

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده : برق و رباتیک  
گروه : الکترونیک

### عنوان

تشخیص نوع شناورها با استفاده از صوت انتشاری زیر آب

دانشجو :

علیرضا واردان

استاد راهنما :

دکتر حسین مروی

استاد مشاور :

دکتر هادی امیری

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ۱۳۸۹

## دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: برق و رباتیک

گروه: الکترونیک

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای

علیرضا واردان

تحت عنوان:

تشخیص نوع شناورها با استفاده از صوت انتشاری زیر آب

در تاریخ ..... توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد  
مورد ارزیابی و با درجه ..... مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

## تقدیر و تشکر

سپاس فراوان خدای را که به من قدرت نوشتن داد

برخود لازم می‌دانم تشکر صمیمانه داشته باشم از :

- استاد راهنمای محترم جناب آقای دکتر حسین مروی و استاد مشاور محترم آقای دکتر امیری که با ارائه راهنمایی‌های خود اینجانب را در انجام هرچه بهتر پروژه یاری نمودند.
- پژوهشکده مهندسی جهاد کشاورزی جهت یاری اینجانب در تهیه بانک داده
- اعضای محترم هیئت داورى
- از تمامی اعضای خانواده‌ام بویژه پدر ، مادر و همسر که مرا در انجام این پروژه یاری

نمودند

## چکیده :

نویز انتشاری زیرآب شناورها در دریا حاوی اطلاعاتی در مورد ماشین آلات آنها می‌باشد. از این اطلاعات می‌توان برای شناسایی آنها استفاده نمود. با توجه به تغییرات محیط دریا، مشخصات ویژه کانال‌های انتقال صوت در زیرآب و تداخل امواج در محیط دریا، تشخیص شناورها از طریق صوت انتشاری زیر آب، فرایندی دشوار است. یکی از موارد بسیار مهم در تشخیص شناورها از طریق صوت انتشاری آنها در زیر آب استخراج ویژگی‌های منحصر به فرد از صوت شناور در زیر آب می‌باشد که امروزه مورد توجه محققین قرار گرفته است.

هدف اصلی این پایان نامه ارائه روشی برای شناسایی شناورها از طریق صوت انتشاری زیر آب آنها می‌باشد. در این پایان نامه از جمع کردن متوالی طیف‌های حاصل از قسمت‌بندی سیگنال ورودی و تشکیل یک تصویر باینری برای استخراج ویژگی استفاده شده است. مشخصه‌های استخراجی به عنوان ورودی به یک شبکه عصبی داده شده‌اند و سپس نوع شناور تعیین می‌گردد. آزمایش‌های مختلفی بر روی بانک صوت شامل ۲۰ فایل صوت کشتی سنگین، ۱۰ فایل صوت قایق، ۶۰ فایل صوت کشتی متوسط، ۲۰ فایل صوت زیردریایی و ۱۲ فایل صوت دلفین انجام شده است. نرخ تشخیص صحیح در ۷ کلاس ۹۷.۱۸٪ با سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل و در ۵ کلاس ۹۶.۲۶٪ با همین سیگنال به نویز بدست آمده است.

## فهرست مطالب

۱	فصل اول : مقدمه.....
۲	۱-۱- مقدمه.....
۴	۲-۱- ساختار پایان نامه.....
۵	فصل دوم : انواع صداهای تولیدی توسط کشتی‌ها.....
۶	۱-۲- مقدمه.....
۶	۲-۲- نویز تولیدی توسط کشتی‌ها.....
۷	۱-۲-۲- نویز ماشینی.....
۹	۲-۲-۲- پروانه‌ها.....
۱۰	۳-۲-۲- نویز انتشاری هیدرودینامیک.....
۱۰	۳-۲- نویز دریافتی توسط هیدروفون.....
۱۱	۱-۳-۲- نویز محیط.....
۱۶	۲-۳-۲- انتشار صوت در آب.....
۱۶	فصل سوم: مروری برخی از کارهای گذشته ( روش‌های موجود در دسته‌بندی اصوات شناورها).....
۱۷	۱-۳- مقدمه.....
۱۷	۲-۳- متوسط‌گیری طیفی.....
۱۷	۱-۲-۳- پردازش داده.....
۱۹	۲-۲-۳- متوسط‌گیری داده.....

- ۳-۲-۳- کلاسیفایر عصبی..... ۲۰
- ۳-۳- کاربرد شبکه عصبی احتمالی با چندین مقدار پراکندگی در کلاس بندی نويز کشتی..... ۲۱
- ۳-۳-۱- مقدمه..... ۲۱
- ۳-۳-۲- PNN معمولی..... ۲۱
- ۳-۳-۳- PNN دارای چندین مقدار پراکندگی و روش جدید برآورد مقدار پراکندگی..... ۲۳
- ۳-۳-۳-۱- PNN دارای چندین مقدار پراکندگی..... ۲۳
- ۳-۳-۳-۲- روش تخمین پارامترهای پراکندگی با داده‌های آموزشی..... ۲۴
- ۳-۳-۳-۳- ویژگیهای جداسازی نويز کشتی‌ها..... ۲۵
- ۳-۳-۴- بانک داده صوتی مورد استفاده..... ۲۶
- ۳-۴- تبدیل موجک برای کلاس بندی عصبی..... ۲۶
- ۳-۴-۱- مقدمه..... ۲۶
- ۳-۴-۲- پردازش داده..... ۲۶
- ۳-۴-۳- کلاس بندی عصبی..... ۲۹
- ۳-۵- شناسایی کشتی از طریق روش‌های مبتنی بر فراکتال..... ۳۱
- ۳-۵-۱- مقدمه..... ۳۱
- ۳-۵-۲- کلاسیفایر..... ۳۲
- ۳-۵-۳- حرکت براونی فراکتل تحلیلی..... ۳۳
- ۳-۵-۴- آنالیز بعد فراکتال..... ۳۶
- ۳-۵-۵- آنالیز موجک..... ۳۷
- ۳-۵-۶- بانک داده استفاده شده..... ۳۸
- ۳-۶- الگوریتم ترکیبی چند کلاسیفایره..... ۴۰

- ۳-۶-۱- مقدمه..... ۴۰
- ۳-۶-۲- مدل ترکیبی و جزئیات الگوریتم..... ۴۰
- ۳-۶-۲-۱- مدل ترکیبی از کلاسیفایرهای چندگانه..... ۴۰
- ۳-۶-۲-۲- الگوریتم ترکیبی کلاسیفایرهای چندگانه..... ۴۲
- ۳-۷-۱- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی جداسازی شده نويز کشتی توسط بسته موجک..... ۴۴
- ۳-۷-۱- مقدمه..... ۴۴
- ۳-۷-۲- تبدیل بسته موجک..... ۴۵
- ۳-۷-۳- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده بر اساس بسته موجک..... ۴۷
- ۳-۷-۳-۱- تجزیه سیگنال نويز کشتی توسط بسته موجک..... ۴۸
- ۳-۷-۳-۲- طیف جداسازی شده چندین زیرفضا مبتنی بر بسته موجک..... ۴۹
- ۳-۷-۳-۳- روش ارزیابی داده براساس آنتروپی..... ۵۱
- ۳-۷-۳-۴- معیار بررسی طیف دمدوله شده زیرفضا چندتایی با استفاده از اطلاعات آنتروپی..... ۵۱
- ۳-۷-۳-۵- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده نويز کشتی..... ۵۳
- ۳-۸-۱- کاربرد سیستم هوشمند در شناسایی نويز انتشاری از هدف زیر آب..... ۵۵
- ۳-۸-۱- مقدمه..... ۵۵
- ۳-۸-۲- آنالیز مشخصات نويز زیر آب..... ۵۵
- ۳-۸-۳- الگوریتم تصمیم‌گیری..... ۵۶
- ۴- الگوریتم پیشنهادی..... ۶۰
- ۴-۱- الگوریتم پیشنهاد شده..... ۶۱
- ۴-۱-۱- تغییر نرخ نمونه‌برداری..... ۶۲



- ۶۲-۱-۴-۲- تابع خود همبستگی.....
- ۶۳-۱-۴-۳- تبدیل فوریه سریع.....
- ۶۴-۱-۴-۴- استخراج ویژگی.....
- ۶۴-۱-۴-۵- کلاسیفایر عصبی.....
- ۷۰-۲-۴- بانک داده مورد استفاده.....
- ۷۱-۵- نتایج و مقایسات.....
- ۷۲-۱-۵- تغییر مشخصات.....
- ۷۲-۱-۱-۵- تغییر همسایگی.....
- ۷۴-۱-۲-۵- تغییر سیگنال به نویز.....
- ۷۷-۱-۳-۵- تغییر تعداد ویژگی‌های فرکانسی.....
- ۷۹-۱-۴-۵- تغییر تعداد فرکانس‌های انتخابی.....
- ۸۱-۲-۵- مقایسه الگوریتم پیشنهادی با چندالگوریتم موجود.....
- ۸۱-۱-۲-۵- سیگنال به نویز ۵- دسیبل.....
- ۸۲-۲-۲-۵- سیگنال به نویز صفر دسیبل.....
- ۸۳-۲-۳-۵- سیگنال به نویز ۵ دسیبل.....
- ۸۵-۲-۴-۵- سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل.....
- ۸۶-۲-۵-۵- مقایسه میزان شناسایی کلی کلاس‌ها در سیگنال به نویزهای متفاوت با روش‌های مذکور.....
- ۸۷-۳-۵- مقایسه عملکرد سیستم‌ها با تغییر تعداد کلاس‌ها.....
- ۸۹-۴-۵- پیشنهاد ادامه کار.....
- ۹۰-۶- مراجع.....

## فهرست اشکال

- شکل ۱-۲ محدوده فرکانسی منابع نویز کشتی..... ۷
- شکل ۲-۲ منابع نویز ماشینی کشتی ..... ۸
- شکل ۲-۳ اثر سرعت بر طیف توان نویز کشتی ..... ۱۰
- شکل ۲-۴ سطح طیف نویز کشتی..... ۱۳
- شکل ۲-۵ طیف نویز محیط تحت وضعیت‌های متفاوت..... ۱۳
- شکل ۲-۶ سرعت صوت در آب مقطر و آب دریا..... ۱۵
- شکل ۳-۱ بلوک دیاگرام روش متوسط‌گیری طیفی ..... ۱۸
- شکل ۳-۲ اسپکتوگرام کشتی..... ۱۸
- شکل ۳-۳ طیف متوسط ..... ۱۹
- شکل ۳-۴ ساختار شبکه عصبی ..... ۲۰
- شکل ۳-۵ نمودار پراکندگی ..... ۲۳
- شکل ۳-۶ اسپکتوگرام طیف کشتی..... ۲۷
- شکل ۳-۷ بانک فیلتر ..... ۲۸
- شکل ۳-۸ نمودار پردازش ..... ۲۹
- شکل ۳-۹ نمونه صوتی  $\sigma$ ..... ۳۵
- شکل ۳-۱۰ نمونه صوتی H..... ۳۵
- شکل ۳-۱۱ نمونه صوتی D..... ۳۷
- شکل ۳-۱۲ D نمونه‌های fBm..... ۳۷
- شکل ۳-۱۳ طیف توان کشتی‌ها..... ۳۹

- شکل ۳-۱۴ طیف توان fBm ..... ۳۹
- شکل ۳-۱۵ مدل ترکیبی چند کلاس بند ..... ۴۱
- شکل ۳-۱۶ استخراج ویژگی مرکب طیف خطی ..... ۴۴
- شکل ۳-۱۷ طیف مدوله شده ..... ۴۵
- شکل ۳-۱۸ یک درخت باینری ..... ۴۷
- شکل ۳-۱۹ فلوجارت طیف مدوله شده ..... ۵۰
- شکل ۳-۲۰ طیف دم‌دوله شده ..... ۵۰
- شکل ۳-۲۱ استخراج ویژگی مرکب ..... ۵۴
- شکل ۳-۲۲ طیف دم‌دوله شده ..... ۵۴
- شکل ۳-۲۳ روش آنالیز خوشه‌ای ..... ۵۹
- شکل ۳-۲۴ بلوک دیاگرام سیستم خبره ..... ۵۹
- شکل ۴-۱ بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی ..... ۶۱
- شکل ۴-۲ طیف فرکانسی یک شناور نمونه ..... ۶۲
- شکل ۴-۳ پنجره همینگ ..... ۶۴
- شکل ۴-۴ اسپکتوگرام نمونه ..... ۶۴
- شکل ۴-۵ ماتریس H ..... ۶۶
- شکل ۴-۶ انتخاب بین ..... ۶۷
- شکل ۴-۷ تابع فعال‌ساز خطی ..... ۷۱
- شکل ۴-۸ تابع فعال‌ساز نمایی ..... ۷۱
- شکل ۴-۹ تابع فعال‌ساز لگاریتمی ..... ۷۱

- شکل ۴-۱۰ شبکه عصبی پیشرو ..... ۷۲
- شکل ۵-۱ نمونه‌های سیگنالی ..... ۷۷
- شکل ۵-۲ نمونه‌های ماتریس H ..... ۷۸
- شکل ۵-۳ نمونه‌های ماتریس H با تغییر طول قسمت‌بندی ..... ۸۱
- شکل ۵-۴ نمودار شناسایی با تغییر طول قسمت‌بندی ..... ۸۲
- شکل ۵-۵ ماتریس H حاصل از کاربرد مقدار میانه ..... ۸۵
- شکل ۵-۶ نمودار نرخ تشخیص با استفاده از مقدار استانه ..... ۸۶
- شکل ۵-۷ نمودار نرخ شناسایی در شرایط نویزی مختلف ..... ۸۸
- شکل ۵-۸ ماتریس H با شرایط نویزی متفاوت ..... ۸۹

## جداول

جدول ۵-۱ بانک داده مورد استفاده ..... ۷۶

جدول ۵-۲ میزان شناسایی کلاس‌ها با تغییر طول قسمت‌بندی ..... ۸۰

جدول ۵-۳ میزان شناسایی کلاس‌ها با تغییر مقدار استانه ..... ۸۴

جدول ۵-۴ مقایسه کارایی ..... ۸۷

# فصل اول

مقدمه

## ۱.۱. مقدمه

امروزه مسئله کلاس‌بندی شناورها از طریق سیگنال‌های انتشاری صوتی تبدیل به موضوع جذابی شده است. این سیگنال‌ها متشکل از سیگنال‌های سونار<sup>۱</sup> پسیو انتشار یافته از شناورهای مختلف بعلاوه سیگنال‌های گذرای زیرآب چون صدای وال‌ها، صدای خوک دریایی، صدای شکستن کوه یخ و غیره می‌باشد. هر نوع سیگنال با توجه به اینکه هر شناور یک ترکیب منحصر به فرد از موتورها، پروانه‌ها، شکل بدنه، صوت ایجاد شده توسط فعالیت کارکنان و ... است، بنابراین نویز تولیدی منحصر به فرد بوده و مشخصات متمایز مخصوص به خود را دارد و متخصص یا با شنیدن یا با نگرستن به اسپکتوگرام<sup>۲</sup> سیگنال سونار، نوع سیگنال را تعیین می‌کند. کار بر روی مدل نمودن سیگنال‌های زیرآب انتشاری از شناورها منجر به این نتیجه می‌شود که منابع سیگنال شناورها را می‌توان به سه قسمت اصلی، سیگنال‌های ناشی از ماشین‌آلات<sup>۳</sup>، سیگنال‌های ناشی از پروانه<sup>۴</sup> و سیگنال‌های هیدرودینامیک<sup>۵</sup> تقسیم کرد. سیگنال‌های ماشین‌آلات از طریق قسمت‌های گوناگون حرکتی شناور همچون پمپ‌ها، لوله‌ها، آرمیچر موتور و غیره ایجاد می‌شود. سیگنال‌های پروانه، مؤلفه‌های تونال<sup>۶</sup> طیف پیوسته ناشی از سیگنال‌های کویتاسیون<sup>۷</sup> را تولید می‌کند. سیگنال‌های هیدرودینامیک متشکل از سیگنال‌های گوسی تولید شده از طریق برخورد بدنه<sup>۸</sup> کشتی و جریان آب در زیر بدنه می‌باشد که این سیگنال‌ها شبیه به سیگنال‌های محیطی در دریا می‌باشد.

---

<sup>۱</sup> Sonar

<sup>۲</sup> Spectrogram

<sup>۳</sup> Machinery

<sup>۴</sup> Propeller

<sup>۵</sup> Hydrodynamic

<sup>۶</sup> Tonal components

<sup>۷</sup> Cavitation

<sup>۸</sup> Hull

بنابراین طیف سیگنال‌های انتشاری متشکل از دو نوع طیف می‌باشد. اولی طیف باندباریک<sup>۹</sup> با طیف ناپیوسته متشکل از مؤلفه‌های خطی<sup>۱۰</sup> در فرکانس‌های گسسته می‌باشد. دیگری طیف باندپهن<sup>۱۱</sup> با طیفی پیوسته است. سیگنال‌های انتشاری از شناور ترکیبی از این دو نوع سیگنال‌ها هستند.

متأسفانه مشخصه صوتی<sup>۱۲</sup> در مسیر انتشار با توجه به نویز محیط موجود در دریا و تداخل<sup>۱۳</sup> امواج تغییر می‌یابد. در نتیجه فرایند تشخیص شناور را از طریق صوت انتشاری آن دشوار می‌سازد. این پایان‌نامه قصد دارد با پردازش طیف باند باریک حاصل از تبدیل فوریه روشی برای تشخیص نوع شناور از طریق صوت انتشاری زیرآب آن ارائه نماید. تبدیل فوریه برای آنالیز سیگنال‌های صوتی در مقالات مختلف استفاده شده است. این تبدیل اگرچه مفید و دارای پیاده‌سازی ساده‌ای است ولی برای آنالیز رفتار سیگنال‌های صوتی گذرای زمان کوتاه مناسب نمی‌باشد. برای رفع این مشکل از تبدیل فوریه زمان کوتاه<sup>۱۴</sup> استفاده می‌شود.

## ۲.۱. ساختار پایان‌نامه

در فصل دوم این پایان‌نامه به بررسی منابع تولیدی اصوات انتشاری شناورها، طیف ایجاد شده توسط هر یک از این منابع و عوامل مؤثر بر اصوات تولیدی منابع همچون نویز محیط و درجه شوری آب دریا از لحظه تولید صوت تا لحظه دریافت در هیدروفون می‌پردازیم.

در فصل سوم برخی روش‌های ارائه شده تاکنون مانند شبکه عصبی احتمالاتی با چندین مقدار پراکندگی [۹]، الگوریتم ترکیبی شامل چندین کلاس‌بند [۲۴] در زمینه شناسایی و تشخیص نویز زیرآب شناورها مختصراً معرفی می‌شوند.

---

<sup>۹</sup> Narrow-Band

<sup>۱۰</sup> Line components

<sup>۱۱</sup> Broad-Band

<sup>۱۲</sup> Acoustic Signature

<sup>۱۳</sup> Short-time Fourier Transform

<sup>۱۴</sup> Interference



در فصل چهارم پایان نامه مراحل الگوریتم پیشنهاد شده بیان شده است . در این روش پیشنهادی با پردازش طیف باندهای شناور و جمع کردن متوالی طیفهای حاصل از قسمت بندی سیگنال ورودی یک تصویر باینری بعنوان یک ماتریس ویژگی ایجاد می گردد . از این ماتریس بخش هایی بعنوان بردار ویژگی استخراج و این بردار بعنوان ورودی شبکه عصبی جهت تشخیص نویز انتشاری انواع شناورها بکار می رود .

در فصل پنجم ابتدا بانک داده مورد استفاده شامل ۲۰ فایل صوت کشتی سنگین ، ۱۰ فایل صوت قایق ، ۶۰ فایل صوت کشتی متوسط ، ۲۰ فایل صوت زیردریایی و ۱۲ فایل صوت دلفین ، معرفی می گردد . سپس الگوریتم پیشنهادی شبیه سازی شده و آنگاه به ارزیابی نتایج آن در بانک داده می پردازیم . در آخر نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی با دو روش موجود را با استفاده از بانک داده مقایسه می نماییم .

# فصل دوم

بررسی اصوات انتشاری  
شناورها در آب و عوامل  
مؤثر بر آنها

## ۲-۱-مقدمه

از انجاییکه هدف اصلی این پایان نامه ارائه الگوریتمی جهت تشخیص شناورها توسط سیستم اتوماتیک با استفاده از آنالیز داده های صوتی تولیدی آنهاست . برای درک و حل این مسأله لازم است بدانیم نویز شناورها چگونه و چرا تولید می شود؟ چطور در دریا منتشر میشود؟ چطور بادیگر نویز ها ترکیب میگردد ؟ و چگونه توسط هیدروفون دریافت میشود؟ این نکته را هم قابل ذکر است که در برخی از تحقیقات صوت زیر اب شناورها را نویز شناور نیز نامیده اند .

## ۲-۲-نویز تولیدی توسط شناورها

سه منبع اصلی تولید نویز کشتی ها عبارتند از:

(الف)-نویز ماشینی<sup>۱</sup> (نیرو محرکه کشتی و ماشین الات کمکی)

(ب)-پروانه ها

(پ)-نویز هیدرو دینامیک<sup>۲</sup> ناشی از جریان نامنظم اب گذرنده از زیر کشتی

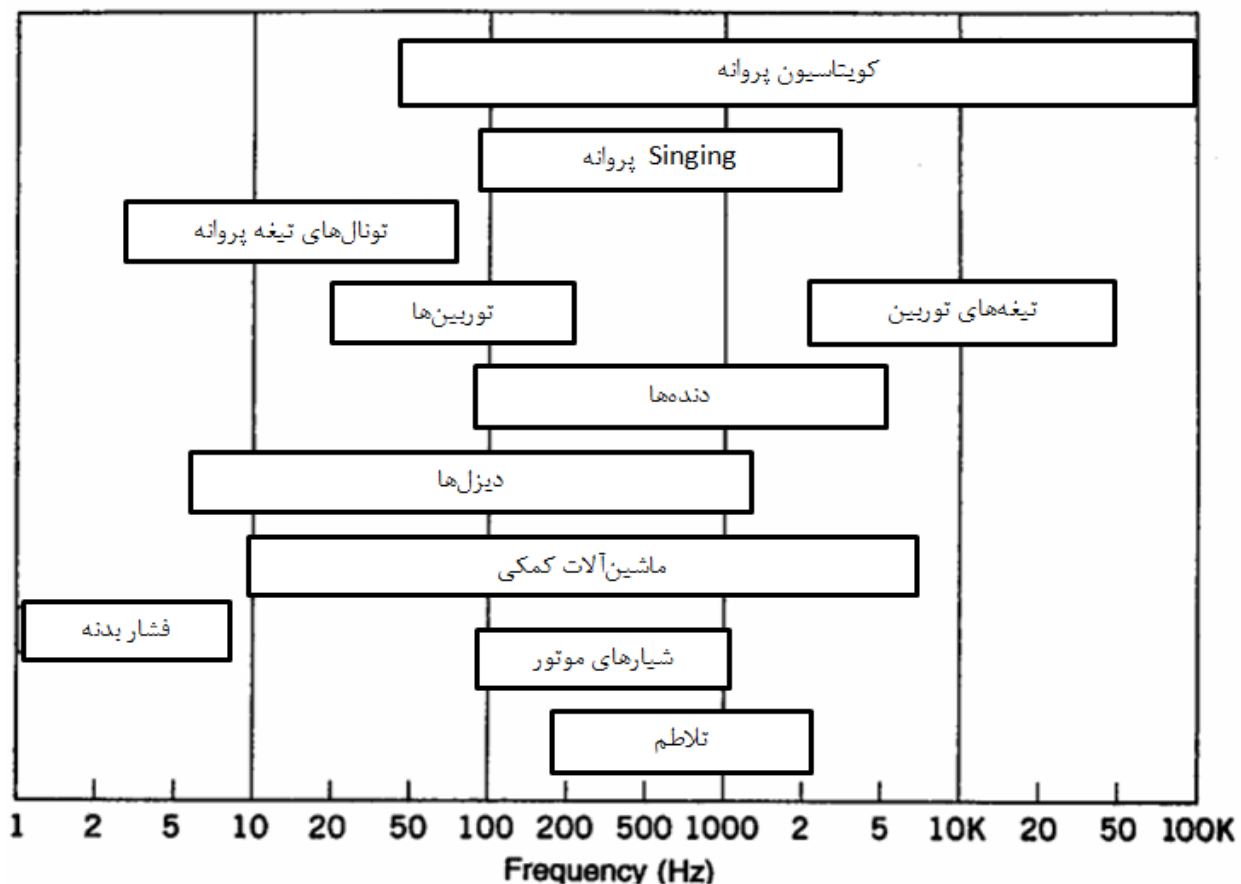
هر کدام از این منابع باند فرکانسی مخصوصی دارند و تحت شرایط متفاوت رفتار متفاوتی از خود نشان می دهند . بیشتر اطلاعات در محدوده فرکانسی ۱۰ هرتز تا ۲ کیلوهرتز میباشد . شکل ۱-۲ این محدوده فرکانسی نویز تولیدی کشتی ها را نشان میدهد .

## ۲-۲-۱-نویز ماشینی

در شرایط عادی نویز ماشینی منبع نویز غالب بر دیگر منابع در کشتی ها می باشد . ماشین الات مختلف ، نویز های متفاوتی تولید می کنند . شکل ۲-۲ منابع تولید نویز ماشینی را نشان می دهد.

---

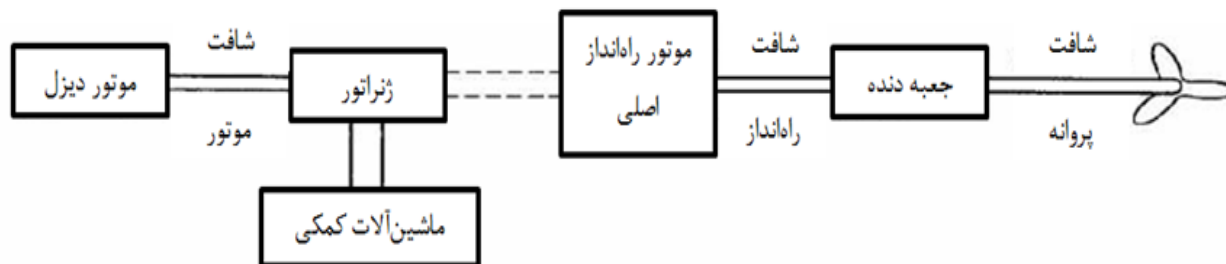
<sup>۱</sup>machinery noise



شکل ۲-۱- محدوده فرکانسی منابع نویز کشتی [۲]

موتورهای دیزلی دارای تعدادی سیلندر هستند که میزان سرعت احتراق در این سیلندرها فرکانس غالب نویز تولیدی معین می‌کند. موتورهای توربین نسبت به دیزل‌ها نویزی تر می‌باشند اما میتوان نویز آنها را در صورت نیاز به شدت کاهش داد. فرکانس تولیدی آنها ناشی از نامتعادل بودن تیغه‌ها است. موتورهای الکتریکی و ژنراتورها که شافت اصلی آنها تولید نویز می‌نمایند. از دیگر منابع اصلی نویز جعبه دنده است که ارتباط میان ماشین‌الات محرکه و شافت محرک را برقرار می‌کند. تحت شرایطی حتی نویز تولیدی آنها از موتورهای دیزل نیز بیشتر می‌گردد. نویز ماشینی کشتی از طریق بدنه کشتی به آب دریا منتقل می‌شود. این انتقال اثر

شدیدی روی صوت دارد . بیشترین نویز ماشینی در فرکانسهای اصلی و هارمونیکهای آنها متمرکز شده‌اند . این فرکانسها را تونال نویز<sup>۳</sup> یا نویز باند باریک<sup>۴</sup> می‌نامند بدلیل آنکه به صورت پیکهای باریکی در طیف فرکانسی شناور بنظر می‌آیند . تحت شرایط متفاوت ماشین‌آلات شناور ، رفتارهای متفاوتی فرکانسی دارند . فرکانس نویز ماشین‌آلات مرتبط با نیرو محرکه اصلی با افزایش سرعت ، افزایش می‌یابد ، در حالیکه فرکانس نویز ماشین‌آلات کمکی چون ژنراتورها در این شرایط تغییر نمی‌کند . شکل ۲-۳- تأثیر سرعت را بر طیف توان شناور نشان می‌دهد . فرکانسها میتواند اطلاعات مهمی در مورد نوع ماشین و وضعیت استهلاک آنها بدهد . ماشین‌آلات مقداری نویز باند وسیع<sup>۵</sup> هم تولید می‌کنند . بر خورد پیستون‌ها به کناره‌های سیلندرها تولید نویز می‌کند و همراه با حرکت شافت‌ها در بیشتر قسمت‌های موتور ایجاد لرزش می‌کنند .

