

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

مهندسی برق گرایش قدرت

تشخیص هوشمند و کلاس بندی پدیده های کیفیت توان با استفاده از تبدیل S-

محقق:

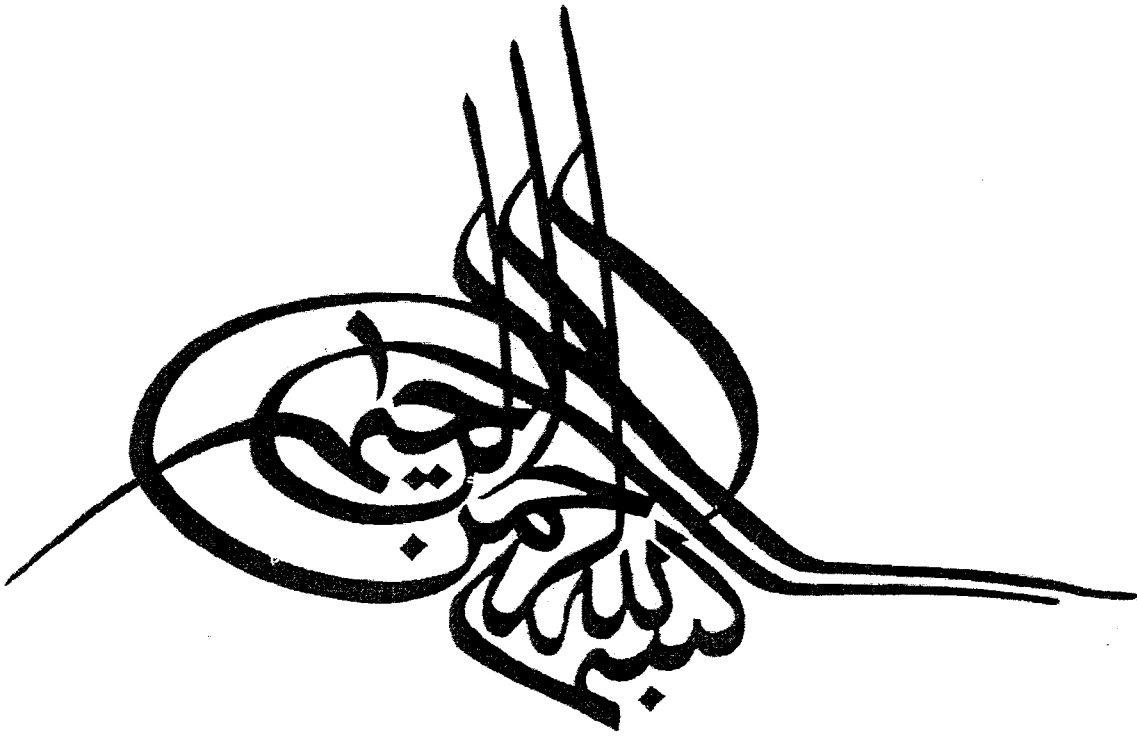
سید عبدالله شنطیایی زاده

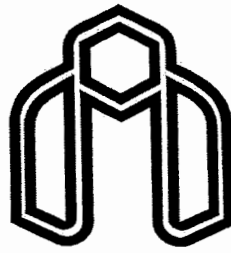
استاد راهنما:

دکتر علی دستفان

زمستان ۸۴

(ب)





دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه دوره کارشناسی ارشد
مهندسی برق گرایش قدرت

تشخیص هوشمند و کلاس بندی پدیده های کیفیت توان با استفاده از تبدیل S-

محقق:

سید عبدالله شنطیایی زاده

استاد راهنما:

دکتر علی دستفان

زمستان ۸۴

(ب)

تقديم به همسر م

الهام

تشر و قدردانی

سپاس و ستایش حکیم راستین و دانای حقیقی را که ره توشه دانش در کوله بار اشرف آفریدگان خویش نهاد و با کرامت علم الاسماء او را شایستگی مقام خلیفه الهی ارزانی داشت.

سپاس همه معلمان صدیق و راهنمایان پاک بشر را که ظلمت جهل و کوره راه شقاوت به شاهراه علم و حقیقتش رهنمون گشتند.

سپاس همه آنان را که خوشه چین خرمن معرفتشان بوده ام و آموختن را به گونه ای مدیون فضل و کرم آنانم.

سپاس پدر و مادرم، دو چراغ فروزانی که در فروغ پر مهرشان درس ایمان و امید آموخته ام.

سپاس همسر عزیز و مهربانم خانم الهام دبیری که با محبت، بخشی عظیمی از زحمات این کار را صبورانه بر دوش کشیده و همواره مشوق اینجانب بوده اند.

سپاس ویژه استاد راهنمایم جناب آقای دکتر علی دستفان که الگوی فروتنی و مهربانی و نیک سیرتی توأم با دانش و آگاهی است و هرگز مرا از خوان بی دریغ اندوخته های خویش محروم نگذاشته و رهین محبت های پدران و ایشان بوده و خواهم بود.

سپاس اساتید محترم دانشکده برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود.

سپاس خواهر و برادران عزیزم و همچنین خانواده محترم همسر که در تمام لحظات حامی و پشتیبان اینجانب بوده اند.

سپاس کلیه نزدیکان، دوستان و سروران گرامی که به نوعی در رسیدن به این هدف، مرا یاری نموده اند.

چکیده

امروزه در ساختار جدید و رقابتی بازار برق، کیفیت توان از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بنابراین مانیتورینگ و تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان در رسیدن به این هدف ضروری می‌باشد. در مانیتورینگ پدیده‌های کیفیت توان، تشخیص پدیده‌های کیفیت توان برای شبکه‌های برق بصورت سریع جهت ثبت و اقدام مناسب مورد نیاز است. برای تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان لازم است که ابتدا مشخصات آن شکل موج بدست آورده شود. برای دستیابی به مشخصات شکل موجها روشهای متعددی موجود است من جمله تبدیل فوریه، تبدیل STFT، تبدیل ویولت و تبدیل -S. تبدیل فوریه و تبدیل STFT برای بررسی سیگنالهای غیر ثابت مناسب نمی‌باشند. تبدیل ویولت و تبدیل -S بعنوان روشهایی جهت دستیابی به طبیعت سیگنال معرفی شده‌اند، و می‌توان از طریق آنها مشخصه‌های سیگنال را بدست آورد. تبدیل -S یک نمایش فرکانس- زمانی از شکل موج را به ما ارائه می‌دهد که مشخصه‌های بدست آمده از آن در تشخیص خبره پدیده‌های کیفیت توان نسبت به روش- های دیگر کارآمدتر می‌باشد.

با توجه به عدم دسترسی به داده‌های واقعی از یک شبکه موجود، پدیده‌های کیفیت توان در شبکه ۳۴ باس IEEE و با استفاده از EMTP شبیه‌سازی شده است. شکل موجهای پدیده‌های بدست آمده وارد سیستم تشخیص شده و در سیستم تشخیص ابتدا از سیگنال تبدیل -S گرفته شده و مشخصات سیگنال از آن استخراج می‌شود. سپس مشخصه‌های بدست آمده به شبکه عصبی از نوع پروسپترون با آموزش پس انتشار خطا داده می‌شود. بنابراین با استفاده از مشخصه‌های بدست آمده و شبکه عصبی طرح شده پدیده کیفیت توان کلاس‌بندی می‌شود. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که دقت تشخیص و کلاس‌بندی با استفاده از روش فوق دقت بیشتری نسبت به بقیه روشها دارد.

فهرست مطالب

صفحه

عنوان

۱.....	مقدمه
۴.....	فصل اول: کیفیت توان و موارد مرتبط با آن
۵.....	۱-۱- مقدمه
۶.....	۲-۱- اهمیت تشخیص و مانیتورینگ پدیده‌های کیفیت توان
۶.....	۳-۱- ضرورت تشخیص و کلاس بندی پدیده‌های کیفیت توان به صورت خودکار
۷.....	۴-۱- انواع پدیده‌های کیفیت توان
۷.....	۱-۴-۱- هارمونیک‌ها و میان هارمونیک‌ها
۸.....	۲-۴-۱- شکاف ولتاژی
۸.....	۳-۴-۱- نویز
۹.....	۴-۴-۱- گذراها
۹.....	۱-۴-۴-۱- گذراهای ضربه ای
۹.....	۲-۴-۴-۱- گذراهای نوسانی
۱۰.....	۵-۴-۱- تغییرات کوتاه مدت
۱۰.....	۱-۵-۴-۱- کمبود ولتاژ
۱۱.....	۲-۶-۴-۱- بیشبود ولتاژ
۱۲.....	۳-۶-۴-۱- قطعی. لتاژ
۱۲.....	۷-۴-۱- پدیده‌های بلند مدت
۱۲.....	۱-۷-۴-۱- کاهش ولتاژ
۱۲.....	۲-۷-۴-۱- اضافه ولتاژ
۱۳.....	۳-۷-۴-۱- قطعی با دوام
۱۳.....	۸-۴-۱- عدم تعادل ولتاژ
۱۳.....	۹-۴-۱- فلیکر
۱۴.....	۵-۱- اثرات پدیده‌های کیفیت توان روی شبکه و تجهیزات مصرف کننده‌ها
۱۴.....	۱-۵-۱- اثر هارمونیک‌ها روی تجهیزات برقی
۱۴.....	۱-۱-۵-۱- اثر روی هادیها

۱۵	۱-۵-۲- اثر روی کلیدها و فیوزها
۱۶	۱-۵-۳- اثر روی ترانسفورماتورها
۱۸	۱-۵-۴- اثر بر روی ماشینهای الکتریکی
۱۸	۱-۵-۵- اثر روی خازنها
۱۹	۱-۵-۶- اثر روی لامپها
۱۹	۱-۵-۷- اثر روی دستگاههای اندازه گیری و وسایل
۲۰	۱-۵-۸- اثر بر روی رله های حفاظتی
۲۰	۱-۵-۸-۱- رله های الکترومکانیکی
۲۰	۱-۵-۸-۲- رله های استاتیک
۲۱	۱-۶- مروری بر مانیتورینگ سیستم قدرت و لزوم آن در بهبود کیفیت توان
۲۳	۱-۶-۱- ساختار کلی سیستم
۲۴	۱-۶-۲- سیستم مانیتورینگ کیفیت توان
۲۶	۱-۶-۳- سیستم GUI
۲۷	۱-۶-۴- سیستم تشخیص
۲۸	۱-۷- روش های استفاده شده در تشخیص کیفیت توان
۳۰	۱-۸- خلاصه
۳۱	فصل دوم: روشهای ارزیابی و تشخیص پدیده های کیفیت توان و مقایسه آنها
۳۲	۲-۱- مقدمه
۳۴	۲-۲- از تبدیل فوریه تا تبدیل S
۳۴	۲-۲-۱- تبدیل فوریه
۳۶	۲-۲-۱-۲- تبدیل STFT
۳۸	۲-۳-۱- تبدیل ویولت
۴۰	۲-۳-۱-۲- مقایسه ای بین تبدیل ویولت و تبدیل فوریه
۴۱	۲-۳-۲- تبدیل ویولت پیوسته
۴۷	۲-۳-۳- تبدیل ویولت گسسته
۴۸	۲-۴- تبدیل S با تفکیک پذیری چندگانه
۴۸	۲-۴-۱- بدست آوردن تبدیل S از STFT
۵۱	۲-۴-۲- بدست آوردن تبدیل S از تبدیل ویولت

۵۲	 ۳-۴-۲-۲- عکس تبدیل - S
۵۲	 ۴-۴-۲-۲- تبدیل - S گسسته
۵۳	 ۵-۴-۲-۲- عکس تبدیل - S گسسته
۵۴	 ۶-۴-۲-۲- تبدیل - S تعمیم یافته
۵۵	 ۳-۲- مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی
۵۵	 ۱-۳-۲- اجزای تشکیل دهنده شبکه عصبی مصنوعی
۵۶	 ۱-۱-۳-۲- نرون‌ها (عناصر محاسباتی)
۵۶	 ۲-۱-۳-۲- لایه‌ها
۵۶	 ۳-۱-۳-۲- مدل پایه یک نرون مصنوعی
۵۹	 ۲-۳-۲- مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی
۶۰	 ۱-۲-۳-۲- ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی
۶۱	 ۱-۱-۲-۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور
۶۳	 ۲-۱-۲-۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور
۶۳	 ۲-۲-۳-۲- توابع محرک (تبدیل)
۶۵	 ۳-۲-۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های دینامیکی آموزش پذیر
۶۶	 ۴-۲-۳-۲- گونه‌های مختلف آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی
۶۷	 ۱-۴-۲-۳-۲- آموزش با ناظر ۱
۶۸	 ۲-۴-۲-۳- آموزش بدون ناظر
۶۸	 ۵-۲-۳-۲- آموزش شبکه عصبی مصنوعی
۶۹	 ۶-۲-۳-۲- کنترل آموزش:
۶۹	 ۳-۳-۲- تعمیم‌یافتگی در مقابل حفظ
۷۰	 ۴-۳-۲- تعیین بهترین اندازه برای شبکه
۷۰	 ۵-۳-۲- پرسپترون
۷۲	 ۶-۳-۲- قانون پس انتشار خطا
۷۲	 ۷-۳-۲- الگوریتم پس انتشار خطا
۷۵	 ۴-۲- خلاصه
۷۷	 فصل سوم: روش تشخیص و کلاس بندی پدیده های کیفیت توان برای یک شبکه نمونه
۷۸	 ۱-۳- مقدمه

۷۹	۲-۳- روش پیشنهادی
۷۹	۱-۲-۳- شبیه سازی پدیده‌ها
۸۷	۲-۲-۳- بدست آوردن مشخصه‌ها و ویژگی‌ها
۹۳	۳-۲-۳- آموزش شبکه عصبی
۹۴	۴-۲-۳- ساختار سیستم تشخیص و شبکه‌های عصبی
۱۰۲	۳-۳- خلاصه
۱۰۳	فصل چهارم: شبیه سازی روش پیشنهادی
۱۰۴	۱-۴- مقدمه
۱۰۴	۲-۴- خروجی‌های تبدیل - S
۱۰۵	۱-۲-۴- فلیکر
۱۱۰	۲-۲-۴- کمبود ولتاژ
۱۱۳	۳-۲-۴- صاعقه
۱۱۵	۴-۲-۴- کلید زنی خازنی
۱۱۷	۵-۲-۴- فلیکر و هارمونیک
۱۲۰	۳-۴- مشخصه‌های بدست آمده
۱۲۱	۴-۴- آموزش شبکه عصبی و خروجی آن :
۱۲۴	۵-۴- نتایج سیستم تشخیص
۱۲۷	فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۱۲۸	۱-۵- نتیجه‌گیری
۱۲۹	۲-۵- پیشنهادات
۱۳۷	پیوست الف: شبکه نمونه مورد مطالعه
۱۴۸	پیوست ب: توضیحاتی در مورد نرم افزار EMTP

فهرست اشکال

<u>شکل</u>	<u>صفحه</u>
شکل ۱-۱: شکل موج ولتاژ که هارمونیکی	۷
شکل ۲-۱: شکاف ولتاژ	۸
شکل ۳-۱: شکل موج گذرای ضربه ای	۹
شکل ۴-۱: شکل موج گذرای نوسانی (کلید زنی خازنی)	۱۰
شکل ۵-۱: شکل موج کمبود ولتاژ	۱۱
شکل ۶-۱: شکل موج بیشبود ولتاژ	۱۱
شکل ۷-۱: شکل موج وقفه	۱۲
شکل ۸-۱: شکل موج فلیکر	۱۴
شکل ۹-۱: ارتباط بین قسمتهای مختلف سیستم مدیریت دیتای کیفیت توان	۲۳
شکل ۱۰-۱: سیستم مانیتورینگ کیفیت توان با ساختار پردازش غیر متمرکز	۲۴
شکل ۱۱-۱: سیستم مانیتورینگ کیفیت توان با ساختار پردازش متمرکز	۲۵
شکل ۱۲-۱: فرایند سیستم مانیتورینگ کیفیت توان	۲۵
شکل ۱۳-۱: فرایند سیستم تشخیص کیفیت توان	۲۷
شکل ۱-۲: تبدیل فوریه	۳۶
شکل ۲-۲: تبدیل STFT	۳۶
شکل ۳-۲: تبدیل ویولت	۳۸
شکل ۴-۲: نمایش تبدیل های مختلف	۳۹
شکل ۵-۲: تابع ویولت Morlet	۳۹
شکل ۶-۲: مقایسه موج سینوسی با یک ویولت (موجک)	۴۰
شکل ۷-۲: موج سینوسی با یک ناپیوستگی کوچک	۴۱
شکل ۸-۲: طیف فرکانسی و نموداری از تبدیل ویولت یک موج سینوسی با یک ناپیوستگی کوچک	۴۱
شکل ۹-۲: نمایش تبدیل فوریه	۴۲
شکل ۱۰-۲: تبدیل ویولت	۴۲
شکل ۱۱-۲: جابجایی و کشیدگی و فشردگی یک ویولت	۴۳
شکل ۱۲-۲: تاخیر دادن و یا جلو انداختن ویولت	۴۳
شکل ۱۳-۲-الف: تابع ویولت Haar	۴۴
شکل ۱۳-۲-ب: تابع مقیاس Haar	۴۴
شکل ۱۳-۲: توابع مادر ویولت Daubechies	۴۵

- شکل ۲-۱۵: مدل پایه یک نرون مصنوعی ۵۸
- الف: شکل تحلیلی یک نرون مصنوعی ۵۸
- ب: علامت اختصاری نرون به همراه ورودیهای آن ۵۸
- شکل ۲-۱۶: آستانه معین تولید سیگنال توسط نرون ۵۸
- شکل ۲-۱۷: شیوه عملکرد یک نرون مصنوعی ۵۹
- شکل ۲-۱۸: ساختار الگوریتم پس انتشار خطا ۶۲
- شکل ۲-۱۹: شبکه پسخور ۶۳
- شکل ۲-۲۰: تابع تبدیل سیگموئیدی ۶۴
- شکل ۲-۲۱: تابع تبدیل سیگموئیدی ۶۵
- شکل ۲-۲۲: حداقل واقعی و حداقل محلی ۶۷
- شکل ۲-۲۳: ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه ۷۱
- شکل ۲-۲۴: الگوریتم پس انتشار خطا ۷۶
- شکل ۱-۳: شبکه ۳۴ باس IEEE شبیهسازی شده در محیط EMTP ۷۹
- شکل ۲-۳: مدل کوره الکتریکی استفاده شده جهت ایجاد فلیکر ۸۰
- شکل ۳-۳: شکل موج ولتاژ همراه با فلیکر ۸۱
- شکل ۳-۴: مدل منبع هارمونیک استفاده شده جهت ایجاد هارمونیک ۸۱
- شکل ۳-۵: شکل موج ولتاژ هارمونیک ۸۲
- شکل ۳-۶: شکل موج بیشبود ولتاژ ۸۳
- شکل ۳-۷: شکل موج کمبود ولتاژ ۸۳
- شکل ۳-۸: شکل موج صاعقه ۸۴
- شکل ۳-۹: شکل موج کلیدزنی خازنی ۸۴
- شکل ۳-۱۰: شکل موج کمبود ولتاژ در محیط آلوده به فلیکر ۸۵
- شکل ۳-۱۱: شکل موج کمبود ولتاژ در یک محیط هارمونیک ۸۶
- شکل ۳-۱۲: شکل موج فلیکر در یک محیط هارمونیک ۸۶
- شکل ۳-۱۳: شکل موج سه بعدی نمایش فرکانس - زمانی هارمونیک ۸۹
- شکل ۳-۱۴: کانتورهای فرکانس - زمانی مربوط به هارمونیک ۹۰
- شکل ۳-۱۵: شکل موج دامنه بر حسب زمان مربوط به هارمونیک ۹۱
- شکل ۳-۱۶: شکل موج دامنه بر حسب فرکانس مربوط به هارمونیک ۹۲
- شکل ۳-۱۷: خطای شبکه عصبی ۱ پس از ۲۰۰۰ تکرار ۹۶
- شکل ۳-۱۸: فلوچارت سیستم تشخیص خطا ۱۰۰
- شکل ۴-۱-الف: شکل موج فلیکر ۴٪ ۵Hz ۱۰۵
- شکل ۴-۱-ب: شکل موج فلیکر ۴٪ ۲۰Hz ۱۰۵

- شکل ۴-۲- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۶
- شکل ۴-۲- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۶
- شکل ۴-۲- ج: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۶
- شکل ۴-۲- د: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۶
- شکل ۴-۳- الف: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۷
- شکل ۴-۳- ب: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۷
- شکل ۴-۳- ج: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۷
- شکل ۴-۳- د: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۷
- شکل ۴-۴- الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۸
- شکل ۴-۴- ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۸
- شکل ۴-۴- ج: نمودار دامنه برحسب فرکانس فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۸
- شکل ۴-۴- د: نمودار دامنه برحسب فرکانس فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۸
- شکل ۴-۵- الف: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۹
- شکل ۴-۵- ب: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۹
- شکل ۴-۵- ج: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=1$ ۱۰۹
- شکل ۴-۵- د: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪ ΔHz ، با $k=5$ ۱۰۹
- شکل ۴-۶: شکل موج مربوط به کمبود ولتاژ (۰/۴۵٪ پرینیت) ۱۱۰
- شکل ۴-۷- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=1$ ۱۱۱
- شکل ۴-۷- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=5$ ۱۱۱
- شکل ۴-۸- الف: کانتورهای فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=1$ ۱۱۱
- شکل ۴-۸- ب: کانتورهای فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=5$ ۱۱۱
- شکل ۴-۹- الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=1$ ۱۱۲
- شکل ۴-۹- ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=5$ ۱۱۲
- شکل ۴-۱۰- الف: نمودار دامنه برحسب زمان کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=1$ ۱۱۲
- شکل ۴-۱۰- ب: نمودار دامنه برحسب زمان کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵٪ پرینیت با $k=5$ ۱۱۲
- شکل ۴-۱۱: شکل موج مربوط به صاعقه ۱۱۳
- شکل ۴-۱۲- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی صاعقه با $k=1$ ۱۱۳
- شکل ۴-۱۲- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی صاعقه با $k=5$ ۱۱۳
- شکل ۴-۱۳- الف: کانتورهای فرکانس زمانی صاعقه با $k=1$ ۱۱۴
- شکل ۴-۱۳- ب: کانتورهای فرکانس زمانی صاعقه با $k=5$ ۱۱۴
- شکل ۴-۱۴- الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس صاعقه با $k=1$ ۱۱۴
- شکل ۴-۱۴- ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس صاعقه با $k=5$ ۱۱۴

- شکل ۴-۱۵- الف: نمودار دامنه برحسب زمان صاعقه با $k=1$ ۱۱۵
- شکل ۴-۱۵- ب: نمودار دامنه برحسب زمان صاعقه با $k=5$ ۱۱۵
- شکل ۴-۱۶: شکل موج کلیدزنی خازن ۳۰۰ میکرو فارادی ۱۱۵
- شکل ۴-۱۷- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=1$ ۱۱۶
- شکل ۴-۱۷- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=1$ ۱۱۶
- شکل ۴-۱۸- الف: کانتورهای فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=1$ ۱۱۶
- شکل ۴-۱۸- ب: کانتورهای فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=5$ ۱۱۶
- شکل ۴-۱۹- الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس کلید زنی خازنی با $k=1$ ۱۱۷
- شکل ۴-۱۹- ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس کلید زنی خازنی با $k=5$ ۱۱۷
- شکل ۴-۲۰- الف: نمودار دامنه برحسب زمان کلید زنی خازنی با $k=1$ ۱۱۷
- شکل ۴-۲۰- ب: نمودار دامنه برحسب زمان کلید زنی خازنی با $k=5$ ۱۱۷
- شکل ۴-۲۱: شکل موج فلیکر در یک محیط هارمونیک ۱۱۸
- شکل ۴-۲۲- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$ ۱۱۸
- شکل ۴-۲۲- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$ ۱۱۸
- شکل ۴-۲۳- الف: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$ ۱۱۹
- شکل ۴-۲۳- ب: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$ ۱۱۹
- شکل ۴-۲۴- الف: نمودارهای دامنه برحسب فرکانس مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$ ۱۱۹
- شکل ۴-۲۴- ب: نمودارهای دامنه برحسب فرکانس مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$ ۱۱۹
- شکل ۴-۲۵- ب: نمودارهای دامنه برحسب زمان مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$ ۱۲۰
- شکل ۴-۲۵- الف: نمودارهای دامنه برحسب زمان مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$ ۱۲۰
- شکل ۴-۲۶: خطای آموزش شبکه ۱ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد ۱۲۲
- شکل ۴-۲۷: خطای آموزش شبکه ۴ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ مورد استفاده قرار می گیرد ۱۲۲
- شکل ۴-۲۸: خطای آموزش شبکه ۸ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ همراه با هارمونیک مورد استفاده قرار می گیرد ۱۲۳
- شکل ۴-۲۹: خطای آموزش شبکه ۹ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ همراه با فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد ۱۲۳

- شکل ۴-۳۰: خطای آموزش شبکه ۱ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص فلیکر
مورد استفاده قرار می گیرد..... ۱۲۳
- شکل ۴-۳۱: خطای آموزش شبکه ۴ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ
مورد استفاده قرار می گیرد..... ۱۲۳
- شکل ۴-۳۲: خطای آموزش شبکه ۸ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ
همراه با هارمونیک، مورد استفاده قرار می گیرد..... ۱۲۳
- شکل ۴-۳۳: خطای آموزش شبکه ۹ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ
همراه با فلیکر، مورد استفاده قرار می گیرد..... ۱۲۳
- شکل ۴-۳۴: سیستم تشخیص بر گرفته شده از مقاله [۶۵]..... ۱۲۶

فهرست جداول

جدول	صفحه
جدول ۱-۲- توابع تبدیل با علائم قراردادی	۶۶
جدول ۱-۳- جدول نشان دهنده توابع غیر خطی استفاده شده	۹۵
جدول ۲-۳- انواع پدیده‌های کیفیت توان و کد مربوطه	۹۸
جدول ۱-۴- میانگین مشخصه‌های مختلف برای پدیده‌ها	۱۲۲
جدول ۲-۴- خطای سیستم تشخیص	۱۲۵
جدول ۳-۴- جدول برگرفته شده از مقاله [۶۱]	۱۲۶
جدول ۴-۴- جدول مقایسه‌ای	۱۲۶

مقدمه

مقدمه

وابستگی زندگی مدرن امروزی به تداوم انرژی برق باعث شده که در حوزه سیستم‌های قدرت، قابلیت اطمینان و کیفیت برق در بالاترین درجه اهمیت قرار گیرند. هر چند موضوع کیفیت توان هنوز بطور شفاف تعریف نشده است، ولی مسائل مربوط به آن رشد فزاینده‌ای داشته است. اهمیت کیفیت توان بحدی است که امروزه استانداردهایی وضع گردیده است تا بارهای مصرفی که دارای مبدل‌های الکترونیکی بوده و همچنین صنایع با بارها و مصارف غیر خطی که موجب اعوجاجات شکل موج می‌شوند و تعدادشان نیز در حال افزایش است، بنحوی محدود و کنترل گردند.

تشخیص، ارزیابی و بهبود سطح کیفیت توان در یک سیستم قدرت در مرحله اول بر مبنای پیش‌بینی و شبیه‌سازی سیستم می‌باشد و در مرحله بعد استفاده از فنون تشخیص و نظارت دقیق که مبنای اصلی ارزیابی و بررسی کیفیت توان در سیستم قدرت می‌باشد. امروزه بحث مانیتورینگ پدیده‌های کیفیت توان بسیار مورد توجه بوده و در سیستم مانیتورینگ آنچه که بسیار مورد اهمیت می‌باشد بحث تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان است. زیرا بروز دادن این موارد برای شبکه های برق بصورت سریع جهت ثبت و اقدام مناسب مورد نیاز است. روشهای ارزیابی، تشخیص و بهبود کیفیت توان در مقالات و کتابهای بسیاری مورد بررسی قرار گرفته است [۴۶-۵].

در بحث بهبود کیفیت توان، لازم است که بدانیم پدیده‌ها از چه نوعی بوده و منبع ایجاد کننده آن چیست تا بتوانیم روشهای مناسبی برای بهبود آن بکار گیریم. با توجه به اهمیت این موضوع، کیفیت برق هم اکنون بخش مهمی از مباحث مربوط به کنفرانسهای بین المللی برق را تشکیل می دهد. علاوه بر آن‌ها کنفرانسهای اختصاصی نیز همانند کنفرانس بین‌المللی هارمونیک و کیفیت برق (ICHQP) و کنفرانس ارزیابی کیفیت برق (PQA) به موضوعات مطروحه در این زمینه می‌پردازند.

ساختار رساله

در **فصل اول** با بیان مفاهیم مربوط به کیفیت توان، به معرفی انواع پدیده‌های کیفیت توان و آثار نامطلوب آن پرداخته شده است. پس از آن ساختار مانیتورینگ کیفیت توان مورد بررسی قرار گرفته است. در **فصل دوم** به معرفی روشهای بررسی و ارزیابی کیفیت توان پرداخته و روش بکار گرفته شده در این رساله که تبدیل-S می‌باشد، به تفصیل بیان شده است. در **فصل سوم** ابتدا به نحوه شبیه‌سازی پدیده‌های کیفیت توان پرداخته سپس روش استفاده شده جهت تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان و چگونگی پیاده سازی آن ارائه شده است. در **فصل چهارم** ابتدا تبدیل-S پدیده‌های کیفیت توان مورد بررسی قرار گرفته سپس نتایج و جداولی که دقت سیستم تشخیص را نشان می‌دهد ارائه شده است، دقت این روش با بعضی روشهای دیگر بکار گرفته شده مورد مقایسه قرار گرفته است و در نهایت **فصل پنجم** به نتیجه‌گیری کلی موضوع رساله می‌پردازد.

فصل اول

کیفیت توان و موارد مرتبط با آن

۱-۱- مقدمه

انرژی الکتریکی کالایی است که توسط بیش از ۹۵٪ از مردم بطور شبانه روزی مورد استفاده قرار می‌گیرد. کیفیت مطلوب چنین کالایی بسیار مهم می‌باشد و به همین دلیل مشخصات فنی و استانداردهای مختلفی در مورد کیفیت توان الکتریکی تدوین شده است. بنابراین تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان انرژی تلاش ویژه‌ای را در این زمینه شروع کرده‌اند بخصوص مشترکین بعثت ضررات ناشی از بدی کیفیت توان نسبت به آن حساس شده‌اند.

اهمیت کیفیت توان الکتریکی در طی سه دهه گذشته بعثت زیر می‌باشد:

- استفاده روز افزون از تجهیزات الکتریکی حساس به پدیده‌های کیفیت توان
- افزایش استفاده از مبدل‌های الکترونیک قدرت که بعنوان بارهای غیر خطی مطرح می‌باشند

- ساختار جدید صنعت برق به صورت بازار رقابتی و اهمیت کیفیت توان در آن [۵]

در این فصل ابتدا به معرفی پدیده‌های کیفیت توان و اثرات منفی آن پرداخته شده است و سپس به اهمیت مانیتورینگ پدیده‌های کیفیت توان و نقش سیستم تشخیص در آن اشاره خواهد شد.

۱-۲- اهمیت تشخیص و مانیتورینگ پدیده‌های کیفیت توان

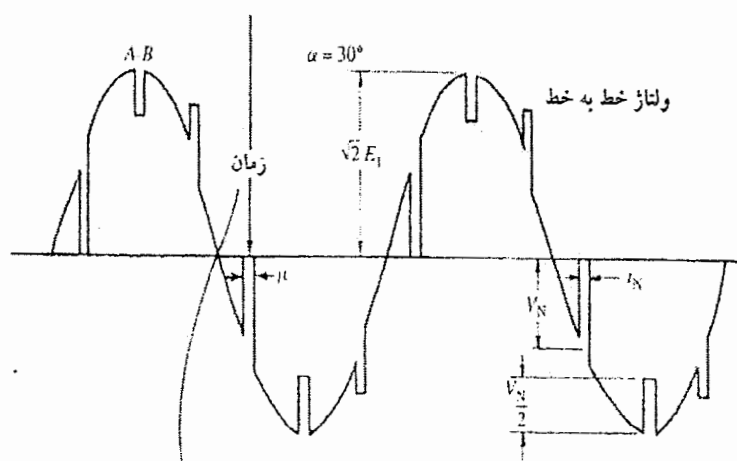
امروزه در ساختار جدید و رقابتی بازار برق مشتریان برق خواستار برق با کیفیت بالا هستند. از طرف دیگر شرکت‌های تولید و توزیع برق باید بگونه‌ای کیفیت برق خود را تضمین کنند تا بتوانند همچنان در بازار رقابت حضور یابند. بنابراین مانیتورینگ و تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان می‌تواند آنها را در رسیدن به این هدف کمک کند [۶]. زیرا تشخیص پدیده‌های کیفیت توان برای شبکه‌های برق بصورت سریع جهت ثبت و اقدام مناسب مورد نیاز است، که در این مورد ابتدا می‌بایست، نوع کیفیت توان شناخته و کلاس‌بندی شود و از طریق آن منابع و دلایل ایجاد کننده این اغتشاشات شناسایی شوند. سپس راه‌کارهایی جهت بهبود آن ارائه داد، که تنها از طریق مانیتورینگ این پدیده‌ها دست یافتنی می‌باشد. زیرا کیفیت توان بالا موجب کاهش هزینه‌های نگهداری و تعویض بسیاری از وسایل حساس به آن می‌شود.

۱-۳- ضرورت تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان به صورت خودکار

با توجه به اهمیت مانیتورینگ، در سیستم‌های انتقال و توزیع امروزی ثبات‌ها و نشان‌دهنده‌های مختلفی نصب شده است، که حجم عظیمی از دیتاها (در حدود گیگا بایت) را در اختیار می‌گذارند [۷]. سپس این دیتاها باید مورد بررسی قرار گیرند و پدیده‌های مختلف تشخیص داده شده و کلاس‌بندی شوند. انجام این عمل بصورت دستی کاری بسیار دشوار، هزینه بر، زمانبر و تخصصی بوده که احتیاج به بررسی‌های خاص دارد. بنابراین استفاده از روشهای جدید و تکنیک‌های هوش مصنوعی در تشخیص خودکار بررسی پدیده‌های کیفیت توان همراه با افزایش سرعت عمل و کارایی و بازده بالا امری حیاتی در این زمینه محسوب می‌شود [۷، ۸].

۱-۴-۲- شکاف ولتاژی^۱

در دستگاههای الکترونیک قدرت هنگام کموتاسیون از یک فاز به فاز نوعی اتصال کوتاه در ولتاژ سیستم رخ می‌دهد که باعث شکاف در ولتاژ می‌شود. یکسوکننده‌های دیودی و تریستوری و اینورترها از عوامل اصلی شکاف در ولتاژ هستند. در شکل ۲-۱ شکاف ولتاژ نشان داده شده است.



شکل ۲-۱: شکاف ولتاژ

۱-۴-۳- نویز

نویز، سیگنالهای ناخواسته‌ای است با مولفه‌های طیفی وسیع در فرکانس، که بر روی ولتاژ و یا جریان سیستم تغذیه سوار شده‌اند. اصولاً نویز شامل کلیه اعوجاج ناخواسته سیگنال قدرت است که آنها را نمی‌توان در طبقه‌بندی هارمونیک‌ها جایگزین کرد.

علت ایجاد آن را می‌توان زمین نامناسب و منابع سوئیچینگ و کوره‌های قوس الکتریک در سیستم نام برد. عملکرد نادرست بعضی لوازم الکترونیکی مانند کامپیوترها و رایورهای سوییچها از اثرات منفی وجود آن می‌باشد [۹].

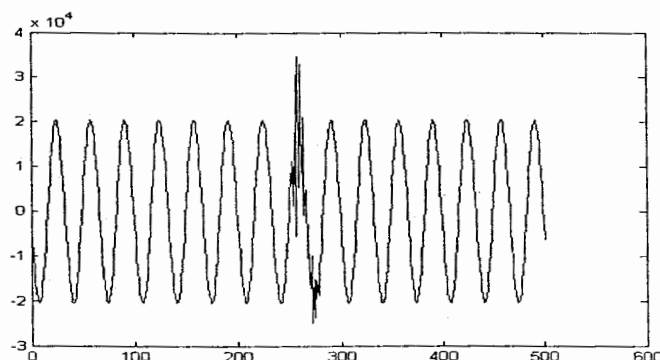
۱- Voltage Notch

۱-۴-۴-۴- گذراها

طبق تعریف IEEE ۱۱۵۹ گذرا بخشی از تغییرات یک کمیت در سیستم است که طی انتقال از یک نقطه کار در حالت مانا به نقطه کار دیگری در حالت ماندگار میرا می‌شود. گذرا به دو دسته ضربه-ای و نوسانی تقسیم می‌شود [۹].

۱-۴-۴-۱- گذراهای ضربه ای

یک پدیده گذرای ضربه‌ای تغییری ناگهانی در شرایط ماندگار ولتاژ، جریان یا هر دو است که فرکانسی غیر فرکانس قدرت را دارد و پلاریته آن یک جهته (مثبت یا منفی) است. علت اصلی ایجاد آن صاعقه است و بر روی عایق ترانسفورماتورها و تجهیزات و دستگاههای برقی طرف فشار ضعیف تاثیرات نا مطلوبی می‌گذارد [۹]. شکل ۱-۳ شکل موج گذرای ناشی از صاعقه در سیستم قدرت را نشان می‌دهد.



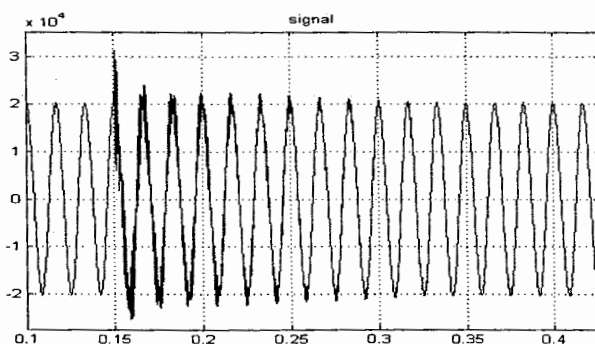
شکل ۱-۳: شکل موج گذرای ضربه ای

۱-۴-۴-۲- گذراهای نوسانی

یک موج نوسانی گذرا، تغییری ناگهانی در شرایط ماندگار ولتاژ، جریان یا هر دو است که فرکانسی به غیر از فرکانس قدرت در حالت بار نامی را داراست و مقدار آن، هر دو پلاریته مثبت و

منفی را دارا باشد. کلیدزنی خازنها و سلفها عامل اصلی ایجاد کننده شکل موج گذرای نوسانی می باشد.

شکل ۴-۱ شکل موج گذرای نوسانی حاصی از کلیدزنی خازن را نمایش می دهد.



شکل ۴-۱: کل موج گذرای نوسانی (کلید زنی خازنی)

۵-۴-۱- تغییرات کوتاه مدت

این تغییرات بر حسب زمان تداوم آنها مطابق استاندارد به سه دسته زیر تقسیم می شود [۹].

آنی: به محدوده زمانی ۰/۵ سیکل تا ۳۰ سیکل اطلاق می گردد.

لحظه ای: به محدوده زمانی ۳۰ سیکل تا ۳ ثانیه.

موقتی: محدوده زمانی ۳ ثانیه تا یک دقیقه.

۱-۵-۴-۱- کمبود ولتاژ^۱

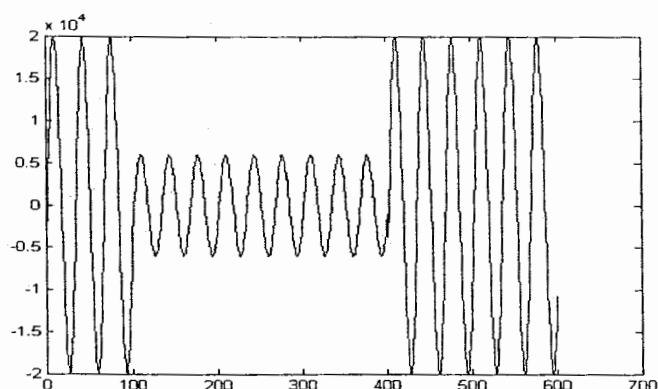
کمبود عبارت است از کاهشی بین ۰/۱ تا ۰/۹ پریونیت در مقدار موثر ولتاژ در فرکانس قدرت و

با زمان تداوم ۰/۵ سیکل تا ۱ دقیقه، کمبود به سه دسته آنی، لحظه ای و موقتی تقسیم می شود. علل

ایجاد آن خطاهای دور و نزدیک و همچنین کلیدزنی بارهای بزرگ می باشد. در شکل ۵-۱ شکل موج

کمبود ولتاژ نشان داده شده است.

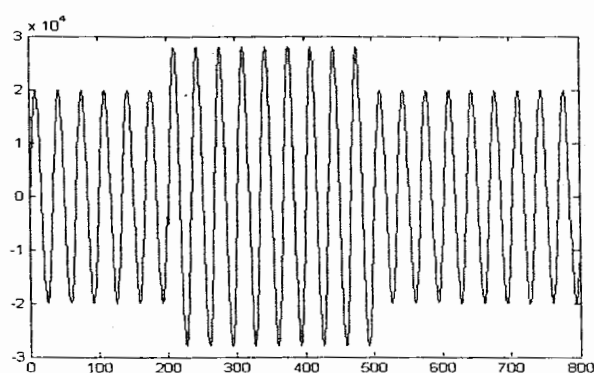
^۱- Voltage Sag



شکل ۱-۵: شکل موج کمبود ولتاژ

۱-۴-۶-۲- بیشبود ولتاژ^۱

به افزایش مقدار موثر ولتاژ به اندازه $1/1$ الی $1/8$ پریونیت در مقدار نامی ولتاژ و برای مدت تداوم $0/5$ سیکل تا ۱ دقیقه گفته می‌شود. علت اصلی ایجاد آن اتصال کوتاه تک فاز به زمین در یک سیستم بدون زمین و افزایش ولتاژ در دو فاز دیگر می‌باشد. شکل ۱-۶ نشان دهنده شکل موج بیشبود ولتاژ می‌باشد.

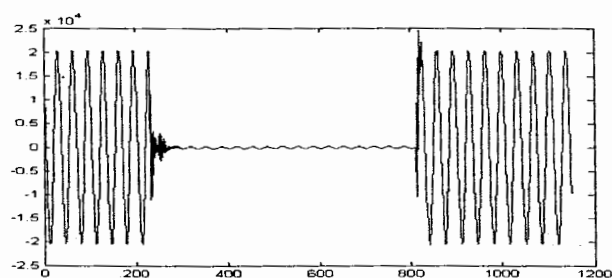


شکل ۱-۶: شکل موج بیشبود ولتاژ

۱- Voltage Swell

۱-۴-۶-۳- قطعی ولتاژ^۱

کاهش شدید (کمتر از ۱۰ درصد مقدار نامی) یا قطع کامل ولتاژ تغذیه را قطعی ولتاژ گویند. از دلایل ایجاد آن می‌تواند کمبود ولتاژی باشد که بر اثر ایجاد خطا در نزدیکی منبع رخ می‌دهد. شکل ۷-۱ شکل موج وقفه در ولتاژ را نشان می‌دهد.



شکل ۷-۱: شکل موج وقفه

۱-۴-۷-۷- پدیده‌های بلند مدت

۱-۴-۷-۱- کاهش ولتاژ^۲

کاهش به میزان ۱۰ درصد مقدار نامی ولتاژ یا کمتر از آن در فرکانس نامی و برای مدت زمان بیشتر از یک دقیقه را کاهش ولتاژ گویند. کاهش ولتاژ بر اثر افزایش ناگهانی بار و یا خارج کردن بانک خازنی حاصل می‌شود.

۱-۴-۷-۲- اضافه ولتاژ^۳

به ولتاژی که حداقل ۱۰ درصد از مقدار نامی خود بیشتر باشد و زمان تداوم آن بیشتر از یک دقیقه باشد، اضافه ولتاژ گفته می‌شود. افزایش ولتاژ در اثر خارج شدن بار زیاد از شبکه و یا بر اثر تغییر

۱- Voltage Interruption

۲- Under Voltage

۳- Over Voltage

و افزایش توان راکتیو، مانند به سرویس آمدن بانک خازنی، رخ می‌دهد.

۱-۴-۷-۳- قطعی با دوام

قطعی با دوام از دیدگاه شبکه قدرت: عبارت از هر گونه قطعی است که در طبقه بندی لحظه‌ای قرار نگیرد. قطعی با دوام از دیدگاه کیفیت توان قطع کامل برای مدت زمان بیشتر از یک دقیقه است.

