲	استاد راهنمای: دکتر مهدی کریمی درجه: کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک دانشکده: فنی مهندسی - دانشگاه بوعلی سینا
واژه های کلیدی: جداسازی منابع مخفی، توابع کنتراست، کامیولنت، کورتوسیس، تشخیص یاتاقان معیوب	
چکیده: <p>جداسازی منابع مخفی یکی از تکنیک های جدید حوزه پردازش سیگنال می باشد که شامل بازیابی منابع و سیستم ترکیبی مجھول تنها از روی سیگنال های ترکیبی اندازه گیری شده توسط سنسور ها می باشد. این روش کاربردهای عملی بسیاری در زمینه های مختلف علوم نظیر، ارتباطات، مخابرات، جستجو های زمین شناسی، پردازش تصاویر، پردازش سیگنال های پزشکی و غیره دارد.</p> <p>در این پژوهش نشان داده خواهد شده که چگونه با استفاده از جداسازی منابع مخفی می توان سیگنال ارتعاشی مورد نظر که در یک ماشین دوار ایجاد شده است را توسط حذف سهم منابع ارتعاشی دیگر از روی سیگنال سنسور ها بازیابی نمود. در اینجا با استفاده از الگوریتم هایی بر اساس توابع کنتراست، دو روش جهت حل مسئله جداسازی منابع مخفی ماشین دوار با یکدیگر مقایسه شده اند. که عبارت اند از الگوریتم های بر اساس کورتوسیس و کامیولنت های مرتبه بالاتر به عنوان تابع کنتراست. توابع هزینه متفاوت، استفاده از سیگنال های مرجع در روش دوم و نتیجتاً روش های بهینه سازی متفاوت وجه تمایز دو روش مذکور می باشد. این دو الگوریتم مجزا، بر روی داده های واقعی برگرفته از دستگاه نمونه آزمایش اعمال شده و توانایی، دقت و سرعت همگرایی آنها در رابطه با جداسازی منابع ارتعاشی مورد بحث واقع شده است. در پایان نیز، مثالی از تشخیص یاتاقان معیوب با استفاده از سیگنال های بازیابی شده، جهت نشان دادن پتانسیل جداسازی منابع مخفی در مورد پایش سیستم های مکانیکی، آمده است.</p>	

فهرست مطالب

۱	فصل ۱: پیشگفتار.....
۲	۱-۱ - مقدمه
۸	فصل ۲: مروری بر پژوهش های انجام شده
۹	۱-۲ - مقدمه
۱۰	۲-۲- برسی مفاهیم اساسی
۱۰	۱-۲-۲ - استقلال آماری
۱۱	۲-۲-۲- اندازه گیری استقلال
۱۳	۳-۲-۲- کامیولنت و استقلال
۱۴	۴-۲-۲- تئوری حد مرکزی
۱۵	۳-۲ - Whitening
۱۶	۴-۲ - آنالیز مؤلفه مستقل
۱۹	۵-۲ - دکانولوشن تک کاناله
۲۱	۶-۲ - دکانولوشن تک کاناله مخفی
۲۲	۷-۲ - دکانولوشن چند کاناله مخفی
۲۳	۸-۲ - کاربرد مسائل جداسازی منابع مخفی در زمینه مهندسی مکانیک
۲۴	۹-۲ - افق های پیش رو و خلاهای تحقیقاتی
۲۵	۱۰-۲ - خلاصه و نتیجه گیری
۲۷	فصل ۳: دکانولوشن مخفی چند کاناله
۲۸	۱-۳ - مقدمه
۲۹	۲-۳ - مدل دکانولوشن مخفی چند کاناله
۳۴	۳-۳ - دکانولوشن مخفی تک کاناله
۳۹	۴-۳ - الگوریتم های MBD
۴۰	۴-۳ - تعمیم الگوریتم های ICA/BSS به MBD در دامنه فرکانسی
۴۲	۴-۳ - تعمیم الگوریتم های ICA/BSS با جایگذاری کانولوشن به جای ضرب
۴۴	۵-۳ - مسئله ارتعاش مکانیکی، مدل ترکیبی آنی یا کانولوشن؟
۴۸	۶-۳ - الگوریتم های انتخابی: دکانولوشن مخفی چند کاناله با استفاده از توابع کنتراست
۴۸	۶-۳ - علت انتخاب روش

