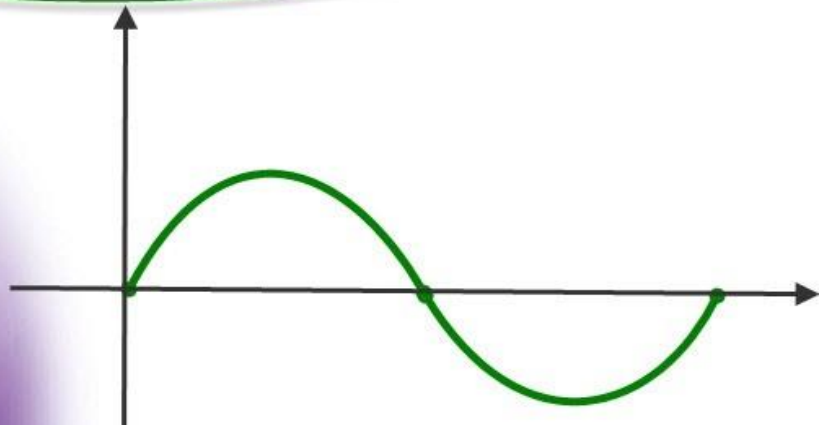


برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

موضوع پروژه:

دسته بندی اختلالات کیفیت توان با استفاده از تبدیل



ویولت و شبکه عصبی

WikiPower.ir

برای خرید فایل word این پروژه [اینجا کلیک کنید](#).

( شماره پروژه = ۴۳۵ )

پشتیبانی: ۰۹۳۵۵۴۰۵۹۸۶

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

## چکیده فارسی

در این تحقیق تلاش شده تا با ابزارها و روشهای نوین پردازش سیگنال (تجزیه چند سطحی ویولت DWT) و همچنین روش های دسته بندی هوشمند (شبکه های عصبی) انواع اختلالات کیفیت توان شناسایی و دسته بندی شوند و در قسمت بعد کوره قوس الکتریکی شبیه سازی و شکل موج خروجی به عنوان یک نمونه عملی استخراج و مورد بررسی قرار گرفته و اختلال آن تعیین شود.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

## فهرست

	۱	مقدمه
۲		خلاصه
۳		<b>فصل اول: کیفیت توان</b>
۴		کیفیت توان و ضرورت توجه به آن
۹		بررسی مشخصات شکل موج
۹		انواع اختلالات کیفیت توان و اثرات آن بر تجهیزات مختلف
۹		۱-هارمونیک ها (Harmonic)
۱۲		2-فلیکرها (Flicker)
۱۳		۳-عدم تعادل ولتاژ
۱۳		۴-شکاف (Notch)
۱۳		۵-نویز (Noise)
۱۴		۶-پدیده های گذرا (Transient Phenomena)
۱۵		۷-تغییرات فرکانس
۱۵		۸-کمبود ولتاژ (sag)
۱۶		۹-بیشبود ولتاژ یا اضافه ولتاژ (Swell)
۱۶		۱۰-قطع ولتاژ (Interruption)
۱۷		دستگاه های از بین برنده کیفیت توان
۱۷		راه های بهبود کیفیت توان
۱۷		<b>فصل دوم: تبدیل موجک (Wavelet)</b>
۱۷		مقدمه
۱۸		تبدیل
۱۸		دلایل استفاده از تبدیل
۱۹		آنالیز چند رزولوشنه
۱۹		تبدیل ویولت یک بعدی
۱۹		تبدیل ویولت پیوسته
۲۱		رزولوشن در صفحه زمان فرکانس
۲۲		روابط ریاضی تبدیل ویولت

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

۲۵	عکس تبدیل ویولت
۲۵	گسسته سازی تبدیل ویولت پیوسته
۲۷	تبدیل ویولت گسسته
۳۰	فصل سوم: شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network)
۳۰	مقدمه
۳۰	تاریخچه
۳۲	انواع شبکه عصبی
۳۲	ایده‌شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network – ANN)
۳۳	نرون مصنوعی
۳۵	ساختار شبکه‌های عصبی
۳۵	۱- لایه ورودی
۳۵	۲- لایه‌های پنهان (میانی)
۳۵	۳- لایه خروجی
۳۵	انواع اتصالات یا پیوندهای وزنی
۳۶	۱- پیشرو (feed forward)
۳۶	۲- پسرو (recurrent)
۳۷	تقسیم بندی شبکه‌های عصبی
۳۷	۱- آموزش بدون سرپرست
۳۷	۲- آموزش با سرپرست
۳۸	۳- آموزش تقویتی
۳۸	شبکه‌های عصبی در مقایسه با کامپیوترهای سنتی
۳۹	دلایل استفاده از شبکه‌های عصبی
۳۹	مزایای شبکه‌های عصبی
۳۹	۱- یادگیری تطبیقی
۳۹	۲- خود سازماندهی
۳۹	۳- عملگرهای بی درنگ
۳۹	۴- تحمل خطا
۴۰	۵- دسته بندی
۴۰	۶- تعمیم دهی

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

۴۰	۷- پایداری و انعطاف پذیری
۴۰	معایب شبکه های عصبی
۴۰	کاربردهای شبکه های عصبی
۴۰	۱- طبقه بندی، شناسایی و تشخیص الگو
۴۱	۲- پردازش سیگنال
۴۱	۳- پیش بینی سریهای زمانی
۴۱	۴- مدلسازی و کنترل
۴۱	۵- سیستم های خبره و فازی
۴۲	۶- بهینه سازی مسائل مالی، بیمه، امنیتی، بازار بورس و وسایل سرگرم کننده
۴۲	۷- ساخت وسایل صنعتی، پزشکی و امور حمل و نقل
۴۲	یادگیری در شبکه های عصبی
۴۴	فرایند یادگیری
۴۶	معادله یادگیری در حالت کلی
۴۷	یادگیری شبکه
۴۷	انواع یادگیری
۴۷	۱- یادگیری با ناظر
۴۸	۲- یادگیری تشدید (تقویتی)
۴۹	۳- یادگیری بدون ناظر
۴۹	الگوریتم پس انتشار خطا (Back-Propagation)
۵۲	الگوریتم LM در شبکه های عصبی
۵۲	الگوریتمهای بهینه سازی
۵۳	روش تندترین شیب
۵۴	نرخ های یادگیری پایدار (Stable Learning rates)
۵۵	مینیمم سازی در طول یک خط
۵۶	روش نیوتن
۵۶	الگوریتم LM (Levenberg-Marquardt)
۵۷	الگوریتم اساسی (Basic Algorithm)
۵۹	شاخص عملکرد و محاسبه ژاکوبین
60	شبکه عصبی احتمالی (PNN)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

60	مزایای شبکه عصبی احتمالی
60	معایب شبکه عصبی احتمالی
61	تئوری
61	تخمین تابع چگالی احتمال
62	آموزش شبکه عصبی احتمالی
63	موارد استفاده از PNN
۶۴	<b>فصل چهارم: فرآیند تحقیق</b>
۶۴	مقدمه
۶۴	شرح فرآیند تحقیق
۷۲	جدول نتایج
۷۳	مقایسه با دیگر روش ها
۷۴	شبیه سازی کوره قوس القایی
۷۴	کوره قوس الکتریکی
۷۶	نتیجه نهایی تحقیق
	منابع ومراجع



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

مقدمه:

امروزه بحث کیفیت توان از مسایل مهم در زمینه برق قدرت می باشد به طوری که کیفیت توان به عنوان یک پارامتر مهم در انتخاب و خریداری وسایل و خریداری برق از شرکت های توزیع می باشد. صنعت برق در کلیه کشورها با انتظارات جدیدی روبه رو گردیده است، این انتظارات ناشی از دیدگاه نوینی است که در رابطه با کیفیت انرژی الکتریکی تحویلی به عنوان یک کالا به مصرف کنندگان به وجود آمده است. [3]

در کلیات بند اول استاندارد ISO 9001-1994 مربوط به هدف و دامنه کاربرد، هدف از این استاندارد را تامین رضایت مشتری از طریق پیشگیری از به وجود آمدن عدم انطباق ها در تمامی مراحل طراحی و ارائه محصول با توجه به نیاز مندی های تعیین شده برای آن مشخص کرده است. [3]





برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

## فصل اول

کیفیت توان



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

### کیفیت توان و ضرورت توجه به آن:

کیفیت توان از اواخر دهه هشتاد میلادی به صورت یکی از معروفترین، واژه های صنعت برق در آمد. در تعریف کیفیت توان باید گفت شکل موج ولتاژ و یا جریان باید سینوسی خالص بوده و دارای دامنه و فرکانس معین باشد هرگونه انحراف از شکل موج سینوسی اختلال کیفیت توان نامیده می شود. [3]

امروزه در ایران بنا به دلایل زیر باید بیش از پیش به مبحث کیفیت توان توجه کرد:

۱- استفاده روزافزون مشترکین از تجهیزات، وسایل کنترل کننده میکروپروسسوری، الکترونیک قدرت و بارهای غیرخطی که ضمن حساس بودن به اغتشاشات موجود در سیستم، خود نیز باعث اختلال در کیفیت توان می شوند.

۲- ایده اتصال شبکه های قدرت کشورهای هم جوار به یکدیگر که باید شبکه از لحاظ پارامترهای استاتیکی و دینامیکی در حد استاندارد باشد.

۳- کاهش دادن تلفات شبکه و بالا بردن طول عمر تجهیزات و نهایتاً افزایش دادن راندمان شبکه.

۴- بالا بردن درآمد شرکت های توزیع، جلوگیری از قطعی توان و در نتیجه فروش بیشتر انرژی. [3]

### بررسی مشخصات شکل موج :

برای بررسی کیفیت توان در سیستم های قدرت باید آن را از لحاظ چهار مشخصه زیر بررسی کرد:

۱- دامنه ولتاژ

۲- فرکانس

۳- شکل موج ولتاژ

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

۴- تعادل بین فازها در سیستم سه فازه

برق تولیدی توسط نیروگاه ها دارای کیفیت توان مطلوب بوده ولی استفاده از مصرف کننده های غیر استاندارد در شبکه برق، باعث از بین رفتن آن می شود. تغییرات ایجاد شده در چهار کمیت فوق باعث افزایش تلفات و صدمه دیدن یا کارکرد نامناسب وسایل حساس می شود و بنابراین برای جلوگیری از این صدمات باید کیفیت توان به طور پیوسته ارزیابی شود.

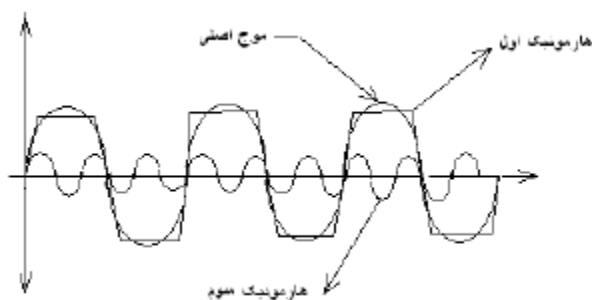
۱- دامنه ولتاژ هر مصرف کننده نباید از مقدار معینی کمتر یا بیشتر شود.

۲- شکل موج نباید از شکل موج نرمال سینوسی خارج گردد. استفاده از خازن و سلف در مدارات که عوامل مشتق و انتگرال هستند باعث تغییر شکل ولتاژ خروجی می شوند. برای نمونه در مداری که یک سلف وجود دارد اگر شکل موج اولیه به صورت مربعی باشد باعث می شود که شکل موج سوزنی گردد ولی اگر موج ورودی سینوسی باشد، شکل موج خروجی باز هم به شکل سینوسی خواهد بود.

انواع اختلالات کیفیت توان و اثرات آن بر تجهیزات مختلف:

۱- هارمونیک ها (Harmonic):

هر شکل موج را می توان به صورت تعدادی از ضرایب سری فوریه آن نوشت که فرکانس و دامنه این ضرایب با هم متفاوت است، به گونه ای که فرکانس موج اصلی و فرکانس هارمونیک اول با هم برابر است و هارمونیک های بالاتر دارای فرکانس بیشتری هستند.

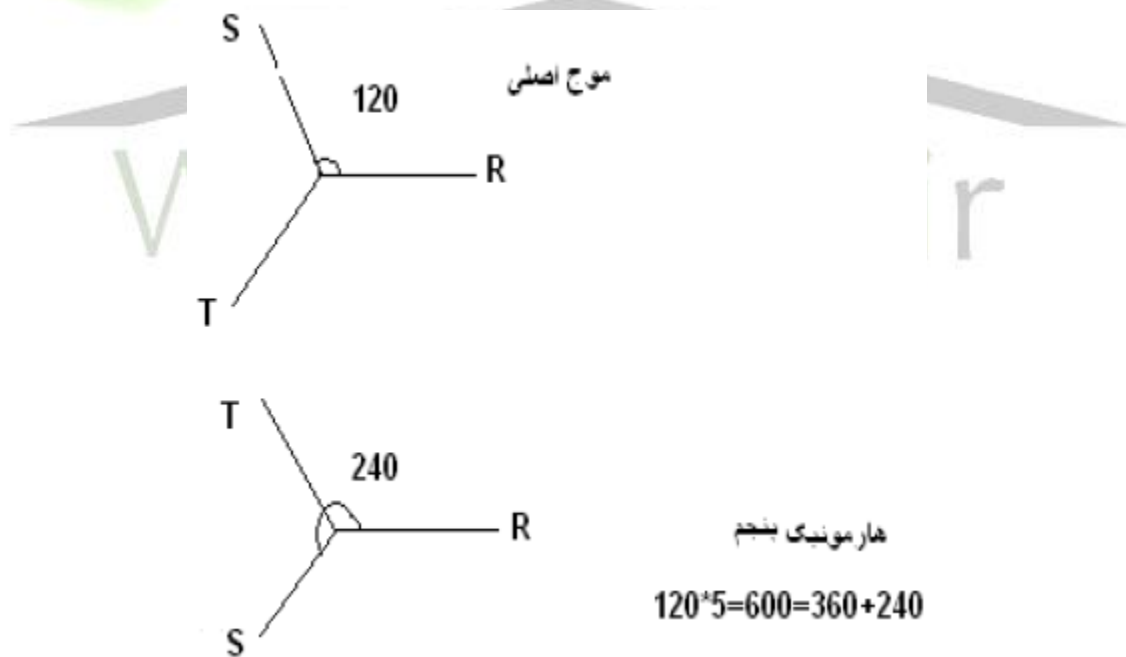


شکل ۱

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

اگر فرکانس مضرب غیر صحیحی از فرکانس اصلی باشد آن را میانهارمونیک (InterHarmonics) مینامند. منبع اصلی تولید این نوع اعوجاج، موتورهای القایی و HVDC عموماً مبدل های فرکانسی استاتیک، لینک کوره های قوس الکتریکی می باشد. برای نمونه به یکی از مواردی که هارمونیک ها با عث ایجاد مشکل می شوند در زیر اشاره شده است:

از جمله هارمونیک های مزاحم در ماشین های الکتریکی هارمونیک پنجم است که باعث نیروی ترمزی از شبکه جریان زیادی می کشد که حتی در مواردی باعث سوختن آن می شود. علت این امر آن است که فرکانس هارمونیک پنجم، پنج برابر فرکانس اصلی است و به همین خاطر زاویه فازها باهم تفاوت دارد و در موج اصلی زاویه  $S, R$  برابر  $120^\circ$  درجه می باشد و در حالی که زاویه همین فازها برای هارمونیک پنجم برابر  $240^\circ$  درجه است و در این حالت جهت گردش میدان در جهت عکس میدان اصلی است و این حالت مانند تعویض جای دو فاز موتور برای چپگرد یا راستگرد کردن موتور است.



شکل ۲

هارمونیکها در اثر ایجاد اعوجاج در شکل موج سینوسی ولتاژ تغذیه ایجاد می شود. تمامی بارهای مولد هارمونیک، مولفه اصلی جریان را از شبکه گرفته و هارمونیک هایی را به شبکه تزریق می کنند. سپس

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

این هارمونیک ها در کل شبکه پخش می شوند هارمونیک های ناشی از بارهای غیر خطی هارمونیک های دائمی هستند. ولی منابعی نیز مانند کلید زنی اتصال کوتاه و جریان هجومی در ترانسفورماتورها وجود دارند که موجب به وجود آمدن جریان ها و هارمونیک های گذرا در شبکه می گردند. این هارمونیک ها مدت زمان کوتاهی در شبکه ظاهر شده و توسط مقاومت شبکه میرا می شوند. به طور کلی سه دسته از عناصر غیر خطی وجود دارند که منابع اصلی ایجاد هارمونیک هادر سیستم های توزیع به شمار می روند:

۱- مبدل های الکترونیک قدرت مانند AC/DC, DC/AC, منابع تغذیه غیر قابل قطع UPS, مبدل های AC/AC و درایوهای با سرعت متغییر (VFD), کوره های القائی نیروگاه های بادی و خورشیدی جبران کننده های استاتیکی وار (SVC) و تسمه های نقاله.

۲- تجهیزات تخلیه ای مانند کوره های ذوب فلزات با قوس الکتریکی، لامپ های فلورسنت جیوه ای تلویزیون، ماشین های جوشکاری.

۳- وسایل فرمغناطیس: ترانسفورماتور، راکتورهای فوق اشباع، شکل توزیع نیروی محرکه مغناطیسی ژنراتورها و موتورها.

از میان موارد فوق مبدل های الکترونیک قدرت به دلیل کاربرد روزافزون آن ها دارای اهمیت زیادی هستند. همچنین کوره های القایی به دلیل جریان زیاد و تمرکز در یک نقطه و همچنین تغییر دامنه هارمونیک های تولیدی در حین عمل ذوب، مشکلات زیادی برای سیستم های توزیع ایجاد می کنند. تجهیزات تخلیه ای نیز باعث ایجاد عدم تقارن در نیم سیکل های مثبت و منفی در حین عمل تخلیه شده و لذا باعث ایجاد هارمونیک های زوج می شوند.

هارمونیک اثرات متفاوتی روی تجهیزات مختلف دارند در مورد اکثر بارهای شبکه های توزیع که اهمی-سلفی می باشند، با فرض ثابت ماندن دامنه هارمونیک اصلی و لتاژ، افزایش پریونیت توان برای این گروه از بارها به مربع فاکتور اغتشاش بستگی دارد، از طرفی افزایش فاکتور هارمونیک عمر لامپ ها کاهش می دهد. در مورد ترانسفورماتور، افزایش تلفات هسته، سیم پیچی ها، طوقه ترانس باعث ایجاد گرمای اضافی می شود.

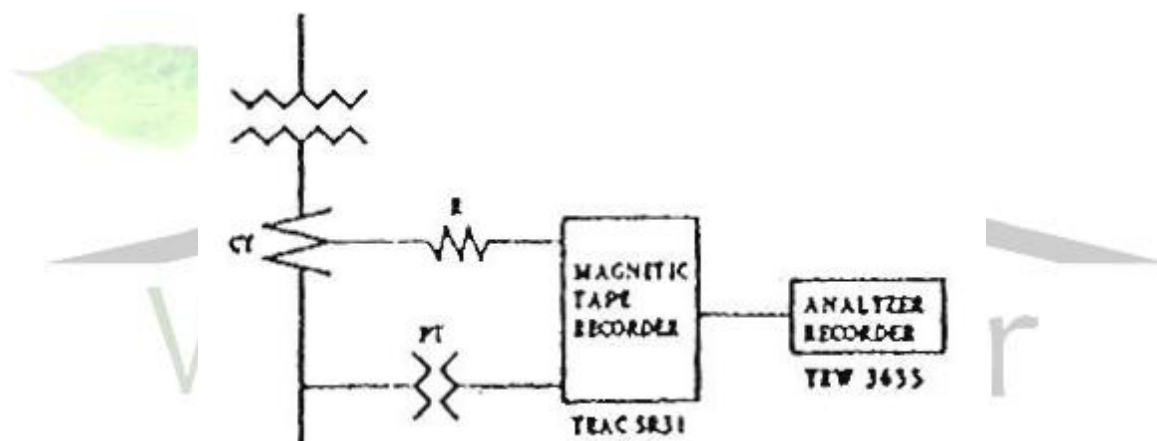
در مدلسازی شبکه، بارهای خطی به عنوان امپدانس های مرکب از مقاومت و راکتانس موازی یا سری نمایش داده می شوند در صورتیکه بارهای غیر خطی به عنوان منابع تولید هارمونیک جریان شناخته می شوند. به منظور تعیین مقادیر منابع تولید هارمونیک های جریان و در سیستم مورد بحث از سیستم

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

اندازه گیری هارمونیک استفاده می شود. دوروش برای اندازه گیری ومحاسبه هارمونیک ها وجود دارد:

روش اول: استفاده از (Spectrum Analazer) برای محاسبه هارمونیک هاست که در این روش زاویه فاز در نظر گرفته نمی شود.

روش دوم: استفاده از نمونه گیری و ذخیره سازی (Sample & Store) موج دارای هارمونیک است. در هر دو روش باید از P.T,C.T های مناسب استفاده کرد. سیستم اندازه گیری مورد نظر در شکل زیر نشان داده شده است. این سیستم شکل موج جریان را ضبط ومولفه های هارمونیک جریان را تجزیه وتحلیل می نماید. سیستم مورد نظریک سیستم ضبط نواری با هفت کانال برای ضبط ولتاژها وجریان هایسه فاز می باشد. سیستم آنالیز قادر به انجام تبدیلات فوریه، به طور سریع وآنالیز مولفه های هارمونیک ها می باشد. [1,4].



شکل ۳

## 2-فلیکِر (Flicker):

عبارت است از کاهش ولتاژ در اثر تغییر و افزایش ناگهانی جریان بارهایی که تغییرات زیادی داشته وتوان راکتیو زیادی نیاز دارد که به آن فلیکِر ویا سوسو زدن می گویند. در این حالت فلیکِر مثل آن است که روی موج اصلی یک موج با فرکانس کم مدوله شده باشد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

از جمله وسایلی که باعث فیلیکر و یا سوسو زدن می شود عبارتند از: دستگاه های جوش، دستگاه های حفاری مانند کمپرسورها، موتورهای الکتریکی بزرگ و به طور کلی همه وسایلی که برای راه اندازی آنها نیاز به جریان راه اندازی زیادی است.

تاثیرات منفی فیلیکر به دو دسته تقسیم می شوند:

۱- تاثیر منفی بر روی سلامت نیروی انسانی

۲- تاثیر منفی به روی عملکرد دستگاه ها

برای همین منظور در زیر شکل موج یک مدار که به علت وصل بار زیاد به شبکه دچار فیلیکر یا سوسو شده است، آمده است:



شکل ۴

روش های حذف پدیده فیلیکر:

۱- استفاده از خازن موازی با ترانس

۲- نصب خازن سری

۳- استفاده از جبران کننده استاتیکی تریستوری (SVC). [2].

### ۳- عدم تعادل ولتاژ:

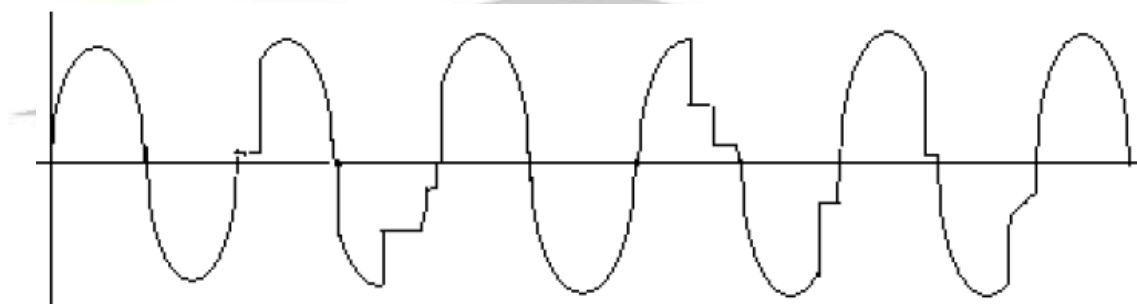
عدم تعادل ولتاژ معمولاً در اثر تغییر در دامنه ولتاژ ایجاد می گردد و معمولاً به صورت کاهش دامنه ولتاژ می باشد که این کاهش بیشتر در اثر افت ولتاژ در طول مسیر خطوط انتقال رخ می دهد و برای برطرف کردن این مشکل می توان از تپ چنجر ترانسفورماتور برای جبران افت ولتاژ استفاده کرد و اگر این مشکل به صورت گسترده بود از طریق نیروگاه می توان آن را برطرف کرد و در زمانی که عدم

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

تعادل ولتاژ در اثر زیاد بودن توان راکتیو سلفی مدار روی می دهد باید از خازن های اصلاح ضریب قدرت و یا از عناصر دیگرمانند FACT ، OLTC, SVC, VSC, UPFC استفاده کنیم. در استاندارد IEC نامتعادلی ولتاژ با نسبت مولفه های منفی یا صفر به مولفه های مثبت سنجیده می شود و حدود مجاز آن دو درصد می باشد. [3]

#### ۴- شکاف (Notch):

شکاف اغتشاش منظمی است که در اندازه ولتاژ برای یک لحظه بسیار کوتاه به واسطه کموتاسیون جریان از یک فاز به فاز دیگر تجهیزات الکترونیک قدرت اتفاق می افتد. در این مدت اتصال کوتاه موقتی بین این دو فاز با امپدانس نزدیک به صفر رخ می دهد، این پدیده به صورت منظم یک طیف هارمونیک روی شبکه ایجاد می کند. این حالت در اثر یکسو کننده ها و مبدل ها به وجود می آید و باعث صدمه دیدن دستگاه ها و وسایل حساس می شود، شکل موج در این حالت به صورت زیر می باشد.