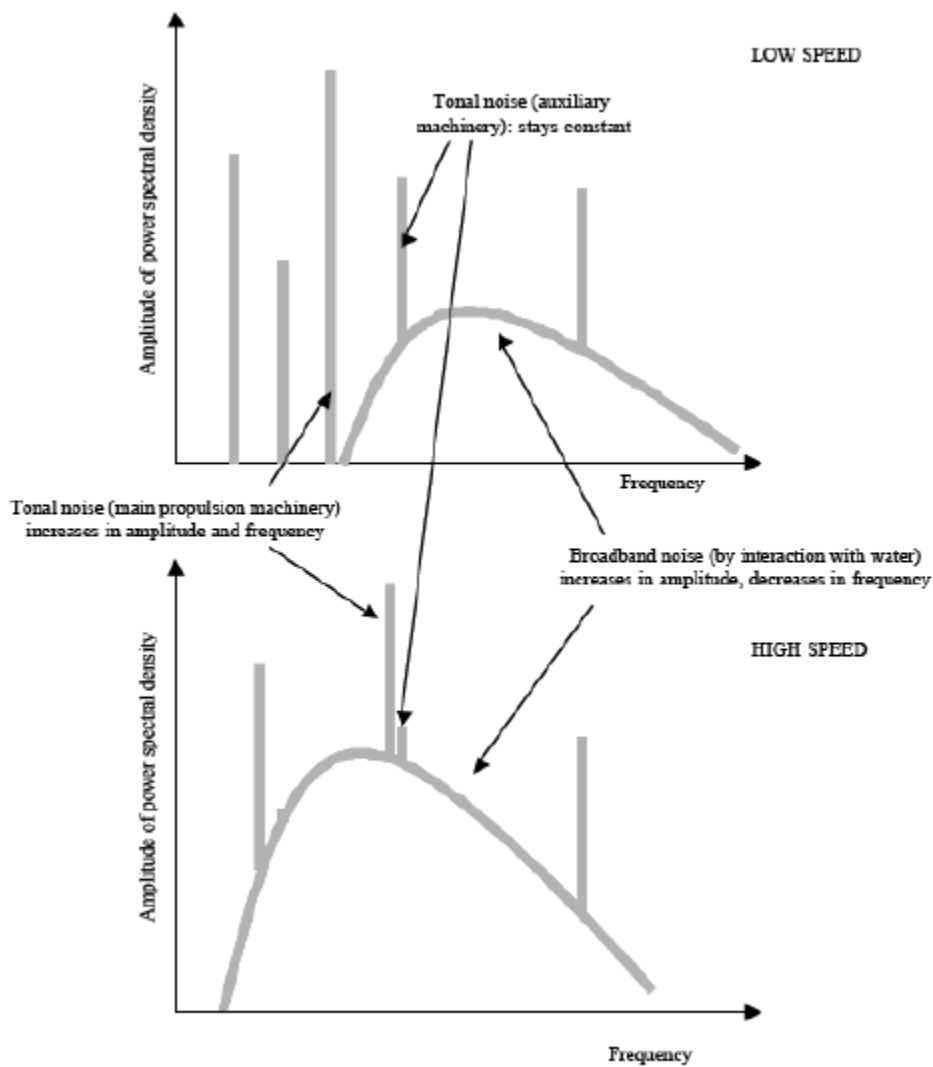


شکل ۲-۲- منابع نویز ماشینی کشتی [۲]

<sup>۳</sup>Tonal noise

<sup>۴</sup>narrow band noise

<sup>۵</sup>broad band noise



شکل ۲-۳-۱ اثر سرعت بر طیف توان نویز کشتی [۲]

## ۲-۲-۲- پروانه ها

نویز پروانه خارج از بدنه کشتی توسط عمل چرخش پروانه و حرکت شناور در آب و به دلیل تولید حباب ایجاد می شود. زمانیکه پروانه میچرخد، فشار منفی در لبه و وجوه پره های کشتی بوجود می آید. اگر این فشار منفی به اندازه کافی بزرگ باشد، آب می شکافد و حفره هایی به صورت حباب ظاهر می شوند به این

پدیده کویتاسیون<sup>۶</sup> می گویند . یک پالس صوتی کوتاه مدت به سبب ترکیدن این حباب ایجاد میشود . این پالس های صوتی در مجموع باعث ایجاد یک نویز فرکانس بالادر طیف نویز شناور می شوند . به دلیل زیاد بودن تعداد حباب های ایجاد شده می توان طیف آنها را پیوسته فرض کرد . در فرکانس های بالا ، این طیف دارای شیب ۶- دسیبل بر اوکتاو است و در فرکانسهای پایین ، طیف نویز مربوطه با افزایش فرکانس ، افزایش می یابد . بنابراین یک حداکثر در این طیف وجود دارد که برای کشتی ها و زیر دریایی ها بین ۱۰۰ هرتز تا ۱۰۰۰ هرتز اتفاق می افتد . مکان این حداکثر با افزایش سرعت و کاهش عمق به فرکانسهای پایین تر تغییر پیدا می کند (شکل ۲-۳) .

زیر دریاییهای مدرن برای کاهش نویز ناشی از ترکیدن حباب ها از پروانه های بزرگ با تعداد تیغه بسیار استفاده می نمایند. اگر چه با افزایش سرعت هر نوع پروانه ای شروع به ایجاد کویتاسیون می نماید . پروانه هایی با ساخت نامرغوب یا معیوب در برخی سرعت های خاص ایجاد یک صوت بلند و نویز متمایزی به نام singing می کنند .

### ۲-۲-۳- نویز انتشاری هیدرو دینامیک

این نویز بر اثر بالا و پایین رفتن سطح دریا و نیز جریان نامنظم آب و بالا و پایین رفتن آن و برخورد آن با بدنه ممکن است مستقیماً در فواصل دور ایجاد صدا کند و یا مهمتر از آن اینکه احتمال دارد قسمت هایی از بدنه شناور را به ارتعاش در بیاورد .

---

<sup>۶</sup>Cavitation

## ۲-۳- نويز دريافتی توسط هيدروفون<sup>۷</sup>

نويز انتقال یافته کشتی به دریا تا زمانی که توسط هيدروفون دريافت میشود ، با ديگر اصوات منابع موجود در دریا ترکیب میگردد . حال اثر هریک از این اصوات منابع را بررسی می کنیم .

### ۲-۳-۱- نويز محیط

نويز محیط عبارت است از نويزی که در محیط انتشارناهمگن دریا توسط یک هيدروفون همه جهته دريافت می شود . آزمایشات گوناگون انجام شده نشان دادند عوامل ایجاد کننده نويز های انتشاری در محیط دریا دارای طيف فرکانسی از یک هرتز تا ۱۰۰ کیلو هرتز می باشند که تقریباً تمام فرکانسهای موجود را تحت پوشش قرار می دهند[۱]. عوامل ایجاد کننده نويز محیط عبارتند از:

(الف)-مداخله انسان :

بدلیل انتشار آسان و سریع صوت در آب ، صدای ناشی از کشتیرانی در فواصل بسیار دور نیز شنیده می شود . با وجود اینکه شاید کشتی ها به صورت مجزا قابل تشخیص نباشند اما نويز آنها با هم ترکیب شده و یک صدای همهمه با پهناى باند پهن ایجاد می کند . این صدا تا فواصل طولانی انتشار می یابد ، طيف آنها توسط تابع تبدیل دریا تغییر می یابد . به طور نمونه فرکانسهای بالا فیلتر شده و اثر ان یک نويز همهمه با فرکانس پایین است .

(ب)-جریانهای ناشی از جذر و مد و اثرات هيدرواستاتیکی امواج :

جذر و مد دریا سبب تغییرات فشار هيدرواستاتیکی با دامنه نوسانات زیاد در طيف فرکانسی پایین می گردد . امواج سطحی نیز یک منبع تغییرات فشار هيدرواستاتیکی در عمق دریا هستند .

---

<sup>۷</sup>hydrophone



(پ)-تلاطم سطحی:

تلاطم سطحی اساساً به خاطر عمل متقابل بین باد و آب اقیانوس ایجاد میگردد . باد با سرعت بیشتر موجب ایجاد صوتی با دامنه بیشتر توسط موج ها و حباب ها می شود . باند فرکانسی این نویز بین ۵۰۰ هرتز تا ۲۵ کیلوهرتز است . در حالت کلی این نویز به حالت باد و نیروهای دریا وابسته است .

(ت)-منابع زیستی :

حیوانات و گیاهان دریایی نیز تولید صدای قابل ملاحظه‌ای می کنند . بسیاری از پستانداران دریایی همچون وال ها برای مسیریابی از صوت استفاده می کنند . یکی از بیشترین منابع صوت این گروه توسط میگوها تولید میشود .

(ث)-اغتشاشات ناشی از زمین لرزه در کف دریا موجب ایجاد نویز در دریا در فرکانسهای پایین میشود . این نویز خیلی قوی و ممتد است . به طور کلی نویز های حاصل در محدوده فرکانسی پایین بین یک تا ۱۰ هرتز قرار دارند .

(ج)-شکستن کوه های یخ :

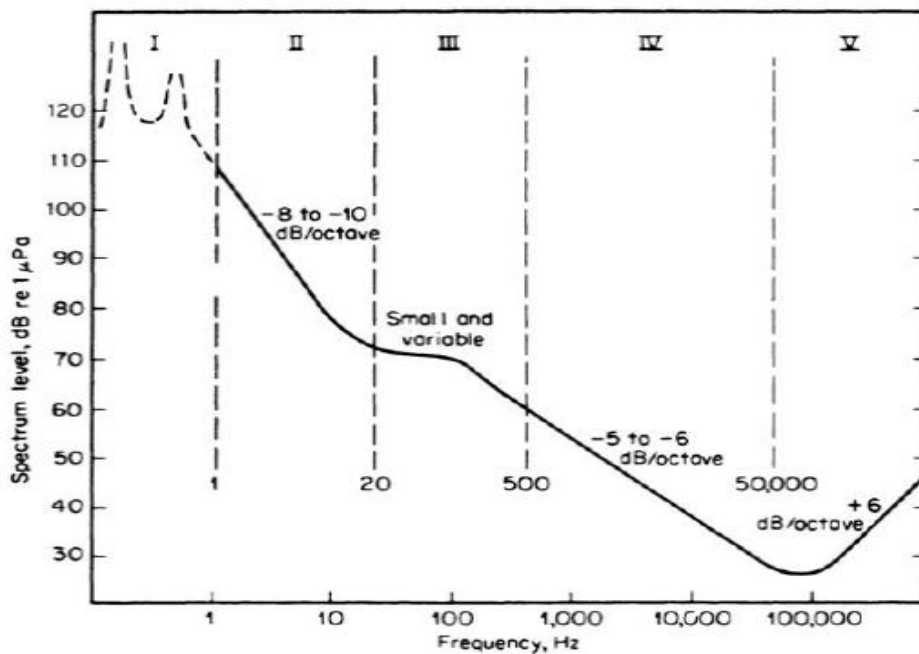
تغییر دما در یخ های قطبی سبب ایجاد ترک و نهایتاً شکسته شدن کوه های عظیم یخی می شود و صدای ناشی از آن بسیار بلند و گوش خراش است .

(چ)-باران و برف :

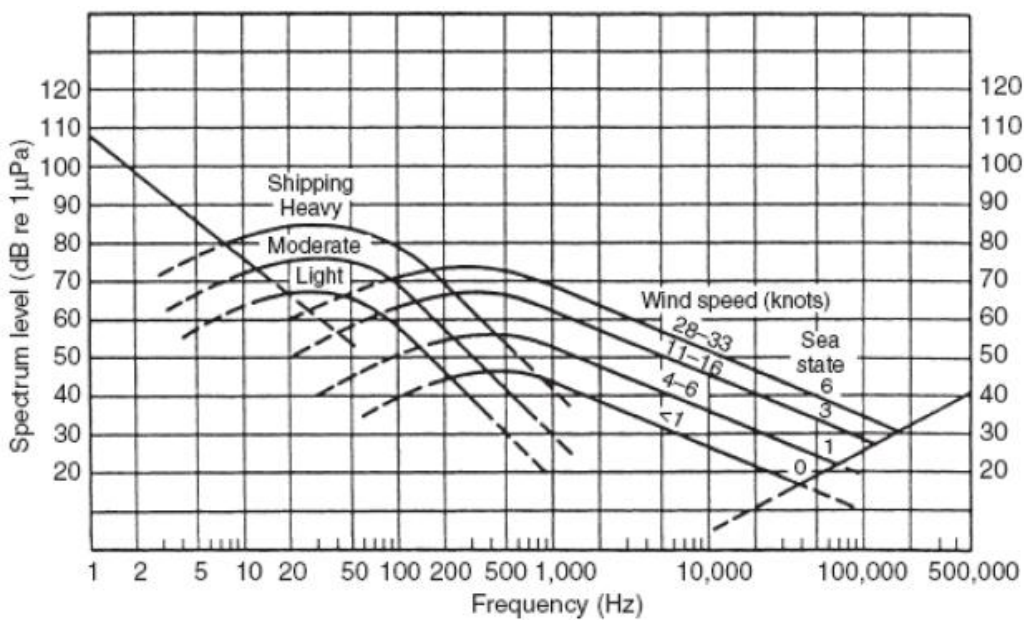
باران و برف به همراه کولاک نویز قابل ملاحظه ای را ایجاد میکنند.

(ح)-نویز حرارتی :

در فرکانسهای بالا محدودیتی را در حساسیت هیدروفون ایجاد می کند.



شکل ۲-۴- سطح طیف نویز در دریا [۱]



شکل ۲-۵- طیف نویز محیط تحت وضعیت‌های مختلف

شکل ۲-۴ طیف انواع نویز های محیط را که بررسی شد ، نمایش میدهد . طیف مذکور از چند قطعه با شیب های متفاوت و رفتار گوناگون در شرایط مختلف تشکیل شده است . این پیچیدگی طیف به دلیل گوناگونی منابع نویز در محدوده فرکانسی مختلف قرار دارد .

در شکل ۲-۵ طیف نویز تحت وضعیت های مختلف دریا نشان داده شده است. طیف نویز محسط در هر منطقه و در هر زمانی باانتخاب منحنی وضعیت کشتیرانی و سرعت باد مناسب تقریب زده می شود.

### ۲-۳-۲-انتشار صوت در آب

یکی از مهمترین پارامترهایی که رفتار صوت را در آب تعیین می کند ، سرعت آن در آب است . سه عامل زیر سرعت صوت در آب را کنترل می کنند:

۱-حرارت

۲-فشار که در اثر عمق زیاد به وجود می آید

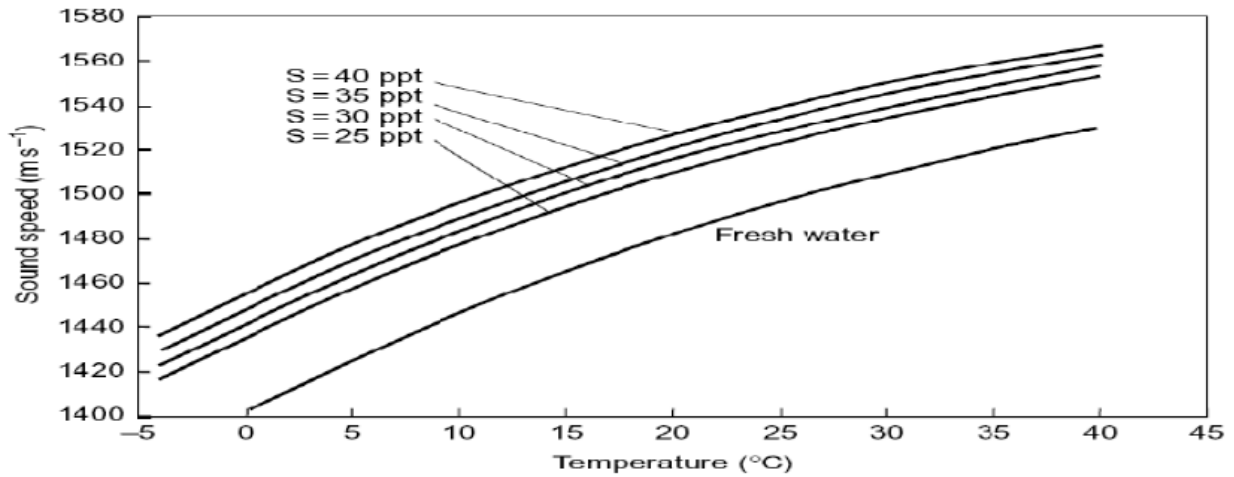
۳-شوری یا غلظت

حرارت مهم ترین عامل اثر گذار بر روی سرعت صوت در آب است . با تغییرات درجه حرارت سرعت صوت نیز تغییر می کند و به ازاء اضافه شدن هر درجه حرارت ، سرعت صوت ۱.۲۲ متر بر ثانیه تا ۲.۴۴ متر بر ثانیه اضافه می شود .

اگر آب تحت فشار باش سرعت صوت در ان بیشتر خواهد شد . سرعت صوت برای هر ۱۰۰ فوت عمق ۰.۶۱ متر بر ثانیه اضافه می شود .

در ازاء هر یک در هزار افزایش غلظت اب سرعت صوت در آن به مقدار ۱.۲۲ متر بر ثانیه اضافه می شود .

سرعت صوت در آب تقریباً ۴.۵ برابر سرعت صوت در هوا می باشد. شکل ۲-۶ سرعت صوت را بر حسب درجه حرارت و غلظت مختلف نشان میدهد .



شکل ۲-۶- سرعت صوت در آب مقطر و آب دریا در عمق صفر برای درجه شوری و حرارت های مختلف

# فصل سوم

مرور کارهای گذشته

---

---

فصل سوم:

مرور کارهای گذشته

---

---

### ۳-۱- مقدمه

مطالعات در زمینه تعیین منابع نويز زیرآب دارای سابقه‌ای طولانی است. بعداز جنگ جهانی دوم و با شروع جنگ سرد تحقیقات در این زمینه به شدت افزایش یافت. این تحقیقات بسیار مهم و طبقه بندی شده‌اند. البته برخی مقالات هم که جزء تحقیقات طبقه‌بندی شده نمی‌باشند به این موضوع پرداخته‌اند. در این فصل به مرور برخی از این مقالات و بانک داده مورد استفاده آنها می‌پردازیم.

### ۳-۲- متوسط گیری طیفی

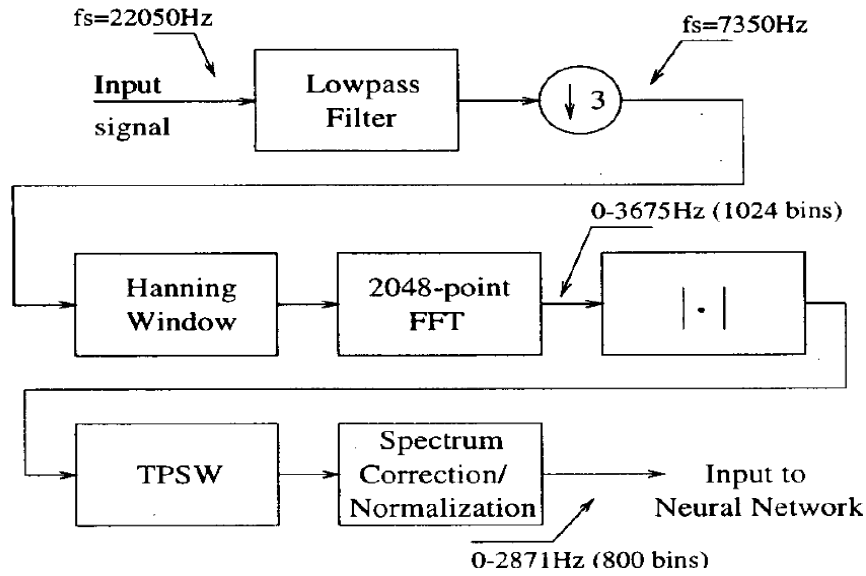
اساس این روش استفاده از اطلاعات بدست آمده از طیف‌های متوسط‌گیری شده در شناسایی نويز کشتی‌ها و یک شبکه عصبی جهت کلاس‌بندی می‌باشد. مراحل آن در زیر توضیح داده می‌شود [۴].

### ۳-۲-۱- پردازش داده

شکل ۳-۱ بلوک دیاگرام روش پردازش سیگنال به کار برده شده را نشان می‌دهد. ابتدا سیگنال فیلتر می‌شود و فرکانس نمونه‌برداری با ضریب کاهش ۳، کاهش می‌یابد. سپس بلوک‌هایی متوالی از ۲۰۴۸ نقطه بدون هم‌پوشانی با یک پنجره Hanning درهم ضرب شده و توسط تبدیل فوریه سریع به حوزه فرکانس برده می‌شود [۶]. برای هر طیف بدست آمده، ۸۰۰ بین فرکانسی معادل با یک محدوده فرکانسی از صفر تا ۲.۸۷ کیلوهرتز باقی می‌ماند. هر طیف مربوط به پنجره زمانی با مدت زمان ۲۷۸ میلی ثانیه است. گام بعدی در پردازش سیگنال تخمین نويز پس زمینه محیطی برای هر طیف، درمحل اندازه‌گیری سیگنال است. بنابراین از الگوریتم <sup>۱</sup>TPSW استفاده می‌شود که برای هر فرکانس در طیف، معادل میانگین محلی به صورت یک تخمین از نويز پس زمینه در نظر گرفته می‌شود [۵،۸].

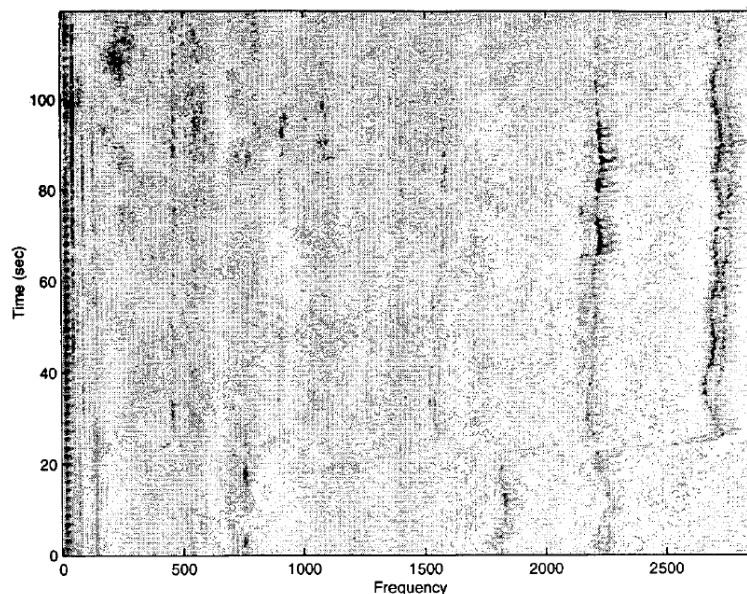
---

<sup>۱</sup> two-pass split-window



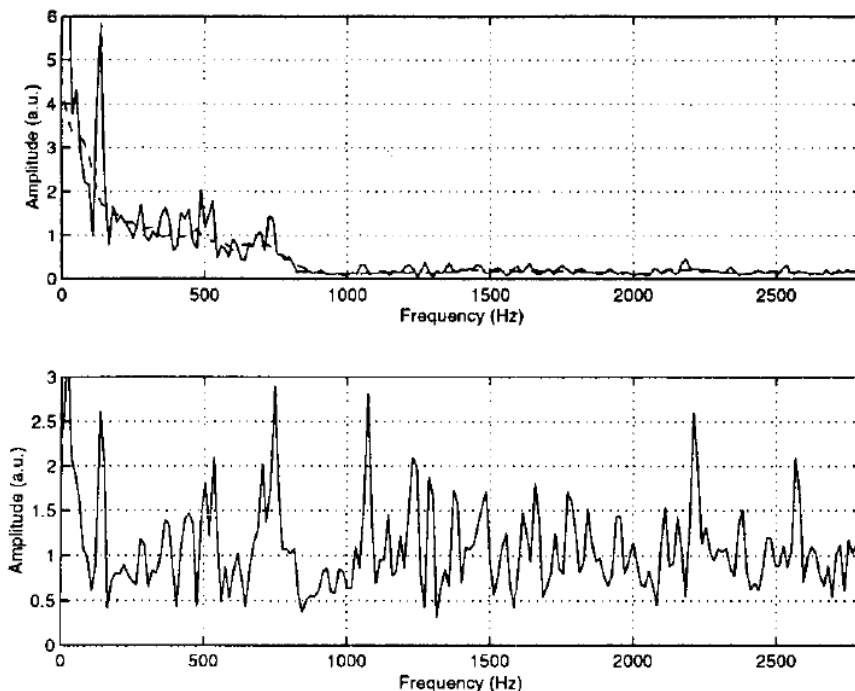
شکل ۳-۱- بلوک دیاگرام روش متوسط‌گیری طیفی اعمال شده بر سیگنال ورودی [۴]

سپس طیف توسط تقسیم دامنه در هر فرکانس با معادل آن در نویز پس زمینه تنظیم می‌گردد. شکل ۳-۲ یک اسپکتوگرام بدست آمده از یک کشتی خاص از یک کلاس معلوم را نشان می‌دهد. ۸۰۰ نمونه در حوزه فرکانس برای هر پنجره زمانی نشان داده شده است. در اسپکتوگرام می‌توان خطوط عمودی که نشان دهنده سیگنال تولیدی توسط هر یک از ماشین آلات داخلی کشتی است را مشاهده کرد. شکل ۳-۳ تأثیر کاربرد روش TPSW را نشان می‌دهد. تصحیح‌سازی با استفاده از TPSW متوسط محلی یا همان نویز پس‌زمینه را حذف و هم‌زمان طیف را نرمالیزه می‌کند.



شکل ۳-۲- اسپکتوگرام کشتی با کلاس معلوم [۴]





شکل ۳-۳- الف) طیف متوسط حاصل از اسپکتوگرام شکل ۲ (ب) همان طیف بعد از تصحیح سازی با استفاده از روش TPSW [۴]

### ۳-۲-۲- متوسط‌گیری داده :

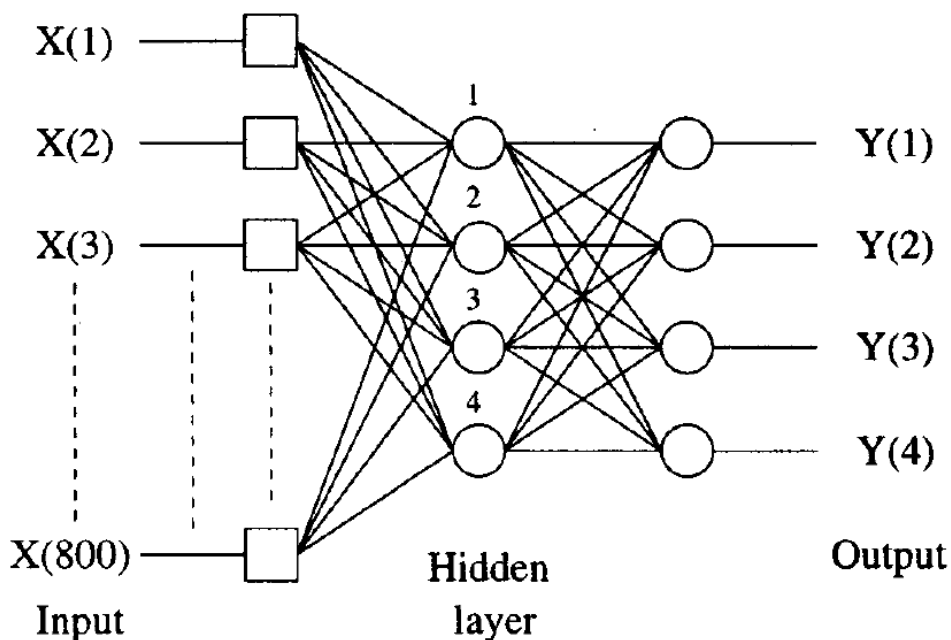
در این مورد نویز تولیدی توسط ماشین آلات و پروانه یک کشتی را بدون تغییر در سرعت و شرایط ماشین‌آلات آن می‌توان به صورت یک فرآیند تصادفی ایستا در نظر گرفت [۷]. از آنجایی که نویز کلی تولیدی کشتی نیز ترکیبی از این منابع می‌باشد، می‌توان نویز کلی را نیز ایستا در نظر گرفت. برای یک نویز تصادفی ایستا، استفاده از متوسط طیف سیگنال به نویز را افزایش می‌دهد.

در این کار برای حل مسئله کلاس بندی استفاده از اطلاعات طیف متوسط‌گیری شده برای آموزش و تست یک کلاسیفایر عصبی پیشنهاد می‌شود. فرآیند متوسط‌گیری توسط تعدادی از طیف‌های متوالی بدون انطباق انجام می‌شود. برای مثال اطلاعات متوسط سه طیف ۱، ۲ و ۳ با استفاده از متوسط‌گیری به صورت طیف متوسط‌گیری شده ۱ در نظر گرفته می‌شود. درحالی‌که متوسط طیف‌های ۴، ۵ و ۶ به صورت طیف متوسط‌گیری شده ۲ و الی آخر.

### ۳-۲-۳- کلاسیفایر عصبی

اطلاعات طیف متوسط گیری شده برای آموزش یک کلاسیفایر عصبی بر اساس یک شبکه عصبی پیشخورد استفاده می شود. شکل ۳-۴ شبکه عصبی را نشان می دهد. شبکه عصبی دارای ۳ لایه با ۸۰۰ گره ورودی، ۴ گره در لایه مخفی و ۴ گره خروجی است. ۴ گره لایه مخفی توسط آنالیز جداسازی ساخته می شوند [۵]. هر گروه خروجی به یک کلاس خاص اختصاص می یابد. شبکه توسط الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا با نرخ یادگیری منطبق با خطای خروجی آموزش داده می شود. مقادیر موردنظر منطقی، ۱ برای گره فعال و -۱ برای گره غیر فعال استفاده می شود. تمام نرونها تابع تانژانت هایپر بولیک را به عنوان تابع فعال ساز به کار می برند.

ماکزیمم احتمال برای تعیین کلاس اختصاص داده شده توسط کلاسیفایر به طیف ورودی شبکه استفاده می شود. بنابراین خروجی با بالاترین مقدار فعال سازی کلاس انتخابی برای یک طیف ورودی معلوم را مشخص می کند. کارایی کلاس بندی به صورت درصد طیفهای تمام کلاس هایی است که به صورت صحیح کلاس بندی شده اند.



شکل ۳-۴ ساختار شبکه عصبی [۴]

### ۳-۳- کاربرد شبکه عصبی احتمالی<sup>۲</sup> با چندین مقدار پراکندگی در کلاس بندی نويز کشتی

۳-۳-۱- مقدمه

چندین نوع از شبکه های عصبی برای کاربردهای کلاس بندی استفاده می شوند، اما PNN معمولاً بدلیل مزایای آن به کار می رود. PNN یک شبکه عصبی پیشخورد با روش یادگیری با ناظری است که از قانون تصمیم گیری بیز و پنجره پارزن استفاده می نماید. PNN دارای مزایای زیر است:

- سرعت آموزش سریع: PNN ۵ برابر سریعتر از BP است.
- همگرایی تضمین شده برای کلاسیفایر بیز اگر داده آموزشی کافی فراهم گردد.
- قابلیت آموزشی افزایشی آن سریع است.

علی رغم مزایای بالا عیب PNN معمولی، انتخاب پارامتر گستردگی (پراکندگی) آن است. پارامتر پراکندگی یا معیار همواری معادل با انحراف استاندارد پنجره پارزن گوسی است. کارایی خوب PNN بستگی به انتخاب صحیح پارامتر پراکندگی دارد. [۹]

### ۳-۳-۲- PNN معمولی

شبکه عصبی احتمالاتی عادی یک شبکه عصبی پیشخور با نظارت می باشد که شامل سه لایه است: لایه ورودی، لایه مخفی، لایه خروجی. کاربرد این نوع از شبکه عصبی در مورد مسایلی که در آنها زمان آموزش خیلی حساس و یا مجموعه داده های آموزشی در دسترس خیلی کم است. ابعاد لایه ورودی را ابعاد بردار ویژگی های جداساز تعیین می کند.

---

<sup>۲</sup>Probability Neural Network (PNN)

لایه مخفی دارای  $N$  الگو و لایه خروجی دارای  $C$  کلاس است.  $N$  الگو تنها و تنها به یکی از  $C$  کلاس خروجی متصل است. شبکه عصبی احتمالاتی از قانون بیز برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کند یعنی شبکه عصبی احتمالاتی،  $w_i$  (کلاس  $i$  ام) را انتخاب می‌کند اگر

$$p(\mathbf{x}|w_i)P(w_i) > p(\mathbf{x}|w_j)P(w_j) \quad j = 1, \dots, C, j \neq i \quad (1-3)$$

که  $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_d\}$  یک بردار ویژگی  $d$  بعدی و  $p(\mathbf{x}|w_i)$  و  $P(w_i)$  به ترتیب تابع چگالی احتمال شرطی و احتمال پیشین بدست آمده از داده آموزشی برای کلاس  $i$  ام هستند.  $P(w_i)$  برای  $i=1,2,\dots,C$  به صورت زیر بدست می‌آید:

$$P(w_i) = \frac{\text{تعداد داده آموزشی کلاس } i \text{ ام}}{\text{کل داده‌های آموزشی}} \quad (2-3)$$

و  $P(X|w_i)$  توسط پنجره پارزن تخمین زده می‌شود. روش (هسته) پارزن یک روش غیرپارامتریک برای تخمین تابع چگالی احتمال است. در این روش، یک پنجره  $d$  بعدی متقارن که معمولاً یک پنجره گوسی است روی مرکز هر داده‌های آموزشی قرار داده می‌شود. پنجره کلاس  $i$  ام روی داده‌های این کلاس قرار داده و نرمال‌سازی می‌شود.