۴۹	۲-۶-۳- استفاده از کورتوسیس به عنوان تابع کنتراست
۵۰	۳-۶-۳- توابع کنتراست: تعریف و مثال ها
۵۱	۴-۶-۳- اعمال توابع کنتراست به روش تقلیل جهت جداسازی منابع به صورت پی در پی
۵۵	۵-۶-۳- ویژگی های تابع کنتراست $CUM_4^2(X)$
۵۹	۶-۶-۳- استفاده از کامیولنت های مرتبه بالاتر به عنوان تابع کنتراست
۶۱	۷-۳- خلاصه
۶۳	فصل ۴: شبیه سازی های عددی و برسی نتایج عملی
۶۴	۱-۴- مقدمه
۶۵	۲-۴- دکانولوشن مخفی چند کاناله سیگنال های شبیه سازی شده
۷۴	۳-۴- دستگاه آزمایش
۷۴	۴-۴- اکتساب داده ها
۷۴	۴-۵- سنسور شتاب سنج
۷۶	۴-۶- سخت افزار سیستم اکتساب داده ها
۷۶	۱-۶-۴ A/D های همزمان
۷۷	۲-۶-۴ Ac Coupling
۷۸	۴-۷- نرم افزار اکتساب داده ها
۸۶	۸-۴- خلاصه و نتیجه گیری
۸۸	فصل ۵: تشخیص عیب یاتاقان معیوب با استفاده از سیگنال بازیابی شده
۸۹	۱-۵- مقدمه
۹۱	۲-۵- مشخصات عیب بلبرینگ
۹۱	۱-۲-۵- بلبرینگ
۹۲	۳-۵- دلایل بروز عیب در بلبرینگ
۹۲	۴-۵- فرکانس عیب
۹۴	۵-۵- تکنیک آشکار سازی
۹۵	۶-۵- نتایج عملی
۹۹	۷-۵- خلاصه و نتیجه گیری
۱۰۱	فصل ۶: جمع بندی و پیشنهاد ها
۱۰۲	۱-۶- جمع بندی
۱۰۳	۲-۶- نوآوری

۱۰۴.....	۳-۶- پیشنهادات جهت تحقیقات آینده
۱۰۶.....	پیوست ها
۱۰۷.....	پیوست الف) برنامه کامپیوتری جهت جداسازی منابع ارتعاشی واقعی
۱۱۲.....	پیوست ب) برنامه کامپیوتری جهت طراحی فیلتر میان گذر
۱۱۲.....	پیوست ج) برنامه کامپیوتری جهت محاسبهتابع پوش سیگنال
۱۱۴.....	پیوست د) برنامه کامپیوتری جهت محاسبهتابع خودهمبستگی
۱۱۵.....	مراجع