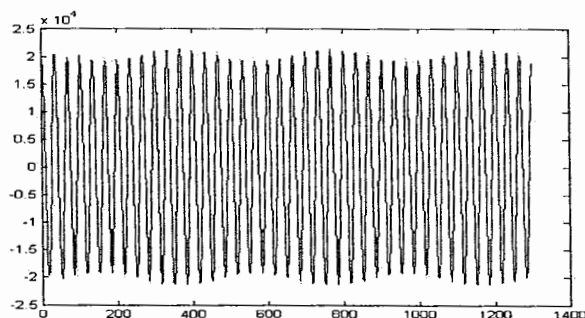
۱-۴-۸- عدم تعادل ولتاژ

عدم تعادل ولتاژ به شرایطی اطلاق می‌شود که مقادیر ولتاژ سه فاز با یکدیگر متفاوت بوده و یا اختلاف زاویه 120° درجه بین فازها وجود نداشته باشد عدم تعادل ولتاژ همچنین می‌تواند با استفاده از مولفه‌های متقارن تعریف شود. مولفه‌های ولتاژهای منفی یا صفر در سیستم عموماً ناشی از بارهای نامتعادلی است که موجب عبور جریانهای مولفه منفی و یا صفر می‌شود. نسبت مقدار موثر مولفه صفر یا منفی ولتاژ به مقدار مولفه توالی مثبت آن، درصد عدم تعادل ولتاژ نامیده می‌شود [۹].

۱-۴-۹- فلیکر^۱

بر اساس استاندارد، نوسانات ولتاژ عبارت است از تغییرات منظم پوش ولتاژ یا یک سری تغییرات ولتاژ تصادفی که دامنه آنها معمولاً بین 0.9 تا 1.1 پریونیت است. عبارت فلیکر را بصورت تاثیر غیرماندگار حسی یک منبع نوری که روی چشم انسان تاثیر می‌گذارد، تعریف می‌کنند. از عوامل ایجاد کننده آن می‌توان به عملکرد کوره‌های قوس الکتریک، جوشکاری و قطع و وصل سریع بارهای بزرگ اشاره نمود. چشمک‌زنی لامپها و عملکرد نادرست بارهای حساس از پیامدهای آن می‌باشد [۹]. شکل ۱-۸ نشان دهنده شکل موج فلیکر می‌باشد.

۱- Flicker



شکل ۱-۸: شکل موج فلیکر

۱-۵- اثرات پدیده‌های کیفیت توان روی شبکه و تجهیزات مصرف کننده‌ها

اثر پدیده‌های کیفیت توان روی شبکه و تجهیزات، می‌تواند به صورتهای زیر ظاهر شوند:

- تلفات انرژی به صورتهای مختلف آن (اهمی، عایقه‌ها، آهنی و مکانیکی)
 - عملکرد غیر صحیح وسائل و خاموشیهای نابجا
 - اثرات منفی روی وسائل اندازه‌گیری و ایجاد خطا
 - اثرات منفی روی سیستم‌های حفاظتی و عملکرد نامطلوب و غیر دقیق آنها
- که این اثرات می‌توانند خسارتهای سنگینی به تولیدکننده‌های صنعتی و وسائل آنها وارد آورند. بعنوان مثال قطعی توان به مدت یک ثانیه می‌تواند ضرر مالی زیادی در کارخانه‌های صنعتی به همراه داشته باشد [۱۰].

۱-۵-۱- اثر هارمونیک‌ها روی تجهیزات برقی

۱-۵-۱-۱- اثر روی هادیها

عبور جریانهای هارمونیک‌دار هادیها موجب ایجاد اثر پوستی در آنها می‌شود. بدلیل فرکانس بالای هارمونیک‌ها و توزیع غیر یکنواخت جریان‌های متناوب هادیها، مغز هادی نسبت به پوسته آن جریان

کمتری را عبور می‌دهد و در نتیجه تلفات و افت ولتاژ، افزایش می‌یابد. افزایش تلفات در هادی‌ها باعث داغ شدن و کاهش عمر، همچنین اثرات مکانیکی نظیر افزایش شکم هادی و کاهش استقامت آنها می‌شود.

اثر دیگری که ناشی از هارمونیک‌های مضرب ۳ است، عبور جریان از سیم نول می‌باشد. مجموع هارمونیک‌های مضرب ۳ از جنس مولفه صفر و مقدار آن سه برابر هارمونیک سوم در هر فاز است. لذا موجب تلفات و همچنین برقرار شدن سیم نول می‌گردد که مشکل ایمنی و کم شدن سطح موثر ولتاژ را به همراه دارد. در کابل‌ها ولتاژهای هارمونیکی، و تاثیر آن بر جریانهای خازنی موجب ایجاد نوسانات ولتاژ و بیشبودهای ولتاژ می‌شود. یکی از مشکلاتی که شرکت‌های برق با آن روبرو هستند، ترکیدن سر کابل‌ها و خود کابل‌ها می‌باشد که در اثر عوامل بالا می‌باشد و در محیط‌های هارمونیکی باید کابل و دیگر وسائل را در مقادیری کمتر از مقدار نامی بهره‌برداری کرد [۳].

۱-۵-۱-۲- اثر روی کلیدها و فیوزها

وقتی جریان هارمونیکی با دامنه زیاد از مدار عبور می‌کند باعث عملکرد غیر صحیح کلیدها و فیوزها خواهد شد. در کنتاکتورهایی که با کوئل تحریک می‌گردند، عبور جریان هارمونیکی باعث افزایش درجه حرارت و باعث عملکرد رله‌های بی متال در جریانی پایین‌تر از جریان قطع می‌گردد. در فیوزها جریان هارمونیکی ممکن است باعث شیفت منحنی عملکرد فیوز شود و در نتیجه باعث عملکرد اشتباه فیوز شود. همچنین در فیوزها مخصوصا فیوزهای کاردی که المان عمل کننده آنها مشبک می‌باشد، در فرکانسهای بالا بدلیل افزایش اثر پوستی موجب افزایش مقاومت آنها و در نتیجه عملکرد فیوز در جریان پایین‌تر می‌شود [۴].

۱-۵-۳-۱ اثر روی ترانسفورماتورها

ترانسفورماتورها به عنوان بخش مهمی از سیستم قدرت محسوب می‌شوند و عملکرد صحیح آنها بسیار حیاتی می‌باشد.

هارمونیک‌ها در ترانسفورماتورها می‌تواند باعث ایجاد رزونانس بین سیم پیچهای ترانسها و خازنهای شبکه شود، ضمناً موجب ایجاد لرزش در هسته و سیم پیچها شود. با توجه به اینکه بخش مهم تلفات هسته بخاطر جریان گردابی می‌باشد و بدلیل اینکه جریانهای گردابی با $f^2 B^2 m$ متناسب است، بنابراین وجود هارمونیک‌ها موجب افزایش تلفات هسته و ایجاد حرارت اضافی در ترانس می‌شود، لذا باید آنها را در قدرت کمتری بکار گرفت. به همین منظور ضریب k_f برای کاهش توان در محیطهای هارمونیکی به فرم زیر تعریف می‌شود:

$$k_f = \frac{\sum_{h=2}^n I_n^2 h^2}{\sum I_n^2} > 1$$

این ضریب معرف این است که چقدر باید ظرفیت ترانس را کاهش دهیم.

$$p_T = \frac{P_n}{k_f}$$

p_n : مقدار توان نامی است.

در محیطهایی که آلودگی هارمونیکی دارند باید از ترانسهای مخصوص استفاده نمود که معمولاً حجم و وزن آنها نسبت به نوع معمولی بیشتر می‌باشد و قیمت آنها بیشتر از نوع معمولی آنها می‌باشد.

۱-۵-۳-۱-۱ شکست عایقی در حالت‌های گذرا

تعداد دور ترانس بر حسب اینکه که هر دو حلقه سیم‌پیچ چه ولتاژی را می‌تواند تحمل کند تعیین می‌شود. در حالت پایدار، ولتاژ یکنواخت بین دورها توزیع می‌شود، در صورت ایجاد اضافه

ولتاژهای گذرا، توزیع ولتاژ یکنواخت نبوده و ممکن است که ولتاژ اضافی اعمالی به بعضی از دورهای ابتدایی ترانس از ولتاژ شکست آنها بیشتر بوده و شکست عایقی ایجاد شود. لذا ولتاژ گذرای حاصل از کلیدزنی و صاعقه می‌توانند باعث سوختن ترانسها شوند.

۱-۵-۱-۳-۲- پدیده‌های فرورزونانس

در ولتاژهای هارمونیک مقدار راکتانس‌های نشتی و مغناطیس‌کنندگی ترانس تغییر می‌کند. لذا ممکن است در بعضی هارمونیک‌ها رزونانس بین سلف معادل ترانس و خازنهای شبکه حاصل شود که باعث افزایش ولتاژ و شکست عایقی می‌شود.

۱-۵-۱-۳-۳- نوسانات ورقه‌ها و سیمها

در اثر عبور جریان‌ها و شارهای هارمونیک ممکن است تنش‌های اعمالی به ورقه‌ها و سیم‌ها باعث ایجاد نوسان شود که این لرزش‌ها باعث ایجاد نویز و سرو صدا و ازدیاد تلفات و حرارت در ترانس می‌شوند.

۱-۵-۱-۳-۴- مولفه صفر و هارمونیک سوم در ترانس سه فاز:

اگر اتصال ترانس به گونه‌ای باشد که جریان هارمونیک سوم نتواند عبور کند (مثل اتصال Y ایزوله) آنگاه شار مولفه هارمونیک سوم پیدا می‌کند. عدم عبور مولفه صفر جریان باعث شیفت نقطه خنثی در ترانس می‌شود. لذا ولتاژهای فاز ترانس تغییر می‌کنند و ممکن است در چنین شرایطی رله‌ها زیر ولتاژ نامی ترانس عمل کنند و باعث خاموشی و قطع ولتاژ مصرف کننده شوند.

اگر یک طرف ترانس هم مثلث باشد باعث حذف مولفه سوم ولتاژ در ولتاژ خط خواهد شد ولی جریان هارمونیک سوم شدیدی در اتصال مثلث عبور خواهد کرد که باعث ازدیاد تلفات شده و ظرفیت سیم پیچ را کم می‌کند و لذا ترانس باید در توانی کمتر از توان نامی مورد استفاده قرار گیرد [۳].

۱-۵-۱-۴- اثر بر روی ماشینهای الکتریکی

تمام پدیده‌های مطرح شده در ترانسها در مورد موتورهای نیز صادق است. هارمونیک‌ها در ماشینهای الکتریکی باعث ایجاد گشتاورهای ضربانی، لرزش و صدای زیاد می‌شوند که می‌تواند مشکلاتی را برای بولبرینگ‌های موتور ایجاد نماید. ضمناً این هارمونیک‌ها باعث داغ شدن روتور می‌شوند لذا موتور باید در ظرفیتی کمتر از مقدار نامی بکار رود [۳].

۱-۵-۱-۵- اثر روی خازنها

برای بهبود عملکرد شبکه و جبران توان راکتیو در بارهای مختلف، در قسمتهایی از شبکه خازن گذاری می‌شود، طراحی این خازنها براساس فرکانس مولفه اصلی شبکه انجام می‌شود. خازنها به فرکانس بسیار حساس می‌باشند و با فرض ثابت بودن C در اثر تغییر فرکانس در فرکانسهای بالا مانند یک سینک عمل می‌کنند. لذا با وجود مولفه های هارمونیک ولتاژ با دامنه کم ولی فرکانس بالا، جریان عبوری از خازن حتی از مقدار نامی هم می‌تواند بیشتر شود و باعث سوختن خازن و یا فیوز آن گردد. رابطه مربوطه:

$$X_c = \frac{1}{C\omega} = k \frac{1}{f}, \quad I_n = nC\omega V_n$$

یعنی اگر هارمونیک هفتم ولتاژ دارای ۱۵٪ دامنه مقدار نامی باشد، مقدار جریان ناشی از این هارمونیک دامنه ۱۰۵٪ دارد که این امر باعث سوختن فیوز خازن می‌گردد. در برخی از فرکانسها ممکن است بین خازن و سلف شبکه رزونانس پدید آید که در نتیجه آن ولتاژ و جریان زیادی ممکن است تولید شده و باعث سوختن خازن گردد.

۱-۵-۱-۶- اثر روی لامپها

لامپهای رشته‌ای، که شدیداً در اثر تغییر ولتاژ بخصوص اضافه ولتاژ، کاهش عمر پیدا می‌نماید. زیرا در اثر افزایش ولتاژ جریان لامپ و دمای آن افزایش یافته و باعث تبخیر سطحی رشته سیم و در نتیجه کاهش شدید عمر لامپ می‌گردد. نور لامپ نیز در اثر نوسانات ولتاژ تغییر می‌نماید و چشمک زنی بوجود می‌آورد که همان فلیکر بوده و می‌تواند آزاردهنده باشد [۳].

۱-۵-۱-۷- اثر روی دستگاه‌های اندازه‌گیری و وسایل

کمیت‌های مورد سنجش در وسایل اندازه‌گیری ممکن است پیک موج، متوسط موج و یا مقدار موثر موج باشد. تنظیم این وسایل در حالت ac بر اساس موج سینوسی ولتاژ و جریان با فرکانس مشخصی انجام می‌شود. میزان خطای ایجاد شده در دستگاه‌های اندازه‌گیری به نوع دستگاه و دامنه هارمونیک بستگی دارد. برای ایجاد یک مولفه توان باید هم مولفه‌های جریان و هم مولفه‌های ولتاژ آن موجود باشد؛ بنابراین اثرات آلودگی روی وسایل نیاز به شناخت کامل دستگاهها و نوع پدیده‌ها دارد. وسائلی که پیک شکل موج را می‌سنجند آن را در ۰/۷۰۷ ضرب می‌نمایند تا مقدار موثر موج را بدست آورند و این روش برای موج سینوسی می‌باشد در حالی که اگر شکل موج تغییر کند، محاسبات دارای خطا خواهد بود.

کنتورها که بر اساس گشتاور محرک و مقاوم توسط جریان گردابی در دیسک روتور عمل می‌کنند، در جریانهای غیر سینوسی دقت خود را از دست می‌دهند و معمولاً توان‌های هارمونیک را بیشتر از مقدار واقعی خود نشان می‌دهند. این خطا معمولاً بین ۶ الی ۷ درصد می‌باشد [۳].

۱-۵-۱-۸- اثر بر روی رله‌های حفاظتی

تأثیر پذیری رله نسبت به اعوجاج به اصول کار رله بستگی دارد. ترانسفورماتورهای حفاظتی (CT) ها و PT ها) نیز وقتی که به اشباع می‌روند، موجب ایجاد اعوجاج در ولتاژ و جریان خروجیشان می‌شوند. این اعوجاج می‌تواند بر روی عملکرد صحیح رله‌ها تأثیر بگذارد.

۱-۵-۱-۸-۱- رله‌های الکترومکانیکی

رله‌هایی که برای یک فرکانس خاص ساخته می‌شوند فقط وقتی که توسط سیگنال مربوطه تحریک شوند، زمان تأخیر قابل پیش بینی و مشخصی دارند. وقتی موج دارای اعوجاج و هارمونیک می‌شود، زمان عملکرد آن ممکن است کمتر یا زیادتر از مقدار تنظیم شود.

رله‌های الکترومکانیکی با دو ورودی علاوه بر تأثیرپذیری‌های ذکر شده عوامل دیگری نیز مثل فاز سیگنال‌های هارمونیک نیز در کار آنها اختلال ایجاد می‌کند. در اینگونه رله‌ها که شامل انواع رله‌های جهتی و دیستانس هستند، در سیگنال ورودی با فرکانسهای مختلف، گشتاور مثبت یا منفی در رله تولید می‌شود. لذا اعوجاج در ورودی این رله‌ها می‌تواند در عملکرد آنها تأثیر بگذارد.

۱-۵-۱-۸-۲- رله‌های استاتیک

در این رله‌ها نیز پاسخ به موج غیر سینوسی با توجه به ساختمان رله متفاوت است. اکثر رله‌های استاتیک دارای یک ترانسفورماتور در ورودی جهت تنظیم سیگنال در حد مجاز مدارهای الکترونیکی می‌باشد و با توجه به تأثیرپذیری ترانسفورماتور به فرکانسهای بالا در در صورت وجود هارمونیک در ولتاژ، موجب عمل ناصحیح رله‌های استاتیک می‌شود.

بعضی از اشکالات احتمالی در اثر وجود اعوجاج به شرح زیر است:

- در حالت کلی برای حذف گذراها و جلوگیری از عمل رله‌ها معمولاً برای رله زمان تاخیر در نظر گرفته می‌شود، که در اثر اعوجاج این زمان تغییر می‌کند و مشخصه زمانی به شدت تغییر می‌کند.
- عمل نکردن رله در جاهایی که باید عمل کند به دلیل نرسیدن سریع پیام از دستگاه اندازه‌گیر بدلیل اشباع شدید
- قطع و وصل زیاد در اثر اشباع و شکل موج‌های معوج جریان [۳].

۱-۶- مروری بر مانیتورینگ سیستم قدرت و لزوم آن در بهبود کیفیت توان

همانگونه که ذکر شد در سالهای اخیر کیفیت توان به یک موضوع مهم برای مشتریان و شرکت‌های برق تبدیل شده است. دلایل عمده این تغییرات عبارتند از:

۱- رفتارهای بارهای موجود در شبکه بسیار پیچیده شده است بگونه‌ای که جریان و ولتاژ در مناطقی که این بارها قرار دارند دارای اعوجاج خواهد شد. برای مثال می‌توان به بارهای غیر خطی اشاره نمود که در آنها از ادوات الکترونیک قدرت استفاده شده است [۱۱].

۲- اینکه وسائل و تجهیزات مورد استفاده مصرف‌کنندگان به شدت به کیفیت توان حساس شده‌اند. مانند تجهیزات مخابراتی، کنترل‌کننده‌های سرعت، کنترلرهای پروسه‌های صنعتی و ... اینگونه وسائل ممکن است در اثر انحراف کوچک ولتاژ و جریانشان از حالت نرمال آسیب ببینند [۱۲].

بنابراین شرکتهای تولید کننده و توزیع برق نه تنها باید انرژی الکتریکی بدون وقفه‌ای را تامین کنند بلکه باید انرژی الکتریکی با کیفیت بالا را به مشتریان ارائه دهند.

تغییر ساختار در سیستم و ایجاد بازار برق موجب ایجاد تغییرات بنیادی و ناگهانی در کل سیستم قدرت، که شامل شرکتهای برق و مشتریان می‌باشد، شده است. در سیستم های قدرت قدیمی قیمت

برق و خدمات بصورت انحصاری در اختیار یک شرکت برق قرار داشت. در حالی که در یک سیستم قدرت با تغییر ساختار، شرکت برق انحصاری به کمپانی‌ها و شرکت‌های متعددی تقسیم شد، نظیر: تولیدکنندگان، گردانندگان شبکه، دلالان انرژی، شرکت‌های خدمات انرژی الکتریکی جزء، که در این ساختار سطح کیفیت توان مورد نیاز مشتریان از طریق قرارداد بین تامین کننده و مشتری تعیین می‌شود. بنابراین نیاز مبرم به اندازه گیری سطح کیفیت توان و همچنین طبقه بندی و تشخیص پدیده‌ها و همچنین تشخیص منبع و محل خطا احساس می‌شود. که از این طریق هم می‌توان کیفیت برق خرید و فروش شده را مورد ارزیابی قرار داد و هم راهکارهایی برای بهبود کیفیت برق ارائه نمود.

جهت حل مسائل متعدد کیفیت توان، باید در ابتدا نوع پدیده تشخیص داده شده و سپس با توجه به تعریف هر گروه میزان کیفیت توان مورد ارزیابی قرار گیرد. سیستم مانیتورینگ کیفیت توان (PQMS)^۱ که مشخص کننده پدیده‌های کیفیت توان می‌باشد از روشهایی با تکنولوژی‌های بالا و سریع استفاده می‌کند. PQMS دارای انواع متعددی از لحاظ ساختار که معمولاً در محل بطور ثابت نصب شده و عمل ارزیابی پدیده‌های کیفیت توان را در تمام مدت ۲۴ ساعت شبانه روز انجام می‌دهد. امروزه در سیستم های محلی از چندین PQMS در محل‌های مختلف استفاده می‌شود. برای اداره کردن چنین سیستمی، دیتاهای PQMS از طریق شبکه به کامپیوتر ناظر فرستاده می‌شود و از طریق اینترفیس گرافیکی (GUI)^۲ نمایش داده می‌شود [۱۳].

آنچه که مورد بحث این پایان نامه می‌باشد در واقع فراهم آوردن سیستم تشخیص خودکاری است که ذخیره سازی اطلاعات را بسیار کارآمد کرده بگونه‌ای که تنها دیتاهای مفید و دارای اطلاعات را ذخیره می‌کند. بطور کلی این سیستم مانیتورینگ کارهای مختلفی از جمله تشخیص، تحلیل‌های

۱- Power Quality Monitoring System

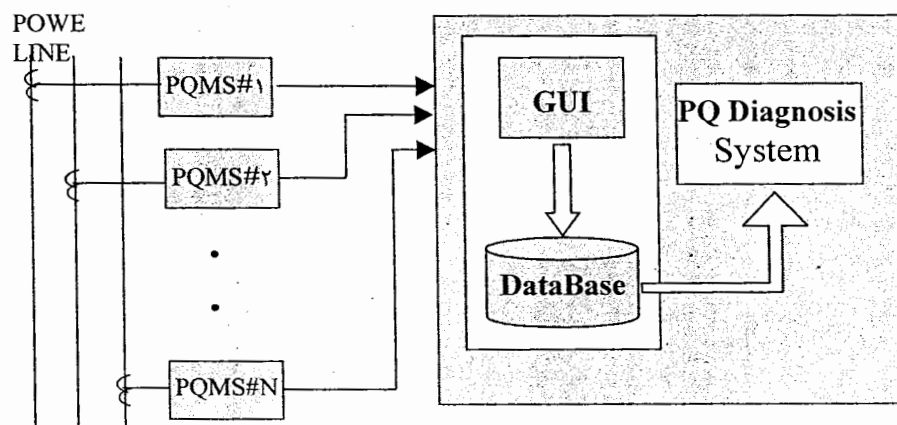
۲-Graphic User Interface

آماری، پیش‌بینی اتفاق، مکانیابی و دلیل ایجاد آن و همچنین دادن پیشنهاد‌های سازنده را انجام می‌دهد. آنچه که عمده بحث پایان نامه می‌باشد ارائه روشی است که عمل تشخیص بطور اتوماتیک را بهبود بخشیده و دقت و سرعت این سیستم را ارتقاء بخشد.

۱-۶-۱- ساختار کلی سیستم

شکل ۱-۹ ساختار کلی سیستم مدیریت دیتای کیفیت توان را نشان می‌دهد که متشکل از سه قسمت اصلی PQMS، GUI و سیستم تشخیص می‌باشد.

PQMS نمونه‌ها و داده‌های برداشت شده را مورد ارزیابی قرار داده و در صورت وجود اغتشاش نوع کیفیت توان را با استفاده از سیستم تشخیص شناسایی کرده و سپس آن را از طریق شبکه‌های ارتباطی - که معمولاً از شبکه‌های سریع استفاده می‌کند- برای GUI ارسال می‌کند.



شکل ۱-۹: ارتباط بین قسمت‌های مختلف سیستم مدیریت دیتای کیفیت توان [۱۴]

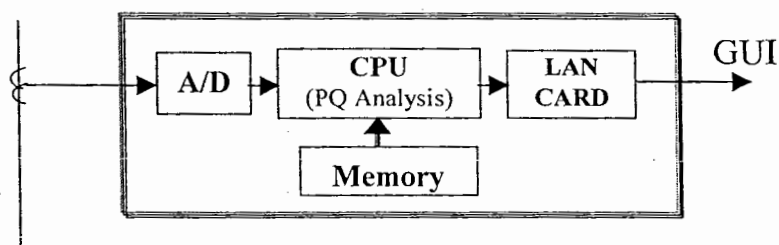
سیستم GUI داده‌ها را از PQMS های مختلف دریافت می‌کند و آنها را در یک پایگاه داده مناسب ذخیره می‌کند؛ علاوه بر آن دیتاهای مربوط به وقایع (پدیده‌های کیفیت توان) و همچنین

۱- Data Base

شکل موج آن را بر روی مانیتور نشان داده و همچنین پیام‌های هشدار دهنده را نیز در مواقع لزوم ایجاد می‌کند. دیتاهای ذخیره شده در پایگاه داده بعنوان ورودی سیستم ارزیابی محسوب می‌شوند. سیستم ارزیابی یک قسمت اختیاری^۱ است که در صورت نیاز به صورت نرم‌افزاری در سیستم GUI نصب می‌شود. از این طریق می‌توان پدیده‌های کیفیت توان را از دیدگاه‌های مختلفی تحلیل کرد از جمله یافتن علل ایجاد آن، تعداد دفعات ایجاد هر یک، بدست آوردن پارامترهایی نظیر TDD، THD، Flicker Index، فرکانس و همچنین بدست آوردن احتمال وقوع و

۱-۶-۲- سیستم مانیتورینگ کیفیت توان

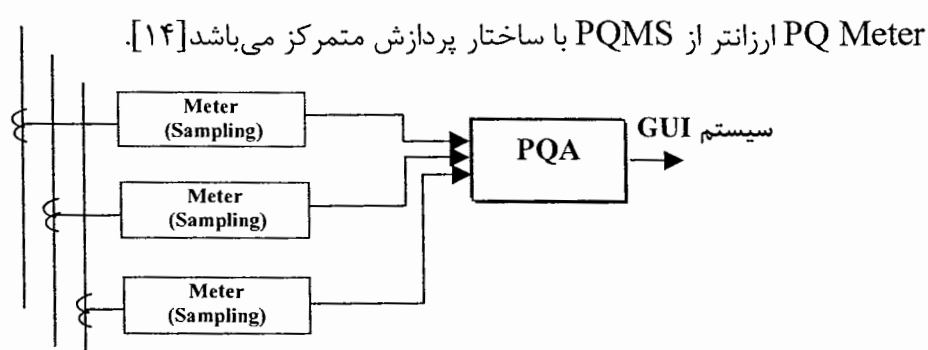
قسمت سخت افزاری PQMS به سه بخش عمده تقسیم بندی می‌شود قسمت اول آن مبدل A/D می‌باشد که فرکانس نمونه‌برداری آن حداقل ۵KHz می‌باشد، وظیفه‌اش تبدیل سیگنال آنالوگ گرفته شده از شبکه به صورت داده‌های دیجیتالی می‌باشد. قسمت بعد که عمل آنالیز و تحلیل سیگنال را به منظور شناسایی و تشخیص پدیده‌های کیفیت توان را برعهده دارد و قسمت سوم که عمل مخابره کردن داده‌ها را انجام می‌دهد، از طریق شبکه های دیتای سریع موسوم به Ethernet با سرعت ۱۰ الی ۱۰۰ مگابایت بر ثانیه با TCP/IP عمل مخابره‌ی دیتاها را انجام می‌دهد. شکل ۱-۱۰ سیستم مانیتورینگ کیفیت توان با ساختار پردازش غیر متمرکز را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۱۰: سیستم مانیتورینگ کیفیت توان با ساختار پردازش غیرمتمرکز [۱۴]

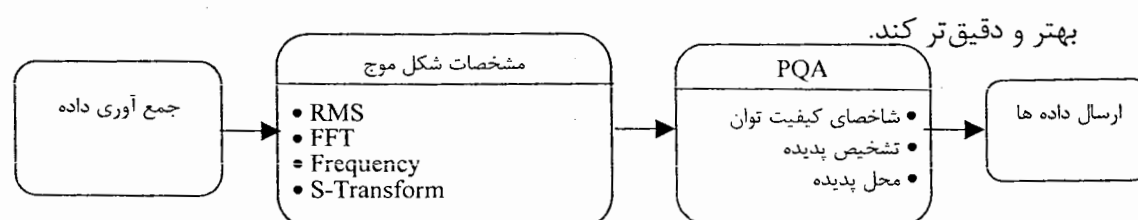
۱- optional

اما شکل ۱-۱۱ یک سیستم مانیتورینگ با ساختار پردازش متمرکز را نشان می‌دهد، که دلیل اصلی آن استفاده از کیفیت توان سنج‌های (PQ Meter) ارزان و کم حجم بوده که تنها وظیفه تبدیل شکل موج گرفته شده از شبکه به صورت داده‌های دیجیتالی را دارد و در نهایت فرستادن آن به یک پردازش‌کننده متمرکز که به PQA^۱ معروف است. بدین صورت تعداد زیادی داده از طریق PQ METER ها به PQA ها فرستاده می‌شود. فایده این کار این است که این ساختار در مواقعی که بخواهیم تعداد زیادی PQMS را در مقیاس بزرگی استفاده کنیم، بسیار اقتصادی می‌باشد، زیرا قیمت



شکل ۱-۱۱: سیستم مانیتورینگ کیفیت توان با ساختار پردازش متمرکز [۱۴]

نرم افزار PQA همانطور که در شکل ۱-۱۱ دیده می‌شود، وظیفه اصلی تشخیص کیفیت توان و همچنین بدست آوردن پارامترهایی جهت ارزیابی کیفیت توان می‌باشد، که شامل مقدار موثر شکل موج در هر نیم سیکل، مولفه‌های هارمونیک آن همراه با اندازه و زاویه هر مولفه با استفاده از FFT. اما آنچه بیشتر در این پایان نامه مد نظر است ارائه الگوریتمی است که سیستم تشخیص را هر چه



شکل ۱-۱۲: فرایند سیستم مانیتورینگ کیفیت توان [۱۴]

۱- Power Quality Analyser

شکل ۱-۱۲ فرآیند یک سیستم مانیتورینگ کیفیت توان را نمایش می‌دهد. همانطور که در شکل نشان داده شده، پارامترهای مربوط به شاخصهای کیفیت توان که عبارتند از مقدار موثر شکل موج، توان موج (W, Var, VA)، انرژی (Wh, Varh, VAh)، THD، TEHD^۱، TOHD^۲. به علاوه قسمت تشخیص محل پدیده، محل مربوط به منبع ایجادکننده پدیده کیفیت توان را نشان می‌دهد. برای پیدا کردن سمت محل وقوع پدیده از روشهای مختلفی استفاده می‌شود. بعنوان مثال برای پیدا کردن محل و منبع ایجاد هارمونیک می‌توان از روش جهت حرکت توان هارمونیکی بر مبنای پخش بار هارمونیکی استفاده کرد.

۱-۶-۳- سیستم GUI^۳

سیستم GUI سه عمل عمده، شامل: عمل نمایش شکل موج، دوم مدیریت و سازماندهی به دیتاهای ارسال شده توسط PQMS ها و ذخیره داده‌ها در پایگاه داده را انجام می‌دهد. بنابراین GUI اولاً باید قادر باشد که نمودارهای مختلفی از پدیده‌های کیفیت توان نظیر تغییرات دامنه ولتاژ و اطلاعاتی از پدیده‌های کیفیت توان (نظیر THD، TDD و...) را نشان داده و در ضمن باید قادر به نمایش شکل موجهای جریان و ولتاژ به طور همزمان باشد. ثانیاً به دلیل اینکه تعداد زیادی PQMS به آن متصل می‌باشد، GUI باید PQMS ها را سازماندهی و کنترل نماید که این عمل از طریق سیگنالهای سنکرون که به PQMS ها می‌فرستد انجام می‌پذیرد. در نهایت GUI دیتاهای رسیده توسط PQMS را سازماندهی کرده به پایگاه داده می‌فرستد، که خود پایگاه داده نیز به قسمتهای مختلفی نظیر پایگاه داده اطلاعات، پدیده‌های کیفیت توان، شکل موجها و... تقسیم می‌شود.

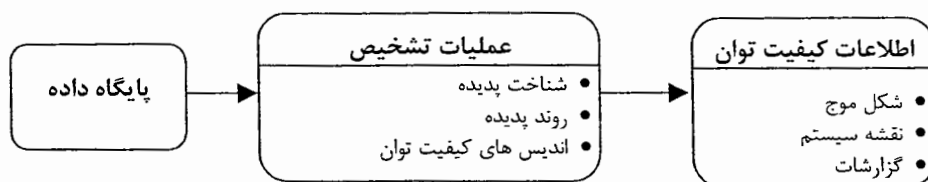
۱- Total even harmonic distortion

۲- Total odd harmonic distortion

۳- Graphic User Interface

۱-۶-۴-سیستم تشخیص^۱

فرایند این قسمت در شکل ۱-۱۳ نشان داده شده است. ورودی سیستم تشخیص، دیتاهای ذخیره شده در پایگاه داده می‌باشد. وظیفه اصلی این بخش شامل تشخیص پدیده‌های کیفیت توان، به دست آوردن روند پدیده‌ها^۲ (شامل نمودارهای ساعتی، نمودارهای روزانه، هفتگی، ماهیانه و سالیانه) و به دست آوردن شاخص‌های کیفیت توان می‌باشد.



شکل ۱-۱۳: فرایند سیستم تشخیص کیفیت توان

عمل تشخیص و تحلیل داده‌ها می‌تواند از طریق نمودارهای مختلف نمایش داده شود. بخصوص سیستم تشخیص نقشه‌ای از پیکربندی سیستم قدرت و نحوه ارتباط و محل‌های PQMS ها در اختیار دارد. در صورتیکه یکی از پدیده‌های PQ اتفاق بیفتد نقشه سیستم فوراً محل PQMS هایی که پدیده PQ تشخیص داده است را نشان می‌دهد. در ضمن این نقشه بگونه‌ای است که کاربران به راحتی می‌توانند آن را به روز کنند.

با توجه به سیستم مانیتورینگ توضیح داده شده می‌توان دریافت که مهمترین قسمت سیستم مانیتورینگ کیفیت توان، نحوه تشخیص کیفیت توان می‌باشد. با توجه به حجم داده و گسترده بودن شبکه و استفاده از تعداد زیاد PQMS جهت مانیتورینگ کیفیت توان، خودکار بودن این سیستم و عملکرد هوشمند این سیستم امری ناگزیر است. ارائه راهکاری که بتواند این سیستم تشخیص را هم از لحاظ سرعت و هم از لحاظ دقت بالا ببرد می‌تواند سیستم مانیتورینگ را بهینه کند. زیرا مهمترین

۱ -Diagnosis system

۲-Event Trend

۳- Update

قسمت مانیتورینگ تشخیص وقوع پدیده میباید. که این عمل هم در PQMS ها دیده می شود و هم در سیستم تشخیص. در واقع ابتدا باید نوع کیفیت توان تشخیص داده شود تا بتوان تحلیل های دیگری مانند بدست آوردن شاخصها و همچنین ذخیره سازی بهینه داده ها قابل انجام باشد. شایان ذکر است که ارائه راهکار جهت بهبود کیفیت توان به تشخیص نوع کیفیت توان وابسته است [۱۴].

۷-۱- روشهای استفاده شده در تشخیص کیفیت توان

با نگاهی به سیستم های انتقال انرژی می توان مشاهده نمود که نشان دهنده ها و ثبت کننده های پدیده های کیفیت توان زیادی در این سیستم ها باید بکارگیری شوند، با توجه به عدم امکان بررسی دستی این دیتاها، استفاده از روشهای تشخیص هوشمند و کلاس بندی پدیده های کیفیت توان امری حیاتی می باشد. محققین زیادی در مورد سیستم های تشخیص خودکار و هوشمند پدیده های کیفیت توان به بررسی پرداخته اند.

بیشتر دستگاههای تجاری تشخیص پدیده های کیفیت توان از مقایسه نقطه به نقطه دو سیکل مجاور از شکل موج بهره می برند، بدین صورت که خطا وقتی تشخیص داده می شود که به یک سطح آستانه ای برسد [۱۵]. این روش دارای اشکالات عدیده ای می باشد؛ بعنوان مثال می توان اشتباه آن در تشخیص اغتشاشاتی که به صورت پریودیک ظاهر می شوند، نظیر هارمونیک و زیر هارمونیک، نام برد. بعضی سیستمها از تبدیل فوریه به عنوان یک ابزار جهت دستیابی به محتوای هارمونیک، استفاده کرده اند [۱۶، ۱۷]؛ پس از آن بر روی چگونگی بدست آوردن اطلاعات فرکانس زمانی^۱ پرداخته شده است. اطلاعات فرکانس زمانی جهت بررسی سیگنالهای غیر ثابت^۲ بسیار مهم می باشد، برای دستیابی

۱-Time Frequency

۲- nonstationary

به این منظور باید از تبدیل فوریه پنجره دار به نام STFT^۱ استفاده شود [۱۹]. تبدیل STFT بدلیل داشتن پنجره زمانی ثابت نمی‌تواند گزینه مناسبی جهت بررسی پدیده‌های کیفیت توان باشد. تبدیل ویولت که در فصل ۲ به تفصیل به آن اشاره خواهد شد به عنوان تبدیلی جهت دسترسی به اطلاعات فرکانس زمانی سیگنال مورد استفاده قرار گرفته و از آن جهت بررسی پدیده‌های کیفیت توان استفاده شد [۱۸، ۲۰]. با مقایسه تبدیل ویولت و STFT برای تحلیل پدیده‌های کیفیت توان می‌توان به مزایای استفاده از تبدیل ویولت نسبت به STFT جهت بررسی پدیده‌های کیفیت توان دست یافت زیرا تبدیل ویولت از پنجره زمانی متغیر با فرکانس جهت بررسی سیگنالها استفاده می‌کند [۲۱، ۲۲].

عمل تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان با استفاده تبدیل ویولت بدین گونه انجام می‌شود که در آن از تبدیل ویولت برای دسترسی به مشخصه‌هایی از سیگنال جهت کلاس‌بندی پدیده‌ها استفاده می‌شود [۲۳-۲۵، ۲۹]. همچنین جهت تشخیص و کلاس‌بندی با دقت بیشتر می‌توان علاوه بر تبدیل ویولت از تبدیل فوریه نیز استفاده نمود [۲۶-۲۸].

نوعی از تبدیل ویولت^۲ جهت دستیابی به مشخصه‌های مناسب جهت تشخیص استفاده شده است، که از مشخصه‌های بدست آمده بعنوان ورودی به شبکه عصبی استفاده می‌شود، ضمن اینکه شبکه عصبی RBF^۳ و LVQ^۴ جهت کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان مورد استفاده قرار گرفته است [۳۰، ۳۱]. یکی دیگر از راه‌هایی که مورد استفاد قرار گرفته است، روشهای الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی نوع BP^۵ و LVQ به همراه استفاده از تبدیل ویولت برای بدست آوردن مشخصه‌های شکل موجها می‌باشد [۳۲، ۳۳]. روش‌هایی نیز مبتنی بر الگوریتم فازی همراه با بهره‌گیری از شبکه‌های

۱- Short Time Fourier Transform

۲- Wavelet Transform Modulus Maxima

۳- Radial Basis Function

۴- Linearing Vector Quantization

۵- Back Propagation

عصبی با عنوان فازی عصبی جهت تشخیص بهتر نوع کیفیت توان استفاده شده است [۳۴]. کلیه موارد فوق بر اساس بهره‌گیری از تبدیل ویولت جهت بدست آوردن مشخصه‌های لازم پایه‌گذاری شده‌اند. تحقیق‌ها و روش‌های دیگری نیز جهت تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان نیز استفاده شده است که اساس همگی بهره‌گیری از تبدیل ویولت می‌باشد [۳۵-۳۷]. البته از سیستم خبره فازی نیز جهت تشخیص خطا استفاده شده است که در آن از تبدیل ویولت و فوریه جهت بدست آوردن الگوهای ورودی استفاده شده سیستم فازی نیز جهت تصمیم‌گیری و کلاس‌بندی بر اساس الگوهای ورودی طراحی شده است [۶].

در سال ۱۹۹۹ برای اولین بار دکتر رابرت استاکول از نوعی تبدیل ویولت با فاز اصلاح شده در پایان نامه دکترای خود که تحقیقات خود را بر روی اتمسفر انجام می‌داد استفاده کرد [۳۷] و در سال ۲۰۰۳ این روش مورد توجه مهندسين و محققين برق، به ویژه تحقیق‌های در زمینه کیفیت توان قرار گرفت، نام این نوع تبدیل ویولت، تبدیل -S^۱ می‌باشد. این تبدیل به عنوان روشی جدید برای بررسی و تحلیل پدیده‌های کیفیت توان و بدست آوردن مشخصه‌ها و ویژگی‌های مناسب از شکل موجها مطرح شده است [۳۸، ۳۹] که در فصول آتی به آن خواهیم پرداخت و اساس کار این پایان‌نامه نیز می‌باشد.

۱-۸- خلاصه

بطور خلاصه در این فصل ابتدا به معرفی کیفیت توان اثرات ناشی از آن پرداخته شد. پس از آن سیستم مانیتورینگ معرفی و به نقش و اهمیت سیستم تشخیص در آن اشاره شد. فصل بعد به معرفی روشهای بررسی پدیده‌های کیفیت توان می‌پردازد.

۱- S-Transform

فصل دوم

روشهای ارزیابی و تشخیص پدیده های

کیفیت توان و مقایسه آنها

۲-۱- مقدمه

پدیده‌های کیفیت توان شامل اغتشاشات، فرورفتگی ولتاژ، قطعی‌های کوتاه مدت ولتاژ، برآمدگی ولتاژ، گذراها، شکاف در شکل موج ولتاژ، نامتعادلی، اعوجاج و هارمونیک در شبکه می‌باشد. بنابراین برای بهبود کیفیت توان، لازم است که بدانیم پدیده‌ها از چه نوعی بوده و منبع ایجاد کننده آن چیست تا بتوانیم روشهایی را برای بهبود آن بکارگیریم. برای مشاهده و مانیتورینگ اغتشاشات PQ معمولاً از STFT استفاده می‌شد. این تبدیل معمولاً برای تحلیل سیگنالهای غیر ثابت^۱ مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۹]. تبدیل فوریه (FT) به عنوان یک ابزار جهت استخراج محتوای فرکانسی یک سیگنال ذخیره شده بکار می‌رود [۴۴]، اما تبدیل فوریه بدلیل داشتن پهنای پنجره ثابت نمی‌تواند ابزار مناسبی جهت پوشش دادن اغتشاشات گذرای کوتاه مدت مانند ولتاژهای ضربه و یا گذراهای نوسانی باشد. اگر چه STFT توانسته تا حدودی این مشکل را برطرف کند، این تبدیل از پنجره زمانی با پهنای ثابت در تحلیل سیگنالها استفاده می‌کند و همین امر موجب ایجاد محدودیت در تحلیل سیگنالهای غیر ثابت می‌شود، زیرا این سیگنالها دارای مولفه‌های فرکانس بالا و فرکانس پایین می‌باشند. تبدیل ویولت از پنجره باریک در فرکانسهای بالا و از پنجره عریض در فرکانسهای پایین استفاده می‌کند [۲۰، ۴۵]. یعنی عرض پنجره در آن به نسبت عکس فرکانس تغییر

^۱- non stationary

استفاده می‌کند [۲۰،۴۵]. یعنی عرض پنجره در آن به نسبت عکس فرکانس تغییر می‌کند. این رفتار و ویژگی تبدیل ویولت، یک آشکار سازی و طبقه بندی خودکار اغتشاشات PQ را پیش روی ما قرار می‌دهد.

اگر چه تبدیل ویولت با تفکیک پذیری چندگانه در ترکیب با شبکه عصبی می‌تواند در طبقه‌بندی اغتشاشات PQ مفید باشد، اما ماهیت این اغتشاشات غیر ثابت مانند فرورفتگی های ولتاژ و برآمدگی های ولتاژ بگونه‌ای است که تبدیل ویولت نمی‌تواند خصوصیات و محتوای طیفی را که به آسانی برای طبقه بندی اغتشاشات قابل تشخیص باشد را ارائه دهد. علاوه بر این در صورتی که یک مولفه مهم فرکانسی توسط تبدیل ویولت استخراج نشود ممکن است بر روی دقت طبقه بندی تاثیر شایانی داشته باشد. تبدیل -S که یک پیشرفت در مقوله ویولت بوده و از تبدیل STFT اقتباس شده است و جهت آشکار سازی اغتشاشات بکار می‌رود، مبحث اصلی این گزارش می‌باشد. تبدیل -S در واقع همان STFT با پنجره متغیر است که پهنای پنجره آن به نسبت عکس فرکانس تغییر می‌کند. تبدیل -S یک نمایش فرکانس- زمانی از یک سیگنال متغیر با زمان ارائه می‌کند، که این نمایش از طریق ترکیب همزمان تحلیل فرکانسی با طیف‌های حقیقی و موهومی محلی بدست می‌آید. تبدیل -S نوعی تبدیل ویولت، با فاز تصحیح یافته است. این تبدیل یک طیف محلی از سیگنال را ارائه می‌دهد که متوسط زمانی این طیف همان تبدیل فوریه سیگنال اصلی می‌باشد. آنچه تبدیل -S از اغتشاشات عرضه می‌کند در افزایش دقت طبقه‌بندی این شکل موجها بسیار مفید می‌باشد. تحلیل یک سیگنال غیر ثابت از طریق تبدیل -S کلیه پارامترهای قابل سنجش برای آشکار سازی و موضع یابی اغتشاش را ارائه می‌دهد، و این یک گام در جهت آشکار سازی بهتر اغتشاشات گذرای PQ می‌باشد. قسمتهای بعدی این فصل به معرفی روشهای ذکر شده اختصاص دارد.