شکل ۵

همانگونه که مشاهده می شود در این حالت شکل موج دیگر به صورت کاملاً سینوسی نیست و همین امر باعث می شود که در کارکرد دستگاه ها اختلال ایجاد گردد. [3]

#### ۵- نویز (Noise):

نویز عبارتست از سیگنال های ناخواسته ای که به صورت گذرا بر روی شکل موج اصلی سوار می شوند.

به طور کلی عوامل ایجاد نویز عبارتند از:

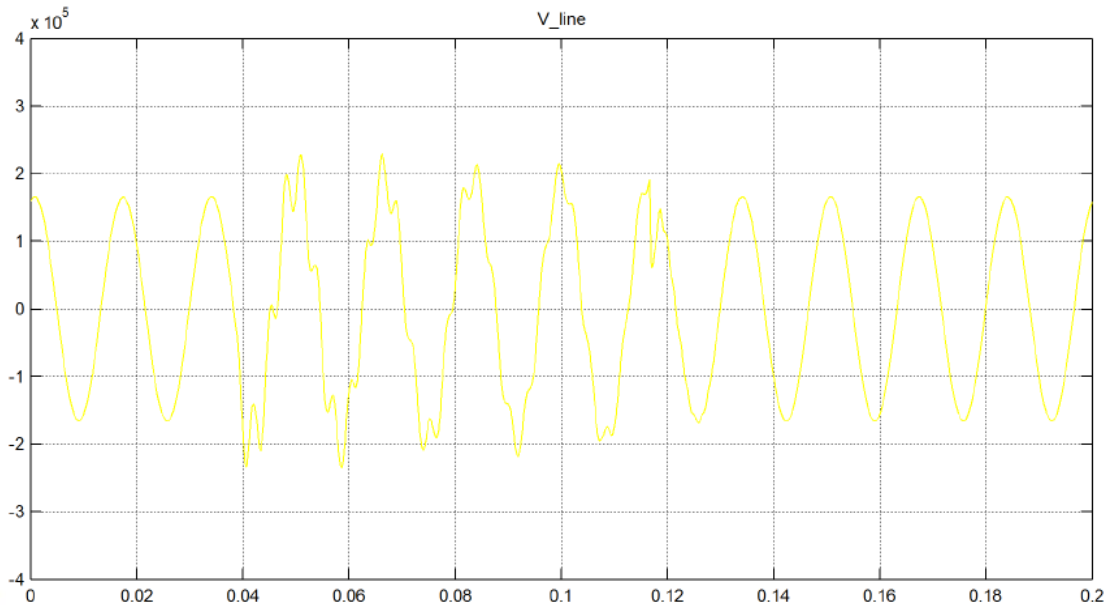
- ۱- منابع تغذیه ی سوئیچینگ مانند کنترل سرعت موتورها به وسیله تریستور
- ۲- بارهای قوسی مانند سلف که هنگام قطع و وصل کلید ایجاد قوس می کنند



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

۳-سیم ارت نامناسب. [3]

در اثر نویز شکل موج تقریبا به صورت زیر در می آید:



شکل ۶

۶- پدیده های گذرا (Transient Phenomena):

مهمترین آن عبارتند از:

۱- گذرای ضربه ای (Impulsive):

به تغییرات شدید در ولتاژ و جریان اطلاق می گردد، عامل اصلی این پدیده صاعقه بوده و ضمن ایجاد هارمونیک با مولفه های بالا ممکن است در شرایط خاص موجب جابه جایی فرکانس های طبیعی شبکه گردد.

صاعقه در لحظه کوتاه در حدود ۵۰ میکروثانیه به طول می انجامد. اگر صاعقه به خطوط انتقال برخورد کند باعث می شود که سطح ولتاژ خیلی بالایی به سیستم وارد می شود و در صورت بیشتر شدن ولتاژ از ولتاژ شکست عایق های سیستم باعث شکست عایقی و حالت اتصال کوتاه می شود و باید از برقگیر استفاده کرد.

۲- گذرای نوسانی (Osillatory):

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

یا اضافه ولتاژی که در اثر کلید زنی یا سوچینگ پدیدمی آید معمولا در سه کلاس مختلف فرکانس بالا، متوسط و پایین مورد بررسی قرار می گیرند.

در بعضی از نقاط شبکه برای اصلاح ضریب قدرت و جبران سازی توان راکتیو سیستم ویا پایداری ولتاژ سیستم از بانک های خازنی استفاده می کنند و چون این تجهیزات در تمام ساعات شبانه روز به صورت ثابت به شبکه متصل نیستند و در ۲۴ ساعت به مدار قطع و وصل می شوند پس در زمان قطع و وصل این بانک های خازنی یک اضافه ولتاژ در شبکه ایجاد می شود که دامنه ی این اضافه ولتاژ در مواردی حتی به دو برابر دامنه ی ولتاژ در حالت عادی می رسد.

گذرای نوسانی فرکانس بالا (حدود ده کیلو هرتز) ناشی از پاسخ شبکه به کلید زنی، وصل بانک های خازنی پشت به پشت (Back to Back) می باشد گذرای نوسانی فرکانس متوسط (۳۰۰ تا ۹۰۰ هرتز) غالبا در نتیجه قطع و وصل بانک های خازنی در شبکه توزیع و فوق توزیع به وجود آمده و ولتاژی در حدود دو برابر ولتاژ نامی و با فرکانس در محدود ۳۰۰ الی ۹۰۰ هرتز ایجاد کرده که بسته به مدل پارامترهای شبکه به مدت ۰،۵ الی ۳ سیکل بر روی شبکه باقی می ماند.

گذرای نوسانی فرکانس پایین با محدوده فرکانسی کمتر از ۳۰۰ هرتز عموما در رابطه با پدیده فرورزونانس، جریان هجومی ترانسفورماتورها و خازن های سری اتفاق می افتد.

۳- اضافه ولتاژ در اثر اتصال کوتاه:

در سیستم های سه فاز با پیش آمدن اتصال کوتاه بین دو فاز و یا یک فاز و نول و یا یک فاز و زمین باعث افزایش دامنه ی ولتاژ دو فاز دیگری گردد و به همین خاطر اصولا باید ولتاژ استقامت الکتریکی تجهیزات عایقی از ولتاژ نامی آن ها کمی بیشتر باشد و این امر به خاطر افزایش ضریب اطمینان سیستم می باشد.

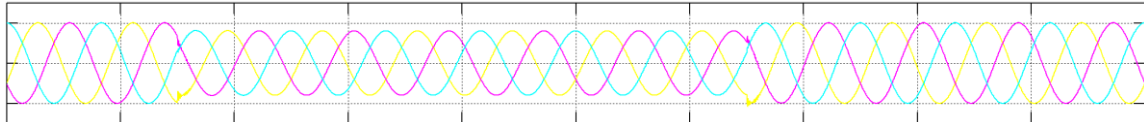
### ۷- تغییرات فرکانس:

هر فرکانس دیگر به جز فرکانس شبکه برای ما مضر است، فرکانس شبکه برق ایران 50HZ و برای بعضی از کشورها 60HZ می باشد. به طور کلی تغییر فرکانس مدار باعث پیدایش اختلالات در مدار می شود و علت آن این است که هر مدار برای فرکانس خاصی طراحی می شود حال با تغییر فرکانس کارکرد مدار دیگر مانند شرایط عادی نمی باشد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

### ۸- کمبود ولتاژ (sag):

کاهش ۰,۱ تا ۰,۹، پریونیت در مقدار موثر دامنه ی ولتاژ و در زمان تداوم ۰,۵ سیکل تا یک دقیقه را کمبود ولتاژ می گویند و در صورتی که بیشتر از یک دقیقه طول بکشد به آن افت ولتاژ می گویند که تاثیر این دو حالت بر روی عملکرد مدار با هم متفاوت می باشد، در زیر شکل موج مربوط به کمبود ولتاژ است:



شکل ۷

شکل موج فوق مربوط به کمبود ولتاژ است مدت زمان آن تقریباً ۰,۳۶ دقیقه می باشد.

عوامل ایجاد کمبود ولتاژ عبارتند از:

- ۱- به وجود آمدن خطا بر روی شبکه
- ۲- راه اندازی بارها با جریان راه اندازی زیاد مانند موتور های پر قدرت که دارای جریان راه اندازی زیاد هستند

۳- قطع بانک های خازنی در شبکه هایی که دارای توان راکتیو سلفی زیادی است

۴- وصل بانک های خازنی بزرگ در شبکه هایی که دارای توان راکتیو سلفی کمی است

### ۹- بیشبود ولتاژ یا اضافه ولتاژ (SWELL):

بیشبود ولتاژ عبارتست از افزایش موقتی در مقدار موثر ولتاژ به اندازه ۱,۱ تا ۱,۸، پریونیت برای مدت زمان ۰,۵ سیکل تا یک دقیقه می باشد و اگر زمان آن از یک دقیقه بیشتر شود این پدیده را افزایش ولتاژ می گویند.

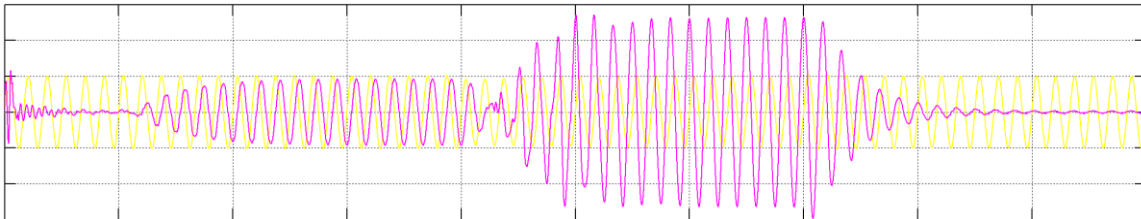
عواملی که باعث ایجاد بیشبود ولتاژ می شود عبارتند از:

- ۱- قطع بارهای بزرگ از شبکه
- ۲- وصل بانک های خازنی به شبکه که آن رابه حالت پیش فاز برده و در این حالت ولتاژ از حالت نرمال بیشتر کند

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

در زیر شکل موجی دیده می شود که در اثر تغییر مقدار ظرفیت خازنی، بانک خازنی شکل موج به صورت های مختلف در آمده است و در ناحیه ای که شکل موج از حالت عادی آن بیشتر است مربوط به بیشبود ولتاژ می باشد.

رنگ زرد شکل موج ولتاژ در حالت عادی نشان می دهند، البته باید در نظر داشت که این شکل موج مربوط به یک فاز از سیستم سه فاز می باشد:

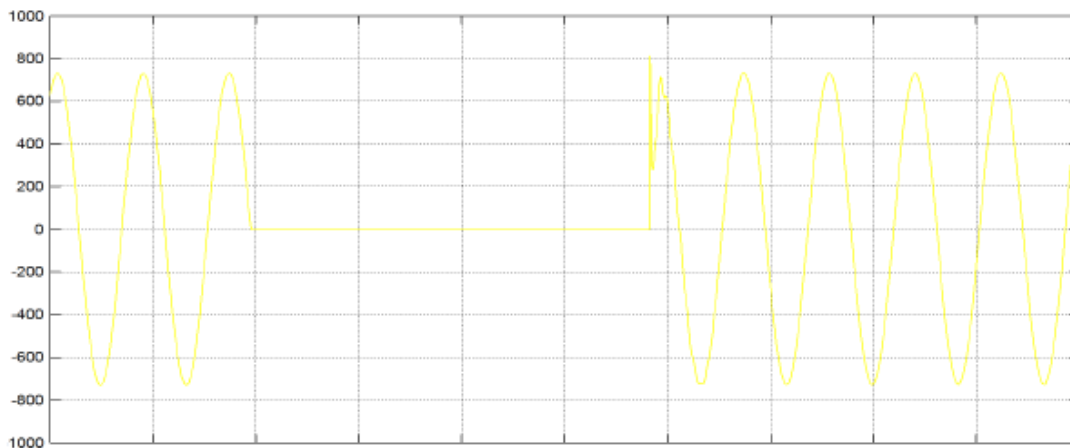


شکل ۸

زمان رخ دادن این بیشبود در شکل ۸ تقریباً ۰,۳۶ دقیقه می باشد.

#### ۱۰- قطع ولتاژ (Interruption):

کاهش شدید ولتاژ (کمتر از ۱۰ درصد مقدار نامی) و یا قطع کامل ولتاژ تغذیه از یک فاز و یا بیشتر در مدت زمانی بین 1min تا 10ms را قطع ولتاژ میگویند.



شکل ۹

دستگاه های از بین برنده کیفیت توان:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

در یک نگاه اجمالی مصرف کننده هایی که باعث از بین رفتن کیفیت توان می شوند عبارتند از:  
 ۱- کوره های الکتریکی: این کوره ها خود به سه دسته ی کوره های القایی، کوره های مقاومتی و کوره های قوسی تقسیم می شوند که برای از بین بردن کیفیت توان کوره های قوسی از انواع دیگر مخرب تر است و همچنین باعث کاهش ضریب قدرت می شود که همین امر باعث می شود از شبکه جریان زیادی کشیده شود.

۲- انواع دستگاه های جوش الکتریکی

۳- انواع دستگاه های نورد فلزات

۴- بیل های الکتریکی و جرثقیل های الکتریکی: به علت بار سنگین لحظه ای که به آن ها وارد می شود باعث از بین رفتن کیفیت توان می شود.

۵- موتورهای الکتریکی پر قدرت و کلیه وسایلی که برای راه اندازی از شبکه جریان زیادی می کشند.

### راه های بهبود کیفیت توان:

برای بهبود کیفیت توان در شبکه می توان اقدامات زیر را انجام داد:

۱- استفاده از تنظیم کننده ولتاژ یا همان رگولاتور ولتاژ.

۲- استفاده از فیلتر های هارمونیک برای حذف هارمونیک های مزاحم.

۳- استفاده از SVC و یا سایر ادواتی که به منظور اصلاح کیفیت توان استفاده می شود.

۴- بهبود و یا اصلاح سیستم حفاظتی زمین (سیستم ارت).

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

## فصل دوم



تبدیل موجک (Wavelet) [5],[6],[7],[8]

WikiPower.ir

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

#### مقدمه:

امروزه ابزارهای شناخته شده زیادی در زمینه پردازش سیگنال وجود دارند که با توجه به نوع پردازش، ابزار مناسب از میان انواع مختلف آن به کار گرفته می شود.

یکی از این ابزارهای بسیار قدرتمند تبدیل Wavelet می باشد. این تبدیل کاربردهای زیادی در زمینه پردازش ویژگیهایی از سیگنالها نظیر ناپیوستگی ها، تغییرات ناگهانی و موضعی، تمرکز انرژی در قسمت کوچکی از سیگنال و... دارد. تبدیل Wavelet همانند تبدیل فوریه (FT) یک ابزار قدرتمند در پردازش سیگنال است که برای انتقال سیگنال از فضای زمانی به فضایی دیگر به کار می رود. این فضا، سه بعدی می باشد که ابعاد آنرا زمان، مقیاس و دامنه تشکیل می دهند. راجع به هر یک از این بعدها در مباحث مربوطه صحبت شده است.

اهمیت این تبدیل در آن است که فضای سه بعدی که این تبدیل از سیگنال ارائه می دهد باعث آشکار شدن ویژگیهای خاصی از سیگنال می شود که با دیگر ابزارهای پردازش سیگنال قابل دسترسی نیستند. از طرفی در بسیاری از پدیده های قدرت که ماهیتی گذرا دارند، ناپیوستگی ها، تغییرات ناگهانی و موضعی، تمرکز انرژی در قسمت کوچکی از سیگنال و بسیاری از خصوصیات دیگر دیده می شوند که در حال حاضر یکی از بهترین راه های پردازش آنها استفاده از تبدیل Wavelet می باشد.

همچنین نرم افزار Matlab توابع جامع و کاملی از تبدیل Wavelet را در بر دارد که امکان پردازش کامپیوتری بسیاری از سیگنالها بخصوص سیگنالهای شبیه سازی شده در سیستمهای قدرت را فراهم می کند .

#### تبدیل

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

تبدیل یک عملیات ریاضی است که یک تابع یا دنباله ریاضی را گرفته و آنرا به یک تابع یا دنباله دیگر می نگارد.

### دلایل استفاده از تبدیل:

- تبدیل یک تابع ممکن است اطلاعات پنهان یا اضافی در مورد تابع اصلی بدهد که مستقیماً از خود تابع اصلی قابل استخراج نباشد.
- تبدیل یک معادله ممکن است حل آن را آسان کند مانند تبدیلات لاپلاس و فوریه.
- تبدیل یک تابع (دنباله) ممکن است به فضای ذخیره سازی کمتری نیاز داشته باشد از این رو می توان از آن به عنوان ابزاری جهت فشردن سازی اطلاعات استفاده کرد.
- ممکن است اعمال یک عملیات خاص بر تبدیل تابع آسان تر باشد مانند قضیه کانو لوشن.
- باتوجه به این که تبدیل فوریه پهنای باند را کم می کند و این سیگنال را در سیگنال مورد نظر وجود دارد یا خیر، اما هیچ نوع اطلاعاتی در مورد بازه زمانی متناظر با پدیداری آن فرکانس در اختیار نمی گذارد. لذا توجه به این است که باید در سیگنال، پیش از انجام آنالیز فوریه الزامی است.

### آنالیز چند رزولوشن:

مشکل رزولوشن ثابت در تبدیل فوریه زمان - کوتاه ریشه در اصل عدم قطعیت هایزنبرگ دارد. طبق این اصل نمی توان توصیف زمان - فرکانس یک سیگنال را به طور دقیق داشت، یعنی نمی توان فهمید که در یک سیگنال به طور دقیق چه مولفه های فرکانسی در چه زمان هایی وجود دارد، بلکه تنها می توان فهمید که در کدام بازه های زمانی، چه باند فرکانسی موجود است. این اصل به طور مستقیم به مفهوم رزولوشن برمی گردد. اگرچه مشکلات رزولوشن زمان و فرکانس در نتیجه یک پدیده فیزیکی (اصل عدم قطعیت هایزنبرگ) بوده و ربطی به نوع تبدیل مورد استفاده ندارد، می توان از یک رویکرد جایگزین برای تحلیل سیگنال ها استفاده نمود که اصطلاحاً آنالیز چند رزولوشن (Multi\_resolution analysis) نامیده می شود. در ادامه با این مفهوم بیشتر آشنا شده و نهایتاً از آن به عنوان سنگ بنای تبدیل ویولت بهره خواهیم برد.

منظور از آنالیز چند رزولوشن، تحلیل سیگنال در فرکانس های مختلف با رزولوشن های متفاوت است. بدین ترتیب، بر خلاف تبدیل فوریه زمان - کوتاه، در آنالیز چند رزولوشن، با هر یک از مولفه



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

های فرکانسی به طور یکسان رفتار نمی شود. در حقیقت هدف آنالیز چند رزولوشنه، ارائه رزولوشن زمانی مناسب و رزولوشن فرکانسی نادقیق در فرکانس های بالا و در مقابل، رزولوشن فرکانسی خوب و رزولوشن زمانی ضعیف در فرکانس های پایین است. این رویکرد به ویژه در کاربردهایی که سیگنال مورد تحلیل دارای مولفه های فرکانس بالا در مدت زمان کوتاه بوده و مولفه های فرکانس پایین آن ها برای بازه های بلند زمانی باقی می ماند، مفید می باشد. به ویژه این که اکثر قریب به اتفاق سیگنال هایی که در عمل با آن ها مواجه هستیم از این نوع هستند. به عنوان مثال، سیگنال الکتروکاردیوگرام (نوار قلب) را در نظر بگیرید. این سیگنال دارای یک مولفه با فرکانس نسبتا پایین است که در سرتاسر سیگنال وجود دارد (خط پایه و قطعات بین موج های مختلف نوار قلب). همچنین این سیگنال دارای مولفه های فرکانس بالایی است که تنها برای یک دوره زمانی کوتاه و در اواسط هر سیکل از سیگنال ظاهر می شوند. این مولفه ها همان موج می باشند. در ادامه، تبدیل ویولت به عنوان ابزاری برای آنالیز چند رزولوشنه معرفی خواهد شد.

## تبدیل ویولت یک بعدی

### تبدیل ویولت پیوسته:

تبدیل ویولت پیوسته (Continuous Wavelet Transform) به عنوان روشی جایگزین بر تبدیل فوریه زمان-کوتاه ارائه گردید و هدف آن، فائق آمدن بر مشکلات مربوط به رزولوشن در تبدیل فوریه زمان-کوتاه است. در آنالیز ویولت، مشابه با تبدیل فوریه زمان-کوتاه، سیگنال مورد نظر در یک تابع (ویولت) ضرب می شود که در حقیقت نقش همان تابع پنجره را دارد. همچنین به طور مشابه با قبل، تبدیل ویولت نیز به طور جداگانه بر روی قطعه های زمانی مختلف سیگنال انجام می شود. اما ماهیتا دو اختلاف عمده با تبدیل فوریه زمان-کوتاه دارد که عبارتند از:

۱. در تبدیل ویولت، از سیگنال پنجره شده، تبدیل فوریه گرفته نمی شود و بنابراین پیک های منفرد متناظر با یک سینوسی، یا به عبارت دیگر فرکانس های منفی محاسبه نمی شود.

۲. در تبدیل ویولت، عرض پنجره به موازات تغییر مولفه های فرکانسی تغییر می کند که به طور حتم مهمترین ویژگی تبدیل ویولت است.

بر این اساس، تبدیل ویولت پیوسته به صورت زیر تعریف می گردد:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$CWT_x^\Psi(\tau, s) = \Psi_x^\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (1-2)$$

که در آن  $T, S$  به ترتیب پارامترهای مقیاس (Scaling) و انتقال (Translation) می باشند. مفهوم انتقال دقیقاً مشابه با مفهوم انتقال زمانی در تبدیل فوریه زمان- کوتاه است که میزان جابجایی پنجره را معلوم می کند و به وضوح، اطلاعات زمانی تبدیل را دربردارد. اما برخلاف تبدیل فوریه زمان- کوتاه، در تبدیل ویولت به طور مستقیم پارامتر فرکانس نداریم. در عوض، پارامتر مقیاس را داریم که به طور معکوس با فرکانس ارتباط دارد. به عبارت دیگر  $s = 1/f$

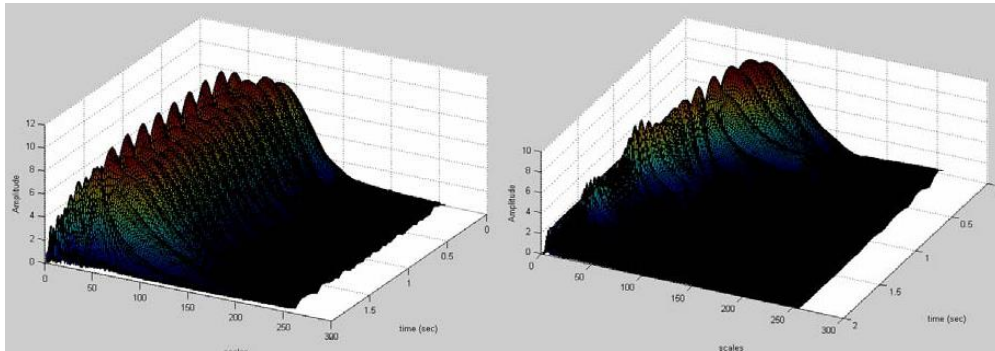
با مفهوم مقیاس جلوتر آشنا خواهیم شد. در رابطه (۱-۲)،  $\Psi$  تابع پنجره است که اصطلاحاً ویولت مادر نامیده می شود. واژه ویولت به معنای موج کوچک است که در برخی ترجمه ها، تعبیر موجک برای آن آورده شده است. دلیل استفاده از واژه کوچک، محدود بودن و کوتاه بودن تابع پنجره می باشد. علت استفاده از واژه موج نیز به دلیل ماهیت نوسانی این تابع است. واژه مادر نیز به این منظور به کار برده می شود که تمامی نسخه های انتقال یافته و مقیاس شده، همگی از روی یک تابع اولیه بدست می آیند که اصطلاحاً ویولت مادر نامیده می شود. به بیان علمی، ویولت مادر، یک تابع الگو (prototype) جهت تولید سایر پنجره هاست.

آنچنانکه پیش از این عنوان شد، در تبدیل ویولت به جای فرکانس، پارامتر مقیاس وجود دارد. همانگونه که از معنی این پارامتر بر می آید، نوعی مفهوم مقیاس درون آن نهفته است. درست به مانند مفهوم مقیاس در نقشه، در تبدیل ویولت نیز مقیاس های بزرگ، متناظر با یک دید کلی و فارغ از جزئیات به سیگنال است.

مقیاس کردن، به عنوان یک اپراتور ریاضی، سیگنال را منقبض یا منبسط می کند. بدین سان، در مقیاس های بالا که سیگنال منبسط می شود، جزئیات را خواهیم داشت و در مقیاس های پایین که سیگنال منقبض می شود، کلیات را خواهیم داشت. توجه داریم که متغیر مقیاس در تعریف تبدیل ویولت، در مخرج ظاهر شده است.