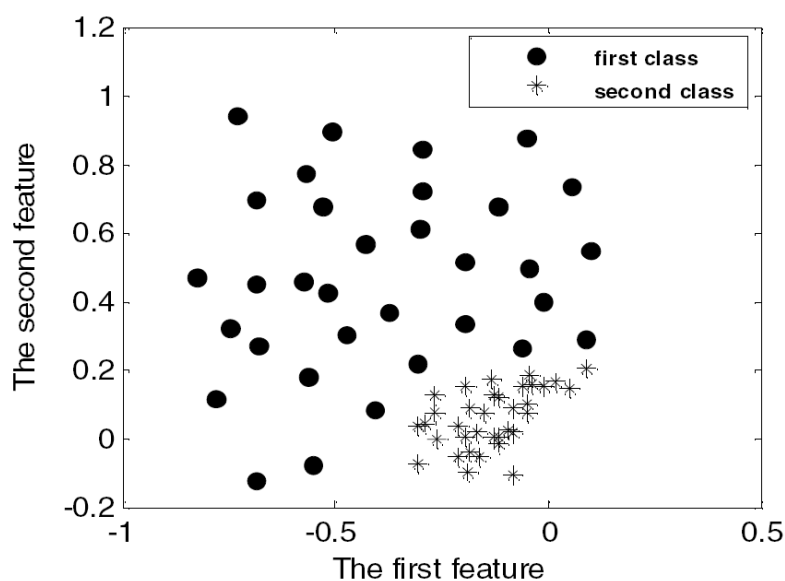
PNN معمولی نیاز به یک پارامتر ورودی پراکندگی دارد. این پارامتر توسط کاربر انتخاب می‌شود. انحراف استاندارد پنجره پارزن گوسی متناسب با پارامتر پراکندگی است و برای تمام نمونه‌ها در تمام کلاس‌ها یکسان است. مهمترین عیب PNN معمولی در دشوار انتخاب مقدار پراکندگی مناسب است. کارآمدی طبقه بندی شدیداً وابسته به انتخاب یک مقدار پراکندگی مناسب است. مقادیر پراکندگی خیلی کوچک یک تابع چگالی احتمال میله ای می‌دهد و مقادیر خیلی بزرگ جزییات را هموار می‌کند. همچنین برخی روشها همانند روش Cross-validation برای تخمین مقدار پراکندگی مناسب وجود دارد اما آنها نیاز به زمان پردازش بالایی دارند. بنابراین، پارامتر پراکندگی معمولاً توسط سعی

و خطا تعیین میشود . دیگر عیب PNN معمولی استفاده از همان پارامتر پراکندگی برای تمام کلاسهاست که درجه آزادی تخمینگر تابع چگالی احتمال را کاهش می دهد . برای از بین بردن این معایب ، PNN دارای چندین مقدار- پراکندگی که پارامتر پراکندگی متفاوت برای هر کلاس استفاده می کند و همچنین یک روش جدید برای برآورد پراکندگی پیشنهاد می شود .

### ۳-۳-۳ PNN دارای چندین مقدار پراکندگی و روش جدید برآورد پارامتر پراکندگی

#### ۳-۳-۱ PNN دارای چندین مقدار پراکندگی

یک مسئله کلاس بندی نمونه با دو ویژگی جداسازی را در شکل ۳-۵ مشاهده می کنید . همانطور که در این شکل نشان داده می شود ، نمونه های کلاس اول نسبت به نمونه های کلاس دوم دورتر از یکدیگرند . بدیهی است ، پارامتر پراکندگی مناسب برای کلاس اول متفاوت را پارامتر پراکندگی مختص برای کلاس دوم است . بنابراین به کار بردن یک PNN با چندین مقدار پراکندگی به جای PNN معمولی مطلوب است .



شکل ۳-۵- نمودار پراکندگی یک نمونه کلاس بندی [۹]

PNN دارای چندین مقدار پراکندگی، یک شبکه عصبی احتمالی است که قادر به تخمین تابع چگالی احتمال، داده های آموزشی از طریق پنجره پارزن گوسی با پارامتر پراکندگی متفاوت برای هر کلاس است. پارامتر پراکندگی برای هر کلاس درجه آزادی شبکه عصبی را یک درجه افزایش می دهد و بنابراین PNN دارای چندین مقدار پراکندگی انعطاف پذیرتر از PNN معمولی است.

۳-۳-۲- روش تخمین پارامترهای پراکندگی با داده های آموزشی

آشکار است که مقدار اختصاصی پارامتر پراکندگی هر کلاس بستگی به فاصله میان نمونه های مجاور آن کلاس دارد.  $D_i$  به عنوان مجموعه فواصل میان نمونه های کلاس  $i$ ام و نزدیکترین همسایه شان در آن کلاس تعریف می کنیم:

$$D_i = \{ \min \{ \text{dist} (S_k, S_j) : j = 1, \dots, N_i, j \neq k \}; K = 1, \dots, N_i; i = 1, \dots, c \} \quad (4-3)$$

$\text{dist} (S_k, S_j)$  فاصله اقلیدسی میان دو نمونه  $S_k$  و  $S_j$  است.  $N_i$  تعداد نمونه های کلاس  $i$ ام و  $c$  تعداد کلاس هاست. بدیهی است که  $D_i$ ،  $N_i$  عضو دارد. چندین روش را برای بدست آوردن یک مقدار مناسب پارامتر گسترگی از  $D_i$  را امتحان شد. برای مثال، کوچکترین عضو  $D_i$  متوسط عضوهای  $D_i$ ، میانگین عضوهای  $D_i$ ، بزرگترین عضو  $D_i$  و یک ترکیب خطی از این پارامترها به عنوان یک مبنا انتخاب مقدار پارامتر پراکندگی در نظر گرفته شد. با استفاده از شبیه سازی دریافتیم که معمولاً  $x \times \text{median}(D_i)$  مناسب ترین تخمین پارامتر پراکندگی است که  $x$  یک عدد حقیقی در محدوده  $[1 \quad 1.5]$  داده ها شبیه سازی شده جهت مقایسه کارآمدی کلاس بندی PNN معمولی با یک مقدار مناسب پارامتر پراکندگی و PNN دارای چندین مقدار پراکندگی با پارامتر پراکندگی تخمینی و مناسب پارامتر پراکندگی  $x \in [1 \quad 1.5]$  به کار برده شد.

### ۳-۳-۳-۳- ویژگیهای جداسازی نویز کشتی ها

شش ویژگی زیر را برای جداسازی کلاسهای بانک داده توصیفی قبل انتخاب شده‌اند:

- مقدار متوسط چگالی طیف توان<sup>۳</sup> نرمالیز شده
- میانه چگالی طیف توان نرمالیز شده
- فرکانس ماکزیمم مقدار چگالی طیف توان
- نسبت ماکزیمم مقدار چگالی طیف توان به توان کل
- تعداد بین های فرکانسی که مقدار آنها پیش از ۰/۱۵ ماکزیمم مقدار است.
- بالاترین فرکانس که مقدار چگالی طیف توان آن از ۰/۱۵ مقدار ماکزیمم چگالی طیف توان بیشتر است.

در تمام ویژگیهای بالا، چگالی طیف توان تخمینی با استفاده از پنجره Hamming و FFT، ۱۰۲۴ نقطه ای همپوشانی ۵۰٪ استفاده شده است. نرمالیز کردن چگالی طیف توان با تقسیم چگالی طیف توان تخمینی بر ماکزیمم مقدار آن انجام شده است. بعد از استخراج ۶ ویژگی از بانک داده، هر مجموعه ویژگی با استفاده از ماکزیمم مقدار آن نرمالیز می شود. تمام ویژگیهای ذکر شده توسط نویسنده انتخاب شده غیر از ویژگی سوم که در [۱۰] ذکر شده است.

---

<sup>۳</sup>Power Spectral Density (PSD)

### ۳-۳-۴- بانک داده صوتی مورد استفاده در روش شبکه عصبی احتمالاتی

مجموعه داده‌ها متشکل از کشتی‌های سنگین شامل ۲۹ فایل نویز انتشاری از پنج کشتی تجارتي مختلف، مجموعه داده‌های کشتی‌های متوسط متشکل از ۲۶ فایل از سه کشتی متوسط و مجموعه داده قایق‌ها شامل ۱۶ فایل از ۴ قایق می‌باشد. معیار اصلی برای تقسیم‌بندی این کشتی‌ها به این کلاسها سایز و وزن آنها است. تمام فایل‌ها در خلیج فارس در موقعیتهای دریایی کم‌عمق ثبت شده است. طول زمان فایل ۵ ثانیه و فرکانس نمونه برداری ۲۵۶۰ نمونه بر ثانیه است. تمام فایل‌های داده محتوی تنها باند فرکانسی ۱۲۵ تا ۵۰۰ هرتز می‌باشند.

### ۳-۴- تبدیل موجک برای کلاس‌بندی عصبی

#### ۳-۴-۱- مقدمه

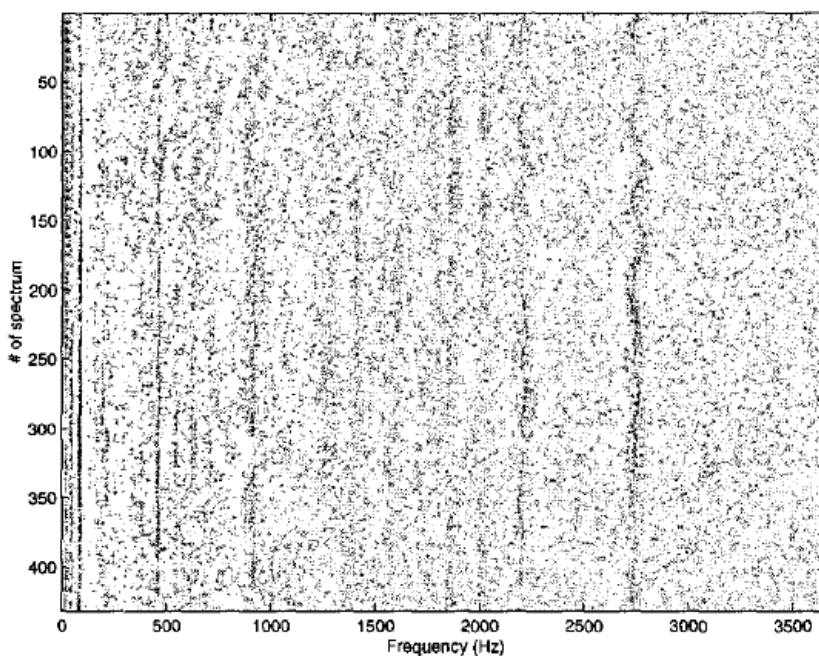
در این روش تبدیل موجک سیگنال ورودی را در چندین مرحله پیاپی محاسبه می‌نماید. آنگاه تمامی خروجی‌های فرکانس پایین هر مرحله وارد یک شبکه عصبی جهت کلاس‌بندی می‌شوند. شرح روش در زیر آمده است. [۱۱]

#### ۳-۴-۲- پردازش داده

در این تحقیق یک روش پیش‌پردازش در حوزه فرکانس جهت بهینه کردن کارایی کلاسیفایر پیاده می‌شود. محدوده فرکانسی انتخابی جهت آنالیز از  $DC$  تا حدود ۲.۵ کیلوهرتز است، زیرا این محدوده بیشترین اطلاعات وابسته به قسمت فعالیت موتورخانه ای در کشتی‌های موردنظر معلوم برای طبقه بندی شامل می‌شود. به این دلیل سیگنال دیجیتال شده توسط فیلتر پایین گذر فیلتر و ضریب کاهش ۳، کاهش نمونه شده و فرکانس نمونه برداری به ۷.۳۵ کیلو هرتز تقلیل می‌یابد. فیلتر مورد کاربرد یک فیلتر پایین گذر نوع یک چیشف مرتبه ۸ با باند گذر ۲.۸۷ کیلوهرتز و ضریب میرایی



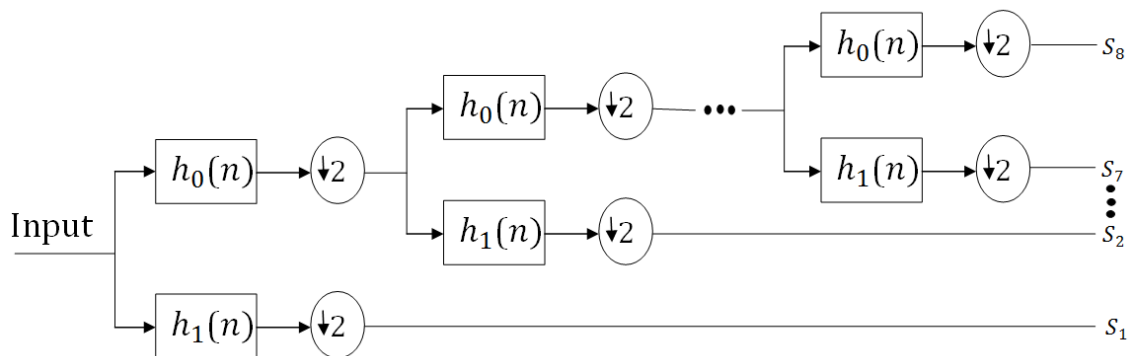
۶۰ دسیبل در فرکانس ۴.۴۸ کیلوهرتز جهت اطمینان از نبود تأثیر همپوشانی<sup>۴</sup> می باشد. سیگنال های سونار بدلیل حرکت نسبی میان کشتی و سنسور و هم چنین تغییرات شرایط انتشار در محیط زیر آب به آهستگی تغییر می کنند. علیرغم این تغییرات سیگنال دریافتی برای پنجره زمانی با طول مدت چند ثانیه به صورت یک فرآیند ایستای عریض است [۱۳]. جهت کلاس بندی از آنالیز طیفی استفاده شده است [۱۴]. شکل ۳-۶ یک اسپکتوگرام بدست آمده از یک کشتی با کلاس معلوم را نشان می دهد. ۴۰۰ نمونه در حوزه فرکانس برای هر پنجره با مدت زمان ۲۷۸ میلی ثانیه نشان داده شده است. در این اسپکتوگرام خطوط عمودی نشان دهنده سیگنال تولیدی ماشین آلات داخلی کشتی است. استفاده از تبدیل موجک برای ساختار سیگنال های دریافتی از نظر کلاس بندی مناسب است. موجک ها، توابعی هستند که انرژی آنها در یک فاصله زمانی متمرکز شده و برای آنالیز پدیده های گذرا، غیرایستا یا متغیر با زمان بسیار مناسبند [۱۵].



شکل ۳-۶- اسپکتوگرام طیف کشتی با کلاس معلوم [۱۱]

برای بررسی این روش ، تبدیل موجک روی سیگنال کاهش نمونه داده شده اعمال می‌شود . شکل ۳-۷ ساختار بانک فیلتر مورد کاربرد برای اعمال تبدیل موجک را نشان می‌دهد . نمونه‌های هر خروجی بانک ( $S_1$  تا  $S_8$ ) طبق کاهش مربوطه تولید می‌شوند . بنابراین هنگامی که یک نمونه در خروجی آهسته ترین فیلتر پایین گذر ( $S_8$ ) یا آهسته ترین بالاگذر ( $S_7$ ) ایجاد می‌شود ، ۲ نمونه در  $S_6$ ، ۴ نمونه در  $S_5$  و تا ۶۴ نمونه در  $S_1$  ایجاد می‌شود .

اطلاعات فرکانس پایین مربوط به ماشین آلات داخلی کشتی به منظور شناسایی کاملاً مناسبند . بنابراین ، نمونه های خروجی از فیلترهای آنالیز باید بطریقی گروه بندی شوند که این اطلاعات مد نظر باشند . از اینرو ، باید تعداد محدودی از نمونه ها برای ایجاد اطلاعات تغذیه گره‌های ورودی شبکه عصبی باقی بمانند .



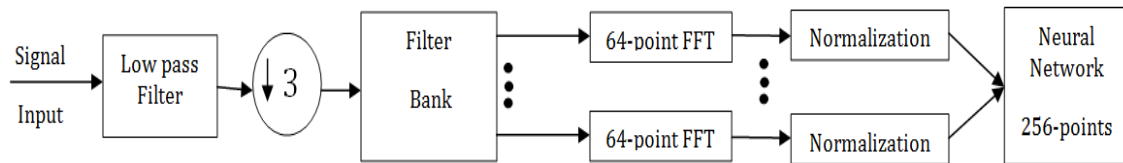
شکل ۳-۷- بانک فیلتر [۱۱]

نمونه های گروه بندی شده از طریق بانک فیلتر ، مورد آزمایش قرار گرفته‌اند . برای آهسته ترین خروجیها،  $S_8$  و  $S_7$  ۶۴ نمونه باقی ماند . هنگامی که ۶۴ نمونه در این آهسته ترین خروجی ها ایجاد شد، دیگر خروجی ها تعداد بیشتری از نمونه ها را طبق نرخ نمونه برداری بالاتر خودشان تولید کرده بودند . بنابراین ، برای باقی ماندن یک مقدار ثابت ۶۴ نمونه در ۸ خروجی بانک فیلترها ، برخی نمونه ها باید حذف شوند و بالاترین نرخ ، بالاترین حذف نمونه های خروجی را دارد . برای مثال  $S_8$  ، ۱۲۸ نمونه برای هر ۶۴ نمونه موجود در  $S_8$  یا  $S_7$  تولید می‌کند ، بنابراین از هر دو نمونه  $S_6$  تنها باید یکی

باقی بماند و الی آخر . با انجام این ، نمونه های فرکانس پایین تر به طور کامل باقی می ماند و اطلاعات فرکانس بالا بر طبق اهمیت کمتر خود در کلاس بندی عمل می کند .

برای تغذیه کلاسیفایر ، اطلاعات حوزه فرکانس توسط تبدیل فوریه سریع ۶۴ نقطه ای که در شکل ۳-۸ داده شده روی ۶۴ نمونه باقی مانده از هر خروجی بانک فیلتر اعمال می شود . بنابراین ، ۸ طیف ۶۴ نقطه ای برای هر پنجره پردازشی ، یک بردار ورودی با ۲۵۶ جزء را نتیجه می دهد . سرانجام ، یک روش نرمال سازی یا بوسیله جمع نمونه ها به عنوان ضریب نرمال سازی یا توسط تقریب تصحیح نویز پس زمینه با استفاده از الگوریتم TPSW اعمال می شود .

ترکیب نمونه های مذکور ، تعداد زیادی از نمونه های خروجیها با نرخ نمونه برداری بالا را حذف می کند . روش جایگزین ، کار با طیف متوسط گیری شده و استفاده از اطلاعات قابل دسترسی از هر گره خروجی است . اگر تعداد نمونه ها در ۶۴ ثابت بماند ، خروجیهای  $S_7$  و  $S_8$  یک طیف ۶۴ نمونه ای ایجاد می کنند در حالیکه برای مثال  $64 \times 64$  طیف در خروجی  $S_1$  است و می تواند برای تولید طیف ۶۴ نمونه ای متوسط گیری می شود و به ورودی کلاسیفایر اعمال شود .



شکل ۳-۸- نمودار پردازش [۱۱]

### ۳-۴-۳- کلاس بندی عصبی

طیف پیش پردازش شده جهت آموزش و تست کلاسیفایر عصبی به کار رفت [۱۲] . کلاسیفایر عصبی یک شبکه عصبی پیشخورد تمام اتصال متشکل از ۲۵۶ گروه ورودی، یک لایه مخفی با ۱۶ نرون و ۴ نرون در لایه خروجی است . هر ۴ نرون خروجی به یک کلاس تخصیص می یابد . تمام نرونها از نوع

تانژانت هایپر بولیک می باشند . شبکه عصبی بوسیله الگوریتم پس انتشار آموزش داده می شود . مقادیر باینری به گره های خروجی ، ۱ برای گروه فعال و ۰- برای گره های غیرفعال باقی مانده ، اختصاص می یابد .

طیف محاسبه شده از هر داده عملی به دو بخش آموزشی و آزمایشی تقسیم شد. بعلاوه داده های آموزشی (۶۲۰۰ طیف) به دو مجموعه آموزشی و validation تقسیم شد [۱۲] . تعداد فردی از طیف های آموزشی، مجموعه آموزشی و تعداد زوجی از طیف های آموزشی، مجموعه validation را تشکیل می دهند . مجموعه validation معیاری برای تعیین توقف مرحله آموزش کلاسیفایر است . طیف های مجموعه آموزشی برای تطبیق کارایی کلاس بندی از طریق مجموعه validation در یک فرکانس آموزشی معین ارزیابی می شود . مجموعه وزنه های مرحله آموزشی با کارایی کلاس بندی بالا در طیف های مجموعه validation جهت فاز تولید ذخیره می گردد . قابلیت کلاس بندی حاصل از طیف آزمایشی در فاز آموزشی سهیم نبوده بنابراین قادر به تست ویژگی عمومی کلاسیفایر است . ماکزیمم احتمال جهت تعیین کلاس اختصاص داده شده بوسیله کلاسیفایر به یک طیف ورودی استفاده می - شود . قابلیت کلاس بندی کلی از طریق درصد طیف تمام کلاس های درست کلاس بندی شده در مجموعه آزمایشی بدست می آید .

### ۳-۵- شناسایی کشتی از طریق روشهای مبتنی بر فراکتال<sup>۵</sup>

۳-۵-۱ مقدمه

واژه فراکتال توسط بندیت مندلبورت در سال ۱۹۷۵ بوجود آمد. این لغت از کلمه لاتین Fractus به معنای شکسته گرفته شده است. به طور کلی فراکتالها را موجوداتی ریاضی می‌دانند به دلیل آنکه نشان داده شده است، بسیاری از وضعیت‌هایی را که نمیتوان با هندسه اقلیدسی توضیح داد به راحتی توسط فراکتالها بیان می‌شوند.

ساده‌ترین نوع فراکتال، فراکتال کانتور است. پاره‌خطی به واحد را در نظر بگیرید، آنرا به سه قسمت مساوی تقسیم کرده و سپس قسمت میانی را حذف نمایید. اکنون دو پاره‌خط با یک سوم طول اولیه داریم. این عمل را برای هر یک از این پاره‌خطها تکرار می‌کنیم. اگر این عمل را به تعداد بی‌نهایت انجام دهیم شکلی به دست می‌آید که مجموعه کانتور نام دارد. مجموعه کانتور ساختاری است که تا بینهایت ادامه دارد و در عین حال کاملاً شبیه شکل کلی است.

اما روش‌های مبتنی بر فراکتال شامل حرکت براونی فراکتال<sup>۶</sup>، آنالیز بعد فراکتال و آنالیز موجک است. تمرکز اصلی مطالعات فراکتال اینست که آیا اصوات کشتی، سیگنالهای فراکتال هستند. در وضعیتهای پیچیده از نقطه نظر ریاضی شاید اصوات کشتی عیناً به صورت سیگنالهای  $\frac{1}{f}$  رفتار نکنند، اما از نقطه نظر مهندسی، شباهت مشهودی میان طیف صوت کشتی و سیگنالهای  $\frac{1}{f}$  است.

---

<sup>۵</sup>fractal

<sup>۶</sup>fractal Browning motion

بواسطه آزمایشات گسترده ، Urick دریافت که طیف توان صوت کشتی در فرکانس های بالا ۶ دسیبل بر اکتاو کاهش می یابد . این ویژگی همانند ویژگی سیگنالهای  $\frac{1}{f}$  است . برای کلاس بندی پیشنهادی ، کافی است طول طیف صوت کشتی شبیه به سیگنالهای  $\frac{1}{f}$  باشد [۱۷] . بوسیله آزمایشات نشان داده می شود که اصوات کشتی را می توان توسط روش های فراکتال بطور مناسبی کلاس بندی کرد . در عوض سیگنالهای سونار فعال را نمی توان با استفاده از ویژگیهای فراکتال کلاس بندی کرد چرا که طیف آنها بطور مشخص متفاوت از سیگنالهای  $\frac{1}{f}$  است . روشهای فراکتال توصیفی دارای قابلیت های : (۱) قاعده مند نمودن صوت کشتی در یک روش جدید (۲) ایجاد برخی اطلاعات که توسط ویژگیهای مرسوم ایجاد نمی شوند (۳) بهتر کردن شناسایی کشتی می باشند . این روش ویژگیهای مورد نظر را از طریق روش مبتنی بر فراکتال استخراج نموده و با کلاسیفایر ماهالانوبیس داده ها ورودی جدید را کلاس بندی می نماید [۱۶] .

### ۳-۵-۲- کلاسیفایر

فرض میکنیم که M کلاس  $H_1$  و  $H_2$  و ...  $H_m$  وجود دارد و هر کلاس متشکل از بردارهایی با  $2N$  ویژگی هستند.  $T_i = \{U_{i,1}, U_{i,2}, \dots, U_{i,N}\}$  و  $S_i = \{V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,N}\}$  به ترتیب N نمونه آموزشی و N نمونه تست قرار می دهیم که بطور تصادفی از  $H_i$  انتخاب می شوند و  $T_i \cup S_i = H_i, T_i \cap S_i = \emptyset$  .

بردار متوسط  $T_i$  تعریف به صورت زیر تعریف می شود :

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N U_{i,j} \quad (5-3)$$

در مرحله آموزش  $\{\mu_i | i = 1, \dots, M\}$  باید محاسبه شود . در مرحله تست  $\{D(V_{i,j}, V_k) | k = 1, 2, \dots, D_2 = 1, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N\}$  باید محاسبه شود که  $D(V_{i,j}, V_k)$  فاصله

ماهالانویس میان  $V_{ij}$  و  $M_k$  است. اگر  $l = \arg \min_k \{D(V_{i,j}, V_k)\}$  باشد می توان  $V_{ij}$  را متعلق  $H_l$  دانست [۱۸].

### ۳-۵-۳- حرکت براونی فراکتال تحلیلی

طیف توان صوت کشتی همانند حرکت براونی فراکتال در فرکانس های بالا ۶ دسیبل براکتاو کاهش می یابد [۱]. این شباهت، کاربرد ابزار آنالیز حرکت براونی فراکتال را جهت آنالیز صوت کشتی مجاز می نماید.  $B_H(t)$  یک حرکت براونی فراکتال دارای پارامتر  $H$  را مشخص می کند. دنباله تفاضلی  $B_H(t)$  در قانون  $T^H$  صدق می کند [۱۹].

$$\delta_K = \sqrt{\text{var}[B_H(t + K\Delta) - B_H(t)]} = C_H(K\Delta)^H \quad (۶-۳)$$

$\Delta$  نمایانگر فاصله نمونه برداری،  $K$  گامهای تشکیل دنباله تفاضلی  $B_H(t + K\Delta) - B_H(t)$  و  $C_H$  را می توان در صورت معلوم بودن  $H$  ثابت در نظر گرفت. قرار می دهیم:

$$H_K = [\log \delta_{K+1} - \log \delta_K] / [\log(K + 1) - \log K] \quad (۷-۳)$$

با جایگزینی معادله ۶-۳ در معادله ۷-۳،  $H_K = H$  حاصل می شود.  $H$  متمایز معادل با مدل حرکت براونی فراکتال متمایز است. در مطابقت با  $H$ ،  $\{H_K\}$  و  $\{\delta_K\}$  بعنوان دو نوع از بردارهای ویژگی تعبیر می شوند. در عمل، اصوات کشتی ها نمی توانند سیگنالهای حرکت براونی فراکتال ایده آل باشند. بنابراین،  $H_K$  نمی تواند در هر گام  $K$ ، ثابت باشد و شاید  $\delta_K$  کاملاً در رابطه  $T^H$  صدق نکند. با این حال از طریق آزمایشات ثابت می شود،  $\{H_K\}$  و  $\{\delta_K\}$ ، اطلاعات اساسی برای شناسایی کشتی ایجاد می کند.

با فرض اینکه  $s_i: i = 1, 2, \dots, N$  دنباله صوت کشتی است، مقدار متوسط و انحراف استاندارد دنباله تفاضلی  $s_{i+k} - s_i: i = 1, \dots, N - K$  به ترتیب به صورت زیر می باشند:

$$\mu_K = \frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{N-K} (S_{i+k} - S_i) \quad (۸-۳)$$

$$\delta_K = \sqrt{\frac{1}{N-K} \sum_{i=1}^{N-K} (S_{i+k} - S_i - \mu_K)^2} \quad (۹-۳)$$

با جایگزینی معادله ۹-۳ در معادله ۷-۳، دو بردار ویژگی  $\{H_K\}$  و  $\{\delta_K\}$  محاسبه می شوند. شکل-های ۹-۳ و ۱۰-۳، نمونه‌های صوتی  $\{H_K\}$  و  $\{\delta_K\}$ ، متعلق به شش کشتی را نشان می‌دهد. هم‌پایداری میان نمونه‌ها از هر کشتی یکسان و هم‌قابلیت تقسیم میان نمونه‌های متعلق به هر دو کشتی متفاوت، در شکل‌های ۹-۳ و ۱۰-۳ مشاهده می‌شود.