فهرست اشکال

شکل (۱-۱) نمایش بلوک دیاگرام مسائل مرتبط با جداسازی منبع مخفی ۳
شکل (۲-۱) شمایی از الگوریتم BSS ۶
شکل (۱-۲) نمایش ارتباط موضوعات مختلف مرتبط با پردازش سیگنال ۱۰
شکل (۱-۳) نمایشی از روند ترکیبی convolution با دو ورودی و دو خروجی بر حسب ماتریس های ترکیب کننده ۲۹
شکل (۲-۳) نمایشی از مسئله جداسازی منابع مخفی در زمینه مسائل مکانیکی ۳۱
شکل (۳-۳) نمایشی از بلوک داده مکعبی سیستم ترکیب Convolved ۳۳
شکل (۴-۳) نمایشی از مدل MBD در حالت دو منبع ورودی و دو ترکیب خروجی ۳۴
شکل (۵-۳) نمایشی از Convolution تک کاناله یا روند فیلترینگ ۳۵
شکل (۶-۳) نمایشی از الگوریتم ۳۷
شکل (۷-۳) شمایی از الگوریتم جداسازی منابع مخفی ۴۰
شکل (۸-۳) فلوچارت الگوریتم جداسازی منابع مخفی با استفاده از توابع کنتراست و استفاده از کورتوسیس به عنوانتابع کنتراست ۵۹
شکل (۱-۴) سیگنال های اصلی منابع به ترتیب با توزیع گاما و یکنواخت، هر دو منبع با ۵۰۰۰ نمونه تولید شده اند که ۳۰۰ نمونه از آنها نمایش داده شده است ۶۸
شکل (۲-۴) ظرایب سیستم ترکیب کننده ۶۹
شکل (۳-۴) ضرایب سیستم معکوس جدا کننده ۶۹
شکل (۴-۴) سیستم سراسری، حاصل ضرب سیستم ترکیبی کننده و سیستم معکوس که میباشد برابر واحد باشد. $G = WH = I$ ۷۰
شکل (۵-۴) سیگنال های ایجاد شده با توزیع گاما و ویبول با ۱۰۰۰۰ نمونه و ترکیب آنها توسط فیلتری به طول ۳۲ و همچنین سیگنال های بازیابی شده توسط دو الگوریتم مورد بحث ۷۱
شکل (۶-۴) ترسیم توزیعی دو منبع ترکیب شده و وايت با توزیع یکنواخت ۷۳
شکل (۷-۴) دستگاه آزمایش مورد استفاده، شامل منابع متعدد ارتعاشی ۷۴
شکل (۸-۴) بخش های مختلف یک شتاب سنج ۷۵
شکل (۹-۴) مبدل داده DT9837 نرم افزاری جهت انتخاب AC و DC Coupling را میسر می سازد. زمانی که AC Coupling انتخاب شده است، مازول هر گونه سیگنال DC را که ممکن است از فیلتر ضد بد نمایی عبور کرده باشد، حذف مینماید ۷۷
شکل (۱۰-۴) جعبه ابزار اکتساب داده ها سیگنال های ارتعاشی را جمع آوری نموده و نرم افزار MATLAB به نمایش و تحلیل داده می پردازد ۷۸
شکل (۱۱-۴) شماتیک دستگاه آزمایش، از دو عدد سنسور شتاب سنج که بر روی بلبرینگ های سالم ۱ و ۲ نصب شده اند، استفاده شده است ۷۹