بنابراین به ازای مقادیر  $s > 1$  سیگنال منبسط شده و به ازای  $s < 1$  سیگنال فشرده می گردد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۱-۱۰-۲ شکل ۱۰-۱

### شکل ۱۰

شکل 10- نمایش 3 بعدی تبدیل ویولت پیوسته با استفاده از ویولت مادر 4db برای سیگنال نایستا (۱-۱۰) و ایستا (۲-۱۰).

می توان دید که از لحاظ رزولوشنی، نتایج جای لوب های زمان- فرکانس در نمایش تبدیل ویولت تغییر کرده است. دلیل این موضوع نیز به سادگی مشخص است. اگر محور افقی فرکانس می باشد، ابتدا مولفه های فرکانس پایین و سپس مولفه های فرکانس بالا ظاهر می شدند، حال آنکه در تبدیل ویولت، محور افقی مقیاس است. بنابراین ابتدا مولفه های مقیاس بالا (متناظر با فرکانس پائین) ظاهر شده اند و پس از آن مولفه های مقیاس پائین (متناظر با فرکانس بالا) پدیدار شده اند که بدین سان کاملا توجیه پذیر است.

از سوی دیگر، خاصیت آنالیز چند رزولوشنی تبدیل ویولت در شکل بالا به وضوح مشخص است، چرا که در مقیاس های پائین (فرکانس های بالا) رزولوشن مقیاسی بهتری داریم. به عبارت دیگر در مقیاس های پائین، نمودار باریک تر است که نشان دهنده این است که با دقت بسیار بهتری می توان مقدار دقیق مقیاس متناظر را بیان نمود که خود متناسب با رزولوشن فرکانسی ضعیف است. به طور مشابه، مقیاس های بالاتر دارای رزولوشن فرکانسی خوب می باشند چرا که در طول محور مقیاس، پهن تر هستند.

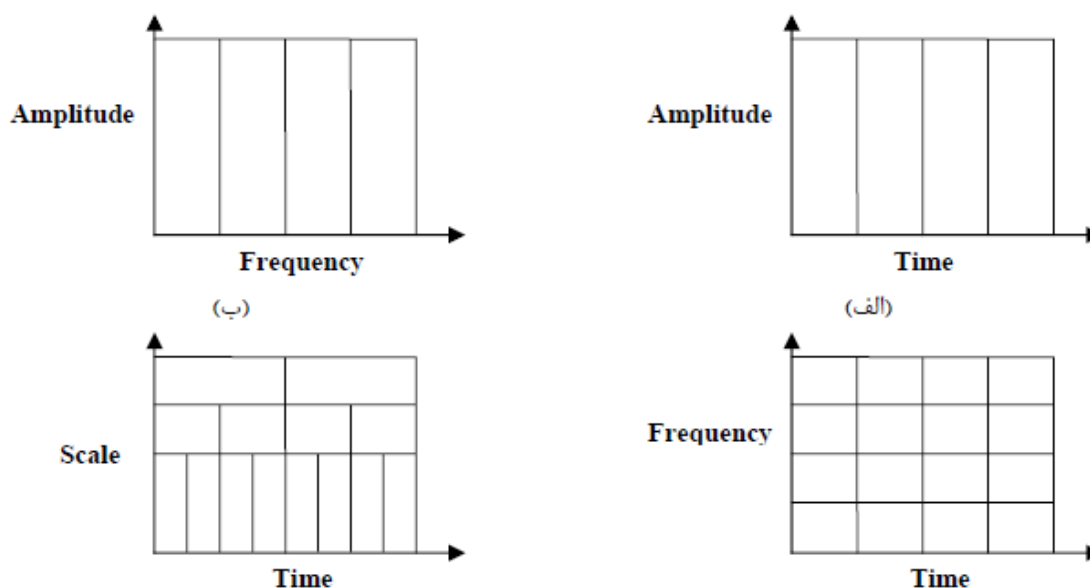
رزولوشن در صفحه زمان فرکانس:

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

در این بخش، نگاهی دقیق تر به خواص مرتبط با رزولوشن در تبدیل ویولت خواهیم انداخت. رزولوشن عامل اصلی روی آوردن از تبدیل فوریه زمان- کوتاه به تبدیل ویولت بود. شکل ۱۱ توصیف های مختلف رزولوشن در صفحات زمان، فرکانس و زمان- فرکانس را برای تبدیل های مختلف نشان می دهد. هر باکس مستطیلی متناظر با یک مقدار در صفحه مربوط می باشد. توجه داریم که در صفحات زمان- فرکانس، هر باکس یک مساحت غیر صفر دارد که مقدار دقیق یک نقطه در صفحه زمان- فرکانس قابل دانستن نیست. به عبارت دیگر، تمام نقاطی که در صفحه زمان- فرکانس در یک باکس قرار می گیرند، توسط یک مقدار تبدیل متناظر (ویولت یا فوریه زمان- کوتاه) توصیف می گردند.

شکل ۱۱ نشان می دهد که به واسطه ثابت بودن پنجره در تبدیل فوریه زمان- کوتاه، رزولوشن ایجاد شده در همه جای صفحه زمان- فرکانس ثابت است. حال آنکه در تبدیل ویولت، طول و عرض باکس های مستطیلی که در حقیقت الماس های رزولوشن می باشند، تغییر می کند اما همچنان مساحت آن ها ثابت می ماند. به بیان دیگر، هر باکس نشان دهنده یک بخش یکسان از صفحه زمان- فرکانس است که البته در جاهای مختلف، به زمان و فرکانس سهم متفاوتی اختصاص یافته است. دقت داریم که در مقیاس های بالا (فرکانس های پایین)، ارتفاع باکس ها کوتاه تر است که متناظر با رزولوشن فرکانسی بهتر است و عرض باکس ها بزرگ تر است که بیان کننده رزولوشن زمانی ضعیف می باشد. در نقطه مقابل، در مقیاس های پائین (فرکانس های بالا)، عرض باکس ها کاهش یافته تا رزولوشن زمانی بهبود یابد و در عوض ارتفاع آن ها افزایش می یابد تا در جایی که نیازی به رزولوشن خوب نداریم، رزولوشن بد تر شود. شایان ذکر است که مساحت باکس ها به نامساوی هایزنبیگ مربوط می شود و بستگی به نوع ویولت مادر به کاررفته دارد. می توان نشان داد که فارغ از این که ویولت مادر به کار رفته چه باشد، کران پائین مساحت باکس ها به عدد  $\pi/4$  محدود می شود. چرا که براساس اصل عدم قطعیت هایزنبیگ، نمی توان عرض باکس ها را تا جای ممکن کم کرد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آر م سایت و به همراه فونت های لازم



شکل ۱۱

### روابط ریاضی تبدیل ویولت:

در این بخش، ایده اصلی تبدیل ویولت در قالب روابط ریاضی پایه ای بیان می شود. یک پایه از فضای برداری  $V$  مجموعه ای از بردارهای مستقل خطی است به نحوی که بتوان هر بردار را بر حسب یک ترکیب خطی از این بردارهای پایه نوشت. در حالت کلی برای هر فضای برداری می توان بیش از یک پایه یافت، اما همگی آن ها دارای تعداد یکسانی بردار پایه خواهند بود که این تعداد را بعد آن فضای برداری می نامند. بدین سان، توصیف هر بردار دلخواه فضا چنین نشان داده می شود:

$$v = \sum_{k=1}^N \alpha_k b_k \quad (2-2)$$

که در آن  $\alpha_k$  ضرایب ترکیب خطی بوده و  $b_k$  بردارهای پایه فضا هستند و  $N$  بعد فضا می باشد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

این مفهوم که در فضای برداری بیان شد را می توان به سادگی به توابع تعمیم داد با این تغییر که بردارهای پایه جای خود را به توابع پایه  $(\phi_k)$  می دهند. بدین سان هر تابع دلخواه  $f(t)$  را می توان به صورت زیر، توصیف نمود:

$$f(t) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi_k(t) \quad (3-2)$$

توابع نمایی مختلط، توابع پایه برای محاسبه تبدیل فوریه یک سیگنال هستند. به علاوه، این توابع متعامد بوده و لذا این قابلیت را به تبدیل فوریه می دهند که بتوان سیگنال اولیه را از روی تبدیل یافته بازسازی نمود.

بفرض این که دو تابع در فضای دوبعدی باشند، ضرب داخلی آن ها صورت زیر نشان داده می شود:

$$\langle f(t), g(t) \rangle = \int f(t) g^*(t) dt \quad (4-2)$$

بر این اساس، رابطه تبدیل ویولت پیوسته را می توان به صورت ضرب داخلی سیگنال و یک تابع پایه به فرم زیر نوشت:

$$\begin{aligned} CWT_X^\psi(\tau, s) = \Psi_X^\psi(\tau, s) &= \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \\ &= \langle x(t), \psi_{\tau, s}(t) \rangle \end{aligned} \quad (5-2)$$

که در آن:

$$\psi_{\tau, s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (6-2)$$

با تعریف ارائه شده در رابطه (۵-۲) که به صورت ضرب داخلی بیان شده است، می توان این گونه برداشت کرد که تبدیل ویولت در حقیقت اندازه گیری شباهت بین سیگنال و توابع پایه (ویولت ها)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

است. منظور از شباهت در این بحث، شباهت سنجی بین محتوای فرکانسی است. به بیان دیگر، ضرایب تبدیل ویولت بیانگر میزان نزدیکی سیگنال به ویولت در مقیاس مورد نظر است. بدین ترتیب، اگر سیگنال مورد نظر یک مولفه برجسته در فرکانس متناظر با مقیاس مورد تحلیل داشته باشد، در این صورت ویولت مقیاس شده، شبیه سیگنال مورد نظر خواهد بود. بنابراین ضریبی از تبدیل ویولت پیوسته که در این مقیاس محاسبه می شود مقداری نسبتاً بزرگ خواهد داشت.

همانگونه که پیش از این بیان شد، در هر فضا بیش از یک مجموعه از توابع پایه وجود دارد که از بین آن ها، توابع پایه متعامد از اهمیت ویژه ای برخوردارند چرا که خواص بسیار خوب و تسهیل کننده ای به ویژه در یافتن ضرایب تبدیل خواهند داشت. بدین سان، با استفاده از خاصیت تعامد توابع پایه، ضرایب تبدیل در رابطه (۲-۳) به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$\alpha_k = \langle f(t), \phi_k(t) \rangle = \int f(t) \phi_k^*(t) dt \quad (7-2)$$

با داشتن این ضرایب، می توان تابع را به صورت زیر بازسازی نمود:

$$f(t) = \sum_{k=1}^N \alpha_k \phi_k(t) = \sum_{k=1}^N \langle f(t), \phi_k(t) \rangle \phi_k(t) \quad (8-2)$$

در کنار این خواص تسهیل کننده، ممکن است بسته به کاربرد، توابع پایه متعامد در دسترس نباشد. در این مواقع می توان از پایه های دو متعامد (biorthogonal) استفاده نمود.

واژه دو متعامد به دو پایه مختلف که عمود بر یکدیگر هستند اما هر کدام به تنهایی یک پایه متعامد تشکیل نمی دهند برمی گردد. در حالت کلی اگر پایه های دو متعامد نیز موجود نباشد، می توان از حالت کلی تری تحت عنوان فریم استفاده کرد. پیش از پایان این بخش، به معرفی دو ویولت مادر مشهور که دارای روابط ریاضی صریح می باشند، می پردازیم:

۱. ویولت کلاه مکزیکی (Mexican Hat) که مشتق دوم تابع گوسیاست:

$$\psi(t) = \frac{d^2}{dt^2} \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \left( e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \left( \frac{t^2}{\sigma^2} - 1 \right) \right)$$

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

(9-2)

۲. ویولت مورلت (Morlet) که شامل یک جمله گوسی و یک جمله مدولاسیون است:

$$\psi(t) = e^{j\omega t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (10-2)$$

### عکس تبدیل ویولت:

در این بخش، به طور خلاصه، رابطه معکوس تبدیل ویولت شرط لازم معکوس پذیر بودن این تبدیل را از دیدگاه روابط ریاضی بررسی می کنیم. گویا تبدیل ویولت معرفی شده در رابطه (۲-۱) معکوس پذیر است هر گاه:

$$\int \psi(t) dt = 0 \quad (11-2)$$

برای برقرار بودن این شرط باید ویولت مادر، تابعی نوسانی باشد. ارضا شدن این شرط در بسیاری توابع به سهولت امکان پذیر است، مستقل از اینکه توابع پایه متعامد باشند یا خیر. در این صورت، عکس تبدیل ویولت از رابطه زیر محاسبه می گردد:

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_s \int_\tau \Psi_x^\psi(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau ds \quad (12-2)$$

که در آن  $C$  یک مقدار ثابت است و به ویولت مورد استفاده بستگی دارد. برگشت پذیر بودن تبدیل و توانایی بازسازی کامل به این ثابت بستگی دارد. عموماً این ثابت را ثابت پذیرش می نامند. بر این اساس، شرط پذیرش به صورت زیر بیان می شود:

$$c_\psi = \left( 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\xi)|^2}{|\xi|} d\xi \right)^{\frac{1}{2}} < \infty$$



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

(13-2)

که رابطه بالا تبدیل فوریه تابع ویولت مادر است.

### گسسته سازی تبدیل ویولت پیوسته:

با توجه به نقش کامپیوترها در انجام محاسبات امروزی، بایستی در کنار مطرح کردن ایده های پردازشی، به نوعی آن ها را درخور محاسبه توسط کامپیوتر نیز درآورد. تبدیلاتی که تا اینجا بیان شده همگی پیوسته هستند و امکان کاربرد عملی در کامپیوتر را ندارند. لذا ضروری است که از نسخه گسسته شده آن ها استفاده کنیم. به مانند تبدیلات فوریه گسسته شده، در گسسته کردن تبدیل ویولت نیز ساده ترین روش، نمونه برداری از صفحه زمان\_ فرکانس در نقاط مختلف آن است. به طور مشابه، نمونه برداری یکنواخت، ساده ترین روش انجام این کار خواهد بود. البته در مورد تبدیل ویولت، با تغییر مقیاس می توان نرخ نمونه برداری را کاهش داد. بدین ترتیب در مقیاس های بالاتر (فرکانس های پائین تر) می توان نرخ نمونه برداری را با توجه به نرخ نایکوئیست کاهش داد.

رابطه دقیق بین این دو نرخ را می توان چنین بیان نمود:

$$N_2 = \frac{s_1}{s_2} N_1 = \frac{f_2}{f_1} N_1 \quad (14-2)$$

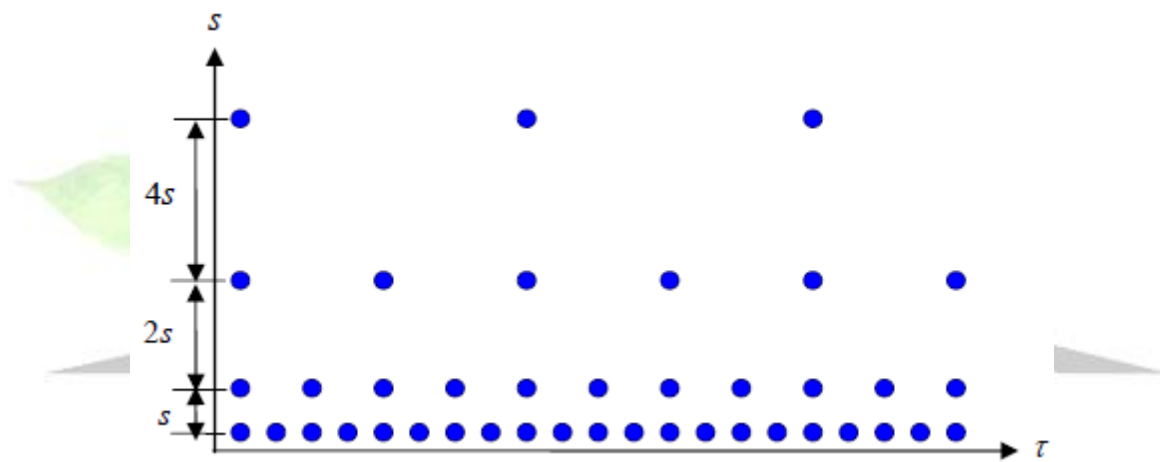
بنابراین می توان در فرکانس های پائین، نرخ نمونه برداری را کاهش داد تا بتوان در زمان محاسبات به میزان قابل توجهی صرفه جویی نمود. همچنین اگر بازسازی سیگنال از روی تبدیل آن مدنظر نباشد، می توان الزاماً نرخ نایکوئیست را رعایت نکرد. همانگونه که پیش از این بیان شد، تابع ویولت مادر که در شرط پذیرش (۲-۱۳) صدق کند، قادر به بازسازی سیگنال با استفاده از رابطه (2-12) خواهد بود. البته این خاصیت فقط در تبدیل ویولت پیوسته صادق است. اکنون این سوال پیش می آید که آیا نسخه گسسته شده نیز قادر به بازسازی سیگنال می باشد یا خیر. پاسخ این سوال مثبت است، به عبارت بهتر، نسخه گسسته شده تبدیل ویولت نیز تحت شرایطی قادر به بازسازی سیگنال خواهد بود.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

به منظور گسسته کردن تبدیل ویولت، ابتدا پارامتر مقیاس  $S$  بر حسب یک درجه بندی لگاریتمی، گسسته می شود.

پس از آن، متغیر زمان با توجه به پارامتر مقیاس گسسته می شود به نحوی که برای هر مقیاس، یک نرخ نمونه برداری جداگانه استفاده می شود. اصطلاحاً گفته می شود نمونه برداری بر روی یک درجه بندی دودویی انجام پذیرفته است. شکل (12) نحوه گسسته کردن تبدیل ویولت پیوسته را با استفاده از روش بالا نشان می دهد. گسسته سازی ویولت مادرچنین است:

$$\psi_{j,k}(t) = s_0^{-j/2} \psi(s_0^{-j}t - k\tau_0) \quad (15-2)$$



شکل ۱۲

با استفاده از نمایش بالا، نسخه گسسته شده تبدیل ویولت به صورت زیر بیان می گردد:

$$\Psi_x^{\psi_{j,k}} = \int x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (16-2)$$

به طور مشابه، برای بازسازی سیگنال از روی نسخه گسسته شده می توان نوشت:

$$x(t) = c_{\psi} \sum_j \sum_k \Psi_x^{\psi_{j,k}} \psi_{j,k}(t)$$

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

(17-2)

### تبدیل ویولت گسسته:

اگرچه نسخه گسسته شده تبدیل ویولت که در بخش قبل با آن آشنا شدیم، قابلیت محاسبه توسط سیستم های کامپیوتری را دارد اما در حقیقت یک تبدیل گسسته نیست. در حقیقت نسخه گسسته شده تبدیل ویولت، یک سری ویولت است که از تبدیل ویولت پیوسته نمونه گرفته است. لذا اطلاعات موجود در آن بسیار زائد و اضافی است که منجر به افزایش بی دلیل بار محاسباتی می شود. لذا از تبدیل ویولت گسسته استفاده می شود که از لحاظ پیاده سازی بسیار ساده تر و بهینه تر است.

اصول تبدیل ویولت گسسته به روشی تحت عنوان کدینگ زیرباند بر می گردد که در سال ۱۹۷۶ سنگ بنای آن گذارده شد. ایده اصلی این روش نیز مشابه تبدیل ویولت پیوسته است که در آن نوعی توصیف زمان-مقیاس از سیگنال با استفاده از فیلترهای دیجیتال ارائه می گردد. به خاطر داریم که تبدیل ویولت، حاصل شباهت سنجی (کورولیشن) بین محتوای فرکانسی (مقیاسی) سیگنال و تابع ویولت در مقیاس های مختلف است. برای محاسبه تبدیل ویولت پیوسته نیز پنجره مورد نظر منقبض/منبسط شده و شیفت می یابد و در هر موقعیت، از حاصل ضرب آن در سیگنال، انتگرال زمانی گرفته می شود. در حالت گسسته، فیلترهایی با فرکانس قطع های مختلف برای تحلیل سیگنال در مقیاس های متفاوت به کار برده می شود. با عبور سیگنال از فیلترهای بالاگذر و پائین گذر، فرکانس های مختلف آن تحلیل می شود. در حالت گسسته، رزلوشن سیگنال توسط عملکردهای فیلترها کنترل می شود.

روند پردازش با تبدیل ویولت گسسته چنین آغاز می شود؛ در ابتدا سیگنال از فیلتر دیجیتال پائین گذر نیم باند با پاسخ ضربه عبور می کند، و لذا خروجی فیلتر برابر است با کانولوشن ورودی و پاسخ ضربه فیلتر. در نتیجه این عمل فیلترینگ، تمام مولفه های فرکانسی که بیشتر از نصف بزرگترین فرکانس موجود در سیگنال باشند حذف می شوند. از آنجا که بیشترین فرکانس موجود در سیگنال خروجی فیلتر برابر است با  $\pi/2$  رادیان، نیمی از نمونه ها قابل حذف اند. لذا با حذف یکی در میان نمونه ها، طول سیگنال نصف خواهد شد بدون اینکه اطلاعاتی را از دست داده باشیم. روند مشابهی نیز با استفاده از یک فیلتر دیجیتال بالاگذر نیم باند با پاسخ ضربه انجام می پذیرد. در نتیجه در

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

خروجی اولین مرحله از اعمال تبدیل ویولت، دو نسخه، یکی بالاگذر و دیگری پائین گذر، با طول کاهش یافته (نصف شده) از سیگنال اولیه به فرم زیر به دست می آیند:

$$y_{high}[k] = \sum_n x[n].g[2k - n] \quad (18-2)$$

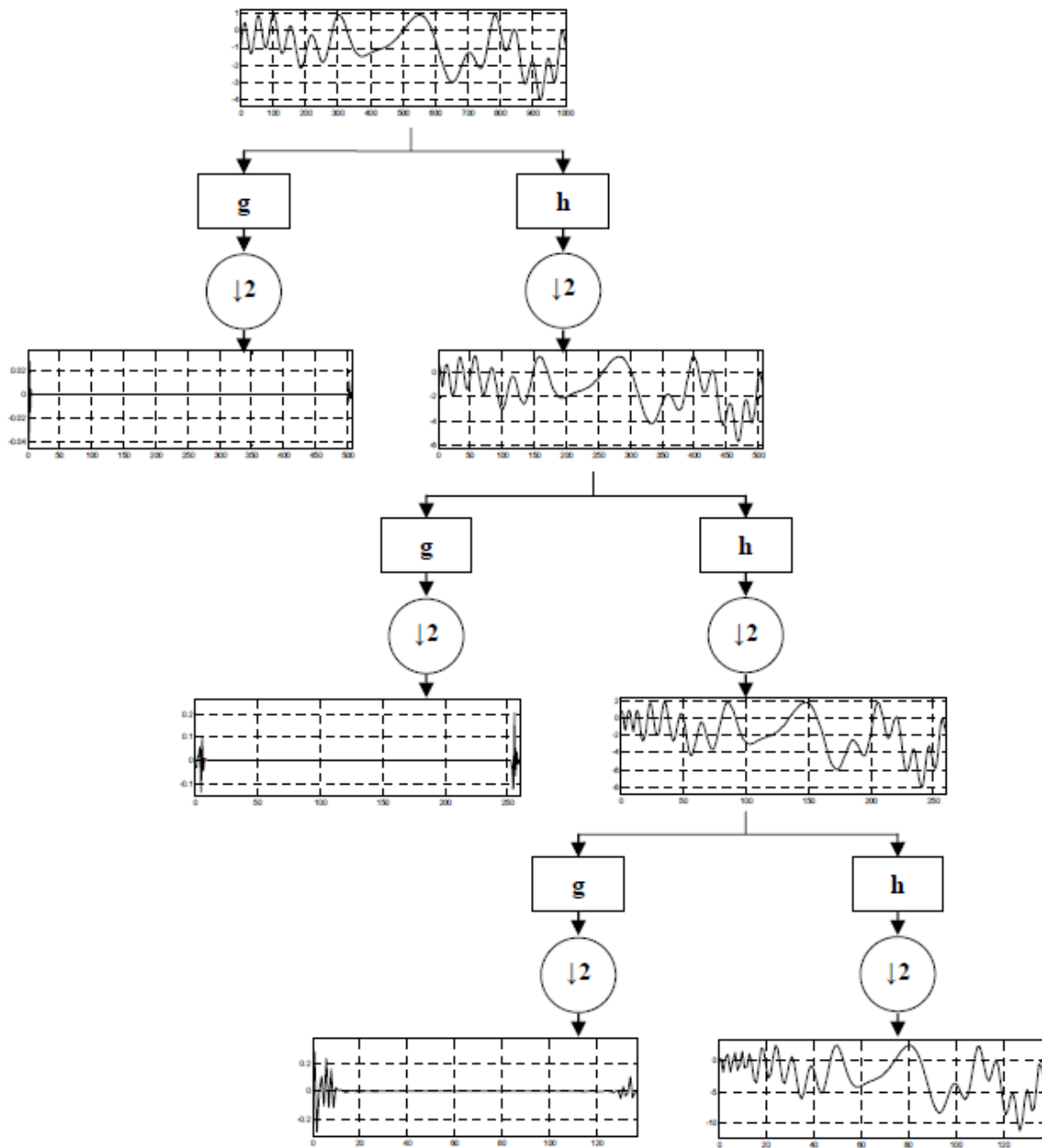
$$y_{low}[k] = \sum_n x[n].h[2k - n]$$

با این عمل، رزولوشن زمانی نصف شده و در مقابل رزولوشن فرکانسی دو برابر می شود. این روند را می توان مجدداً بر روی نسخه پایین گذر شده اعمال نمود و در هر مرحله، با کاهش رزولوشن زمانی به میزان نصف مرحله قبل، رزولوشن فرکانسی را دو برابر نمود. این ایده برای محاسبه تبدیل ویولت گسسته، به روش بانک فیلتر مشهور است که در شکل 13 برای یک سیگنال دلخواه و برای ۳ مرحله نشان داده شده است. می توان دید که ضرایب خروجی فیلتر پائین گذر، شکل اولیه سیگنال را دنبال می کنند، به همین دلیل به این ضرایب، تقریب (Approximation) گفته می شود.