### ۳-۵-۳- آنالیز بعد فراکتال<sup>۷</sup>

یک بعد فراکتال بعنوان یک ابزار هندسی برای توصیف جزئیات شکل موج یک سیگنال به کار می‌رود. بعد "*blanket - covering*" برای استخراج ویژگی مناسب است زیرا محاسبات آن نامتغیر با شیفت سیگنال در بعد زمان و دامنه است [۲۰، ۲۱، ۲۲]. برای یک دنباله زمانی  $f(n): n=0, \dots, N$ ، یک مقیاس  $r$  برای تشکیل یک پوش بالا  $U_r(n)$  و یک پوش پایین  $L_r(n)$  انتخاب می‌کنیم که

$$U_r(n) = \max \{U_{r-1}(n-1), U_{r-1}(n) + 1, U_{r-1}(n+1)\} \quad (۱۰-۳)$$

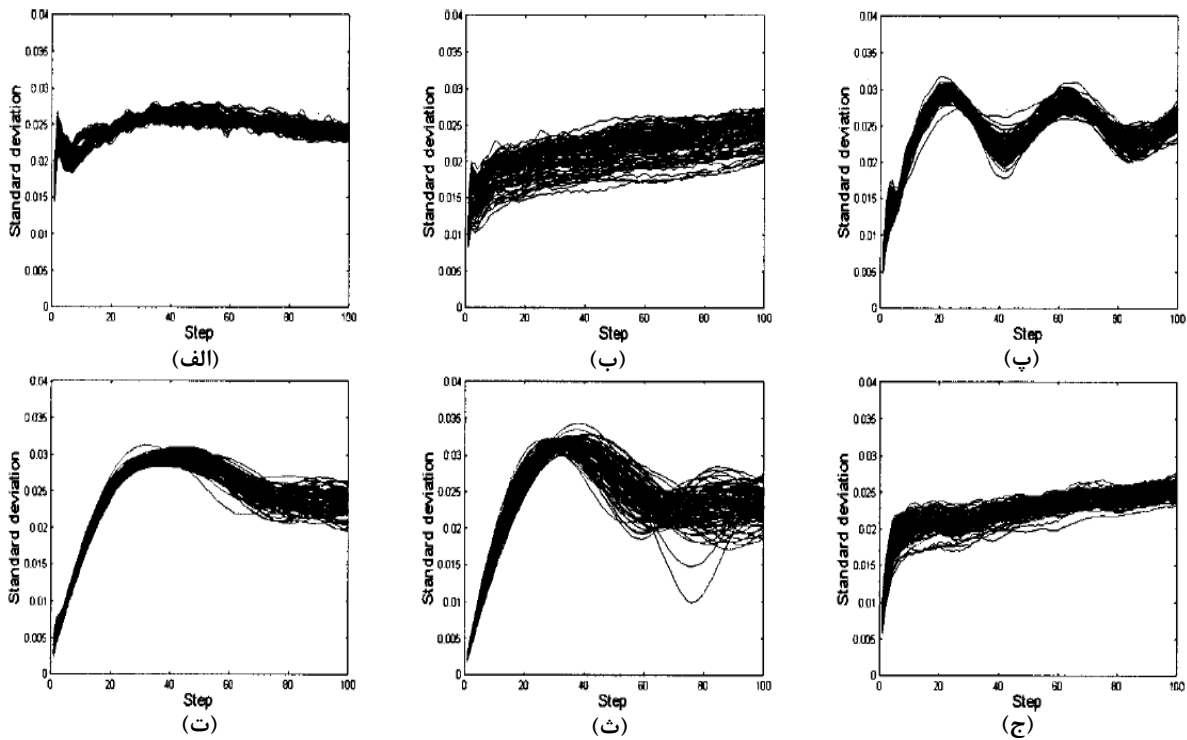
$$L_r(n) = \min \{L_{r-1}(n-1), L_{r-1}(n) + 1, L_{r-1}(n+1)\} \quad (۱۱-۳)$$

$$U_0(n) = L_0(n) = f(n) \quad (۱۲-۳)$$

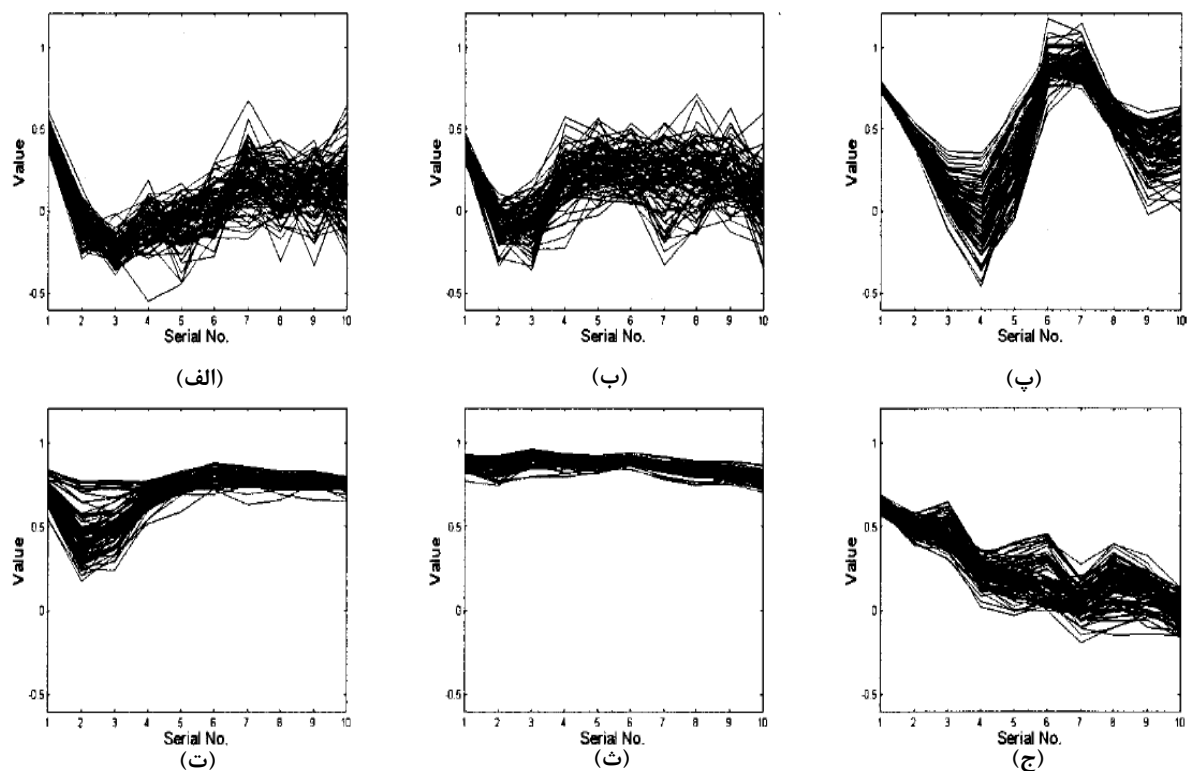
$$L(r) = \frac{1}{2r} \sum_{n=0}^N [U_r(n) - L_r(n)] \quad (۱۳-۳)$$

<sup>۷</sup>fractal dimension





شکل ۳-۹- (الف)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی A، (ب)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی B، (پ)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی C  
 (ت)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی D، (ث)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی E، (ج)  $\delta_k$  نمونه‌های کشتی F [۱۶]



شکل ۳-۱۰- (الف)  $H_k$  نمونه‌های کشتی A، (ب)  $H_k$  نمونه‌های کشتی B، (پ)  $H_k$  نمونه‌های کشتی C  
 (ت)  $H_k$  نمونه‌های کشتی D، (ث)  $H_k$  نمونه‌های کشتی E، (ج)  $H_k$  نمونه‌های کشتی F [۱۶]

در شرایط ایده آل،  $LogL(r)$  و  $Log(r)$  باید در رابطه خطی زیر صدق کنند :

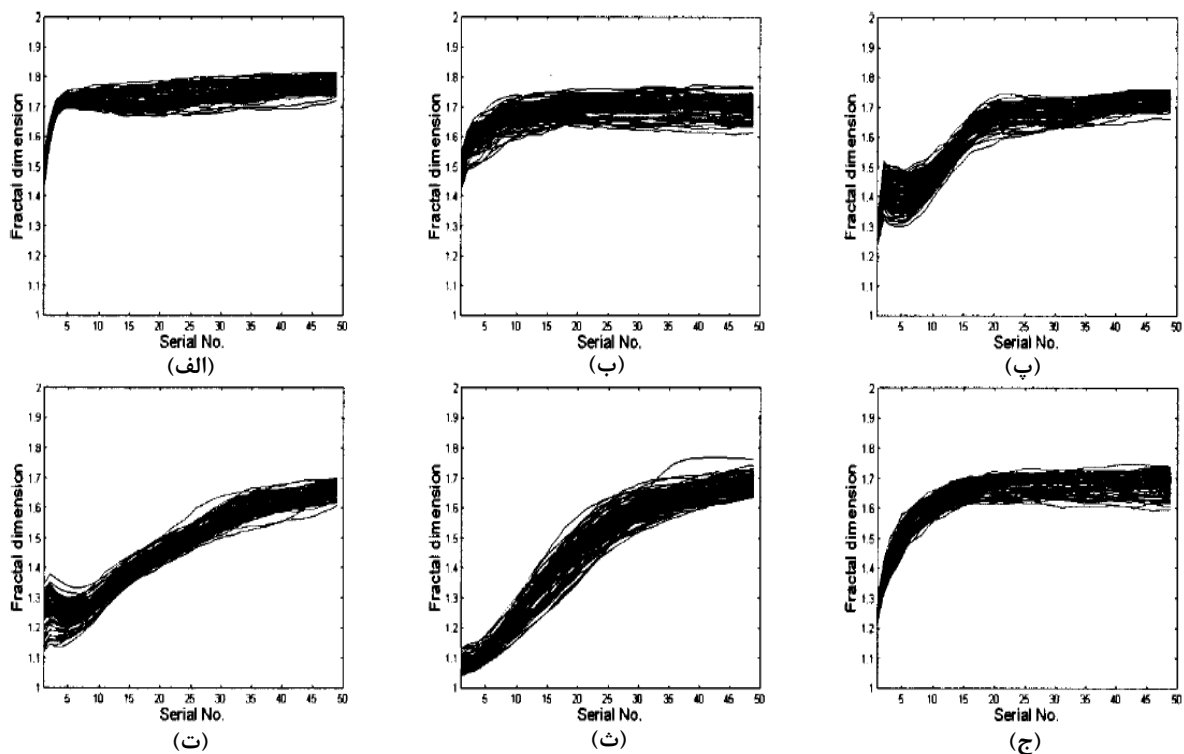
$$\log L(r) = (1 - D) \log r + \log k \quad (14-3)$$

$D$  بعد "blanket - covering" نامیده می شود و  $k$  یک ثابت است . سپس ،  $D$  با منطبق کردن  $\log L(r)$  نسبت به  $\log r$  از نظر حداقل مربعات بدست می آید . در عمل ،  $\log L(r)$  برحسب  $\log r$  یک خط راست نیست ولی یک منحنی هموار است . بعد فراکتال در هر مقیاسی از  $r$  ثابت نیست ازاینرو ، بعد فراکتال در یک مقیاس معلوم  $r$  از طریق رابطه بدست می آید :

$$D_r = 1 - [LogL(r + 1) - LogL(r)]/[Log(r + 1) - Log(r)] \quad (15-3)$$

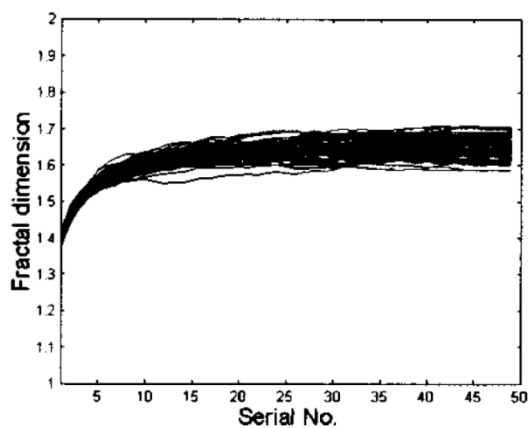
منشأ این معادله ، معادله ۱۴-۳ است .  $D_r$  بعنوان یک نوع بردار ویژگی استفاده می شود . شکل ۳-۱۱ ، بعد فراکتال متعلق به نمونه های ۶ کشتی را نشان می دهد .

قابلیت تقسیم میان هر ۲ کلاس متفاوت و پایداری تولید شده داخلی میان هر کلاس یکسان ، در شکل ۳-۱۱ موجود است . همچنین ، بعد فراکتال ۱۰۰ نمونه حرکت براونی فراکتال با استفاده از روش فیلترینگ فوریه ، در شکل ۳-۱۲ نشان داده می شود . هم در شکل ۳-۱۱ و هم در شکل ۳-۱۲ ،  $D_r$  برحسب  $r$  در مقادیر کوچک صعودی و در مقادیر بزرگ ثابت است . همچنین مشخص می کند که  $\log L(r)$  برحسب  $\log r$  در عمل ، حتی برای نمونه های حرکت براونی فراکتال یک خط راست نیست . بنابراین پیاده سازی  $\{D_r\}$  با هدف کلاس بندی منطقی است .



شکل ۱۱.۳. الف) نمونه‌های کشتی  $A$ ، ب)  $D_r$  نمونه‌های کشتی  $B$ ، ب)  $D_r$  نمونه‌های کشتی  $C$

ت)  $D_r$  نمونه‌های کشتی  $D$ ، ث)  $D_r$  نمونه‌های کشتی  $E$ ، ج)  $D_r$  نمونه‌های کشتی  $F$  [۱۶]



شکل ۱۲.۳.  $fBm$  نمونه‌های [۱۶]

### ۳-۵-۴- آنالیز موجک

آنالیز موجک ابزار مناسبی برای آنالیز کردن سیگنال‌های  $\frac{1}{f}$  است [۲۳]. ساخت و آنالیز سیگنال  $n(t)$

با استفاده از تبدیل موجک به ترتیب بیان می‌شود با:

$$n(t) = \sum_m \sum_j n_j^m \Psi_j^m(t) \quad (۱۶-۳)$$

$$n_j^m = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} n(t) \Psi_j^m(t) dt \quad (۱۷-۳)$$

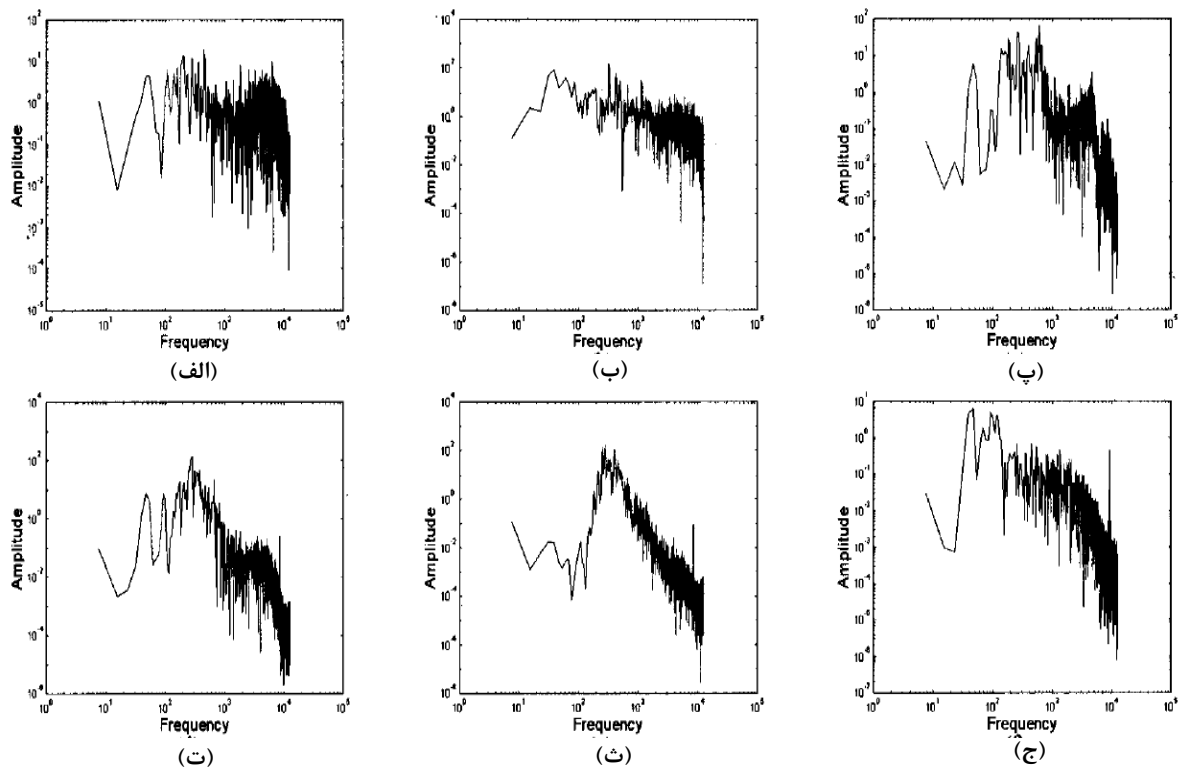
$\Psi_j^m(t)$  می‌تواند بیانگر هر مبنا موجک عمود بر هم باشد و  $n_j^m$  ضرایب مقیاس  $m$  را معین می‌کند. در محاسبات پیش رو، موجکهای چپ‌تف (۴ ضربان) استفاده می‌شود [۲۴]. اثبات شده است که ضرایب موجک هر سیگنال  $\frac{1}{f}$  معلوم در توزیع گوسی میانگین- صفر صدق می‌کند. بدین معنی که تمایز میان مدل‌های  $\frac{1}{f}$  متفاوت شامل مجموعه پارامتر  $\{\delta_m^2\}$  برای هر مدل است. تخمینگر ماکزیمم شباهت  $\delta_m^2$ :

$$\delta_m^2 = \frac{1}{N(m)} \sum_j (n_j^m)^2 \quad (۱۸-۳)$$

$N(m)$  بیانگر تعداد ضرایب موجک در مقیاس  $m$  است. مجموعه پارامتر تخمین زده شده  $\{\delta_m^2\}$ ، ابزاری است برای تعیین مدل سیگنال که نمونه معلوم  $n(t)$  را تولید می‌کند.  $\{\delta_m^2\}$  بعنوان یک نوع بردار ویژگی استفاده می‌شود.

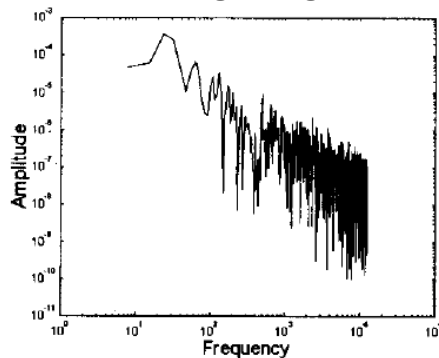
۳-۵-۵ بانک داده استفاده شده

مجموعه داده شامل نمونه های صوتی بدست آمده از ۶ کشتی است. در خصوص هر کشتی، ۱۰۰ نمونه جمع آوری شد. طول هر نمونه ۳۲۶۴ است. برای تنظیم تغییر فاصله میان کشتی و دریافت-کننده، هر نمونه برای داشتن انرژی واحد به جذر انرژی خودش تقسیم می‌شود. طیف توان مصرف نمونه های هر کشتی به ترتیب در نمودار  $\log - \log$  شکل ۳-۱۳ نشان داده می‌شود. شکل ۳-۱۴ نمونه طیف توان حرکت براونی فراکتال انتخاب شده از ۱۰۰ نمونه حرکت براونی فراکتال ایجاد شده توسط روش فیلتر کردن فوریه را نشان می‌دهد. شکل ۳-۱۳ و ۳-۱۴ نشان می‌دهند که طیف نمونه های صوت کشتی مشخصاً شبیه به نمونه حرکت براونی فراکتال است.



شکل ۳-۱۳- (الف) طیف توان نمونه کشتی  $A$  در نمودار  $\log - \log$ . (ب) طیف توان نمونه کشتی  $B$  در نمودار  $\log - \log$ . (پ) طیف توان نمونه کشتی  $C$  در نمودار  $\log - \log$ . (ت) طیف توان نمونه کشتی  $D$  در نمودار  $\log - \log$ . (ث) طیف توان نمونه کشتی  $E$  در نمودار  $\log - \log$ . (ج) طیف توان نمونه کشتی  $F$  در نمودار  $\log - \log$

$\log - \log$  [۱۶]



شکل ۳-۱۴ = طیف توان نمونه  $fBm$  در نمودار  $\log - \log$  [۱۶]

### ۳-۶- الگوریتم ترکیبی چند کلاسیفایر

۳-۶-۱ مقدمه

این روش ویژگی‌های مشخصه را توسط چندین روش مهم در پردازش گفتار استخراج و توسط دو کلاسیفایر SVM و BPNN طبقه‌بندی می‌کند. این روش دارای مراحل زیر است: [۲۴]

#### ۳-۶-۲- مدل ترکیبی و جزئیات الگوریتم

۳-۶-۲-۱- مدل ترکیبی از کلاسیفایر های چند گانه :

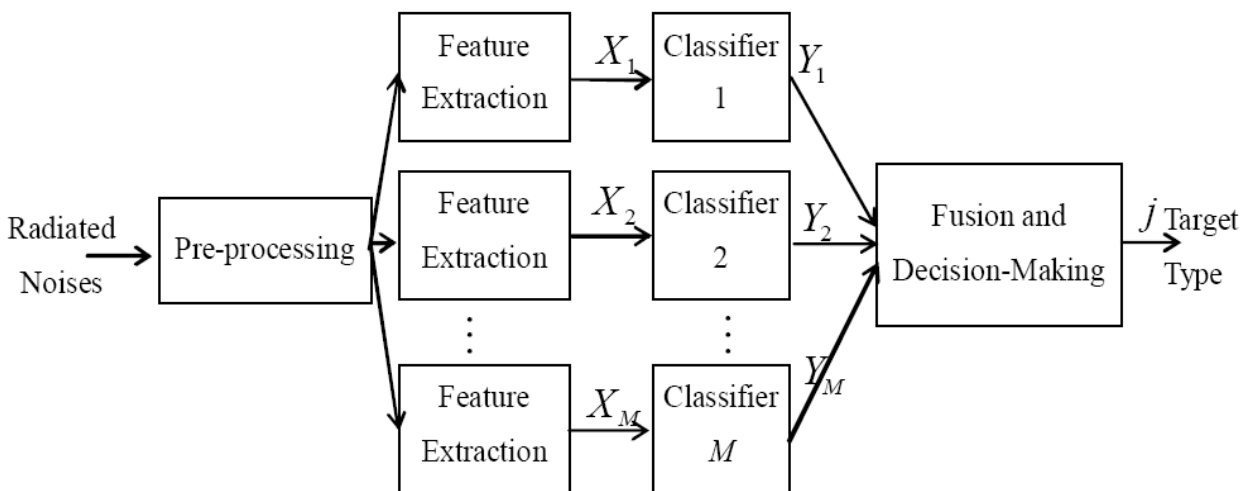
مدل ترکیبی از کلاسیفایر های چند گانه در شکل ۳-۱۵ نشان داده می شود. بر طبق مدل، در آغاز، نویز انتشاری کشتی ها پیش پردازش می شوند. بنابراین انواع روشهای استخراج ویژگی متفاوت و کلاسیفایرهای تک متفاوت را انتخاب می کنیم و پس بردارهای خروجی از تمام کلاسیفایر ها را توسط ترکیب و مرکز تصمیم گیری ترکیب می شوند و سپس نوع هدف درست، نشان داده می شود.

سیستم از  $M$  کلاسیفایر تشکیل می شود. بردار خروجی کلاسیفایر  $i$ ام،  $y_i = (y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^j, y_i^N)$  که  $i=1, \dots, M$  و  $j=1, 2, \dots, N$  تعداد کل اهداف است که  $y_i^j$  خروجی کلاسیفایر  $i$  به هدف  $j$  است، به معنای دیگر وزنه‌های جداسازی است. در همان زمان، کمترین احتمال شناسایی درست کلاسیفایر  $i$ ام با  $P_i$  معلوم می شود، پایین ترین احتمال شناسایی درست تمام کلاسیفایر ها متشکل از بردار  $P = (P_1, P_2, \dots, P_m)$  است.

در این جا فرض بر اینست که بردارهای ویژگی و کلاسیفایر تک، طراحی شده اند. در اصل چگونگی ترکیب و ساخت یک تصمیم بر طبق بردار خروجی  $y_i$  هر کلاسیفایر را در نظر می گیریم. در ابتدا، نوعی دنباله از کلاسیفایر تک برای نوع هدف را بر طبق بردار خروجی  $y_i$  هر کلاسیفایر ایجاد می-

کنیم یعنی نوعی دنباله گذاری تصمیم‌گیر برای طرح است. بنابراین دنباله گذاری همسان  $M$  کلاسیفایر را محاسبه می‌کنیم و نوع هدف را توسط دنباله گذاری همسان تعیین می‌کنیم.

برای مثال بهترین رتبه گذاری نوع هدف، نوع هدفی است که سیستم شناسایی می‌کند و انتخاب وزن هر کلاسیفایر هنگام محاسبه دنباله گذاری همسان اهمیت بسیار دارد. بردار وزن دهی  $W = (W_1, W_2, \dots, W_m)$  بر طبق پایین‌ترین بردار احتمال تشخیص درست محاسبه می‌شود. اینکه چرا آن را توسط احتمال تشخیص درست کلی محاسبه می‌کنیم، به خاطر اینست که اساساً برای اینکه نمونه‌های هر هدف متفاوت است و نمونه‌های برخی اهداف بیشتر از بقیه است، در این صورت حتی نرخ شناسایی با نمونه‌های کم خیلی پایین است، همچنین احتمال تشخیص درست کلی می‌تواند بالا باشد، داشتن احتمال کلاس بندی یکسان برای کلاسیفایرها درست نیست. بنابراین بردار وزدهی  $w$  را از بردار احتمال شناسایی درست  $p$  بدست می‌آوریم. و مزیت دیگری که وجود دارد، حتی احتمال شناسایی تعدادی کلاسیفایر برای تعدادی هدف پایین است، همچنان کلاس بندی قدرتمندی است.



شکل ۳-۱۵- مدل ترکیبی چند کلاسیفایر [۲۴]

### ۳-۶-۲-۲- الگوریتم ترکیبی کلاسیفایر های چند گانه

روشهای گوناگونی برای حل مسئله دنباله گذاری همسان وجود دارد [۲۵] ، درجه وابستگی یا غیر وابستگی دنباله گذاری با وزن دهی تابع فاصله Minkowski سنجیده می شود. الگوریتم به قرار زیر است:

مرحله ۱: بردار دنباله  $R_i = (r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^j, r_i^N)$  هر کلاسیفایر را محاسبه می کنیم، که  $r_i^j$  از میان  $1, 2, \dots, N$  و بدون تکرار بر طبق دامنه  $y_i^j$  متعلق به بردار خروجی که  $y_i = (y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^j, y_i^N)$  کلاسیفایر  $i$  ام که  $i=1, \dots, M$  و  $j=1, 2, \dots, N$  است

مرحله ۲: محاسبه ضرایب وزدهی  $w_i$  کلاسیفایر  $i$  (تصمیم گیری) با پایین ترین بردار احتمال شناسایی  $P$  بر طبق معادله (۱) :

$$w_i = \frac{P_i}{\sum_{k=1}^M P_k} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (۱۹-۳)$$

مرحله ۳: هنگامی که گروه تصمیم گیری چند - کلاسیفایر هدف  $j$  را در عدد  $t$  دسته بندی می کند، طبق معادله ۳-۲۰، فاصله Minkowski میان دنباله گروه کلاسیفایر با دنباله هر کلاسیفایر به هدف  $j$  محاسبه می شود.

$$d_{jt} = \left[ \sum_{i=1}^M |w_i (r_i^j - t)|^q \right]^{\frac{1}{q}} \quad (j = 1, 2, \dots, N \quad t = 1, 2, \dots, N) \quad (۲۰-۳)$$

$T$  مقدار دنباله همسان که متعلق به  $1, 2, \dots, N$  و بدون تکرار است.  $q$  پارامتر فاصله است. هنگامی که  $q=1$  ،  $d_{jt}$  قدر مطلق میانگین است، که به اسم وزن دهی فاصله hamming است. هنگامی که  $q=2$  ،  $d_{jt}$  وزن دهی فاصله اقلیدسی است. برای مثال ۸ کلاسیفایر برای دسته بندی هدف  $j$  وجود دارد و ۴ کلاسیفایر هدف  $j$  را در عدد ۱ دسته بندی میکنند، ۲ کلاسیفایر در عدد ۲ و ۲ کلاسیفایر در عدد ۳



دسته بندی می‌کند اگر  $w_i = 1$  و  $q=1$  سپس داریم :

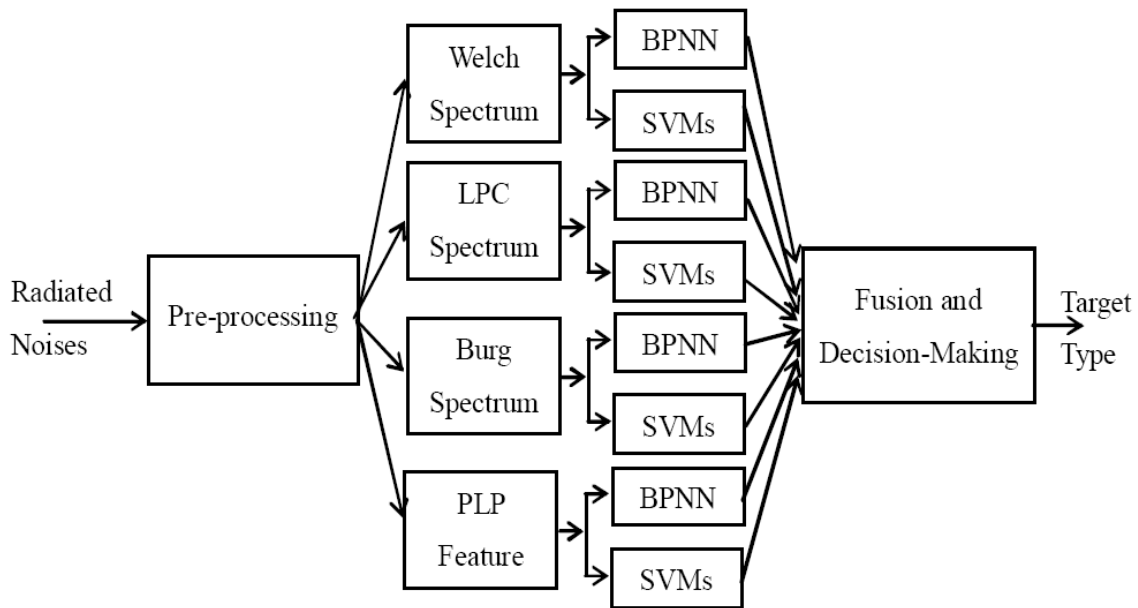
$$d_{11} = 4 \times |1 - 1| + 2 \times |2 - 1| + 2|3 - 1| = 6$$

مرحله ۴: در این لحظه مسئله دنباله گذاری همسان به حل مسئله تخصیص تبدیل می شود به صورت معادله ۳ :

$$\min\{d = \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^N d_{jt} z_{jt}\} = \dots$$

$$\dots = \min \left\{ d = \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^N \left[ \sum_{i=1}^M |w_i (r_i^j - t)|^q \right]^{\frac{1}{q}} z_{jt} \right\} \quad (21-3)$$

که  $Z_{jt}$  متغیر تصمیم گیری است،  $Z_{jt} = 1$  نشان می دهد که گروه تصمیم گیری چند کلاسیفایر هدف  $j$  را در عدد  $t$  دسته بندی کرده است،  $Z_{jt} = 0$  نشان می دهد که آنها در عدد  $t$  دسته بندی نکرده اند . پس ما ترتیب گذاری همسان گروه چندین کلاسیفایر را بدست می آوریم یعنی ترتیب گذاری که برای شناسایی هدف پس از تصمیم گیری مرکب چند- کلاسیفایر می تواند استفاده شود بنابراین بهترین نوع هدف، نوع هدف نهایی ما به نام نتیجه شناسایی است . بردارهای ویژگی شامل طیف Welch [۲۶] ، طیف Burg ، طیف LPC و PLP [۲۸] و کلاسیفایرها شامل BPNN [۲۶] و SVM [۲۷] می باشند . شکل ۳-۱۶ سیستم مورد استفاده را نشان می دهد .