۲-۲- از تبدیل فوریه تا تبدیل S-

۲-۲-۱- تبدیل فوریه

آنالیز فوریه برای تبدیل شکل موجهای حوزه زمان به مؤلفه‌های فرکانسی‌شان و یا برعکس بکار می‌رود. وقتی شکل موج پریودیک باشد، از سری فوریه می‌توان برای محاسبه اندازه‌ها و فازهای مؤلفه‌های اصلی و هارمونیک آن استفاده نمود. بطور کلی، تبدیل فوریه و عکس آن، هر تابعی در فاصله $-\infty$ تا ∞ در حوزه زمان یا فرکانس را به یک تابع پیوسته در حوزه عکس آن تبدیل می‌نماید. بنابراین سری‌های فوریه، حالت خاصی از تبدیل فوریه هستند که قابل اعمال به سیگنال‌های پریودیک می‌باشند.

در عمل، اغلب اطلاعات به شکل توابع زمانی نمونه‌برداری شده و بصورت سری زمانی دامنه‌ها نشان داده می‌شوند. این دامنه‌ها در فواصل زمانی مشخص داده می‌شوند. هنگام بررسی چنین داده‌هایی، شکل دیگر تبدیل فوریه، یعنی 'DFT' بکار برده می‌شود. اعمال DFT با استفاده از الگوریتم FFT، پایه جدی‌ترین روشهای آنالیز هارمونیک و طیفی را تشکیل می‌دهد.

طیف فرکانسی $H(f)$ از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$H(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1-2)$$

که عکس این تبدیل عبارت است از:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f) e^{j2\pi ft} df \quad (2-2)$$

هنگامی که به یک سری زمانی گسسته با N نقطه که فاصله زمانی نمونه برداری آن T می‌باشد

روبرو می‌شویم از تبدیل فوریه گسسته (DFT) استفاده می‌کنیم. (که در آن $k = 1, 2, \dots, N-1$ و

$$[38] (m = 1, 2, \dots, N-1)$$

۱- Discrete Fourier Transform

$$H\left[\frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} h[kT] e^{\frac{i2\pi kT}{NT}} \quad (3-2)$$

و عکس رابطه بالا برابر است با:

$$h[kT] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} H\left[\frac{n}{NT}\right] e^{\frac{i2\pi nkT}{NT}} \quad (3-2)$$

مشهورترین ابزار جهت تحلیل سیگنالها همان تبدیل فوریه است که سیگنال را به مولفه‌های سینوسی با فرکانس‌های مختلف می‌شکند. به بیان دیگر تبدیل فوریه تکنیکی مبتنی بر ریاضی برای دگرگونی نگاه ما به سیگنال از دیدی مبتنی بر زمان به دیدی مبتنی بر فرکانس است. برای بسیاری از سیگنالها تبدیل فوریه بسیار مفید است. چون محتوای فرکانسی سیگنال از اهمیت زیادی برخوردار است. شکل ۱-۲ نشان دهنده عمل تبدیل فوریه بر روی سیگنال نشان داده شده است.

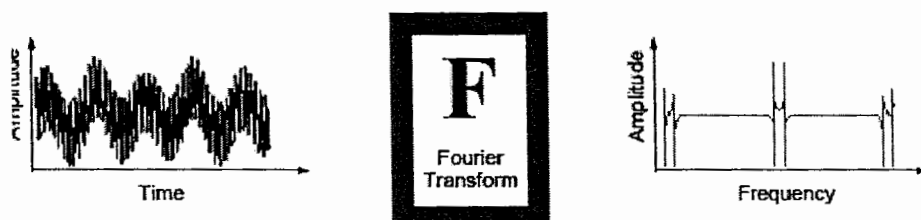
تا زمانی که متغیرها خطی و تغییرناپذیر با زمان^۱ باشند، تبدیل فوریه این متغیرها می‌تواند اطلاعات مفیدی از ماهیت آن متغیر را ارائه دهد. توانایی فوریه در تحلیل سیگنال‌ها آن را برای کاربردهای بسیار وسیعی مانند ارسال سیگنال یا پردازش سیگنال‌های ثابت^۲ مناسب کرده است. اما در تحلیل سیگنالها و پدیده‌های گذرا، تبدیل فوریه به یک ابزار پر زحمت تبدیل می‌شود. تبدیل فوریه یک اشکال جدی دارد و آن این است که در انتقال به حوزه فرکانس اطلاعات زمانی از بین می‌رود. وقتی به تبدیل فوریه یک سیگنال نگاه می‌کنیم، غیر ممکن است که بتوانیم بگوییم در چه زمانی یک اتفاق خاص به وقوع پیوسته است.

اگر خصوصیات سیگنال در طول زمان خیلی تغییر نکند (سیگنال ساکن) این اشکال خیلی جلوه نمی‌کند. ولی بسیاری از سیگنالها دارای خصوصیات گذرا و غیر ساکن فراوان هستند. تغییرات ناگهانی

۱- Liner Time Invariant

۲- Stationary

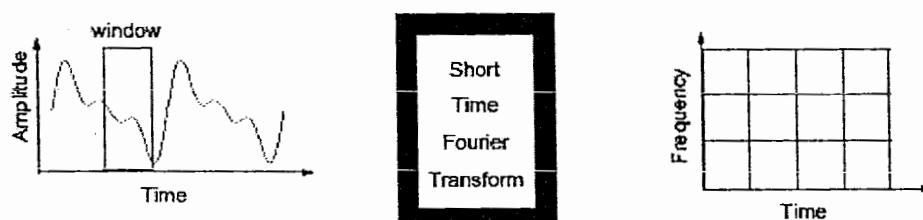
دامنه، فرکانس، شروعها و پایانهای توابع نمونه‌هایی از آن است. این خصوصیات اغلب مهمترین بخش یک سیگنال است که تبدیل فوریه برای کشف آنها مناسب نیست [۴۱].



شکل ۲-۱: تبدیل فوریه [۴۱]

۲-۱-۲- تبدیل STFT

شاید این تبدیل معمول‌ترین نوع نمایش فرکانس زمانی می‌باشد [۴۲]. STFT نوعی نگاه به سیگنال است و خروجی آن نمایش فرکانس-زمانی^۱ از سیگنال می‌باشد. STFT اطلاعاتی درباره‌ی اینکه چه زمانی و در چه فرکانسی، یک پیشامد از یک سیگنال به وقوع پیوسته، ارائه می‌کند. ولی به هر حال این اطلاعات با دقت محدود به دست می‌آید، و این دقت، به اندازه پنجره زمانی بستگی دارد. STFT همچنانکه در شکل ۲-۲ نشان داده شده است از ضرب پیاپی سیگنال در یک پنجره زمانی کوچک و سپس اجرای DFT بدست می‌آید. همچنانکه این نمایش فرکانسی-زمانی می‌تواند موثر باشد، عیب تبدیل STFT این است که یک بار که یک اندازه خاص برای پنجره زمانی انتخاب می‌گردد، این پنجره برای تمام فرکانسها ثابت است.



شکل ۲-۲: تبدیل STFT [۴۲]

۱- Time- Frequency

پنجره با شیف‌ت زمانی و فرکانسی به نام ω به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\omega_{\tau,f}(t) = \omega(t - \tau) e^{i2\pi f t} \quad (4-2)$$

همچنین تبدیل فوریه آن دارای شیف‌ت فرکانسی با مقدار f می‌باشد.

$$\omega_{\tau,f}(\alpha) = \omega(\alpha - f) e^{-i2\pi(\alpha - f)\tau} \quad (5-2)$$

تبدیل STFT که Gabor تعریف کرد که تابع $h(t)$ را با هر یک از این اجزا مربوط می‌کند؛ به

شکل زیر است،

$$STFT(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \omega_{\tau,f}^*(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \omega(t - \tau) e^{-2\pi f t} dt \quad (6-2)$$

این انتگرال فوریه است که در همسایگی τ با پنجره $(t - \tau)$ محلی شده است. انتگرال زمانی

همچنین می‌تواند به صورت انتگرال فرکانسی هم بازنویسی شود. برای این کار از فرمول فوریه پارسوال

استفاده می‌کنیم، این فرمول به شکل زیر است [۳۸]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(t) h^*(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\omega) \hat{h}(\omega) d\omega \quad (7-2)$$

اکنون فرمول انتگرال فرکانسی به شکل زیر به دست می‌آید:

$$STFT(\tau, f) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{h}(\alpha) \omega_{\tau,f}^*(\alpha) d\alpha \quad (8-2)$$

بسیاری از سیگنالها به یک روش انعطاف پذیرتر احتیاج دارند، روشی که در آن بتوانیم اندازه پنجره را

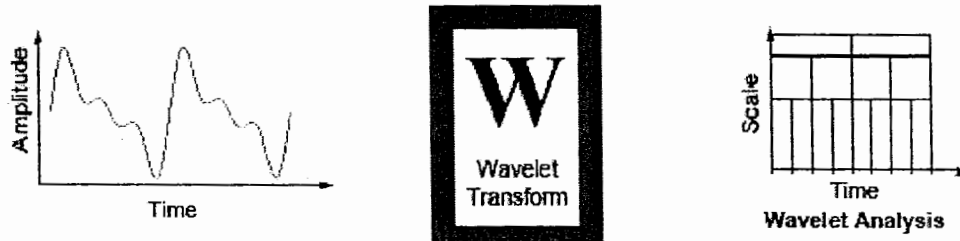
تغییر دهیم تا بتوانیم به دقت مورد نظرمان، چه در زمان و چه در فرکانس، دست یابیم. از مهمترین

این روشها می‌توان به تبدیل ویولت و تبدیل S - اشاره کرد.

۳-۱-۲- تبدیل ویولت

در بازتابهای لرزه شناسی Morlet فهمید که پالسهای مدوله شده که به زیر زمین فرستاده می-شوند، مدت بقایی بسیار طولانی در فرکانسهای بالا برای تشخیص لایه‌های بسیار نزدیک به هم زمین دارند. Morlet به جای استفاده از پالسهایی با مدت بقای مساوی به فکر استفاده از شکل موجهایی کوتاهتر در فرکانسهای بالا افتاد. چنین شکل موجهایی به سادگی با scale کردن یک تابع منفرد به دست می‌آیند. این تابع منفرد را ویولت می‌نامند [۴۱].

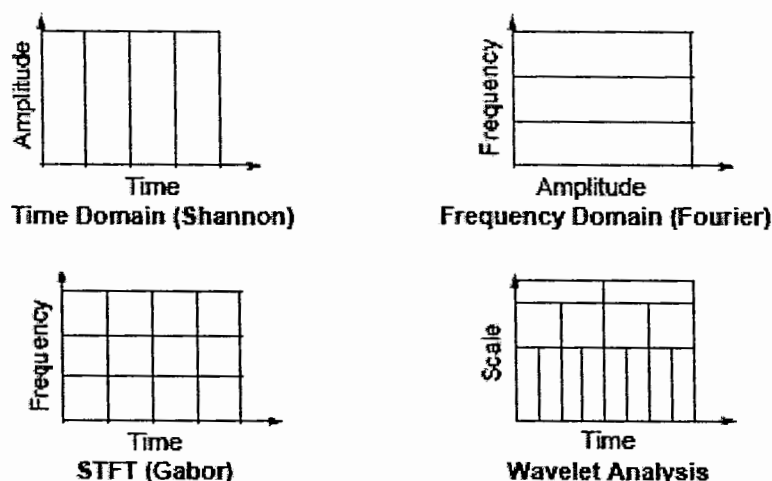
تبدیل ویولت یک تکنیک پنجره‌ای است با اندازه متغیر. تحلیل ویولت پنجره‌های زمانی عریض را برای قسمتهایی از سیگنال با فرکانس پایین، و پنجره‌های کوچکتر را برای اطلاعات فرکانس بالا استفاده می‌کند.



شکل ۳-۲: تبدیل ویولت [۴۲]

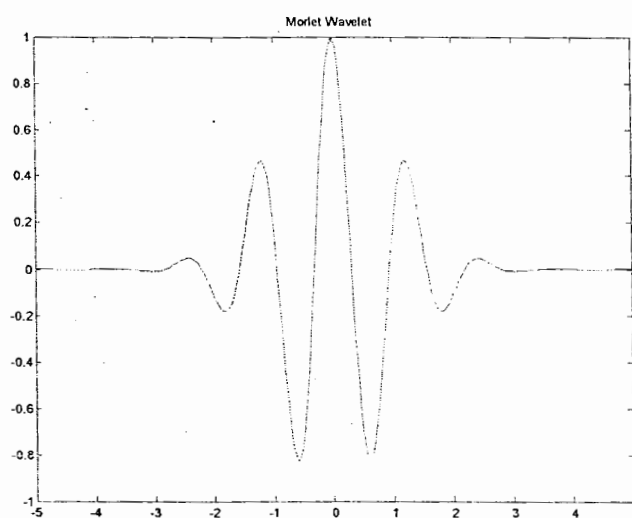
همانطور که در شکل ۳-۲ مشاهده می‌شود ویولت به جای استفاده از یک مبنای زمان-فرکانس از مبنای زمان - مقیاس استفاده می‌کند [۴۱].

به این چهار شکل توجه کنید :



شکل ۲-۴: نمایش تبدیل‌های مختلف [۴۱]

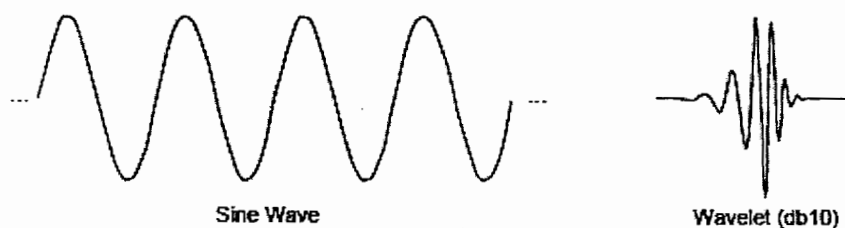
کلمه "ویولت" به معنی یک موج کوتاه است. این موج باید حداقل دارای چند نوسان در هر دو جهت باشد و به سرعت به سمت صفر میرا شود. این ویژگی که Admissibility Condition نامیده می‌شود، برای محاسبه تبدیل ویولت ضروری می‌باشد. شکل ۲-۵ نمونه‌ای از یک ویولت به نام Morlet را نشان می‌دهد که بنام مخترع آن Jean Morlet نامیده شده است [۴۷].



شکل ۲-۵: تابع ویولت Morlet

۲-۳-۱- مقایسه ای بین تبدیل ویولت و تبدیل فوریه

همانطور که در شکل ۶-۲ نشان داده شده است یک ویولت، یک شکل موج با مدت بقای محدود موثر است که مقدار متوسطی برابر با صفر دارد. ویولت با تابع سینوسی مقایسه شده است. تابع سینوسی پایه‌ای برای تبدیل فوریه است. سینوسی‌ها از منهای بی‌نهایت تا مثبت بی‌نهایت گسترده می‌شوند. در حالی که ویولت مدت بقای محدودی دارند و به سمت صفر میل می‌کنند. موج سینوسی قابل پیش‌بینی هست ولی ویولت‌ها به بی‌قاعدگی و نامتقارن بودن تمایل دارند.

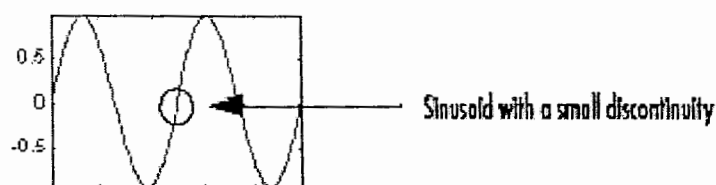


شکل ۶-۲: مقایسه موج سینوسی با یک ویولت (موجک)

تحلیل فوریه مشتمل است بر شکستن یک سیگنال به سینوسی‌هایی با فرکانسهای مختلف. به طور مشابه تحلیل ویولت شکستن سیگنال است، به نسخه‌های شیفت یافته و scale شده از یک ویولت اصلی (یامادر). فقط با نگاه کردن به تصاویر ویولت و تابع سینوسی می‌توان بطور شهودی دریافت که سیگنالهایی با تغییرات تند ممکن است با ویولت بی‌قاعده بهتر تحلیل شوند تا با یک سینوسی روان.

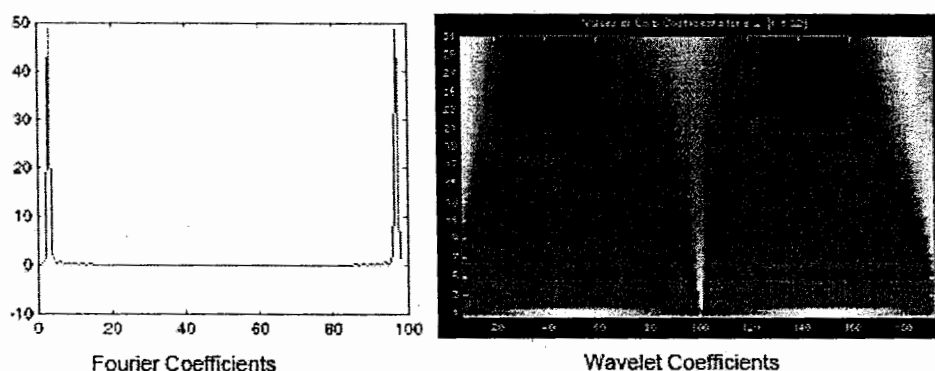
برای درک بهتر مطلب مثال زیر مفروض است

یک سیگنال سینوسی با یک ناپیوستگی کوچک را در نظر بگیرید (آنقدر کوچک که به سختی دیده می‌شود) که در شکل ۷-۲ نمایش داده شده است. چنین ناپیوستگی به آسانی در سیستم قدرت ایجاد می‌شود، مثلاً با یک نوسان در برق و یا سوییچ نویزی.



شکل ۲-۷: موج سینوسی با یک ناپیوستگی کوچک [۴۱]

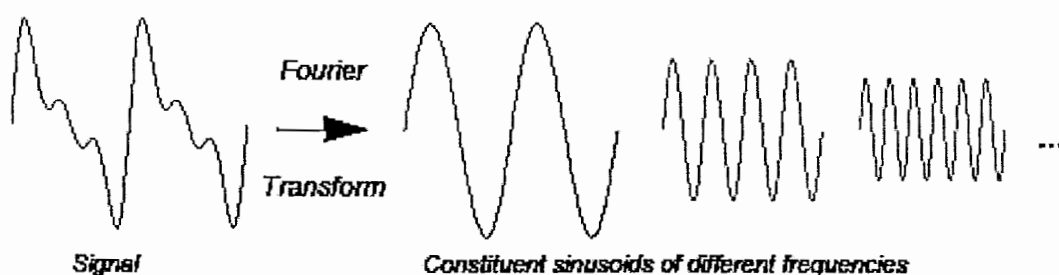
با توجه به شکل ۲-۸ دیده می‌شود که طیف فرکانسی آن که از تبدیل فوریه بدست می‌آید چیز جالبی را از این پدیده نشان نمی‌دهد، ولی یک نمودار از ضرایب ویولت به طور مشخص مکان دقیق ناپیوستگی را در زمان مشخص می‌کند.



شکل ۲-۸: طیف فرکانسی و نموداری از تبدیل ویولت یک موج سینوسی با یک ناپیوستگی کوچک [۴۱]

۲-۲-۳- تبدیل ویولت پیوسته

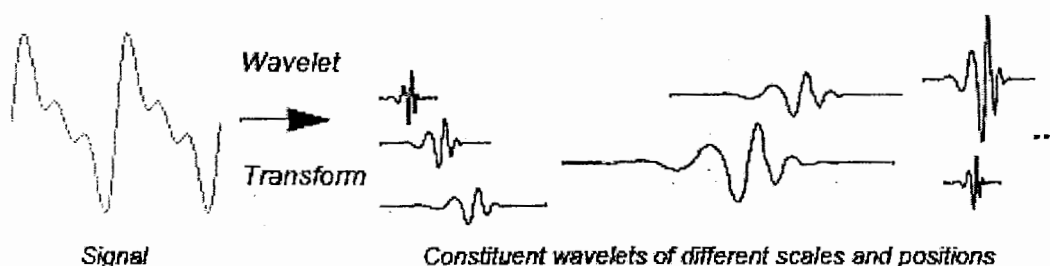
تبدیل فوریه در حقیقت جمع همه‌ی سیگنال $f(t)$ در گستره زمان است که در یک تابع مختلط نمایی ضرب شده است (با توجه به این که این تابع نمایی می‌تواند به مولفه‌های حقیقی و موهومی سینوسی شکسته شود) که در شکل ۲-۹ نشان داده شده است. نتیجه تبدیل فوریه ضرائب فوریه است $\hat{f}(\omega)$ که اگر در یک سینوسی با فرکانس ω ضرب شود مولفه‌های سینوسی سیگنال اصلی را به دست می‌دهد. به طور گرافیکی روند کار مشابه زیر است:



شکل ۲-۹: نمایش تبدیل فوریه [۴۱]

به طور مشابه یک تبدیل پیوسته ویولت^۱، یا CWT با جمع همه‌ی سیگنال در گستره زمان به دست می‌آید که در نسخه‌های متفاوتی از یک تابع شیفت یافته و scale شده به نام ویولت ضرب شده است. نتیجه CWT ضرایب ویولت است که تابعی از scale و مکان هستند.

به طور مشابه ضرب کردن هر ضریب در ویولت شیفت یافته و scale شده‌ی مناسب مولفه‌های ویولت سیگنال اصلی را به دست می‌دهد. شکل ۲-۱۰ این تعبیر را نشان می‌دهد.

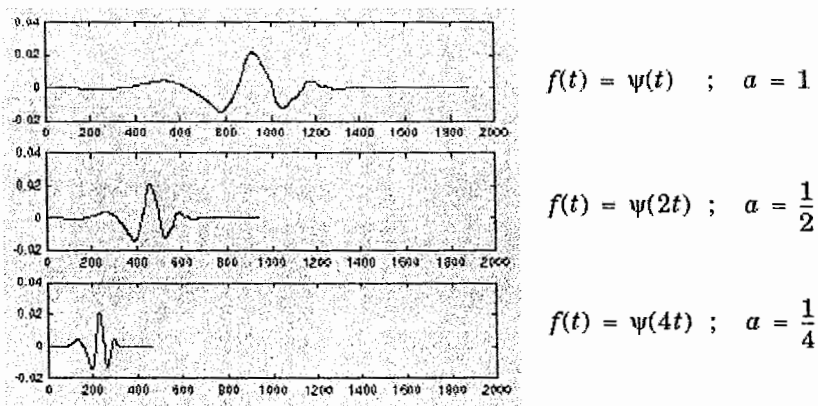


شکل ۲-۱۰: تبدیل ویولت [۴۱]

مفهوم scale همان فشرده شدن و یا باز شدن سیگنال می‌باشد و scale factor که در شکل

۲-۱۱ با a نشان داده ضریبی است که این کشیدگی و یا فشرده‌گی را ایجاد می‌کند.

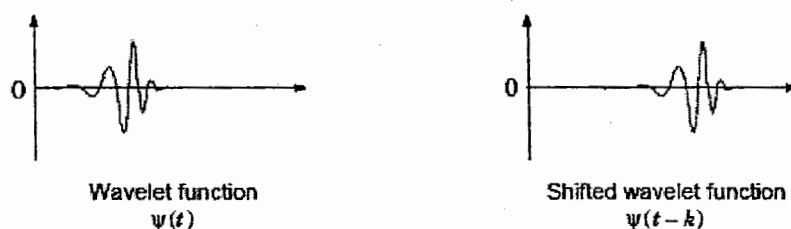
۱- Continuous Wavelet Transform



شکل ۲-۱۱: جابجایی و کشیدگی یک ویولت [۴۱]

scale factor درست مانند ویولتها عمل می‌کند و مقادیر کوچک آن موجک را فشرده‌تر می‌کند.

مفهوم shift به معنی تاخیر دادن و یا به جلو انداختن سیگنال است که در شکل ۲-۱۲ نشان داده شده است.

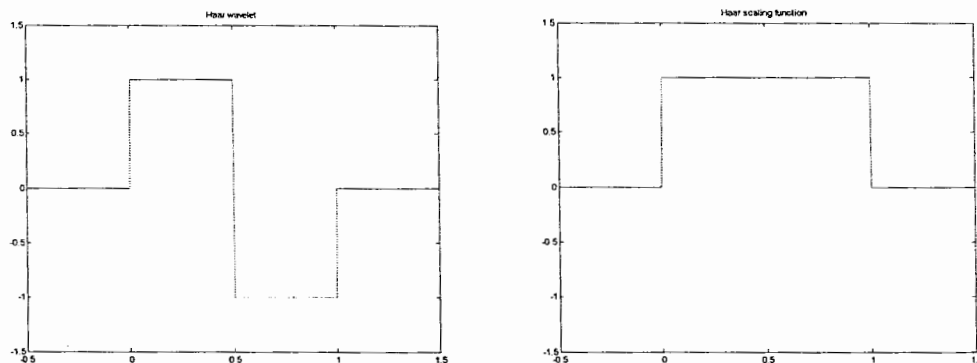


شکل ۲-۱۲: تاخیر دادن و یا جلو انداختن ویولت [۴۱]

تصور کنید که متغیر z بیانگر ارتفاع نقاط مختلف سطح خاک باشد. برای سادگی، فضا را یک بعدی در نظر می‌گیریم، بطوریکه z ارتفاع نقطه‌ای با مختصات x در طول یک مقطع از سطح باشد. واضح است که x یک عدد حقیقی است. متغیر z در واقع تابعی از x است و به شکل $z=f(x)$ نوشته می‌شود. هدف ما بیان تغییرات مکانی z بوسیله دنباله‌ای از ویولتها است.

ویولتها انواع مختلفی دارند اما همگی دارای خواص اصلی مشترکی هستند. تفاوت‌های آنها بیشتر ناشی از آن است که هر یک برای کاربرد خاص و با ویژگیهای خاصی ساخته شده‌اند. تئوری ویولت

تئوری نسبتاً پیچیده‌ای است و از علائم، نشانه‌ها و روابط مختلفی برای بیان این تئوری استفاده شده است. ما در اینجا بیشتر از روش ارائه شده توسط Mallat استفاده می‌کنیم [۴۸].



شکل ۲-۱۳-الف: تابع ویولت Haar، ب: تابع مقیاس Haar.

تابع ویولت مادر که سایر توابع ویولت با استفاده از آن ساخته می‌شوند، یک تابع نوسانی محلی است که دامنه آن مانند یک موج میرا شونده، از هر دو طرف به سرعت تضعیف می‌شود. این موضوع باعث می‌شود که بتوان با استفاده از آن یک دنباله را به شکل محلی آنالیز کرد، تقریباً شبیه به آنالیز فوریه پنجره‌ای^۱، با این تفاوت که در آنالیز فوریه توابع مورد استفاده سینوسی یا کسینوسی هستند. تابع ویولت مادر را $\psi(x)$ نامیده می‌شود. چند تابع ویولت متداول در شکل‌های ۲-۵، ۲-۱۳ و ۲-۱۴ آمده است.

ویولت مادر یک تابع دلخواه نیست بلکه باید سه خاصیت زیر را داشته باشد:

- میانگین آن صفر باشد:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (۲-۸)$$

- نرم دوم آن برابر با یک باشد:

۱- Windowed Fourier Analysis

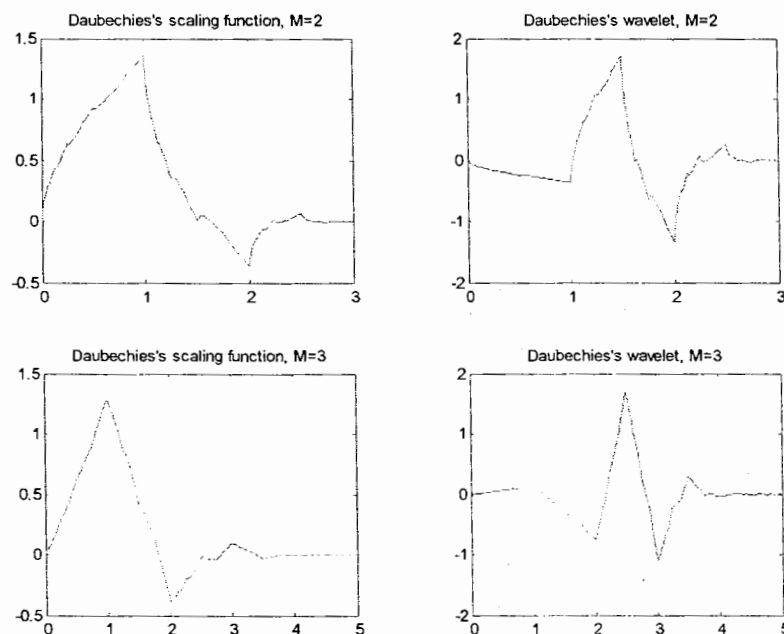
$$\int |\psi(x)|^2 dx = 1 \quad (9-2)$$

• دارای دامنه اثر محدود است، به عبارت دیگر تابع ویولت مادر به سرعت به صفر میرا می شود.

در آنالیز ویولت از توابعی استفاده می‌شود که از ویولت مادر بدست می‌آیند. این توابع را که با

$\psi_{\lambda,x}(u)$ نمایش می‌دهیم با دو پارامتر λ و x مشخص شده و به شکل زیر تعریف می‌شوند:

$$x \in R, \quad \lambda > 0, \quad \psi_{\lambda,x}(u) = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \psi\left(\frac{u-x}{\lambda}\right) \quad (10-2)$$



شکل ۲-۱۴: توابع مادر ویولت Daubechies

که R مجموعه اعداد حقیقی است. در این رابطه λ بیانگر مقیاس بوده و برای ویولت مادر $\psi(x)$

، یک در نظر گرفته می‌شود. اگر ویولت مادر دارای مقادیر غیر صفر در بازه‌ای به طول واحد باشد آنگاه

با جایگذاری $\frac{u-x}{\lambda}$ به جای x ، طول این بازه λ خواهد شد. بنابراین با افزایش λ ، تابع ویولت نیز

گسترده‌تر می‌شود یعنی بازه‌ای که در آن مقدار تابع غیر صفر است گسترش می‌یابد. کاهش λ نیز باعث کوچک شدن ویولت می‌شود.

در حوزه فرکانس، گسترش^۱ تابع ویولت باعث کاهش مؤلفه‌های فرکانسی تبدیل فوریه آن خواهد شد. کوچک کردن ویولت نیز در حوزه فرکانس اثر معکوس دارد، یعنی باعث می‌شود فرکانس تبدیل فوریه آن افزایش یابد. بنابراین افزایش λ به معنای آن است که مؤلفه‌های فرکانسی پائین‌تری از داده‌ها در بازه وسیع‌تری از مکان مورد بررسی قرار می‌گیرند و کاهش λ باعث افزایش مؤلفه‌های فرکانسی مورد بررسی و کاهش بازه مکانی خواهد شد. نحوه تطبیق پهنای تابع ویولت با مؤلفه‌های فرکانسی مورد نظر موجود در داده‌ها، یکی از نقاط قوت منحصر به فرد ویولت است. در واقع پارامتر λ نشانگر مقیاس مورد استفاده بوده و با میزان بزرگنمایی شکل مورد نظر نسبت عکس دارد به این معنا که کاهش λ متناظر با افزایش میزان بزرگنمایی می‌باشد. پارامتر x بیانگر موقعیت مکانی می‌باشد. مرکز تابع ویولت مادر، در $x=0$ قرار دارد و هر مقدار غیر صفر x در رابطه (۲-۱۰) بیانگر جابجایی مرکز تابع ویولت به مکانی جدید به مختصات x می‌باشد. با توجه به اینکه یکی از خواص ویولت مادر نرم دوم آن یک است. این خاصیت برای تمام نسخه‌های تغییر مقیاس یافته آن نیز صادق است بطوریکه:

$$\|\psi_{\lambda,x}\|^2 = \int |\psi_{\lambda,x}(u)|^2 du = \int |\psi(x)|^2 dx = 1 \quad (2-11)$$

بنابراین تبدیل ویولت تغییرات $f(x)$ را بطور مساوی در تمام مقیاسها توزیع می‌کند. با تغییر

مقیاس ویولت مادر با پارامتر λ داریم:

$$\int \left| \psi\left(\frac{u-x}{\lambda}\right) \right|^2 du = \lambda \int |\psi(u)|^2 du \quad (2-12)$$

^۱- dilating

بنابراین عبارت $\frac{1}{\sqrt{\lambda}}$ در رابطه (۲-۱۰) باعث می‌شود تا رابطه (۲-۱۱) به ازاء هر $\lambda > 0$ برقرار

باشد.

تبدیل ویولت $f(x)$ یعنی $Wf(\lambda, x)$ از انتگرال زیر بدست می‌آید:

$$Wf(\lambda, x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \psi_{\lambda, x}(u) du = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \psi\left(\frac{u-x}{\lambda}\right) du \quad (2-13)$$

بنابراین تبدیل ویولت در هر مقیاس و هر مکان از ضرب داخلی بردار داده‌ها در تابع ویولتی که به

اندازه کافی تغییر مقیاس و تغییر مکان داده شده، بدست می‌آید:

$$Wf(\lambda, x) = \langle f, \psi_{\lambda, x} \rangle \quad (2-13)$$

۲-۳-۲-۳- تبدیل ویولت گسسته

تاکنون پارامترهای λ و x اعداد حقیقی بودند بنابراین تبدیل ویولت نیز پیوسته بود اما در عمل

این پارامترها گسسته هستند. با قرار دادن $\lambda = 2^j$ و $x = n2^j$ می‌توان این پارامترها را گسسته کرد

که n و j اعداد صحیح می‌باشند. تأثیر پارامترهای λ و x را می‌توان با تشبیه تغییر مقیاس توابع

ویولت به بزرگنمایی یک میکروسکوپ بهتر مورد بررسی قرار داد. با افزایش بزرگنمایی (کاهش j و در

نتیجه λ) میدان دید کوچکتر شده و می‌توان با گامهای کوتاهتری (با x های کوچکتر) حرکت کرد.

بزرگ شدن j و λ اثر معکوسی خواهد داشت. بنابراین منطقی است که طول گامهای ما (فاصله دو

مقدار متوالی x) با میزان بزرگنمایی نسبت عکس داشته باشد همچنانکه در بالا، در تعریف x به شکل

گسسته این موضوع رعایت شده است. معادل گسسته رابطه (۲-۱۰) عبارت است از:

$$\psi_{j,n}(x) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{x - n2^j}{2^j}\right) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n) \quad (2-14)$$

و برای تبدیل ویولت گسسته داریم:

$$d_{j,n} = \langle f, \psi_{j,n} \rangle = 2^{-j/2} \int f(x) \psi(2^{-j}x - n) dx \quad (15-2)$$

$d_{j,n}$ در رابطه (۴-۱۰)، ضرائب ویولت نامیده می‌شود.

می‌توان مجموعه‌ای از این ویولتها را به گونه‌ای ساخت که یک پایه کامل و متعامد برای تمام توابع $f(x)$ با تغییرات محدود تشکیل دهند. به عبارت دیگر هر تابع ویولت بر تغییر مقیاس یافته‌ها (dilates) و تغییر مکان یافته‌هایش (translates) متعامد است. بنابراین تبدیل ویولت متعامد در مقیاسهای مختلف، بیانگر تغییرات $f(x)$ به شکلی مستقل (و در نتیجه جمع پذیر) می‌باشد. به طور خلاصه، هر دنباله‌ای از داده‌ها با دامنه تغییرات محدود را می‌توان با دقت دلخواه با مجموع جملاتی که حاصلضرب ضرایب ویولت در توابع ویولت می‌باشند، بیان کرد بنابراین:

$$f(x) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{j,n} \psi_{j,n}(x) \quad (16-2)$$

اولین جمع روی مقیاسها و دومین جمع روی تغییرات مکان بسته شده است. با توجه به تعریف

ضرائب ویولت در رابطه (۲-۱۴) می‌توان رابطه (۲-۱۶) را به شکل زیر نوشت:

$$f(x) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \langle f, \psi_{j,n} \rangle \psi_{j,n}(x) \quad (16-2)$$

۲-۲-۴- تبدیل S- با تفکیک پذیری چندگانه

۲-۲-۴-۱- بدست آوردن تبدیل S- از STFT

آنچه در این بخش از گزارش آمده است نشان دهنده چگونگی بدست آوردن تبدیل S- از

STFT می‌باشد [۳۹]. فرض کنید $H(f)$ طیف فرکانسی تابع زمانی $h(t)$ باشد که از طریق تبدیل

فوری به بدست آمده است:

$$H(f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) e^{-2\pi f t} dt \quad (17-2)$$

که عکس این تبدیل عبارت است از:

$$h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f) e^{2\pi f t} dt \quad (18-2)$$

اگر $h(t)$ به صورت نقطه به نقطه در یک تابع پنجره $g(t)$ ضرب شود نتیجه‌اش طیفی به صورت

زیر است:

$$H(f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) g(t) e^{-i2\pi f t} dt \quad (19-2)$$

با تعریف $g(t)$ به صورت تابع گوسی نرمال شده می‌توان از رابطه (۱۹-۲) تبدیل -S را نتیجه

گرفت.

$$g(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (20-2)$$

بنابراین تبدیل -S به صورت زیر بدست می‌آید:

$$S^*(\tau, f, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}} e^{-i2\pi f t} dt \quad (21-2)$$

برای یک مقدار خاص و ثابت σ ، تعریف بالا شبیه تعریفی است که برای STFT ارائه می‌شود که

نشان می‌دهد که تبدیل -S همان تبدیل فوریه البته با تفکیک‌پذیری چندگانه می‌باشد. پنجره به

صورت تابع گوسی به این دلیل انتخاب شده است که فشرده‌ترین در زمان و فرکانس می‌باشد [۴۶]. با

توجه به رابطه (۲۱-۲) این تبدیل تابعی از سه متغیر است، با قرار دادن σ متناسب با عکس فرکانس

است، رابطه ساده‌تر شده از پنجره زمانی نیز متناسب با عکس فرکانس تغییر خواهد کرد، بدین معنی

که در فرکانسهای بالا پنجره زمانی، باریک و در فرکانسهای پایین پنجره زمانی، عریض می‌شود.

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|} \quad (22-2)$$

بنابراین تبدیل -S به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$S(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} h(t) e^{\frac{-(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi f t} dt \quad (23-2)$$

در رابطه (۳-۲) به تابع یک بعدی که در آن τ متغیر بوده و f ثابت و برابر f_1 باشد، یعنی $S(\tau, f_1)$ ، آوا^۱ گفته می‌شود و همچنین تابع یک بعدی که در آن τ ثابت بوده و برابر τ_1 و f متغیر باشد، $S(\tau_1, f)$ موضع^۲ گفته می‌شود. تبدیل -S به صورت کانولوشن دو تابع نیز نوشته می‌شود:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} p(t, f) g(\tau - t, f) dt \quad (24-2)$$

یا

$$S(\tau, f) = p(\tau, f) * g(\tau, f) \quad (25-2)$$

که در آن:

$$p(\tau, f) = h(\tau) e^{-i2\pi f \tau} \quad (26-2)$$

و

$$g(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{\tau^2 f^2}{2}} \quad (27-2)$$

فرض کنید $B(\alpha, f)$ تبدیل فوریه (از τ تا α) مربوط به تبدیل -S، $S(\tau, f)$ باشد، با استفاده از تئوری کانولوشن همانطور که می‌دانیم کانولوشن در حوزه زمان (τ) به حاصلضرب در حوزه فرکانس (α) تبدیل می‌شود و خواهیم داشت:

$$B(\alpha, f) = P(\alpha, f) G(\alpha, f) \quad (28-2)$$

که در رابطه فوق $P(\alpha, f)$ و $G(\alpha, f)$ تبدیلهای فوریه مربوط به $P(\tau, f)$ و $G(\tau, f)$ می‌باشند و واضح است:

۱- voice

۲- local

$$B(\alpha, f) = H(\alpha + f) e^{\frac{-2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} \quad (29-2)$$

که در آن $H(\alpha + f)$ تبدیل فوریه معادله (25-2) می‌باشد و مولفه نمایی در رابطه (29-2) تبدیل فوریه تابع گوسی می‌باشد. بنابراین تبدیل -S برابر است با عکس تبدیل فوریه (از α تا τ) رابطه (29-2) (برای $f \neq 0$)

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} H(\alpha + f) e^{\frac{-2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} e^{i2\pi \alpha \tau} d\alpha \quad (30-2)$$

تابع نمایی در رابطه (30-2) تابع پنجره موضعی وابسته به فرکانس می‌باشد که Voice Gaussian نامیده می‌شود. و نقش LPF^۱ را برای هر فرکانس خاص ایفا می‌کند. تبدیل ویولت بخصوص تبدیل -S نسبت به STFT پیشرفتی در زمینه نمایش فرکانس زمانی به حساب می‌آید برای فرکانسهای خیلی بالا نیز دارای پنجره بسیار باریک می‌باشد [۲۱].

۲-۲-۴-۲-۲- بدست آوردن تبدیل -S از تبدیل ویولت

آنچه در این قسمت مورد بررسی قرار می‌گیرد نسبت تبدیل -S با تبدیل موجک است [۳۸]. تبدیل موجک پیوسته یک تابع $h(t)$ به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$W(\tau, d) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \psi(t - \tau, d) dt \quad (31-2)$$

که در این رابطه $\psi(t, \tau)$ تابع مادر موجک نام دارد. تبدیل -S پیوسته یک تابع $h(t)$ را می‌توان به صورت تبدیل موجک پیوسته آن تابع البته با یک تابع مادر که در یک فاکتور تصحیح زاویه ضرب شده نشان داد.

$$S(\tau, f) = e^{i2\pi f \tau} W(\tau, f) \quad (32-2)$$

که تابع مادر در آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

^۱ - Low Pass Filter

$$\psi(t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-t^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi f t} \quad (2-33)$$

توجه کنید که در رابطه بالا تاخیر d همان عکس فرکانس است.

2-2-3-2-4-3-عکس تبدیل S

تبدیل S یک نمایش فرکانس زمانی از شکل موج اغتشاش می‌باشد، همانطور که انتظار می‌رود از مقدار متوسط این طیف (تبدیل S - تابع) بر روی زمان طیف تبدیل فوریه بدست می‌آید:

$$\int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) d\tau = H(f) \quad (2-33)$$

که $H(f)$ تبدیل فوریه $h(t)$ است. و نیز طبق رابطه زیر بدست می‌آید:

$$h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f) df \quad (2-34)$$

بنابراین

$$h(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{\infty} S(\tau, f) d\tau \right\} e^{i2\pi f t} df \quad (2-35)$$

2-2-4-4-2-2-تبدیل S گسسته

از معادله (2-30) به صورت گسسته برای محاسبه تبدیل S گسسته استفاده می‌شود و مزیت این کار بهره‌گیری از کارایی FFT و کانولوشن است.

فرض می‌کنیم $h[kT]$ ، $K = 1, 2, \dots, N-1$ نشان دهنده سری زمانی تابع $h(t)$ باشد، تبدیل فوریه گسسته با در نظر گرفتن دوره زمان نمونه برداری T از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$H\left[\frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} h[kT] e^{\frac{i2\pi nk}{N}} \quad (2-36)$$

که $n=1,2,\dots,N-1$ و تبدیل S -گسسته به فرم معادله (۲-۳۰) و به صورت زیر نوشته می‌شود)

$$(\tau \rightarrow jT \quad f \rightarrow n \quad NT)$$

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi mn}{N}} \quad (2-37)$$

تبدیل S - نیز همان مشکلات آشنای مربوط به نمونه برداری را تحمل می‌کند. محاسبه تبدیل-

S با استفاده از کانولوشن و بهره‌گیری از FFT بسیار کارآمد و سریع می‌باشد. در ادامه این روش

بصورت مرحله‌ای توضیح داده شده است [۳۸]، فرض کنید:

$$n = n/NT, m = m/MT, k = kT \text{ and } j = jT$$

باتوجه به رابطه (۲-۳۷) خواهیم داشت:

۱. محاسبه تبدیل فوریه سری زمانی $h[k]$ با استفاده از FFT و بدست آوردن $H[m]$

که تنها یک بار انجام می‌دهیم ($N \log N$ عملیات)

۲. محاسبه تابع گوسی $G[m, n]$ برای فرکانس n

۳. شیفت دادن طیف $H[m]$ به $H[m+n]$ برای فرکانس n

۴. ضرب $H[m+n]$ در $G[m, n]$ و بدست آوردن $B[m, n]$ (n عملیات ضرب)

۵. عکس تبدیل فوریه $B[m, n]$ از m به j برای بدست آوردن سطرهای $S(n, j)$

۶. تکرار مراحل ۳ الی ۵ تا اینکه کلیه سطرهای $S(n, j)$ تکمیل گردد.