همچنین ضرایب خروجی فیلتر بالاگذر، جزئیات فرکانس بالای سیگنال را دربردارند، به همین دلیل به این ضرایب، جزئیات (Detail) گفته می شود.

با افزایش تعداد مراحل تبدیل، میزان جزئیات نیز کاهش می یابد. باید دقت داشت که تعداد مراحل مورد نیاز برای تبدیل ویولت گسسته، به خصوصیات فرکانسی سیگنال مورد تحلیل بستگی دارد. نهایتاً تبدیلولیولت گسسته سیگنال از کنار یکدیگر قرار دادن خروجی های فیلترها، از مرحله اول اعمال فیلترینگ بدست می آید. بدین سان، تعداد ضرایب تبدیل ویولت با تعداد نمونه های سیگنال گسسته ورودی برابر خواهد بود.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آر سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۱۳

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

## فصل سوم

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural

Network)

WikiPower.ir

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

#### مقدمه:

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) الگویی برای پردازش اطلاعات می باشند که با تقلید از شبکه های عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده اند. عنصر کلیدی این الگو ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن می باشد و از تعداد زیادی عناصر (نرون) با ارتباطاتقوی داخلی که هماهنگ با هم برای حل مسائل مخصوص کار می کنند تشکیل شده اند . شبکه های عصبی مصنوعی با پردازش روی داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورایداده ها را به ساختار شبکه منتقل می کند که به این عمل یادگیری می گویند. اصولاً توانایی یادگیری مهمترین ویژگی یک سیستم هوشمند است. سیستمی که بتواند یاد بگیرد منعطف تر است و ساده تر برنامه ریزی می شود، بنابراین بهتر میتواند در مورد مسایل و معادلات جدید پاسخگو باشد. انسانها از زمانهای بسیار دور سعی بر آن داشتند که بیوفیزیولوژی مغز را دریابند چون همواره مسئله هوشمندی انسان و قابلیت یادگیری، تعمیم، خلاقیت، انعطاف پذیری و پردازش موازی در مغز برای بشر جالب بوده و بکارگیری این قابلیتها در ماشینها بسیار مطلوب می نمود. روشهای الگوریتمیک برای پیاده سازی این خصایص در ماشینها مناسب نمی باشند در نتیجه می بایست روشها مبتنی بر همانمدلهای بیولوژیکی باشد ANN درست مثل انسانها با استفاده از مثالها آموزش می بیند ؛ همانطور که یک کودک با دیدن انواع مختلف از یک حیوان قادر به تشخیص آن می باشد. [38,39,40,41,42,43,44]

#### تاریخچه:

تاریخچه پیدایش ANN را می توان به مراحل زیر تقسیم کرد:

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

۱- از قرن نوزدهم به طور همزمان اما جداگانه از سویینروفیزیولوژیستها سعی کردند سیستم یادگیری و تجزیه و تحلیل مغز را کشف کنند و از سوی دیگر ریاضیدانان تلاش کردند تا مدل ریاضی بسازند که قابلیت فراگیری و تجزیه و تحلیل عمومی مسائل را دارا باشد. اولین کوششها در شبیه سازی با استفاده از یک مدل منطقی توسط مک کلوک و والتر پیترز انجام شد که امروز بلوک اصلی سازنده ی اکثر شبکههای عصبی مصنوعی است. این مدل فرضیه هایی در مورد عملکرد نرونها ارائه می کند. عملکرد این مدل مبتنی بر جمع ورودیها و ایجاد خروجی است. چنانچه حاصل جمع ورودیها از مقدار آستانه بیشتر باشد اصطلاحاً نرون برانگیخته می شود. نتیجه این مدل اجزای توابع ساده منطقی مثل OR و AND بود.

۲- نه تنها نروفیزیولوژیستها بلکه روانشناسان و مهندسان نیز در پیشرفت شبیه سازی شبکه های عصبی تأثیر داشتند. در ۱۹۵۸ شبکه پرسپترون توسط روزنبلات معرفی گردید. این شبکه نظیر واحدهای مدل شده ی قبلی بود پرسپترون دارای سه لایه به همراه یک لایه وسط که به عنوان لایه پیوند شناخته شده می باشد است. این سیستم میتواند یاد بگیرد که به ورودی داده شده خروجی تصادفی متناظر را اعمال کند. سیستم دیگر مدل خطی تطبیقی نرون یا Adalaline (Adaptive linear element) نامی باشد که در ۱۹۶۰ توسط ویدرو و هاف (دانشگاه استنفورد) بوجود آمد که اولین شبکه های عصبی بکار گرفته شده در مسائل واقعی بوده اند Adalaline. یک دستگاه الکترونیکی بود که از اجزای ساده ای تشکیل شده بود روشی که برای آموزش استفاده میشد با پرسپترون فرق داشت.

۳- در ۱۹۶۹ مینسکی و پاپرت کتابی نوشتند که محدودیتهای سیستمهای تک لایه و چند لایه پرسپترون را تشریح کردند نتیجه این کتاب پیشداوری و قطع سرمایه گذاری برای تحقیقات در زمینه شبیه سازی شبکه های عصبی بود آنها با طرح اینکه طرح پرسپترون قادر به حل هیچ مساله جالبی نمی باشد تحقیقات در این زمینه را برای مدت چندین سال متوقف کردند.

۴- با وجود اینکه اشتیاق عمومی و سرمایه گذاری های موجود به حداقل خود رسیده بود برخی محققان تحقیقات خود را برای ساخت ماشینهایی که توانایی حل مسائلی از قبیل تشخیص الگو را



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

داشته باشند ادامه دهند. از جمله گراسبرگ که شبکه ای تحت عنوان Avalanch را برای تشخیص صحبت پیوسته کنترل دست ربات مطرح کرد همچنین او با همکاری کارپنتر شبکه های ( Adaptive resonance theory ) ART را بنا نهادند که با مدل های طبیعی تفاوت داشت. اندرسون و کوهونن نیز از اشخاصی بود که تکنیک هایی برای یادگیری ایجاد کردند. و ربا س در ۱۹۷۴ شیوه آموزش پس انتشار خطا یا Back Propagation را ایجاد کرد که یک شبکه پرسپترون چند لایه بود البته با قوانین نیرومندتر آموزشی-آماری در ۱۹۶۷ مقاله ای در زمینة تئوری ریاضی یادگیری در ارتباط با کلاسه بندی الگوهای تطبیقی ارائه داد در حالیکه فوکوشیما شیوه تفسیر کاراکترهای دستنوشته ها را با استفاده از ANN چند لایه و به صورت تدریجی ایجاد نمود.

۵- پیشرفتهایی که در ۱۹۷۰ تا ۱۹۸۰ بدست آمد برای جلب توجه به شبکه های عصبی بسیار مهم بود. برخی فاکتورها نیز در تشدید این مسئله دخالت داشتند از جمله کتابها و کنفرانسهای وسیعی که برای مردم در رشته های متنوع ارائه شد. امروز نیز تحولات زیادی در تکنولوژی ANN ایجاد شده است.



### انواع شبکه عصبی:

شبکه عصبی مجموعه ای از نرون های زیستی به هم متصل است. در استفاده های جدیدتر این عبارت به شبکه عصبی مصنوعی که از نرون هایی مصنوعی ساخته شده است هم اشاره دارد. بنابراین عبارت 'شبکه عصبی' در حالت کلی به دو مفهوم مختلف اشاره دارد:

شبکه عصبی زیستی

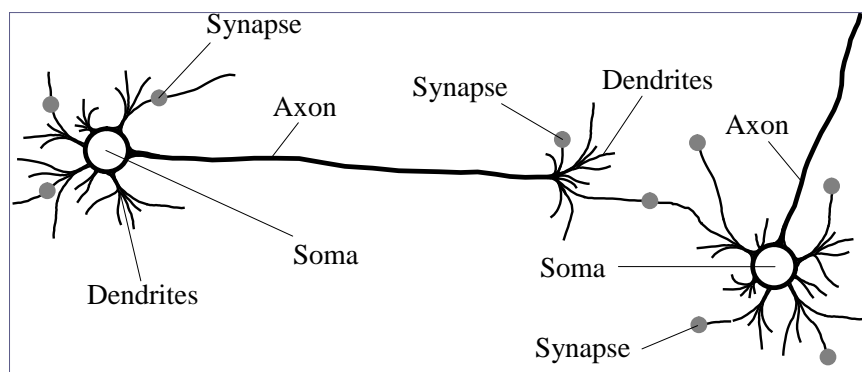
شبکه عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی زیستی

شبکه های عصبی زیستی مجموعه ای بسیار عظیم از پردازشگرهای موازی به نام نرون اند که به صورت فیزیکی به هم متصل یا از لحاظ عملکردی به هم وابسته و به صورت هماهنگ برای حل مسئله عمل می کنند. هر نرون اطلاعات خود را توسط دندریت هاب دست می آورد. همچنین هر نرون

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

توسط سیناپس ها از طریق الکترومغناطیسی با تعداد بسیار زیادی از دیگر نرون ها مرتبط می باشد و تعداد کل نرون ها و اتصالات بین آن ها بسیار زیاد است بطوریکه هر نرون تقریباً با  $11^4$  نرون دیگر در ارتباط است.



شکل ۱۴

در این شبکه ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول ها می توانند نبود آنرا جبران کرده و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه ها قادر به یادگیری اند. مثلاً با اعمال سوزش به سلول های عصبی لامسه، سلول ها یاد می گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سامانه می آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سامانه ها به صورت تطبیقی صورت می گیرد، یعنی با استفاده از مثال ها وزن سیناپس ها به گونه ای تغییر می کند که در صورت دادن ورودی های تازه سامانه پاسخ درستی تولید کند.

### ایده شبکه های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network – ANN):

شبکه های عصبی مصنوعی سیستم ها و روش های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش بینی پاسخ های خروجی از سامانه های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه ها الهام گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی، برای پردازش داده ها، و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش قرار دارد. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

پردازشی فوق العاده به هم پیوسته با نام نرون تشکیل شده که برای حل یک مسأله بطور هماهنگ با هم عمل می کند.

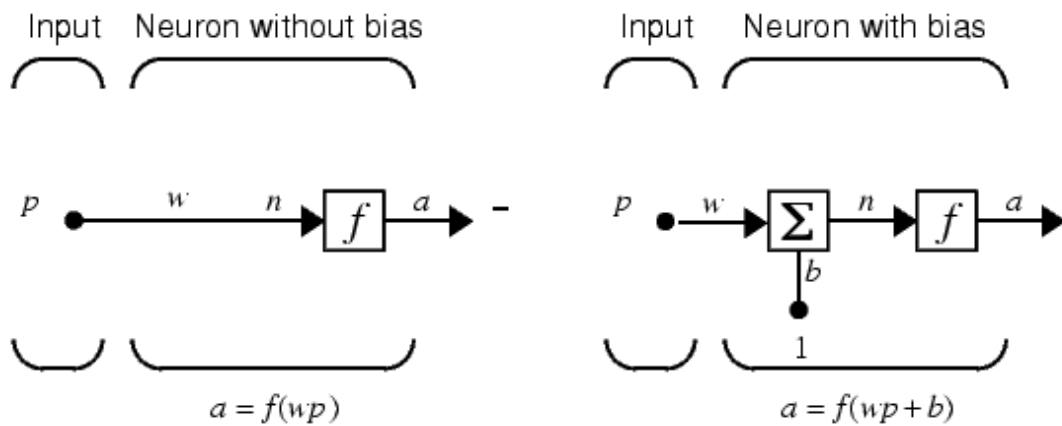
به کمک کامپیوتر و دانش برنامه نویسی با کنار گذاشتن برخی از خواص حیاتی نرون ها و ارتباطات درونی آنها می توان ساختار داده ای بعنوان یک مدل ابتدایی از نرون شبیه سازی کرد، که به این ساختار داده گره گفته می شود. بعد با ایجاد شبکه ای بین این گره ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می دهند. در این حافظه یا شبکه عصبی گره ها دارای دو حالت فعال (روشن یا ۱) و غیرفعال (خاموش یا ۰) اند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره ها) دارای یک وزن می باشد. یال های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیر فعال بعدی و یال های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار (در صورتی که فعال بوده باشد) می کنند.

### نرون مصنوعی:

یک نرون مصنوعی سامانه ای است با تعدادی ورودی و تنها یک خروجی، در واقع نرون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه های عصبی را تشکیل می دهد. نرون دارای دو حالت می باشد، حالت آموزش و حالت عملکرد. در حالت آموزش نرون یاد می گیرد که در مقابل الگوهای ورودی خاص برانگیخته شود و یا در اصطلاح آتش کند. در حالت عملکرد وقتی یک الگوی ورودی شناسایی شده وارد شود، خروجی متناظر با آن ارائه می شود. اگر ورودی جزء ورودی های از پیش شناسایی شده نباشد، قوانین آتش برای برانگیختگی یا عدم آن تصمیم گیری می کند.

شکل ۱۵ ساختار یک نرون تک ورودی (مدل یک نرون) را نشان می دهد:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۱۵

اسکالرهای  $a, p$  به ترتیب ورودی و خروجی می باشند. میزان تاثیر  $p$  روی  $a$  توسط مقدار اسکالر  $w$  تعیین می شود. ورودی دیگر مقدار ثابت ۱ است که در جمله با یاس  $b$  ضرب می شود. که این حاصل جمع ورودی خالص  $n$  برای تابع محرک  $f$  خواهد بود. بدین ترتیب خروجی نرون با رابطه زیر تعریف می شود:

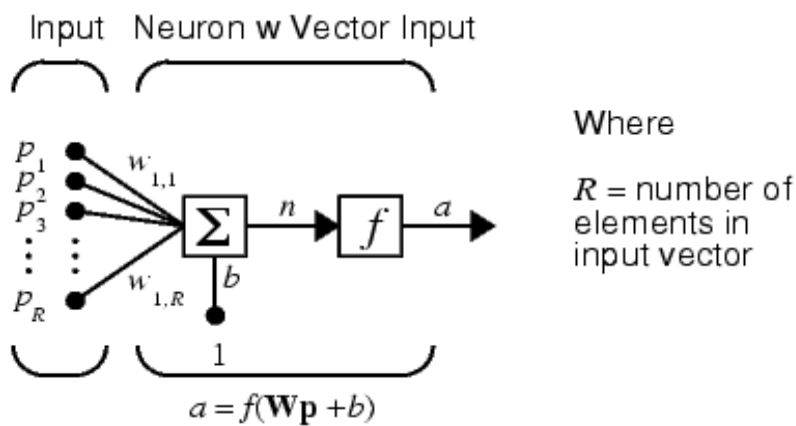
$$a = f(wp + b)$$

(1-3)

باید توجه داشت پارامترهای  $w$  و  $b$  قابل تنظیم هستند و تابع محرک  $f$  نیز توسط طراح انتخاب می شود.

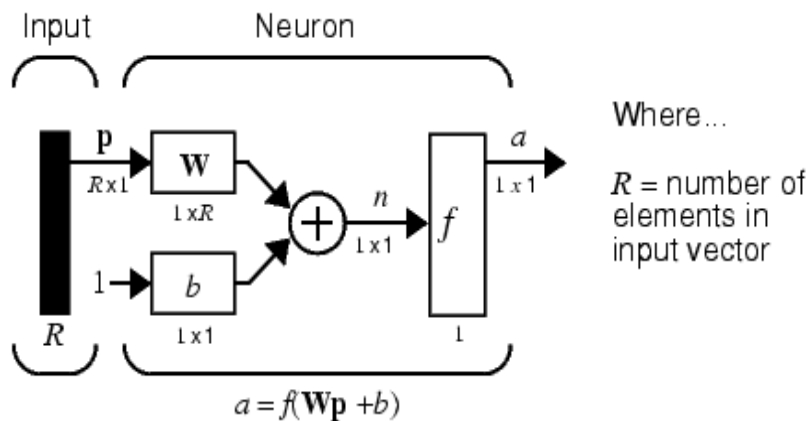
پارامترهای  $w$  و  $b$  با توجه به تابع  $f$  و نوع الگوریتم یادگیری تنظیم می شوند. نرون معمولا بیش از یک ورودی دارد. شکل های ۱۶ و ۱۷ مدل خلاصه شده نرون چند ورودی را نشان می دهد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آر م سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۱۶

شکل ۱۶ مدل چند ورودی را نشان می دهد.



شکل ۱۷

شکل ۱۷ مدل چند ورودی به فرم ماتریسی را نشان می دهد.

باید توجه داشت که معمولاً نرونی با ورودیهای زیاد به تنهایی برای حل مسائل فنی مهندسی کفایت نمی کند مثلاً برای مدلسازی نگاشتهایی که دارای دو خروجی هستند احتیاج به دو نرون داریم که بطور موازی عمل می کند.

### ساختار شبکه های عصبی

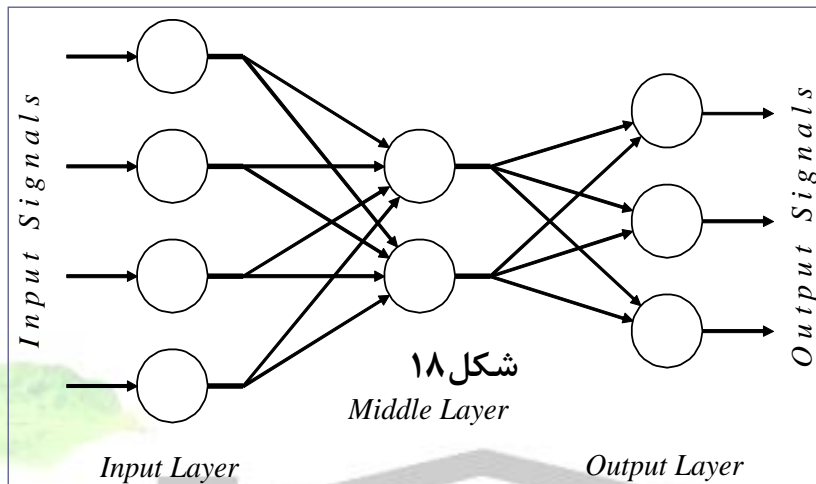
شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه ها و وزن ها می باشد. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است. در حالت کلی در شبکه های عصبی سه نوع لایه نرونی وجود دارد:

۱- لایه ورودی: دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

۲- لایه های پنهان (میانی): عملکرد این لایه ها به وسیله ورودی ها و وزن ارتباط بین آنها و لایه های پنهان تعیین می شود. وزن های بینواحد های ورودی و پنهان تعیین می کند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود.

۳- لایه خروجی: عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباط بین واحد پنهان و خروجی می باشد.

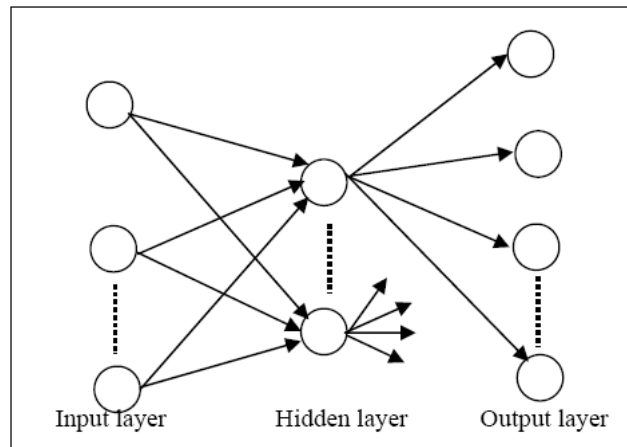


انواع اتصالات یا پیوندهای وزنی:

در شبکه های عصبی دو نوع اتصال یا پیوند وزنی وجود دارد:

۱- پیشرو (feed forward): بیشترین پیوندها از این نوع است که در آن سیگنال ها تنها در یک جهت حرکت می کنند. از ورودی به خروجی هیچ بازخوردی (حلقه) وجود ندارد و خروجی هر لایه بر همان لایه ولایه های قبل از آن تاثیری ندارد.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

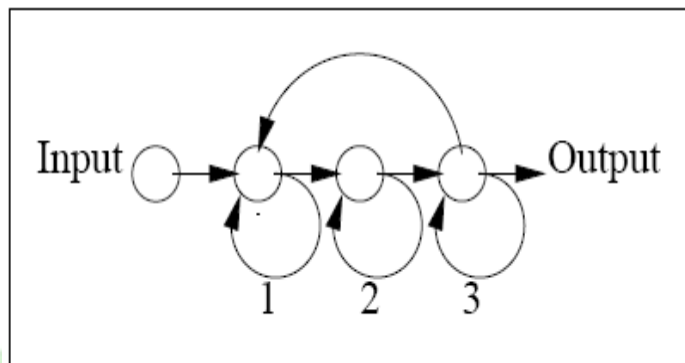
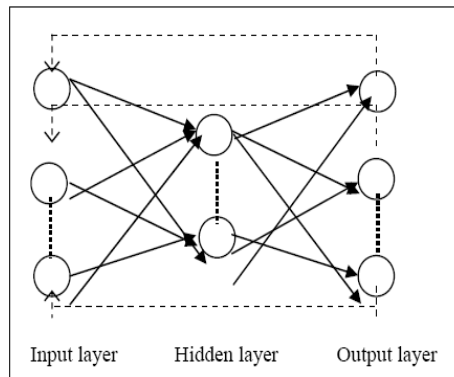


شکل ۱۹

۲- پسر و (recurrent): داده‌ها از گره‌های لایه بالا به گره‌های لایه پایین بازخورانده می‌شوند و یا خروجی هر گره‌های لایه به عنوان ورودی همان لایه استفاده می‌شوند.



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۲۰





برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

## تقسیم بندی شبکه های عصبی

بر مبنای روش آموزش به سه دسته تقسیم می شوند:

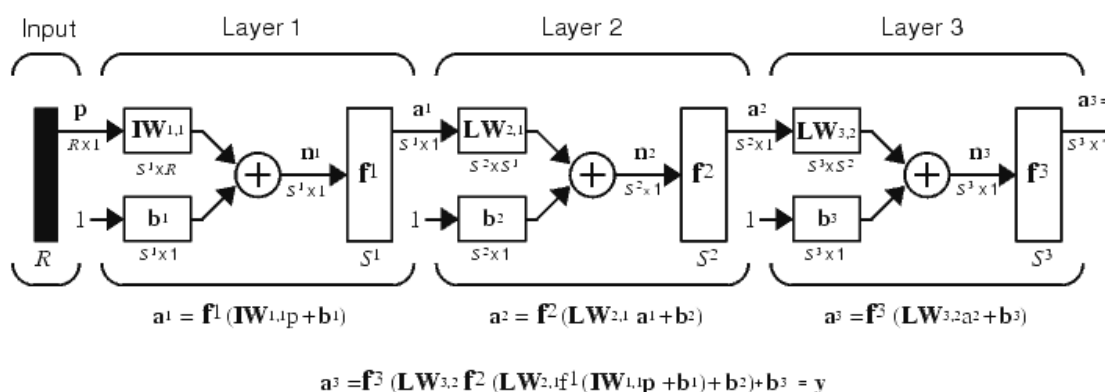
۱- آموزش بدون سرپرست: وزن ها فقط بر اساس ورودی ها اصلاح می شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا وزن ها اصلاح شود. وزن ها فقط بر اساس اطلاعات الگوهای ورودی به هنگام می شوند. هدف استخراج مشخصه های الگوهای ورودی بر اساس راهبرد خوشه یابی و یا دسته بندی و تشخیص شباهت ها (تشکیل گروه هایی با الگوی مشابه) می باشد، بدون اینکه خروجی یا کلاس های متناظر با الگوهای ورودی از قبل مشخص باشد. این یاد گیری معمولاً بر پایه شیوه برترین هم خوانی انجام می گیرد. شبکه بدون سرپرست وزن های خود را بر پایه خروجی حاصل شده از ورودی تغییر می دهد تا در برخورد بعدی پاسخ مناسبی را برای این ورودی داشته باشد. در نتیجه شبکه یاد می گیرد چگونه به ورودی پاسخ بدهد. اصولاً هدف این است که با تکنیک نرون غالب، نرونی که بیشترین تحریک آغازین را دارد برگزیده شود. بنابر این در شبکه های بدون سرپرست یافتن نرون غالب یکی از مهمترین کارها است.

۲- آموزش با سرپرست: به ازای هر دسته از الگوهای ورودی خروجی های متناظر نیز به شبکه نشان داده می شود و تغییر وزن ها تا موقعی صورت می گیرد که اختلاف خروجی شبکه به ازای الگوهای آموزشی از خروجی های مطلوب در حد خطای قابل قبولی باشد. در این روش ها یا از خروجی ها به وزن ها ارتباط وجود دارد یا خلا به صورت پس انتشار از لایه خروجی به ورودی توزیع شده است و وزن ها اصلاح می شوند. هدف طرح شبکه ای است که ابتدا با استفاده از داده های آموزشی موجود، آموزش ببیند و سپس با ارائه بردار ورودی به شبکه که ممکن است شبکه آن را قبلاً فراگرفته یا نگرفته باشد کلاس آن را تشخیص دهد. چنین شبکه ای به طور گسترده برای کارهای تشخیص الگو به کار گرفته می شود.