..... شکل (۱۲-۴) اکتساب داده ها	۷۹
..... شکل (۱۳-۴) سیگنال های ارتعاشی ترکیبی اتخاذ شده از دو عدد سنسور شتاب سنج	۸۰
..... شکل (۱۴-۴) سیگنال های منابع تخمینی، حاصل جداسازی سیگنال ترکیبی توسط الگوریتم کنتراست کورتوسیس	۸۱
..... شکل (۱۵-۴) سیگنال های منابع تخمینی، حاصل جداسازی سیگنال ترکیبی توسط الگوریتم کنتراست کامیولنت های مرتبه بالاتر	۸۱
..... شکل (۱۶-۴) همگرایی الگوریتم کنتراست کورتوسیس بر حسب اطلاعات متقابل منابع بازیابی شده	۸۳
..... شکل (۱۷-۴) همگرایی الگوریتم کنتراست کامیولنت های مرتبه بالاتر بر حسب اطلاعات متقابل منابع بازیابی شده	۸۳
..... شکل (۱۸-۴) سیگنال زمانی بازیابی شده مربوط به بلبرینگ که دارای عیب در رینگ خارجی میباشد	۸۴
..... شکل (۱۹-۴) پهنهای باند پیک های اصلی تابع خودهمبستگی متعلق به سیگنال های دریافتی از سنسورها و منابع بازیابی شده با استفاده از کنتراست کورتوسیس	۸۵
..... شکل (۲۰-۴) پهنهای باند پیک های اصلی تابع خودهمبستگی متعلق به سیگنال بازیابی شده اول با استفاده از کنتراست کامیولنت های مرتبه بالاتر	۸۶
..... شکل (۱-۵) بخش های مختلف یک بلبرینگ	۹۱
..... شکل (۲-۵) روند آشکار سازی بوسیله روش پوش	۹۵
..... شکل (۳-۵) سیگنال زمانی یک بلبرینگ سالم	۹۶
..... شکل (۴-۵) سیگنال زمانی بازیابی شده بلبرینگ همراه با عیب در رینگ خارجی توسط الگوریتم BSS	۹۶
..... شکل (۵-۵) ۵۰۰ نمونه ابتدایی سیگنال زمانی یک بلبرینگ سالم که سنسور مستقیماً بر روی آن نصب شده است	۹۶
..... شکل (۶-۵) ۵۰۰ نمونه ابتدایی سیگنال زمانی یک بلبرینگ معیوب که توسط الگوریتم کنتراست کورتوسیس بازیابی شده است	۹۷
..... شکل (۷-۵) سیگنال فرکانسی بلبرینگ سالم	۹۷
..... شکل (۸-۵) سیگنال فرکانسی بلبرینگ معیوب همراه با عیب در رینگ خارجی	۹۷
..... شکل (۹-۵) مراحل آشکار سازی سیگنال عیب	۹۸
..... شکل (۱۰-۵) سیگنال فرکانسی بدست آمده پس از اعمال الگوریتم پوش	۹۹

فهرست جداول

جدول (۱-۴) مقایسه دو الگوریتم در جداسازی دو منبع با توزیع یکنواخت در ۵۰۰۰ نمونه از سه سیگنال ترکیبی ایجاد شده با طول فیلتر پاسخ ضربه ^۴ ۶۵
جدول (۲-۴) نتایج جداسازی با استفاده از کنتراست کورتوسیس بر حسب خطای مربع میانگین که منبع اول با توزیع یکنواخت و منبع دوم با توزیع گاما با تعداد نمونه های متفاوت میباشند..... ۶۷
جدول (۳-۴) نتایج جداسازی با استفاده از کنتراست کامیولنت های مرتبه بالاتر بر حسب خطای مربع میانگین که منبع اول با توزیع یکنواخت و منبع دوم با توزیع گاما با تعداد نمونه های متفاوت میباشند..... ۶۷
جدول (۴-۴) مقایسه دو الگوریتم در جداسازی دو منبع با توزیع به ترتیب ویبول و گاما در ۱۰۰۰ نمونه از دو سیگنال ترکیبی ایجاد شده با طول فیلتر پاسخ ضربه ^{۳۲} ۷۰
جدول (۵-۴) متغیر های آماری منابع مختلف در ترکیب های دوم و سوم، ملاحظه میگردد که با افزایش کورتوسیس جداسازی با دقت بیشتری انجام می پذیرد..... ۷۲

فهرست اختصار ها

BLMS	Blind Least Mean Square algorithm
BSE	Blind Signal Extraction
BSS	Blind Source Separation
CLT	Central Limit Theorem
CMA	Constant Modulus Algorithm
cdf	cumulative density function
EEG	Electroencephalography
EVD	Eigen Value Decomposition
FA	Factor Analysis
FastICA	Fast ICA algorithm
FIR	Finite Impulse Response
HOS	Higher Order Statistics
ICA	Independent Component Analysis
i. i. d	independent identical distribution
Infomax	Information maximization algorithm
JAD	Joint Approximate Diagonalization of matrices
JADE	Joint Approximate Diagonalization of Eigen matrices
KLD	Kullback-Leibler Divergence
LMS	Least Mean Squares
LTD	Lower Triangular Decomposition
MBD	Multichannel Blind Deconvolution
MCA	Minor Component Analysis
MEG	Magnetoencephalography