شکل ۱۶.۳. سیستم ترکیبی مورد استفاده [۲۴]

۷-۳- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی جداسازی شده نویز کشتی توسط بسته موجک<sup>۱</sup>

۷-۳-۱- مقدمه

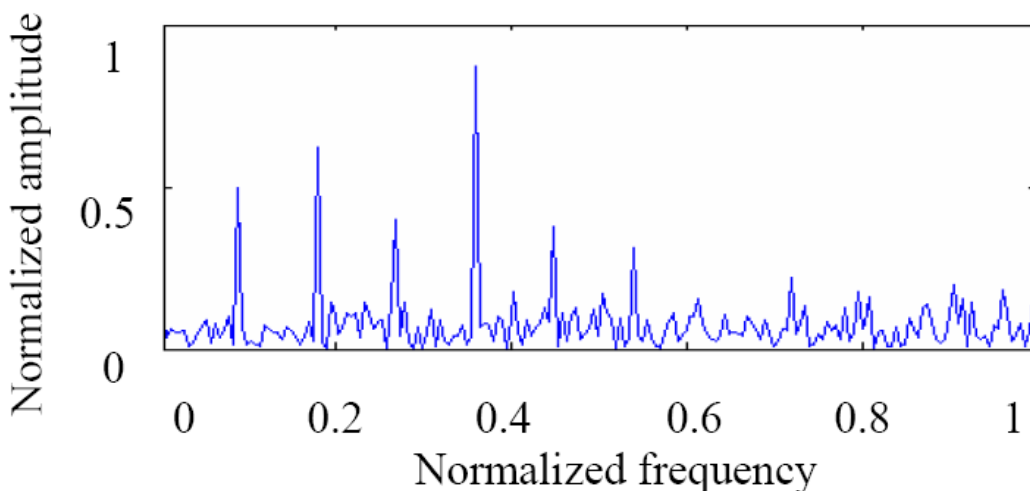
ویژگی طیف خطی مدوله شده یک مجموعه از اجزاء طیف خطی گسسته است که در محور فرکانسی پروانه قرار گرفته اند و فرکانس های هارمونیک آن در شکل ۱۷-۳ معلوم است. در شکل ۱۷-۳ طیف خطی اول، ویژگی محور فرکانسی پروانه و دامنه های هارمونیک های آن ویژگی دامنه است. بردار ویژگی دامنه،  $D$  طیف خط اول به صورت زیر بیان می شود:

$$A = [A(1) \ A(2) \ A(3) \ \dots \ A(D)]^T \quad (۲۲-۳)$$

<sup>۱</sup>Wavelet Packet (WP)

ویژگی محور فرکانسی پروانه به صورت  $F$  بیان می گردد .

آنالیز بسته موجک یک روش عالی جهت آنالیز سیگنال است . آنالیز بسته موجک تعمیم تجزیه موجک است که آنالیز قوی تر سیگنال را پیشنهاد می کند و دارای مزایای بیشتری است . این روش دارای مراحل زیر است [۲۹].



شکل ۱۷.۳ . طیف دم‌دوله شده یک کشتی بازرگانی [۲۹]

۳-۷-۲- تبدیل بسته موجک

بسته‌های موجک با تعمیم ارتباط میان تخمین‌های چند-تجزیه‌ای و موجک‌ها توسط *Gifman* ، *Meyer* و *Wickerhauser* مطرح شد .

$$\Psi_{j+1}^{2p}(t) = \sum_{h=-\infty}^{+\infty} h(n) \Psi_j^p(t - 2_n^j) \quad (23-3)$$

$$\Psi_{j+1}^{2p+1}(t) = \sum_{h=-\infty}^{+\infty} g(n) \Psi_j^p(t - 2_n^j) \quad (24-3)$$

با  $z \in N$  و  $p \in [0, 2^{j-1}]$ ،  $h(*)$  و  $g(*)$  جفت توام فیلترهای آینه‌ای  $\hat{\Psi}_4$  تایی می‌باشند. در مقیاس اول، توابع  $\Psi_0$  و  $\Psi_1$  با موجک‌های پدر و مادر  $\phi(t)$  و  $\Psi(t)$  با ویژگیهای کلاسیک زیر می‌توانند معین شده باشند.

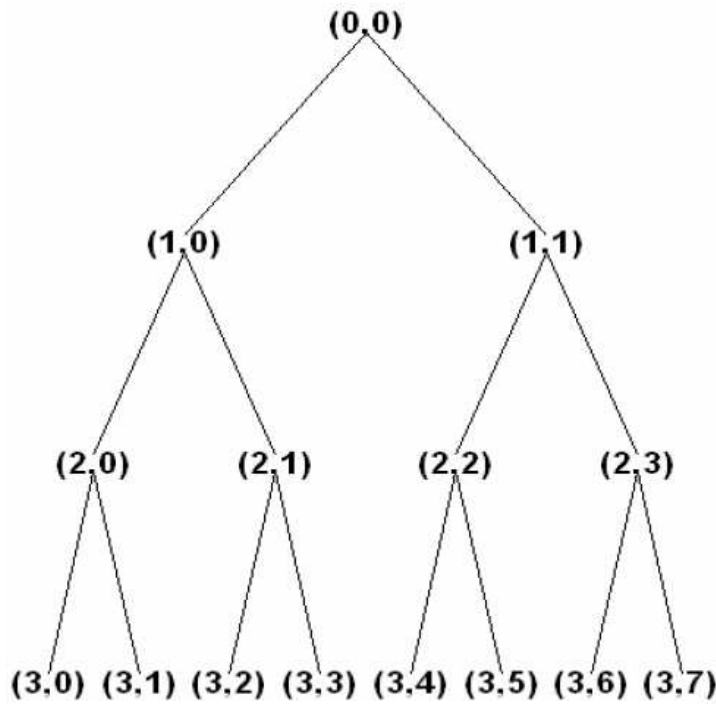
مجموعه توابع انتقال، انبساط و نرمال سازی  $\Psi_j^{p,n} = 2^{-\frac{j}{2}} \Psi_p(2_t^{-j} - h)$ ، فیلترهای  $\hat{\Psi}_4$  تایی  $h(*)$  و  $g(*)$ ، مرتبط با بسته‌های موجک را می‌سازند.  $z \in N$  مشخصه مقیاس است،  $p \in [0, 2^{j-1}]$  می‌تواند با مشخصه فرکانسی مشخص شده باشد و  $K$  مشخصه مکان است. ثابت می‌شود که اگر  $\{\Psi_j^{p,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$  یک پایه عمود برهم از فضای  $\mathcal{V}_z$  باشد سپس دسته  $\{\Psi_{j+1}^{p,n}, \Psi_{j+1}^{2p+1,n}\}_{n \in \mathbb{Z}}$  نیز یک مبنا عمود برهم از  $\mathcal{V}_z$  می‌باشند.

تقسیم بندی دوتایی بازگشتی از فضاهای برداری در درخت باینری  $T$  نشان داده می‌شود. برای مثال شکل ۳-۱۸ یک درخت باینری با عمق ۳ را نشان می‌دهد. برای هر گره  $(j, p)$  با  $z \in N$  و  $p \in [0, 2^{j-1}]$  یک فضای  $V_j^P$  را با پایه عمود بر هم  $\{\Psi_j^P(t - 2_n^j)\}_{n \in \mathbb{Z}}$  مرتبط می‌کنیم. بطوریکه روابط تقسیم‌بندی، دو پایه عمود برهم ایجاد می‌کند، آشکار است که  $V_j^P = V_{j+1}^{2P} \oplus V_{j+1}^{2P+1}$ .

نمایش بسته موجک کامل است. یعنی چندین زیر مجموعه از بسته‌های موجک وجود دارد که پایه-های عمود بر هم را برای فضای اصلی  $V_0$  ایجاد می‌کنند. هنگامی که آنها یک کتابخانه بزرگ تشکیل می‌دهند. این پایه‌ها می‌توانند به آسانی در یک درخت باینری سازمان‌دهی شده باشند و به طور موثری برای نقاط حدی توابع، هزینه مخصوص را جستجو کنند.

---

<sup>^</sup>quadrature mirror filters



شکل ۳-۱۸- یک درخت باینری با عمق ۳ [۲۹]

در ادامه ، مجموعه  $B = \{\Psi_j^{p,n}\}_{(j,p) \in T}$  پایه‌ای از  $L^2(R)$  و درخت  $T$  که مجموعه گره های  $(j,p)$  ، برگهای آن می باشند را فرا می خوانیم .

با یک پایه  $B$  و درخت  $T$  مرتبط با آن ، امکان تجزیه هر تابع  $x$  از  $L^2(R)$  در  $B$  وجود دارد . در هر گره  $(j,p) \in T$  ضرایب بسته موجک ،  $W_j^{p(n)}$  از  $x$  در زیر فضای  $V_j^p$  در  $n$  مکان توسط ضرب داخلی معین می شود :

$$W_j^p(n) = \int W_j^p(t - 2^j n)x(t)dt \quad (۲۵-۳)$$

برای سیگنال گسسته با نمونه‌هایی با فاصله  $N$  ، تبدیل بسته موجک گسسته با الگوریتم بانک فیلتر سریع محاسبه می شود که نیاز به  $O(N \log N)$  عملیات دارد .

۳-۷-۳- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده براساس بسته موجک

در باندهای فرکانسی مختلف ، طیف‌های دمدوله شده نويز کشتی به طور واضح متفاوت است [۳۱،۳۳] . ویژگیهای طیف دمدوله شده از برخی باندهای باریک ، نرخ سیگنال به نويز و قابلیت شناسایی بهتری دارند. بعلاوه بسته موجک یک روش آنالیز سیگنالی عالی است . بنابراین ، دنبال روش استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده نويز کشتی با بسته موجک در این بخش هستیم .

۳-۷-۱ تجزیه سیگنال نويز کشتی توسط بسته موجک

سیگنال نويز کشتی توسط بسته موجک تجزیه می شود . روش تجزیه سیگنال در شکل ۳ معلوم می شود . سری زمانی سیگنال نويز کشتی به این صورت مشخص می شود :

$$\{x(k) | k \in [1, VK]\} \quad (۲۶-۳)$$

(۱) انتخاب سیگنال

سیگنال نويز کشتی ناپایدار و سیگنال به نويز آن نیز متغیر با زمان است. یک قسمت داده از سیگنال نويز کشتی با طول  $1/V$  سیگنال اصلی که سیگنال به نويز آن باید بیشتر باشد ، انتخاب می کنیم . فرآیند انتخاب سیگنال یک فرآیند متقابل انسان- ماشین است.

بخش انتخابی سیگنال به صورت زیر مشخص می شود:

$$\{x'(k) | k \in [1, K]\} \quad (۲۷-۳)$$

(۲) تجزیه بسته موجک سیگنال

بعد از آنکه سری زمانی  $\{x'(k) | k \in [1, K]\}$  توسط بسته موجک به  $J$  دسته تجزیه می شود ، ضرایب بسته موجک زیر فضاهاى مختلف را بدست می آوریم :

$$\left\{ S_k^{j,n} \mid n \in [1, 2^j - 1], k \in \left[1, \frac{k}{2^j}\right] \right\} \quad (28-3)$$

$(j, n)$  مشخص کننده زیر فضای  $(j, n)$  از  $j$  طبقه تجزیه بسته موجک را مشخص می کند ، که گره-های  $(j, n)$  درخت باینری با عمق  $j$  نامیده می شود . زیرنویس  $k$  مقدار  $k$  ام ضرایب بسته موجک از زیر فضای  $(j, n)$  را مشخص می کند .

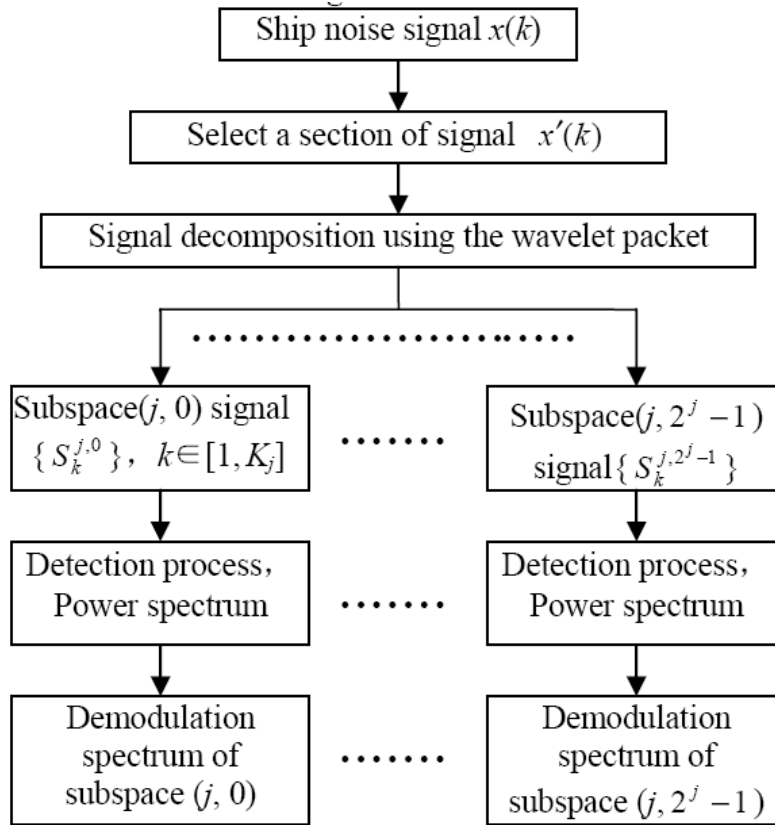
۳-۷-۲-۳- طیف جداسازی شده چندین زیرفضا مبتنی بر بسته موجک

شکل ۳-۱۹ فلوجارت طیف دمدموله شده چندین - زیر فضای نويز کشتی مبتنی بر بسته موجک را نشان می دهد . فرآیند تشخیص ضرایب بسته موجک  $\{S_k^{j,n}\}$  به صورت  $\{(S_k^{j,2^j})^2\}$  بیان می شود و یکسوکنندگی مربعی نامیده می شود . طیف دمدموله شده از زیر فضای  $(j, n)$  چگالی طیف توان ضرایب بسته موجک  $\{S_k^{j,n}\}$  به صورت زیر بیان می شود :

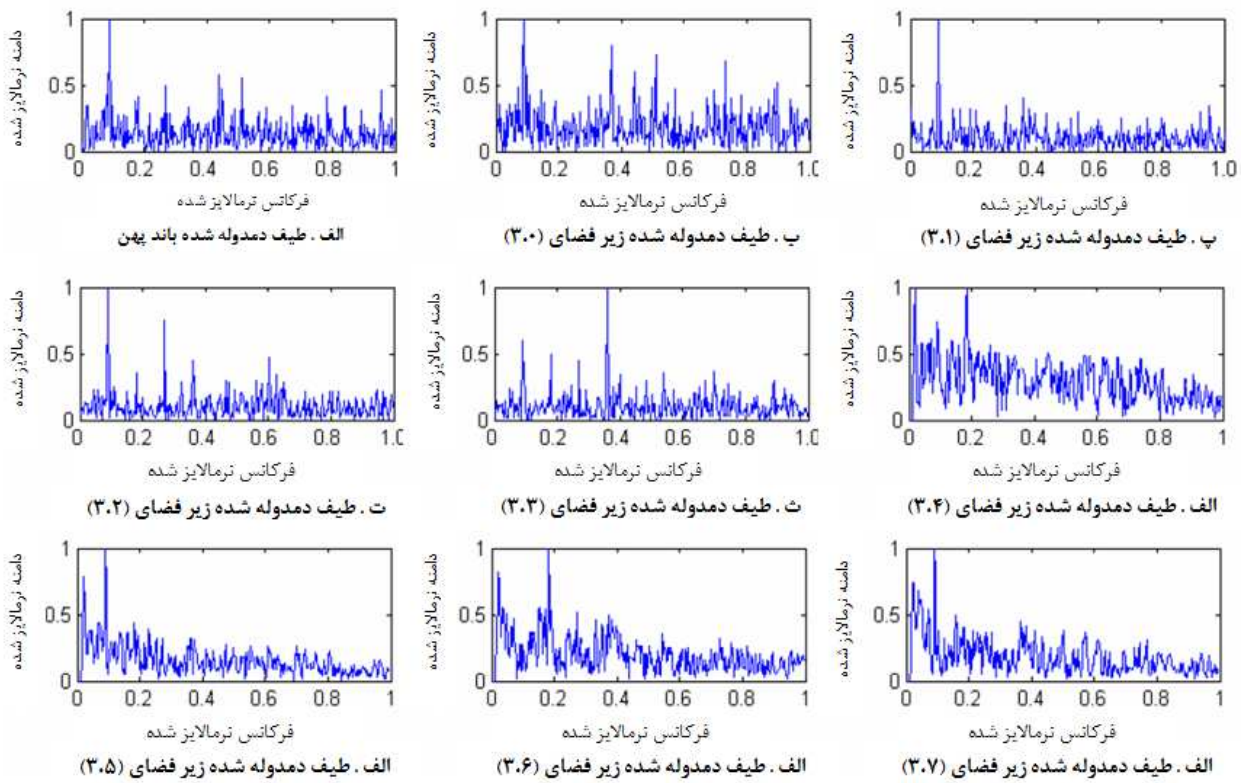
$$Z_l^{j,n} = \frac{1}{K_j} \left| \text{FFT} \left( (S_k^{j,2^j-1})^2 \right) \right| \quad (29-3)$$

که  $K_j = \frac{K}{2^j}$  ,  $1 \in [1, K_j/2]$  است .

شکل ۳-۲۰ نويز کشتی شامل چندین- زیر فضای ویژه را نشان می دهد . شکل ۳-۲۰-الف) طیف دمدموله شده باند پهن از یک هدف معین با پروانه ۴ تیغه را نشان می دهد . از آنجاییکه تنها طیف خطی اول (طیف خط محور فرکانسی) بدست آمده می تواند باشد پس تعداد تیغه ها تشخیص داده نمی شود شکل ۳-۲۰-ب) الی ۳-۲۰-خ) طیف دمدموله شده زیر فضای  $(3,0)$  الی  $(3,7)$  را نشان می دهد . با توجه شکل ۳.۲۰ ، طیف خط دمدموله شده از زیر فضای  $(3,2)$  و  $(3,3)$  نرخ سیگنال به نويز بیشتری نسبت به دیگر زیر فضاها دارند و به عنوان یک هدف با پروانه ۴ تیغه ای می تواند شناسایی شده باشد و تعداد تیغه توسط طیف خطی دمدموله شده را زیر فضاها  $(3,0)$  ،  $(3,1)$  ،  $(3,4)$  ، ...  $(7,3)$  نمی تواند شناسایی شده باشد زیرا نرخ های سیگنال به نويز این زیر فضاها خیلی پایین است .



شکل ۳-۱۹- فلوجارت طیف دمدوله شده چندین - زیر فضای نویز کشتی مبتنی بر بسته موجک [۲۹]



شکل ۳-۲۰- طیف دمدوله شده زیر فضای چندگانه نویز کشتی مبتنی بر بسته موجک طبقه-۳ [۲۹]



بنابراین ، تاثیر شناسایی با طیف خطی دمدوله شده زیر فضاهای مختلف ، متفاوت است ، اما برخی زیرفضاها تاثیر بهتری نسبت به دیگر زیر فضاها دارند و ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده نويز کشتی را از این زیر فضاهای بهتر بدست می‌آید . برای مثال ، ویژگی مرکب طیف خط دمدوله شده از زیر فضای (۳،۲) و (۳،۳) بهترین می‌باشند که در شکل ۶ نمایش داده می شود .

۳-۷-۳- روش ارزیابی داده بر اساس آنتروپی اطلاعات

فرض کنید فضای احتمالاتی منبع اطلاعات گسسته  $X$  باشد :  $[p] = [a_1, a_2, \dots, a_q]$  با  $p_i \geq 0$  و  $\sum_{i=1}^q p_i = 1$  ، آنگاه آنتروپی اطلاعات منبع  $X$  به صورت زیر تعریف می شود :

$$H(X) = -E(\log p_i) = -\sum_{i=1}^q p_i \log_2 p_i \quad (3-30)$$

آنتروپی اطلاعات وزن دار به صورت معادله ۳-۳۱ تعریف می شود :

$$H_w(X) = -\sum_{i=1}^q w_i p_i \log_2 p_i \quad (3-31)$$

$w_i$  وزن رخداد  $a_i$  و  $w_i \geq 0$  ( $i=1, \dots, q$ ) [۳۲] . در این الگوریتم پیشنهادی میزان آشفتگی داده‌ها تخمین زده می‌شود .

۳-۷-۴- معیار بررسی طیف دمدوله شده زیر فضا چند تایی با استفاده از اطلاعات آنتروپی

نتایج تحقیقات نشان می دهد : اطلاعات شناسایی شامل طیف دمدوله شده دارای رابطه با چگالی طیف ، اندازه عددی طیف خط والی آخر است . بنابراین درجه آشفتگی طیف دمدوله شده نويز کشتی را توسط آنتروپی اطلاعات تخمین زده می‌شود .

نرمال سازی جمع طیف دمدوله شده  $\left\{ Z_L^{j,n} \mid l \in \left[ 1, \frac{k_j}{2} \right] \right\}$  به صورت زیر تعریف می شود :

$$Z_l^{j,n} = \frac{Z_l^{j,n}}{\sum_{l=1}^{K_j/2} Z_l^{j,n}} \quad (32-3)$$

که  $K_j = K/2^j, l \in [1, K_j/2]$  می‌باشند.

بعد از نرمال سازی جمع مجموعه طیف دم‌دوله شده  $\{Z_l^{j,n} | l \in [1, K_j/2]\}$ ،  $\{Z_l^{j,n}\}$  در معادله  $\sum_{l=1}^{K_j/2} Z_l^{j,n} = 1$  صدق می‌کند و  $Z_l^{j,n} \geq 0$  است. بنابراین توانستیم درجه آشفستگی مجموعه  $\{Z_l^{j,n} | l \in [1, K_j/2]\}$  با آنتروپی اطلاعات تخمین بزنیم.

آنتروپی اطلاعات وزن دار طیف دم‌دوله شده  $\{Z_l^{j,n} | l \in [1, K_j/2]\}$  به صورت زیر بیان می‌شود:

$$P^{j,n} = H_w(Z_l^{j,n}) \quad (33-3)$$

که  $w = \{w(k)\}$  ضرایب وزن هستند.  $P^{j,n}$  درجه آشفستگی طیف دم‌دوله شده زیر فضای  $(j, n)$  است که نرخ سیگنال به نویز طیف دم‌دوله شده زیر فضای  $(j, n)$  به یک فضای ویژه را بیان می‌کند [30]. تحت شرایط کلی، با  $P^{j,n}$  کوچکتر، نرخ آشفستگی زیر فضای  $(j, n)$  کمتر است. در زیر فضای کوچکتر، اطلاعات شناسایی بیشتری وجود دارد. بنابراین برخی زیر فضاها را بر طبق  $P^{j,n}$  انتخاب می‌کنیم.

ویژگی مشخصه زیر فضاهایی که اطلاعات شناسایی بیشتری دارند از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$U = [u(p^{j,0} - P^{j,0}), \dots, u(p^{j,n} - P^{j,n}), \dots, u(p^{j,2^j-1} - P^{j,2^j-1})] \quad (34-3)$$

$u(t)$  تابع پله است. اگر  $t \geq 0$  آنگاه  $u(t) = 1$  وگرنه  $u(t) = 0$ .

$P^{j,n}$  معیار درجه آشفستگی زیر فضای  $(j, n)$  را مشخص می‌کند. اگر  $p^{j,n} \geq P^{j,n}$ ، زیر فضای  $(j, n)$  اطلاعات شناسایی بیشتری را شامل می‌شود.

۳-۷-۳-۵- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده نويز کشتی

از معادله (۳-۳۴) مشاهده می‌شود که المان  $U(n)$  در  $U$  یک یا صفر است. اگر  $U(n) = 1$  نشان می‌دهد که زیر فضای  $(j, n)$  شامل اطلاعات بیشتری است. بنابراین ویژگی مرکب زیر فضا با  $U(n) = 1$  را استخراج می‌کنیم.

با استفاده از الگوریتم بازسازی بسته موجک [۶]، سیگنال را با استفاده از زیر فضایی که  $U(n) = 1$ ، بازسازی می‌کنیم. سیگنال بازسازی شده به صورت  $\{y(k) | k \in [1, K]\}$  بیان می‌شود.

شکل ۳-۲۱ فرآیند استخراج ویژگی مرکب طیف خط دمدوله شده نويز کشتی را نشان می‌دهد. بعد از فرآیند تشخیص، پایین‌گذر و نمونه برداری سیگنال بازسازی شده  $y(k)$  سری زمانی  $y'(k)$  را بدست می‌آوریم:

$$\{y'(k) | k \in [1, K']\} \quad (۳-۳۵)$$

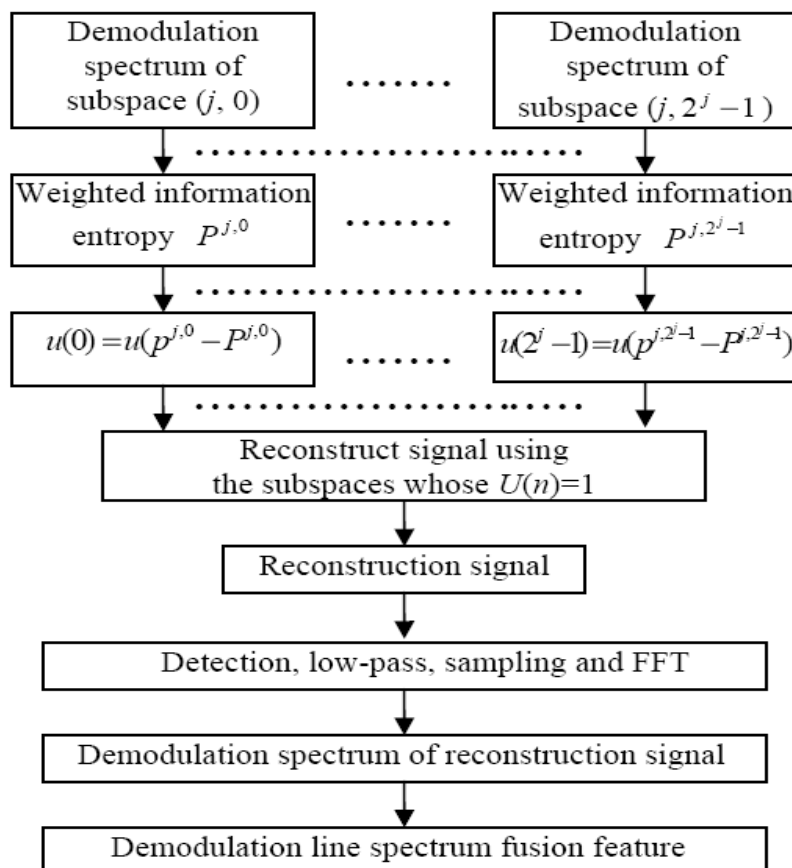
طیف دمدوله شده سیگنال بازسازی، چگال طیف توان  $y'(k)$  است که به صورت:

$$Z(l) = \frac{1}{K'} |FFT(y'(k)^2)| \quad l \in [1, K'/2] \quad (۳-۳۶)$$

بیان می‌شود. طیف‌های خطی را از طیف دمدوله شده  $\{Z(l) | l \in [1, K'/2]\}$  سیگنال بازسازی استخراج می‌کنیم. فرکانس طیف خط اول محور- فرکانسی پروانه اهداف است که با  $F$  مشخص می‌شود. بردار ویژگی دامنه  $D$  طیف خط اول به صورت:

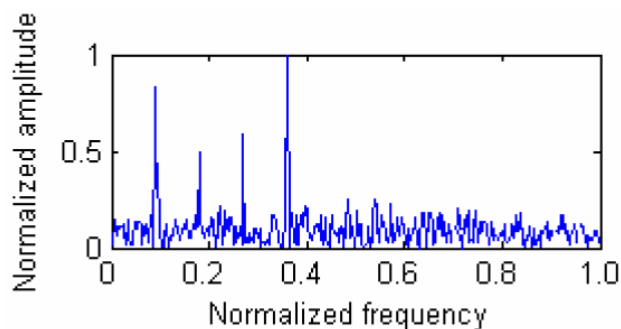
$$A^J = [A^J(1) \ A^J(2) \ \dots \ A^J(D)]^T \quad (۳-۳۷)$$

تعریف می‌شود. ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده مبتنی بر بسته موجک توسط  $A^J$  و  $F$  ساخته می‌شود.



شکل ۳-۲۱- استخراج ویژگی مرکب طیف خطی دمدوله شده نویز کشتی [۲۹]

طیف دمدوله شده در شکل ۳-۲۲ از زیر فضای (۳و۲) و زیر فضای (۳،۳) در شکل ۳-۲۰ بدست می-آید. با مقایسه شکل ۳-۲۲ و ۳-۲۰ ملاحظه می‌شود که طیف خطی دمدوله شده از سیگنال بازسازی، سیگنال به نویز بیشتری و قابلیت شناسایی بهتری نسبت به هر زیر فضا در شکل ۳-۲۰ دارد.



شکل ۳-۲۲- طیف دمدوله شده سیگنال بازسازی شده [۲۹]

### ۳-۸- کاربرد سیستم هوشمند در شناسایی نویز انتشاری از هدف زیر آب

#### ۳-۸-۱- مقدمه

این روش یک سری ویژگی‌های طیف حاصل از تبدیل فوریه سیگنال ورودی را استخراج و با استفاده از یک تابع فاصله تصمیم‌گیری می‌نماید. مراحل آن به شرح زیر است [۱۰].

#### ۳-۸-۲- آنالیز مشخصات نویز زیر آب

استخراج ویژگی نویز زیر آب یک نکته کلیدی در تعیین هدف است که باید برخی ملزومات را برآورده کند [۳۴] مانند:

(الف)-مقدار مشخصات سیگنال باید نتایج متوسط آماری باشد.

(ب)-در همان شرایط (همان کشتی، همان سرعت) احتمال تکرار مشخصات نزدیک به یک باشد.

(پ)-اشتراک کلاسهای سیگنال متفاوت در حد امکان باید کوچک باشد.

(ت)-الگوریتم استخراج ویژگی باید ساده و آسان پیاده شود.

براساس تعداد زیادی آنالیز داده، این شش پارامتر را بعنوان ویژگی های سیگنال در نظر گرفتیم.

- تعداد  $N_{IS}$  طیف خطی
- طول متوسط  $A_{IS}$  از طیف خطی مجاور
- مکان  $P_I$  طیف خطی که ماکزیمم سطح توان را دارد.
- سطح متوسط  $L$  طیف خطی بر روی طیف توان متوسط

- موقعیت  $B_m$  باند طیف ماکزیمم

- شیب  $S_b$  طیف از باند طیف ماکزیمم

برخی تعریف ها را قبل از بیان استخراج ویژگی نشان می دهیم . برای مثال چه نوع طیفی به عنوان خط طیفی در نظر گرفته می شود ؟ چگونه مکان دقیق خط طیفی را محاسبه کنیم ؟ ماکزیمم باند طیف چیست ؟ و الی آخر. مشهود است که برخی روشها مبهم هستند . آنالیز فازی یک انتخاب درست برای این نوع مسائل است .