۳- آموزش تقویتی: کیفیت عملکرد سامانه به صورت گام به گام نسبت به زمان بهبود می یابد. الگوهای آموزشی وجود ندارد اما با استفاده از سیگنالی به نام نقاد بیانی از خوب و یا بد بودن رفتار سامانه بدست می آید (حالتی بین یادگیری با سرپرست و بدون سرپرست).

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

انواع مختلفی از شبکه های تک لایه و چند لایه وجود دارد. در شبکه های چند لایه هر دو لایه از شبکه به وسیله وزن ها با هم ارتباط می یابند. در شکل ۲۱ یک شبکه پیشرو سه لایه را مشاهده می کنید:



شکل 21

هر لایه ماتریس وزن  $W$  و بردار بایاس  $b$ ، بردار ورودی خالص  $n$  و بردار خروجی مختص خود را دارد.

### شبکه های عصبی در مقایسه با کامپیوترهای سنتی

یک شبکه عصبی به طور کلی با یک کامپیوتر معمولی در موارد زیر تفاوت دارد:

۱. شبکه های عصبی دستورات را به صورت سری اجرا نمی کنند در نتیجه نیاز به حافظه برای نگهداری داده ها و دستورالعمل ها ندارند.
۲. به مجموعه ای از ورودی ها به صورت موازی پاسخ می دهند.
۳. بیشتر با تبدیلات و نگاشت ها سروکار دارند تا الگوریتم ها و روش ها.
۴. شامل ابزار محاسباتی پیچیده نبوده، از تعداد زیادی ابزار ساده که اغلب کمی بیشتر از یک جمع وزن دار را انجام می دهند تشکیل شده اند.

شبکه های عصبی شیوه ای متفاوت برای حل مسئله دارند. کامپیوترهای سنتی از شیوه الگوریتمی برای حل مسئله استفاده می کنند که برای حل مسئله مجموعه ای از دستورالعمل های بدون ابهام دنبال می شود. این دستورات به زبان سطح بالا و سپس به زبان ماشین که سامانه قادر به تشخیص

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

آن می باشد تبدیل می شوند. اگر مراحتی که کامپیوتر برای حل مسئله باید طی کند از قبل شناخته شده نباشند و الگوریتم مشخصی وجود نداشته باشد، سامانه توانایی حل مسئله را ندارد. کامپیوترها می توانند خیلی سودمندتر باشند اگر بتوانند کارهایی را که ما هیچ پیش زمینه ای از آنها نداریم انجام دهند. شبکه های عصبی و کامپیوترها نه تنها رقیب هم نیستند بلکه مکمل یکدیگرند. کارهایی وجود دارند که بهتر است از روش الگوریتمی حل شوند و همین طور کارهایی وجود دارند که جز از طریق شبکه عصبی مصنوعی قابل حل نمی باشند و البته تعداد زیادی نیز برای بدست آوردن بازده حداکثر، از ترکیبی از روش های فوق استفاده می کنند. به طور معمول یک کامپیوتر سنتی برای نظارت بر شبکه عصبی استفاده می شود.

### دلایل استفاده از شبکه های عصبی:

شبکه های عصبی با توانایی قابل توجه خود در استنتاج نتایج از داده های پیچیده می توانند در حل مسایل مختلفی که شناسایی آنها برای انسانو کامپیوتر بسیار دشوار است مورد استفاده قرار گیرند.

### مزایای شبکه های عصبی

۱- **یادگیری تطبیقی:** توانایی یادگیری اینکه چگونه وظایف خود را بر اساس اطلاعات داده شده به آن و یا تجارب اولیه انجام دهد در واقع اصلاح شبکه را گویند.

۲- **خود سازماندهی:** یک شبکه عصبی مصنوعی به صورت خودکار سازماندهی و ارائه داده هایی که در طول آموزش دریافت کرده را انجام دهد. نرون ها با قاعده یادگیری سازگار شده و پاسخ به ورودی تغییر می یابد.

۳- **عملگرهای بی درنگ:** محاسبات در شبکه عصبی مصنوعی می تواند به صورت موازی و به وسیله سخت افزارهای مخصوصی که طراحی و ساخت آن برای دریافت نتایج بهینه از قابلیت های شبکه عصبی مصنوعی است انجام شود.

۴- **تحمل خطا:** با ایجاد خرابی در شبکه مقداری از کارایی کاهش می یابد ولی برخی امکانات آن با وجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می شود.

۵- **دسته بندی:** شبکه های عصبی قادر به دسته بندی ورودی ها بر ای دریافت خروجی مناسب می باشند.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

۶- تعمیم دهی: این خاصیت شبکه را قادر می سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست آورده، نتایج این آموخته ها را به موارد مشاهده از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی که در صورت نبود آن سامانه باید بی نهایت واقعیت ها و روابط را به خاطر بسپارد.

۷- پایداری و انعطاف پذیری: یک شبکه عصبی هم به حد کافی پایدار است تا اطلاعات فراگرفته خود را حفظ کند و هم قابلیت انعطاف و تطبیق را دارد و بدون از دست دادن اطلاعات قبلی می تواند موارد جدید را بپذیرد.

### معایب شبکه های عصبی

با وجود برتری هایی که شبکه های عصبی نسبت به سامانه های مرسوم دارند، معایبی نیز دارند که پژوهشگران این رشته تلاش دارند که آنها را به حداقل برسانند، از جمله :

- ۱- قواعد یا دستورات مشخصی برای طراحی شبکه جهت یک کاربرد اختیاری وجود ندارد.
- ۲- در مورد مسائل مدل سازی، صرفاً نمی توان با استفاده از شبکه عصبی به فیزیک مساله پی برد. به عبارت دیگر مرتبط ساختن پارامترها یا ساختار شبکه به پارامترهای فرآیند معمولاً غیر ممکن است.
- ۳- دقت نتایج بستگی زیادی به اندازه مجموعه آموزش دارد.
- ۴- آموزش شبکه ممکن است مشکل و یا حتی غیر ممکن باشد.
- ۵- پیش بینی عملکرد آینده شبکه (عمومیت یافتن) آن به سادگی امکان پذیر نیست.

### کاربردهای شبکه های عصبی:

گستره کاربرد این مدل های ریاضی بر گرفته از عملکرد سیستم های عصبی زیستی، بسیار وسیع می باشد به طور خلاصه می توان جمع بندی زیر را از کاربردهای شبکه های عصبی ارائه نمود:

#### ۱- طبقه بندی، شناسایی و تشخیص الگو

انواع و اقسام شبکه های عصبی استاتیکی و دینامیکی برای طبقه بندی، خوشه بندی، شناسایی و تشخیص الگوها مورد استفاده قرار گرفته است. بعنوان نمونه:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

- تشخیص درجه غلظت مواد شیمیایی خاص در روغن ترانسفورماتورهای قدرت
- کلاسه بندی انواع سلولها ، میکروبهها ، نمونه ها
- بازبینی امضا از چکها
- شناسایی حروف و کاراکترها
- شناسایی سبک نگارش نویسندگان از یکدیگر

## ۲- پردازش سیگنال

- در این زمینه می توان به کاربرد شبکه های عصبی در فیلترهای تطبیقی، پردازش صحبت و تصویر ، بینایی ماشین، کدینگ و فشرده سازی تصویر اشاره نمود که از هر دو نوع شبکه های عصبی استاتیک و دینامیک به کرات استفاده شده است. بعنوان نمونه:
- فشرده سازی صوت و تصویر و داده
  - سنتز متن به صحبت
  - ترجمه درحین مکالمات
  - سیستم پردازش پرداخت مشتریان
  - اکتشاف نفت و گاز

## ۳- پیش بینی سریهای زمانی

- از شبکه های عصبی برای پیش بینی سریهای زمانی بویژه جایی که شرایطی از قبیل ایستایی یا شرایط دیگری که راه را برای بکارگیری تکنیکهای کلاسیک فراهم می سازد، برقرار نیست و سریهای زمانی پیچیده می باشند بسیار استفاده شده است. بعنوان نمونه:
- پیش بینی بار در سیستم های قدرت
  - پیشبینی قیمت ارز
  - پیش بینی شاخصهای اقتصادی
  - پیش بینی واکنشهای دارویی
  - پیش بینی وضعیت آب و هوا

## ۴- مدلسازی و کنترل

در سیستم های تطبیقی مخصوصاً در زمانی که پروسه تحت بررسی بسیار پیچیده می باشد شبکه های عصبی راه حلهای مناسبی ارائه می دهند. در اینجا عموماً اول شناسایی و سپس طراحی کنترل

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

- کننده آنگونه که پاسخ سیستم رفتار خاصی را دنبال کند صورت می پذیرد. هر دو سیستم شناسایی کننده و کنترل کننده، مبتنی بر شبکه های عصبی می باشند. بعنوان نمونه:
  - مدل کردن و کنترل سیستم های شیمیایی و دینامیکی
  - کنترل فرآیند ساخت
  - مدل کردن غیرخطی
  - کنترل مسیر در دستگاههای خودکار، روبات و ...
  - کنترل هواپیما بدون خلبان
- ۵- سیستم های خبره و فازی**

برای مسائل مالی و مدیریتی، سیستم های خبره زیاد مورد استفاده قرار گرفته اند. از شبکه های عصبی جهت تنظیم بهتر و رفتار مناسب تر سیستم های خبره استفاده شده است. همچنین در سیستم های فازی که خود مؤلفه بزرگ و مهمی از هوش محاسباتی می باشند و به تنهایی کاربردهای بسیار زیادی در دنیای علوم فنی و مهندسی دارند از شبکه های عصبی جهت تنظیم توابع عضویت و قوانین فازی در پایگاه دانش استفاده گردیده است. بعنوان نمونه:

- ردیابی انحراف هواپیما
  - شبیه سازی مسیر
  - سیستم راهنمای اتوماتیک اتومبیل
  - سیستمهای بازرسی کیفیت
- ۶- بهینه سازی مسائل مالی، بیمه، امنیتی، بازار بورس و وسایل سرگرم کننده**
- به عنوان نمونه:
- مدیریت وجوه بیمه
  - کاهش هزینه بیمارستان
  - بهبود کیفیت بیمارستان
  - مدیریت سهام
  - مشاوره در امور تخصیص اعتبارات وام
  - ارزیابی سیاستهای مختلف امور بیمه ای
  - سیستم های مشاوره انبارداری کالاهای تجاری

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

- ایجاد انیمیشن برای وسایل سرگرم کننده

۷- ساخت وسایل صنعتی، پزشکی و امور حمل و نقل

به عنوان نمونه:

- کنترل پروسه های ساخت و پیاده سازی دستگاهها

- ماشین پیش بینی خطا و عیب یاب

- آنالیز کیفیت جوش کاری

- آنالیز کیفیت تراشه های کامپیوتری

- آنالیز سلولهای سرطانی

- آنالیز سیگنالهای ECG و EEG

- بهینه سازی زمان جراحی و عمل پیوند

- طراحی اعضای مصنوعی

### یادگیری در شبکه های عصبی

در قسمت اول دیدیم که هر نرون ضربه های الکتریکی را به بسیاری از نرونهای دیگر ارسال کرده و ایمپالسهایی را هم از نرونهای دیگر دریافت می دارد. در فصول دوم و سوم ملاحظه شد که همین ایده ساده که اساس همه فعالیت های سیستم عصبی است، پایه ای را برای بیشتر مدل های شبکه عصبی مصنوعی با کاربردهای زیاد در حال مسائل فنی - مهندسی فراهم می آورد. پس تاکنون دریافتیم که نرونها چگونه عمل می کنند (هر چند بطور ساده و ابتدایی) و چگونه می توان آنها را با هم در نظر گرفت و ساختاری از شبکه های نرونی ساخت. اما این سوال مطرح است که چگونه این ساختارهای نسبتا ساده در ترکیب با هم قابلیت های بسیار بالایی به مغز می دهند و کارهای پیچیده ای مثل گویش را که از روی تجربه می آموزیم، میسر می سازند.

نخستین تلاش در پاسخگویی به این سوال مهم در سال ۱۹۴۳ توسط وارن مک کلوت و والتر پیتز انجام گرفت، زمانی که یکی از اولین نرونهای مصنوعی (مدل ریاضی نرون) را مطرح نمودند. کار آنها با ارزش می باشد، نه بدین خاطر که آنها از نخستین افرادی بودند که مغز را به عنوان یک سیستم دینامیکی محاسباتی مورد بررسی قرار دادند، بلکه ویژگی اصلی کار آنها در ارائه مدل

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

پیشنهادی برای نرون بود. این ویژگی آن است که نخست جمع وزنی ورودیهای نرون با یک مقدار آستانه مقایسه شده و سپس براساس این مقایسه خروجی نرون تعیین می شود. اگر جمله حاصله بزرگتر یا مساوی این مقایسه خروجی نرون تعیین می شود. اگر جمله حاصله بزرگتر یا مساوی با مقدار آستانه شد خروجی نرون برابر ۱ می شود، در غیر این صورت مقدار خروجی برابر ۰ است. آنها در شرف نشان دادن این مهم بودند که در اصل می توان با استفاده از شبکه ای از نرونها (عناصر بسیار ساده محاسباتی)، هر تابع منطقی و جبری را شبیه سازی نمود. اما اشکال در این بود که پارامترهای شبکه را باید تعیین می نمودند، جایی که برخلاف سیستمهای عصبی بیولوژیکی هیچ قانون یادگیری برای تنظیم پارامترهای شبکه موجود نبود.

تمامی تواناییهای حیرت انگیز شبکه های عصبی بیولوژیکی انسان، بطور مادرزادی ساخته نشده اند. آن بخش از تواناییهای انسان از قبیل شناسایی، محاسبه، تفکرات تجریدی، مهارتهای فردی و هنری در طول زمان در انسان تکوین می یابند و از بدو تولد در انسان نهاده نشده اند. یک روش یادگیری در طول زمان، شبکه عصبی را طوری تنظیم می کند که براساس اطلاعات جدید و مشاهده عملکرد فعلی، رفتار خود را بهبود بخشد، مثلا چهره جدیدی را در ذهن بسپارد بدون این که چهره های قبلی را از یاد ببرد.

در دهه چهل و بخصوص دهه پنجاه از قرن بیستم محققان تلاش می کردند که ساختار شبکه های عصبی را با قانون یادگیری کامل کنند. قانون یادگیری یعنی این که پارامترهای شبکه براساس ارائه الگوها تنظیم شود. سرانجام در سال ۱۹۵۸ فرانک روزنبلات استاد روانشناسی دانشگاه کرنل آمریکا از طریق آنالیز ریاضی و شبیه سازی کامپیوتری، نشان داد که نوعی از شبکه های عصبی موسوم به پرسپترون را می توان برای حل مسئله طبقه بندی الگوها آموزش داد. نرونها در این شبکه نرونیایی بودند که مک کلوت و پیتز ارائه داده بودند.

کار مهم روزنبلات در معرفی این شبکه نبود، بلکه ابداع قانون یادگیری برای شبکه پرسپترون بود. او قانون یادگیری ساده و اتوماتیکی را مطرح نمود که قادر بود از هر شرط اولیه که شبکه انتخاب می کرد به جواب مسئله (در صورت وجود) همگرا شود. در اواسط دهه شصت روزنبلات علاقمند به توصیف بیولوژیکی پروسه فراگیری (تاثیر متقابل نرون شناسی و محاسبات مصنوعی نرونی) شد. بطوری که در سال ۱۹۶۳ او تلاش می کرد تا توضیح دهد چگونه رشته ای از تجربه های حسی پس از دوره ای از زندگی می توانند به یاد آورده شوند. متاسفانه شبکه پرسپترون روزنبلات از حل



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

بسیاری از مسائل و طبقه بندی الگوهایی که در فضای ورودی بطور خطی از هم جداناپذیرند ناتوان بود.

در دهه هشتاد قرن بیستم این محدودیتها توسط الگوریتم یادگیری جدیدی موسوم به پس انتشار خطا، برای شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه مرتفع شد. این الگوریتم و تواناییهایش در فصل ۸ بطور کامل مورد بررسی قرار می گیرد. نظر به این که فهم عملکرد شبکه عصبی پرسپترون پایه اساسی برای درک شبکه های عصبی پیچیده تر را فراهم می آورد، در این فصل پس از ارائه ایده کلی یادگیری، شبه پرسپترون تک لایه و قانون یادگیری آن بطور کامل تشریح می شوند.

### فرایند یادگیری

«هیچ چیز بدون دلیل اتفاق نمی افتد»

«مار گزیده از ریسمان سیاه و سفید می ترسد»

«از علل مشابه انتظار عواقب مشابه را داریم»

ضرب المثلهای فوق به بهترین نحو روش یادگیری را معرفی می کنند. سیستمهای یادگیر سیستمهایی هستند که صرفا با مشاهده عملکردشان، می توانند رفتارشان را جهت دستیابی به هدف و مقصدی خاص بهبود بخشند. اگر مقاصد و اهداف بطور کامل تعریف شده باشند آنگاه دیگر به فرایند یادگیری احتیاجی نیست. زمانی به پروسه یادگیری نیاز است که اطلاعات کامل در مورد اهداف موجود نباشد، جایی که می دانیم به علت عدم قطعیت در شرایط محیطی، سیستمی که دارای خواص و پارامترهای ثابت باشد نمی تواند بطور کامل عمل کند.

رفتار سیستمهای یادگیر توسط الگوریتمهای بازگشتی بیان می شود. به همین خاطر به این الگوریتمها قوانین یادگیری می گویند و عموما توسط معادلات تفاضلی (دیفرانسلی) بیان می شوند. این الگوریتمها روی اطلاعات موجود آن گونه پردازش می کنند که شاخص اجرایی مشخص شده ای که عموما تقریبی است از هدف خاص که مقصود پروسه یادگیری می باشد بهینه گردد و این کار تنها راه جبران نمودن نقصان اطلاعات اولیه می باشد.

به پروسه یادگیری نیاز است چون اطلاعات (ارتباط ورودی و خروجی) کاملا مشخص نیستند. می دانیم که تجربه ها در مسیر زمان حاصل می شوند و به عبارت دیگر هیچ کس آینده خود را تجربه

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

نکرده است. میزان یادگیری ما به درجه کامل بودن اطلاعات قبلی ما بستگی دارد. در حالت کلی دو نوع یادگیری موجود است: یادگیری با ناظر و یادگیری بدون ناظر.

در یادگیری با ناظر فرض بر این است که در هر مرحله تکرار الگوریتم یادگیری، جواب مطلوب سیستم یادگیرنده از قبل آماده است، و به عبارتی الگوریتم یادگیری به جواب واقعی و مطلوب دسترسی دارد. مثلاً فرض کنید که سیستم یادگیر می خواهد نگاشت  $y = x^2$  را بیاموزد. اگر به سیستم مقدار 0.5 را بدهیم جواب مطلوب 0.25 را به دست می دهد. بطور کل جوابی را که سیستم یادگیر با وضعیت فعلی پارامترهایش می دهد به عنوان جواب واقعی در نظر می گیریم. در این جا الگوریتم یادگیرنده که پارامترهای سیستم یادگیرنده را تنظیم می کند، هم به جواب مطلوب 0.25 و هم به جواب واقعی دسترسی دارد. به عبارتی به خطای یادگیری که همان خطای بین مقدار مطلوب و مقدار واقعی می باشد دسترسی خواهد داشت.

به عنوان مثالی دیگر یک سیستم طبقه بندی الگوهای ورودی را در نظر بگیرید. اگر بخواهیم یادگیری این سیستم به صورت با ناظر باشد، باید تعلق هر الگو به طبقه ها مشخص شود. در یادگیری بدون ناظر جواب مطلوب برای سیستم یادگیرنده موجود نیست. به عبارتی به خطای یادگیری جهت رفتار سیستم یادگیرنده دسترسی نداریم. مثلاً برای گروه بندی الگوها و شناسایی آنها در یادگیری بدون ناظر، صرفاً باید یادگیری براساس ارائه الگوها (بدون مشخص نمودن برچسب تعلق) صورت پذیرد. یادگیری بدون ناظر را خود یادگیری هم می گویند.

در نگاه اول به نظر می رسد که یادگیری بدون ناظر بی فایده و غیر ممکن باشد، با طرح این سوال که «چگونه می توانیم یک سیستم یادگیرنده را آموزش دهیم اگر ندانیم که این سیستم چه کاری قرار است انجام دهد؟» مثلاً در مسئله گروه بندی، هر گروه باید با یک ویژگی مشخص شود. به نظر نمی آید که یک سیستم یادگیر به تنهایی بتواند مشخصه هایی را که موجب گروه بندی می شوند بیابد و ویژگیهای دیگر را نادیده انگارد. به عبارتی دیگر سیستم آموزش پذیر نمی تواند حدس بزند که کدام گروه و یا طبقه، مورد نظر فردی است که مسئله الگوبندی را ارزیابی می کند. خواهیم دید که بیشتر این الگوریتمهای بدون ناظر عمل خوشه بندی را انجام می دهند. آنها می آموزند که الگوهای ورودی را به تعداد متناهی از گروه ها تقسیم بندی کنند. باید توجه داشته باشیم که در این حالت فرد طراح یا معلم است که هدف و مقصد نهایی، یعنی چیزی را که باید به آن رسید مشخص می کند. و به عبارتی یادگیری بدون معلم مفهوم نادرستی است که عموماً به جای یادگیری

## برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

بدون ناظر مورد استفاده قرار می گیرد. خلاصه در فرایند یادگیری سه مورد زیر باید به ترتیب انجام شوند:

- ۱- سیستم یادگیرنده توسط محیط تحریک شود.
- ۲- قانون یادگیری با رجوع به نتیجه تحریک، پارامترهای سیستم یادگیری را تغییر دهد.
- ۳- سیستم یادگیرنده به خاطر تغییراتی که در ساختار داخلی آن اتفاق افتاده است، پاسخ مناسبتری به محیط بدهد.

۳-۴- شبکه های عصبی به عنوان سیستمهای دینامیکی آموزش پذیر بین تمام خواص مهمی که از شبکه های عصبی نام بردیم، خاصیت یادگیری شبکه های عصبی از اهمیت ویژه ای برخوردار است که در این بخش به آن می پردازیم. شبکه های عصبی به عنوان سیستمهای یادگیری دارای این توانایی هستند که از گذشته، تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در حین هر یادگیری بهبود بخشند. بهبود در یادگیری در طول زمان باید براساس معیاری سنجیده شود.

همان گونه که در بخش قبل در مورد پروسه یادگیری گفتیم، معیار بهبود، همان هدف سیستم یادگیر را مدل می کند. در این جا قانون یادگیری توسط روابط بازگشتی، عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می شود. به این روابط بازگشتی قوانین یادگیری می گویند. قانون یادگیری در این جا روندی است که توسط آن ماتریس وزنها و بردارهای بایاس شبکه عصبی تنظیم می شوند. هدف قانون یادگیری آموزش شبکه عصبی جهت انجام کار مشخصی است و به عبارتی دیگر شبکه های عصبی در خلال آموزش پس از هر تکرار الگوریتم یادگیری، از محیط، شرایط و هدف کار خود بیشتر مطلع می گردند. نوع یادگیری هم توسط روندی که طبق آن پارامترهای شبکه تنظیم می گردند مشخص می شود. در ادامه در مورد الگوریتمهای مختلف یادگیری بطور کامل بحث خواهد شد.

### معادله یادگیری در حالت کلی

دیدیم که یک نرون با یک بردار  $w = [w_1, w_2, \dots, w_R, b]^T$  و بردار ورودی  $p = [p_1, \dots, p_R, 1]^T$  متناظر است. هر نرون توانایی دارد که بردار وزن خود را براساس بردار ورودی و یک سینگال دیگر موسوم

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

به سیگنال معلم ( در حالت کلی ) یا سیگنال خطا (در یادگیری با ناظر) تغییر و بهبود دهد . در یادگیری بدون ناظر سیگنال معلم تغییر برداری حالت خود نرون است.

در حالت ، کلی محیط یا منبع اطلاعاتی نرون را می توانیم به صورت زیر مشخص کنیم :

$$\{(p, t, \text{prob}(p, t))\}$$

برای یادگیری با ناظر :

برای یادگیری بدون ناظر :

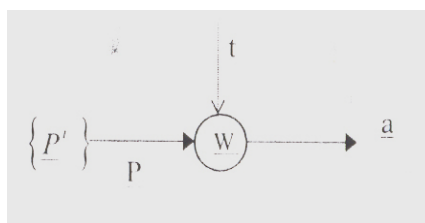
که در آن  $p$  بردار ورودی ،  $t$  جواب مطلوب ،  $\text{prob}$  تابع توزیع احتمال و  $S$  بردار حالت نرون است . بطور هندسی می توانیم شکل ساده زیر (شکل ۲۲) را داشته باشیم .