MIMO	Multiple Input, Multiple Output
NSD	Normalized Spatial Decomposition (i.e. whitening)
PAM	Pulse Amplitude Modulation
PCA	Principal Component Analysis
PP	Projection Pursuit
pdf	probability density function
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
QR	QR decomposition of a matrix, where Q is a orthogonal matrix, R is a upper triangular matrix
RDE	Redundant Data Elimination
rpm	rotation per minute
SBD	Single-channel Blind Deconvolution
SJAD	Joint Approximate Diagonalization of Simplified fourth order cumulant matrices
SNR	Signal to Noise Ratio
SRD	Square Root Decomposition
SOBI	Second Order Blind Identification algorithm SOS Second Order Statistics
SPO	Spherical Projection of Outliers
var	Variance of a variable

فصل اول: پیشگفتار

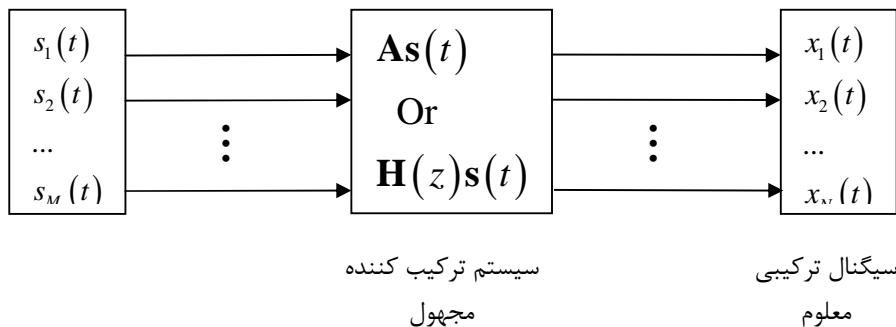
۱-۱- مقدمه

جداسازی منابع مخفی^۱ (BSS) موضوع تحقیقاتی حال حاضر پردازش سیگنال می‌باشد که هر دوی سیگنال منابع و مشخصه‌های سیستم ترکیب کننده سیگنال‌ها را تنها از روی سیگنال‌های ترکیبی خروجی این سیستم بازیابی می‌کند. BSS حوزه تحقیقاتی بسیار جذاب و قابل توجهی برای محققین فراهم کرده است. چرا که مجموعه‌ای از مفاهیم در حوزه‌های دیگر علوم نظری، پردازش سیگنال، شبکه‌های عصبی، تئوری داده‌ها، آمار و احتمال و غیره را جهت حل مسائل موجود در رابطه با این زمینه علمی پیرامون یکدیگر گردآوری نموده است. BSS کاربردهای وسیعی در شاخه‌های مختلف علوم نظری، پردازش سیگنال‌های پزشکی، پردازش تصاویر، سیگنال‌های ارتباطاتی، مخابرات و همچنین کاوش‌های زمین شناسی یافته است و این در حالی است که کمتر در زمینه مسائل مهندسی مکانیک مورد توجه واقع شده است. کار بر روی BSS اولین بار توسط مقاله Herault, Jutten [2] که در سال ۱۹۸۵ انتشار یافت، پایه‌گذاری شده است [1]. پس از انتشار مقاله Comon [3] در کنفرانس پردازش سیگنال ۱۹۹۴ توسط Component Analysis و همچنین معرفی الگوریتم Infomax [4] که در سال ۱۹۹۵ انتشار یافت، به جرأت می-

^۱ Blind Source Separation

توان گفت حوزه مسائل و کاربردهای BSS به یکی از جذاب ترین حوزه ها برای محققین مبدل گشت. اقدام به معرفی الگوریتمی جهت جداسازی سیگنال های غیر گاوی در سال ۱۹۹۳ نمودند که هم اکنون الگوریتم مشهور آنها با نام اختصاری JADE شناخته می شود. از آنجاییکه هزاران کتاب و مقاله نظری [7] ([5,6]) , Karhunen and Oja [5,6] Lee, Haykin (ed.) , Cichocki and Amari [8], Rowe [9] etc و گزارش های محدودی نیز در زمینه کاربرد BSS در حوزه های کاری مهندسی مکانیک انتشار یافته است. نظری مقالات منتشر شده توسط Gelle et al [10], Li and Gu et al, Servière et al [11,12,13]