مراحل ۳ و ۴ مراحل استفاده از کانولوشن می‌باشد. در محاسبات برای بالا بردن بازده هر جا که

ممکن باشد از FFT استفاده می‌شود کل عملیات اجرا شده تقریباً $N+N \log N$ می‌باشد در حالی که

تعداد نقاط تبدیل S ، $2N$ نقطه می‌باشد.

۲-۲-۴-۵-عکس تبدیل S -گسسته

عکس تبدیل گسسته با استفاده از FFT به عنوان یک مرحله واسطه بدست می‌آید، حاصل جمع

سطرهای ماتریس S نتیجه زیر را به ما می‌دهد:

$$\sum_{j=0}^{N-1} S\left[\frac{n}{NT}, jT\right] = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi m j}{N}} \quad (38-2)$$

بارعایت ترتیب حاصل جمع‌ها خواهیم داشت:

$$\sum_{j=0}^{N-1} S\left[\frac{n}{NT}, jT\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} \sum_{j=0}^{N-1} e^{\frac{i2\pi m j}{N}} \quad (39-2)$$

با توجه به اینکه حاصل جمع مولفه‌های متعامد بر روی j برابر صفر است بجز $m=0$ که در این

حالت برابر N خواهد بود میانگین سطرهای $S(n/NT, jT)$ برابر است با:

$$\sum_{j=0}^{N-1} S\left[\frac{n}{NT}, jT\right] = \sum_{m=0}^{N-1} N \delta_{m,0} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} \quad (40-2)$$

$$\sum_{j=0}^{N-1} S\left[\frac{n}{NT}, jT\right] = H\left[\frac{n}{NT}\right] \quad (41-2)$$

بنابراین $\forall n$ عکس تبدیل فوری برابر است با

$$h[KT] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} S\left[\frac{n}{NT}, jT\right] \right\} e^{\frac{i2\pi n k}{N}} \quad (42-2)$$

۲-۲-۴-۶- تبدیل S -تعمیم یافته

تعریف (۲۲-۲) بر این اساس است که σ مربوط به تابع گوسی با عکس فرکانس متناسب است.

می‌توان این تناسب را با یک ضریب k برقرار کرد. یعنی $\sigma = k/f$ که k با افزایش فرکانس کاهش می‌-

یابد بنابراین تعریف تبدیل S - به صورت زیر در می‌آید:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{\left| \frac{f}{k} \right|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 t^2}{2k^2}} e^{-i2\pi f t} dt \quad (43-2)$$

۲-۳- مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی

با توجه به اینکه در این مقاله از شبکه‌های عصبی به عنوان سیستم هوشمند جهت تشخیص و کلاس بندی پدیده‌های کیفیت توان استفاده شده است، لازم است که به معرفی شبکه‌های عصبی پرداخته شود. در این بخش به معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی نرم‌افزارهایی هستند که بر اساس ساختمان عصبی مغز انسان سازمان یافته‌اند و رفتارهایی را از خود نشان می‌دهند که مشابه آن در کارکرد مغز انسان وجود دارد و یا آن که قابل تفسیر به یکی از رفتارهای آدمی است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که این شبکه‌ها قابلیت یادگیری، یادآوری، فراموش کردن، استنتاج، شناخت الگو، طبقه‌بندی اطلاعات و بسیاری دیگر از مهارت‌های مغز انسان را دارند. استفاده فن شناسی از این شبکه‌ها در جاهایی است که کامپیوترهای دیجیتال متداول امروزی علیرغم سرعت و دقت فوق العاده، هنوز قادر به رقابت با مغز انسان نیستند. با توجه به آن چه تاکنون گفته شد تئوکوهن^۱ تعریف زیر را از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه می‌کند [۴۹]:

«شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های کاملاً موازی و به هم پیوسته از اجزا ساده و (معمولاً تطبیق‌پذیر) همراه با سازمان‌های تسلسلی هستند که می‌توانند با جهان واقعی به همان روش سیستم‌های عصبی زیستی، برهم‌کنش داشته باشند.»

۲-۳-۱- اجزای تشکیل‌دهنده شبکه عصبی مصنوعی^۲

برای این‌که بدانیم یک شبکه عصبی مصنوعی چگونه کار می‌کند، ابتدا اجزای تشکیل دهنده آن معرفی می‌شود.

۱- Tuevo Kohonen

۲- ANN Components

۲-۱-۳-۱- نرون‌ها (عناصر محاسباتی)^۱

نرون عنصر اصلی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد و کوچک‌ترین واحد پردازش‌گر اطلاعات است و اساس عملکرد شبکه‌های عصبی می‌باشد. نرون یک تابع محرک (تبدیل)^۲ ریاضی را برای پردازش اطلاعات بردار ورودی به کار می‌برد و یک بردار خروجی به عنوان نتیجه تولید می‌کند. مانند سیستم عصبی بیولوژیکی، نرون‌ها به وسیله رشته‌هایی^۳ به هم مرتبط هستند که سیگنال‌ها را در سرتاسر آنها انتقال می‌دهند. هر رشته ارتباطی یک بردار وزن همراه دارد که سیگنال انتقالی را تنظیم می‌کند.

۲-۱-۳-۲- لایه‌ها^۴

یک شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی سه لایه دارد. لایه ورودی، میانی (پنهان)^۵، خروجی. لایه ورودی، اطلاعات (مجموعه‌ای از ترکیب‌های معرف الگو) را از محیط دریافت کرده و آن را به لایه میانی انتقال می‌دهد. هر نرون واقع شده در لایه ورودی با تمام نرون‌ها در لایه میانی مرتبط است، به طوری که عملکرد پردازش اطلاعات به صورت موازی و همزمان انجام می‌گیرد. به طور مشابه، لایه میانی با لایه خروجی ارتباط دارد. لایه میانی، لایه‌ای است که تحلیل‌های واقعی اطلاعات را از محیط به شبکه عرضه می‌کند. لایه خروجی این تحلیل را دریافت می‌کند و آن را به یک تفسیر معنی‌دار تبدیل کرده و پس از محاسبه به محیط برمی‌گرداند [۵۰].

۲-۱-۳-۳- مدل پایه یک نرون مصنوعی

یک نرون طبیعی دنیایی از پیچیدگی‌ها را در خود جای داده است و به همین خاطر ارائه یک مدل

۱- Processing Elements

۲- Activation Function

۳- Links

۴- Layers

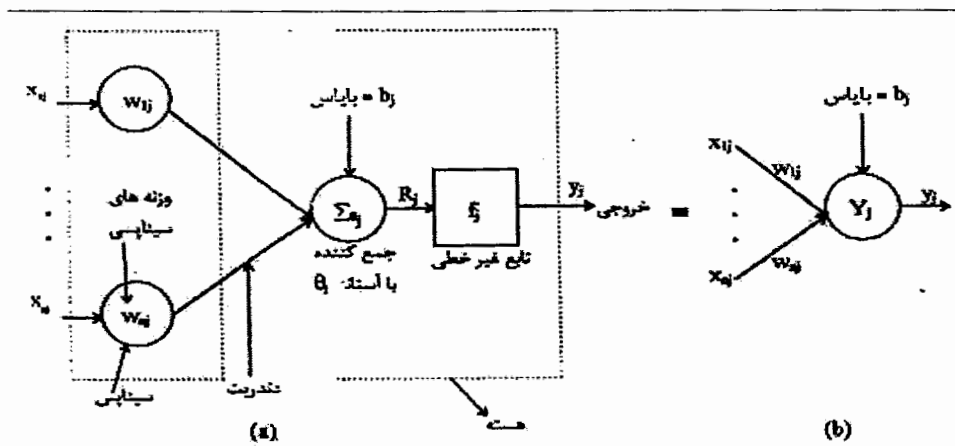
۵- Hidden Layer

مصنوعی برای آن به نحوی که بتواند تمام خصوصیات آن را داشته باشد، کاری فوق‌العاده مشکل است. بنابراین در مدلی که ارائه می‌گردد سعی می‌شود خصوصیات اصلی یک نرون طبیعی لحاظ شود. اصطلاحاً به این مدل مصنوعی، نرون مصنوعی یا عنصر پردازش‌گر یا گره گفته می‌شود. یک نرون مصنوعی j به طور کلی از n ورودی x_{ij} تشکیل شده که i شماره نرون‌های مبدأ است که از ۱ تا n متغیرند و خروجی‌های خود را به نرون j می‌فرستند و j شماره نرون مورد نظر یا نرون مقصد است. هر ورودی x_{ij} قبل از این که وارد نرون j شود وزن‌دار می‌گردد، یعنی در ضریب w_{ij} ضرب می‌شود. این کار معادل تأثیر سیناپس بر سیگنال ورودی، قبل از ورود به نرون مورد نظر است. علاوه بر این نرون مصنوعی از یک بایاس w_{oj} برخوردار است. در واقع بایاس، یک سیگنال ورودی به نرون j از نرون ۰ است که خروجی آن همواره ۱ است ($x_{oj} = 1$) و وزن بین نرون ۰ و نرون j همان w_{oj} است. نرون j همچنین یک آستانه θ_j را داراست و در صورتی که ورودی خالص به نرون، بیش‌تر یا مساوی این آستانه بشود نرون آتش می‌کند (یک سیگنال تولید می‌کند)، که این آستانه θ_j معادل همان پتانسیل پسماند در نرون طبیعی است. نرون مصنوعی j برای تعیین خروجی خود از تابع غیر خطی f_j بهره می‌گیرد که این تابع غیرخطی به تابع محرک یا تبدیل معروف است. این تابع با توجه به ورودی‌های خالص به نرون j ، Y_{inj} و مقدار آستانه، خروجی Y_j نرون را تعیین می‌کند. در شکل ۲-۱۵ مدل پایه یک نرون مصنوعی نشان داده شده است. تابع عملکرد این مدل پایه به صورت زیر بیان می‌شود:

$$Y_j = f_j \left(\sum x_{ij} w_{ij} \right)$$

$$Y_{inj} = \sum x_{ij} w_{ij} = x_{oj} w_{oj} + \sum x_{ij} w_{ij}$$

$$= (1)b_j + \sum x_{ij} w_{ij}$$



شکل ۲-۱۵: مدل پایه یک نرون مصنوعی [۲]

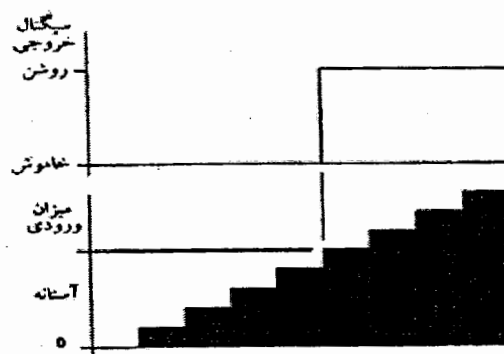
الف: شکل تحلیلی یک نرون مصنوعی ب: علامت اختصاری نرون به همراه ورودی‌های آن

شرط آتش نمودن (تولید یک سیگنال) نرون (یعنی $Y_i = 1$) این است که:

$$Y_{ij} \geq \theta_j$$

که در شکل ۲-۱۶ این مسئله به طور شماتیک نشان داده شده است. ورودی‌های نرون باید از آستانه

معینی تجاوز کنند تا نرون بتواند آتش کند (سیگنال تولید کند)



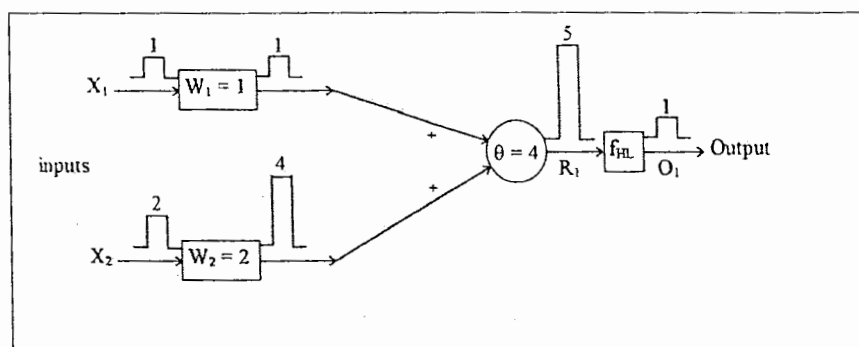
شکل ۲-۱۶: آستانه معین تولید سیگنال توسط نرون [۲]

شکل ۲-۱۷ نشان‌دهنده عملکرد یک نرون است. این نرون هنگام آتش در خروجی (۱) را ارسال

می‌کند. هدف استفاده از یک تابع غیر خطی، محدود کردن خروجی در یک باند مشخص است. یعنی

خروجی یک نرون به ازای یک ورودی بسیار کوچک یا خیلی بزرگ از حد معینی تجاوز نمی‌کند. این

مطلب از زیست‌شناسی اقتباس شده است که در آن سیگنال ورودی به طور پیوسته توسط گیرنده‌های ورودی محدود می‌گردد. نرون‌های طبیعی نیز به همین روش خروجی خود را محدود می‌کنند. به همین دلیل در این جا برای شبیه سازی این مفهوم از توابع غیر خطی با خاصیت اشباع‌پذیری استفاده شده است، اما این توابع لزوماً مشابه نمونه‌های طبیعی نیستند. بر اساس نوع کاربرد و الگوریتم آموزش مورد استفاده، توابع غیر خطی مختلفی به کار گرفته می‌شوند [۵۳].



شکل ۲-۱۷: شیوه عملکرد یک نرون مصنوعی [۵۳]

۲-۳-۲- مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این بخش اصول اساسی که به وسیله آنها می‌توان شبکه‌های عصبی را به شکل ریاضی تشریح کرد، بیان می‌گردد. این اصول از طبیعت مغز انسان اقتباس شده‌اند و ریاضیات سعی می‌کند که به کمک این اصول، رفتار نرون‌ها و شبکه‌های بوجود آمده توسط آنها را بیان کند. مشخصات اساسی یک شبکه عصبی مصنوعی به چهار بخش تقسیم می‌گردد:

الف) ساختار شبکه

ب) توابع محرک یا تبدیل

ج) الگوریتم آموزش شبکه

د) شیوه به کار گیری شبکه‌های عصبی مصنوعی

در برخی متون، بخش‌های (ب)، (ج) و (د) را تحت یک عنوان به نام ویژگی‌های عملیاتی یا دینامیک نرون‌ها بیان می‌کنند.

ساختار شبکه معین می‌کند که شبکه از چند نرون تشکیل شده و چگونه این نرون‌ها در شبکه آرایش یافته و به چه شکل به همدیگر اتصال یافته‌اند. هر نرون یا عنصر پردازش‌گر مشابه با نرون طبیعی دارای تعدادی ورودی، قدرت سیناپس، تابع محرک، تعدادی خروجی و بایاس می‌باشد. تابع محرک، خروجی یک نرون را به ازای یک ورودی معین مشخص می‌کند. الگوریتم آموزش، نحوه آموزش شبکه را برای یک سری الگوهای آموزشی معین نشان می‌دهد. شیوه به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که چگونه می‌توان پاسخ شبکه یا خروجی آن را به ازای یک الگوی ورودی مشخص کرد [۵۱].

۲-۳-۱- ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت لایه‌ای است و از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده‌اند. هر لایه شامل تعدادی گره^۱ یا نرون می‌باشد که گره‌ها به وسیله شبکه و با وزن‌های متفاوت به هم مربوط شده‌اند. بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر شبکه‌های عصبی به دو گروه تقسیم می‌شوند:

- شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور^۲
- شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور^۳

نرون‌ها به صورت طبیعی به روش خاصی به هم اتصال می‌یابند تا یک شبکه عصبی را تشکیل دهند. این نحوه قرار گرفتن نرون‌ها می‌تواند به گونه‌ای باشد که شبکه تک لایه یا چند لایه را به وجود آورد.

^۱- Node

^۲- Feed Forward Networks

^۳- Recurrent or Feedback

در بسیاری از مدل‌های شبکه‌های عصبی از قبیل پرسپترون، تناظر خطی^۱ و مدل آموزش تشدید سازگار^۲ خروجی واحدهای یک لایه فقط اجازه تحریک نرون‌های لایه بعد را دارد. اما در برخی مدل‌ها مانند شبکه هاپفیلد خروجی هر واحد می‌تواند واحدهای همان لایه را تحریک نماید. قدرت محاسبات عصبی از تعداد نرون‌های اتصال یافته در ساختار شبکه نشأت می‌گیرد. معمولاً شبکه‌های بزرگ‌تر توانایی محاسباتی بیش‌تری را عرضه می‌کنند. مرتب نمودن نرون‌ها در لایه‌ها یا طبقات مختلف، تقلیدی از ساختار بخش معینی از مغز می‌باشد و ثابت شده که توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه از شبکه‌های تک لایه بیش‌تر است. متداول‌ترین ساختار عصبی مورد استفاده، همان شبکه‌های عصبی چند لایه با الگوریتم «پس انتشار خطا» می‌باشد [۲].

۲-۳-۱-۱-۲-۱ - شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور

در این نوع شبکه‌ها، چون ورودی(ها) برای تولید خروجی(ها) از میان نرون عبور می‌کنند؛ به شبکه‌های پیشخور معروفند. در این‌جا نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور، که به شبکه عصبی چند لایه پیشخور موسوم است؛ معرفی می‌شود. فرق این شبکه با شبکه تک لایه در این است که بین لایه ورودی و لایه خروجی، یک یا چند لایه به نام لایه(های) پنهان وجود دارد. وظیفه این لایه‌ها ارتباط دادن لایه ورودی به لایه خروجی می‌باشد. شبکه با داشتن این لایه پنهان قادر می‌گردد روابط غیر خطی را از داده‌های ارائه شده استخراج نماید [۱].

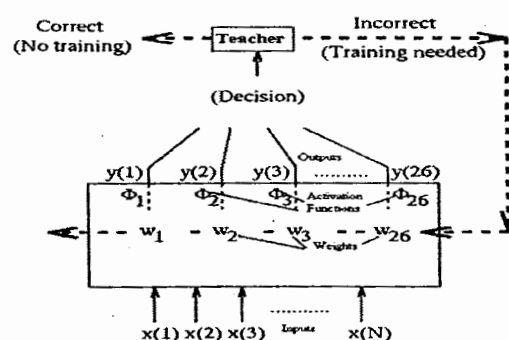
از قانون یادگیری پس انتشار خطا (BP) برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود:

۱-- Liner Association

۲- Adaptive Resonance Trainig: ART

مسیر اول به مسیر رفت^۱ موسوم می‌باشد که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

مسیر دوم به مسیر برگشت^۲ موسوم می‌باشد. در این مسیر بر عکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه MLP تغییر و تنظیم می‌گردند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد. چون توزیع اخیر در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌پذیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است. در شکل ۲-۱۸ ساختار پس انتشار خطا نشان داده شده است.



شکل ۲-۱۸: ساختار الگوریتم پس انتشار خطا [۵۲]

وزن‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی مقادیر عددی به خود می‌گیرند و اطلاعات شبکه در همین وزن‌ها ذخیره می‌گردد. هر شبکه عصبی باید مکانیزمی برای آموزش (تعلیم) داشته باشد که به وسیله آن بتواند مجموعه بردارهای آموزشی ورودی را یاد بگیرد، یعنی به وسیله آن‌ها مقدار وزن‌های خود را

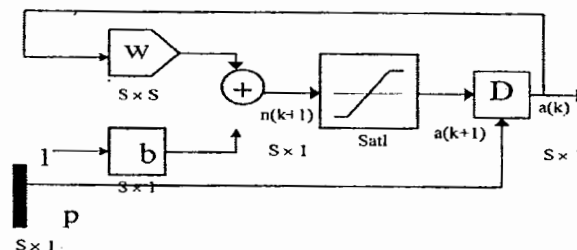
۱- Forward Path

۲- Backward Path

تنظیم نماید. بردارهای آموزشی ورودی باید حاوی اطلاعات مناسب راجع به مسئله مورد تعلیم باشند. یک شبکه عصبی به وسیله ساختار، الگوریتم آموزشی و الگوریتم پردازش خود مشخص می‌شود. [۵۰]

۲-۳-۲-۱-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور

تفاوت شبکه‌های پسخور با شبکه‌های پیشخور این است که در شبکه‌های پسخور، حداقل یک سیگنال برگشتی از نرون به همان نرون(ها) یا نرون‌های لایه قبل وجود دارد. در شکل ۱۹-۲ نمای یک شبکه پسخور نشان داده شده است.



شکل ۱۹-۲: شبکه پسخور [۵۲]

۲-۳-۲-۲- توابع محرک (تبدیل)

عملکرد اساسی یک نرون مصنوعی شامل دریافت یک سیگنال ورودی وزن دار شده و اعمال یک تابع تحریک بر روی آن است، که یک نتیجه به صورت بردار خروجی تولید می‌کند تا به لایه بعدی انتقال یابد. توابع محرک شاید به چهار دسته تقسیم شوند: خطی، دودویی (باینری)، سیگموئیدی و احتمالی. رایج‌ترین توابع تبدیل به شرح ذیل می‌باشند:

توابع خطی:

$$\begin{cases} f(x) = x \\ f(x) = mx + b \end{cases} \quad (۴۳-۲)$$

این توابع به صورت اولیه در لایه ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین مجموعه داده‌های الگوی ورودی، بدون تغییر عبور داده می‌شوند تا به لایه میانی برسند.

توابع دودویی^۱

$$\begin{cases} f(x)=1 & x \geq b \\ f(x)=0 & x < b \end{cases} \quad (۴۴-۲)$$

این توابع برای تبدیل داده‌های پیوسته به یک واحد باینری استفاده می‌شود. این عملکرد وقتی که شبکه ساختاری به منظور دسته‌بندی یا طبقه‌بندی داشته باشد، بسیار مفید است.

توابع سیگموئیدی^۲

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha x})} \quad (۴۵-۲)$$

محاسبه‌ای^۳

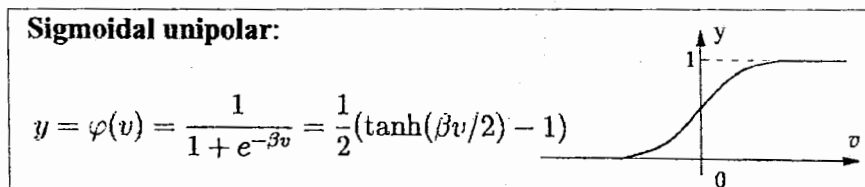
$$f(x) = \tanh(x) \quad (۴۶-۲)$$

تانژانت هیپربولیکی^۴

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha x})^{-2}} \quad (۴۷-۲)$$

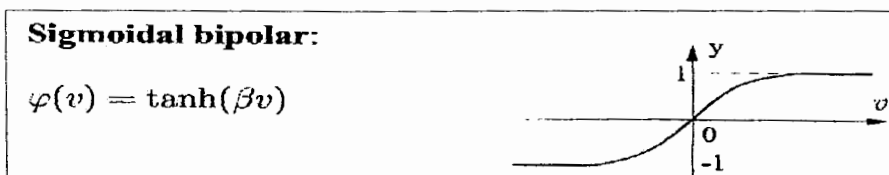
محاسبه‌ای متقارن^۵

توابع سیگموئیدی (منحنی‌های به شکل S) توابع محرک مفیدی هستند. به ویژه پیشنهاد می‌شود که از آن‌ها در شبکه‌های عصبی که با عملکرد «پس انتشار خطا» آموزش می‌بینند، استفاده شود [۵۲]. زیرا رابطه ساده بین مقدار تابع در یک نقطه و مقدار مشتق تابع در آن نقطه، حجم محاسبات را در طول آموزش کاهش می‌دهد. در اشکال ۲۰-۲ و ۲۱-۲ توابع تبدیل سیگموئیدی نشان داده می‌شوند.



شکل ۲۰-۲: تابع تبدیل سیگموئیدی [۵۲]

- ۱- Binary Functions
- ۲- Sigmoid Functions
- ۳- Logistic
- ۴- Hyperbolic Tangent
- ۵- Symmetric Logistic



شکل ۲-۲۱: تابع تبدیل سیگموئیدی [۵۲]

توابع احتمالی^۱:

$$f(x) = e^{-x^2} \quad \text{گوسی}^2 \quad (۴۸-۲)$$

$$f(x) = 1 - e^{-x^2} \quad \text{گوسی کامل}^3 \quad (۴۹-۲)$$

توابع احتمالی در کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی منحصر به فرد هستند زیرا بر خلاف سایر توابع، آنها توابع صعودی نمی‌باشند. تابع گوسی به شکل منحنی زنگوله‌ای کلاسیک می‌باشد که مقادیر زیاد را در میان مقادیر کم و مقادیر در بازه متوسط را در بین مقادیر زیاد ترسیم می‌کند. جدول ۲-۱ انواع توابع محرک را با علائم اختصاری آنها نشان می‌دهد.

۲-۳-۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های دینامیکی آموزش پذیر

بین تمام خواصی که از شبکه‌های عصبی مصنوعی نام بردیم، خاصیت یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های یادگیر، دارای این توانایی هستند که از گذشته، تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود بخشند. بهبود یادگیری در طول زمان، باید بر اساس معیاری سنجیده شود. معیار بهبود، همان هدف سیستم یادگیر را مدل می‌کند. در اینجا قانون یادگیری توسط روابط بازگشتی، عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می‌شود. به این روابط بازگشتی قوانین یادگیری می‌گویند. قانون یادگیری، در اینجا روندی است که توسط آن ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه عصبی مصنوعی تنظیم

۱- Probabilistic Functions

۲- Gaussian

۳- Gaussian Complement

می‌شوند. هدف قانون یادگیری، آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت انجام کار مشخصی است؛ به عبارت دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی در خلال آموزش پس از هر بار تکرار الگوریتم یادگیری، از محیط، شرایط و هدف کار خود بیش‌تر مطلع می‌گردند. نوع یادگیری هم توسط روندی که طبق آن پارامترهای شبکه تنظیم می‌گردند، مشخص می‌شود [۱].

جدول ۲-۱: توابع تبدیل با علائم قراردادی [۱]

ردیف	نام	تعریف تابع	علائم قراردادی
۱	آستانه‌ای دو مقداره	$a = 0, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	sign
۲	آستانه‌ای دو مقداره متقارن	$a = -1, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	ssign
۳	خطی	$a = n$	lin
۴	آستانه‌ای خطی متقارن	$a = -1, n < -1$ $a = n, -1 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	ssatl
۵	آستانه‌ای خطی	$a = 0, n < 0$ $a = n, 0 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	satl
۶	سیگموئیدی	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	sig
۷	تانژانت هیپربولیکی	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	ssig
۸	خطی مثبت	$a = 0, n < 0$ $a = n, n \geq 0$	posl

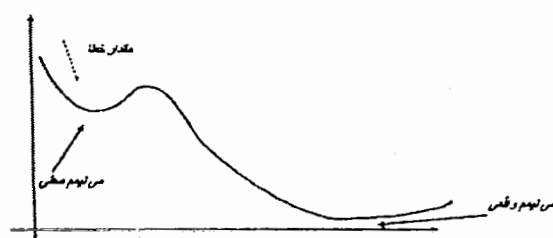
۲-۳-۴- گونه‌های مختلف آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی

آموزش شبکه عصبی عبارت است از فرآیندی که به وسیله آن شبکه عصبی خود را برای یک محرک سازگار می‌کند، به نحوی که پس از تعدیل مناسب پارامترهای شبکه، پاسخ مطلوب را ارائه دهد. در خلال آموزش، شبکه پارامترهای خود یعنی وزن‌های سیناپس را در پاسخ به ورودی محرک تعدیل می‌کند به نحوی که خروجی واقعی شبکه به خروجی مطلوب همگرا شود. همان طوری که برای هر

فرد یک شیوه آموزشی خاص مناسب است، برای هر شبکه عصبی مصنوعی نیز روش‌های خاصی متناسب است. در ادامه به انواع روش‌های آموزش اشاره شده است.

۲-۳-۲-۴-۱- آموزش با ناظر^۱:

در این شیوه آموزش، ورودی‌های شبکه و خروجی‌های متناظر با آن‌ها از قبل مشخص می‌باشند. در زمان آموزش شبکه، یک ورودی به شبکه اعمال می‌شود. شبکه در پاسخ به آن ورودی محرک، پاسخ خروجی را نتیجه می‌دهد. این خروجی با خروجی مطلوب متناظر با همین ورودی مقایسه می‌شود. حال اگر خروجی واقعی با خروجی مطلوب مغایرت داشته باشد، شبکه یک سیگنال خطا تولید می‌کند که از این سیگنال فقط برای محاسبه میزان تغییری که باید بر وزن‌های سیناپس اعمال شود، استفاده می‌گردد. این روند آن قدر تکرار می‌شود تا خروجی واقعی، همان خروجی مطلوب یا نزدیک به آن شود. روند حداقل نمودن خطا به یک مقدار ویژه به نام معلم یا ناظر نیازمند است که عمل مقایسه بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب را انجام دهد و شبکه را با توجه به این میزان سیگنال خطا تعدیل نماید تا این‌که آموزش لازم را ببیند. به همین دلیل به این شیوه آموزشی، آموزش با ناظر گفته می‌شود. توجه به این نکته مهم است که در خلال آموزش، وزن‌ها به نحوی تعدیل یابند که خطا به حداقل برسد. در زمان آموزش ممکن است به مقادیری برای وزن‌ها برسیم که ظاهراً حداقل خطا در خروجی ایجاد می‌نمایند، اما اگر روند آموزش ادامه داده شود ابتدا خطا افزایش یافته و به یک حداقل



شکل ۲-۲۲: حداقل واقعی و حداقل محلی [۲]

۲ دیگر می‌رسد که از حداقل اولی کمتر است. به آن حداقل اول، حداقل محلی^۱ گفته می‌شود. حال اگر روند آموزش را ادامه داده ولی میزان خطا هرگز از میزان خطای دوم کمتر نشود به این حداقل

^۱ - Supervised Learning

خطا، حداقل مطلق^۲ گویند. این مطلب در شکل ۲-۲۲ نشان داده شده است. تمام الگوریتم‌های آموزش، سعی می‌کنند که به این حداقل برسند [۲].

۳-۲-۴-۲- آموزش بدون ناظر^۳

شبکه کوهن با عملکرد خود سازمانده، یک نوع شبکه بدون ناظر است و ساختار آن تنها با دو لایه، لایه ورودی و لایه خروجی ساده ترین نوع نسبت به سایر ساختارها می‌باشد. شبکه کوهن قادر به یادگیری بدون حضور خروجی های مطلوب در الگوهای نمونه است. این شبکه‌ها می‌توانند الگوهای داده ها را به تعداد مشخصی از مجموعه ها تفکیک کنند. در این روش بر خلاف شیوه آموزش با ناظر نیازی به معلم نیست، یعنی خروجی هدف وجود ندارد. در خلال آموزش، شبکه الگوهای آموزشی خود را از طریق ورودی‌های دریافت می‌کند و به شکل دلخواه، آن‌ها را در طبقه‌های مختلفی، دسته‌بندی می‌کند. هنگامی که یک شبکه ورودی را دریافت می‌کند، پاسخی در خروجی ظاهر می‌شود که نشان‌دهنده طبقه‌ای است که ورودی بدان تعلق دارد. اگر طبقه‌ای برای این ورودی یافت نشد، آن‌گاه یک طبقه جدید تشکیل می‌شود [۲].

۲-۳-۲-۵- آموزش^۴ شبکه عصبی مصنوعی

بعد از آماده‌سازی فایل داده‌های ورودی و انتخاب ساختار اختصاص یافته جهت انجام عملکرد مربوطه (به عنوان مثال ساختار پس انتشار خطا)، فرآیندهای یادگیری به کار برده می‌شوند. در یادگیری با ناظر مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و داده‌های خروجی تصحیح شده یا مطلوب برای آموزش شبکه به کار

۱- Local Minimum

۲- Actual Minimum

۳- Unsupervised Learning

۴- Training

می‌روند. شبکه با استفاده از الگوی ورودی آموزش، خروجی مربوط به آن را تولید می‌کند. این خروجی با بردار مطلوب نظیر مقایسه می‌شود و اختلاف بین آن دو برای تنظیم بردارهای وزن و بایاس به کار می‌رود. به روش‌های تنظیم بردارهای وزن و بایاس یک شبکه، «قوانین یادگیری» گفته می‌شود. شبکه‌های پس انتشار خطا به دلیل قابلیت‌های پیش‌بینی و توانایی تعمیم‌پذیری بالا در مورد مسائل مختلف معروف هستند [۲].

۲-۳-۲-۶- کنترل آموزش

برای کنترل آموزش شبکه می‌توان از شرایط کنترلی مختلفی استفاده کرد که متداول‌ترین آن‌ها به شرح ذیل است:

۱- اگر تعداد تکرارها از حد معینی بیش‌تر شود، آن‌گاه آموزش متوقف شود (در این‌جا منظور از تکرار، عرضه تمامی الگوها به شبکه است).

۲- اگر α (در این حالت α همان سرعت آموزشی است) از حد معینی کم‌تر شود، آن‌گاه آموزش متوقف می‌شود.

۳- اگر مجموع مربعات خطا در خروجی کم‌تر از حد معینی بشود، آن‌گاه آموزش متوقف شود.

۴- اگر تغییرات تمامی وزن‌ها از حد معینی کم‌تر شود، آن‌گاه آموزش متوقف گردد [۱].

۲-۳-۳- تعمیم‌یافتگی^۱ در مقابل حفظ^۲

یکی از ویژگی‌های مهم شبکه‌های عصبی، قدرت تعمیم‌یافتگی آن‌هاست. تعمیم‌یافتگی یعنی توانایی شبکه در پاسخ‌گویی درست به الگوهایی که تا به حال با آن‌ها مواجه نشده است. البته شرط صحت پاسخ شبکه این است که روابط درونی بین مولفه‌های بردار ورودی، همان روابط موجود در

۱- Generalize

۲- Memorize

بردارهای آموزشی از قبل آموخته شده باشد. توانایی درونیابی از میان داده‌های آموزشی، لزوماً به مفهوم خوب تعیم یافتگی نیست. یک شبکه طبقه‌بندی کننده‌ای که به شکل مناسب آموزش دیده، باید به یک داده آزمایشی با همان دقتی که به داده آموزشی پاسخ می‌دهد، جواب دهد. اما اگر با دقت کم‌تری به داده آموزشی پاسخ بدهد، آن‌گاه این نتیجه استنباط می‌شود که درجه آزادی شبکه به میزان درستی انتخاب نشده است [۱].

۲-۳-۴- تعیین بهترین اندازه برای شبکه

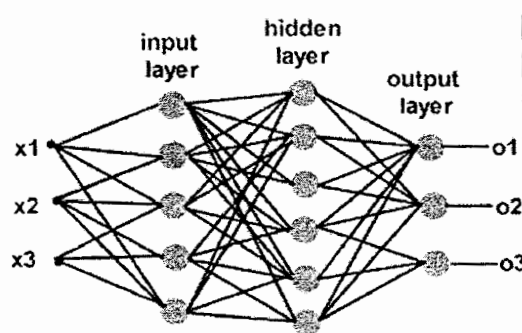
درجه آزادی در یک شبکه عصبی مصنوعی عبارت است از تعداد اتصالات داخلی شبکه که با تعداد نرون‌های لایه پنهان در ارتباط مستقیم است. در حال حاضر روشی برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان وجود ندارد و تنها روشی که پیشنهاد می‌گردد، روش سعی و خطاست. با افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان از یک مقدار کوچک به مقادیر بزرگ، ابتدا مجموع خطاها کاهش می‌یابد اما پس از رسیدن مقدار نرون‌ها به اندازه معین، این خطا شروع به افزایش می‌نماید. بدین روش می‌توان بهترین اندازه برای شبکه را انتخاب نمود [۱].

۲-۳-۵- پرسپترون^۱

در بخش‌های قبلی سعی شد تا با دیدی کلی، مطالبی راجع به بیولوژی شبکه‌های عصبی طبیعی و نحوه مدل‌سازی یک شبکه عصبی مصنوعی بر اساس نمونه طبیعی آن ارائه گردد و هم چنین نحوه آموزش و عملکرد یک شبکه عصبی مصنوعی و پارامترهای مهم در طراحی آن مورد توجه قرار گیرد، تا بدین‌وسیله آمادگی لازم برای تحلیل یک شبکه عصبی مصنوعی به نام پرسپترون حاصل شود. پرسپترون اولین شبکه عصبی مصنوعی بود که در سال ۱۹۵۸ توسط فرانک روزنبلات ارائه گردید

^۱- Perceptron

و سعی شد که با ارائه مدلی ریاضی، شناسایی الگوی سیستم بینایی انسان را شبیه‌سازی شود. در حال حاضر از پرسپترون در کاربردهایی نظیر طبقه‌بندی اشکال، شناسایی نمادها و سیستم بینایی روبات استفاده می‌شود. در شکل ۲-۲۳ ساختار یک پرسپترون چند لایه نشان داده می‌شود که اولین لایه وزن‌ها (بین واحدهای ورودی و واحدهای لایه پنهان) دارای مقادیر تصادفی ثابتی هستند و در حین آموزش تغییر نمی‌کنند در حالی که دومین لایه وزن‌ها (بین واحدهای لایه پنهان و واحد لایه خروجی) تعلیم‌پذیر هستند.



شکل ۲-۲۳: ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه [۵۲]

پرسپترون تک لایه قادر است الگوهای به طور خطی تفکیک‌پذیر را طبقه‌بندی کند، در حالی که پرسپترون چند لایه می‌تواند الگوهای به طور غیرخطی تفکیک‌پذیر را نیز طبقه‌بندی نماید؛ به همین دلیل امروزه در اکثر موارد، به منظور شناسایی الگو و طبقه‌بندی آن‌ها از پرسپترون چند لایه به خاطر قدرت آن در تفکیک‌پذیری استفاده می‌شود. برای آموزش پرسپترون چند لایه از الگوریتم آموزشی «پس انتشار خطا» استفاده می‌گردد. در هنگام استفاده از این الگوریتم تمام توابع محرک (تبدیل) در تمام لایه‌ها (لایه ورودی می‌تواند هر تابع محرک دلخواهی داشته باشد) باید دارای خصوصیات زیر باشند:

الف) پیوسته باشند.

ب) مشتق پذیر باشند.

ج) یکنوای افزایشی باشند [۱].

۲-۳-۶- قانون پس انتشار خطا

از قانون یادگیری پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند، به عبارتی توپولوژی شبکه‌های MLP با قانون یادگیری پس انتشار خطا تکمیل می‌شود.

در مورد قانون پس انتشار خطا در بخش‌های قبل توضیحات کامل ارائه شده است. در شبکه‌های MLP، مدل هر نرون دارای یک تابع محرک غیرخطی است که مشتق‌پذیر نیز می‌باشد. در این حالت، ارتباط بین پارامترهای شبکه و سیگنال خطا کاملاً پیچیده و غیرخطی می‌باشد [۱].

۲-۳-۷- الگوریتم پس انتشار خطا

در این بخش مراحل اجرای الگوریتم پس انتشار خطا با توجه به ساختار شبکه عصبی چند لایه نشان داده شده در شکل ۲-۲۳ توضیح داده می‌شود:

مرحله صفر: تعیین وزن‌ها (وزن‌ها برابر مقادیر تصادفی کوچکی قرار داده شوند).

مرحله (۱): تا زمانی که شرایط توقف حاصل نشده، مراحل ۲ تا ۹ دنبال شود.

مرحله (۲): برای هر زوج آموزشی (ورودی و خروجی متناظر با آن) مراحل ۳ تا ۸ دنبال شود.

مرحله پیش‌رو (تزریق ورودی‌ها به شبکه و یافتن پاسخ آن‌ها):

مرحله (۳): هر واحد ورودی $(X_j, j=1, \dots, n)$ (در این جا توابع محرک واحدهای ورودی، همانی

هستند) سیگنال ورودی خود را دریافت کرده و آن را به تمام واحدهای لایه بالاتر منتشر می‌کند (لایه پنهان).

مرحله (۴): هر کدام از واحدهای لایه پنهان، مجموع ورودی‌های وزن‌دار شده خویش را معین

می‌کنند، $(Z_j, j=1, \dots, P)$

$$Z_{inj} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (50-2)$$

سپس تابع محرک خویش را برای تعیین خروجی به کار می‌گیرد:

$$Z_j = f(Z_{inj}) \quad (51-2)$$

و این سیگنال را به تمام واحدهای لایه بالاتر منتشر می‌کند.

مرحله (۵): هر کدام از واحدهای لایه خروجی $(Y_k, k=1, \dots, m)$ مجموع ورودی وزن‌دار شده

خویش را محاسبه می‌کند:

$$Y_{ink} = w_{OK} + \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk} \quad (52-2)$$

سپس تابع محرک خویش را برای تعیین خروجی خود به کار می‌گیرد:

$$Y_k = f(Y_{ink}) \quad (53-2)$$

پس انتشار خطا:

مرحله (۶): هر کدام از واحدهای لایه خروجی مقدار هدف خود (t_k) را که متناظر با الگوی

ورودی است دریافت می‌کند و عبارت خطا را محاسبه می‌کند:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_{ink}) \quad (54-2)$$

سپس مقدار تغییرات وزن‌ها و بایاس منتهی به خود را به منظور تعدیل وزن‌ها و بایاس در پایان

محاسبه می‌کند:

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_k Z_j + \mu [w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)] = \alpha \delta_k Z_j + \mu \Delta w_{jk}(t) \quad (55-2)$$

$$\Delta w_o(t+1) = \alpha \delta_k + \mu [w_{ok}(t) - w_{ok}(t-1)] = \alpha \delta_k + \mu \Delta w_{ok}(t) \quad (56-2)$$

که در رابطه بالا، α سرعت آموزش است ($\alpha \in [0,1]$) و وظیفه آن کنترل میزان تأثیر خطا در تعدیل وزن‌هاست و μ عبارت است از ضریب تغییرات جزئی که تغییر وزن در مرحله قبلی و تأثیر آن در تغییر وزن مرحله حاضر را کنترل می‌کند و $\mu \in (0,1)$ می‌باشد. δ_k عبارت است از خطا در خروجی نرون K سپس ارسال δ_k به تمام واحدهای لایه پایین‌تر.

مرحله (۷): هر کدام از واحدهای لایه پنهان ($Z_{jj} = 1 \dots p$) از واحدهای لایه بالا را محاسبه

می‌کند:

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (57-2)$$

سپس این مقدار را در مشتق تابع محرکش، در نقطه Z_{inj} ضرب نموده تا عبارت خطا به دست

آید:

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(Z_{inj}) \quad (58-2)$$

سپس مقدار تغییرات وزن و بایاس منتهی به خود را به منظور تعدیل وزن‌ها و بایاس در پایان

محاسبه می‌کند:

$$\Delta v_{ij}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{ij}(t) \quad (59-2)$$

$$\Delta v_{oj}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{oj}(t) \quad (60-2)$$

مرحله (۸): هر کدام از واحدهای لایه خروجی وزن‌ها و بایاس خود را تعدیل می‌کند ($j=0, \dots, P$)

$$\Delta w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t) \quad (61-2)$$

هر کدام از واحدهای لایه پنهان، وزن‌ها و بایاس خود را تعدیل می‌کند ($i = (0,1, \dots, n)$):

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij}(t+1) \quad (62-2)$$

مرحله (۹): در صورتی که شرایط توقف حاصل شود (مجموع مربعات خطا از حد معینی کم‌تر گردد) آموزش متوقف شده، در غیر این صورت به گام اول برگشته شود.

توجه: جهت توقف تکرار الگوریتم پس انتشار، از دو شاخص زیر به طور همزمان می‌توان استفاده نمود:

الف) میانگین مربعات خطا^۱ در هر سیکل^۲ کم‌تر از مقدار از پیش تعیین شده باشد و یا این که فرم تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر سیکل خیلی کوچک باشد. باید توجه داشت که تعداد تکرار در هر سیکل به اندازه تعداد نمونه‌های یادگیری می‌باشد. مثلاً اگر ۱۰۰ تا داده نمونه یادگیری موجود است، سیکل برابر با ۱۰۰ مرحله تکرار می‌گردد.