یک سری از عبارتهای ریاضی در بخش بعدی برای روشها معین خواهد شد .

۳-۸-۳ الگوریتم تصمیم گیری

قبل از استخراج ویژگی با داده های اصلی در حوزه فرکانس سروکار داریم . ۴ تا ۳۲ بار متوسط تبدیل فوریه سریع ۱۰۲۴ نقطه ای برای جداسازی قسمت های جدا از داده زمانی گرفته می شود . فرکانس نمونه برداری حدود ۵ برابر فرکانس قطع سیگنال ورودی است . بر طبق آنالیز فازی ، یک الگوریتم پیش هموارسازی برای حذف نویز و هموارسازی بیشتر طیف توان کلی به کار برده می شود . در این روش بردار مشخصه به صورت بیانگر درست آن کلاس استخراج می شود .

تقسیم بندی داده ورودی در  $M$  قسمت که هر قسمت دارای  $N$  نقطه است :

$$x_m(0), \dots, x_m(N-1) \quad m = 1, \dots, M \quad (3-38)$$

فرض کنید DFT ، بخش  $m$ ام برابر است با :

$$X_m(l) = \sum_{k=0}^{N-1} x_m(k) \exp(-2\pi jkl/N) \quad (3-39)$$

برای طیف متوسط سیگنال ورودی داریم :

$$X(l) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |X_m(l)| \quad (40-3)$$

طیف متوسط کل تعریف می شود :

$$A = \frac{2}{N} \sum_{l=0}^{\frac{N}{2}-1} X(l) \quad (41-3)$$

مقدار طیف خطی  $l$  است که  $X(l) \geq A + B_1$  و  $B_1$  پارامتر همسایگی است .

مجموعه طیف خطی به صورت رابطه ۵ است :

$$V = \{X(l) : X(l) \geq A + B_1\} \quad (42-3)$$

با مرتب سازی مقدار  $X(l)$  در مجموعه  $V$  بر طبق دامنه از بزرگ به کوچک به صورت  $v_1, \dots, v_p$  که

$v_i \in V$  و  $v_i = X(l_i)$  داریم :

$$p = l_1, N_{ls} = p, A_{ls} = \frac{l_p - l_1}{p - l} \quad (43-3)$$

با انتخاب پارامتر  $B_2$  و ایجاد متوسط محلی  $A_i$  در همسایگی  $l_i$  داریم :

$$A_i = \frac{1}{2B_2} \sum_{k=1}^{B_2} [X(l_i - k) + X(l_i + k)] \quad (44-3)$$

توان طیف خطی  $l_i$  به صورت  $Q_i = X(l_i) - A_i = v_i - A_i$  تعریف می شود. یعنی

$$L = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p Q_i \quad (45-3)$$

قرار می دهیم :

$$C_l = \frac{1}{B_3} \{X(l) + \sum_{k=1}^{B_3} [X(l - k) + X(l + k)]\} \quad (46-3)$$

اگر  $C_{l_0} = \max \{C_l : l = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1\}$

داریم :

$$B_m = l_o, S_b = \frac{1}{B_4} [C_{l0} - C_{l0} + B_4] \quad (47-3)$$

که پارامترهای  $B_2$  ،  $B_3$  و  $B_4$  می توانند در الگوریتم اصلاح شوند .

شش پارامتر از داده های هموار شده استنتاج می شود . یک متریک برای اندازه گیری فاصله میان هر دو بردار ایجاد می شود . فرض کنید یک کلاس جدید با یک بردار ویژگی زیر داریم :

$$C = (N_{ls}, A_{ls}, P_1, L, B_m, S_b) \quad (48-3)$$

بردار ویژگی برخی کلاسهای استاندارد به صورت زیر است :

$$C_0 = (N_{ls0}, A_{ls0}, P_{10}, l_0, B_{m0}, S_{b0}) \quad (49-3)$$

فاصله میان  $C$  و  $C_0$  به صورت زیر تعریف می شود :

$$D(C, C_0) = [w_n |N_{ls} - N_{ls0}|^2 + w_a |A_{ls} - A_{ls0}|^2 + \dots + w_s |S_b - S_{b0}|^2]^{1/2} \quad (50-3)$$

$w_n, w_a, \dots$  یک مجموعه از مقادیر منفی هستند که در فرایند تصمیم گیری تنظیم می شوند .

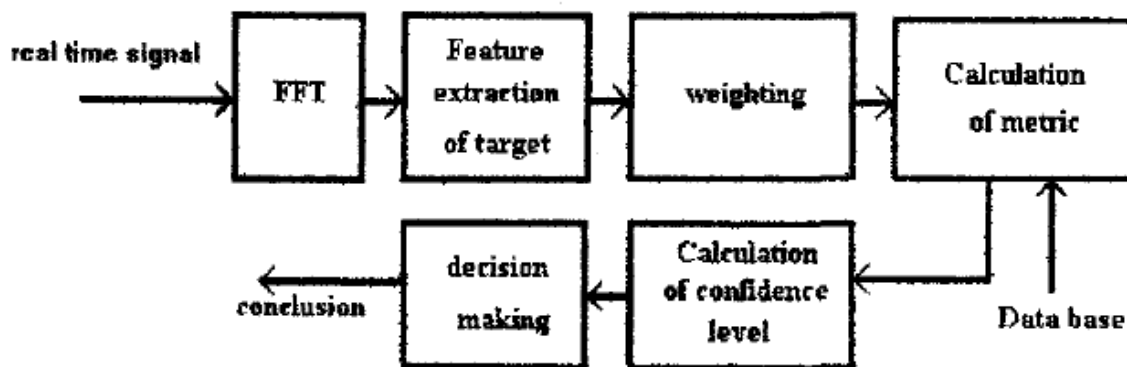
مقدار درجه اطمینان تصمیم گیری با عکس  $D(C, C_0)$  نسبت دارد . روش تصمیم گیری در شکل ۳-۲۳ نشان داده می شود .

داده زمان واقعی برای انجام پیش پردازش وارد می شود . بنابراین سیگنال خروجی دیجیتال برای بدست آوردن اطلاعات حوزه فرکانس پردازش می شود .

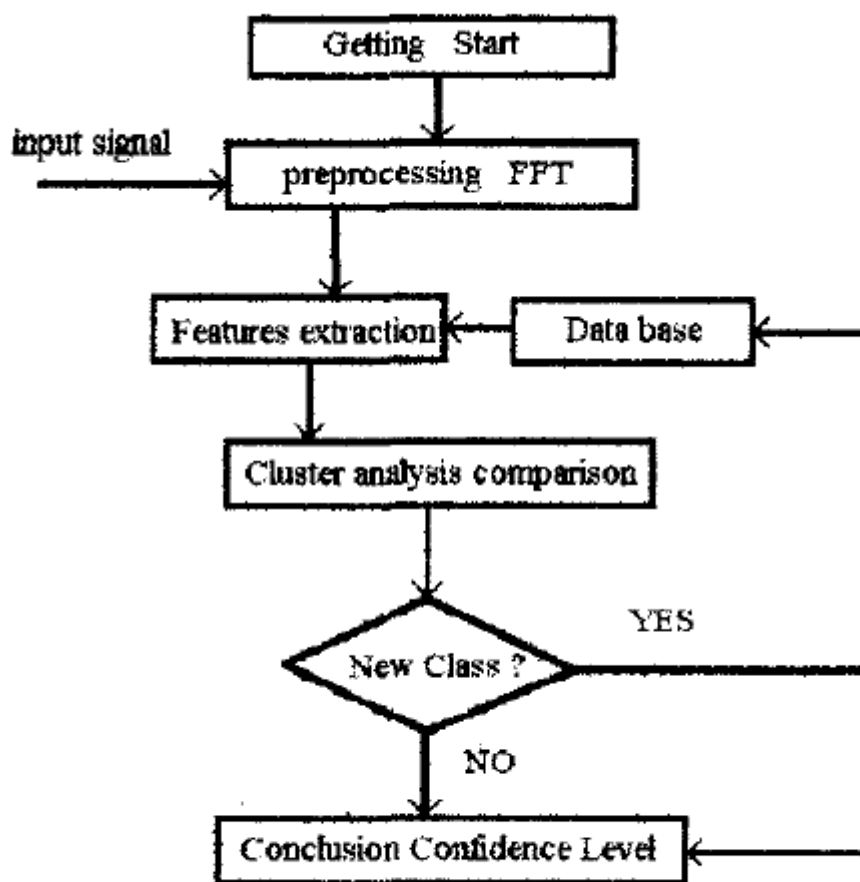
الگوریتم آنالیز فازی برای استخراج بردار ویژگی سیگنال ورودی به کار می رود . روش تطبیق بردار اصلی برای محاسبه فاصله میان این سیگنال و هر نمونه از پایگاه داده استفاده می شود . مقدار آستانه



از پیش انتخابی با فاصله و مقدار مینیمم مقایسه می شود ، در صورت وجود ، پیدا می شود . سرانجام ، تصمیم گرفته می شود . بلوک دیاگرام سیستم کاوش در شکل ۲۴-۳ نشان داده می شود .



شکل ۲۳.۳. روش آنالیز خوشه‌ای برای تشخیص هدف [۱۰]



شکل ۲۴.۳. بلوک دیاگرام سیستم خبره کاوش [۱۰]

# فصل چهارم

الگوریتم پیشنهادی

#### ۱.۴. مقدمه

در این فصل ابتدا الگوریتم پیشنهادی معرفی می‌گردد و سپس مراحل مختلف آن توصیف می‌شود. با توجه به اینکه جهت کلاس‌بندی از شبکه عصبی در این پایان‌نامه استفاده می‌گردد، در انتها این فصل شبکه عصبی به کار گرفته شده مختصراً توضیح داده می‌شود.

#### ۲.۴. الگوریتم پیشنهادی

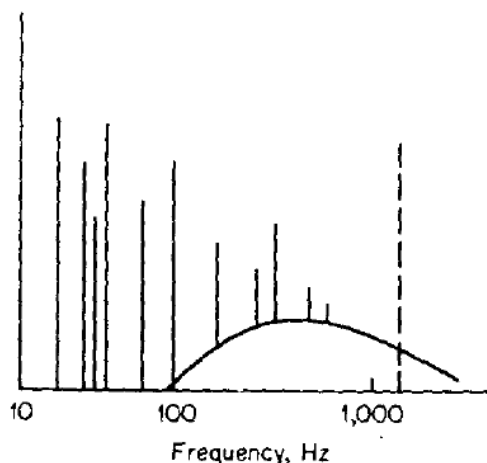


بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی در شکل ۴-۱ نشان داده شده است. همانطور که از شکل ۴-۱ قابل مشاهده است الگوریتم پیشنهاد شده از ۶ مرحله تشکیل یافته است. مراحل الگوریتم پیشنهادی به ترتیب عبارتند از مرحله اول تغییر نرخ نمونه‌برداری، مرحله دوم نرمال‌سازی، مرحله سوم محاسبه طیف سیگنال، مرحله چهارم محاسبه ماتریس H، مرحله پنجم استخراج ویژگی و مرحله ششم کلاس‌بندی چندتایی می‌باشد.

شکل ۱-۲- بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی

### ۱.۲.۴ تغییر نرخ نمونه‌برداری سیگنال ورودی

با توجه به آنکه طیف فرکانسی زیر ۱۳۰۰ هرتز طیفی است که تونال‌های ناشی از ماشین‌آلات داخلی کشتی در آن غالب هستند (شکل ۲-۴) [۱]. در الگوریتم پیشنهاد شده، بازه طیفی مورد استفاده، فرکانس‌های پایین‌تر از ۱۳۰۰ هرتز می‌باشد. از اینرو نرخ نمونه‌برداری سیگنال را به ۲۵۶۰ هرتز تغییر می‌دهیم.



شکل ۲-۴- طیف فرکانسی یک شناور نمونه

### ۲.۲.۴ تنظیم تغییر فاصله

در این مرحله برای تنظیم تغییر فاصله میان کشتی و دریافت‌کننده، سیگنال ورودی را بر انرژی آن تقسیم می‌کنیم که سبب می‌شود سیگنال ورودی دارای انرژی واحد گردد [۱۶].

### ۳.۲.۴ محاسبه طیف

استخراج ویژگی از سیگنال‌های صوتی نیاز به پردازش سیگنال دارد. برخی از تکنیک‌های متداول پردازش سیگنال عبارتند از تبدیل فوریه، تبدیل موجک، تبدیل ویگنر-ویل<sup>۱</sup>، تبدیل کپستروم<sup>۲</sup> و آنالیز جزء اصلی<sup>۳</sup>. تبدیل فوریه سیگنال ورودی را به حوزه فرکانس نگاشت می‌کند. علیرغم کاربردهای زیاد تبدیل فوریه سریع،

<sup>۱</sup> Wigner-Ville Transform

<sup>۲</sup> Cepstrum Transform

<sup>۳</sup> Principal Component Analysis (PCA)

معایی نیز دارد . بعنوان مثال این تبدیل برای آنالیز سیگنال‌های گذرا مناسب نمی‌باشد . راه حل متداول رفع این عیب استفاده از تبدیل فوریه زمان کوتاه<sup>۴</sup> می‌باشد به دلیل آنکه در تبدیل فوریه زمان کوتاه سیگنال را در بازه زمانی کوتاه ، شبه ایستا<sup>۵</sup> فرض می‌کنیم .

سیگنال دریافتی در گیرنده سیگنالی آغشته به نویز می‌باشد . این نویز اغلب نویز سفید یا نویز گوسی فرض می‌شود . یکی از روش‌های حذف نویز قسمت‌بندی سیگنال به بخش‌هایی با فواصل زمانی کوتاه و سپس محاسبه طیف هر قسمت با استفاده از تبدیل فوریه و در نهایت متوسط‌گیری از طیف‌های حاصل می‌باشد . اگر نویز چند بخش با یکدیگر همبسته<sup>۶</sup> باشند ، این بخش‌بندی و متوسط‌گیری سبب کاهش تأثیر نویز ، حتی در صورت استفاده از هم‌پوشانی<sup>۷</sup> می‌گردد .

با توجه به توضیحات گفته شده در بالا ، ابتدا سیگنال ورودی را به بخش‌هایی با طول ۲۵۶ بدون هم‌پوشانی تقسیم کرده ، سپس این بخش‌ها را در یک پنجره همینگ<sup>۸</sup> با همین طول ضرب می‌کنیم . شکل ۳-۴ یک پنجره همینگ با طول ۳۲ را نشان می‌دهد . اکنون تابع خودهمبستگی آنرا با استفاده از رابطه (۱-۴) و (۲-۴) [۳۵] بدست می‌آوریم .

$$R_{xx}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} x_n^* & m > 0 \\ -R_{xx}^* & m < 0 \end{cases} \quad (1-4)$$

$$c(m) = R_{xx}(m - N) \quad m = 1, \dots, 2N - 1 \quad (2-4)$$

در این روابط  $x$  سیگنال ورودی ،  $c$  سیگنال خروجی موردنظر و  $N$  طول سیگنال ورودی است . طول سیگنال

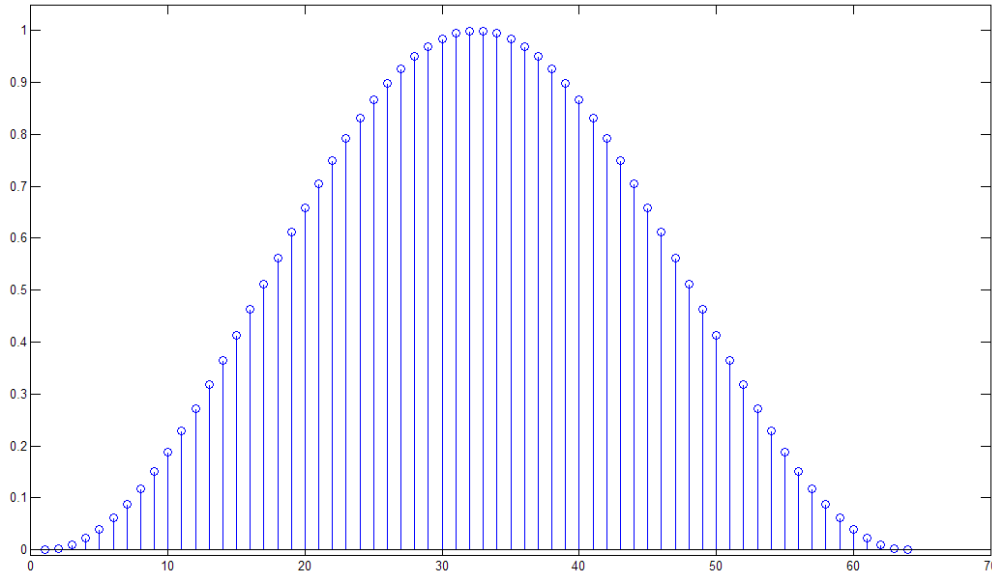
<sup>۴</sup> Short time Fourier Transform (STFM)

<sup>۵</sup> quasi-stationary

<sup>۶</sup> Correlation

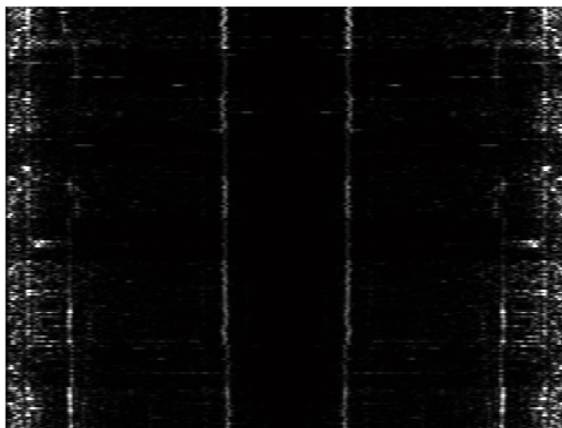
<sup>۷</sup> Overlapping

<sup>۸</sup> Hanning

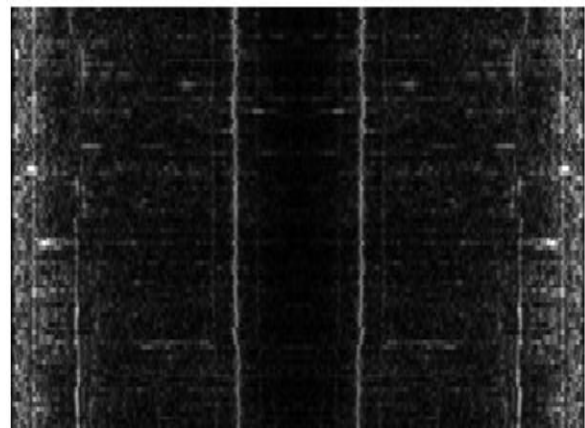


شکل ۴-۳- یک پنجره همینگ با طول ۶۴

خروجی  $C$  برابر ۵۱۱ است . مزیت استفاده از این روابط قبل از محاسبه تبدیل فوریه سیگنال ورودی در شکل ۴-۴ ، اسپکتوگرام حاصل از نویز یکی از کلاس‌ها ، می‌توان مشاهده نمود . همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود طیف حاصل بعد از اعمال تابع خود همبستگی دارای وضوح بیشتر و نویز کمتری است .



فرکانس  
(الف)



فرکانس  
(ب)

شکل ۴-۴- یک اسپکتوگرام نمونه (الف) با استفاده از تابع خودهمبستگی (ب) بدون استفاده از تابع خود همبستگی

طیف سیگنال خروجی از رابطه (۲-۴) را با رابطه (۳-۴) محاسبه می‌نماییم :

$$C(f) = \sum_{m=1}^N c(m)e^{-j2\pi f m} \quad (3-4)$$

$c(m)$  سیگنال خود همبستگی ،  $C(f)$  طیف سیگنال ورودی و  $N$  طول داده ورودی است .

۴.۲.۴. محاسبه ماتریس  $H$

در این مرحله بردار  $S$  را با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آوریم :

$$S_{i+1} = C_{i+1} * h + S_i \quad S_i = 0, \quad i = 0, 1, 2, \dots, K; K = \frac{N}{256} \quad (4-4)$$

(\*) کانولوشن ،  $h$  برداری با توزیع گوسی و طول معین که جهت هموارسازی به کار می‌رود .  $C_{i+1}$  طیف حاصل

از هر بخش از بخش‌بندی سیگنال ورودی است . به عبارت ساده‌تر داریم :

$$S_{i+1} = \text{طیف}(1) + \text{طیف}(2) + \dots + \text{طیف}(i+1)$$

ماتریس  $G$  را به صورت زیر تشکیل می‌دهیم :

$$G(i, 1:256) = S_i \quad i = 1, \dots, \frac{N}{256} \quad (5-4)$$

$i$  شماره سطر ،  $N$  طول داده ورودی است . بدلیل آنکه مقادیر ماتریس  $G$  در بازه  $[0 \ 1]$  قرار بگیرند تمام درایه-

های ماتریس  $G$  را بر ماکزیمم مقدار آن تقسیم می‌کنیم ، داریم :

$$G = \frac{G}{\max(G)} \quad (6-4)$$

برای تبدیل ماتریس  $G$  به ماتریس  $H$  که یک ماتریس باینری است ، به صورت زیر عمل می‌کنیم :

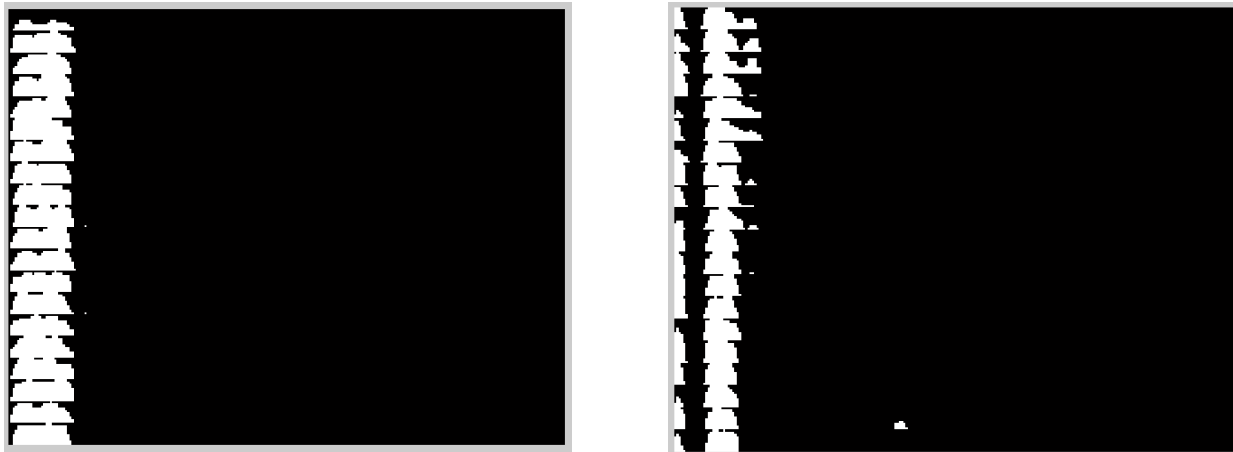
$$H = \begin{cases} 1 & G(i, j) > \text{mean}(G) \\ 0 & G(i, j) < \text{mean}(G) \end{cases} \quad i = 1, \dots, \frac{N}{256}; j = 1, \dots, 256 \quad (7-4)$$

شکل ۴-۵ ماتریس  $H$  دو نمونه از کلاس‌ها را نشان می‌دهد . در این اشکال به دلیل تقارن موجود در طیف

فرکانسی تنها نیمی از ماتریس  $H$  نشان داده شده است . ماتریس  $H$  را می‌توان به صورت یک تصویر باینری در

نظر گرفت . ابتدا تصویر باینری  $H$  را سایش داده و سپس گسترش می‌دهیم . عمل بعدی پردازش ، حذف

ناحیه‌هایی با کمتر از ۲۰ پیکسل می‌باشد .



شکل ۴-۵- ماتریس H دو نمونه از کلاس‌ها

#### ۵.۲.۴. استخراج ویژگی

در این مرحله که مرحله پنجم از مراحل الگوریتم پیشنهاد شده می‌باشد برای استخراج ویژگی‌ها به این صورت عمل می‌نماییم که ابتدا مقادیر طیف در بازه‌های فرکانسی [۰ ۵۰۰] و [۹۵۰ ۱۰۵۰] ماتریس H را در یک ماتریس دیگری به نام Q که یک ماتریس با ابعاد ماتریس H و مقدار تمام آرایه‌های آن صفر، قرار می‌دهیم. سپس فواصل بینی<sup>۹</sup> (محور افقی) زیر را در نظر می‌گیریم.

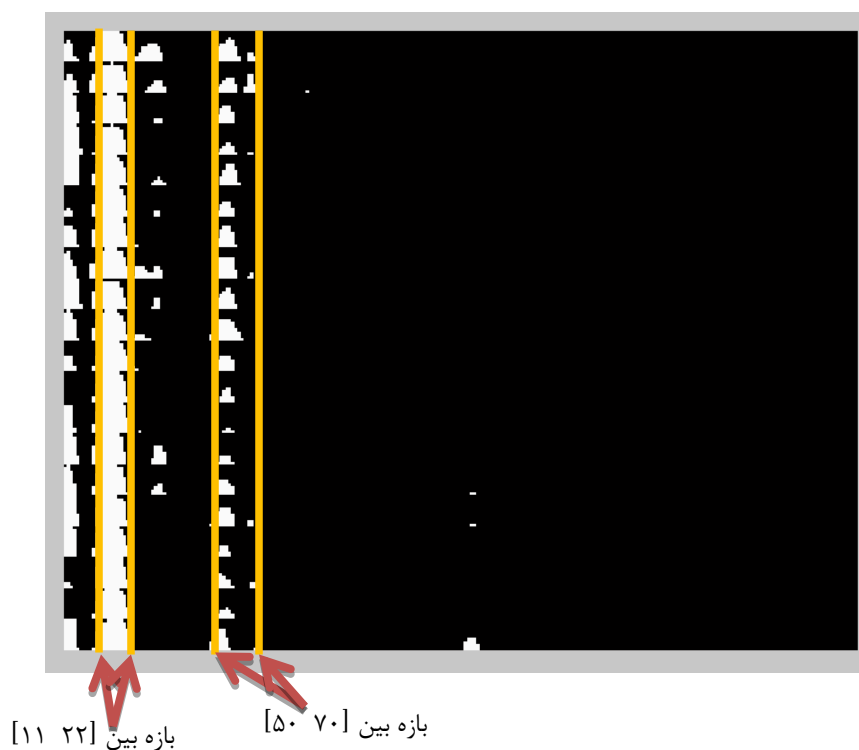
- بازه بین [۱ ۵]
- بازه بین [۲ ۳۰]
- بازه بین [۲ ۴۵]
- بازه بین [۱۱ ۲۲]
- بازه بین [۱۴ ۳۴]
- بازه بین [۱۸ ۶۰]

<sup>۹</sup> Bin



- بازه بین [۳۰ ۵۶]
- بازه بین [۵۰ ۷۰]
- بازه بین [۷۰ ۱۰۰]
- بازه بین [۱۹۳ ۲۰۸]

این نکته را باید در نظر داشت که این فواصل بین‌ها را با طول ۵۱۲ در نظر گرفته‌ایم . در صورت تغییر طول مثلاً ۲۵۶ ، بازه بین [۵۰ ۷۰] در ۵۱۲ به بازه بین [۲۵ ۳۵] تبدیل می‌شود . دو نمونه انتخاب بین در شکل ۴-۶ آورده شده است .



شکل ۴-۶- یک نمونه انتخاب بین

پس از تعیین بازه‌های ذکرشده در بالا ، تعداد پیکسل‌ها با مقدار یک در این فواصل و همچنین تعداد کل پیکسل‌ها با مقدار یک در ماتریس Q را تعیین می‌نماییم آنگاه مقادیر بدست آمده را بر از فواصل تعیین شده را

بر تعداد کل پیکسل‌ها با مقدار یک تقسیم و در کنار هم در یک بردار قرار می‌دهیم. در نهایت مقادیر بردار را بر ماکزیمم مقدار بردار تقسیم می‌نماییم. بردار حاصل یک بردار با طول ۱۱ است.

#### ۶.۲.۴. کلاس‌بند

جهت کلاس‌بندی داده‌ها نیاز به استفاده از کلاس‌بند می‌باشد. در این پایان‌نامه از یک کلاس‌بند عصبی جهت طبقه‌بندی سیگنال ورودی استفاده می‌شود. قبل از اینکه جزئیات مربوط به شبکه عصبی<sup>۱۰</sup> مورد استفاده را ذکر نماییم، لازم میدانیم مختصری راجع به شبکه عصبی توضیح داده شود.

#### ۱.۶.۲.۴. شبکه عصبی چیست؟

یک شبکه عصبی ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی بهم پیوسته نام نرون<sup>۱۱</sup> تشکیل شده که برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی، نظیر انسانها، جهت یادگیری آموزش داده می‌شوند. یک شبکه عصبی برای انجام فعالیت‌های مشخص، مانند تشخیص الگوها و دسته‌بندی اطلاعات، در طول یک فرآیند یادگیری، تنظیم می‌شود. در سیستم‌های زیستی یادگیری با تنظیماتی در اتصالات سیناپسی که بین اعصاب قرار دارد همراه است. این روش در شبکه‌های عصبی نیز به کار می‌رود.

شبکه‌های عصبی میتوانند برای استخراج الگوها و شناسایی روشهایی که آگاهی از آنها برای انسان و دیگر تکنیک‌های کامپیوتری بسیار پیچیده و دشوار است به کار گرفته شود. یک شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند به عنوان یک آنالیزکننده در مقوله اطلاعاتی که برای تجزیه و تحلیل به آن داده شده به حساب آید. مزیت‌های دیگر آن شامل موارد زیر می‌شود:

- قابلیت یادگیری انطباق‌پذیر:

قابلیت یادگیری بر اساس اطلاعات داده شده برای آموزش است.

---

<sup>۱۰</sup> Neural Network

## Neuron<sup>۱۱</sup>

- عملکرد به هنگام<sup>۱۲</sup>
- محاسبات شبکه عصبی می تواند به صورت موازی انجام شود .
- برخی مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی را نیز می توان به صورت زیر خلاصه نمود :
- خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد و نظیر مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از داده های سنسورها مانند میکروفن ها هستند .
- مواردی که نمونه توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند .
- زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد .
- برخی معایب شبکه عصبی نیز به قرار زیر می باشد :
- قواعد معینی برای طراحی شبکه عصبی جهت یک کاربرد اختیاری وجود ندارد .
- آموزش شبکه ممکن است مشکل و یا حتی غیر ممکن باشد .
- پیش بینی عملکرد آینده شبکه عصبی به سادگی امکان پذیر نیست .