مسئله BSS را به طور شماتیک می توان در شکل (۱-۱) نمایش داد، که در آن (t) ^۲ منبع ناشناخته در حوزه زمان، (t) ^۳ سیگنال ترکیبی اندازه گیری شده، \mathbf{A} یا $\mathbf{H}(z)$ سیستم ترکیب کننده یا تبدیل متناظر با حالتی است که سیستم دارای حافظه (کانولو^۴) و یا بدون حافظه (آنی^۵) باشد.



شکل (۱-۱) نمایش بلوک دیاگرام مسائل مرتبط با جداسازی منبع مخفی

ترکیب سیگنال ها در سیستم ترکیب کننده به دو روش شناخته شده متفاوت امکان پذیر است که به مدل ریاضی این دو راه ترکیب مربوط می گردد: مدل ترکیبی آنی و مدل ترکیبی کانولوشن. روش های جداسازی برای مدل اول غالباً تحلیل مؤلفه مستقل (ICA) نامیده می شوند، و بر این واقعیت تأکید دارند که راه حل های موجود برای این مسئله، تحت این فرض انجام می پذیرد که منابع مستقل از یکدیگر هستند. از طرف دیگر، روش ها و تکنیک های جداسازی برای روش دوم عمدتاً به نام MBD^۶ شناخته شده هستند. چراکه در حقیقت کار اصلی این الگوریتم ها دکانولو^۷ کردن سیگنالهایی است که توسط روند ترکیبی کانولوشن با یکدیگر آمیخته شده اند. دو مدل ترکیبی مذکور

¹ Convolve

² Instantaneous

³ Independent Component Analysis

⁴ Multi Channel Blind Deconvolution

⁵ Deconvolve

در ارتباطی نزدیک با یکدیگر قرار دارند از این حیث که هر دوی آنها دارای راه حل هایی تحت فرض منابع مستقل از یکدیگر بوده و تا حدی عمل جداسازی به روش کور یا مخفی در مورد آنها امکان پذیر می باشد، هستند و همچنین این دو مدل را در ارتباط نزدیک با یکدیگر می نامیم چرا که مدل ترکیبی دوم تحت شرایطی که طول فیلتر پاسخ ضربه به یک عدد کاهش یابد، به مدل ترکیبی آنی یا بدون حافظه تبدیل خواهد شد و در نهایت، چنانچه تعداد منابع ورودی به سیستم و همچنین تعداد سیگنال های ترکیبی خروجی از سیستم به یک عدد کاهش یابد، مدل ترکیبی دوم یعنی MBD به حالت خاصی که SBD¹ نامیده می شود، تبدیل خواهد گشت. در این پایان نامه، از لغت اختصاری BSS به عنوان نام عمومی هر دو مدل استفاده می شود. اگرچه نام های متعدد دیگری نیز در کتاب ها و مقالات دیگر برای این نام گذاری استفاده می شود.

جهت مدل ترکیبی آنی:

(۱-۱)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= \mathbf{As}(k) + \mathbf{v}(k) & k = 1, 2, \dots, T \\ \mathbf{A} &= \left[a_{ij} \right]_{N \times M} & \text{سیستم ترکیبی آنی} \\ \mathbf{s}(k) &= \{ s_j(k) \} & j = 1, 2, \dots, M \\ \mathbf{x}(k) &= \{ x_i(k) \} & i = 1, 2, \dots, N \\ \mathbf{v}(k) &= \{ v_i(k) \} & \begin{array}{l} \text{نویز های اضافه شده که معمولاً گاوسين در نظر گرفته می} \\ \text{شوند.} \end{array} \end{aligned}$$