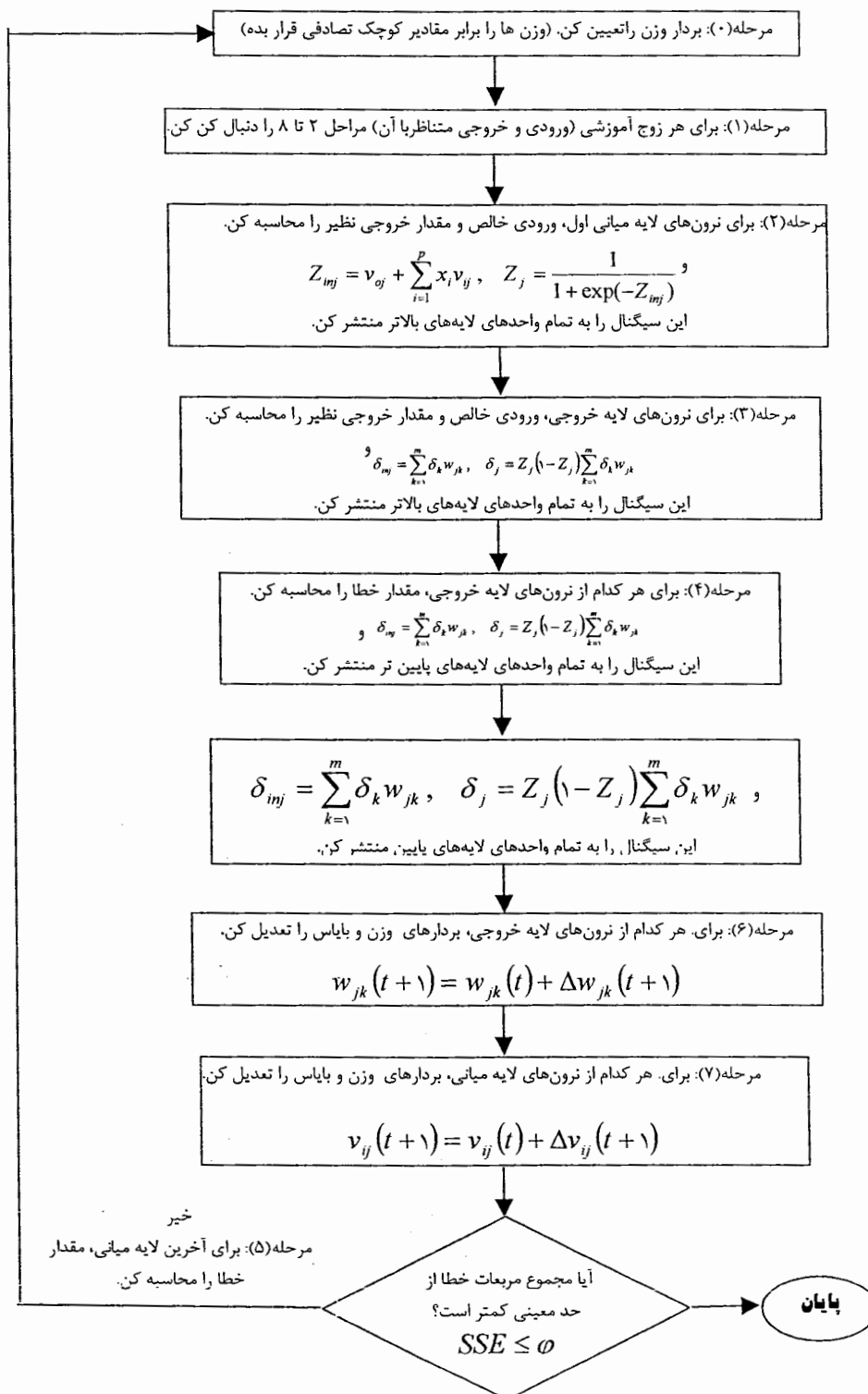
ب) نرم گرادیان خطا، خیلی کوچک باشد [۱]. در شکل ۲-۲۴ الگوریتم پس انتشار خطا نشان داده می‌شود.

۲-۴- خلاصه

بطور خلاصه این فصل به معرفی روشهای بررسی سیگنالها پرداخته است. که در میان روشهای معرفی شده، برای بررسی پدیده‌های کیفیت توان، تبدیل - S بعنوان روشی که می‌تواند مشخصه‌های فرکانس- زمانی سیگنال را ارائه دهد مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین شبکه‌های عصبی نیز که برای تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌ها بکار می‌رود بررسی گردید. فصل بعد به چگونگی پیاده سازی سیستم تشخیص با استفاده از تبدیل - S و شبکه‌های عصبی می‌پردازد.

۱- Mean Square Error: MSE

۲- Epoch



شکل ۲-۲۴: الگوریتم پس انتشار خطا

فصل سوم

روش تشخیص و کلاس بندی پدیده های

کیفیت توان برای یک شبکه نمونه

۳-۱- مقدمه

برای پدیده‌های ماندگار می‌توان از دامنه، فرکانس، طیف، عمق شکاف و محل شکاف استفاده کرد و برای پدیده‌های گذرا علاوه بر آن مشخصه‌های دیگری از قبیل نرخ افزایش، مدت خطا، نرخ وقوع و انرژی پتانسیل مورد نیاز می‌باشد. در عمل محدودیت‌های ابزاری از قبیل فرکانس نمونه‌برداری کم و محدودیت در فضای ذخیره‌سازی موجب می‌شود که نتوان اطلاعات کاملی از سیگنال اغتشاش ضبط کرد.

بنابراین باید روشهایی ارائه نمود که مشکل کمبود حافظه را جبران کرده و ضمناً دارای دقت بالا و سرعت قابل قبولی باشد. آنچه جهت طبقه‌بندی اغتشاشات مورد استفاده قرار می‌گیرد، محتوای طیفی فرکانس- زمانی، دامنه بر حسب زمان و دامنه بر حسب فرکانس می‌باشد. جهت دسترسی به محتوای طیفی از تبدیل - S استفاده می‌شود با استفاده از روش ذکر شده می‌توان انواع مختلف پدیده‌های کیفیت توان را کلاس‌بندی نمود.

بدلیل عدم دسترسی به داده‌های استاندارد و واقعی، با استفاده از نرم افزار و شبیه‌سازی، شکل موجها و پدیده‌های کیفیت توان، را بدست آمده است. از نرم افزار EMTP که توضیحات کامل‌تر آن در پیوست ب آمده است جهت شبیه‌سازی پدیده‌ها استفاده شده است. شبکه مورد مطالعه، شبکه

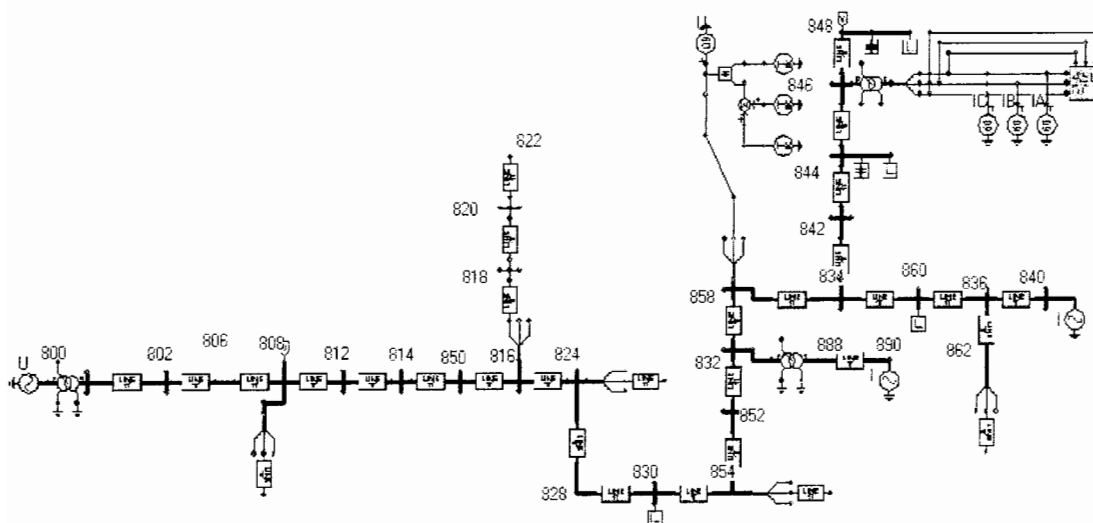
نمونه توزیع ۳۴ باس IEEE می باشد که در پیوست الف توضیحات مربوط به آن آورده شده است. اغتشاشات کیفیت توان شبیه‌سازی شده شامل:

- ۱- ضربه ۲- سوئیچینگ خازن ۳- شکاف ۴- وقفه ۵- کمبود ولتاژ ۶- بیشبود ولتاژ ۷- هارمونیک ۸- فلیکر. علاوه بر این بدلیل بالا بودن احتمال وقوع بعضی از پدیده‌ها به صورت همزمان در باسهای مختلف، بعضی از پدیده‌هایی که احتمال وقوعشان بطور همزمان بیشتر است شبیه‌سازی شود، در ادامه به طریقه جمع‌آوری داده و اجرای روش مورد نظر می‌پردازیم.

۳-۲- روش پیشنهادی

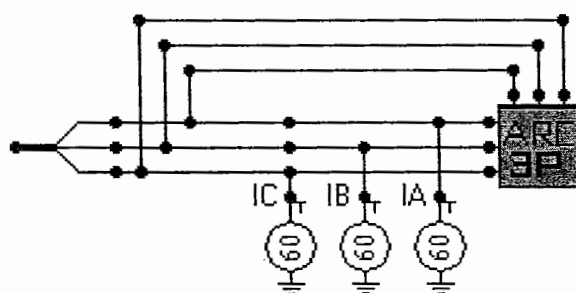
۳-۲-۱- شبیه سازی پدیده ها

اغتشاشات و پدیده‌های کیفیت توان توسط نرم افزار EMTP شبیه‌سازی شده‌اند. شبکه مورد مطالعه شبکه استاندارد ۳۴ باس IEEE می باشد که در شکل ۳-۱ نشان داده شده است.



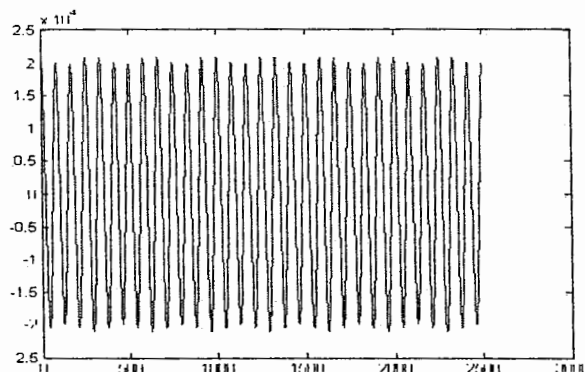
شکل ۳-۱: شبکه ۳۴ باس IEEE شبیه‌سازی شده در محیط EMTP

با توجه به تعریف فلیکر در استاندارد IEEE ۱۱۵۹ که آن را نوسانات ناگهانی ولتاژ، به صورت تکرار شونده در اثر تغییرات ناگهانی توان مورد نیاز بارهایی نظیر کوره‌های الکتریک تعریف کرده است به طوری که دامنه این تغییرات از ۱ تا ۷ درصد باشد از مدل کوره قوس الکتریک (که در شکل ۲-۳ نیز نشان داده شده است) متصل به باس ۸۱۴ جهت شبیه‌سازی فلیکر در EMTP استفاده شده است.



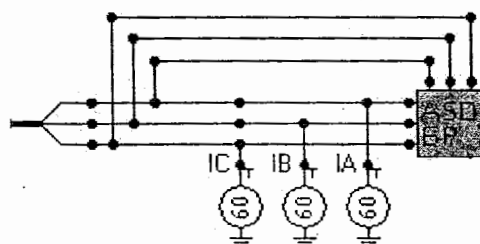
شکل ۲-۳: مدل کوره الکتریکی استفاده شده جهت ایجاد فلیکر

مانیتورینگ در باسهای ۸۰۸ و ۸۳۶ انجام می‌گیرد. نمونه‌ها فقط از ولتاژ برداشته می‌شود. شبیه‌سازی فلیکر، با توجه به تعریف ارائه شده در استاندارد که دامنه آن از ۱ درصد الی ۷ درصد و فرکانس از ۱ الی ۲۵ Hz می‌باشد، صورت گرفته است. به گونه‌ای که با توجه به الگوریتم مسئله که استفاده از شبکه عصبی می‌باشد، باید حالت‌های مختلف شبیه‌سازی شده تا جهت آموزش، به شبکه عصبی ارائه شود. بنابراین فلیکر بدین‌گونه شبیه‌سازی شده که فرکانس از ۱ الی ۲۵ هرتز به صورت گسسته (هر بار ۳ پله) افزایش داده می‌شود و در هر فرکانس مورد آزمایش نیز دامنه از ۱ الی ۷٪ تغییر داده می‌شود. بنابراین نمونه‌های به دست آمده جهت فلیکر تقریباً کل مجموعه فلیکرهایی که ممکن است در شبکه اتفاق بیفتد را پوشش می‌دهد. نمونه‌ای از شکل موج ولتاژ همراه با فلیکر در شکل ۳-۳ نشان داده شده است. که در این شکل میزان فلیکر ۳٪ و با فرکانس ۱۵ هرتز می‌باشد.



شکل ۳-۳: شکل موج ولتاژ همراه با فلیکر

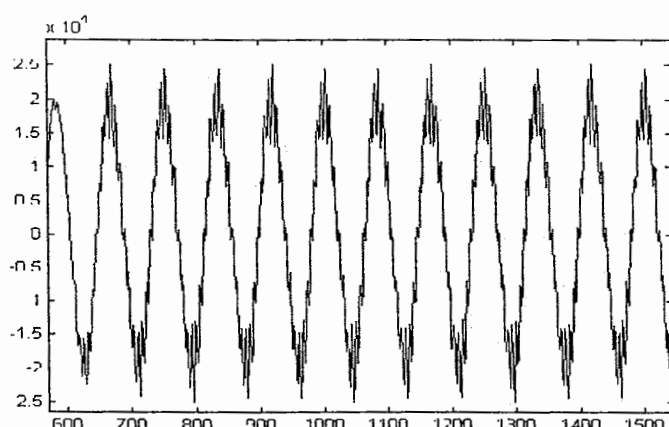
جهت شبیه‌سازی هارمونیک از یک منبع ایجاد کننده هارمونیک که در باس ۸۴۶ قرار دارد و در شکل ۳-۴ نشان داده شده است استفاده می‌شود. با پارامترهایی که در این مدل معرفی شده است می‌توان انواع مختلفی از هارمونیک با دامنه‌ها و محتوایی هارمونیکی مختلف ارائه نمود. مدل زیر مدل کنترل کننده سرعت موتور^۱ می‌باشد که با توجه به اینکه جریان هارمونیکی می‌کشد موجب ایجاد هارمونیک در ولتاژ می‌شود



شکل ۳-۴: مدل منبع هارمونیک استفاده شده جهت ایجاد هارمونیک

مانیتورینگ در باسهای ۸۰۸ و ۸۳۶ صورت می‌پذیرد. در اینجا نیز در فواصل مختلف و با افزایش تدریجی توان منبع ایجاد کننده هارمونیک، میزان هارمونیک‌های مختلف شبیه‌سازی شده است. در شکل ۴-۵ شکل موج ولتاژ هارمونیک‌دار نشان داده شده است.

^۱- Adjustable Speed Drive

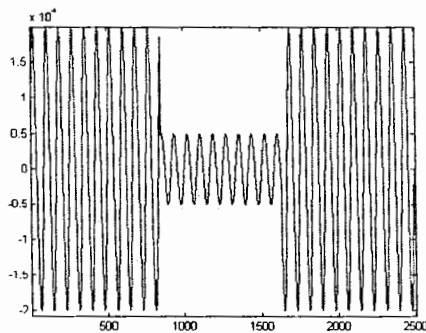


شکل ۳-۵: شکل موج ولتاژ هارمونیک

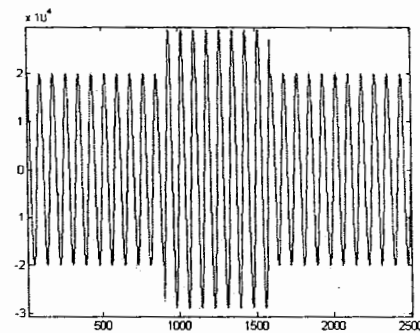
کمبود ولتاژ بدین گونه شبیه‌سازی می‌شود که یک مصرف‌کننده از طریق باس ۸۵۶ به گونه‌ای وارد سیستم می‌شود که به یک باره جریان زیادی از سیستم می‌کشد و موجب ایجاد کمبود ولتاژ می‌شود. با زیاد و کم کردن توان، این بار می‌توان کمبود ولتاژ را در مقدارهای مختلف شبیه‌سازی نمود. این شبیه‌سازی با توجه به استاندارد انجام شده است و با توجه به تعریفی که در آن بیان شده است، کمبود ولتاژ کاهش ۱۰ الی ۹۰ درصدی ولتاژ نسبت به ولتاژ نامی معرفی شده است. بنابراین جهت پوشش دادن کل کمبود ولتاژهای احتمالی که در شبکه اتفاق می‌افتد، از کمبود ولتاژ ۱۰٪ شروع کرده و هر بار ولتاژ را ۲/۵٪ افزایش می‌دهیم تا به ۹۰٪ برسیم. بدین روش شکل موج‌هایی از کمبود ولتاژ در سطوح و دامنه‌های مختلف بدست می‌آید. بنابراین شکل موج‌های به دست آمده کل کمبود ولتاژهای ایجاد شده در سیستم را پوشش خواهد داد.

افزایش ولتاژ نیز با استفاده از یک منبع تزریق ولتاژ شبیه‌سازی شده‌اند. البته علل ایجاد کننده آن در شبکه‌های واقعی شامل اتصال کوتاه تک فاز به زمین و یا خارج شدن یک بار بزرگ از شبکه می‌باشد. ولی در اینجا برای شبیه‌سازی بهتر از این روش استفاده شده است و با توجه به استاندارد IEEE ۱۱۵۹ و تعریف افزایش ولتاژ، اندازه ولتاژ از ۱/۱ تا ۱/۸ پریونیت بالا می‌رود، بنابراین در فواصل

مختلف و از ۱/۱ شروع شده و هر بار ۲/۵٪ افزایش ولتاژ داده تا به ۱۹۰٪ ولتاژ نامی برسیم. بدین گونه کلیه حالت‌های افزایش ولتاژ که در شبکه اتفاق بیفتد را پوشش می‌دهیم. در شکل‌های زیر نمونه‌هایی از کاهش ولتاژ (به میزان ۷۵٪) و افزایش ولتاژ (به میزان ۴۵٪) نشان داده شده است. شکل‌های ۳-۶ و ۳-۷ به ترتیب بیشبود ولتاژ و کمبود ولتاژ را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۷: شکل موج کمبود ولتاژ



شکل ۳-۶: شکل موج بیشبود ولتاژ

جهت شبیه‌سازی صاعقه از منبع ایجاد صاعقه که از مدل ریاضی هیدلر^۱ استفاده شده است و با

تابع ریاضی (۱-۳) صاعقه را مدل کرده است:

$$V = \frac{Amp(t/T_f)^n}{(1 + (t/T_f)^n)} e^{-(t/\tau)} \quad (1-3)$$

که در آن:

Amp= Multiplikative number [V] of the function. Does not represent peak value of surge.

T_f = The front duration in [sec]. Interval between $t=0$ to the time of the function peak.

τ = The stroke duration in [sec]. Interval between $t=0$ and the point on the tail where the function amplitude has fallen to ۳۷٪ of its peak value.

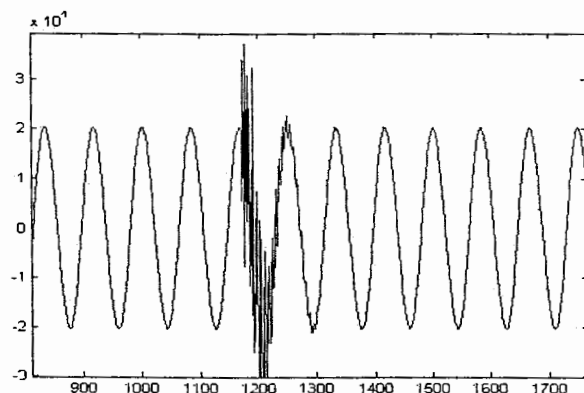
n= Factor influencing the rate of rise of the function

منبع ایجاد صاعقه در باس ۸۱۴ قرار گرفته و محل مانیتورینگ، باس ۸۲۴ و ۸۳۶ می‌باشد و

مقادیر مختلف ولتاژ برای آن از یک مقدار min تا یک مقدار max شبیه‌سازی شده است. میزان ولتاژ

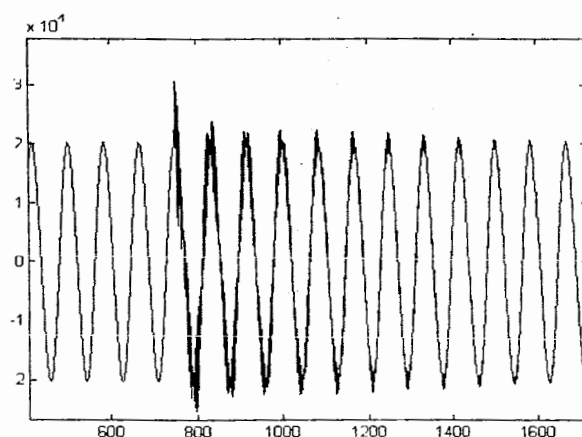
۱- Surge function. Heidler

ضربه بین ۲۲۰۰۰ الی ۵۰۰۰۰ ولت در نظر گرفته شده است. شکل زیر صاعقه‌ای که ولتاژ ضربه به میزان ۳۷۰۰۰ ولت ایجاد کرده است را نشان می‌دهد.



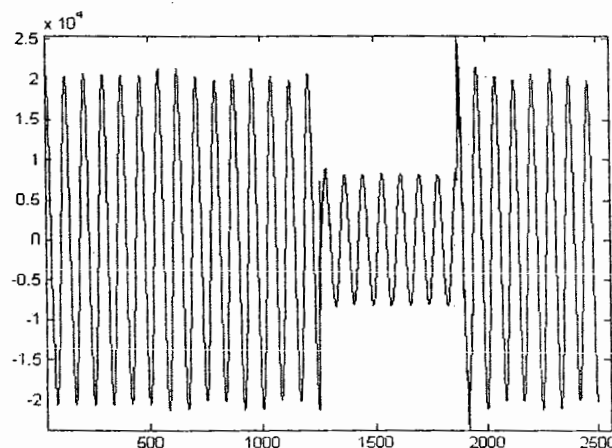
شکل ۳-۸: شکل موج صاعقه

کلیدزنی خازنی، توسط خازنی که در باس ۸۵۴ قرار گرفته شده است صورت می‌پذیرد. در هر بار اجرای برنامه، مقدار ظرفیت خازن از ۵ الی ۴۰۰ میکروفاراد بصورت پله‌ای و هر بار به مقدار ۵ میکروفاراد افزایش داده می‌شود. بدین وسیله نیز کلیه شکل موجهایی که در اثر کلید زنی خازنهای مختلف با اندازه‌های مختلف در یک سیستم ممکن است رخ دهد ایجاد می‌شود. باس مانیتورینگ ۸۵۰ و ۸۵۴ می‌باشد. در شکل ۳-۹ کلیدزنی خازن ۱۰۰ میکروفارادی را نشان می‌دهد.

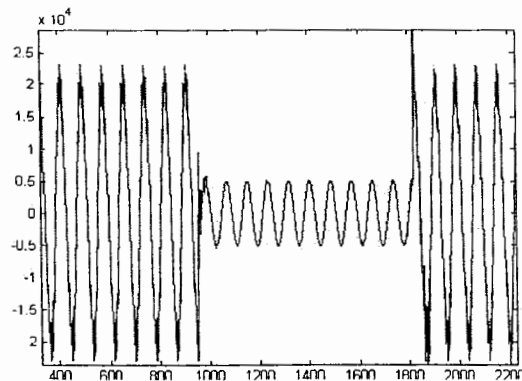


شکل ۳-۹: شکل موج کلیدزنی خازنی

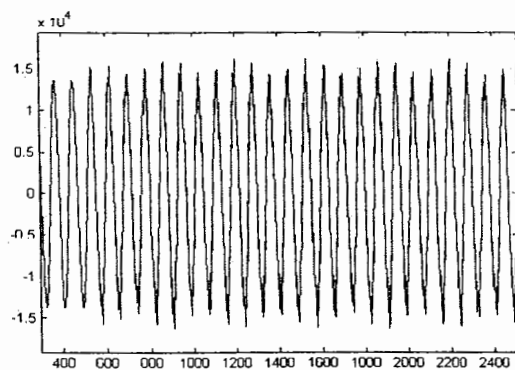
جهت شبیه‌سازی پدیده‌های توام، کار کمی سخت‌تر و حجم کار زیادتر می‌باشد. برای مثال وقتی می‌خواهیم پدیده کمبود ولتاژ که در یک محیط آلوده به فلیکر ایجاد شود را مدل کنیم، مجبوریم کلیه حالت‌های کمبود ولتاژ و کلیه حالت‌های فلیکر با فرکانس‌های مختلف را ایجاد کنیم. با توجه به ساختار برنامه EMTP و اینکه هر بار اجرای برنامه در حدود ۵ دقیقه طول می‌کشد بنابراین حجم زیادی از کار را به دنبال داشته و زمان زیادی صرف شبیه‌سازی این پدیده‌های توام شده است. برای شبیه‌سازی کمبود ولتاژ در یک محیط هارمونیک از یک منبع هارمونیک که قبلاً توضیح داده شده استفاده شده است و از همان تکنیک قبل نیز برای شبیه‌سازی کمبود ولتاژ استفاده شده است و کلیه حالت‌ها از هارمونیک کم تا هارمونیک بالا و کمبود ولتاژ ۱۰٪ الی ۹۰٪ در فواصل مختلف در نظر گرفته شده است. منابع استفاده شده جهت شبیه‌سازی کمبود ولتاژ به همراه هارمونیک به ترتیب در در باسهای ۸۴۶ و ۸۵۴ قرار داشته و منابع ایجاد فلیکر و کمبود ولتاژ به ترتیب در باسهای ۸۵۴ و ۸۱۲ بوده و منابع ایجاد کننده فلیکر و هارمونیک در باسهای (۸۵۸ و ۸۴۶) قرار دارند و مانیتورینگ در باسهای ۸۰۸ و ۸۲۴ انجام شده است. شکل‌های ۳-۱۰ الی ۳-۱۲ شکل موج‌های حاصله را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۰: شکل موج کمبود ولتاژ در محیط آلوده به فلیکر



شکل ۳-۱۱: شکل موج کمبود ولتاژ در یک محیط هارمونیک



شکل ۳-۱۲: شکل موج فلیکر در یک محیط هارمونیک

البته محل مانیتورینگ و محل ایجاد خطا در شبیه‌سازی پدیده‌های کیفیت توان مهم نمی‌باشد، زیرا هدف تنها شبیه‌سازی کلیه پدیده‌های کیفیت توان احتمالی سیستم در مقادیر مختلف است. بنابراین مکان خطا و محل مانیتورینگ مهم نیست زیرا خطاها در مقادیر مختلف از $\min$ تا $\max$ شبیه‌سازی شده‌اند و هدف تنها ایجاد انواع مختلف پدیده‌های کیفیت توان چه از لحاظ مقدار دامنه و در مواقع لزوم از لحاظ فرکانس بوده است. شایان ذکر است که دلیل اصلی استفاده از EMTP این بوده است که بدلیل عدم دسترسی به داده‌های مناسب و شکل موجهای واقعی از یک شبکه، از نرم افزار جهت شبیه سازی این شکل موجها استفاده شده است.

از نکات برجسته، شبیه‌سازی و تشخیص پدیده‌های توام می‌باشد که در کارهای قبلی کمتر مورد توجه قرار گرفته است و سعی شده است که پدیده‌هایی که احتمال ایجادشان به صورت همزمان زیاد است شبیه‌سازی شوند؛ مانند ترکیب کمبود ولتاژ و هارمونیک که از این دید که یک شبکه هارمونیکی ممکن است دچار کمبود ولتاژ نیز شود نشأت گرفته است و یا یک شبکه حاوی فلیکر دچار کمبود ولتاژ شود. همچنین ادغام دو پدیده همزمان فلیکر و هارمونیک نیز در نظر گرفته شده است.

در کلیه موارد بالا $\Delta t = 10^{-5}$ می‌باشد با توجه به قابلیت نرم افزار EMTP می‌توان با تغییر پارامتر out put واقع در منوی setting، فرکانس نمونه‌برداری را تغییر داد. فرکانس نمونه‌برداری در کلیه موارد فوق $5/kHz$ می‌باشد که با توجه به ماهیت پدیده‌های کیفیت توان و طبق آنچه در دستگاه‌های مانیتورینگ کیفیت توان بر روی آن تنظیم شده است این مقدار مناسب می‌باشد [۱۴].

با توجه به اینکه برنامه نوشته شده در محیط matlab می‌باشد، لازم است که شکل موجها و دیتاهای ایجاد شده توسط EMTP، از طریق matlab قابل دسترسی باشند که جهت حصول چنین هدفی، کلیه دیتاها ابتدا وارد excel شده و از excel به matlab فراخوانده شده‌اند. تعداد کل شکل موجهای شبیه‌سازی شده توسط EMTP حدود ۱۰۰۰ شکل موج می‌باشد. از مجموع کل شکل موجهای شبیه‌سازی شده در حدود ۶۰۰ تای آن جهت آموزش شبکه عصبی و بقیه جهت آزمایش این شبکه بکار می‌رود.

۳-۲-۲- بدست آوردن مشخصه ها و ویژگیها^۱

مهمترین نکته‌ای که وجود دارد بدست آوردن مشخصه‌ها و ویژگیهای شکل موجها می‌باشد.

^۱ -features

همانطور که می‌دانیم جهت ارائه به شبکه عصبی به عنوان ورودی احتیاج به مشخصه‌هایی از شکل موجها داریم که بدست آوردن چنین مشخصه‌هایی، یکی از مهمترین بحث‌های این پایان نامه می‌باشد. همانطور که در فصل ۲ توضیح داده شده از روش تبدیل - S جهت بدست آوردن این مشخصه‌ها استفاده می‌شود. با استفاده از روش تبدیل - S می‌توان به مشخصه‌هایی دست یافت که عمل تشخیص را بهینه می‌نماید و در مقایسه با روشهای قبل که از تبدیل فوریه، STFT و یا از ویولت استفاده می‌شد تبدیل - S می‌تواند مشخصه‌هایی از شکل موج را ارائه دهد که عمل تشخیص هوشمند را دقیق‌تر می‌کند. در واقع مشخصه‌های بدست آمده از تبدیل - S در مقایسه با تبدیل ویولت بسیار مناسب‌تر بوده و دقت عمل تشخیص را به طور قابل ملاحظه‌ای بالا می‌برد. جهت دستیابی به تبدیل - S سیگنالها، تابع st در محیط matlab نوشته شده است که الگوریتم برنامه در فصل دوم آمده است. با توجه به رابطه ۲-۳:

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left[\frac{m+n}{NT}\right] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{i2\pi nj}{N}} \quad (2-3)$$

خروجی برنامه، ماتریسی است که ماتریس S نامیده می‌شود. این ماتریس، یک ماتریس $n \times m$ می‌باشد که n تعداد نمونه‌هاست و m ماکزیمم فرکانس موجود در نمونه‌ها می‌باشد که با توجه به فرکانس نمونه‌برداری تعیین می‌گردد. این ماکزیمم فرکانس می‌تواند فرکانس نایکوئیست در نظر گرفته شود. هر یک از اعضای این ماتریس عددی است موهومی که اندازه این عدد موهومی میزان دامنه را در یک فرکانس و زمان نشان می‌دهد.

بدین ترتیب می‌توان یک نمایش فرکانس زمانی از یک سیگنال را ارائه نمود بطوریکه با استفاده از دستور Mesh و یا دستور Surface می‌توان به نمایش سه بعدی فرکانس زمانی سیگنال مربوطه

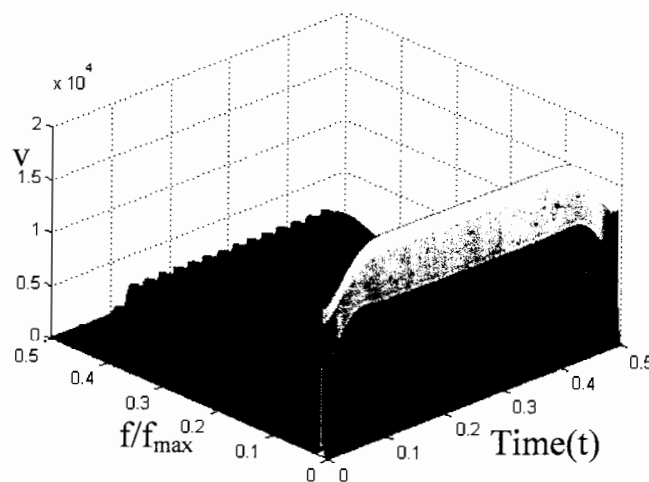
دست یافت. محور x محور زمان (ویا نمونه‌ها) بوده و محور y فرکانس نرمالیزه شده (بر اساس رابطه ۳-۳).

(۳) می‌توان فرکانس را نرمالیزه کرد و محور z دامنه می‌باشد.

$$f_{normalize} = \frac{f}{no.of\ samples} \quad (3-3)$$

بخش قبل شکل‌های مربوط به چندین پدیده شبیه‌سازی شده نشان داده شده است. که نمونه‌ای

از این نمایش فرکانس زمانی را که برای شکل موج هارمونیک بدست آمده است، در شکل ۳-۱۳ مشاهده می‌شود.



شکل ۳-۱۳: شکل موج سه بعدی نمایش فرکانس - زمانی هارمونیک

جهت دستیابی به مشخصه‌هایی از این شکل سه بعدی می‌توان از تکنیک زیر استفاده کرد:

با استفاده از حرکت یک صفحه بر روی محور دامنه و در نظر گرفتن فصل مشترک این صفحه با

نمودار نشان داده شده یک سری کانتور بدست خواهد آمد که این کانتورها بر روی صفحه فرکانس-

زمان قرار خواهند داشت. این همان نمایش فرکانس زمانی شکل موج خواهد بود. از این کانتورها

مشخصه‌های بسیار مهمی می‌توان بدست آورد که یکی از ورودی‌های شبکه عصبی، خواهند بود. البته

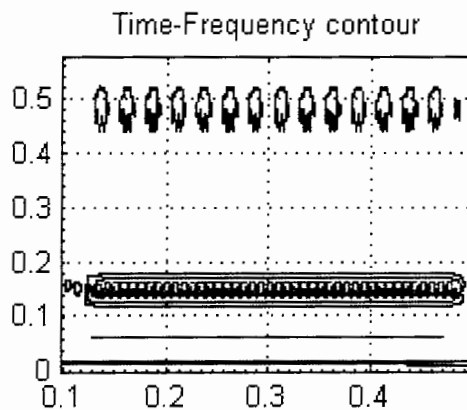
باید خاطر نشان کرد که پارامتر k که در بخش ۲-۲-۴-۶ تعریف شده است پارامتر مهمی می‌باشد که جهت بررسی پدیده‌های کیفیت توان از دو k ی مختلف یعنی $k=1$ و $k=5$ استفاده شده است [۳۸]. وقتی $k=1$ است پهنای پنجره زمانی با عکس فرکانس تغییر می‌کند ($1/f$) و با انتخاب $k=5$ پهنای پنجره زمانی برابر با (Δf) قرار داده می‌شود.

یکی از مشخصه‌هایی که می‌توان از این کانتور به دست آورد میانگین انحراف معیارهای کانتور اول و سوم برای $k=1$ و $k=5$ می‌باشد.

$$A_1 = \frac{Std(contour1|_{k=1}) + Std(contour3|_{k=1})}{2} \quad (4-3)$$

$$A_2 = \frac{Std(contour1|_{k=5}) + Std(contour3|_{k=5})}{2} \quad (5-3)$$

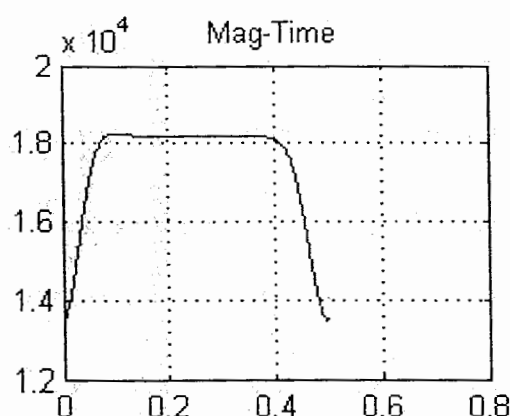
علت اینکه کانتور اول و سوم انتخاب شده است، این است که بیشترین اطلاعات در این کانتورها قرار دارند. این کانتورها بطور مفصل‌تر در فصل چهارم نشان داده شده است و نمونه از آن را که برای شکل موج هارمونیک بدست آمده است در شکل ۳-۱۴ دیده می‌شود [۳۸].



شکل ۳-۱۴: کانتورهای فرکانس-زمانی مربوط به هارمونیک

اطلاعات دیگری که می‌توان از شکل سه بعدی دامنه-زمان-فرکانس بدست آورد، از حرکت صفحه‌ای بر روی محور فرکانس و در نظر گرفتن فصل مشترک این صفحه با شکل سه بعدی دامنه-

فرکانس- زمان، کانتورهای دامنه- زمان بدست خواهد آمد. ماکزیمم مقادیر این کانتورها را بعنوان نمودار دامنه بر حسب زمان معرفی می‌کنیم. این نمودارها نیز در فصل پنجم بطور کامل‌تر نشان داده شده است و شکل ۳-۱۶ که برای شکل موج هارمونیک بدست آمده است در شکل ۳-۱۵ دیده می‌شود.



شکل ۳-۱۵: شکل موج دامنه بر حسب زمان مربوط به هارمونیک

از رابطه زیر می‌توان به این نمودار رسید که به نمودار ماکزیمم بر حسب زمان معروف است.

$$Mag \quad time \quad \max[|s_matrix|] \quad (3-6)$$

مشخصه‌ای که می‌توان از این نمودار به دست آورد به صورت زیر است:

$$B = [Max(Mag - time|_{k=1}) - Min(Mag - time|_{k=1})] - [Max(Mag - time_0|_{k=5}) - Min(Mag - time_0|_{k=5})] \quad (3-7)$$

mag-time همان نمودار ماکزیمم دامنه بر حسب زمان برای یک سیگنال خالص می‌باشد.

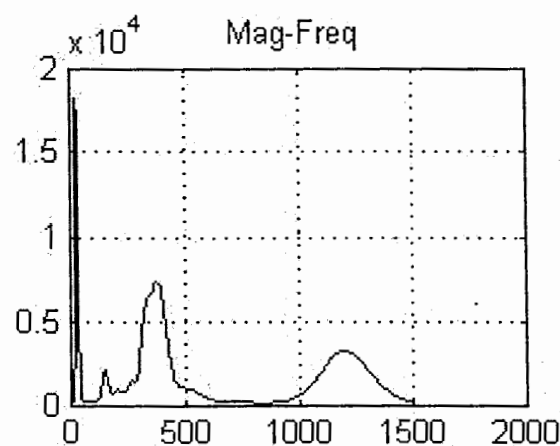
اطلاعات دیگری که می‌توان از نمایش سه بعدی دامنه- فرکانس- زمان بدست آورد، حرکت

صفحه‌ای بر روی محور زمان است که از فصل مشترک آن صفحه شکل سه بعدی دامنه- زمان-

فرکانس کانتورهای دامنه- فرکانس ایجاد خواهد شد. ماکزیمم مقادیر این کانتورها را بعنوان نمودار دامنه بر حسب فرکانس معرفی می‌شود، رابطه ریاضی به صورت رابطه (۸-۳) می‌باشد:

$$Mag \text{ } freq \text{ } \max[|s_matrix^T|] \quad (8-3)$$

این نمودارها با شرح بیشتری در فصل پنجم آمده است. برای نمونه در شکل ۱۶-۳ نمودار دامنه بر حسب فرکانس برای ولتاژ هارمونیک نشان داده شده است.



شکل ۱۶-۳: شکل موج دامنه بر حسب فرکانس مربوط به هارمونیک

مهمترین مشخصه‌ای که می‌توان از این نمودارها به دست آورد استفاده از انحراف معیار است. بنابراین مشخصه چهارم به صورت میانگین انحراف معیارهای مقدار ماکزیمم بر حسب فرکانس که به ازاء $k=1$ و $k=5$ به دست می‌آید.

$$C = \frac{Std(Mag - freq|_{k=1}) + Std(Mag - freq|_{k=5})}{2} \quad (8-3)$$

بدین صورت چهار مشخصه A_1 ، A_2 ، B و C بدست می‌آید که این مشخصه‌ها جهت ارائه به شبکه عصبی بکار می‌رود.

۳-۲-۳- آموزش شبکه عصبی

در قسمت قبل دیدیم که از شکل موجها چهار مشخصه بدست می‌آید که به شرح زیر است:

۱- میانگین انحراف معیار مربوط به کانتور اول و سوم با $k = 1$

۲- میانگین انحراف معیار مربوط به کانتور اول و سوم با $k = 5$

۳- فاکتور B که برابر است با:

$$B = ((\text{Max}(A) - \text{Min}(A)) - ((\text{Max}(A_0) - \text{Min}(A_0)))$$

که در آن A دامنه برحسب زمان از ماتریس S است،

$$A = \text{Max}(S)$$

و A_0 دامنه بر حسب زمان از ماتریس S از یک سیگنال خالص می باشد.

۴- فاکتور C که میانگین انحراف معیار دامنه برحسب فرکانس از ماتریس S با $k = 1$ و $k = 5$

از چهار مشخصه بدست آمده برای هر شکل موج، بعنوان ورودی به شبکه عصبی استفاده می‌گردد. شبکه عصبی استفاده شده از نوع پرسپترون چند لایه بوده که از شیوه آموزش پس انتشار خطا که از انواع آموزش با ناظر می‌باشد استفاده می‌شود. در حدود ۶۰۰ شکل موج جهت آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. یعنی به ازاء هر پدیده کیفیت توان تعدادی شکل موج بدست آمده که تعدادی از این شکل موجها جهت آموزش شبکه عصبی و تعدادی جهت آزمایش کردن شبکه عصبی بکار می‌روند. به عنوان مثال با توجه به اینکه برای شبیه‌سازی فلیکر، فرکانس از ۱ الی ۲۵ هرتز بصورت پله‌ای در ۱۲ مرحله و دامنه فلیکر نیز از ۱٪ الی ۷٪ بصورت پله‌ای در ۷ مرحله افزایش، داده شده است. بنابراین ۸۴ شکل موج فلیکر در اختیار است. ۴۰ تای آن جهت آموزش شبکه عصبی و بقیه جهت آزمایش شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. با توجه به روش و نحوه تشخیص پدیده‌ها، برنامه‌ای نوشته شده است که ابتدا مشخصه‌ها را از سیگنال ورودی بدست می‌آورد. سپس به ازاء هر شکل موج،

چهار مشخصه، بدست می‌آید. پس از استخراج مشخصه‌ها از شکل موجها، برای آموزش به عنوان ورودی، به شبکه عصبی داده می‌شوند و شبکه را بر اساس مشخصه‌های شکل موجها، آموزش می‌دهیم.

۳-۲-۴- ساختار سیستم تشخیص و شبکه‌های عصبی

ساختار سیستم بدین‌گونه است که از ۱۱ گروه شبکه عصبی، نوع پروسپترون چند لایه جهت تشخیص پدیده‌های کیفیت توان استفاده شده است. هر گروه از شبکه‌های عصبی جهت تشخیص یکی از پدیده‌های کیفیت توان آموزش داده می‌شوند. هر گروه از شبکه‌های عصبی دارای یک لایه ورودی که لایه ورودی شامل ۴ نرون جهت ورود چهار مشخصه می‌باشد و دارای ۲ و یا ۳ لایه میانی با تعداد نرونهاي مختلف می‌باشد. تعداد نرونها به‌گونه‌ای تعیین شده‌اند که به کمترین خطا برسیم و روش بدست آوردن تعداد لایه‌ها و نرونها از روش سعی و خطا می‌باشد. شبکه‌ها به‌گونه‌ای در نظر گرفته می‌شوند که پس از ۲۰۰۰ بار تکرار آموزش، به خطای آموزش کمتر از 10^{-13} برسد که خطای قابل قبولی است. بعنوان مثال شبکه عصبی گروه اول دارای ۲ لایه میانی بوده و هر لایه میانی دارای ۵ نرون می‌باشد، شبکه عصبی گروه هفتم، دارای ۳ لایه میانی و هر لایه میانی دارای ۵ نرون می‌باشد و گروه نه دارای ۳ لایه میانی که تعداد نرون هر لایه میانی ۸ عدد می‌باشد. لایه خروجی همه شبکه‌ها دارای ۱۱ نرون (که تعداد ۱۱ برابر است با تعداد گروه‌های مختلف پدیده‌های کیفیت توان) می‌باشد.