قانون کلی یادگیری را برای یک نرون می توان به صورت زیر نوشت :

$$w = -\alpha w(t) + \eta.1.p(t) \quad \text{حالت پیوسته :}$$

$$w(k+1) = (1-\alpha)w(k) + \eta.1.p(k) \quad \text{حالت گسسته :}$$

که در این فرمول بردار وزن  $w$  ، متناسب با حاصل ضرب بردار ورودی  $p$  در سیگنال یادگیری  $1$  تغییر می کند و همزمان بطور خیلی کند کاهش می یابد .  $\pi.\alpha$  نیز مقادیر ثابت مثبت کوچکتر از  $1$  هستند . در حالت کلی سیگنال یادگیری تابعی از  $t, w, p$  (برای حالت یادگیری با ناظر) است . انواع قوانین یادگیری که ساختار کلی آنها گفته شد از قبیل همینگ ، رقابتی ، پس انتشار خطا و غیره در ادامه بطور کامل بحث خواهند شد . خواهیم دید که قانون یادگیری پرسپترون همان قانون فوق برای حالت گسسته است ، جایی که  $\alpha = 0$  و سیگنال یادگیری برابر با سیگنال خطا  $1 = t - a$  است .



شکل ۲۲

شکل ۲۲ مدل یادگیری نرون را نشان می دهد.

یادگیری شبکه

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

در این جا برای یادگیری یک نرون ، محیط نرون ثابت در نظر گرفته شده است . اما زمانی که یک شبکه عصبی رفتار خود را به شکل اشتراکی ، نه بطور مستقل ان گونه که برای یک تک نرون دیدیم تغییر و بهبود می بخشد ، هر نرون بردار وزنه‌های متناظر خود را مطابق با قانون یادگیری خاص خودش تغییر می دهد . محیط منبع اطلاعاتی هر نرون در این حالت دیگر ثابت نیست ، بلکه با تغییر وزنه‌های نرونهای دیگر تغییر می کند ، چون محیط منبع اطلاعاتی یک نرون قائم به ذات نیست ، بلکه وابسته به رفتار نرونهای دیگر در شبکه است . بنابراین معادلات زیر را می توانیم برای نرونهای یک شبکه بنویسیم :

$$w_{ij} = -\alpha w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad \text{حالت پیوسته :}$$

$$w_{ij}(k+1) = (1-\alpha)w_{ij}(k) + \Delta w_{ij}(k) \quad \text{حالت گسسته :}$$

که در آن  $w_{ij}$  وزن ترم اصلاحی می باشد . سیناپسی است که  $i$  مین عنصر بردار ورودی را به نرون  $j$  متصل می کند و  $\Delta w_{ij}$  ترم اصلاحی می باشد .

## انواع یادگیری

بخش قبل در مورد انواع یادگیری برای سیستمهای یادگیرنده صحبت شد . در این بخش انواع یادگیری را برای شبکه های عصبی ( یک سیستم یادگیرنده با ساختار توزیعی ) بطور مشخص تر برمی شماریم .

### ۱- یادگیری با ناظر

در یادگیری با ناظر ، به قانون یادگیری مجموعه ای از زوجهای داده ها به نام «داده های یادگیری»  $\{(p^i, t^i) | i=1, \dots, L\}$  می دهند ، که در آن  $p^i$  ورودی به شبکه و  $t^i$  خروجی مطلوب شبکه  $a^i$  با  $t^i$  مقایسه شده و سپس خطای یادگیری محاسبه و از آن جهت تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می شود ، به گونه ای که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی  $p^i$  اعمال شود خروجی شبکه به  $t^i$  نزدیکتر گردد . میزان نزدیکی عموماً توسط ترم دوم اختلاف بردارها سنجیده می شود .

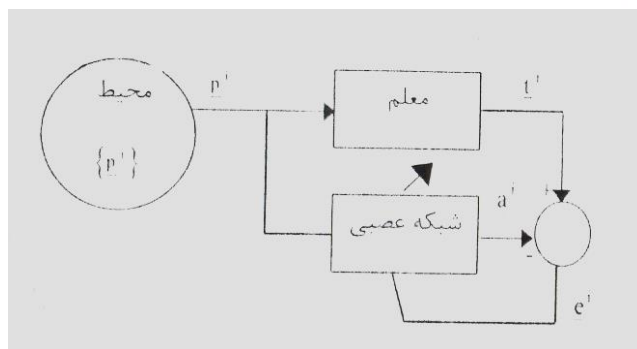
شکل (23) یادگیری با ناظر را بخوبی به تصویر می کشد . همان گونه که در بخش قبل گفتیم معلم سیستمی است که بر محیط وقوف دارد (مثلاً می داند که برای ورودی  $p^i$  خرجی مطلوب  $t^i$  است ) . توجه داریم که محیط برای شبکه عصبی مجهول است . در لحظه  $k$  بردار ورودی  $p^i(k)$  با تابع

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

توزیع احتمال معینی که برای شبکه عصبی نامعلوم است، انتخاب و بطور همزمان به شبکه عصبی و معلم اعمال می شود. جواب مطلوب  $t^i(k)$  نیز توسط معلم به شبکه عصبی داده می شود. در حقیقت پاسخ مطلوب پاسخ بهینه ای است که شبکه عصبی برای ورودی مفروض باید به آن برسد. پارامترهای شبکه عصبی توسط دو سیگنال ورودی و خطا تنظیم می شوند. به این صورت که پس از چند تکرار الگوریتم یادگیری- که عموماً توسط معادله تفاضلی بیان می شود به پارامترهایی در فضای پارامترهای شبکه همگرا می شوند، که برای آنها خطای یادگیری بسیار کوچک است و عملاً شبکه عصبی معادل معلم می شود. به عبارتی دیگر اطلاعات مربوط به محیط (نگاشت بین  $p^i, t^i$ ) که برای معلم روشن است به شبکه عصبی منتقل می شود. پس از این مرحله عملاً می توان به جای معلم از شبکه عصبی استفاده کرد تا یادگیری تکمیل شود.

سوال ۴-۱: شکل (23) یک سیستم فیدبک را نشان می دهد. تفاوت این سیستم با سیستمهای تطبیقی چیست؟

جواب: در سیستمهای تطبیقی، محیط یا سیستمی که پارامترهایش مجهولند در حلقه سیستم فیدبک قرار دارد، در حالی که این جا محیط (مجهول) در حلقه قرار ندارد. معیار عملکرد سیستم یادگیر را عموماً تابعی از خطا با فرم متداول میانگین مربعات خطا در نظر می گیرند. مثالهایی از این نوع قانون یادگیری با ناظر، موسوم به الگوریتم LMS و الگوریتم پس انتشار خطا هستند که به ترتیب در فصلهای هفتم و هشتم مورد بررسی قرار خواهند گرفت.



شکل ۲۳

شکل ۲۳ یادگیری با ناظرانشان می دهد.

۲- یادگیری تشدید (تقویتی)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

یک اشکال یادگیری با ناظر این است که شبکه عصبی ممکن است بدون معلم نتواند مواضع جدیدی را که توسط مجموعه داده های جدید تجربی پوشانده نشده است یاد بگیرد .  
یادگیری از نوع تشدید این محدودیت را برطرف می کند . این نوع یادگیری بطور on – line صورت می گیرد . در حالی که یادگیری با ناظر را به دو صورت off – line و on – line می توان انجام داد . در حالت off – line می توان از یک سیستم محاسب با در اختیار داشتن داده های یادگیری استفاده نمود و طراحی شبکه عصبی را به انجام رساند . پس از مرحله یادگیری و طراحی ، شبکه عصبی به عنوان یک سیستم استاتیکی عمل می کند . لکن در یادگیری on – line شبکه عصبی همراه با خود سیستم یادگیر در حال انجام کار است و از این رو مثل یک سیستم دینامیکی عمل می کند .

یادگیری از نوع تشدید یک یادگیری on – line از یک نگاهت ورودی – خروجی است . این کار از طریق یک پروسه سعی و خطا به صورتی انجام می پذیرد که یک شاخص اجرایی موسوم به سیگنال تشدید ماکزیمم شود و بنابراین الگوریتم نوعی از یادگیری با ناظر است که در آن به جای فراهم نمودن جواب واقعی ، به شبکه عددی که نشانگر میزان عملکرد شبکه است ارائه می شود . این بدین معنی است که اگر شبکه عصبی پارامترهایش را به گونه ای تغییر داد که منجر به یک حالت مساعد شد ، آنگاه تمایل سیستم یادگیر جهت تولید آن عمل خاص تقویت یا تشدید می شود . در غیر این صورت تمایل شبکه عصبی جهت تولید آن عمل خاص تضعیف می شود . یادگیری تقویتی مثل یادگیری با ناظر نیست و این الگوریتم بیشتر برای سیستمهای کنترلی کاربرد دارد . (برای مطالعه بیشتر جلد دوم کتاب شبکه های عصبی دکتر منهاج ، در مورد الگوریتم تقویتی و کاربرد توصیه می شود.)

### ۳- یادگیری بدون ناظر

در یادگیری بدون ناظر یا یادگیری خود سازمانده ، پارامترهای شبکه عصبی تنها توسط پاسخ سیستم اصلاح و تنظیم می شوند . به عبارتی تنها اطلاعات دریافتی از محیط به شبکه را بردارهای ورودی تشکیل می دهد. در مقایسه با شکل بالا بردار جواب مطلوب به شبکه اعمال نمی شود.

الگوریتم پس انتشار خطا (Back-Propagation):

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

در ابتدا با معرفی یک شبکه عصبی چند لایه شروع می کنیم. برای سادگی یک شبکه ۳ لایه پرسپترون را در نظر میگیریم که ساختار آن در شکل ۲۱ آمده است. توجه کنید که خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی است. هر لایه دارای تعداد نرونهای متفاوتی نسبت به لایه های دیگر است. برای نشان دادن تعداد نرونها در هر لایه شبکه عصبی، از خلاصه نویسی بصورت زیر استفاده می کنیم:  $R - S^1 - S^2 - S^3$  که در آن تعداد ورودیها و به دنبال آن تعداد نرونها در هر لایه آمده است. بالانویس حروف S شماره لایه را نشان می دهد. رابطه ای که ارتباط بین لایه ها را بیان می کند بصورت زیر است.

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1}a^m + b^{m+1}) \quad \text{for } m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2-3)$$

که M تعداد لایه های شبکه عصبی است. نرونهای لایه اول ورودیهای خارجی را دریافت می کنند.

$$a^0 = p \quad (3-3)$$

که رابطه فوق نقطه شروع محاسبات است. خروجی نرونهای لایه آخر بعنوان خروجی اصلی شبکه عصبی هستند.

$$a = a^M \quad (4-3)$$

تابع شاخص

الگوریتم پس انتشار خطا برای شبکه های چند لایه یک حالت عمومی از الگوریتم LMS است و هر دو الگوریتم دارای یک تابع شاخص هستند: میانگین مربعات خطا. این دو الگوریتم از جفتهای زیر برای آموزش استفاده می کنند

$$[p_1, t_1], [p_2, t_2], [p_3, t_3], \dots, [p_q, t_q] \quad (5-3)$$

که در آن  $p_q$  یک ورودی شبکه عصبی است و  $t_q$  خروجی هدف متناظر با آن است. هر ورودی که به شبکه عصبی اعمال می شود خروجی شبکه عصبی با هدف متناظرش مقایسه می شود. الگوریتم باید پارامترهای شبکه عصبی را به منظور حداقل کردن میانگین مربعات خطا تنظیم کند

$$F(x) = E[e^2] = E[(t - a)^2] \quad (6-3)$$

که در آن x برداری شامل ضرایب وزن W و بایاس b می باشد. اگر شبکه چندین خروجی داشته باشد این رابطه به صورت کلی زیر تبدیل می شود. مشابه الگوریتم LMS ها میانگین مربعات خطارا بصورت زیر تقریب می زنیم.



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$F(x) = E[e^T e] = E[(t-a)^T (t-a)] \quad (7-3)$$

که مربع خطای مورد انتظار با مربع خطا در  $k$  امین تکرار جایگزین شده است. الگوریتم تندترین شیب برای تقریب میانگین مربعات خطا بصورت زیر است:

$$W_{i,j}^m(k+1) = W_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial W_{i,j}^m} \quad (8-3)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial b_i^m} \quad (9-3)$$

که در آن  $\alpha$  نرخ یادگیری است. درکل، این روش گسترش یافته روش LMS است که در ادامه به محاسبه مشتقات جزئی می پردازیم.

قاعده زنجیره ای

برای محاسبه عبارت دوم در سمت راست روابط (8-3) و (9-3) با استفاده از قاعده زنجیره ای داریم:

$$\frac{\partial F}{\partial W_{i,j}^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i} \times \frac{\partial n_i}{\partial W_{i,j}^m} \quad (10-3)$$

$$\frac{\partial F}{\partial b_i^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i} \times \frac{\partial n_i}{\partial b_i^m} \quad (11-3)$$

قسمت دوم هر دو معادله به سادگی قابل محاسبه است. از آنجائیکه ورودی شبکه در لایه  $m$ -ام یک تابع از وزنها و بایاسها بصورت زیر است:

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{S^{m+1}} W_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_j^m \quad (12-3)$$

بنابراین

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial W_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1 \quad (13-3)$$

حال اگر ما فرض کنیم که

$$S_i^m = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} \quad (14-3)$$

(که به آن حساسیت  $F$  به تغییرات  $i$  امین عنصر در  $m$  امین لایه شبکه گوییم) روابطه بصورت زیر ساده می شوند :

$$\frac{\partial F}{\partial W_{i,j}^m} = S_i^m a_j^{m-1} \quad (15-3)$$

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

$$\frac{\partial F}{\partial b_i^m} = S_i^m \quad (16-3)$$

حال می توان الگوریتم تندترین شیب را بصورت زیر نوشت:

$$W_{i,j}^m(k+1) = W_{i,j}^m(k) - \alpha S_i^m a_j^{m-1} \quad (17-3)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha S_i^m \quad (18-3)$$

در نهایت حساسیت در لایه m ام را بصورت زیر بدست می آوریم:

$$S^m = \frac{\partial F}{\partial n^m} = \begin{bmatrix} \frac{\partial F}{\partial n_1^m} \\ \frac{\partial F}{\partial n_2^m} \\ \vdots \\ \frac{\partial F}{\partial n_{S^m}^m} \end{bmatrix} \quad (19-3)$$

توجه کنید که همانطور که از اسم شبکه بر می آید حساسیت ها از لایه آخر به سمت لایه اول بر می گردند.

$$S^M \rightarrow S^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow S^2 \rightarrow S^1 \quad (20-3)$$

و برای محاسبه حساسیت در لایه (m) از رابطه زیر استفاده می کنیم:

$$S^m = F^m (n^m (W^{m+1})^T S^{m+1}) \quad (21-3)$$

و حساسیت در لایه آخر (M) به صورت زیر به دست می آید:

$$S^M = -F^M (n^M (t-a)) \quad (22-3)$$

خلاصه:

خلاصه الگوریتم فوق بصورت زیر است. در مرحله اول ورودیها از طریق شبکه به جلو منتشر می شوند

$$a^0 = p \quad (23-3)$$

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} a^m + b^{m+1}) \quad \text{for } m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (24-3)$$

$$a = a^M \quad (25-3)$$

و در مرحله بعد حساسیتها به سمت عقب از طریق شبکه باز می گردند.

$$S^M = -F^M (n^M (t-a)) \quad (26-3)$$

$$S^m = F^m (n^m (W^{m+1})^T S^{m+1}) \quad \text{for } m = M-1, \dots, 2, 1 \quad (27-3)$$

و سرانجام وزنها و بایاس ها با استفاده از قانون تندترین شیب بصورت زیر به روز می گردند.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$W^m(k+1) = W^m(k) - \alpha \delta^m (a^{m-1})^T \quad (28-3)$$

$$b^m(k+1) = b^m(k) - \alpha \delta^m \quad (29-3)$$

### الگوریتم LM در شبکه های عصبی

در این بخش ابتدا روشهای بهینه سازی شرح داده می شود. این روشها برای مینیمم کردن خطای خروجی شبکه های عصبی استفاده می شود. این روشها به سه دسته کلی، تندترین شیب (Steepest Descent)، روش نیوتن (Newton's method) و روش گرادیان مختلف (Conjugate Gradient) تقسیم می شوند از این سه دسته دو روش تندترین شیب و نیوتن شرح داده خواهند شد. در ادامه روش Levenberg-marquarot توضیح داده می شود. این روش اصلاح شده روش نیوتن است. سپس در نهایت دو روش LM اصلاح شده آورده شده است.

### الگوریتمهای بهینه سازی:

مهمترین کار در شبکه های عصبی مصنوعی مینیمم کردن خطای خروجی است. همانطور که قبلاً بیان شد، خطا - به طور ساده - اختلاف مقادیر واقعی خروجی از مقادیر مطلوب شبکه است. اما همانطور که در بخش اول دیدیم خطا با توابع مختلفی تعریف می گردد. به تعریف تابع خطا «شاخص عملکرد» (Perfomanco Index) می گویند. الگوریتمهای بهینه سازی باید این شاخص را به بهترین وجه بهینه کنند. در خصوص معنای بهینه شدن همان مینیمم شدن آن است. همه روشهای بهینه سازی بر اساس الگوریتم تکراری زیر عمل می کنند. فرض کنید  $X_0$  مقدار اولیه باشد، حال باید  $X$  ای بدست آید که به ازای آن  $F(X)$  که همان شاخص عملکرد است، می نیمم گردد. در مرحله  $k+1$  به شکل معادله (30-3) تعریف می گردد:

$$X_{k+1} = X_k + \alpha_k P_k \quad (30-3)$$

و با استفاده از معادله (30-3) می توان نوشت:

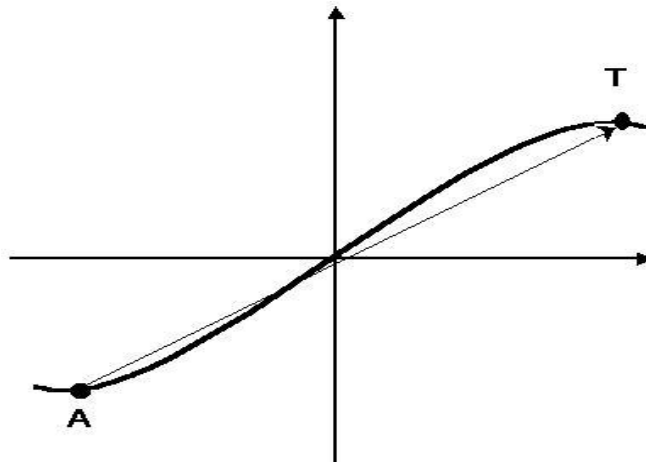
$$\Delta X_k = (X_{k+1} - X_k) = \alpha_k P_k \quad (31-3)$$

فرض کنید خروجی واقعی شبکه مانند نقطه ای به نام  $A$  روی یک منحنی قرار دارد. خروجی مطلوب شبکه نقطه ای به نام  $T$  روی همان منحنی باشد (شکل ۲۴). شکل ۲۴ نحوه حرکت خروجی واقعی به طرف هدف رانشان می دهد:

همانطور که در شکل ۲۴ می توان به طور ساده فاصله جبری بین  $A$  و  $T$  را خطای شبکه

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

تعریف کرد. برای اینکه خروجی شبکه از نقطه A به T برسد هم جهت و هم اندازه حرکت نیاز است. عمل حرکت از نقطه واقعی به نقطه مطلوب در چندین مرحله (همان تکرار الگوریتم که قبلاً گفته شد) انجام می گیرد. اندازه حرکت اسکالر  $\alpha_k$  است که در معادله (31-3)



شکل ۲۴

آورده شده است. به  $\alpha_k$  نرخ یادگیری می گویند. جهت حرکت را بردار  $P_k$  در معادله (31-3) تعیین می کند. الگوریتمهای که در این فصل توضیح داده می شوند بر اساس تفاوت جهت حرکت از نقطه واقعی به سمت نقطه مطلوب یا همان  $P_k$  تقسیم بندی می شوند.

### روش تندترین شیب:

باید تابع  $F(x)$  را به گونه ای انتخاب کرد که شرط نامعادله (32-3) را برآورده سازد.

$$F(X_{k+1}) < F(X_k) \quad (32-3)$$

نامعادله (32-3) بیان می کند که تابع  $F(x)$  باید به گونه ای انتخاب شود تا در هر مرحله

تکرار الگوریتم،  $F(x)$  کوچکتر گردد. تابع  $F(x)$  را به شکل معادله (33-3) که بسط تیلور مرتبه

اول خود تابع است در نظر می گیریم.

$$F(X_{k+1}) = F(X_k + \Delta X_k) = F(X_k) + g_k^T \Delta X_k \quad (33-3)$$

$g_k^T$  گرادیان در نقطه  $X_k$  است. با استفاده از معادله (31-3) و (32-3) می توان نوشت:

$$g_k^T \Delta X_k = \alpha_k g_k^T P_k < 0 \quad (34-3)$$

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$\alpha_k$  عدد کوچکی اما با توجه به اینکه  $\alpha_k$  نرخ یادگیری می باشد عدد مثبتی است بنابراین نامعادله (35-3) را داریم:

$$g_k^T P_k < 0 \quad (35-3)$$

هر بردار  $P_k$  که در نامعادله (35-3) صدق کند جهت نزول (descent direction) نامیده می شود. اما این سؤال مطرح می شود که «جهت تندترین شیب چیست؟» یا به عبارت دیگر به ازای کدام  $P_k$  تابع  $F(x)$  سریعتر نزول می کند. جواب این است که هر گاه  $g_k^T P_k$  اغلب منفی باشد می توان انتظار داشت  $F(x)$  بیشتر نزول می کند. یک ضرب داخلی بین گرادیان و جهت گرادیان است و هنگامی که منفی است که جهت بردار بر خلاف جهت گرادیان باشد (فرض کنید اندازه  $P_k$  تغییر نکند و تنها جهتش تغییر یابد). در نتیجه یک بردار که در جهت تندترین شیب است به صورت معادله (36-3) می باشد.

$$P_k = -g_k \quad (36-3)$$

با استفاده از معادله (36-3) معادله (30-3) به شکل معادله (37-3) بازنویسی می شود.

$$X_{k+1} = X_k - \alpha_k g_k \quad (37-3)$$

$\alpha_k$  می تواند مقدار ثابت یا متغیر داشته باشد. منظور از مقدار متغیر  $\alpha_k$  این است که  $\alpha_k$  در هر تکرار الگوریتم به گونه ای انتخاب شود تا  $F(x)$  سریعتر نزول کند. دو روش  $\alpha_k$  ثابت و متغیر در دو بخش بعدی شرح داده می شود.

### نرخهای یادگیری پایدار (Stable Learning rates):

فرض کنید تابع  $F(x)$  یک تابع درجه دو (quadratic) به صورت معادله (38-3) باشد:

$$F(x) = \frac{1}{2} x^T . A . x + d^T . x + C \quad (38-3)$$

مشتق معادله (38-3) به شکل معادله (39-3) است:

$$\nabla F(x) = Ax + d \quad (39-3)$$

با قرار دادن معادله (39-3) در معادله (37-3) و با تعیین کردن  $\alpha_k = \alpha$  ثابت داریم:

$$X_{k+1} = X_k - \alpha g_k = X_k - \alpha (AX_k + d) \quad (40-3)$$

یا به عبارت دیگر می توان معادله (41-3) را نوشت:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$X_{K+1} = [I - \alpha A]X_K - \alpha d \quad (41-3)$$

این سیستم در صورتی پایدار است که اندازه مقادیر ویژه ماتریس  $[I - \alpha A]$  کمتر از یک باشد. مقادیر ویژه ماتریس  $[I - \alpha A]$  همان مقادیر ویژه ماتریس  $A$  است. برای اثبات این موضوع فرض کنید مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس  $[I - \alpha A]$  به صورت عبارات (42-3) باشد:

$$\begin{aligned} \{z_1, z_2, \dots, z_n\} \\ \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\} \end{aligned} \quad (42-3)$$

در این صورت داریم:

$$[I - \alpha A]z_i = z_i - \alpha A z_i = z_i - \alpha \lambda_i z_i = (1 - \alpha \lambda_i)z_i \quad (43-3)$$

بنابراین مقادیر ویژه ماتریس  $[I - \alpha A]$  همان مقادیر ویژه ماتریس  $A$  می باشد. برای بررسی وضعیت پایداری در الگوریتم تندترین شیب باید شرط نامعادله (44-3) را داشته باشیم:

$$|1 - \alpha \lambda_i| < 1 \quad (44-3)$$

برای اینکه تابع درجه دوم یک نقطه مینیمم مطلق داشته باشد مقادیر ویژه باید مثبت باشند. پس می توان نوشت:

$$\alpha < \frac{2}{\lambda_i} \quad (45-3)$$

رابطه (45-3) هنگامی که برای تمام مقادیر ویژه ماتریس  $A$  صحیح است که به صورت رابطه (46-3) باشد:

$$\alpha < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (46-3)$$

هر  $\alpha$  ای که در رابطه (46-3) صدق کند تخمین کننده پایداری سیستم است.