### ۲.۶.۲.۴. ساختار شبکه عصبی

اجزای سازنده شبکه عصبی ، نرون ها ، لایه ها و وزن ها می باشد . نحوه عملکرد شبکه عصبی وابسته به ارتباط بین اجزا است . هر نرون شامل یک تابع فعال ساز<sup>۱۳</sup> یا همان عضو تصمیم گیرنده است . ارتباط بین نرون ها توسط خطوطی صورت می پذیرد که دارای وزن مخصوص به خود است . به عبارتی هر نرون شامل چند خط ورودی (حاصل ضرب متغیر ورودی در وزن مخصوص به آن) و یک خروجی ناشی از تابع فعال ساز می باشد . یک مسأله مهم در شبکه عصبی تعیین مناسب اوزان می باشد به دلیل اینکه اوزان بیانگر چگونگی ارتباط بین مؤلفه های

<sup>۱۲</sup> Real-time

<sup>۱۳</sup> Activation function

ورودی و مؤلفه‌های خروجی برحسب نوع تابع فعال‌ساز می‌باشند بنابراین برای تعیین وزن‌ها در هر شبکه عصبی مرحله‌ای به نام مرحله آموزش داریم . در مرحله آموزش مباحثی نظیر استراتژی کلی یادگیری (مانند آموزش با ناظر<sup>۱۴</sup> یا آموزش بدون ناظر) و یا روش‌های مختلف یادگیری (مانند پس انتشار خطا<sup>۱۵</sup> یا تصحیح خطا<sup>۱۶</sup> یا ...) وجود دارد . در حالت کلی شبکه عصبی از سه لایه تشکیل یافته است :

- لایه ورودی

وظیفه دریافت اطلاعات خام ورودی به شبکه را دارد .

- لایه(لایه‌های) مخفی

عملکرد این لایه به وسیله ورودی‌ها و وزن‌های ارتباطی لایه ورودی با این لایه تعیین می‌گردد .

- لایه خروجی

نحوه عملکرد واحد خروجی وابسته به عملکرد لایه مخفی و وزن‌های ارتباطی لایه مخفی با این لایه دارد .

هر دو لایه مجزا در شبکه‌های عصبی توسط وزن‌ها به یکدیگر متصل هستند . همچنین شبکه عصبی دارای ۳ نوع اتصال وزنی : پیشرو ، پس‌خورد و جانبی می‌باشد . در شبکه عصبی پیشرو<sup>۱۷</sup> ، نرون‌ها در چند لایه کنار هم قرار گرفته‌اند . در این شبکه خروجی هر لایه فقط ورودی لایه بعد می‌باشد و سیگنال‌ها تنها رو به جلو حرکت می‌کنند . بیشترین کاربرد این شبکه عصبی برای برقراری ارتباط میان داده‌هایی است که به ارتباط میان داده اطمینان داریم ولی بدست آوردن این ارتباط بسیار مشکل می‌باشد . بنابراین با استفاده از این شبکه عصبی با روش یادگیری پس انتشار خطا می‌توان ، ارتباط میان آنها بدست آورد .

---

<sup>۱۴</sup> Supervised learning

<sup>۱۵</sup> Back Propagation Error

<sup>۱۶</sup> Error Correction

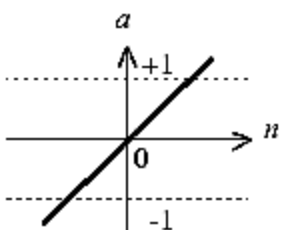
<sup>۱۷</sup> Feedforward Neural Network

توابع فعال سازی که برای این نوع شبکه عصبی معمولاً استفاده می شوند عبارتند از :

- تابع فعال ساز Purline (خطی)

در این تابع فعال ساز ، رابطه خطی میان ورودی و خروجی

برقرار است .



$$Purlin(n) = n$$

(۸-۴)

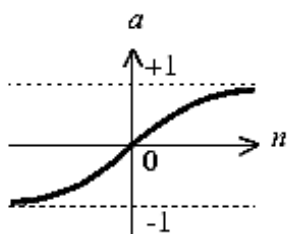
$$a = purelin(n)$$

شکل ۷-۴- تابع فعال ساز خطی [۳۵]

- تابع فعال ساز Tan-Sigmoid (تانژانت هایپربولیک)

در این نوع تابع فعال ساز ، رابطه نمایی بین ورودی و

خروجی برقرار می باشد .



$$tansig(n) = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1$$

(۹-۴)

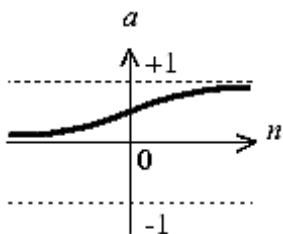
$$a = tansig(n)$$

شکل ۸-۴- تابع فعال ساز نمایی [۳۵]

- تابع فعال ساز Log-Sigmoid (لگاریتمی)

در این تابع فعال ساز ، رابطه لگاریتمی میان ورودی و

خروجی برقرار است .



$$logsig(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)}$$

(۱۰-۴)

$$a = logsig(n)$$

شکل ۹-۴- تابع فعال ساز لگاریتمی [۳۵]

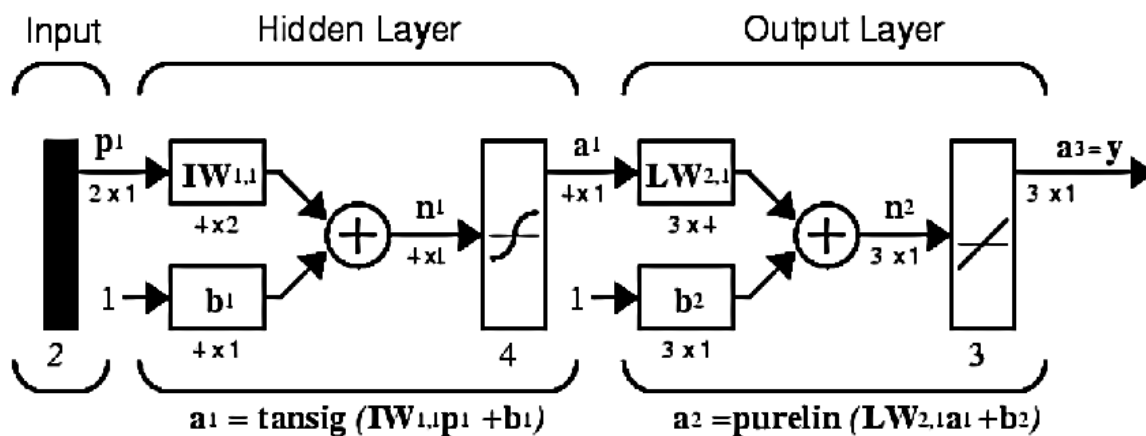
معمولاً در این نوع شبکه عصبی پیشرو از چگونگی ارتباط میان ورودی و خروجی دقیقاً آگاهی نداریم ، بنابراین

توصیه شده است [۳۶ و ۳۷] که در بایه اول از یکی از توابع فعال ساز تانژانت هایپربولیک یا لگاریتمی استفاده گردد

تا بردارنده ارتباط غیرخطی احتمالی میان ورودی و خروجی باشد و در لایه آخر از تابع فعال‌ساز خطی استفاده گردد تا بازه خروجی بزرگتر از ۱ یا کوچکتر از -۱ را پاسخگو باشد.

استراتژی یادگیری در این نوع شبکه عصبی رو به جلو به صورت آموزش با ناظر می‌باشد یعنی در مرحله آموزش هر ورودی به همراه خروجی متناظر با آن (به صورت زوج‌های مرتب) به شبکه عصبی اعمال می‌گردد و شبکه با روش آموزش پس‌انتشار خطا آموزش داده یا به معنای دیگر وزن‌های آن تعیین می‌شود.

در روش آموزشی پس انتشار خطا، ابتدا سیگنال ورودی به شبکه اعمال می‌شود، این سیگنال رو به جلو و لایه به لایه پیشروی نموده و خروجی بدست می‌آید. در این حالت با توجه به خروجی متناظر با ورودی اعمال شده و خروجی حاصل از شبکه عصبی خطا محاسبه می‌گردد. خطا را به صورت عکس، از لایه خروجی رو به عقب اعمال نموده و مقدار خطای مربوط به هر نرون در هر لایه محاسبه می‌شود. این خطا جهت تغییر اوزان و در جهت کاهش میانگین مربعات خطا<sup>۱۸</sup> مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل ۴-۱۰ یک شبکه عصبی FFBP دو لایه، با ۴ نرون در لایه مخفی و ۳ نرون در لایه خروجی، را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۰- شبکه عصبی پیشرو دو لایه: لایه مخفی با ۴ نرون و لایه خروجی با ۳ نرون

<sup>۱۸</sup> Mean Squar Error

با توجه به موارد ذکر شده ، کلاس بندی که در این پایان نامه طراحی شده است ، یک شبکه عصبی FFBP دو لایه می باشد که ۷ نرون در لایه میانی و ۷ نرون معادل با ۷ کلاس خروجی در لایه خروجی به کار گرفته شده- اند . تابع فعال ساز میانی از نوع تانژانت هایپربولیک و لایه خروجی از نوع خطی می باشد .

# فصل پنجم

شبیه‌سازی و ارزیابی

نتایج



### ۱.۵. مقدمه :

در فصل ۵ ابتدا بانک داده مورد استفاده در پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی را به تفصیل توضیح خواهیم داد . سپس نتایج حاصل از پیاده‌سازی و تأثیر تغییر برخی مشخصات در کارایی الگوریتم پیشنهادی را مورد بررسی قرار می‌دهیم و در انتها نیز به ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهاد شده با دو روش موجود دیگر می‌پردازیم .

### ۲.۵. بانک داده مورد استفاده :

بانک داده جمع‌آوری شده متشکل از صدای قایق‌ها ، کشتی‌های سطحی ، زیردریایی و دلفین می‌باشد . در تقسیم‌بندی بانک داده مورد استفاده به ترتیب زیر عمل نموده‌ایم :

- کلاس اول

نویز زیرآب ناشی از قایق که شامل ۱۰ فایل صوتی است . ۷ فایل را جهت آموزش شبکه عصبی و ۳ فایل را جهت تست به کار برده‌ایم .

- کلاس دوم

نویز زیر آب کشتی سطحی و متوسط اول با وزن ۱۲۴۸ تن که شامل ۲۰ فایل صوتی است . از ۱۴ داده جهت آموزش شبکه عصبی و از ۶ فایل صوتی را جهت تست الگوریتم پیشنهادی استفاده نموده‌ایم .

- کلاس سوم

متشکل از نویز زیرآب منتشره از کشتی سطحی و متوسط دوم دارای وزن ۳۶۶۰ تن با ۲۰ داده صوتی می‌باشد . ۱۴ داده صوتی برای آموزش و ۶ داده صوتی برای تست مورد استفاده قرار گرفته‌اند .

- کلاس چهارم

حاوی ۲۰ داده صوتی از نویز کشتی سطحی و متوسط سوم با وزن ۲۵۹۲ تن می‌باشد. ۱۴ داده از آن جهت پروسه یادگیری و ۶ داده از آن برای پروسه تست به کار رفته است.

• کلاس پنجم

نویز انتشاری زیرآب کشتی سطحی و سنگین با وزن ۳۵۵۷۳ تن متشکل از ۲۰ سیگنال صوتی است. ۱۴ سیگنال نویز انتشاری برای آموزش و ۶ سیگنال جهت تست استفاده شده‌اند.

• کلاس ششم

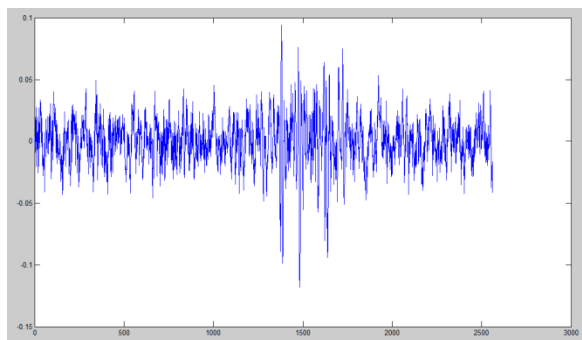
شامل ۲۰ فایل از نویز زیرآب منتشر شده از زیردریایی می‌باشد. ۱۴ داده جهت آموزش و ۶ داده برای تست الگوریتم پیشنهاد شده به کار برده شده‌اند.

• کلاس هفتم

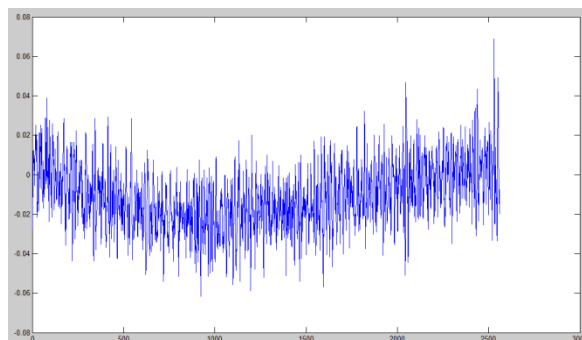
این کلاس از ۱۲ صوت زیرآب دلفین تشکیل یافته است. ۷ داده را برای فرآیند یادگیری و ۵ داده را برای فرآیند آزمایش استفاده کرده‌ایم.

جدول ۵-۱- بانک داده مورد استفاده

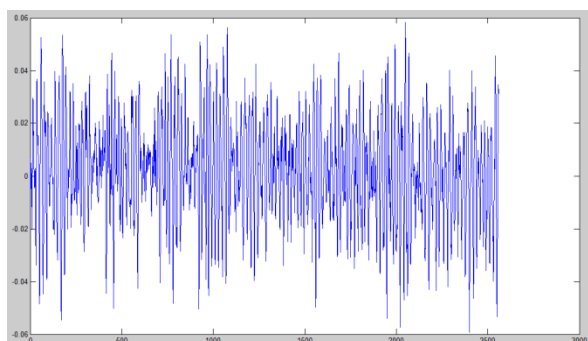
تعداد داده کلاس	تعداد داده‌های آموزش	تعداد داده‌های تست	تعداد مجموع داده‌ها
کلاس اول	۷	۳	۱۰
کلاس دوم	۱۴	۶	۲۰
کلاس سوم	۱۴	۶	۲۰
کلاس چهارم	۱۴	۶	۲۰
کلاس پنجم	۱۴	۶	۲۰
کلاس ششم	۱۴	۶	۲۰
کلاس هفتم	۷	۵	۱۲



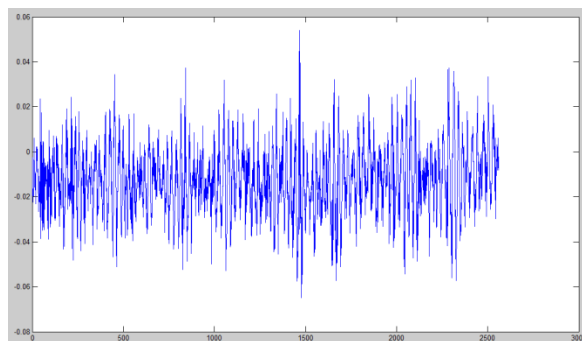
(الف)



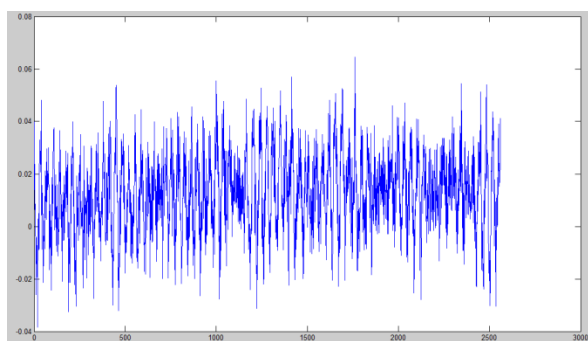
(ب)



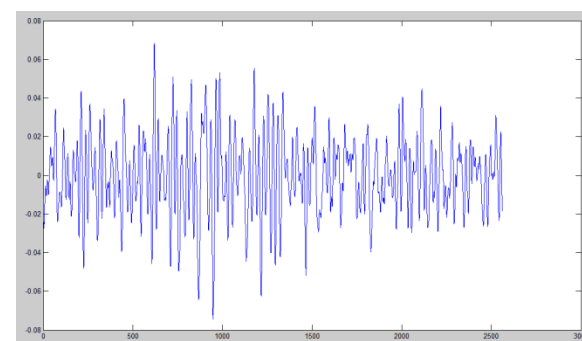
(پ)



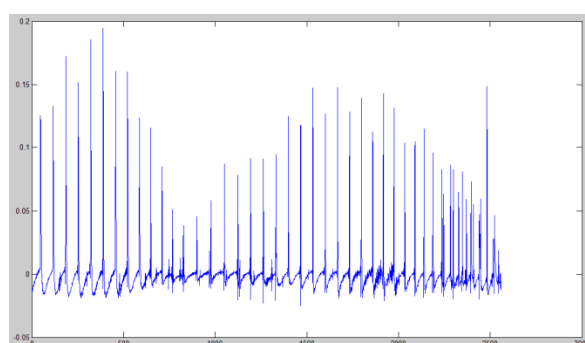
(ت)



(ث)

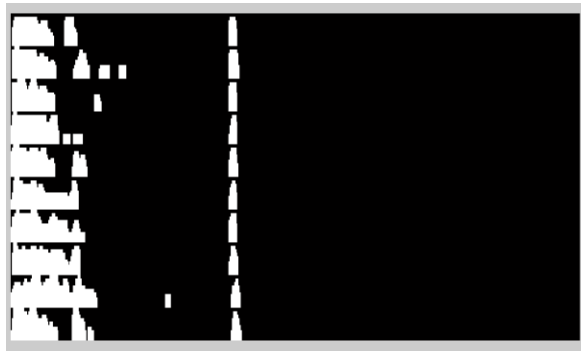


(ج)



(چ)

شکل ۵-۱- نمونه‌های سیگنالی از (الف) کلاس اول (ب) کلاس دوم (پ) کلاس سوم (ت) کلاس چهارم (ث) کلاس پنجم (ج) کلاس ششم (چ) کلاس هفتم



(الف)



(ب)



(پ)



(ت)



(ث)



(ج)



(ح)

شکل ۵-۲- ماتریس‌های H کلاس‌های (الف) اول (ب) دوم (پ) سوم (پ) چهارم (ت) پنجم (ث) ششم (ج) هفتم

تمام داده‌های کلاس‌های مختلف دارای طول ۲۵۶۰ با فرکانس نمونه‌برداری ۲۵۶۰ هرتز می‌باشند. در جدول ۱-۵ اطلاعات مربوط به تقسیم‌بندی داده‌های موجود آورده شده است. داده‌های گروه دوم تا پنجم از پژوهشکده مهندسی جهاد کشاورزی تهیه شده است. در شکل ۱-۵ نمونه‌ای از سیگنال هر کلاس و در شکل ۳-۵ ماتریس H مربوط به تمام داده‌ها با کلاس‌های مربوطه آورده شده است.

### ۳.۵. نتایج حاصل از شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی

در این بخش به ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی با انجام چند آزمایش می‌پردازیم. در آزمایش اول طول بخش‌بندی سیگنال ورودی را تغییر داده و نتایج آن را بررسی می‌نماییم. در آزمایش دوم به بررسی تأثیر مقادیر مختلف آستانه، جهت ایجاد ماتریس H، بر کارایی الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود. در آزمایش آخر نیز میزان کارایی الگوریتم پیشنهادی را با دو روش موجود فراکتال و متوسط‌گیری طیفی مقایسه می‌شود.

#### ۱.۳.۵. تغییر طول بخش‌بندی سیگنال ورودی

یکی از مشخصات الگوریتم پیشنهادی طول بخش‌بندی سیگنال می‌باشد که در بخش ۴-۲-۳ به آن اشاره شد. در این قسمت در نظر داریم میزان تغییرات کارایی الگوریتم پیشنهادی را با توجه به تغییرات طول بخش‌بندی سیگنال ارزیابی نماییم. بررسی را با طول‌های ۱۲۸، ۲۵۶ و ۵۱۲ بدون همپوشانی انجام داده و نتایج درصد نرخ شناسایی آن در جدول ۲-۵ آورده شده است. این نتایج در سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل و با ۵۰ تکرار بدست آمده‌اند. با توجه به مقادیر جدول ۲-۵ میزان شناسایی کلاس‌های اول، سوم، چهارم و هفتم مستقل از تغییر طول بخش‌بندی می‌باشد و جهت مقایسه بهتر، در شکل‌های ۲-۵-الف تا ج به ترتیب نمونه‌های ماتریس H کلاس اول با طول‌های متفاوت با نویز و بدون نویز آورده شده است. اما میزان شناسایی کلاس‌های دوم، پنجم و ششم تحت تأثیر تغییر طول بخش‌بندی می‌باشد. بعنوان مثال در بخش‌بندی سیگنال با طول ۱۲۸، ۸۸.۶۷٪ داده از کلاس دوم را به عنوان کلاس سوم شناسایی نموده در حالیکه با افزایش طول بخش‌بندی صحت شناسایی کلاس دوم افزایش یافته است. با جمع نرخ‌های شناسایی کلاس‌های مختلف با طول بخش‌بندی متفاوت، میزان شناسایی صحیح ۷۲.۳۳٪ و میزان شناسایی ناصحیح ۲۶.۹۱٪ برای بخش‌بندی با طول ۱۲۸،

جدول ۵-۲- میزان شناسایی کلاس‌ها با تغییر طول بخش‌بندی سیگنال (الف) طول ۱۲۸ (ب) طول ۲۵۶ (پ) طول ۵۱۲

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰٪	کلاس اول
۱٪	۰	۰	۰	۸۸.۶۷٪	۹.۶۷٪	۰	کلاس دوم
۰.۳۳٪	۰	۰	۰	۹۹.۶۷٪	۰	۰	کلاس سوم
۰	۳٪	۰	۹۱٪	۶٪	۰	۰	کلاس چهارم
۱۲.۶۷٪	۸.۶۷٪	۵۳٪	۰.۳۳٪	۶.۳۳٪	۰	۱۶.۶۷٪	کلاس پنجم
۰	۷۳٪	۲۴.۶۷٪	۰	۰	۰	۰	کلاس ششم
۸۰٪	۰	۰	۰	۰	۰	۲۰٪	کلاس هفتم

(الف)

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۰.۶۷٪	۰	۰	۰	۰	۰	۹۹.۳۳٪	کلاس اول
۰.۳۳٪	۰	۰	۰	۴.۳۳٪	۹۳.۶۷٪	۰	کلاس دوم
۳.۶۷٪	۰	۰	۰	۹۴٪	۰.۶۷٪	۰	کلاس سوم
۰	۰.۳۳٪	۰	۹۹٪	۰	۰.۶۷٪	۰	کلاس چهارم
۱٪	۰.۳۳٪	۹۴.۶۷٪	۰	۰	۰.۶۷٪	۰.۳۳٪	کلاس پنجم
۰	۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	۰	کلاس ششم
۹۹.۶٪	۰	۰	۰	۰	۰.۴٪	۰	کلاس هفتم

(ب)

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰٪	کلاس اول
۱٪	۰	۰	۰	۵.۳۳٪	۹۴.۶۷٪	۰	کلاس دوم
۰	۰	۰	۰	۹۶.۶۷٪	۳٪	۰	کلاس سوم
۰	۰.۶۷٪	۰.۳۳٪	۹۸.۳۳٪	۰	۰	۰.۳۳٪	کلاس چهارم
۳٪	۰.۳۳٪	۸۵٪	۰	۰	۰	۰	کلاس پنجم
۰	۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	۰	کلاس ششم
۸۰.۴٪	۰	۰	۰	۰	۰	۱۹.۶٪	کلاس هفتم

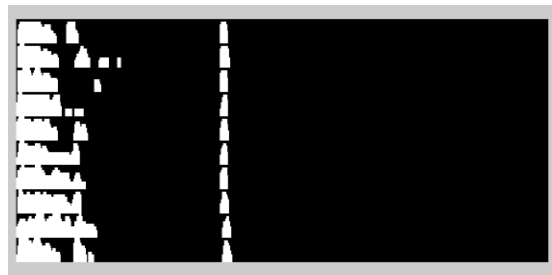
(پ)



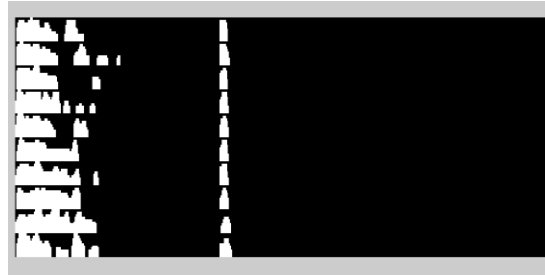
(الف)



(ب)



(پ)



(ت)



(ث)

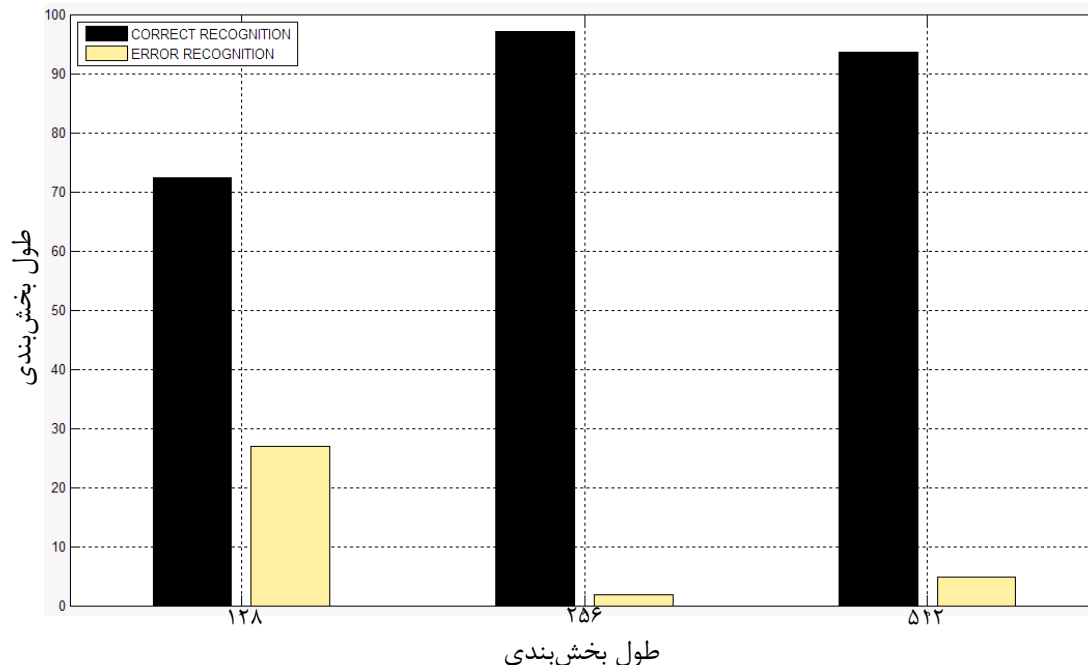


(ج)

شکل ۳-۵- نمونه‌های ماتریس H کلاس اول با طول‌های بخش بندی‌بندی متفاوت (الف) ماتریس H با طول بخش- بندی ۱۲۸ و بدون نویز (ب) ماتریس H با طول بخش‌بندی سیگنال ۱۲۸ و سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل (پ) ماتریس H با طول بخش‌بندی سیگنال ۲۵۶ و بدون نویز (ت) ماتریس H با طول بخش‌بندی سیگنال ۲۵۶ و سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل (ث) ماتریس H با طول بخش‌بندی سیگنال ۵۱۲ و بدون نویز (ج) ماتریس H با طول بخش‌بندی سیگنال ۵۱۲ و سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل

میزان شناسایی صحیح ۹۷.۱۸٪ و شناسایی نادرست ۱.۹۱٪ برای بخش‌بندی با طول ۲۵۶ و در نهایت نرخ شناسایی صحیح ۹۳.۵۸٪ و نرخ شناسایی نادرست ۴.۸۰٪ برای بخش‌بندی با طول ۵۱۲ حاصل می‌گردد که نمودار مربوط به آن در شکل ۴-۵ آمده است. با در نظر گرفتن این نتایج و مقادیر جدول ۲-۵ و شکل ۳-۵، می‌توان به این صورت نتیجه‌گیری کرد که با کاهش طول بخش‌بندی ماتریس H مربوط به کلاس‌های اول،

سوم ، چهارم و هفتم منحصر بفرد میماند در صورتیکه ماتریس H مربوط به کلاس دوم به ماتریس H کلاس سوم شبیه‌تر و ماتریس H کلاس‌های پنجم و ششم نیز به یکدیگر همانندتر می‌شوند و حاصل آن کاهش نرخ شناسایی و افزایش تشخیص نادرست می‌باشد . با افزایش طول بخش‌بندی به ۵۱۲ میزان شباهت ماتریس H کلاس‌ها به یکدیگر کمتر می‌شود که در این ارتباط افزایش میزان شناسایی کلاس دوم را داریم ، در صورتیکه نوپذیری سیستم پیشنهادی نیز افزایش می‌یابد . تأثیر افزایش نوپذیری غالب‌تر از کمی کاهش شباهت ماتریس H کلاس‌ها بوده و نتیجتاً میزان شناسایی اندکی کاهش می‌یابد . این مطلب در کاهش ۳.۶ درصدی نرخ شناسایی صحیح مجموع و افزایش ۲.۸۹ درصدی شناسایی نادرست از بخش‌بندی با طول ۲۵۶ به بخش-بندی ۵۱۲ نمود می‌یابد بعنوان مثال کاهش نرخ شناسایی کلاس پنجم بدون افزایش تشخیص نادرست در این راستا می‌باشد .