با توجه به بخش ۲-۲-۳-۲ عملکرد اساسی یک نرون مصنوعی شامل دریافت یک سیگنال ورودی وزن‌دار شده و اعمال یک تابع تحریک بر روی آن است، که یک نتیجه به صورت بردار خروجی تولید می‌کند تا به لایه بعدی انتقال یابد. در جدول ۱-۳ لایه‌های مختلف شبکه‌های عصبی و توابع بکار گرفته شده در هر لایه نشان داده شده است، که نوع توابع زیر نیز از روش سعی و خطا، با هدف

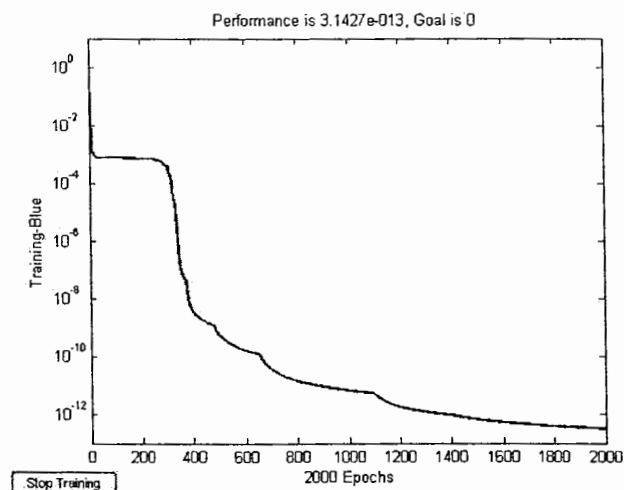
رسیدن به خطای کمتر از 10^{-13} انتخاب شده است. شکل ۳-۱۷ خطای مربوط به خروجی یکی از شبکه‌ها را پس از آموزش نشان می‌دهد.

جدول ۳-۱: جدول نشان دهنده توابع غیر خطی استفاده شده

لایه پنجم	لایه چهارم	لایه سوم	لایه دوم	لایه اول	
-	linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۱
-	linear	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۲
-	linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۳
-	linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۴
-	linear	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۵
-	linear	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۶
linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۷
linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۸
linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۹
-	linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۱۰
-	linear	Sigmoidal unipolar	Sigmoidal bipolar	Sigmoidal unipolar	گروه ۱۱

توابع بکار برده شده در نرون‌ها، توابع غیر خطی هستند و این توانایی را به شبکه عصبی می‌دهند.

که با سه لایه میانی بتواند، هر نوع رابطه غیر خطی بین ورودی و خروجی را آموزش ببیند [۲]. اما آموزش شبکه عصبی بدینگونه است که شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های یادگیر، دارای



شکل ۳-۱۷: خطای شبکه عصبی ۱ پس از ۲۰۰۰ تکرار

این توانایی هستند که روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود بخشند. آموزش شبکه‌های عصبی از قانون یادگیری توسط روابط بازگشتی، تبعیت می‌کند و عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می‌شود. قانون یادگیری، در این جا روندی است که توسط آن ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه عصبی مصنوعی تنظیم می‌شوند. هدف قانون یادگیری، آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت انجام کار مشخصی است؛ به عبارت دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی در خلال آموزش پس از هر بار تکرار الگوریتم یادگیری، با اعمال ورودیها و خروجی‌های مشخص، به هدف کار خود بیش‌تر مطلع می‌گردند. نوع یادگیری هم توسط روندی که طبق آن پارامترهای شبکه تنظیم می‌گردند، مشخص می‌شود.

روش آموزش شبکه استفاده شده از نوع آموزش با ناظر بوده در این شیوه آموزش، ورودی‌های شبکه و خروجی‌های متناظر با آن‌ها از قبل مشخص می‌باشند. در زمان آموزش شبکه، یک ورودی به شبکه اعمال می‌شود. شبکه در پاسخ به آن ورودی محرک، پاسخ خروجی را نتیجه می‌دهد. این خروجی با خروجی مطلوب متناظر با همین ورودی مقایسه می‌شود. حال اگر خروجی واقعی با خروجی مطلوب

مغایرت داشته باشد، شبکه یک سیگنال خطا تولید می‌کند که از این سیگنال فقط برای محاسبه میزان تغییری که باید بر ماتریس وزن اعمال شود، استفاده می‌گردد. این روند آن قدر تکرار می‌شود تا خروجی واقعی، همان خروجی مطلوب یا نزدیک به آن شود.

روند حداقل نمودن خطا به یک مقدار ویژه به نام معلم یا ناظر نیازمند است که عمل مقایسه بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب را انجام دهد و شبکه را با توجه به این میزان سیگنال خطا تعدیل نماید تا این‌که آموزش لازم را ببیند. به همین دلیل به این شیوه آموزشی، آموزش با ناظر گفته می‌شود. توجه به این نکته مهم است که در خلال آموزش، وزن‌ها به نحوی تعدیل یابند که خطا به حداقل برسد. در زمان آموزش ممکن است به مقادیری برای وزن‌ها برسیم که ظاهراً حداقل خطا در خروجی ایجاد می‌نمایند، اما اگر روند آموزش ادامه داده شود ابتدا خطا افزایش یافته و به یک حداقل دیگر می‌رسد که از حداقل اولی، که حداقل محلی شناخته می‌شود؛ کم‌تر است. به آن حداقل اول، حداقل محلی گفته می‌شود. حال اگر روند آموزش را ادامه داده ولی میزان خطا هرگز از میزان خطای دوم کم‌تر نشود به این حداقل خطا، حداقل مطلق گویند.

با توجه به اینکه در سیستم تشخیص از ۱۱ گروه شبکه‌ای عصبی استفاده شده است بنابراین هر کدام از شبکه‌ها باید جداگانه آموزش داده شوند. همانطور که توضیح داده شد هر کدام از شبکه‌ها برای تشخیص یک نوع پدیده کیفیت توان آموزش می‌یابند. الگوریتم بگونه‌ای است که در هنگام تشخیص پدیده مشخصه‌های بدست آمده از سیگنال ورودی به ۱۱ شبکه بطور همزمان اعمال می‌شود، بنابراین اگر هر کدام از شبکه‌ها فقط با مشخصه‌های یک نوع پدیده آموزش ببینند در اینصورت پس از آموزش شبکه، در هنگام استفاده از شبکه برای تشخیص پدیده، اگر دیتای ورودی، مربوط به پدیده‌ای باشد که برای آن آموزش ندیده است ممکن است خروجی صحیحی نداشته باشد. بنابراین هر شبکه نسبت به

کلیه پدیده‌ها بگونه‌ای آموزش می‌بینند که شبکه برای یک پدیده، خروجیش غیر صفر شده و برای بقیه پدیده‌ها خروجیش صفر شود.

بعنوان مثال شبکه اول برای تشخیص فلیکر و شبکه دوم برای تشخیص هارمونیک شبکه سوم برای تشخیص وقفه و همین طور بقیه شبکه‌ها برای سایر پدیده‌ها، در نظر گرفته شده‌اند. حال اگر ورودی به شبکه اول شامل مشخصات موج فلیکر باشد، خروجی به صورت کد مربوط به فلیکر نوشته شده در جدول ۲-۳ می‌باشد و اگر ورودی غیر از فلیکر باشد، خروجی صفر است. به عبارت دیگر در شبکه اول به ازای ورودی فلیکر نرون اول خروجی یک شده و بقیه نرونهای خروجی صفر می‌شوند. به ازای ورودی‌های غیر فلیکر کلیه نرون‌های خروجی صفر خواهند شد. برای شبکه دوم به ازای ورودی که شامل مشخصات هارمونیک باشد خروجی به صورت کد مربوطه هارمونیک که در جدول ۲-۳ نشان داده شده، می‌شود و به ازای ورودیهای غیر هارمونیک خروجی صفر خواهد شد. به عبارت دیگر در شبکه دوم به ازای ورودی هارمونیک، نرون دوم خروجی یک شده و بقیه نرون‌های خروجی صفر می‌شوند و برای ورودی‌های غیر هارمونیک کلیه نرون‌های خروجی صفر خواهند شد.

جدول ۲-۳: انواع پدیده‌های کیفیت توان و کد مربوطه

کد مربوط ولتاژ	وقفه	هارمونیک	فلیکر	خطا
۰۰۱۰۰۰۰۰۰۰	۰۰۱۰۰۰۰۰۰۰	۰۱۰۰۰۰۰۰۰	۱۰۰۰۰۰۰۰۰	کد مربوطه
فلیکر و هارمونیک	کلیدزنی خازنی	بیشبود ولتاژ	صاعقه	خطا
۰۰۰۰۰۰۰۱۰۰۰	۰۰۰۰۰۱۰۰۰۰	۰۰۰۰۰۱۰۰۰۰	۰۰۰۰۱۰۰۰۰۰	کد مربوطه
	شکاف	کمبود ولتاژ و فلیکر	کمبود ولتاژ و هارمونیک	خطا
	۰۰۰۰۰۰۰۰۱	۰۰۰۰۰۰۰۱۰	۰۰۰۰۰۰۰۱۰۰	کد مربوطه

با توجه به آنچه که گفته شد، برای آموزش شبکه عصبی گروه اول، کلیه مشخصات بدست آمده از پدیده‌ها (دیتاهایی که جهت آموزش در نظر گرفته شده‌اند) به آن داده می‌شود و خروجی ماتریسی

۱۱×۶۰۰ می‌باشد، چون ۴۰ دیتای اول ورودیها، فلیکر می‌باشد ماتریس خروجی نیز ۴۰ ستون اول آن مطابق کد مربوطه (۱۰۰۰۰۰۰۰۰۰) قرار داده می‌شود و بقیه صف‌ها در نظر گرفته می‌شود. مطابق ماتریس زیر، سپس شبکه با ورودیهای ذکر شده و ماتریس خروجی آموزش می‌بیند.

$$\begin{bmatrix} & & & & & 600 & & & & \\ 1 & 1 & . & . & . & 1 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & \leftarrow & 40 & \rightarrow & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \end{bmatrix}$$

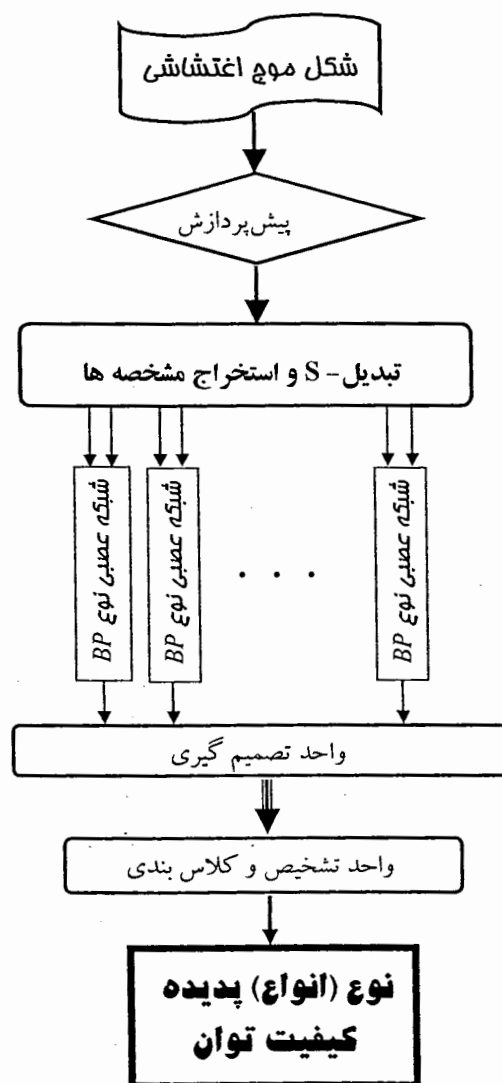
گروه دوم وظیفه تشخیص هارمونیک را دارد. برای آموزش این شبکه همان ورودی‌هایی که برای شبکه اول در نظر گرفته شده بود را وارد می‌کنیم. اگر ۵۰ دیتای دوم ورودی‌ها، مشخصات بدست آمده از شکل موج‌های دارای هارمونیک باشند بدیعی است که ماتریس خروجی باید بصورت زیر در نظر گرفته شود و سپس شبکه آموزش داده شود.

$$\begin{bmatrix} & & & & & 600 & & & & \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & \leftarrow & 40 & \rightarrow & 0 & 1 & 1 & \leftarrow & 50 & \rightarrow & 1 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 & 0 & 0 & & & & 0 \\ 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 & 0 & 0 & . & . & . & 0 \end{bmatrix}$$

بقیه گروه‌های شبکه‌های عصبی نیز به ترتیب ذکر شده آموزش می‌بینند. تعداد تکرار، ۱۰۰۰ بار

گذاشته شده که در بعضی گروه‌ها در کمتر از ۱۰۰۰ تکرار، به کمترین خطا می‌رسد و بار دیگر با ۲۰۰۰

تکرار شبکه را آموزش می‌دهیم در این مرحله و با مقایسه این دو حالت متوجه می‌شویم که در حالت دوم خطای آموزش و در نتیجه خطای کل سیستم تشخیص کمتر می‌شود انتخاب شده است. فلوچارت سیستم تشخیص خطا به صورت نمودار نمایش داده شده در شکل ۳-۱۸ می‌باشد.



شکل ۳-۱۸: فلوچارت سیستم تشخیص خطا

با توجه به شکل ۳-۱۸ سیستم تشخیص خطا از شش مرحله تشکیل شده است، در مرحله اول شکل موج مورد نظر وارد مرحله پیش پردازش می‌شود که در این مرحله سیگنال ورودی نرمالیزه شده و با یک سیگنال خالص مقایسه می‌شود. در صورتی که اختلاف بین این دو سیگنال کم باشد این

سیگنال ورودی، سیگنال خالص تشخیص داده می‌شود (اختلاف کمتر از 10^{-3} پریونیت) در غیر این صورت وارد مرحله بعد می‌شود.

در این مرحله بنحوی که توضیح داده شد از سیگنال ابتدا تبدیل S- گرفته می‌شود و سپس چهار مشخصه توضیح داده شده از سیگنال استخراج می‌شود.

در مرحله بعد مشخصه‌های استخراج شده وارد شبکه‌های عصبی می‌شود و همزمان به ۱۱ گروه شبکه‌های عصبی اعمال می‌شود با توجه به اینکه شبکه‌ها قبلاً آموزش داده شده‌اند و با توجه به نوع پدیده، یک گروه از شبکه‌ها خروجی غیر صفر می‌شود. بنابراین خروجی شبکه‌های عصبی وارد واحد تصمیم‌گیری می‌شود. واحد تصمیم‌گیری با توجه به خروجی‌های شبکه عصبی تعیین می‌کند که چه پدیده‌ای اتفاق افتاده است؛ بدین صورت که خروجی‌های شبکه‌های عصبی را چک کرده و شبکه عصبی که نرونش یک شده را پیدا می‌کند. باید در نظر داشت که آموزش شبکه‌های عصبی به گونه‌ای بوده است که در صورت ورود هر پدیده تنها یک نرون خروجی یکی از شبکه‌های عصبی یک می‌شود و بقیه شبکه‌های عصبی می‌بایستی خروجیشان صفر باشد. شبکه‌ای که نرونش یک شده است، شبکه‌ای است که به ورودی پاسخ داده است و خروجی‌اش یک شده است. واحد تصمیم‌گیری وظیفه‌اش تعیین شبکه عصبی می‌باشد که خروجی‌اش یک شده است و واحد تشخیص و کلاس‌بندی با توجه به خروجی واحد تصمیم‌گیری و با مقایسه آن با جدول ۲-۳ و کد پدیده مربوطه، نوع پدیده‌ها را تعیین کرده و در خروجی نمایش داده، در نهایت در محل مربوطه به همان خطا در پایگاه داده ذخیره می‌کند.

۳-۳- خلاصه

در این فصل به معرفی سیستم تشخیص پرداخته شد و قسمت‌های مختلف آن مورد بررسی قرار گرفت. بخش‌های مختلف سیستم تشخیص عبارتند از ۱- واحد پیش‌پردازش ۲- واحد استخراج مشخصه‌ها با استفاده از تبدیل S-۳ شبکه‌های عصبی ۴- واحد تصمیم‌گیری ۵- واحد تشخیص و کلاس‌بندی ۶- نشان دادن نوع پدیده کیفیت توان. فصل بعد به شبیه‌سازی روش پیشنهادی اختصاص دارد.

فصل چهارم

شبه سازی روش پیشنهادی

۴-۱- مقدمه

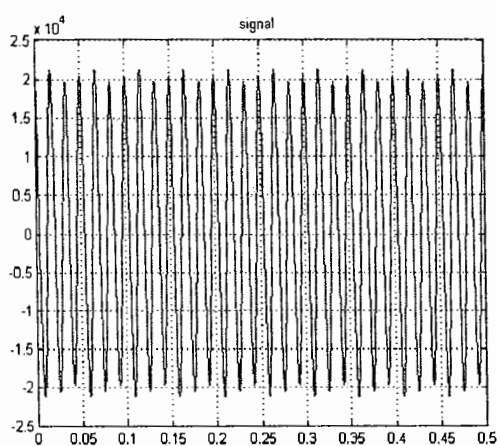
در این فصل نتایج مربوط به شبیه سازی و خروجی های تبدیل - S مربوط به بعضی از پدیده های کیفیت توان ارائه شده است و همچنین در جداولی دقت سیستم تشخیص مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج و دقت سیستم پیشنهادی با بعضی از مقاله ها و کارهای انجام پذیرفته قبلی مقایسه شده است.

۴-۲- خروجی های تبدیل - S

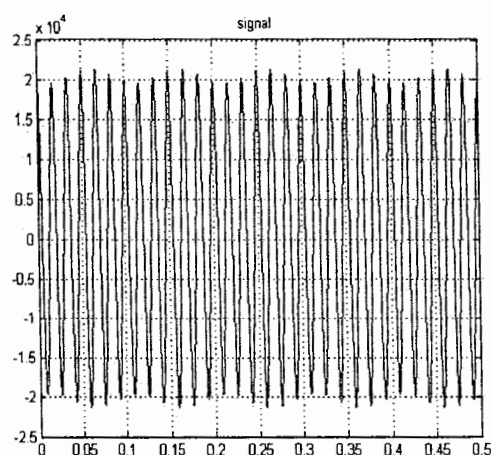
همانطور که در فصل قبل توضیح داده شد سیگنالهای گرفته شده از سیستم توسط سیستم مانیتورینگ وارد سیستم تشخیص می شوند و پس از پردازش اولیه وارد واحد استخراج الگوها و مشخصه ها می شوند. در مرحله پردازش اولیه سیگنال مورد نظر با یک سیگنال خالص مورد مقایسه قرار می گیرد، در صورتی که اختلاف کمتر از ۰/۰۰۱ پریونیت باشد، سیگنال خالص محسوب می شود در غیر این صورت به قسمت بعد یعنی واحد استخراج الگوها فرستاده می شود. جهت استخراج الگوها برنامه ای نوشته شده است که خروجی این برنامه تبدیل - S سیگنالها به ازای $k=1$ و $k=5$ محاسبه می کند. نتایج و خروجی های تبدیل - S مربوط به بعضی از پدیده ها در بخشهای زیر آورده شده است.

۴-۲-۱- فلیکر

شکل ۴-۱- الف و ۴-۱- ب شکل موجهای نمونه فلیکر می باشند که در آنها دامنه فلیکر ۴٪ می باشد. در ۴-۱- الف فرکانس فلیکر ۵ هرتز بوده و در ۴-۱- ب فرکانس فلیکر ۲۰ هرتز می باشد. در شکلهای فوق محور عمودی بر حسب ولت و محور افقی بر حسب ثانیه است.

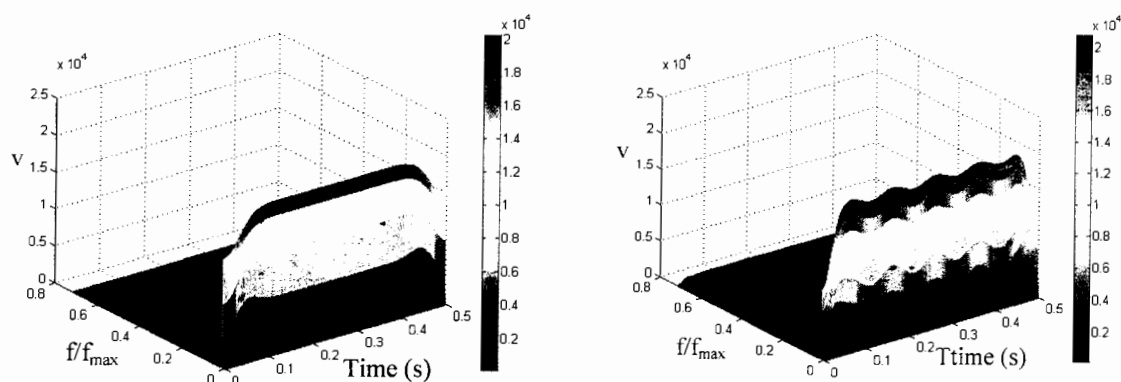


شکل ۴-۱- ب: شکل موج فلیکر ۴٪، ۲۰ Hz



شکل ۴-۱- الف: شکل موج فلیکر ۴٪، ۵Hz

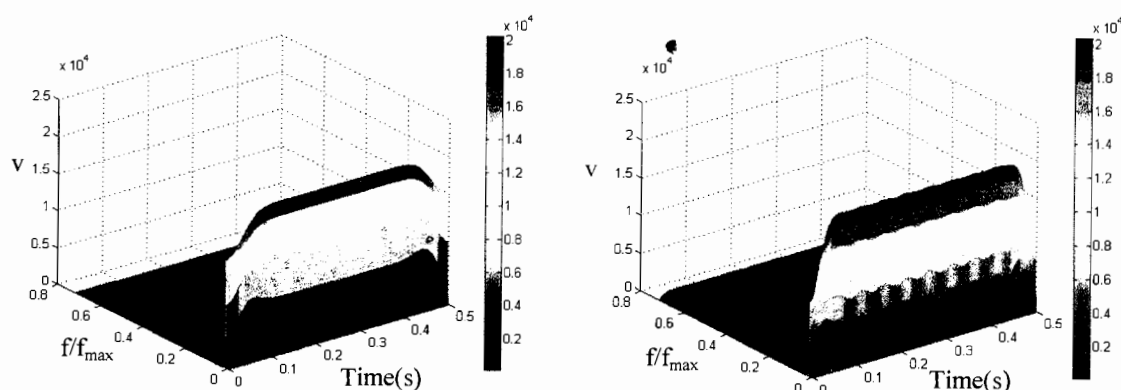
شکلهای ۴-۲ نشان دهنده نمایش سه بعدی فرکانس زمانی (خروجی تبدیل-S) مربوط به سیگنالهای ذکر شده می باشند. در شکل های ۴-۲- الف و ۴-۲- ب نمایش فرکانس زمانی مربوط به فلیکر ۴٪، ۵ هرتز بوده که، شکل ۴-۲- الف تبدیل-S به ازای $k=1$ بوده شکل ۴-۲- ب، به ازای $k=5$ می باشد. به همین ترتیب شکلهای ۴-۲- ج و ۴-۲- د نمایش سه بعدی فرکانس زمانی مربوط به فلیکر ۲۰ هرتز می باشد. قابل ذکر است که این شکلهای سه بعدی در محیط Matlab و با استفاده از دستور mesh و یا دستور surface از ماتریس S بدست می آید.



شکل ۴-۲-الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪،

 $k=1$ با ۵ Hz

شکل ۴-۲-ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪،

 $k=5$ با ۵ Hz

شکل ۴-۲-ج: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪،

 $k=1$ با ۲۰ Hz

شکل ۴-۲-د: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪،

 $k=5$ با ۲۰ Hz

با مقایسه بین شکل‌های ۴-۲-الف و ۴-۲-ب متوجه اندکی تفاوت بین خروجی‌های تبدیل-S در

هر دو حالت $k=1$ و $k=5$ می‌شویم که این تفاوت در حالت فلیکر ۲۰ هرتز و بین شکل‌های ۴-۲-ج و

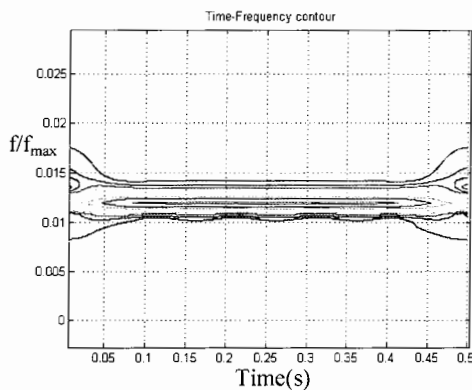
۴-۲-د محسوس‌تر است. با توجه به اینکه پارامتر k در تبدیل-S تعیین‌کننده میزان نسبت پنجره

زمانی به فرکانس است ($\sigma = k/f$)، هر چه که k بزرگتر در نظر گرفته شود این پنجره زمانی بزرگتر

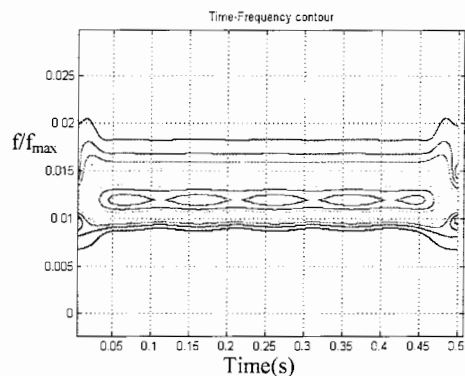
خواهد شد. همانطور که در مقایسه شکل ۴-۲-الف با شکل ۴-۲-ب و همچنین مقایسه شکل‌های

۲-۴- ج و ۲-۴- د می توان فهمید با انتخاب $k=1$ در نمایش سه بعدی فرکانس زمانی نوسانات ولتاژ بهتر نمایان می شود و در شکل های ۲-۴- ج و ۲-۴- د چون فرکانس فلیکر بالاتر بوده است (۲۰ هرتز)، تفاوت بین تبدیل S- آن به ازای $k=1$ و $k=5$ بیشتر می باشد. همانطور که در شکل دیده می شود به ازای $k=1$ نوسانات ولتاژ به خوبی در نمایش سه بعدی فرکانس زمانی دیده می شود ولی به ازای $k=5$ نوسانات دیده نمی شود. شکلهایی که در ادامه آورده می شود این موضوع را روشن تر می کند.

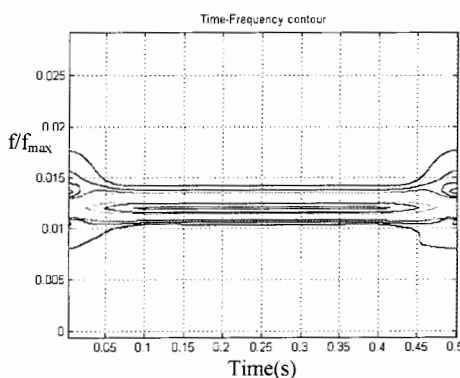
شکل های ۳-۴- الف الی ۳-۴- د نشان دهنده کانتورهای فرکانس- زمانی مربوط به فلیکر ۰.۴٪، ۵ هرتز و ۲۰ هرتز می باشد.



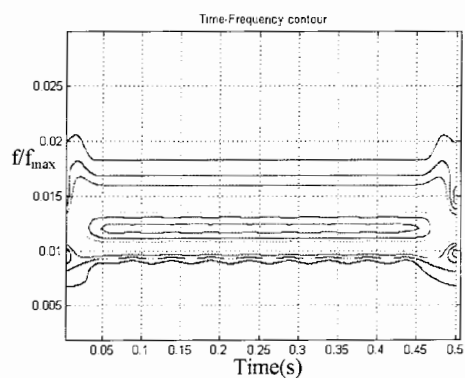
شکل ۳-۴- ب: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪، ۵Hz با $k=5$



شکل ۳-۴- الف: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪، ۵Hz با $k=1$



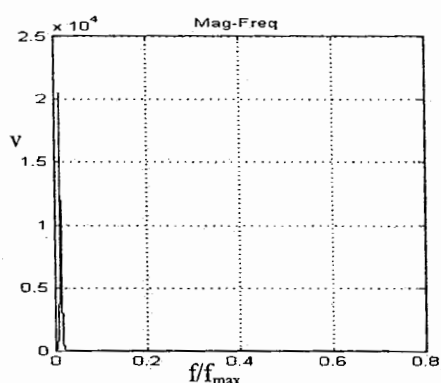
شکل ۳-۴- د: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر ۰.۴٪، ۲۰Hz با $k=5$



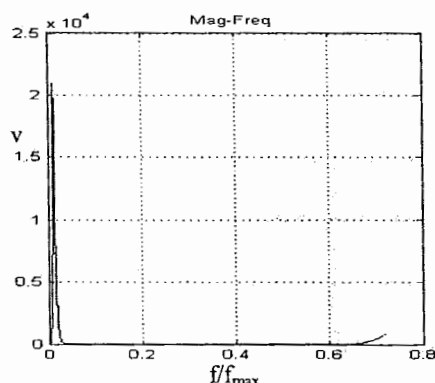
$k=1$

با مقایسه کانتورهای فرکانس زمانی مربوطه مشاهده می‌شود که وقتی $k=1$ باشد نمایش دقیق - تری از محتوای فرکانس زمانی شکل موج فلیکر ارائه می‌شود و نوسانات بخوبی در حالتی که $k=1$ است قابل مشاهده است.

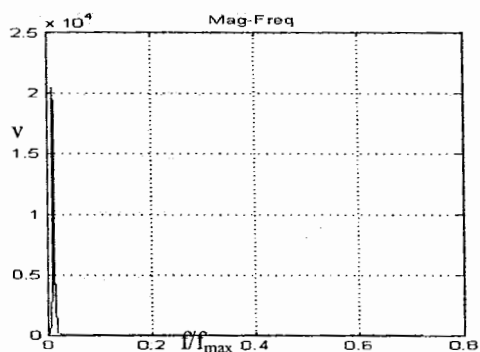
نمودارهای دامنه بر حسب فرکانس در شکلهای ۴-۴ الف و ۴-۴ ب مشاهده می‌شود.



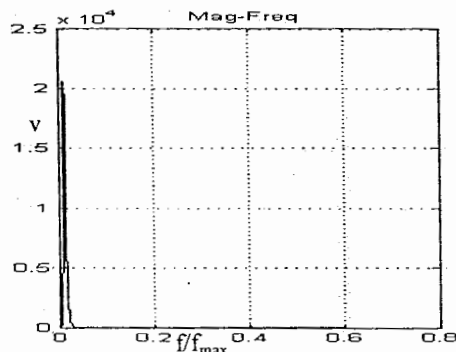
شکل ۴-۴ ب: نمودار دامنه بر حسب فرکانس فلیکر ۰.۴٪، $k=5$ با ۵ Hz



شکل ۴-۴ الف: نمودار دامنه بر حسب فرکانس فلیکر ۰.۴٪، $k=1$ با ۵ Hz



شکل ۴-۴ د: نمودار دامنه بر حسب فرکانس فلیکر ۰.۴٪، $k=5$ با ۵ Hz

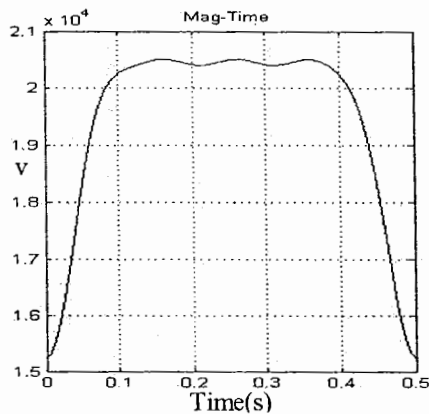


شکل ۴-۴ ج: نمودار دامنه بر حسب فرکانس فلیکر ۰.۴٪، $k=1$ با ۲۰ Hz

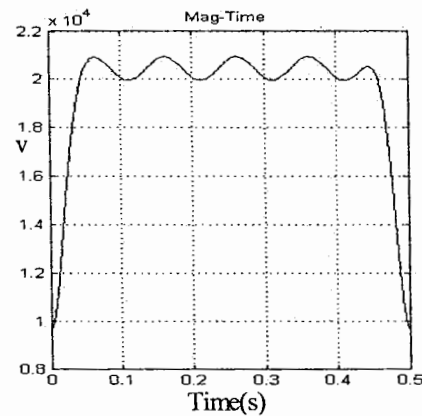
که در اینجا تفاوت چندانی بین این نمودارها دیده نمی‌شود زیرا عمل پنجره زمانی این است که پس از اعمال پنجره از حاصلضرب پنجره در سیگنال تبدیل فوریه می‌گیرد که در اینجا محتوای فرکانسی این سیگنالی که در پنجره قرار می‌گیرد برای هر دو حالت تقریباً برابر است.

شکلهای ۵-۴-الف الی ۵-۴-د نمودارهای دامنه برحسب زمان را برای فلیکر ۴٪، ۵ هرتز و ۲۰

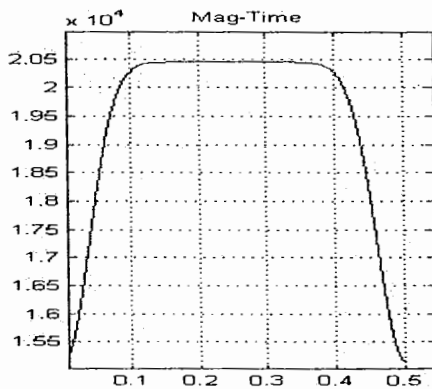
هرتز با $k=1$ و $k=5$ نشان می‌دهد.



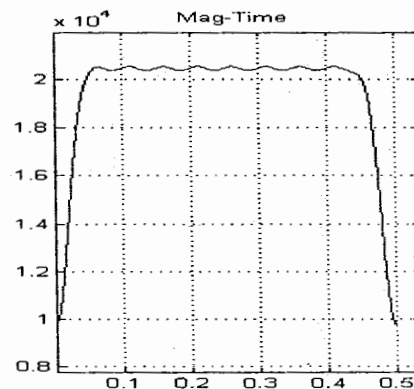
شکل ۵-۴-ب: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪،
 $k=5$ با ۵ Hz



شکل ۵-۴-الف: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪،
 $k=1$ با ۵ Hz



شکل ۵-۴-د: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪،
 $k=5$ با ۲۰ Hz



شکل ۵-۴-ج: نمودار دامنه برحسب زمان فلیکر ۴٪،
 $k=1$ با ۲۰ Hz

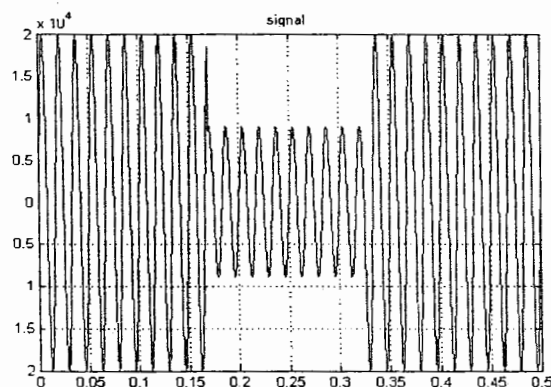
با مقایسه شکلهای ۵-۴-الف با ۵-۴-ب و همچنین ۵-۴-ج با ۵-۴-د می‌توان آنچه که گفته

شد را بهتر درک نمود، وقتی که $k=1$ می‌باشد نوسانات بهتر نمایش داده می‌شود ولی با توجه به اینکه

فرکانس ۵ هرتز پایین است، انتخاب $k=5$ نیز تا حدودی توانسته است فلیکر را نمایش دهد، ولی وقتی

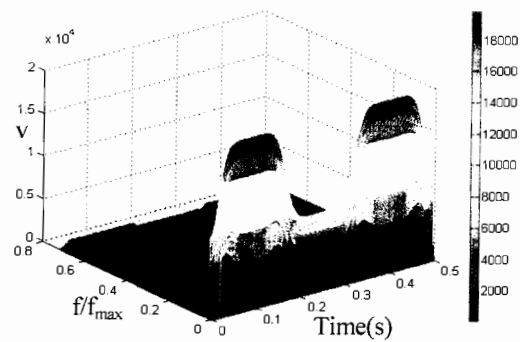
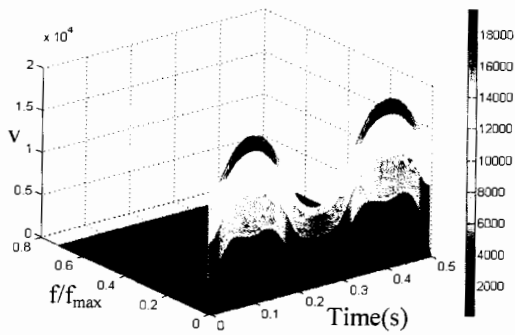
در ادامه به مقایسه و تشریح برخی شکل موجها و خروجی‌های تبدیل-S مربوط به چند پدیده کیفیت توان دیگر می‌پردازیم.

همانطور که در شکل ۴-۶ ملاحظه می‌شود به بررسی کمبود ولتاژ می‌پردازیم که ولتاژ پس از افت به میزان ۰/۴۵ پریونیت می‌رسد. محور عمودی بر حسب ولت بوده و محور افقی بر حسب ثانیه می‌باشد.



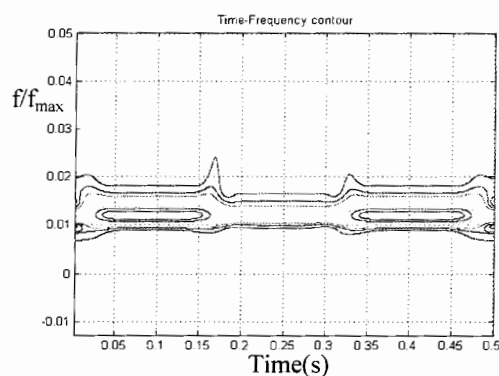
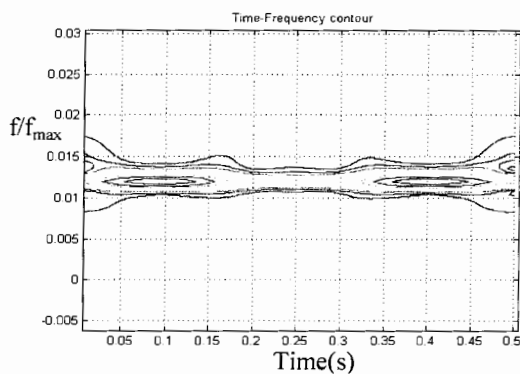
شکل ۴-۶: شکل موج مربوط به کمبود ولتاژ (۰/۴۵ پریونیت)

11.



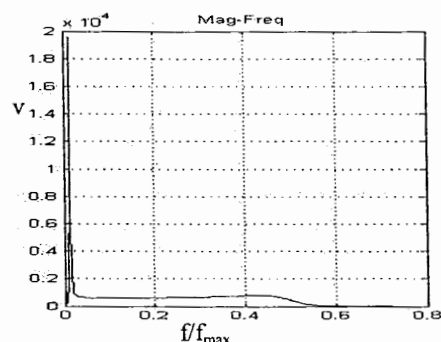
شکل ۴-۷ الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، شکل ۴-۷ ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵ پریونیت با $k=5$ و ولتاژ ۰/۴۵ پریونیت با $k=1$

در شناخت کمبود ولتاژ آنچه که تعیین کننده است کاهش دامنه ولتاژ می باشد و فرکانس در آن نقشی ندارد که از مقایسه دو شکل ۴-۷ الف و ۴-۷ ب می توان دید که هم با انتخاب $k=1$ و هم با قرار دادن $k=5$ ، افت دامنه بخوبی دیده می شود.

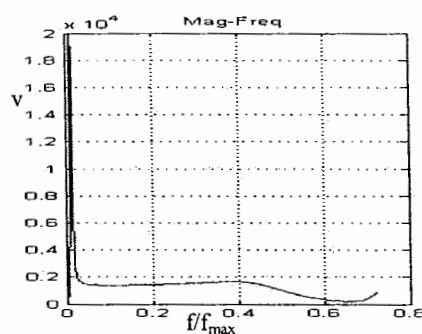


شکل ۴-۸ الف: کانتورهای فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵ پریونیت با $k=1$ شکل ۴-۸ ب: کانتورهای فرکانس زمانی کمبود ولتاژ، با ولتاژ ۰/۴۵ پریونیت با $k=5$

شکل ۴-۸ الف و ۴-۸ ب نشان دهنده کانتورهای فرکانس زمانی می باشند.

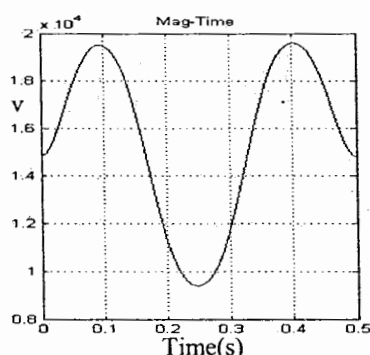


شکل ۹-۴ ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس کمبود ولتاژ،
با ولتاژ ۰/۴۵ و پریودیت $k=5$

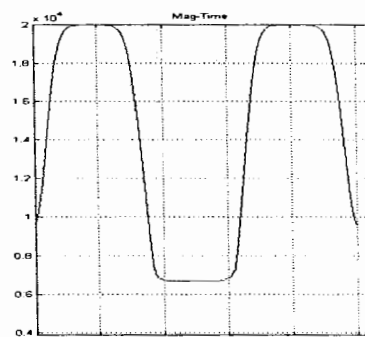


شکل ۹-۴ الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس کمبود ولتاژ،
با ولتاژ ۰/۴۵ و پریودیت $k=1$

شکلهای ۹-۴ الف و ۹-۴ ب نمودارهای دامنه برحسب فرکانس می باشد.



شکل ۱۰-۴ ب: نمودار دامنه برحسب زمان کمبود ولتاژ،
با ولتاژ ۰/۴۵ و پریودیت $k=5$



شکل ۱۰-۴ الف: نمودار دامنه برحسب زمان کمبود ولتاژ،
با ولتاژ ۰/۴۵ و پریودیت $k=1$

در شکلهای ۱۰-۴ الف و ۱۰-۴ ب نمودار دامنه برحسب زمان مربوط به کمبود ولتاژ دیده می-

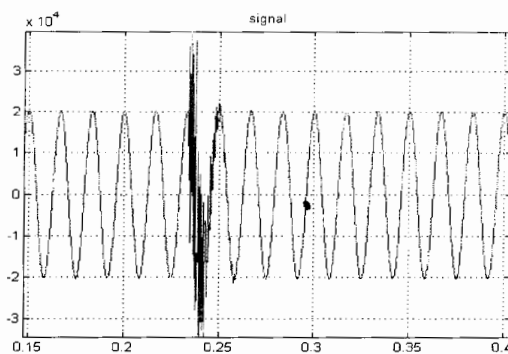
شود.

با توجه به ماهیت کمبود ولتاژ که در آن افت ولتاژ به عنوان مشخصه سیگنال برای تشخیص آن بکار برده می شود و این افت ولتاژ همراه با تغییر حالت‌های گذرا نیست و اگر هم باشد نمی‌تواند بعنوان مشخصه‌ای برای تشخیص کمبود ولتاژ بکار رود. بنابراین اندازه پنجره در تبدیل - S و مشخصه‌های

بدست آمده از آن تاثیر چندانی نداشته بنابراین در مورد کمبود ولتاژ همانگونه که شکل‌های این قسمت نشان می‌دهد با دو k ی مختلف مشخصه‌های تقریباً یکسانی بدست می‌آید.