**مینیمم سازی در طول یک خط:**

در این بخش یادگیری با  $\alpha_k$  متغیر مورد بررسی قرار می گیرد. انتخاب نرخ یادگیری بر اساس مینیمم سازی شاخص عملکرد در هر تکرار پایه این بحث است. می توان شاخص عملکرد را به شکل رابطه (47-3) نوشت:

$$F(X_K + \alpha_K P_K) \quad (47-3)$$

مشتق معادله (47-3) نسبت به  $\alpha_k$  به صورت معادله زیر است:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$\frac{d}{d\alpha_K} F(X_K + \alpha_K P_K) = \nabla F(X)^T \Big|_{X=X_K} P_K + \alpha_K P_K^T \nabla^2 F(X) \Big|_{X=X_K} P_K \quad (48-3)$$

با صفر قرار دادن معادله بالا بدست آوریم:

$$\alpha_K = \frac{\nabla F(X)^T \Big|_{X=X_K} P_K}{P_K^T \nabla^2 F(X) \Big|_{X=X_K} P_K} = -\frac{g_K^T \cdot P_K}{P_K^T A_K P_K} \quad (49-3)$$

اگر  $A_K$  به صورت معادله زیر بدست می آید:

$$A_K = \nabla^2 F(X) \Big|_{X=X_K} \quad (50-3)$$

$A_K$  ها در تکرارهای متوالی بر هم عمودند زیرا برای توابع درجه دو می توان می نیمم سازی را در طول یک خط به معادله انجام داد.

$$X_K - \alpha_K g_K \quad (51-3)$$

به همین دلیل در هر تکرار نقطه واقعی در محلی که مماس بر یک کانتور است متوقف می شود. در این صورت گرادیان بر خط کانتور عمود است. در مرحله بعد هنگامی که گرادیان منفی است  $A_K$  بر  $A_K$  مرحله قبلی عمود خواهد شد. این نکته را می توان به صورت معادله زیر نشان داد:

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\alpha_K} F(X_K + \alpha_K P_K) &= \frac{d}{d\alpha_K} (F_{K+1}) = \nabla F(X)^T \Big|_{X=X_{K+1}} \frac{P}{d\alpha_K} [X_K + \alpha_K P_K] \\ &= \nabla F(X)^T \Big|_{X=X_{K+1}} P_K = g_{K+1}^T \cdot P_K \end{aligned} \quad (52-3)$$

بنابراین در نقاط مینیمم که مشتق صفر است، گرادیان عمود بر جهت حرکت قبلی است از آنجا که جهت حرکت بعدی - طبق معادله (36-3) - منفی گرادیان فعلی است جهتهای حرکت متوالی بر هم عمودند.

### روش نیوتن:

الگوریتم تندترین شیب بر اساس گسترش سری تیلور مرتبه اول بود (معادله (33-3)). اما روش نیوتن بر پایه مشتق دوم سری تیلور می باشد. این مسئله در معادله زیر نشان داده شده است:

$$F(X_{K+1}) = F(X_K + \Delta X_K) \cong F(X_K) + g_K^T \cdot \Delta X_K + \frac{1}{2} \Delta X_K^T \cdot A_K \cdot \Delta X_K \quad (53-3)$$

کار اصلی روش نیوتن تعیین نقطه ثابت (Stationary Point) برای تعریف درجه دوم معادله (54-3) است. اگر از گرادیان تابع درجه دو استفاده شود و این گرادیان را برحسب  $\Delta x_k$

بدست آید و برابر صفر قرار داده شود، می توان نوشت:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$g_K + A_K \Delta X_K = 0 \quad (54-3)$$

با حل معادله بالا بر حسب  $\Delta x_k$  داریم:

$$\Delta X_K = -A_K^{-1} g_K \quad (55-3)$$

و رابطه بازگشتی برای روش نیوتن بوسیله معادله زیر تعریف می گردد:

$$X_{K+1} = X_K - A_K^{-1} g_K \quad (56-3)$$

این روش همیشه به یک مینیمم تابع درجه دو می رسد. اگر تابع اصلی یک تابع درجه دو با یک مینیمم مطلق باشد آنگاه  $F(x)$  در یک مرحله مینیمم می گردد. در غیر این صورت به طور کلی روش نیوتن در یک مرحله همگرا نخواهد شد. در عمل همیشه نمی توان ادعا کرد که تابع  $F(x)$  به مقدار مینیمم همگرا خواهد شد. همگرایی به نوع تابع و مقادیر اولیه انتخابی بستگی دارد. چند خصوصیت روش نیوتن به این شرحند:

در حالیکه روش نیوتن معمولاً همگرایی سریعتری نسبت به روش تندترین شیب دارد اما این روش کاملاً مختلط (Complex) است. به علاوه همگرایی در نقاط زین اسبی وجود دارد.

مشکل دیگر روش نیوتن نیاز به محاسبه به محاسبه و ذخیره سازی ماتریس Hessian می باشد. همچنین معکوس این ماتریس نیز باید محاسبه شود. بنابراین در مقایسه با روش تندترین شیب روش نیوتن نیاز به محاسبات بیشتری دارد.

### الگوریتم (Levenberg-Marquardt): LM

در بخش قبل روشهای بهینه سازی توضیح داده شده این روشها با استفاده از سری تیلور گسترش یافته به دست می آمد بین دو روش گفته شده روش نیوتن با وجود اینکه سریع نیست اما همگرایی خوبی دارد. در ادامه روش نیوتن به نحوی اصلاح خواهد شد که علاوه بر همگرایی خوب، سرعت همگرایی بیشتری نیز داشته باشد. روش LM اصلاح شده روش نیوتن است. این روش قادرست سرعت مطلوب و همگرایی خوبی به الگوریتم تکراری شبکه عصبی بخشد.

### الگوریتم اساسی (Basic Algorithm):

الگوریتم LM برای مینیمم سازی مجموع توان دو توابع طراحی شده است. این الگوریتم در مواردی که شاخص اجرایی متوسط توان دو خطا (MSE) می باشد، بسیار مناسب است. در روش نیوتن، شاخص عملکرد را مجموع توان دوم خطا در نظر بگیرد. با یادآوری مباحث بهینه سازی شاخص عملکرد،  $F(x)$  می توان به صورت زیر نوشت:



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$X_{K+1} = X_K - A_{K-1} g_K \quad (57-3)$$

که  $g_k, A_k$  به شکل معادلات زیر نوشته می شود:

$$A_K = \nabla^2 F(X) \Big|_{X=X_K}, g_K = \nabla F(X) \Big|_{X=X_K} \quad (58-3)$$

که  $F(x)$  به شکل معادله (59-3) می باشد:

$$F(X) = \sum_{i=1}^N V_i^2(x) = V^T(X).V(X) \quad (59-3)$$

در نتیجه ژامین المان گرادیان به صورت معادله (60-3) است:

$$[\nabla F(X)]_j = \frac{\partial F(X)}{\partial X_j} = 2 \sum_{i=1}^N V_i(x) \cdot \frac{\partial V_i(x)}{\partial x_j} \quad (60-3)$$

می توان گرادیان را به شکل ماتریسی معادله (61-3) نشان داد:

$$\nabla F(X) = 2J^T(X).J(X) \quad (61-3)$$

که  $J(x)$  به شکل معادله (62-3) است:

$$J(X) = \begin{bmatrix} \frac{\partial V_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial V_1(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial V_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial V_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial V_2(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial V_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial V_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial V_N(x)}{\partial x_2} & \frac{\partial V_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (62-3)$$

$J(x)$  ماتریس ژاکوبین نامیده می شود. المان سطر  $k$  ام و ستون  $j$  ام ماتریس Hessian به صورت

معادله زیر نوشته می شود:

$$[\nabla F(X)]_{k,j} = \frac{\partial^2 F(X)}{\partial X_k \partial X_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial V_i(x)}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial V_i(x)}{\partial x_j} + V_i(x) \cdot \frac{\partial^2 V_i(x)}{\partial x_k \partial x_j} \right\} \quad (63-3)$$

ماتریس Hessian را می توان به فرم معادله زیر نوشت:

$$\nabla^2 F(X) = 2J^T(X).J(X) + 2S(X) \quad (64-3)$$

که  $S(x)$  به شکل معادله زیر است:

$$S(X) = \sum_{i \in |S|} V_i(x) \cdot \nabla^2 V_i(x) \quad (65-3)$$

فرض کنید  $S(x)$  ناچیز باشد. آنگاه ماتریس Hessian را می توان به شکل معادله زیر تقریب زد:

$$\nabla^2 F(X) \cong 2J^T(X).J(X) + J(X) \quad (66-3)$$

با جایگزینی معادله (66-3) و (61-3) در معادله (57-3) بدست می آید:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$\begin{aligned} X_{K+1} &= X_K - [2J^T(X_K).J(X_K)]^{-1} 2J^T(X_K)V(X_K) \\ &\cong X_K - [J^T(X_K).J(X_K)]^{-1}.J^T(X_K).V(X_K) \end{aligned} \quad (67-3)$$

به روش فوق روش گوس - نیوتن (Goauss-Newton) می گویند. مزیت روش گوس - نیوتن به روش نیوتن این است که در روش گوس - نیوتن نیازی به محاسبه مشتق هم نمی باشد. در روش گوس - نیوتن ممکن است ماتریس  $H = J^T.J$  معکوس پذیر نباشد. این مشکل با ماتریس اصلاح شده  $G$  حل می گردد. رابطه ماتریس  $H, G$  در معادله زیر آورده شده است:

$$G = H + \mu I \quad (68-3)$$

برای بررسی معکوس پذیری ماتریس  $G$ ، فرض کنید مقادیر ویژه و ماتریسهای ویژه ماتریس  $H$  به ترتیب  $\{z_1, z_2, \dots, z_n\}, \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$  باشند. برای ماتریس  $G$  می توان نوشت:

$$Gz_i = [H + \mu I]z_i = Hz_i + \mu z_i = \lambda_i z_i + \mu z_i = (\lambda_i + \mu)z_i \quad (69-3)$$

بنابر رابطه (69-3) بردارهای ویژه ماتریس  $G$  همان بردارهای ویژه ماتریس  $H$  می باشد. همچنین مقادیر ویژه ماتریس  $G$  عبارتند از:

$$(\lambda_i + \mu) \quad (70-3)$$

ماتریس  $G$  تا هنگامی که رابطه (70-3) مثبت باشد، مثبت معین (Positive definite) است هر گاه یک ماتریس مثبت معین باشد آنگاه معکوس پذیر است. بنابراین  $G$  به ازای همه  $\lambda$  هایی که رابطه (71-3) را ارضا کند، معکوس پذیر است:

$$(\lambda_i + \mu) > 0 \quad (71-3)$$

با استفاده از نکات فوق، می توان الگوریتم LM را به صورت زیر بیان کرد:

$$X_{K+1} = X_K - [J^T(X_K).J(X_K) + \mu_K I]^{-1} J^T(X_K)V(X_K) \quad (72-3)$$

یا به عبارت دیگر می توان نوشت:

$$\Delta X_K = -[J^T(X_K).J(X_K)] \quad (73-3)$$

الگوریتم LM با افزایش  $\mu_K$  به الگوریتم تندترین شیب با نرخ یادگیری کوچک تبدیل می شود. وقتی  $\mu_K$  افزایش می یابد معادله (70-3) را می توان به صورت معادله (73-3) نوشت.

$$X_{K+1} \cong X_K - \frac{1}{\mu_K} J^T(X_K).V(X_K) = X_K - \frac{1}{2\mu_K} \nabla F(X_K) \quad (74-3)$$

اگر  $\mu_K$  به سمت صفر میل کند الگوریتم LM به الگوریتم گوس - نیوتن تبدیل می شود. برای عملکرد مناسب الگوریتم LM ابتدا  $\mu_K$  یک مقدار کوچک انتخاب می شود (مثلاً  $\mu_K = 0.01$ ). اگر

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

تا مرحله بعدی  $F(x)$  کاهش نیافت  $\mu_K$  در یک فاکتور بزرگتر از یک ضرب می شود (مثلاً  $\beta = 10$ ). بنابراین  $\mu_K$  که نرخ یادگیری می باشد بزرگتر می شود. سپس مجدداً محاسبات مربوط به تکرار جدید انجام می شود. در صورتی که  $F(x)$  کاهش نیافت این بار  $\mu_K$  بر همان فاکتور  $\beta$  تقسیم می شود. نهایتاً  $F(x)$  کاهش خواهد یافت. هر گاه  $\mu_K$  در  $\beta$  ضرب شود الگوریتم به الگوریتم تندترین شیب نزدیک می شود و در حالتی که  $\mu_K$  بر  $\beta$  تقسیم می شود الگوریتم به الگوریتم گوس - نیوتن نزدیک می شود. این امر باعث همگرایی سریعتر می شود. در واقع الگوریتم LM یک مصالحه بین سرعت روش نیوتن و همگرایی خوب روش تندترین شیب بوجود می آورد.

### شاخص عملکرد و محاسبه ژاکوبین:

در بخش قبل الگوریتم LM مورد بررسی قرار گرفت. دو نکته مهم در این الگوریتم شاخص عملکرد و محاسبه ماتریس ژاکوبین است که در این بخش مختصراً توضیح داده می شود. شاخص عملکرد مناسب برای آموزش شبکه های چند لایه، متوسط توان دوم خطا می باشد. برای  $Q$  بردار خروجی مطلوب می توان رابطه (3-75) را نوشت:

$$(3-75) F(X) = \sum_{q=1}^Q (tq - aq)^T (tq - aq) = \sum_{q=1}^Q e_q^T \cdot eq = \sum_{q=1}^Q \sum_{j=1}^{S^u} (e_j, q)^2 = \sum_{i=1}^N (V_i)^2$$

که  $e_{i,j}$ ،  $i$  زمین المان خطا برای  $q$  جفت ورودی / خروجی می باشد. معادله (3-59) فرمول شاخص اجرایی کلی برای الگوریتم LM است. بین رابطه (3-59) و رابطه (7-46) به راحتی می توان ارتباط ایجاد کرد.

نکته دیگر محاسبه ماتریس ژاکوبین است. مهمترین مرحله الگوریتم LM محاسبه این ماتریس می باشد. برای محاسبه ماتریس ژاکوبین لازم است، بردار خطا به صورت معادله (3-76) تعریف گردد:

$$(3-76) V^T = [V_1, V_2, \dots, V_N] = [e_{1,1} e_{2,1} \dots e_{S^u, 1} e_{1,2} \dots e_{S^u, Q}]$$

و بردار پارامترهایی که باید تنظیم شود به شکل معادله (3-77) تعریف می گردد:

$$(3-77) X^T = [X_1 X_2 \dots X_n] = [W_{1,1}^1 W_{1,2}^1 \dots W_{S^1, R}^1 b_1^1 \dots b_{S^1}^1 W_{1,1}^z \dots b_{S^M}^M]$$

با جایگزینی معادلات (3-76) و (3-77) در معادله (3-62) می توان ماتریس  $J(x)$  را به صورت معادله زیر بدست آورد:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

$$(78-3) J(X) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial w_{S^1,R}^1} & \frac{\partial e_{1,1}}{\partial b_1^1} \\ \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial w_{S^1,R}^1} & \frac{\partial e_{2,1}}{\partial b_1^1} \\ \frac{\partial e_{S^M,1}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{S^M,1}}{\partial w_{1,2}^1} & \frac{\partial e_{S^M,1}}{\partial w_{S^1,R}^1} & \frac{\partial e_{S^M,1}}{\partial b_1^1} \\ \frac{\partial e_{1,2}}{\partial w_{1,1}^1} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial w_{1,2}^1} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial w_{S^1,R}^1} & \frac{\partial e_{1,2}}{\partial b_1^1} \end{bmatrix}$$

شبکه عصبی احتمالی (PNN) [45]

شبکه عصبی احتمالی (PNN) یک ابزار طبقه بندی برجسته است که:

۱- هر قالب ورودی را به تعدادی کلاس می نگارد.

۲- می تواند به تابعی عمومی برای تقریب زدن تبدیل شود.

شبکه عصبی احتمالی تعریفی از یک الگوریتم احتمالی به نام آنالیز تفکیک هسته است که در آن عملیات ها به صورت شبکه چند لایه ای پیشرو (feed forward) با ۴ لایه سازماندهی شده اند:

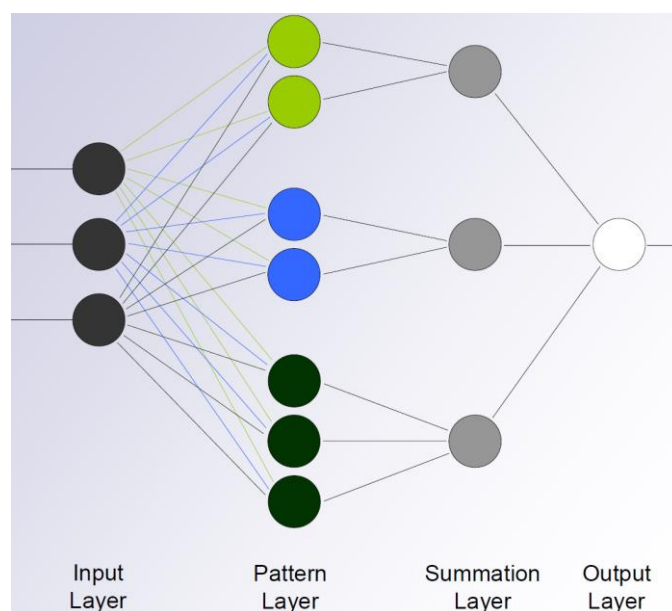
۱- لایه ورودی (Input layer)

۲- لایه الگو (pattern layer)

۳- لایه جمع بندی (summation layer)

۴- لایه خروجی (output layer)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم



شکل ۲۵

مزایای شبکه عصبی احتمالی

- ۱- سرعت بالای آموزش
- ۲- ساختار موازی ذاتی
- ۳- ضمانت همگرایی به نقطه بهینه طبقه بندی در صورت زیاد شدن نمونه های آموزش
- ۴- امکان اضافه یا کم کردن نمونه های آموزش بدون نیاز به آموزش گسترده مجدد

معایب شبکه عصبی احتمالی

- ۱- عدم عمومیت به اندازه پس انتشار (backpropagation)
- ۲- نیاز به حافظه زیاد
- ۳- سرعت کم عملکرد
- ۴- نیاز به نمونه آموزش زیاد

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

تئوری

اگر تابع چگالی احتمال (pdf) هر جمعیتی شناخته شود، می توان گفت هر  $X$  ناشناخته متعلق به کلاس  $k$  است اگر:

$$f_i(X) > f_j(X), \text{ all } j \neq i \quad (79-3)$$

$f_k$  is the pdf for class  $k$

پارامترهای دیگری که ممکن است در نظر گرفته شوند:

۱- احتمال اولیه ( $h$ ): احتمال ناشناخته بودن یک نمونه از یک جمعیت  
 ۲- نرخ طبقه بندی ( $c$ ): نرخ طبقه بندی اشتباه یک نمونه ناشناخته طبقه بندی این گونه است:

$$h_i c_i f_i(X) > h_j c_j f_j(X), \text{ all } j \neq i \quad (80-3)$$

تخمین تابع چگالی احتمال:

۱- تخمین تابع چگالی احتمال با استفاده از نمونه های جمعیت (دسته آموزش)

۲- تخمین تابع چگالی احتمال برای یک نمونه تنها در یک جمعیت

$$\frac{1}{\sigma} W\left(\frac{x - x_k}{\sigma}\right) \quad (81-3)$$

$x$  = unknown (input)

$x_k$  = "kth" sample

$W$  = weighting function

$\sigma$  = smoothing parameter

۳- تخمین تابع چگالی احتمال برای یک جمعیت تنها

$$\frac{1}{n\sigma} \sum_{k=1}^n W\left(\frac{x - x_k}{\sigma}\right) \quad (82-3)$$

(average of the pdf's)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

for the “n” samples in  
the population)

۴- تخمین تابع چگالی احتمال با استفاده از تابع گوسی:

$$g(x) = \frac{1}{n\sigma} \sum_{k=1}^n e^{-\frac{(x-x_k)^2}{\sigma^2}} \quad (83-3)$$

اگر ورودی شبکه به صورت یک بردار باشد تخمین تابع چگالی احتمال (pdf) به صورت زیر می باشد:

۱- تخمین تابع چگالی احتمال برای یک نمونه ساده در یک جمعیت

$$\frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sigma^p} e^{-\frac{\|X-X_k\|^2}{2\sigma^2}} \quad (84-3)$$

X = unknown (input)

X<sub>k</sub> = “kth” sample

σ = smoothing parameter

p = length of vector

۲- تخمین تابع چگالی احتمال برای یک جمعیت تنها

$$g_i(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \sigma^p n_i} \sum_{k=1}^{n_i} e^{-\frac{\|X-X_{ik}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (85-3)$$

(average of the pdf's  
for the “ni” samples in  
the “ith” population)

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

معیار دسته بندی به صورت زیر است:

$$g_i(X) > g_j(X), \text{ all } j \neq i \quad (86-3)$$

$$g_i(X) = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} e^{-\frac{\|X - X_{ik}\|^2}{\sigma^2}}$$

(eliminate common factors and absorb the "2" into  $\sigma$ )

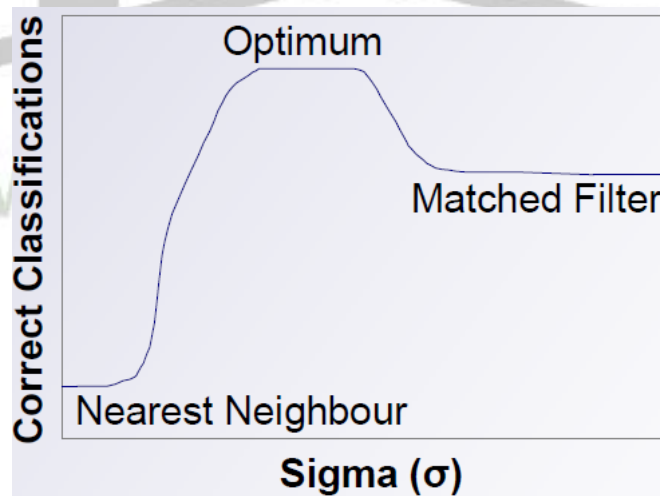
آموزش شبکه عصبی احتمالی

۱- دسته آموزش باید نماینده جامع و واقعی جمعیت باشد.

۲- اضافه یا کم کردن نمونه های آموزش به راحتی نورون هایی را به لایه الگو اضافه یا کم می کند.

۳- هر چه تعداد نمونه های آموزشی افزایش یابد همگرایی به نقطه بهینه طبقه بندی بهتر می شود.

۴- مراحل آموزش در PNN لازمه تصمیم گیری درباره ارزش هموارسازی پارامترها وسیگما است.



شکل ۲۶

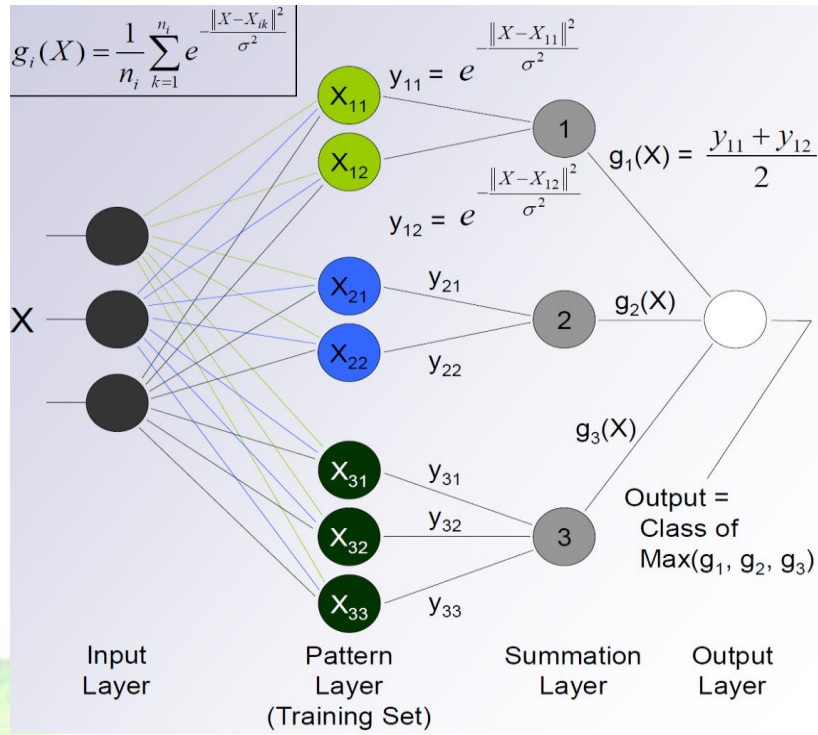
موارد استفاده از PNN:

۱- وقتی در طبقه بندی زمان آموزش باید کم باشد.

۲- وقتی در طبقه بندی سرعت عملکرد کم و حجم حافظه زیاد قابل تحمل است.