شکل ۴-۵ نمودار شناسایی صحیح کل و شناسایی نادرست کل الگوریتم پیشنهادی با تغییر طول بخش‌بندی سیگنال ورودی



### ۲.۳.۵. تغییر مقدار آستانه جهت ایجاد ماتریس $H$

یکی از مهم‌ترین مراحل الگوریتم پیشنهادی ساخت ماتریس  $H$  می‌باشد. همانطور که در بخش ۳.۲.۴. گفته شد، برای ایجاد ماتریس باینری  $H$  نیاز به یک مقدار آستانه جهت اعمال به ماتریس  $G$  داریم. اکنون در این آزمایش به ارزیابی چگونگی تأثیر مقدارهای متفاوت آستانه در کارایی خواهیم پرداخت. آزمایش را با سه مقدار آستانه، مقدار متوسط تمام ماتریس  $G$  که به اختصار مقدار متوسط می‌نامیم، مقدار میانه تمام ماتریس  $G$  که به اختصار مقدار میانه می‌نامیم و مقدار آستانه ۰.۰۵ انجام می‌دهیم. این آزمایش دارای شرایط، طول بخش-بندی ۲۵۶ بدون هم‌پوشانی، سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل و ۵۰ تکرار الگوریتم پیشنهاد شده، می‌باشد. نتایج بدست آمده از این آزمایش را در جدول ۳-۵ لیست نموده‌ایم. همانطور که در جدول ۳-۵ الف قابل مشاهده است، انتخاب مقدار متوسط ماتریس  $G$  بعنوان آستانه برای باینری نمودن انتخاب مناسبی می‌باشد. بدلیل آنکه ماتریس  $H$  حاصل از این مقدار در سیگنال به نویز ذکر شده برای هر کلاس با توجه به نرخ شناسایی صحیح مجموع ۹۷.۱۸٪، ماتریس  $H$  یکتا و بطبع آن بردار ویژگی منحصر بفردی برای هر کلاس بدست می‌آید. این مقدار آستانه با توجه به مقادیر ماتریس  $G$  انتخاب شده عبارتی این مقدار آستانه وابسته به مقادیر ماتریس  $G$  مربوط به هر کلاس است. در جدول ۳-۵ ب که نتایج مربوط به انتخاب مقدار آستانه میانه می‌باشد، الگوریتم پیشنهادی قادر به تشخیص کلاس سوم و ششم نمی‌باشد بطوریکه داده‌های ورودی مربوط به این کلاس‌ها را به ترتیب بعنوان کلاس دوم و چهارم کلاس‌بندی می‌کند. عدم توانایی سیستم پیشنهادی در شناسایی کلاس سوم و ششم مربوط عدم ایجاد ماتریس  $H$  یکتا توسط این مقدار آستانه و بطبع آن عدم ایجاد بردار ویژگی یکتا است. شناسایی مابقی کلاس‌ها جزء کلاس اول نیز در حد متوسطی می‌باشد. دو نمونه از ماتریس  $H$  مربوط به کلاس دوم و سوم در شکل ۳-۵ به جهت مشاهده شباهت ماتریس  $H$  آنها آورده شده است. چون ماتریس  $H$  مربوطه به هر کلاس با این مقدار آستانه بسیار شبیه به هم می‌باشند، دلیل دیگر عدم توانایی را میتوان در کم‌بودن تعداد داده آموزشی جهت آموزش شبکه عصبی نیز دانست.

جدول ۵-۳- میزان شناسایی کلاس‌ها با تغییر مقدار آستانه (الف) متوسط (ب) میانه (پ) ۰.۰۵

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۰.۶۷٪	۰	۰	۰	۰	۰	۹۹.۳۳٪	کلاس اول
۰.۳۳٪	۰	۰	۰	۴.۳۳٪	۹۳.۶۷٪	۰	کلاس دوم
۳.۶۷٪	۰	۰	۰	۹۴٪	۰.۶۷٪	۰	کلاس سوم
۰	۰.۳۳٪	۰	۹۹٪	۰	۰.۶۷٪	۰	کلاس چهارم
۱٪	۰.۳۳٪	۹۴.۶۷٪	۰	۰	۰.۶۷٪	۰.۳۳٪	کلاس پنجم
۰	۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	۰	کلاس ششم
۹۹.۶٪	۰	۰	۰	۰	۰.۴٪	۰	کلاس هفتم

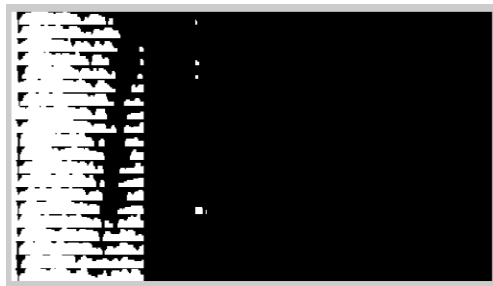
(الف)

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰٪	کلاس اول
۰	۰	۰.۳۳	۱۳.۳۳٪	۲.۳۳	۷۹٪	۲.۳۳٪	کلاس دوم
۴.۳۳٪	۰	۴.۳۳٪	۲۲.۶۷٪	۱	۶۱٪	۱.۳۳٪	کلاس سوم
۰.۶۷٪	۰	۱.۶۷٪	۸۳.۳۳٪	۰	۴٪	۸.۶۷٪	کلاس چهارم
۹.۶۷٪	۰.۳۳٪	۶۲.۳۳٪	۱۸.۶۷٪	۰	۰.۶۷٪	۵.۶۷٪	کلاس پنجم
۰	۰	۷.۶۷	۹۰٪	۰	۰	۲.۳۳٪	کلاس ششم
۶۸٪	۲۴	۲.۸٪	۰	۰	۰	۵.۲٪	کلاس هفتم

(ب)

کلاس هفتم	کلاس ششم	کلاس پنجم	کلاس چهارم	کلاس سوم	کلاس دوم	کلاس اول	کلاس تشخیصی
							کلاس ورودی
۶۴.۶۷٪	۰	۰	۰	۰	۰	۳۵.۳۳٪	کلاس اول
۱۹.۳۳٪	۰	۰	۰	۸.۶۷٪	۶۸.۶۷٪	۰	کلاس دوم
۰	۰	۰.۳۳٪	۰	۷۲٪	۱۱.۳۳٪	۰	کلاس سوم
۰	۰	۰.۳۳٪	۹۶.۶۷٪	۰	۰.۶۷٪	۰	کلاس چهارم
۰	۰	۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	کلاس پنجم
۰	۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	۰	کلاس ششم
۱۰۰٪	۰	۰	۰	۰	۰.۴٪	۰	کلاس هفتم

(پ)



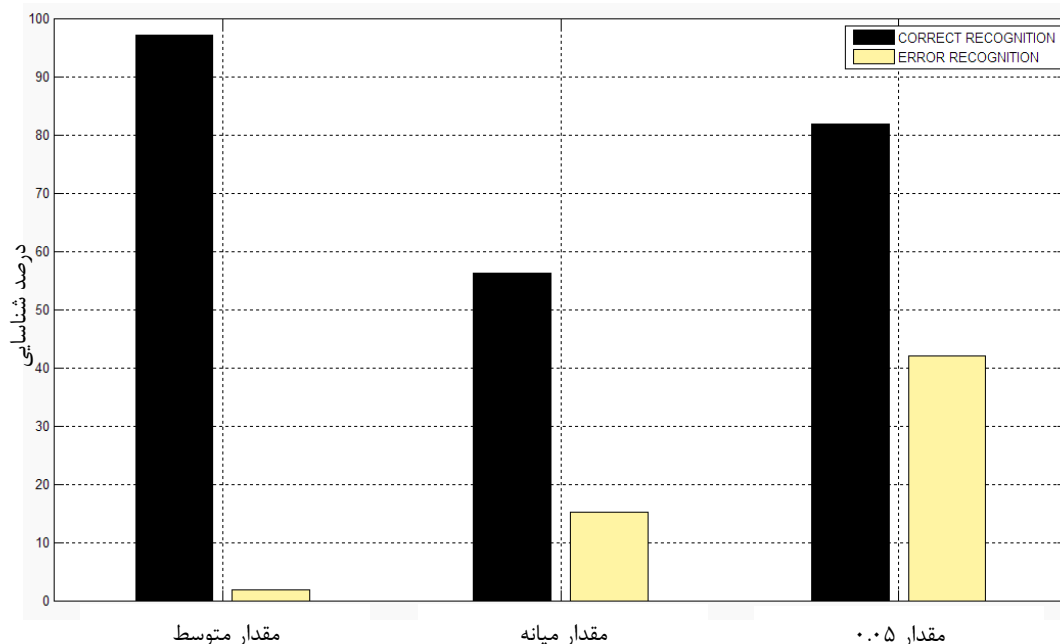
(الف)



(ب)

شکل ۵-۵- ماتریس H حاصل از کاربرد مقدار میانه برای باینری کردن ماتریس G (الف) کلاس دوم (ب) کلاس سوم

با میانگین‌گیری از تمام نرخ‌ها، نرخ شناسایی متوسط صحیح ۵۶.۲۳٪ و نرخ شناسایی متوسط نادرست ۴۱.۹۷٪ برای الگوریتم پیشنهادی با مقدار آستانه میانه حاصل می‌گردد. در جدول ۳-۵-پ نتایج با استفاده از مقدار آستانه ۰.۰۵ بدست آمده است. تفاوت این مقدار با دو مقدار قبلی - که بر اساس محتوای عددی ماتریس G تغییر می‌کردند- در ثابت بودن این مقدار با توجه به تغییر مقادیر ماتریس G می‌باشد. میزان شناسایی کلاس‌های چهارم، پنجم، ششم و هفتم ب این مقدار آستانه در حد بالای قرار دارد. میزان شناسایی کلاس‌های دوم و سوم نیز در حد متوسطی می‌باشند. اما نرخ تشخیص کلاس اول بسیار بد بوده بطوریکه این کلاس را بیشتر بعنوان کلاس هفتم تشخیص داده است. برای دانستن میزان تشخیص صحیح و تشخیص نادرست الگوریتم پیشنهاد شده با این مقدار، از نتایج متوسط‌گیری نموده، مقدار ۸۱.۸۱٪ تشخیص صحیح و مقدار تشخیص نادرست ۱۵.۱٪ محاسبه می‌گردد. میزان تشخیص کلی مقادیر ذکر شده از آستانه در شکل ۵-۶ به صورت نمودار آورده شده است. با انجام این آزمایش با توجه به مقادیر حاصل از تشخیص صحیح و نادرست ذکر شده در قسمت‌های الف و ب، به این نتیجه‌گیری می‌توان رسید که برای انتخاب مقدار آستانه، وابستگی مقدار آستانه به محتوای مقداری ماتریس G دابسته نیست، به معنای دیگر مقدار آستانه متغیر متضمن ایجاد ماتریس H و بطبع آن بردار ویژگی یکتا نمی‌باشد. از طرفی انتخاب مقدار آستانه ثابت (قسمت پ جدول ۳-۵) نیز با توجه به میزان شناسایی بسیار پایین (۳۵.۳۳٪) کلاس اول و متوسط کلاس دوم (۶۸.۶۷٪) و کلاس سوم (۷۲٪) نرخ شناسایی خوبی را برای کلاس‌ها ضمانت نمی‌کند. بنابراین نتیجه نهایی که از گفته‌های بالا می‌توان داشت اینست که انتخاب مقدار آستانه، یک فرایند تجربی است.



شکل ۵-۶- نمودار نرخ تشخیص صحیح و نادرست با استفاده از مقدار آستانه (الف) مقدار متوسط (ب) مقدار میانه (ج) مقدار ۰.۰۵

### ۳.۳.۵. مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دو روش موجود

در آخرین آزمایش انجام شده به ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهاد شده در مقایسه دو روش موجود فراکتال [۱۶] و متوسط‌گیری طیفی [۴] می‌پردازیم. در این آزمایش میزان شناسایی کلاس‌های مختلف را در حضور نویز با سیگنال به نویزهای مختلف و در غیاب نویز با استفاده از روش پیشنهادی و دو روش دیگر بررسی می‌نماییم. این آزمایش شامل دو مقایسه است. مقایسه اول مقایسه کارایی روش پیشنهادی و دو روش دیگر در غیاب نویز و با سیگنال به نویزهای ۱۰ دسیبل و صفر دسیبل با هفت کلاس خروجی می‌باشد. مقایسه دوم با همان شرایط نویزی قبلی اما با پنج کلاس خروجی انجام می‌شود. این پنج کلاس خروجی شامل کلاس دوم تا ششم در مقایسه اول می‌باشند. نتایج این دو مقایسه را در جدول ۴-۵ و نمودار مربوطه نیز در شکل ۵-۷ آورده‌ایم.

جدول ۴-۵- مقایسه کارایی مجموع روش پیشنهادی با کارایی مجموع دو روش دیگر در شرایط نوز مختلف

شرایط نوز	بدون نوز	سیگنال به نوز ۱۰ دسیبل	سیگنال به نوز صفر دسیبل
روش پیشنهادی	٪۹۷.۴۲	٪۹۷.۱۸	٪۷۸.۷
روش فراکتال	٪۶۶.۶۷	٪۳۵.۵۹	٪۲۵.۵
روش متوسط‌گیری طیفی	٪۵۲.۸۵	٪۴۱.۴۲	٪۲۹

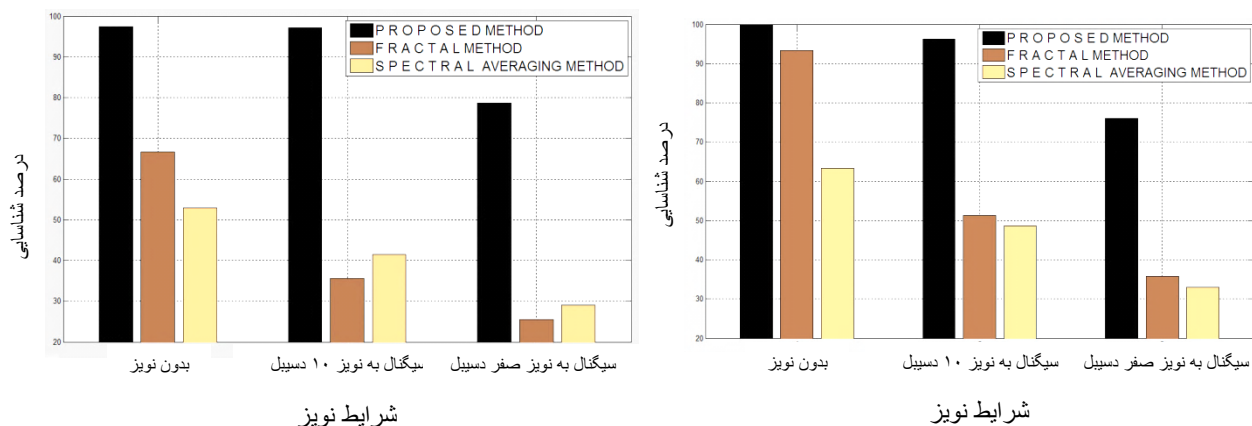
(الف) نتایج مربوط به مقایسه اول با هفت کلاس طبقه‌بندی

شرایط نوز	بدون نوز	سیگنال به نوز ۱۰ دسیبل	سیگنال به نوز صفر دسیبل
روش پیشنهادی	٪۱۰۰	٪۹۶.۲۶	٪۷۶.۰۴
روش فراکتال	٪۹۳.۳۳	٪۵۱.۲۳	٪۳۵.۷۰
روش متوسط‌گیری طیفی	٪۶۳.۳۳	٪۴۸.۵۹	٪۳۲.۹۷

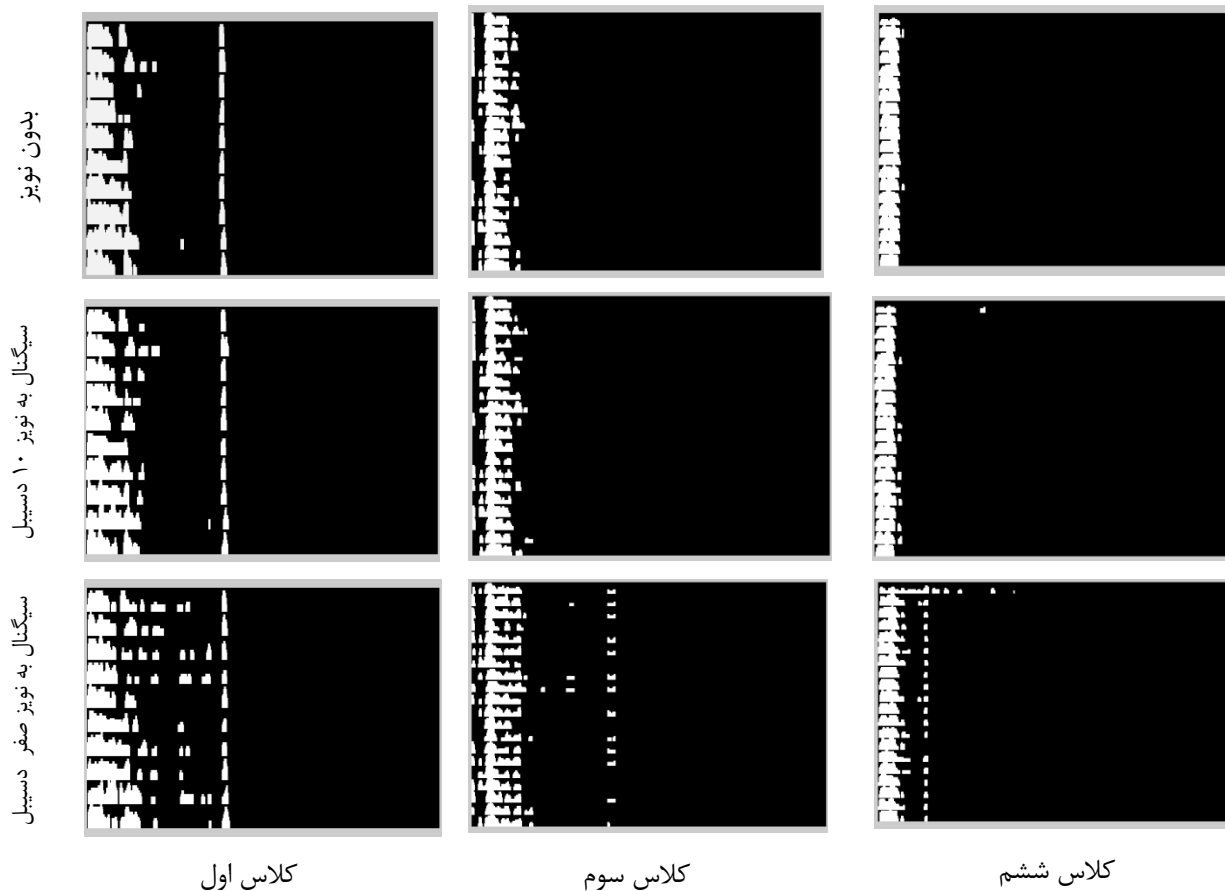
(ب) نتایج مربوط به مقایسه دوم با پنج کلاس طبقه‌بندی

همانگونه که از جدول ۴-۵ (الف) و (ب) قابل مشاهده می‌باشد، روش پیشنهادی در شرایط بدون نوز تا سیگنال به نوز ۱۰ دسیبل از قابلیت بالای تشخیصی - بالای ۹۵٪ تشخیص صحیح - در هر دو مقایسه برخوردار است. اگرچه به میزان ۲۰٪ در سیگنال به نوز صفر دسیبل از کارایی آن در هر دو مقایسه کاسته می‌شود اما بازهم دارای عملکرد خوبی - حدود ۴۰٪ تا ۴۵٪ قابلیت شناسایی بیشتر - در مقایسه با دو روش دیگر در این شرایط نوزی بهره‌مند است. برای داشتن دیدگاه بهتری از نحوه عملکرد الگوریتم پیشنهادی، ماتریس H سه کلاس با شرایط نوزی ذکر شده در شکل ۵-۸ نشان داده شده است. روش فراکتال در شرایط بدون نوز در طبقه‌بندی با هفت کلاس از قابلیت خوبی برخوردار است ولی کارایی آن در طبقه بندی با پنج کلاس حدود ۳۳٪ بهتر از کارایی آن در طبقه‌بندی هفت کلاس می‌باشد. عملکرد روش فراکتال در طبقه‌بندی هفت کلاس ۱۶٪ از قابلیت شناسایی همین روش در طبقه‌بندی پنج کلاس با سیگنال به نوز ۱۰ دسیبل پایین‌تر می‌باشد. این روش در مقایسه دوم با سیگنال به نوز صفر دسیبل، از کارایی بالاتری هم نسبت به همین روش در مقایسه

اول و هم نسبت به کارایی روش متوسط‌گیری در مقایسه دوم با همین شرایط نویزی برخوردار می‌باشد. روش متوسط‌گیری طیفی دارای تفاوت محسوس تشخیصی به اندازه ۷٪ تا ۱۱٪ در مقایسه دوم نسبت به مقایسه اول با شرایط سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل تا بدون نویز می‌باشد. اما تفاوت محسوسی در شرایط سیگنال به نویز صفر دسیبل آن با کاهش تعداد کلاس‌ها وجود ندارد. از توصیفات بالا دو نتیجه‌گیری می‌توان داشت، نتیجه اول اینکه روش پیشنهاد شده از قابلیت شناسایی بالایی برای قایق‌ها و دلفین‌ها در مقایسه با دو روش دیگر برخوردار است، این را می‌توان با بررسی ستون اول هر دو مقایسه مشاهده کرد. عملکرد روش پیشنهادی با کاهش تعداد کلاس‌ها ۲.۵٪ افزایش یافته در صورتی که عملکرد روش فراکتال با ۲۷٪ بهبود شناسایی داشته و عملکرد روش متوسط‌گیری طیفی با افزایش کم ۱۱ درصدی به مقدار ۶۳.۳۳٪ تشخیص صحیح دست یافته است. نتیجه دومی که استنباط می‌شود، قابلیت بالای عملکردی روش پیشنهادی در شرایط نویزی می‌باشد. بعنوان مثال اگر مقایسه دوم را که هر دو روش دیگر در آن دارای عملکرد بهتری هستند، در نظر بگیریم، با اعمال نویز با شرایط سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل، روش فراکتال با کاهش ۴۲٪ عملکرد به نرخ شناسایی صحیح ۵۲٪ و روش متوسط‌گیری طیفی با ۱۵٪ کاهش عملکرد به نرخ تشخیص صحیح ۴۸٪ می‌رسند یا به معنای دیگر تنها قادر به شناسایی صحیح نیمی از داده‌ها می‌باشند. در صورتی که الگوریتم پیشنهادی با ۴٪ کاهش کارایی بازهم دارای قابلیت عملکردی بالای ۹۰٪ می‌باشد.



شکل ۵-۷- نمودار نرخ شناسایی در شرایط نویزی مختلف با (الف) هفت کلاس طبقه‌بندی (ب) پنج کلاس طبقه‌بندی



شکل ۵-۸- ماتریس‌های H کلاس‌های اول ، سوم و ششم با شرایط نویزی مختلف

#### ۴.۵. نتیجه‌گیری

در این روشی ارائه شد که قادر بود سیگنال صوت زیرآب را دریافت کرده و کلاس مربوط به آن را تشخیص دهد. این الگوریتم که بر پایه تبدیل فوریه سریع کوتاه SFFT و تشکیل یک تصویر باینری با استفاده از جمع متوالی طیف‌های ناشی از بخش‌بندی سیگنال ورودی می‌باشد . ویژگی‌های جداساز را از این ماتریس باینری استخراج می‌نماییم و آن را برای کلاس‌بندی به یک کلاس‌بند عصبی می‌دهیم . مقایسه شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی با شبیه‌سازی دو روش دیگر در شرایط متفاوت از سیگنال به نویز قابلیت بالای آن‌را نشان داد . الگوریتم پیشنهادی در شرایط بدون نویز قابلیت تشخیص بیش از ۹۷٪ ، در شرایط سیگنال به نویز ۱۰ دسیبل قابلیت تشخیص بیش از ۹۶٪ و در شرایط سیگنال به نویز صفر دسیبل هم قابلیت تشخیص بیش از ۷۵٪ را در هر دو مقایسه از خود نشان داد . الگوریتم پیشنهادی دارای دو مزیت عمده می‌باشد . اولین مزیت آن اینست که در مقابل نویز بسیار

مقاوم است . دومین مزیت آن ، با تعداد ویژگی‌های کم - ۱۰ ویژگی - دارای عملکرد شناسایی بسیار بالایی می‌باشد .

### ۵.۵. پیشنهاد ادامه کار

با توجه به توضیحات ارائه شده در فصل‌های قبل موارد زیر به عنوان پیشنهاد ادامه کار مطرح می‌گردد :

- ارائه الگوریتمی برای محاسبه مقدار بهینه آستانه جهت ساخت ماتریس باینری  $H$
- اعمال عملیات پیش‌پردازشی مؤثرتر بر روی ماتریس  $H$  جهت کاهش بعد ماتریس
- استخراج ویژگی‌های مصون نسبت به نویز از ماتریس  $H$
- گسترش بانک داده مورد استفاده



- [1] R. J. Urick, “**Principles of underwater sound**”, 3rd editon, McGraw-Hill , New York,1983.
- [2] R.D.Collier , “Ship and platform noise, propeller noise. Handbook of acoustics”. M. J. Crocker, John Wiley & Sons.1998.
- [3] I.Dyer , “Ocean Ambient Noise. Handbook of Acoustics”. M. J. Crocker, John Wiley & Sons.1998.
- [4] W.S.Fillho , J.M.de Seixas , L.P.Caloba, “Averaging Spectra to Improve the Classification of the Noise Radiated by Ships Using Neural Networks” , 1522-4899 , IEEE 2000.
- [5] D. Damazio, W. Soares-Filho, and J. Seixas, “Efeito da estimacao do ruido ambiente na classificacao com redes neurais do ruido irradiado por navios”, In XII1 Congress0 Brasileiro de Automatica, 2000.
- [6] A. Oppenheim and R. Schafer, “**Digital signal processing**”,Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1975.
- [7] K. Shammughan and A. Breipohl. “**Random Signals: Detection,Estimation, and Data Analysis**”, John Wiley & Sons,1988.
- [8] W. A. Struzinski and E. D. Lowe. “A performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems”, jasa, 76(6):1 738-1742, 1984.
- [9] M. Farrokhrooz, M. Karimi, A. Rafiei, “A new method for spread value estimation in multi-spread PNN and its application in ship noise classification” , 1-4244-0779-6,IEEE 2007.
- [10] Qi Hu Li, and Wei Wei “An application of expert system in recognition of radiated noise of underwater targets”. Proc.OCEANS’95 Conf., vol. 1, pp. 404-408,1995.

- [11] J. M. Seixas, D.O. Damazio, PS.R. Diniz, W Soares-Fillho, "Wavlet transform as preprocessing method for neural network classification of passive sonar signals" , 0-7803-7057-0, IEEE 2001.
- [12] S. Haykin, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", second edition, Prentice-Hall, 1999.
- [13] L.A. Pflug et al. "Variability in Higher Order Statistics of Measured Swallow-Water Shipping Noise". IEEE Signal Processing Workshop on Higher-Order Statistics, pp. 400-404, 1997.
- [14] R.O. Nielsen, "Sonar Signal Processing", Artech, 1991.
- [15] C.S. Bums, R.A. Gopinath, H. Guo, "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms" , Prentice-Hall, 1998.
- [16] S.Yang , Z.Li , Xinlong Wang , "Ship recognition via its radiated sound: The fractal based approaches" , 172 J. Acoust. Soc. Am. 112 (1), July 2002.
- [17] M. S. Keshner, "1/f noise", Proc. IEEE 70, 212–218 ,1982.
- [18] B. D. Ripley, "Pattern Recognition and Neural Networks",Cambridge University Press, Cambridge, 1996.
- [19] B. B. Mandelbrot and H. W. Van Ness, "Fractional Brownian motions, fractional noises and applications", SIAM Rev. 10, 422–436 ,1968.
- [20] D. R. Carmichael, L. M. Linnett, S. J. Clarke, and B. R. Calder, "Seabed classification through multifractal analysis of sidescan sonar imagery", IEE Proc. Radar, Sonar Navig. 143, 140–148 ,1996.
- [21] S. Yang, Z. S. Li, and X. L. Wang, "Vessel radiated noise recognition with fractal features" , Electron. Lett. 36, 923–924 ,2000.
- [22] P. Maragos and Fang-Kuo Sun, "Measuring the fractal dimension of signals: Morphological covers and iterative optimization", IEEE Trans. Signal Process. 41, 108–121 ,1993.
- [23] G. Wornell, "Signal Processing with Fractals: A Wavelet-Based Approach" ,Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ, 1996, pp. 1–111.
- [24] C.Kang, X.Zhang , "A Fusion Algorithm of Multiple Classifiers for recognition of Ships Radiated–Noises Based on Many-Person Decision-Makings Theory" , 0-7695-2874-0/07,IEEE 2007.

- [25] Li D.F, “Fuzzy Multi-objective Many-Person Decision Makings and Games”, National Defense Industry Press,BeiJing, 2003.
- [26] Kang,C.Y, Zhang,X.H,et al, “Underwater Acoustic Targets Classification Using Welch Spectrum Estimation and Neural Networks”, Advances in Neural Networks ISNN2004.Springer, 2004, pp. 930-935
- [27] Zhang,X.H, Kang,C.Y,Xia,Z.J, “Recognition of Radiated Noises of Ships Using Auditory Features and Support Vector Machines”, Advances in Neural Networks ISNN2005, Springer, 2005, pp. 387-392.
- [28] Lu Z.B, “Feature Analysis of Radiated Noises of Ships based on Auditory Model”, Dalian Navy Academy Masteral Dissertation, 2004.
- [29] G.Z.SHI, J.C.HU , “SHIP NOISE DEMODULATION LINE SPECTRUM FUSION FEATURE EXTRACTION BASED ON THE WAVELET PACKET” , 1-4244-1066-5, IEEE 2007.
- [30] SHI Guangzhi, HU Junchuan, “Extraction and fusion of frequency domain features from ship radiated-noise based on wavelet and 1½ dimensional spectrum”, Technical Acoustics, Vol. 23, No. 1, pp. 5-8, 2004.
- [31] W.Guoqing, L.Jing, “Ship radiated-noise recognition(III)—feature extraction of double frequency spectrum and average power spectrum and their pattern plates”, ACTA ACUSTICA, 1999, Vol.24, No. 2, pp. 191-196.
- [32] F.zuyun, “Information Theory——Basic Theory and Application”, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, pp. 20-33, 2001.
- [33] S.Guangzhi, H.Junchuan, “Theoretical analysis of the ship noise demodulation spectrum harmonic clan feature”, ACTA ACUSTICA, Vol. 32, No. 1, pp. 19-25,Jan.2007.
- [34] D.Ross, "Mechanics of underwaternoise", Penisula , 1988.
- [35] Matlab Software Help
- [36] Shalkoff, R, J. (1997). Artificial Neural Networks. McGraw-Hill.

[۳۷] منهاج ، محمد باقر (۱۳۸۱) . مبانی شبکه های عصبی . دانشگاه صنعتی امیر کبیر

## Abstract

Underwater radiated noise of ships in the sea has some information about their machineries . The information can be used to recognize them . It is a difficult task to recognize ships by underwater radiated sound due to there are a lot of changes in sea`s environment , special characteristics of sound transmission channels in underwater and interference-wave in sea`s environment. One of the most important approach in ships recognition by radiated sound underwater is extracting individual features from the underwater sound of ships which is an attracting subject for researchers.

The main target of this thesis is to suggest an algorithm for ships recognition by their underwater radiated sound. In this thesis we use adding spectrums respectively that are obtained from segmentation of input signal and form a binary image to extract features. Extracted features are given to the input of neural network . Then the kind of ship will be determined. Different experiments have been done on a database of sound ships. This database is consist of the sound of 20 files of heavy ship, 10 files of boat, 60 files of average ship, 20 files of submarine,12 files of dolphin. The correct recognition rate in 7 classes is % 97.18 with SNR=10dB and it is %96.26 in 5 classes with the same SNR .



Shahrood University of Technology  
Faculty of Electrical and Robotic Engineering

**Ships Recognition**  
**by using**  
**Underwater Radiated Sound**

By  
**Alireza Varedan**

Under Supervision of  
**Dr. Hossien Marvi**  
Consultant

**Dr. Hadi Amiri**

September 2010