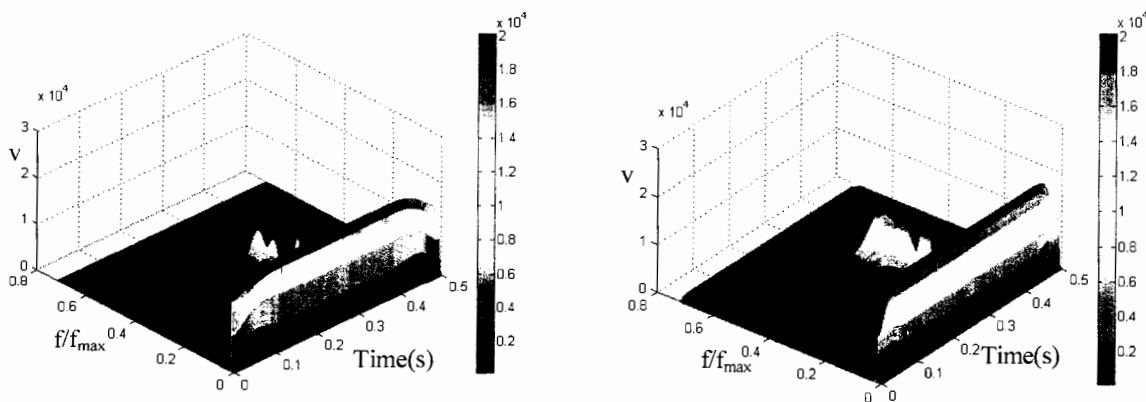
۴-۲-۳-صاعقه

در این قسمت به بررسی شکل موج صاعقه و یا ضربه می‌پردازیم که در شکل ۴-۱۱ قابل مشاهده می‌باشد. در شکل ۴-۱۱ نیز محور عمودی بر حسب ولت و محور افقی بر حسب ثانیه می‌باشد.



شکل ۴-۱۱: شکل موج مربوط به صاعقه

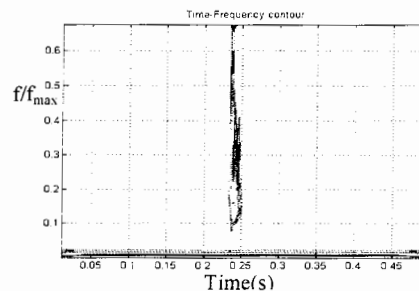
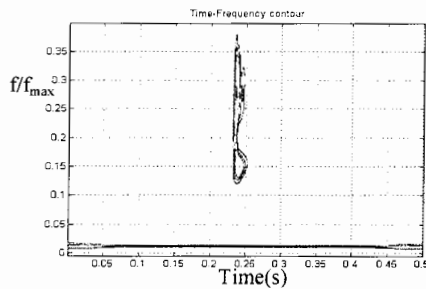
شکل‌های ۴-۱۲ الف و ۴-۱۲ ب نشان‌دهنده نمایش سه بعدی فرکانس زمانی مربوط به صاعقه می‌باشد.



شکل ۴-۱۲ ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی صاعقه با $k=5$

شکل ۴-۱۲ الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی صاعقه با $k=1$

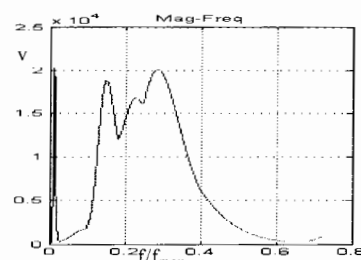
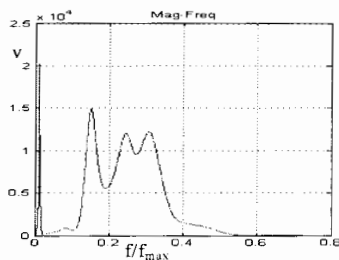
شکلهای ۱۳-۴ الف و ۱۳-۴ ب نمایش فرکانس زمانی شکل موج را نشان می دهد.



شکل ۱۳-۴ الف: کانتورهای فرکانس زمانی صاعقه با $k=1$ شکل ۱۳-۴ ب: کانتورهای فرکانس زمانی صاعقه با $k=5$

شکل ۱۳-۴ الف نمایش فرکانس زمانی نسبتاً دقیقتری نمایش داده شده است و این بدلیل بالا بودن فرکانسهای موجود در پدیده صاعقه می باشد. بنابراین با انتخاب $k=1$ و پنجره زمانی باریکتر به نمایش دقیق تری خواهیم رسید.

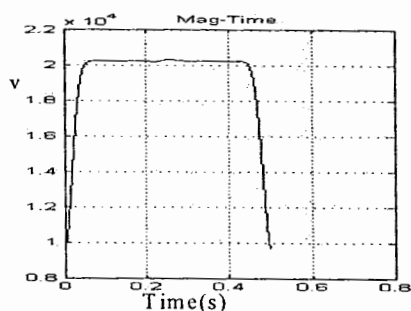
در شکلهای ۱۴-۴ الف و ۱۴-۴ ب شکل نمودار دامنه بر حسب فرکانس از پدیده صاعقه نمایش داده شده است.



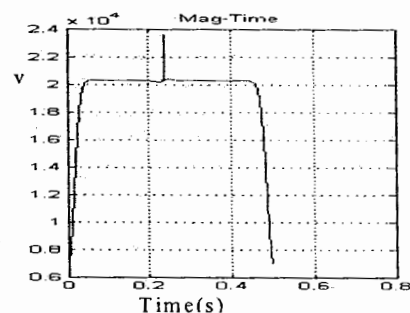
شکل ۱۴-۴ الف: نمودار دامنه بر حسب فرکانس صاعقه با $k=1$ شکل ۱۴-۴ ب: نمودار دامنه بر حسب فرکانس صاعقه با $k=5$

با مقایسه دو نمودار فوق می توان به شباهت این دو نمودار پی برد و همانطور که قابل ملاحظه است در هر دو پدیده صاعقه و فرکانسهای موجود در آن قابل مشاهده است ولی شکل ۱۴-۴ الف نمایش دقیق تری از این پدیده را نمایش می دهد این موضوع در نمودار دامنه بر حسب زمان که در شکلهای ۱۵-۴ الف و ۱۵-۴ ب نمایش داده شده است، بهتر قابل ملاحظه است.

به این نکته باید توجه نمود که در مورد صاعقه فرکانس، نقش مهمی در تعیین مشخصه‌های آن دارد و با توجه به بالا بودن فرکانس در لحظه وقوع صاعقه اندازه پنجره زمانی می‌تواند مهم باشد. با انتخاب $k=1$ پنجره به نسبت عکس فرکانس $(1/f)$ تغییر خواهد نمود ولی با انتخاب $k=5$ پنجره به صورت $5/f$ تغییر خواهد نمود بنابراین همانطور که در شکل‌های این بخش قابل مشاهده است با قرار دادن $k=1$ اطلاعات دقیق تری از صاعقه بدست خواهد آمد. شکل‌های ۴-۱۵-الف و ۴-۱۵-ب که نمودارهای دامنه بر حسب زمان هستند نقش اندازه پنجره را نشان می‌دهد.



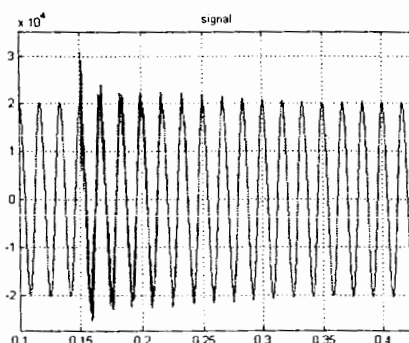
شکل ۴-۱۵-ب: نمودار دامنه بر حسب زمان صاعقه با $k=5$



شکل ۴-۱۵-الف: نمودار دامنه بر حسب زمان صاعقه با $k=1$

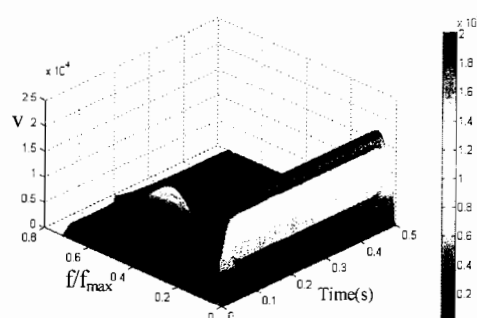
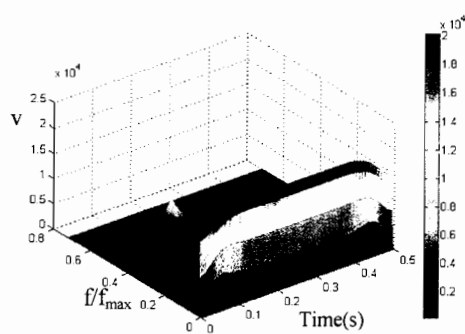
۴-۲-۴- کلید زنی خازنی

در اینجا به بررسی و نمایش پدیده کلیدزنی می‌پردازیم. در شکل (۴-۱۶) کلید زنی یک خازن ۳۰۰ میکرو فارادی نشان داده شده است. محور عمودی بر حسب ولت و محور افقی بر حسب ثانیه است.



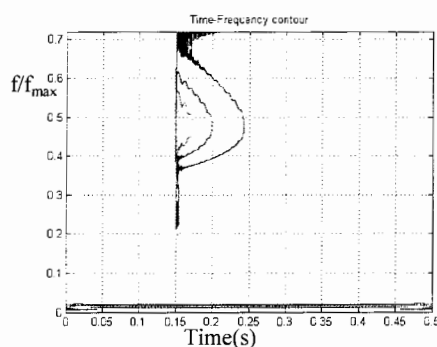
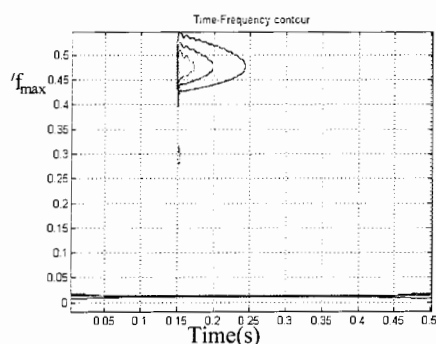
شکل ۴-۱۶: شکل موج کلیدزنی خازن ۳۰۰ میکرو فارادی

در شکل‌های ۱۷-۴ الف و ۱۷-۴ ب نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی نمایش داده شده است. در شکل‌های ۱۸-۴ الف و ۱۸-۴ ب کانتورهای فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی نشان داده شده است. از مقایسه شکل‌های مربوط به $k=1$ و $k=5$ می‌توان به نمایش بهتر فرکانس زمانی $k=1$ نسبت به $k=5$ پی‌برد.



شکل ۱۷-۴ ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=5$

شکل ۱۷-۴ الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=1$

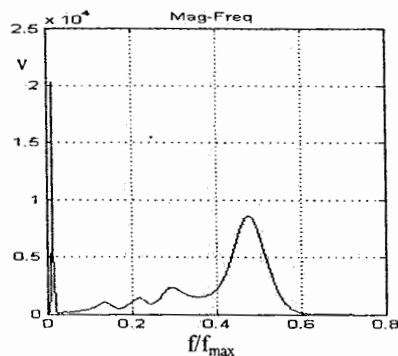


شکل ۱۸-۴ ب: کانتورهای فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=5$

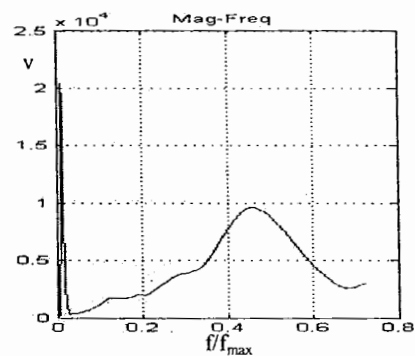
شکل ۱۸-۴ الف: کانتورهای فرکانس زمانی کلیدزنی خازنی با $k=1$

در شکل‌های ۱۹-۴ الف و ۱۹-۴ ب نمودارهای دامنه بر حسب فرکانس و در شکل‌های ۲۰-۴ الف و ۲۰-۴ ب نمودارهای دامنه بر حسب زمان مربوط به کلیدزنی خازنی و با مقادیر مختلف k نمایش داده شده است. که با مقایسه ۱۹-۴ الف و ۱۹-۴ ب می‌توان دریافت که در هر دو حالت

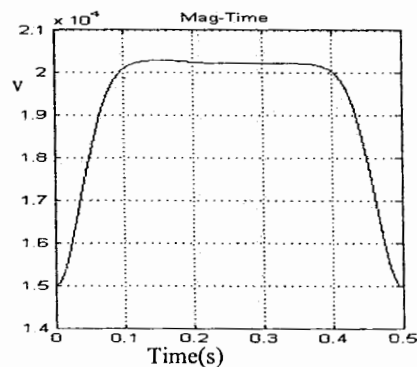
$k=5$ و $k=1$ نمایش فرکانسی کلیدزنی خازنی دیده می‌شود و شکل‌های ۲۰-۴ الف و ۲۰-۴ ب تقریباً مشابهند. چون در کلید زنی خازنی نسبت به حالت صاعقه با فرکانس‌های پایین‌تری روبرو هستیم.



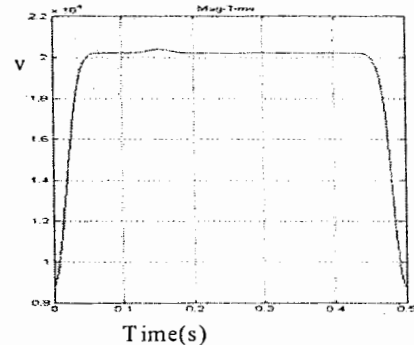
شکل ۱۹-۴ ب: نمودار دامنه برحسب فرکانس کلید زنی خازنی با $k=5$



شکل ۱۹-۴ الف: نمودار دامنه برحسب فرکانس کلید زنی خازنی با $k=1$



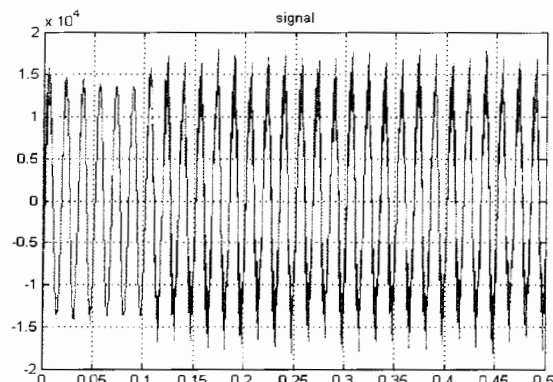
شکل ۲۰-۴ ب: نمودار دامنه برحسب زمان کلید زنی خازنی با $k=5$



شکل ۲۰-۴ الف: نمودار دامنه برحسب زمان کلید زنی خازنی با $k=1$

۴-۲-۵- فلیکر و هارمونیک

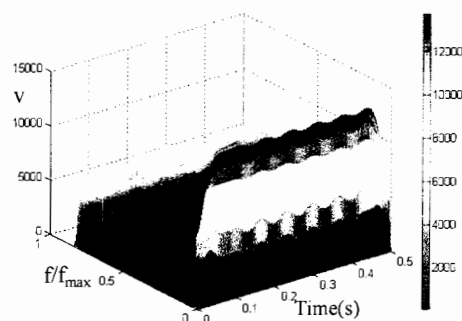
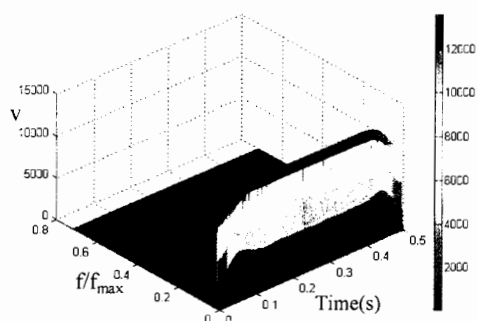
در شکل ۲۱-۴ شکل موج مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیکی نمایش داده شده است تا قبل از ۰/۱ ثانیه سیگنال دارای فلیکر بوده و هارمونیک موجود در آن نیز زیاد نمی‌باشد بوده و در لحظه ۰/۱ ثانیه موج دارای هارمونیک زیادی می‌شود.



شکل ۴-۲۱: شکل موج فلیکر در یک محیط هارمونیک

شکلهای ۴-۲۲- الف و ۴-۲۲- ب نمایش سه بعدی فرکانس زمانی مربوط به سیگنال مذکور

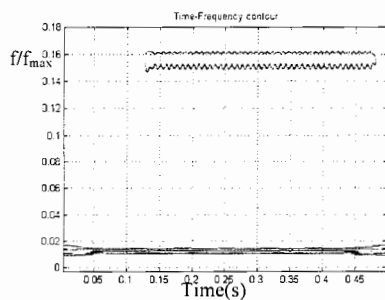
می باشد.



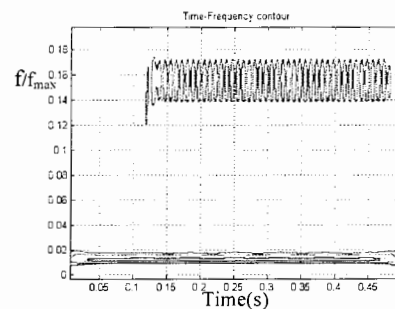
شکل ۴-۲۲- الف: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$
 شکل ۴-۲۲- ب: نمایش سه بعدی فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$

همانطور که از مقایسه این دو شکل می توان دریافت وقتی که $k=1$ است، خروجی تبدیل S مطابق شکل ۴-۲۲- الف می شود. در این حالت چون پنجره زمانی کوچک است تبدیل S به خوبی توانسته است نوسانات شکل موج را نشان دهد. درحالی که در شکل ۴-۲۲- ب که نشان دهنده خروجی تبدیل S به ازای $k=5$ است اغتشاشات ناشی از هارمونیک قابل مشاهده است ولی نوسانات فلیکر دیده نمی شود، دلیلش این است که پنجره زمانی وقتی در قسمتهای مختلف سیگنال قرار می-

گیرد و از آن تبدیل فوریه گرفته می شود نتیجه اش این است که محتوای هارمونیک را در خروجی می توان مشاهده کرد ولی بدلیل عریض بودن پنجره زمانی و بالا بودن فرکانس فلیکر نمی تواند نوسانات فلیکر را تحت پوشش قرار دهد. کانتورهای فرکانس زمانی در شکل های ۲۳-۴-الف و ۲۳-۴-ب نشان داده شده است.



شکل ۲۳-۴-ب: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$

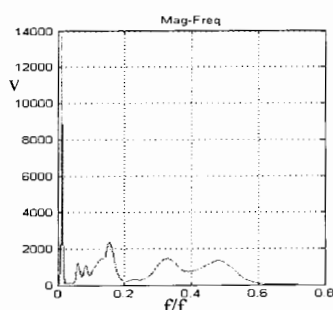


شکل ۲۳-۴-الف: کانتورهای فرکانس زمانی فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$

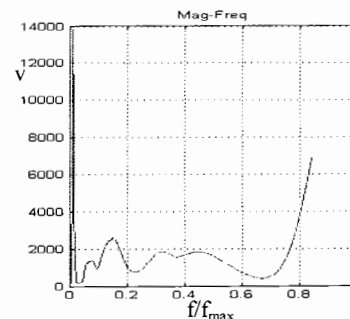
همانطور که در شکل مشاهده می شود در هر دو کانتورهای نشان دهنده هارمونیک ظاهر شده اند

ولی با این تفاوت که در شکل ۲۳-۴-الف این کانتورها دقیق تر نمایش داده شده اند.

شکل های ۲۴-۴-الف و ۲۴-۴-ب نمودار دامنه بر حسب فرکانس می باشند.

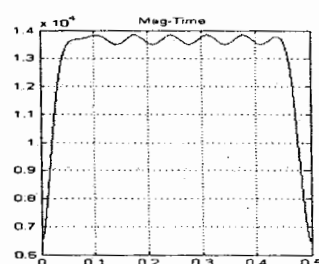
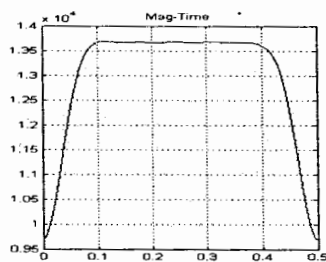


شکل ۲۴-۴-ب: نمودارهای دامنه بر حسب فرکانس مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$



شکل ۲۴-۴-الف: نمودارهای دامنه بر حسب فرکانس مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$

همانگونه که از مقایسه دو شکل ۴-۲۴-الف و ۴-۲۴-ب می‌توان دریافت که هر دو محتوای هارمونیک را نشان داده‌اند، زیرا با توجه به قسمت انتهایی نمودار شکل ۴-۲۴-الف در اینجا $k=5$ مناسب‌تر است. با قرار دادن پنجره پهن‌تر در واقع این امکان فراهم می‌گردد که یک سری از مولفه‌های هارمونیک که در تشخیص اهمیتی ندارند و تنها موجب پراکندگی مشخصه‌ها می‌شوند، ظاهر نگردند. شکل‌های ۴-۲۵-الف و ۴-۲۵-ب نمودارهای دامنه بر حسب زمان را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۵-الف: نمودارهای دامنه بر حسب زمان مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=1$ شکل ۴-۲۵-ب: نمودارهای دامنه بر حسب زمان مربوط به فلیکر در یک محیط هارمونیک با $k=5$

با مقایسه شکل‌های فوق می‌توان به نمایش فلیکر در نمودار ماکزیمم بر حسب فرکانس با $k=1$ پی‌برد که در شکل ۴-۲۴-الف فلیکر بخوبی تحت پوشش قرار گرفته است. در اینجا بدلیل طولانی شدن بحث از آوردن شکل موجها و کانتورها و نمودارهای مربوط به دیگر پدیده‌ها اجتناب کرده و به مثالهای آورده شده اکتفا می‌کنیم. در ادامه به بررسی مشخصه‌ها می‌پردازیم.

۴-۳- مشخصه‌های بدست آمده

مشخصه‌ها از خروجی‌های تبدیل-S و به ازای $k=1$ و $k=5$ گرفته می‌شوند. علت استفاده از $k=5$ به این دلیل است که در مواقعی که تنها افت یا افزایش مقدار موثر به مدت چند سیکل مطرح است مانند کمبود ولتاژ یا افزایش ولتاژ که در این موارد فرکانس هیچ نقشی ندارد و یا حتی در

مواردی مانند تشخیص هارمونیک در شکل موج موجب می شود از بعضی فرکانسهای غیر ضروری صرف نظر شود بنابراین مشخصه هایی بدست می آید که از لحاظ عددی به یکدیگر نزدیک بوده و عمل تشخیص دقیق تر می کند.

مشخصه های بدست آمده همانطور که در فصل قبل اشاره شد عبارتند از :

۱. فاکتور A_1 میانگین انحراف معیارهای مربوط به کانتور اول و سوم مربوط با $k=1$ که میانگین

این مشخصه، مربوط به هر پدیده در جدول ۴-۱ نشان داده شده است.

۲. فاکتور A_2 میانگین انحراف معیارهای مربوط به کانتور اول و سوم مربوط با $k=5$ و همچنین

میانگین این مشخصه، مربوط به هر پدیده در جدول ۴-۱ نشان داده شده است.

۳. فاکتور B که این مشخصه همانگونه که در فصل گذشته تعریف شد به صورت زیر است:

$$B = ((\text{Max}(A) - \text{Min}(A)) - ((\text{Max}(A_0) - \text{Min}(A_0)))$$

که در آن A دامنه برحسب زمان از ماتریس S است،

$$A = \text{Max}(S)$$

۴. و در نهایت فاکتور C که برابر است با میانگین انحراف معیار نمودار دامنه بر حسب فرکانس با

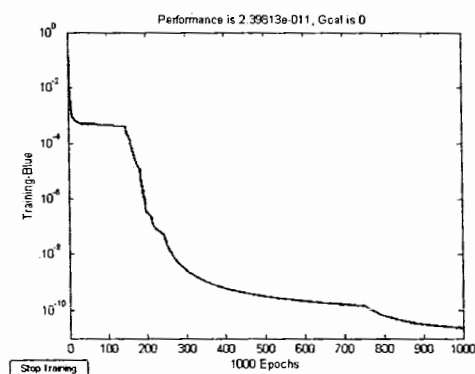
$k=1$ و $k=5$ که میانگین این فاکتور نیز برای پدیده های مختلف در جدول ۴-۱ آمده است.

۴-۴- آموزش شبکه عصبی و خروجی آن :

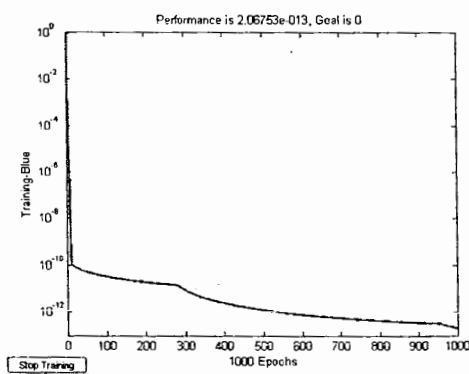
با توجه به آنچه که در مورد آموزش شبکه عصبی داده شد، گروه های مختلف شبکه عصبی با توجه به ماتریس ورودی و خروجی آموزش داده می شوند و هدف این است که خطای شبکه عصبی آموزش دیده به 10^{-13} برسد در شکل های زیر تعدادی از خطاهای شبکه ها پس از آموزش آورده شده است. شکلهای ۴-۲۶ الی ۴-۲۹ مربوط به خطای بعضی از شبکه ها با ۱۰۰۰ بار تکرار بوده و شکلهای ۴-۳۰ الی ۴-۳۳ مربوط به خطای شبکه ها با ۲۰۰۰ تکرار می باشد.

جدول ۴-۱: میانگین مشخصه های مختلف برای پدیده ها

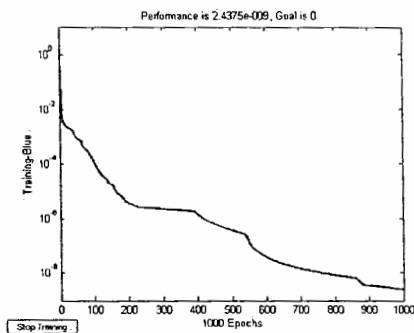
نام پدیده	میانگین A1	میانگین A2	میانگین B1	میانگین B2
فلیکر	۳۳۵,۶۸۳۰	۱۹۶,۶۵۹۱	۰,۰۱۴۹	1.8445×10^{-4}
هارمونیک	۲۰۰,۶۴۷۳	۲۱۳,۳۶۵۸	۰,۲۳۵۱	۰,۱۰۱۹
وقفه	۱۹۰,۹۱۰۹	۱۶۹,۶۳۲۸	۱,۶۸۶۷	۰,۰۲۲۸
کمبود ولتاژ	۱۸۵,۰۴۸۳	۱۸۳,۴۳۹۱	۰,۹۸۸۰	۰,۰۱۳۱
بیشبود ولتاژ	۲۰۹,۱۸۲۸	۲۰۸,۴۴۲۹	۱,۰۴۳۰	۰,۰۱۱۲
صاعقه	۲۲۴,۸۷۲۰	۲۱۲,۹۴۱۵	۲,۰۸۴۵	۱,۸۹۱۹
کلیدزنی خازنی	۵۳,۵۱۱۹	۵۳,۳۲۲۶	۰,۲۶۶۸	۰,۰۰۲۹
شکاف	۱۰۱,۵۶۸۹	۱۰۹,۱۲۶۵	۰,۰۰۳۹	۰,۰۷۶۸
فلیکر و هارمونیک	۲۶۲,۹۲۴۳	۲۳۹,۰۶۰۹	۱,۷۰۵۲	۰,۰۲۰۰
کمبود ولتاژ و هارمونیک	۱۹۸,۵۶۶۹	۱۸۲,۷۱۵۳	۱,۵۲۷۶	۰,۱۷۲۴
کمبود ولتاژ و فلیکر	۳۴۲,۲۴۲۱	۱۹۴,۳۴۸۲	۱,۷۸۹۷	۰,۱۶۲۳



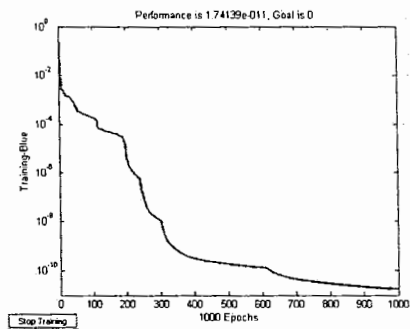
شکل ۴-۲۷: خطای آموزش شبکه ۴ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ مورد استفاده قرار می گیرد



شکل ۴-۲۶: خطای آموزش شبکه ۱ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد

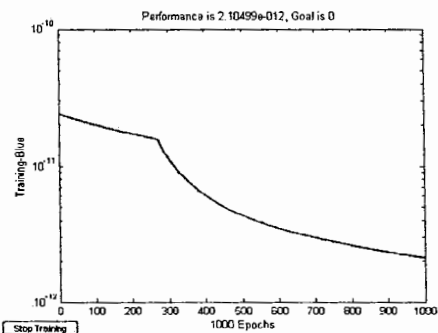


شکل ۴-۲۹: خطای آموزش شبکه ۹ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ همراه با فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد

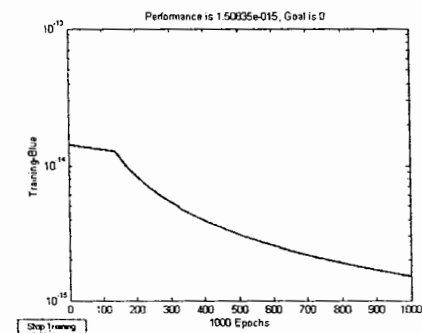


شکل ۴-۲۸: خطای آموزش شبکه ۸ با ۱۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص تشخیص کمبود ولتاژ همراه با هارمونیک مورد استفاده قرار می گیرد

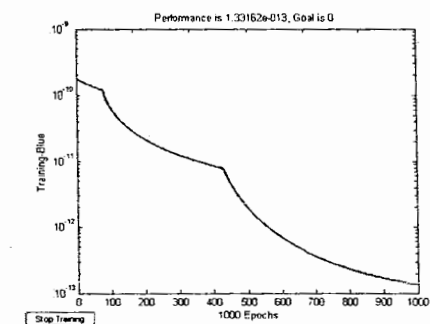
شکلهای ۴-۳۰ الی ۴-۳۳ خطای آموزش شبکه های عصبی را با ۲۰۰۰ تکرار نشان می دهد.



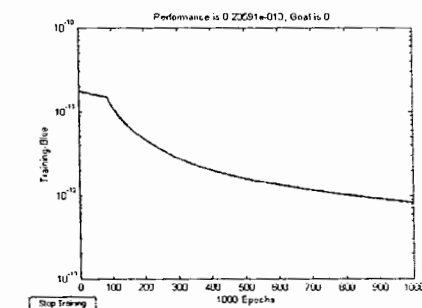
شکل ۴-۳۱: خطای آموزش شبکه ۴ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ مورد استفاده قرار می گیرد



شکل ۴-۳۰: خطای آموزش شبکه ۱ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد



شکل ۴-۳۳: خطای آموزش شبکه ۹ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ همراه با فلیکر مورد استفاده قرار می گیرد



شکل ۴-۳۲: خطای آموزش شبکه ۸ با ۲۰۰۰ تکرار که جهت تشخیص کمبود ولتاژ همراه با هارمونیک مورد استفاده قرار می گیرد

۴-۵- نتایج سیستم تشخیص

پس از آنکه شبکه ها آموزش داده شدند با دیتاهای آزمایشی مورد آزمایش قرار گرفته شدند. با توجه به الگوریتم مورد استفاده بدین گونه سیستم عمل می کند که سیگنال ها و شکل موجهای پدیده های مختلف که توسط EMTP ایجاد می شوند وارد سیستم تشخیص می شوند و سیستم تشخیص همانگونه که شرح داده شده از سیگنال مربوطه تبدیل S- گرفته و مشخصه ها را استخراج کرده به طور همزمان به ۱۱ شبکه عصبی داده می شود هر شبکه به ازای ورودیش یا خروجیش صفر شده یا با توجه به نوع پدیده یکی از نرونهای خروجی یک می شود. بنابراین یکی از شبکه ها که جهت تشخیص پدیده خاصی آموزش دیده اگر ورودی، پدیده مورد نظر باشد خروجیش یک می شود.

خروجی شبکه های عصبی توسط واحد تصمیم گیری مورد ارزیابی قرار گرفته و شبکه عصبی که با توجه به ورودی، خروجیش یک شده تعیین می گردد و به واحد تشخیص و کلاس بندی داده می شود، این واحد نوع پدیده و شکل موج پدیده را تعیین کرده و به قسمت نشان دهنده نوع کیفیت توان می فرستد، همچنین جهت ذخیره به محلی که در پایگاه داده به آن پدیده اختصاص داده شده می فرستد. جهت اطمینان از عملکرد شبکه سیگنال ها و شکل موج های مختلفی از پدیده های مختلف ایجاد شده و به شبکه داده می شود و در جدول ۴-۲ میزان عملکرد صحیح سیستم به ازای هر نوع پدیده داده شده است. میزان دقت سیستم به درصد داده شده است. بدینگونه که سیستم را به ازای تعدادی دیتا از هر نوع پدیده کیفیت توان آزمایش می کنیم، تعداد عملکرد صحیح تقسیم بر کل تعداد آزمایش میزان دقت را نشان خواهد داد.

جهت مقایسه و اثبات برتری این پایان نامه می توان به مقاله [۶۴] اشاره کرد که در آن از تبدیل ویولت به جای تبدیل S- استفاده کرده است و الگوریتم آن تقریباً شبیه الگوریتم بکار گرفته است و در این

مقاله تنها به دسته بندی ۵ نوع پدیده کیفیت توان پرداخته است در حالی که در این پایان نامه ۸ نوع پدیده مختلف و همچنین ترکیب تعدادی از آنها (کمبود ولتاژ و فلیکر، کمبود ولتاژ و هارمونیک، هارمونیک و فلیکر) و جمعاً ۱۱ نوع خطای مختلف در سیستم قدرت را تشخیص داده و کلاس بندی می کند. سیستم مذکور و نتایج شبیه سازی آن در شکل های ۴-۲۷ و جدول ۴-۳ آورده شده است

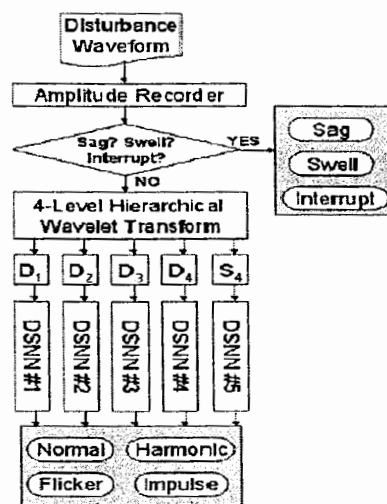
جدول ۴-۲: خطای سیستم تشخیص

نام پدیده	خطای تشخیص	
	با ۱۰۰۰ تکرار	با ۲۰۰۰ تکرار
فلیکر	٪۹۹	٪۹۹.۵
هارمونیک	٪۹۷	٪۹۸
وقفه	٪۹۷	٪۹۹
کمبود ولتاژ	٪۹۷.۵	٪۹۸.۵
بیشبود ولتاژ	٪۹۸.۵	٪۹۹.۵
صاعقه	٪۹۸	٪۹۹
کلیدزنی خازنی	٪۹۸	٪۹۹.۵
شکاف	٪۹۷	٪۹۹
فلیکر و هارمونیک	٪۹۶	٪۹۷
کمبود ولتاژ و هارمونیک	٪۹۷	٪۹۸.۵
کمبود ولتاژ و فلیکر	٪۹۵	٪۹۷
TOTAL	٪۹۷.۲۰	٪۹۸.۵

جدول ۴-۳: جدول بر گرفته شده از [۶۱]

Summary of the simulation results						
PQ Event	Sag	Swell	Inter-rupt	Impulse	Har-monic	Flicker
Classification Rate	100%	100%	100%	99.7%	97.8%	99.5%
Delayed Time	0.041	0.026	0.03	0.015	0.075	0.237

(Time unit: Seconds)



شکل ۴-۳: سیستم تشخیص بر گرفته شده از مقاله [۶۱]

همچنین در با مقایسه ای که در جدول ۴-۴ صورت گرفته، نتایج و دقت سیستم بکارگرفته شده در این پایان نامه را با جدولی که در مقاله [۶۲] آورده شده و در آن نتایج و دقت متدهای مختلف را با هم ارزیابی می کند مورد مقایسه قرار می دهیم.

جدول ۴-۴: جدول مقایسه ای

Method	Accuracy
Wavelet Transform and Neural Fuzzy[۶۳]	۹۶.۵
Wavelet based Neural Classifier[۶۴]	۹۴.۳۷
Neural Network[۶۵]	۹۵.۹۳
Wavelet and Fuzzy logic[۶۶], with ۵ group classification	۹۸.۷
S-transform and Neural net works(this thesis), with ۱۱ group classification	۹۸.۵

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهادات

۵-۱- نتیجه گیری

در سالهای اخیر کیفیت توان به یک موضوع مهم برای مشتریان و شرکت‌های برق تبدیل شده است. شرکت‌های تولید و توزیع برق باید بگونه‌ای تامین کننده برق با کیفیت بالا باشند بنابراین نشان دهنده‌ها و ثبت‌کننده‌های پدیده‌های کیفیت توان زیادی در این سیستم‌ها باید بکارگیری شوند بنابراین با توجه به حجم داده‌ها، استفاده از سیستمی جهت تشخیص و کلاس بندی پدیده‌ها بسیار مهم است.

برای تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌های کیفیت توان روشهای متعددی وجود دارد از جمله مقایسه نقطه به نقطه دو سیکل مجاور از شکل موج که دارای مشکلاتی است نظیر اشتباه در تشخیص اغتشاشاتی که به صورت پریودیک ظاهر می‌شوند، مانند هارمونیک و زیرهارمونیک. از تبدیل STFT نیز برای دسترسی به مشخصات شکل موجها استفاده می‌شود که دارای مشکل ثابت بودن پنجره زمانی است. تبدیل ویولت و تبدیل -S بعنوان روشهایی جهت دستیابی به طبیعت سیگنال معرفی شده اند و می‌توان از طریق آنها مشخصه‌هایی از سیگنال بدست آورد که از آنها جهت کلاس‌بندی سیگنالها استفاده می‌شود. مشخصه‌هایی که از طریق تبدیل ویولت بدست می‌آید نسبت به تبدیل -S، احتیاج به تفکیک‌های چندگانه و همچنین استفاده از چندین شبکه

عصبی برای تشخیص کامل شکل موج دارد. بنابراین تبدیل - S برای تعیین مشخصه‌های پدیده‌ها در نظر گرفته شد.

بدلیل عدم دسترسی به داده‌های واقعی و استاندارد و با توجه به قابلیت‌های نرم افزار EMTP، شبکه شعاعی ۳۴ باس IEEE در آن شبیه‌سازی شده و پدیده‌های کیفیت توان با استفاده از این شبیه‌سازی بدست آمد. سپس این پدیده‌های بدست آمده، وارد سیستم تشخیص شد. برای دستیابی به مشخصه‌های شکل موج پدیده، ابتدا از سیگنال تبدیل - S گرفته سپس مشخصه‌های سیگنال از ماتریس S که خروجی تبدیل - S می‌باشد، بدست آمد. سپس با استفاده از مشخصه‌های بدست آمده، پدیده‌ها تشخیص داده شده و کلاس‌بندی می‌گردند که این عمل توسط شبکه‌های عصبی که قبلاً آموزش داده شده‌اند انجام می‌شود.

نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که این سیستم از دقت قابل قبولی برای تشخیص و کلاس‌بندی پدیده‌ها در مقایسه با روشهای ارائه شده برخوردار است. با توجه به اینکه این سیستم برای بعضی پدیده‌های کیفیت توان که بطور همزمان در شبکه اتفاق می‌افتند نیز آموزش داده شده است، بنابراین از کارایی بیشتری نیز در مقایسه با دیگر روشها که یک پدیده در هر زمان مورد بررسی قرار گرفته، برخوردار است.

۵-۲-پیشنهادهات

ارائه روشی مبتنی بر تبدیل - S و استفاده از سیستم‌های خبره دیگر نظیر الگوریتم فازی و یا استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه کردن شبکه‌های عصبی و همچنین ارائه راهکارهایی مبتنی بر تبدیل - S جهت مکانیابی و تشخیص محل وقوع پدیده پیشنهاد می‌گردد البته بهتر است جهت انجام این کار هر پدیده بصورت جداگانه مورد بررسی قرار گیرد.

منابع فارسی:

- [۱] منهاج، م.ب.، "مبانی شبکه های عصبی مصنوعی"، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
- [۲] محمود جورابیان، طناز زارع و امید استوار، "شبکه های عصبی مصنوعی"، انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز، ۱۳۸۲
- [۳] دکتر معلم، "کیفیت توان و اثرات آن"، دانشگاه صنعتی اصفهان، ۱۳۸۰
- [۴] امیرحسین قیصری، "بررسی هارمونیک فیوزهای حفاظتی بر اساس یک مدل الکتروترمال"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز، ۱۳۸۴

منابع لاتین:

- [5] T. K. Abdel-Galil, E. F. El- Saadany, M. M. A. Salama, "Power Quality Assessment in Deregulated Power Systems Power Engineering Society Winter Meeting, IEEE Volume 2, pp. 952 – 958, Jan. 2002
- [6] Yuan Liao, Jong- Beom Lee, "A Fuzzy Expert System for Classifying Power Quality Disturbances", Electrical Power & Energy System, Elsevier no. 26, pp. 199- 205, 2004
- [7] A. M. Yousef, T. K. Abdel- Galil, M.M.A. Salama, "Disturbance Classification Utilizing Dynamic Time Wrapping Classifier", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 19, No.1, pp. 272- 278, January 2004
- [8] Li Gengyin, Zhou Ming, Zhang Zhiyuan, "Research on Power Quality Disturbance Automatic Recognition and Location", IEEE Power Engineering Society General Meeting, Vol. 2, pp. 687- 691, July 2003

- [9] IEEE std 1159, "IEEE Recommended Practices for Monitoring Electric Power Quality", 1995
- [10] IEEE std 519, "IEEE Recommended Practices and Requirement for Harmonic Control in Electrical Power System", 1992
- [11] Badrul H. Chowdhury, "Power Quality", IEEE Potential, Vol. 20, Issue:2, pp. 5-11, Apr. 2001.
- [12] Math H. J. Bollen, "Understanding Power Quality Problem: Voltage Sags and Interruptions", New York: IEEE Press, 2000.
- [13] Mark Mc. Granaghan, "Trends in Power Quality Monitoring", IEEE Power Engineering Review, Vol. 21, Issue:10, pp. 3-9, Oct. 2001
- [14] Joog- Moon Kim, Dong- Jun Won, Yop Chung, Sung- Woo Park, Seung Il Moon, Jang- Cheol Seo, and Jong- Woong Cheo, "A new Concept on the System Architecture of the Power Quality Monitoring System", International Conference on Electrical Engineering, pp. 2243-2246, 2002
- [15] A. Mc. Eachern, "Handbook of Power Signatures. Basic Measuring Instrument", Foster City, CA, 1988
- [16] G. T. Heydt, P. S. Fjeld, C. C. Liu, D. Pierrce, L. Tu, and G. Hensley, "Application of the Windowed FFT to Electric Power Quality Assessment", IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 11, pp. 1411-1416, Oct. 1999
- [17] P. K. Dash, S. Mishra, M. M. A. Salama, and A. C. Liew, "Classification of Power System Disturbances Using a Fuzzy Expert System and a Fourier Linear Combiner", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, pp. 472-477, Apr. 2000.
- [18] J. Arrilaga, N. R. Watson, "Power Quality Assessment", Wiley, Chi Chester, 2000.
- [19] B. Hannaford, S. Lehman, "Short Time Fourier Transform Analysis of the Electromyogram: fast movement and constant contraction", IEEE Tras. Biomedical Engineering 33, pp. 1173-1181, 1986

- [20] Surya Santoso, Edvard J. Powers, W. Mack Grady "Power Quality Assessment via Wavelet Transform Analysis" IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 11, No. 2, pp. 924-930, April 1996
- [21] Francisco Jurado, Jose R. Saenz, "Comparison between STFT and wavelets for the Analysis of Power Quality Event" Elsevier Science, Electric Power System Research 62, pp. 183-190, 2002
- [22] Francisco Jurado, Natividad Acero, Blas Ogayar "Application of Signal Processing Tools for Power Quality Analysis" Proceeding of the 2002 IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering, pp. 82-87, 2002
- [23] A. M. Gaouda, M. M. A. Salama, M. R. Saitan, A. Y. Chikhani, "Power Quality Detection and Classification Using Wavelet- Multiresolution Signal Decomposition" IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 14, No. 4, pp. 1469-1476, October 1999
- [24] L. Angrisani, P. Daponte and M. D. Apuzzo, "A Measurement Method Based on the Wavelet Transform for Power Quality Analysis", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, pp. 990-998, 1998
- [25] S. J. Huang et al., "Application of Morelet Wavelets to Supervise Power System Disturbances", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 14, No.1, pp. 235-243, 1999
- [26] O. Poission, P. Rioual and M. Meunier, "Detection and Measurement of Power Quality Disturbances Using Wavelet Transform", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, No. 3, pp. 1039-1044, 2000
- [27] M. Karimi, H. Mokhtari, and R. Iravani, "Wavelet Based On-Line Disturbance Detection for Power Quality Applications", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, No.4, pp. 1212-1220, 2000
- [28] S. Santoso, W. M. Grady, E. J. Powers, J. Lamoree, and S. C. Bhatt, "Characterization of Distribution Power quality Events With Fourier and Wavelet Transform", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, pp. 247-254, Jan. 2000.