جهت مدل ترکیبی MBD

(۲-۱)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= \sum_p \mathbf{H}_p(k) \mathbf{s}(k-p) + \mathbf{v}(k) & k = 1, 2, \dots, T \\ \mathbf{H}_p(k) &= \left[h_{ijp}(k) \right]_{N \times M} & \begin{array}{l} \text{ماتریس ترکیب کننده در تأخیر } p \text{ ام} \\ \text{سیستم ترکیب کننده بر} \end{array} \\ \mathbf{H}(z) \sum_p \mathbf{H}_p(k) z^{-p} & & \begin{array}{l} p = 0, 1, \dots, L \\ \text{حسب چند جمله ای های ماتریسی} \end{array} \\ h_{ijp} & & \begin{array}{l} \text{پاسخ ضربه در زمان نمونه } k \\ \text{عملگر تأخیر } \end{array} \\ z^{-p} & & \mathbf{s}(k) z^{-p} = \mathbf{s}(k-p) \end{aligned}$$

¹ Single Channel Blind Deconvolution

در حالت کلی راه حل قطعی جهت بازیابی سیگنال های ورودی منابع مجھول و همچنین سیستم ترکیب کننده یا مبدل ناشناخته، تنها از روی سیگنال های اندازه‌گیری شده دریافتی توسط سنسورها، وجود ندارد. با این وجود، امری که این قضیه را تا حدی امکان پذیر می‌سازد، پذیرفتن شرایطی است که در آن بازیابی منابع همراه با ضرایب مقیاس^۱ نا معلوم و همچنین جایگشت منابع در روند بازیابی در مقایسه با منابع ورودی اصلی، انجام می‌پذیرد و نیز اعمال فرضیاتی بر سیگنال منابع ورودی، نظیر اینکه، آنها می‌باشد مستقل از یکدیگر و غیر گاؤسی باشند. این مسئله در رابطه (۳-۱) به صورت ریاضی مدل سازی شده که در آن P ماتریس جایگشت و Λ ماتریس قطری ضریب مقیاس می‌باشد. در مدل کانولو این ابهامات به صورت دیگری بیان می‌شود: اثر فیلترینگ منابع بازیابی شده در مقایسه با منابع ورودی اصلی که در رابطه (۴-۱) آمده است.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= \mathbf{As}(k) \\ &= (\mathbf{A}\Lambda^{-1}\mathbf{P}^{-1})(\mathbf{P}\Lambda)\mathbf{s}(k) \end{aligned} \quad (3-1)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= \mathbf{H}(z)\mathbf{s}(k) \\ &= (\mathbf{H}(z)\Lambda^{-1}(z)\mathbf{P}^{-1})(\mathbf{P}\Lambda(z))\mathbf{s}(k) \end{aligned} \quad (4-1)$$