- [29] T. A. Hoang, D. T. Nguyen, "Matching Pursuit for the Recognition of Power Quality Disturbances", Power Electronics Specialists Conference, pesc 02. ,IEEE 33rd Annual Volume 4, pp. 1791– 1796, June 2002
- [30] T. A. Hoang, D. T. Nguyen "A Comprehensive Training for Wavelet-Based RBF Classifier for Power Quality Disturbances" Proceeding of IEEE TENCON'02, pp. 1919-1922, 2002
- [31] C. R. Van Niekerk, A. P. J. Rens, A. J. Hoffman "Identification of Types of Distortion Source in Power System by Applying Neural Networks", IEEE Africon, pp. 829-834, 2002
- [32] Ouyang Sen, Song Zhengxiang, Wang Jianhua, Chen Degui "Application Of LVQ Neural Networks Combined Genetic Algorithm in Power Quality Signals Classification", IEEE Power System Technology, International Conference, Vol. 1, pp. 491 – 495, Oct. 2002
- [33] L. I. Gengyin, Zhou Ming, Zhang Zhiyuan, "Power Quality Disturbance Automatic Recognition Based on Wavelet and Genetic Network", Proceeding of IEEE TENCON'02, pp. 1923-1926, 2002
- [34] T. K. Abdel- Galil, E. F. El- Saadany, M. M. A. Salma, "Power Quality Event Detection Using Adaline", Elsevier Science, Electric Power Systems Research 64, pp. 137-144, 2003
- [35] Jian Sheng Huang, Michael Negnevitsky, Thong Nguyen, "A Neural- Fuzzy Classifier for Recognition of Power Quality Disturbances", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 17, No. 2, April 2002
- [36] Choosak Dinokratanatrakool, Piyasawat Navaratana Na Ayudhya, Tasanee Chayavanich, and Cherdchai, Prapanavarat, "Automatic Detection-Localization of Fault Point on Waveform and Classification of Power Quality Disturbance Wave Shape Fault Using Wavelet and Neural Network", IEEE, International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing Changsha, China, pp. 142-147, Oct. 2003

- [37] S. Santoso, W. M. Grady, E. J. Powers, and A. C. Parsons, "Power Quality Disturbance Waveform Recognition Using Wavelet- Based neural Classifier .I. Theoretical Foundation," IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, pp. 222-228, Jan. 2000.
- [38] R. G. Stockwell, "S-Transform Analysis of Gravity Wave from a Small Scale Network of Airglow Imagers" PhD Thesis, Univ. of West. Ontario, London, Sept. 1999
- [39] P. K. Dash, B. K. Panigrahi and G. Panda, " Power Quality Analysis Using S-Trans" IEEE Trans. on Power Delivery , vol. 18, no. 2, pp 406-409, April 2003
- [40] I. W. C. Lee, P. K. Dash, "S-Transform-Based Intelligent System for Classification of Power Quality Disturbance" IEEE Transaction on Industrial Electronics, Vol. 50, No. 4, August 2003
- [41] Michel Misiti, Yves Misiti, Georges Openheim, Jin Michel Poggi, "Wavelet Toolbox", Users Guide Of Matlab
- [42] M. R. Portnoff, "Time Frequency Representation of Digital Signal and Systems Based on Sort Time Fourier Analysis", IEEE Trans. on Acoustics Speech, and Signal Processing, ASSP(1), 1980
- [43] Portnof, "Time Frequency Representation of Digitals and Systems based on Short Time Fourier Analysis", IEEE Trans. on Acoustics, speech, and signal processing, ASSP-28(1), 1980
- [44] R. N. Bracewell, "The Fourier Transform and its Application", Mc Graw Hill Book Co. New York 1978
- [45] S. Santoso, E. J. Powers, and W. M. Grady, "Power Quality Disturbance Data Compression using Wavelet Transform Method" IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 12, pp. 1250-1257, July 1997
- [46] A. Janssen, "Optimality property of the Gaussian window spectrogram" IEEE Trans. on Acoustics, Speech and signal processing, ASSP-39(1), 1991

- [47] J. Morlet et al., "Wavelet Propagation and Sampling Theory", Geophysics, Vol. 47, 1982
- [48] S. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing", ACADEMIC PRESS, 1998
- [49] R. Callan, "The Essence of Neural", Networks, Southampton, Institute Prentice Hall Europe
- [50] S. Haykin, "Neural Networks.", Prentice Hall Inc, 1994
- [51] Muller, B.& Reinhardt J., "Neural Networks: an Introduction.", Springer Verlag.1990
- [52] M. Joorabian, "Application of artificial intelligence for accurate Fault location on transmission systems" , Ph.D. Thesis 1996, University of Bath
- [53] C.H.Dagli, "Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing." Chapman & Hall, 1994
- [54] W. H. Keresting, "Radial Distribution Test Fiders", System Analysis Subcommittee, During the 2000 PES Summer Meeting.
- [55] IEEE Distribution Planning Working Group Report "Radial Distribution Test Fiders", IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 6, No. 3, pp. 975-985, August 1991
- [56] J. D. Glover and M. Sarma, "Power System Analysis and Design", 2nd Edition, PWS Publishing Company, Boston, MA, 1994
- [57] "Overhead Conductor Manual", South wire Company, Carrollton, GA, 1994
- [58] "Product Data", Section 2, Sheet10 and 30, The Okonite Company,
<http://www.okonite.com/>
- [59] ATPDRAW version3, User Manual, TRA4389, EFI, Norway, 1996
- [60] ATPDRAW version3.5, NO.TRF5680, User Manual, Preliminary Release No. 1.1, Oct. 2002

- [61] Ying- Tung Hsiao, Cheng-Long Chuang, and Joe-Air Jiang "Recognition of Power Quality Event Using Wavelet- Based Dynamic Structural Neural Networks", 0-7803-8834-8/05, pp. 3885-3888, 2005
- [62] F. Choong, M. B. I. Reaz, F. Mohd- Yasin, "Power Quality Disturbance Detection Using Artificial Intelligent Hardware Approach", IEEE Computer Society, Proceeding of the 19th IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS'05), 2005.
- [63] Jiansheng Huang, Michel Negnevitsky, D. Thong Nguyen, "A Neural-Fuzzy Classifier for Recognition of Power Quality Disturbances", IEEE Trans. on Power Delivery, pp. 609-616, April 2002.
- [64] Surya Santoso, Edward J. Powers, W. Mack Grady, Antony C. Parsons, "Power Quality Disturbance Waveform Recognition Using Wavelet-Based Neural Classifier- part2: Application", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 15, No. 1, pp. 229- 235, January 2000.
- [65] Mladen Kazunovi, Igor rikalo, "Detect and Classify Faults Using Neural Nets", IEEE Computer Application in Power, ISSN 0895-0156, pp.42-47, Oct. 1996.
- [66] Jaehak Chung, Edward J. powers, W. Mack Grady, Siddharth C. Bhatt, "Power Disturbance Classifier Using a Rule- Based Method and Wavelet Packet- Based Hidden Markov Model", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 17, No. 1, pp. 233-241

پیوست الف

شبکه نمونه مورد مطالعه

مقدمه

برنامه‌های کامپیوتری زیادی برای تحلیل شبکه های شعاعی توزیع در دسترس می‌باشد. در سال ۱۹۹۲ مقاله‌ای منتشر شد که این مقاله داده‌های کاملی را برای سه شبکه توزیع ۴ سیمه wye و یک شبکه توزیع سه سیمه دلتا فراهم نمود [۵۴]. که هدف این کار فراهم آوردن دیتاهای استاندارد برای محققین بود تا از این طریق بتوانند تحلیل های صحیحی داشته باشند. در اینجا با توجه به مقاله [۵۵] نسخه جدیدتری از همان شبکه ها جهت شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته است. با استفاده از شبیه سازی یک شبکه توزیع که در ادامه به آن می‌پردازیم در نرم افزار EMTP خطاها و پدیده های مختلف کیفیت توان شبیه‌سازی شده‌اند. همچنین بدلیل وجود نرم افزارهای مختلف تحلیل سیستم باید یک شبکه نمونه موجود باشد تا بتوان نتایج آنها را با هم مقایسه نمود.

شبکه نمونه ۳۴ باسه

جهت دسترسی به بقیه شبکه های نمونه باید به سایت soc/pes/dsacom/testfeeders.html.

<http://ewh.ieee.org> مراجعه نمود شبکه ای که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته شبکه ۳۴

باس می‌باشد. که در ادامه به شرح آن پرداخته و داده‌های آن ارائه می‌گردد [۵۵، ۵۶].

دیتاهای پایه

دیتاهای زیر برای کلیه شبکه ها مشترک می باشد

مدل بار

بارها می توانند به صورت اتصال به باسها به عنوان بارهای نقطه ای^۱ و یا به صورت بارهایی باشند که به صورت یکنواخت در طول خط توزیع شده اند^۲. همچنین بارها می توانند تک فاز و یا سه فاز (متعادل و یا نا متعادل) می باشند. بارهای سه فاز به صورت ستاره (wye) و یا مثلث (Delta) متصل شده و بارهای تک فاز می توانند بین فاز و زمین متصل شده و یا بین دو فاز متصل شوند. تمام بارها به صورت بارهای توان اکتیو و توان راکتیو ثابت (PQ) و یا به صورت بار با امپدانس ثابت (Z) و یا جریان ثابت (I) مدل می شوند. جدول الف-۱ کدهایی را که برای معرفی مدل بارهای مختلف استفاده شده است لیست کرده است.

جدول الف-۱: کدهای مدل های مختلف بار

Code	Connection	Model
Y-PQ	Wye	Constant kW and KVAR
Y-I	Wye	Constant Current
Y-Z	Wye	Constant Impedance
PQ	Delta	Constant kW and KVAR
D-I	Delta	Constant Current
D-Z	Delta	Constant Impedance

^۱ Spot loads

^۲ Distributed loads

بارهای ستاره به صورت a-g، b-g و c-g به فازها متصل شده و بارهای مثلث به صورت a-b، b-c و c-a به باسها متصل می‌شوند و تنها بارهای غیر صفر باسها در جداول مربوطه آمده است و بقیه باسها که در جدول ذکر نشده است بارشان صفر فرض می‌شود.

خازنهای موازی

بانکهای خازنی موازی می‌توانند به صورت ستاره و یا مثلث و همچنین برای تک فاز به صورت فاز به زمین و یا فاز به فاز متصل شوند. خازنهای به صورت سوسپتانس ثابت بوده و معمولاً مقدار آنها بر اساس kVAR مشخص شده برای آنها تعیین می‌شود.

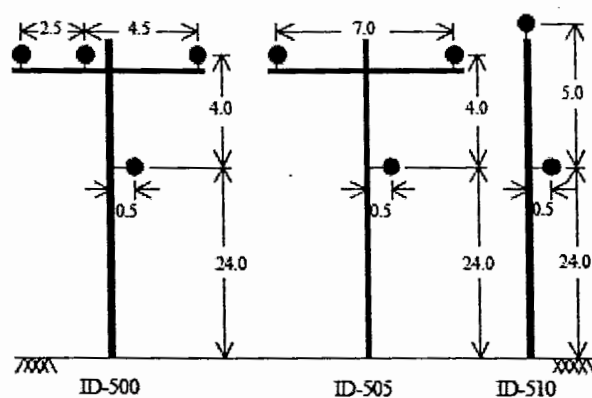
مشخصات و آرایش خطوط هوایی (Space ID)

آرایش‌های مختلف خطوط هوایی توسط ID Number های مختلف در جدول الف-۲ مشخص شده است که با توجه به نوع آرایش و همچنین جنس هادی استفاده شده می‌توان امپدانس‌های خودی و متقابل هادی‌های استفاده شده در خطوط توزیع برق را بدست آورد. که برای بدست آوردن امپدانسها می‌توان از برنامه Line Cable Constant که از زیر برنامه های EMTP می‌باشد استفاده کرد.

جدول الف-۲: ID Number آرایش های مختلف خطوط هوایی

Spacing ID	Type
۵۰۰	Three Phase ۴ wire
۵۰۵	Three Phase ۳ wire
۵۱۰	Three Phase ۲ wire

اما شکل الف-۱ نشان دهنده نوع آرایش و اندازه‌های بین هادی‌های فازهای مختلف و بین فازها و سیم زمین خطوط هوایی استفاده شده در سیستم توزیع نمونه است.



شکل الف-۱: آرایشهای خطوط هوایی

مشخصات هادیهای خطوط هوایی

جدول الف-۳ مشخصات هادی‌های مختلف استفاده شده در خطوط هوایی شبکه‌های نمونه را لیست کرده است [۵۷]. ردیفهای جدول زیر بر اساس شماره بترتیب عبارتند از:

۱- سایز هادیها در AWG یا kemil

۲- نوع هادی

۳- مقاومت ac ۶۰ هرتز در ۵۰ درجه سانتی گراد

۴- قطر خارجی هادی بر حسب اینچ

۵- متوسط هندسی شعاع هادی

۶- ظرفیت جریانی هادی

جدول الف-۳: مشخصات هادیها

Conductor	Type	Res. Ohms/mi	Dia Inch.	GMR Ft	Rating Amps
۱,۰۰۰,۰۰۰ CM	AA	۰.۱۰۵	۱.۱۵	۰.۰۳۶۸	۶۹۸
۵۵۶,۵۰۰ CM	ACSR	۰.۱۸۶	۰.۹۲۷	۰.۰۳۱۱	۷۳۰
۵۰۰,۰۰۰ CM	AA	۰.۲۰۶	۰.۸۱۳	۰.۰۲۶	۴۸۳
۲۵۰,۰۰۰ CM	AA	۰.۴۱	۰.۵۶۷	۰.۰۱۷۱	۳۲۹
۳۳۶,۴۰۰ CM	ACSR	۰.۳۰۶	۰.۷۲	۰.۰۲۴۴	۵۳۰
#۴/۰	ACSR	۰.۵۹۲	۰.۵۶	۰.۰۰۸۱	۳۴۰
#۲/۰	AA	۰.۷۶۹	۰.۴۱	۰.۰۱۲۵	۲۳۰
#۱/۰	ACSR	۱.۱۲	۰.۴	۰.۰۰۴۵	۲۳۰
#۱/۰	CU	۰.۶۰۷	۰.۳۷	۰.۰۱۱۱	۳۱۰
#۲	AA	۱.۵۴	۰.۲۹	۰.۰۰۸۸	۱۵۶
#۲	ACSR	۱.۶۹	۰.۳۲	۰.۰۰۴۲	۱۸۰
#۴	ACSR	۲.۵۵	۰.۲۶	۰.۰۰۴۵	۱۴۰
#۱/۰	CU	۵.۹۰۳	۰.۱	۰.۰۰۳۳	۸۰
#۱۲	CU	۹.۳۷۵	۰.۰۸	۰.۰۰۲۶	۷۵
#۱۴	CU	۱۴.۸۷۲	۰.۰۶	۰.۰۰۲۱	۲۰

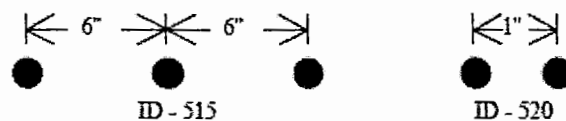
مشخصات و آرایش کابل‌های زیرزمینی

آرایش‌های مختلف کابل‌ها توسط ID Number های مختلف در جدول الف-۴ مشخص شده است

جدول الف-۴: ID Number آرایش‌های مختلف کابل‌ها

Spacing ID	Type
۵۱۵	Three Phase ۳ Cables
۵۲۰	Sjgle Phase ۲ Cables

شکل الف-۲ آرایش و فاصله بین کابل‌های زیرزمینی هر ID Number را نشان می‌دهد.



شکل الف-۲: آرایش خطوط زیرزمینی

مشخصات هادیهای خطوط زیرزمینی

جدول الف-۵ لیست مشخصات کابل‌های استفاده شده در شبکه‌های نمونه را نشان می‌دهد [۵۸].

ردیف‌های جدول زیر بر اساس شماره بترتیب عبارتند از

۱. سایز هادیها در AWG یا kemil

۲. قطر خارجی هادی و عایق بر حسب اینچ

۳. قطر خارجی هادی و پوسته بر حسب اینچ

۴. قطر خارجی کابل بر حسب اینچ

۵. تعداد هادیهای فاز و نوترال (No. x AWG)

۶. ظرفیت جریانی در داکت ۴ اینچی

جدول الف-۵: Concentric Neutral ۱۵kv All Aluminum

Phase Cond.	Diameter over	Diameter over	Outside Diameter	Copper ۱/۳	Ampacity
۲ (۷x)	۰.۷۸	۰.۸۵	۰.۹۸	۶ X ۱۴	۱۳۵
۱/۰ (۱۹x)	۰.۸۵	۰.۹۳	۱.۰۶	۶ X ۱۴	۱۷۵
۲/۰ (۱۹x)	۰.۹	۰.۹۷	۱.۰۱	۷ X ۱۴	۲۰۰
۲۵۰ (۳۷x)	۱.۰۶	۱.۱۶	۱.۲۹	۱۳ X ۱۴	۲۶۰
۵۰۰ (۳۷x)	۱.۲۹	۱.۳۹	۱.۵۶	۱۶ X ۱۲	۳۸۵
۱۰۰۰ (۶۱x)	۱.۶۴	۱.۷۷	۱.۹۸	۲۰ X ۱۰	۵۵۰

جدول الف-۶ لیست مشخصات هادیهای روکش دار را مشخص کرده است. ردیف‌های جدول زیر بر

اساس شماره بترتیب عبارتند از:

۱. سایز هادیها در AWG یا kemil
۲. قطر خارجی هادی و عایق بر حسب اینچ
۳. قطر خارجی هادی و پوسته بر حسب اینچ
۴. ضخامت پوشش هادی بر حسب میل
۵. قطر خارجی کابل بر حسب اینچ
۶. ظرفیت جریانی در داکت ۴ اینچی

جدول الف-۶: Tape Sheild ۱۵kv All Aluminum(AA) Cable, Tape Thickness = ۵mil

Phase Cond.	Diameter over	Diameter over	Jacket Thickness	Outside Diameter	Ampacity
۱/۰ AL	۰.۸۲	۰.۸۸	۸۰	۱.۰۶	۱۶۵

داده های خاص شبکه ها

همانطور که ذکر شد یک سری از داده ها که در قسمتهای قبل ذکر شد برای کلیه شبکه ها مشترک است و در ادامه به معرفی بعضی داده هایی می پردازیم که برای هر شبکه جداگانه داده می شود.

کدهای پیکربندی^۱

هر یک از این شبکه ها دارای جدول با عنوان Configuration Code هستند که در این جدول اعدادی معرفی شده و هر عدد نشانگر نوعی پیکربندی جهت خطوط هستند یعنی با توجه به جدول نشان و کد معرفی شده نشان می دهد که طرز قرار گرفتن فازها در کنار هم چگونه است و همچنین نوع آن که کابل (نوع کابل) بوده. و یا خط هوایی (نوع هادی) را نیز مشخص می کند در ضمن Space ID آنرا نیز تعیین می کند که همانطور که گفته شد معرف فاصله فازها از هم و آرایش

^۱. Configuration Codes

قرارگرفتن هادیهای آنهاست. در ادامه و در معرفی شبکه‌های نمونه استفاده شده جداول Configuration Code خاص مربوط به هر یک از شبکه‌ها نشان داده می‌شود. (جدول الف-۷)

داده‌های مربوط به قسمت‌های مختلف خطوط^۱

هر یک از شبکه‌های نمونه دارای جدولی هستند به نام Line Segment Data که در آن نوع خط و طول خطی را که بین باس‌های مختلف قرار دارد، را مشخص می‌کند. (جدول الف-۸)

داده‌های مربوط به ترانسفورماتورها

در جداولی برای هر شبکه دیتاها و نوع ترانسفورماتور مورد استفاده نیز مشخص شده است.

شبکه نمونه ۳۴ باسه

این شبکه یک شبکه توزیع واقعی در آریزونا است. ولتاژ نامی باس‌ها ۲۴.۹kV می‌باشد که مشخصات زیر را داراست:

۱. بارهای سبک و سنگین
 ۲. یک ترانسفورماتور ۲۴.۹/۴.۸kV که ولتاژ را برای قسمتی از شبکه به سطح پایین‌تری می‌رساند.
 ۳. بارها متعادل و نامتعادل و بارهای توزیع شده
- خازنهای موازی
- جداول الف-۷ الی الف-۱۲ جداول مورد نیاز جهت شبیه‌سازی شبکه فوق را نشان می‌دهد.

^۱ Line Segment Data

جدول الف-۸: Overhead Line Configuration Data

Config.	Phasing	Phase	Neutral	Spacing
		ACSR	ACSR	ID
۳۰۰	BACN	۱/۰	۱/۰	۵۰۰
۳۰۱	BACN	#۲ ۶/۱	#۲ ۶/۱	۵۰۰
۳۰۲	AN	#۴ ۶/۱	#۴ ۶/۱	۵۱۰
۳۰۳	BN	#۴ ۶/۱	#۴ ۶/۱	۵۱۰
۳۰۴	BN	#۲ ۶/۱	#۲ ۶/۱	۵۱۰

جدول الف-۹: Transformer Data

	kVA	kV-high	kV-low	R - %	X - %
Substation:	۲۵۰۰	۶۹ - D	۲۴.۹ - Gr. W	۱	۸
XFM -۱	۱۵۰	۲۴.۹ - Gr. W	۴.۱۶ - Gr. W	۱.۹	۴.۰۸

جدول الف-۱۰: Shunt Capacitor Data

Node	Ph-A	Ph-B	Ph-C
	kVAr	kVAr	kVAr
۸۴۴	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۸۴۸	۱۵۰	۱۵۰	۱۵۰
Total	۲۵۰	۲۵۰	۲۵۰

جدول الف-۷: Line Segment Data

Node A	Node B	Length(ft.)	Config.
۸۰۰	۸۰۲	۲۵۸۰	۳۰۱
۸۰۲	۸۰۶	۱۷۲۰	۳۰۱
۸۰۶	۸۰۸	۳۲۲۳۰	۳۰۱
۸۰۸	۸۱۰	۵۸۰۴	۳۰۳
۸۰۸	۸۱۲	۳۷۵۰۰	۳۰۱
۸۱۲	۸۱۴	۲۹۷۳۰	۳۰۱
۸۱۴	۸۵۰	۱۰	۳۰۱
۸۱۶	۸۱۸	۱۷۱۰	۳۰۲
۸۱۶	۸۲۴	۱۰۲۱۰	۳۰۱
۸۱۸	۸۲۰	۴۸۱۵۰	۳۰۲
۸۲۰	۸۲۲	۱۳۷۴۰	۳۰۲
۸۲۴	۸۲۶	۳۰۳۰	۳۰۳
۸۲۴	۸۲۸	۸۴۰	۳۰۱
۸۲۸	۸۳۰	۲۰۴۴۰	۳۰۱
۸۳۰	۸۵۴	۵۲۰	۳۰۱
۸۳۲	۸۵۸	۴۹۰۰	۳۰۱
۸۳۲	۸۸۸	-	XFM-۱
۸۳۴	۸۶۰	۲۰۲۰	۳۰۱
۸۳۴	۸۴۲	۲۸۰	۳۰۱
۸۳۶	۸۴۰	۸۶۰	۳۰۱
۸۳۶	۸۶۲	۲۸۰	۳۰۱
۸۴۲	۸۴۴	۱۳۵۰	۳۰۱
۸۴۴	۸۴۶	۳۶۴۰	۳۰۱
۸۴۶	۸۴۸	۵۳۰	۳۰۱
۸۵۰	۸۱۶	۳۱۰	۳۰۱
۸۵۲	۸۳۲	۱۰	۳۰۱
۸۵۴	۸۵۶	۲۳۲۳۰	۳۰۳
۸۵۴	۸۵۲	۳۶۸۳۰	۳۰۱
۸۵۸	۸۶۴	۱۶۲۰	۳۰۳
۸۵۸	۸۳۴	۵۸۳۰	۳۰۱
۸۶۰	۸۳۶	۲۶۸۰	۳۰۱
۸۶۲	۸۳۸	۴۸۶۰	۳۰۴
۸۸۸	۸۹۰	۱۰۵۶۰	۳۰۰

جدول الف-۱۱: Distributed Load Data

Node	Node	Load	Ph-۱	Ph-۱	Ph-۲	Ph-۲	Ph-۳	Ph-۳
A	B	Model	kW	kVAr	kW	kVAr	kW	kVAr
۸۰۲	۸۰۶	Y-PQ	۰	۰	۳۰	۱۵	۲۵	۱۴
۸۰۸	۸۱۰	Y-I	۰	۰	۱۶	۸	۰	۰
۸۱۸	۸۲۰	Y-Z	۳۴	۱۷	۰	۰	۰	۰
۸۲۰	۸۲۲	Y-PQ	۱۳۵	۷۰	۰	۰	۰	۰
۸۱۶	۸۲۴	D-I	۰	۰	۵	۲	۰	۰
۸۲۴	۸۲۶	Y-I	۰	۰	۴۰	۲۰	۰	۰
۸۲۴	۸۲۸	Y-PQ	۰	۰	۰	۰	۴	۲
۸۲۸	۸۳۰	Y-PQ	۷	۳	۰	۰	۰	۰
۸۵۴	۸۵۶	Y-PQ	۰	۰	۴	۲	۰	۰
۸۳۲	۸۵۸	D-Z	۷	۳	۲	۱	۶	۳
۸۵۸	۸۶۴	Y-PQ	۲	۱	۰	۰	۰	۰
۸۵۸	۸۳۴	D-PQ	۴	۲	۱۵	۸	۱۳	۷
۸۳۴	۸۶۰	D-Z	۱۶	۸	۲۰	۱۰	۱۱۰	۵۵
۸۶۰	۸۳۶	D-PQ	۳۰	۱۵	۱۰	۶	۴۲	۲۲
۸۳۶	۸۴۰	D-I	۱۸	۹	۲۲	۱۱	۰	۰
۸۶۲	۸۳۸	Y-PQ	۰	۰	۲۸	۱۴	۰	۰
۸۴۲	۸۴۴	Y-PQ	۹	۵	۰	۰	۰	۰
۸۴۴	۸۴۶	Y-PQ	۰	۰	۲۵	۱۲	۲۰	۱۱
۸۴۶	۸۴۸	Y-PQ	۰	۰	۲۳	۱۱	۰	۰
Total			۲۶۲	۱۳۳	۲۴۰	۱۲۰	۲۲۰	۱۱۴

جدول الف-۱۲: Spot Load Data

Node	Load	Ph-۱	Ph-۱	Ph-۲	Ph-۲	Ph-۳	Ph-۳
	Model	kW	kVAr	kW	kVAr	kW	kVAr
۸۶۰	Y-PQ	۲۰	۱۶	۲۰	۱۶	۲۰	۱۶
۸۴۰	Y-I	۹	۷	۹	۷	۹	۷
۸۴۴	Y-Z	۱۳۵	۱۰۵	۱۳۵	۱۰۵	۱۳۵	۱۰۵
۸۴۸	D-PQ	۲۰	۱۶	۲۰	۱۶	۲۰	۱۶
۸۹۰	D-I	۱۵۰	۷۵	۱۵۰	۷۵	۱۵۰	۷۵
۸۳۰	D-Z	۱۰	۵	۱۰	۵	۲۵	۱۰
Total		۳۴۴	۲۲۴	۳۴۴	۲۲۴	۳۵۹	۲۲۹

با استفاده از جداول داده شده و استفاده از زیر برنامه LCC (Line Cable Constant) موجود

نرم افزار EMTP میزان امپدانس خودی و متقابل خطوط در پیوست ب آمده است.

پیوست ب

شبه سازی پدیده های کیفیت توان در

EMTP

توضیحاتی در مورد نرم افزار EMTP

پایه گذار نرم افزار EMTP پروفسور هرمن دامل می باشد. در سال ۱۹۷۰ میلادی به علت استفاده از خازنهای سری در شبکه آمریکا جهت کنترل توان راکتیو، محور توربین یکی از نیروگاهها شکسته شد. علت این سانحه رزناس بین سیستم الکتریکی و مکانیکی (توربین) بوده، در واقع فرکانس طبیعی سیستم مکانیکی با فرکانس طبیعی شبکه جدید (بعد از اضافه شدن خازن سری) یکی شده و پدیده فرکانس زیر سنکرون (SSR) رخ داده و محور یکی از توربینها شکسته شده است. لذا تصمیم بر آن شد نرم افزاری نوشته شود که بتواند پدیده فرکانس زیر سنکرون را تجزیه و تحلیل نماید، از همان سال پروفسور هرمن دامل در مؤسسه BPA آمریکا شروع به نوشتن نرم افزاری نمود. از آنجاییکه برنامه نوشته شده بخوبی جوابگو بود سرعت توسعه پیدا کرد. امروزه گروهها و مؤسساتی در زمینه مطالعه و مدرن کردن EMTP در کشورهای آمریکا، ژاپن، آمریکای لاتین، هند، کانادا، استرالیا و تعدادی از کشورهای اروپایی فعالیت می کنند. برنامه ATP قسمتی از نرم افزار EMTP بوده که در ابتدا بصورت آماتور با نسخه (ATP۱) در کشور بلژیک بکار گرفته شده است. در حال حاضر نسخه ۲۰۰۲ (ATP۲۰۰۲) و تحت ویندوز آن با قابلیت های بیشتری نسبت به نسخه های پایین تر موجود است [۵۹،۶۰]. در این پایان نامه از نسخه ۲۰۰۲ آن استفاده شده است

شبیه سازی شبکه نمونه در EMTP

جهت شبیه سازی شبکه های نمونه فوق ابتدا احتیاج به داشتن ماتریس امپدانس این خطوط می باشد جهت بدست آوردن ماتریس امپدانس می توان از زیر برنامه LCC^۱ استفاده نمود. شکل زیر Dilalog box مربوط به این زیر برنامه می باشد.

Line/Cable Data

Model **Data**

System type: Overhead Line Phases: 3

Standard data: Rho [ohm*m] 0, Freq. init [Hz] 0, Length [km] 0

Auto bundling, Skin effect, Segmented ground, Real transf. matrix

Units: Metric, English

Model Type: Bergeron, PI, JMarti, Noda, Semlyen

Data: Printed output, Output Z, Output C

Comment:

OK, Cancel, Import, Save As, Run ATP, View, Verify, Edit icon, Help

شکل ب-۱: زیر برنامه LCC

زیر برنامه بدین گونه است که با توجه به اینکه به مدل پی خط احتیاج است، کلیه دیتاهای لازم را اعم از قطر داخلی و خارجی هادیها و کابلها، فاصله آنها از هم، مقاومت DC، تعداد باندل، ارتفاع و اطلاعات مورد نیاز دیگر را وارد کرده و با Run کردن برنامه، ماتریس امپدانس محاسبه شده و در خروجی می-توان ماتریس امپدانس را دریافت نمود. داده های مورد نیاز را باید در قسمت دیتای شکل (۳-۶) وارد کنیم. خروجی های مربوطه به شرح زیر است:

^۱ Line Cable Constant

برای شبکه ۳۴ باسه و برای پیکر بندی های مختلف خطوط (configuration) مختلف خواهیم داشت:

Configuration ۳۰۰:

----- Z & B Matrices Before Changes -----

Z (R +jX) in ohms per mile

۱.۳۳۶۸	۱.۳۳۴۳	۰.۲۱۰۱	۰.۵۷۷۹	۰.۲۱۳۰	۰.۵۰۱۵
		۱.۳۲۳۸	۱.۳۵۶۹	۰.۲۰۶۶	۰.۴۵۹۱
				۱.۳۲۹۴	۱.۳۴۷۱

B in micro Siemens per mile

۵.۳۳۵۰	-۱.۵۳۱۳	-۰.۹۹۴۳
	۵.۰۹۷۹	-۰.۶۲۱۲
		۴.۸۸۸۰

Configuration ۳۰۱:

Z (R +jX) in ohms per mile

۱.۹۳۰۰	۱.۴۱۱۵	۰.۲۳۲۷	۰.۶۴۴۲	۰.۲۳۵۹	۰.۵۶۹۱
		۱.۹۱۵۷	۱.۴۲۸۱	۰.۲۲۸۸	۰.۵۲۳۸
				۱.۹۲۱۹	۱.۴۲۰۹

B in micro Siemens per mile

۵.۱۲۰۷	-۱.۴۳۶۴	-۰.۹۴۰۲
	۴.۹۰۵۵	-۰.۵۹۵۱
		۴.۷۱۵۴

Configuration ۳۰۲:

Z (R +jX) in ohms per mile

۲.۷۹۹۵	۱.۴۸۵۵	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
		۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
				۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰

B in micro Siemens per mile

۴.۲۲۵۱	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
		۰.۰۰۰۰

```

Z (R +jX) in ohms per mile
.,..... .,..... .,..... .,..... .,.....
          2.7995 1.4855 .,..... .,.....
                                     .,..... .,.....
B in micro Siemens per mile
          .,..... .,..... .,.....
          4.2251 .,.....
                                     .,.....

```

			Z (R +jX) in ohms per mile		
.....					
		1.921Y	1.421Y		
					

B in micro Siemens per mile

.....		
	9.3637	
		

پس از بدست آوردن ماتریس امیدانس می‌توان خطوط مختلف را با استفاده مدل پی نرم افزار مربوطه شبیه‌سازی نمود و دیتاهای مورد نیاز را در آن گذاشت شکل (۳-۷) نشان دهنده dialog box مربوط به مدل پی می‌باشد.

Component: Linepi_3.sup

Attributes

DATA	VALUE	NODE	PHASE	NAME
R11	0.7388371212	IN1	ABC	
R21	0.08902537879	OUT1	ABC	
R22	0.7329003788			
R31	0.09024962121			
R32	0.087533333			
R33	0.7352723485			
L11	0.5400056818			
L21	0.246455303			

Group No: 0 Label:

Comment:

Comment in ATP-file

☐ Hide

☐ \$Vintage,1

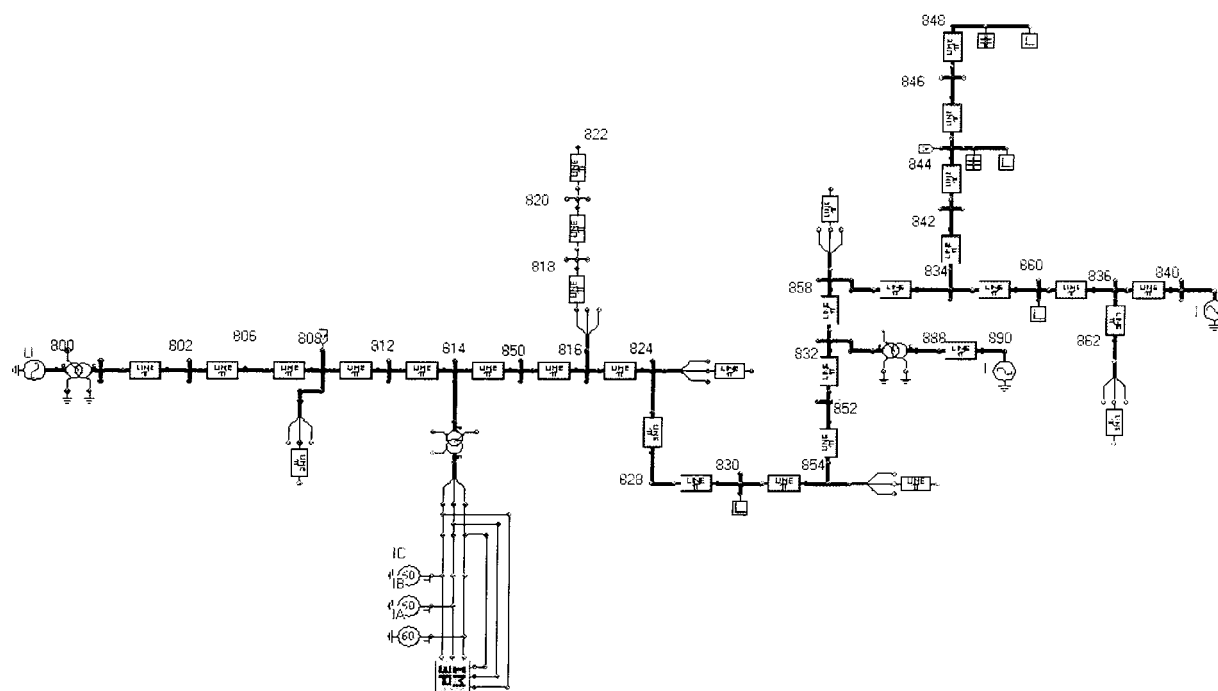
LINE

OK Cancel Help

شکل ب-۲: مدل پی خط

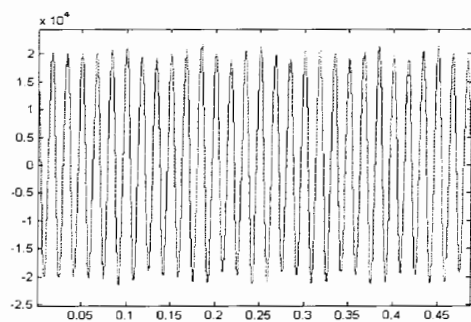
در نهایت با داشتن مدل خط و همچنین استفاده از مدل‌های ترانسفورماتور، ژنراتور، کلید، خازن، بار و همچنین استفاده از مدلی برای شبیه سازی کوره الکتریکی و مدل^۱ ASD ۶ پالسه می توان شبکه های ۱۳ باسه و ۳۴ باسه مدل کرد و با استفاده از مدل‌های کوره الکتریکی و مدل‌هایی که جهت استارت موتور سنکرون در اختیار است و همچنین استفاده از مدل یکسو کننده و در ضمن استفاده از مدل‌های ایجاد کننده ایمپالس می توان انواع مختلف پدیده های کیفیت توان را شبیه سازی نمود، که شکل این مدلسازی در (۳-۸) و (۳-۹) میتوان مشاهده کرد

^۱- Adjustable Speed Drive

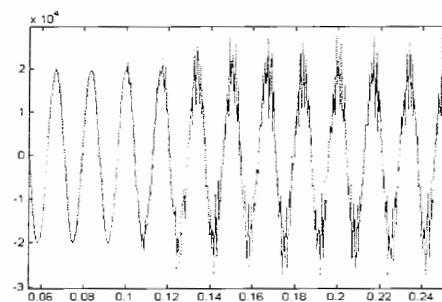


شکل ب-۳: شبکه ۳۴ باسه مدل شده در EMTP

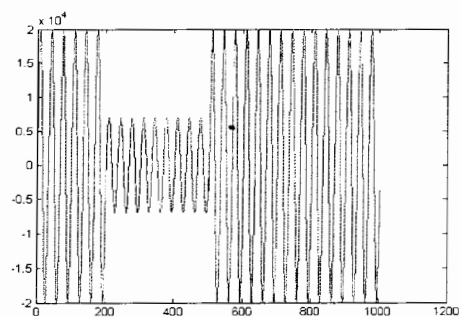
در ادامه به ملاحظه شکلها و خروجی های EMTP می پردازیم، شایان ذکر است که خروجی های EMTP علاوه بر اینکه به صورت نمایش تصویری دیده می شود در فایللی با پسوند lis نیز ذخیره شده که از این دیتاها می توان جهت بررسی های خود استفاده نمود. شکل های ب-۴ الی ب-۱۳ شکل موج خطاها و پدیده های کیفیت توان می باشد که در این پایان نامه مورد بررسی قرار گرفته است. در کلیه شکلها محور عمودی بر حسب ولت بوده و محور افقی بر حسب ثانیه می باشد.



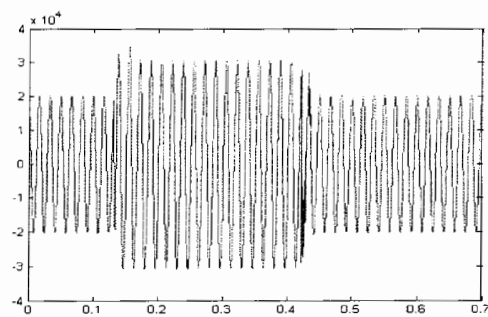
شکل ب-۵: شکل موج فلیکر



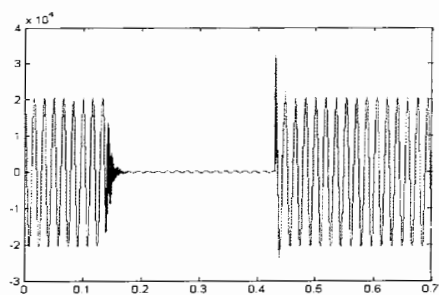
شکل ب-۴: شکل موج هارمونیک



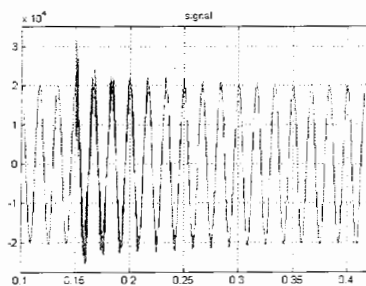
شکل ب-۷: شکل موج کمبود ولتاژ



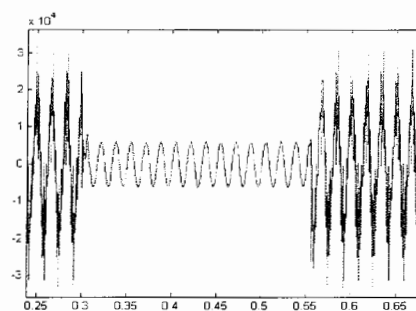
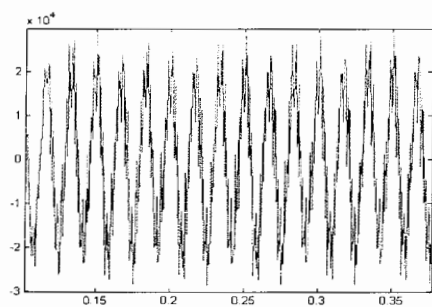
شکل ب-۶: شکل موج بیشبود ولتاژ



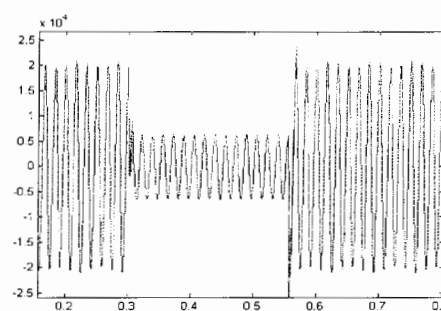
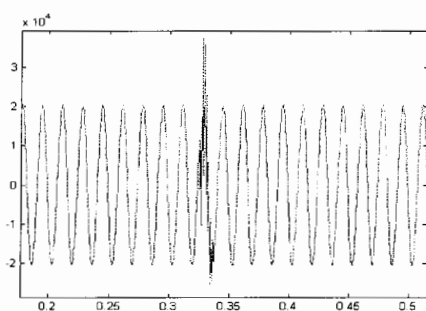
شکل ب-۹: شکل موج وقفه



شکل ب-۸: شکل موج کلید زنی خازنی



شکل ب-۱۰: شکل موج ولتاژ دارای کمبود ولتاژ و شکل ب-۱۱: شکل موج ولتاژ دارای هارمونیک و فلیکر هارمونیک



شکل ب-۱۲: شکل موج کلید زنی خازنی

شکل ب-۱۱: شکل موج ولتاژ دارای کمبود ولتاژ و فلیکر

Abstract

The increased requirements on supervision, control, and performance in modern power systems make power quality monitoring a common practice for utilities. Large databases are created and automatic processing of the data is required for fast and effective use of the available information. Aim of the work presented in this thesis is the development of tools for automatic analysis of monitoring of voltage events. The main objective of the analysis is the identification of the power quality events.

A new method in detection and classification of power quality events is presented in this thesis. Since power quality events are recognized by nonstationary signals, these signals in power networks have been classified via combination of S-transform and neural networks. The S-transform is similar to the wavelet transform but with a phase correction. This property is used to obtain useful features of nonstationary signals that make the pattern recognition much simpler in comparison to the wavelet multi resolution analysis. Neural network configurations are trained with features from the S-transform for recognizing the power quality class. The simulation results for variety of power quality events are given. These results show improvements in accuracy of power quality events classification compare to other methods.



Shahrood University of Technology
Faculty of Electrical and Robotic Engineering

**The Intelligent Recognition and Classification of
Power Quality Event by using of S-Transform**

*This thesis Submitted in Part of the fulfillment of the degree of
Master of Engineering in Power Engineering*

By:
S. A. Shantiaee zadeh

Supervisor:
A. Dastfan

January 2006