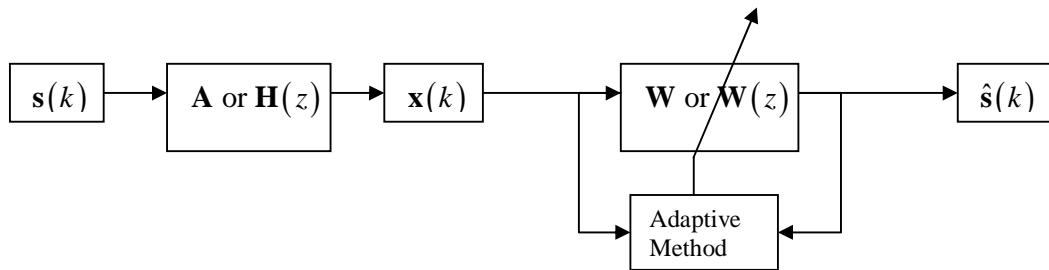
در اینجا $(z)\Lambda$ یک ماتریس فیلترینگ قطری است، یعنی ماتریس قطری ای که هریک از مؤلفه های قطری آن یک فیلتر مجھول می‌باشد. در مواردی که منابع سفید^۲ هستند، فیلتر ها به یک ضریب تأخیر زمانی کاهش می‌یابند. از آنجائیکه تنها شکل موج منابع مد نظر هستند، ابهامات ضریب مقیاس مجھول و جایگشت سیگنال منابع در روند بازیابی، امری ناجائز و پیش پا افتاده در اکثر کاربردهای عملی می‌باشد. آنچه که در روند بازیابی دارای اهمیت می‌باشد این است که اثرات فیلترینگ تا حد امکان کم باشد به گونه ای که تأثیر منفی در استفاده کاربردی از سیگنال منابع در زمینه های مختلف نداشته باشد. در غیر اینصورت این اثرات فیلترینگ در کاربردهای عملی می‌باشد به دقت مورد مطالعه و بررسی دقیق قرار گیرد. در این ارتباط، بازیابی پاسخ و در حقیقت سهم هر منبع بر خروجی هر سنسور می‌تواند بسیار مفید به فایده باشد.

این کار را می‌توان با پردازش سیگنال منبع و سیستم ترکیبی بازیابی شده انجام داد. در موردی که تنها یک یا دو سیگنال منبع بیش از منابع دیگر مورد نظر باشد، روش تقلیل می‌تواند جهت بازیابی سهم منبع بازیابی شده در هر سنسور و در هر نقطه اندازه‌گیری، مورد استفاده قرار گیرد. روش تقلیل به طور مفصل در فصول بعدی مورد تشریح قرار خواهد گرفت.

¹ Scale Factor
² White

روابط (۱-۱) یا (۲-۲) را نمی‌توان به صورت قطعی در حالیکه تنها \mathbf{x} معلوم است، حل نمود.

بنابراین پس از این، روش BSS را می‌بایست به یک الگوریتم تعلیمی^۱ توسعه داد که شامل یک تابع هزینه یا هدف و همچنین روش تعلیمی برای بیشینه یا کمینه کردن این تابع هدف می‌باشد که توسط این روند بهینه سازی، همگرایی به سیستم ترکیبی \mathbf{H} یا سیستم معکوس متناظر با آن \mathbf{W} امکان پذیر گردد. روند تشریح شده فوق را به صورت شماتیک می‌توان در شکل (۲-۱) مشاهده نمود. \mathbf{W} حاصل شده، سیستم معکوس معادل نامیده شده است، چرا که در رابطه با آن ابهاماتی وجود دارد، اما با این حال در اینجا جهت سهولت به آن سیستم معکوس اطلاق می‌گردد. همچنین، به دلیل آنکه \mathbf{W} سیگنال ترکیبی اندازه‌گیری شده \mathbf{x} را به سیگنال‌های منابع تشکیل دهنده آن، تجزیه می‌کند به آن سیستم تجزیه کننده یا مجزا کننده گفته می‌شود. از بحث فوق این نتیجه به وضوح مشخص می‌گردد که سیگنال منابع بازیابی شده، خروجی سیستم معکوس خواهد بود. از روابط (۱-۳) و (۱-۴) نتایج استحصال شده BSS را می‌توان به صورت روابط (۱-۵) و (۱-۶) جهت سیستم معکوس بدست آمده و روابط (۱-۷) و (۱-۸) جهت منابع بازیابی شده، بیان نمود.



شکل (۲-۱) شمایی از الگوریتم BSS

$$\mathbf{W} = (\mathbf{P}\Lambda)\mathbf{A}^{-1} \quad (5-1)$$

$$\mathbf{W}(z) = \mathbf{P}\Lambda(z)\mathbf{H}^{-1}(z) \quad (6-1)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}(k) &= \mathbf{W}\mathbf{x}(k) \\ &= (\mathbf{P}\Lambda)\mathbf{s}(k) \end{aligned} \quad (7-1)$$

^۱ Learning Algorithm