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۲۷

WikiPower.ir

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

## فصل چهارم

### فرآیند تحقیق



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

### مقدمه

تا کنون کارهای زیادی با روش های مختلف برای شناسایی و دسته بندی اختلالات کیفیت توان انجام شده است برخی از کارهای انجام شده در این زمینه را می توان به طور خلاصه این گونه بیان کرد:

۱- تبدیل موجک و ماشین های بردار پشتیبان [30]

۲- تبدیل موجک و منطق فازی [31,32]

۳- شبکه های عصبی [33,37]

۴- شبکه عصبی با تبدیل موجک گسسته و منطق فازی [34]

۵- تبدیل موجک و الگوریتم ژنتیک [35]

۶- تبدیل موجک و درخت تصمیم گیری [36]

### شرح فرآیند تحقیق

در این تحقیق سعی بر آن است تا با استفاده از تجزیه چند سطحی تبدیل ویولت (DWT) توسط موجک db4 به عنوان ابزار استخراج اطلاعات ، ویژگی ها و اطلاعات موجود در امواج مورد اغتشاش را استخراج کرده و بعد از اعمال تجزیه چند سطحی MRA سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی احتمالی (pnn) به عنوان ابزاری هوشمند جهت دسته بندی این اختلالات را تشخیص دهیم. الگوریتم را به شکل زیر در نظر می گیریم:

۱- در نظر گرفتن پنجره ای به طول ۲۵ سیکل از سیگنال ولتاژ مورد مطالعه

۲- نمونه برداری از پنجره مورد مطالعه

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

۳- استفاده از تبدیل ویولت (Wavelet) با توجه به برتری های آن نسبت به سایر روش های آنالیز سیگنال. [6,7,8,14,19]

۴- اعمال تجزیه چندسطحی (MRA) تا ۱۵ سطح به سیگنال نمونه برداری شده. [17,23,29]

۵- با توجه به توانایی موجک db4 در آشکارسازی سیگنالهای با دامنه کم، زمان کوتاه، زودگذر و نوسانی تجزیه سیگنال با اعمال این موجک انجام می شود. [16,20,21,27,28]

6- اعمال انحراف معیار (Std) استاندارد به سطوح تجزیه. [23]

7- ارسال بردار زیرعنوان ورودی شبکه عصبی احتمالی (pnn):

$$X = [ X1 \ X2 \ X3 \ \dots \ X12 ]$$

با توجه به دقت بالای شبکه pnn در مسایل دسته بندی و نیز سرعت آموزش زیاد آن در مقایسه با بسیاری از شبکه های دیگر این شبکه را مورد استفاده قرار می دهیم. [10,22]

به این منظور ابتدا این اغتشاشات را در نرم افزار MATLAB با توجه به استانداردها شبیه سازی کرده و شکل موج خروجی را استخراج می کنیم. کلیه فرایندهای نرم افزاری این تحقیق از قبیل تولید امواج مورد بررسی و نمونه برداری از آنها، اعمال DWT به امواج، طراحی شبکه عصبی و... توسط نرم افزار MATLAB 2008 انجام می گیرد.

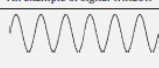

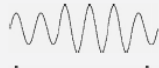

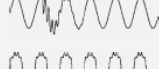

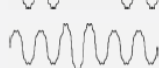
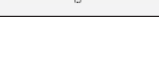
در جداول زیر انواع اختلال کیفیت توان مورد بررسی در تحقیق، تعریف شده توسط استاندارد IEEE-1195 را مشاهده می کنید. [11],[17],[18],[20]

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

TABLE I  
SIGNAL GENERATION

Type	Class symbol	Parameters	Algebraic equations
Sine	$C_1$	$no$	$v(t) = \sin(\omega t)$
Swell	$C_2$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$	$v(t) = A(1 + \alpha(u(t_2) - u(t_1))) \sin(\omega t)$
Sag	$C_3$	$0.1 \leq \alpha \leq 0.8, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$	$v(t) = A(1 - \alpha(u(t_2) - u(t_1))) \sin(\omega t)$
Harmonic	$C_4$	$0.05 \leq \alpha_3, \alpha_5, \alpha_7 \leq 0.15$	$v(t) = A(\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$
Interrupt	$C_5$	$0.9 \leq \alpha \leq 1, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$	$v(t) = A(1 - \alpha(u(t_2) - u(t_1))) \sin(\omega t)$
Impulse	$C_6$		$\sin(\omega t) + a \cdot \delta(t - t_0)$
Oscillation	$C_7$	$0 \leq t_2 - t_1 \leq 2T$	$\sin(\omega t) + a \cdot e^{-\alpha(t-t_1)} \cdot \sin(b\omega t) \cdot [u(t_2) - u(t_1)]$

شکل ۲۸

Disturbance types	Equation	Parameter's variation	An example of signal window
Normal ( $C_1$ )	$x(t) = A \sin(Wt)$	-	
Sag ( $C_2$ )	$x(t) = A(1 - \alpha_T(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(Wt)$	$P_1 = (t_1 < t_2; u(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 0 \\ 0, & t < 0 \end{cases})$ $P_2 = (T \leq t_2 - t_1 \leq 9T)$ $P_3 = (0.1 \leq \alpha_T \leq 0.9)$	
Swell ( $C_3$ )	$x(t) = A(1 + \alpha_T(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(Wt)$	$P_1; P_2; P_3 = (0.1 \leq \alpha_T \leq 0.8)$	
Outage ( $C_4$ )	$x(t) = A(1 - \alpha_T(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin(Wt)$	$P_1; P_2; P_3 = (0.9 \leq \alpha_T \leq 1)$	
Oscillatory transient ( $C_5$ )	$x(t) = A(\sin(Wt) \dots + \alpha_{osc} \exp(-(t-t_0)/\tau_{osc}) \dots \sin(W_{osc}(t-t_0)))$	$P_4 = 0.1 \leq \alpha_{osc} \leq 0.8$ $P_5 = 0.008 \text{ s} \leq \tau \leq 0.04 \text{ s}$ $P_6 = 100 \text{ Hz} \leq f_{osc} \leq 400 \text{ Hz}$ $P_7 = (0.05 \leq \alpha_{3,5} \leq 0.15)$ $P_8 = (0.05 \leq \alpha_7 \leq 0.15)$ $P_9 = \sum \alpha_i^2 = 1$	
Harmonic ( $C_6$ )	$x(t) = A(\alpha_1 \sin(Wt) + \alpha_3 \sin(3Wt) + \alpha_5 \sin(5Wt) + \alpha_7 \sin(7Wt))$	$P_9 = \sum \alpha_i^2 = 1$	
Sag with harmonic ( $C_7$ )	$x(t) = A(1 - \alpha_T(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \dots (\alpha_1 \sin(Wt) + \alpha_3 \sin(3Wt) + \alpha_5 \sin(5Wt))$	$P_1; P_2; P_3; P_4; P_9$	
Swell with harmonic ( $C_8$ )	$x(t) = A(1 + \alpha_T(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \dots (\alpha_1 \sin(Wt) + \alpha_3 \sin(3Wt) + \alpha_5 \sin(5Wt))$	$P_1; P_2; P_3; P_4; P_9$	

شکل ۲۹

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آر م سایت و به همراه فونت های لازم

Categories	Typical spectral content	Typical duration	Typical voltage magnitude
1.0 Transients 1.1 Impulsive 1.2 Nanosecond 1.3 Millisecond	5 ns rise 1 ms rise 0.1 ms rise	< 50 ns 50 ns-1 ms > 1 ms	
1.2 Oscillatory 1.2.1 Low frequency 1.2.2 Medium frequency 1.2.3 High frequency	< 5 kHz 5-500 kHz 0.5-5 MHz	0.3-50 ms 20 ms 5 ms	0-4 pu 0-8 pu 0-4 pu
2.0 Short duration variations 2.1 Instantaneous 2.1.1 Sag 2.1.2 Swell 2.2 Momentary 2.2.1 Interruption 2.2.2 Sag 2.2.3 Swell 2.3 Temporary 2.3.1 Interruption 2.3.2 Sag 2.3.3 Swell		0.5-30 cycles 0.5-30 cycles  0.5 cycles -3 s 30 cycles-3 s 30 cycles-3 s  3 s-1 min 3 s-1 min 3 s-1 min	0.1-0.9 pu 1.1-1.8 pu  < 0.1 pu 0.1-0.9 pu 1.1-1.4 pu  < 0.1 pu 0.1-0.9 pu 1.1-1.2 pu
3.0 Long duration variations 3.1 Interruption, sustained 3.2 Undervoltages 3.3 Overvoltages		> 1 min > 1 min > 1 min	0.0 pu 0.8-0.9 pu 1.1-1.2 pu
4.0 Voltage imbalance 5.0 Waveform distortion 5.1 DC offset 5.2 Harmonics 5.3 Interharmonics 5.4 Notching 5.5 Noise 6.0 Voltage fluctuations 7.0 Power frequency variations	0-100th H 0-6 kHz  broad-band  < 25 Hz	steady state  steady state steady state steady state steady state  Intermittent  < 10 s	0.5-2%  0-0.1% 0-20% 0-2% 0-1%  0.1-7%

شکل ۳۰

اگر نمودار انحراف معیار استاندارد ضرایب تبدیل ویولت (DWT) را بر حسب سطوح تجزیه برای این اختلالات و نیز موج سینوسی خالص رسم کنیم با توجه به این نمودارها و تفاوت های آنها با یکدیگر می توان به این ایده دست یافت که اگر اطلاعات نمودار های را به شبکه ی عصبی داد تا آن ها را دسته بندی کند به روشی جهت تشخیص اختلال کیفیت توان دست یافته ایم . برای تحقق این امر بردار X را که عناصر آن به صورت زیر است را تشکیل داده و بعنوان ورودی به شبکه عصبی می دهیم :

$$X = [ X1 \ X2 \ X3 \ \dots \ X12 ] \quad (1-4)$$

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آر سایت و به همراه فونت های لازمه

$$X1=(std(d4))$$

$$X2=(std(d5))$$

$$X3=(std(d6))$$

$$X4=(std(d7))$$

$$X5=(std(d8))$$

$$X6=(std(d9))$$

$$X7=(std(d10))$$

$$X8=(std(d11))$$

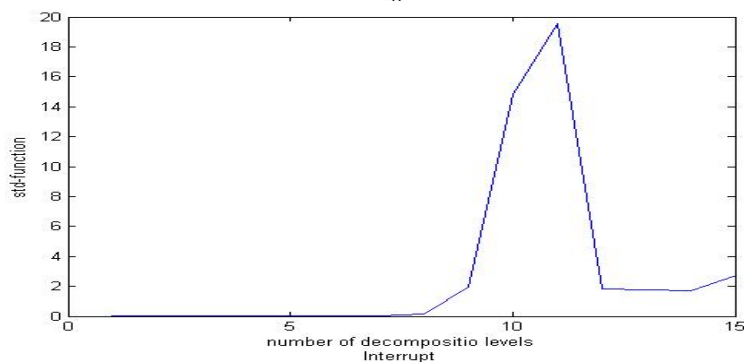
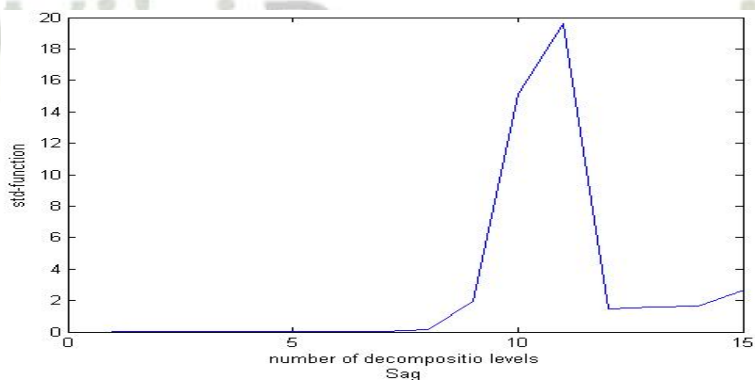
$$X9=(std(d12))$$

$$X10=(std(d13))$$

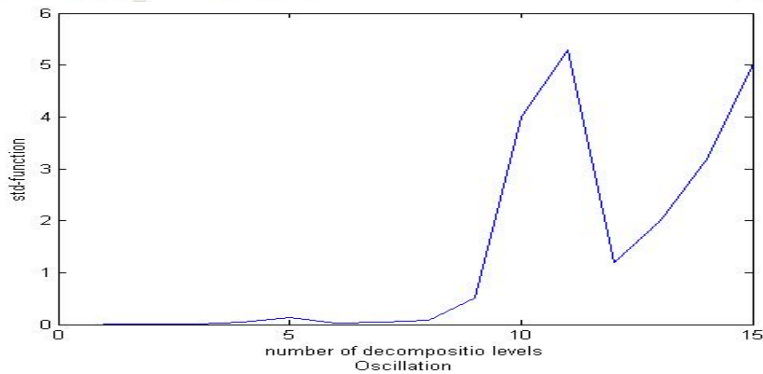
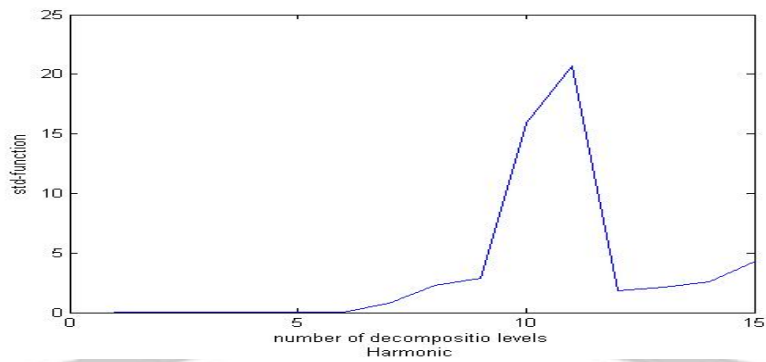
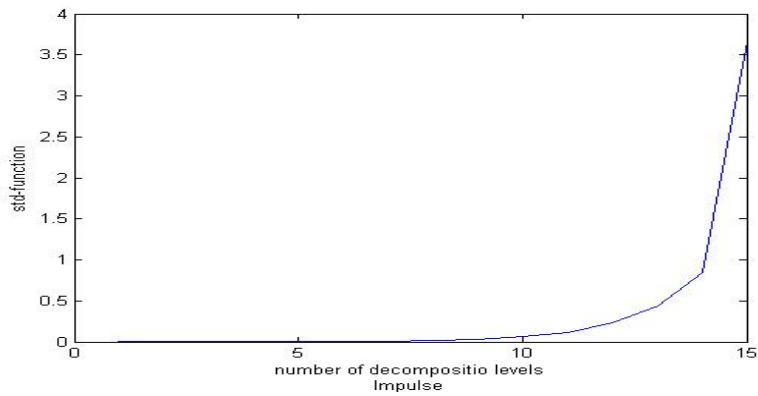
$$X11=(std(d14))$$

$$X12=(std(d15))$$

نمودارها به صورت زیر (شکل ۳۱) خواهد بود:

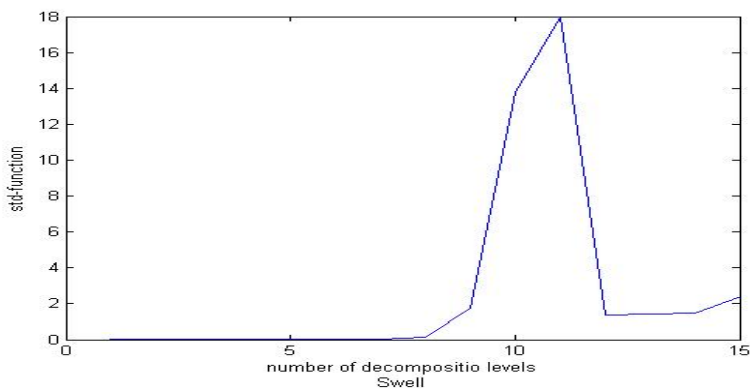


برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه





برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



شکل ۳۱

اما با انجام این کار درمی یابیم که با توجه به تفاوت بسیار اندک برخی از نمودارها به خصوص در برخی سطوح تجزیه دقت تشخیص در این روش پایین خواهد بود.

این موضوع ما را بر آن می دارد که این اطلاعات را قبل از ورود به شبکه عصبی نرمالیزه کنیم. به عبارت ساده تر اختلاف نمودارها را در سطوح با اختلاف اندک افزایش دهیم. [24,25] اطلاعات ورودی شبکه را با استفاده از بررسی سطوح مختلف فوسعی و خطا به صورت زیر نرمالیزه می کنیم:

$$X = [ X1 \ X2 \ X3 \ \dots \ X12 ] \quad (2-4)$$

$$X1 = (\text{std}(d4))^{-1}$$

$$X2 = (\text{std}(d5))^{-1}$$

$$X3 = (\text{std}(d6))^{-1}$$

$$X4 = (\text{std}(d7))^{-1}$$

$$X5 = (\text{std}(d8))$$

$$X6 = (\text{std}(d9))^2$$

$$X7 = (\text{std}(d10))$$

$$X8 = (\text{std}(d11))^2$$

$$X9 = (\text{std}(d12))$$

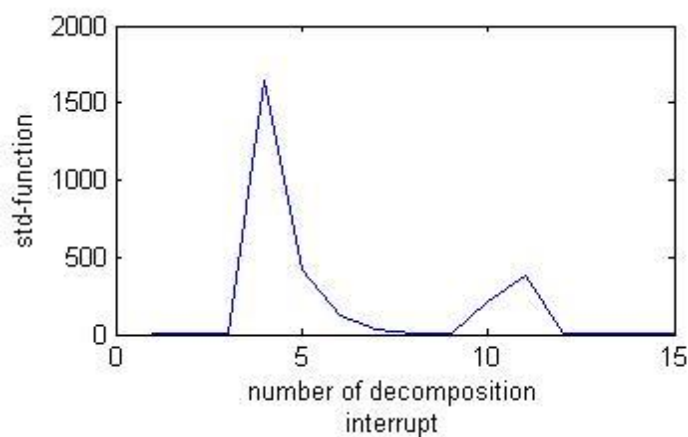
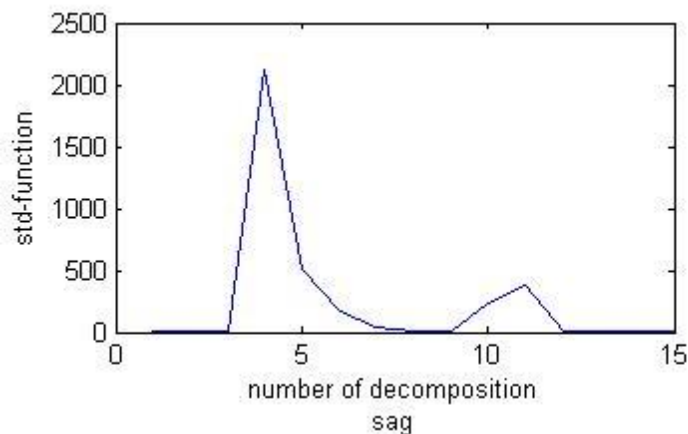
برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

$$X10=(std(d13))^{\wedge}(2)$$

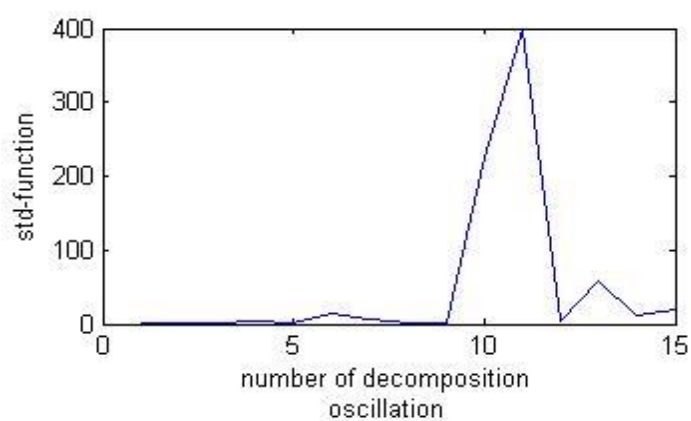
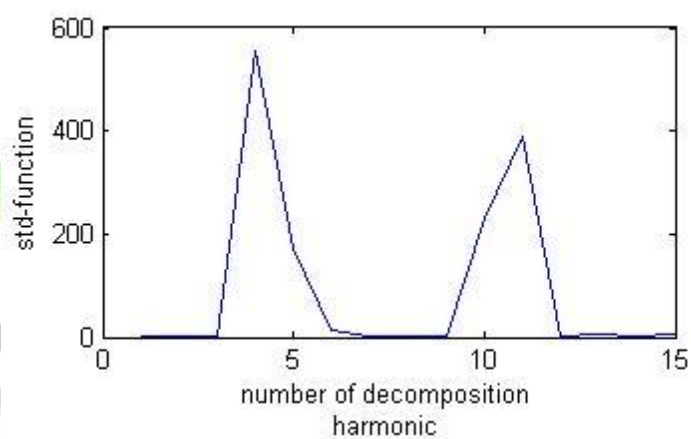
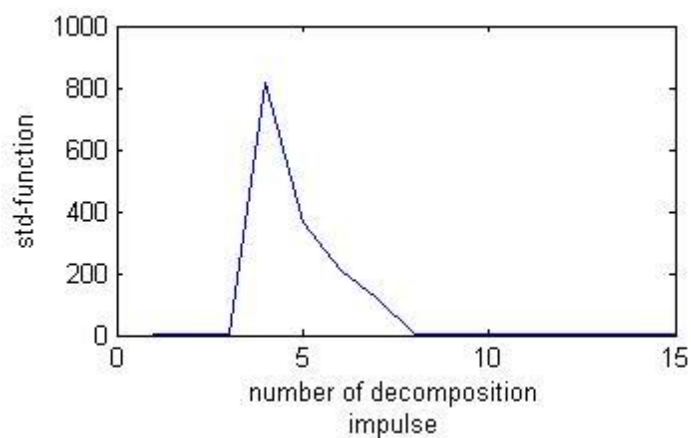
$$X11=(std(d14))$$

$$X12=(std(d15))$$

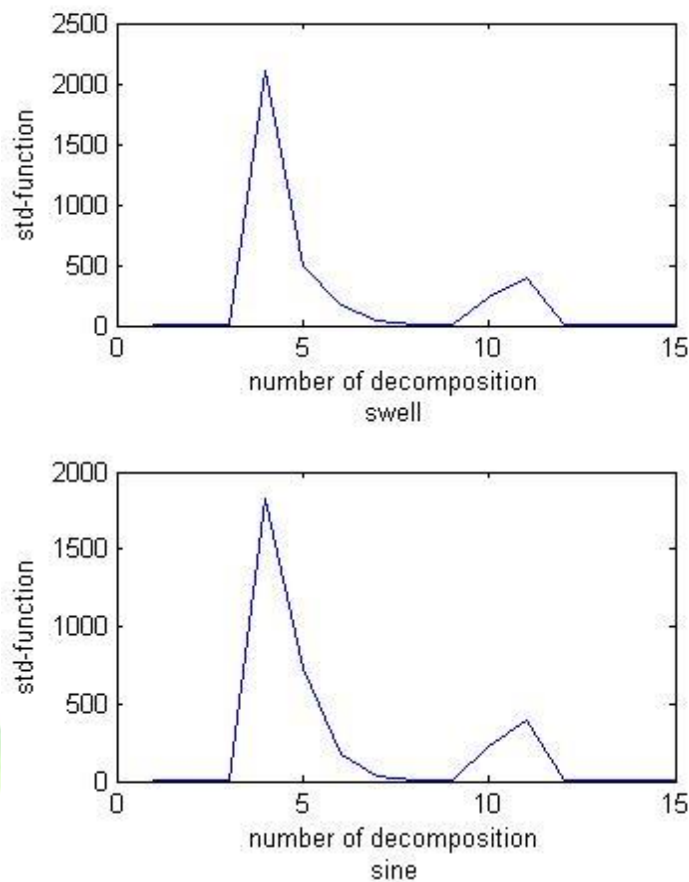
همانطور که گفته شد این امر موجب افزایش میزان تفاوت نمودارهای اختلالات گوناگون در سطوح تجزیه یکسان می گردد که در نتیجه آن دقت روش تشخیص افزایش می یابد. نمودارهای انحراف معیار استاندارد ضرایب تبدیل ویولت (DWT) را بر حسب سطوح تجزیه بعد از نورمالیزه شدن به صورت زیر (شکل 32) می شود:



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم



شکل ۳۲

جدول نتایج:

نتایج به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی احتمالی pnn با ۱۰ نمونه آموزش و ۱۰ نمونه آزمایش و تجزیه موج اغتشاش توسط موجک db4 به صورت زیر می باشد:

Distortion	Train	Test	Succesful	Accuracy(%)
Harmonic	10	10	10	100%
Interrupt	10	10	4	40%
Sag	10	10	9	90%
Swell	10	10	9	90%

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

Oscillation	10	10	6	60%
Impulse	5	5	5	100%
Total accuracy				78.2%

و نتایج با ۱۶ نمونه آموزش و ۴ نمونه آزمون به صورت زیر به دست آمد:

Distortion	Train	Test	Successful	Accuracy(%)
Harmonic	16	4	4	100%
Interrupt	16	4	4	100%
Sag	16	4	4	100%
Swell	16	4	4	100%
Oscillation	16	4	3	75%
Impulse	8	2	2	100%
Total accuracy				95.5%

مقایسه با دیگر روش ها :

در این مرحله نتایج به دست آمده از این روش را با روش های دیگر مقایسه می کنیم:

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

Method	Genetic algorith m [8]	Decision tree [ 9]	Bpnn [12]	W&pnn
Accuracy	89.52%	95.5%	86.03%	95.5%

به این نتیجه می رسیم که با انجام الگوریتم توضیح داده شده تا حدود زیادی دقت نسبت به سایر روش ها افزایش یافته است. [12,13,15,17,26]



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت **ویکی پاور** مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

### نتیجه نهایی تحقیق:

اگر مرحله ۷ در الگوریتم توضیح داده شده را به صورت رابطه (4-2) تغییر دهیم به روشی ابتکاری با دقت قابل قبول برای شناسایی و دسته بندی اختلالات کیفیت توان دست یافته ایم. به طوری که این روش دسته بندی قادر است شکل موج های واقعی مانند کوره القایی را دریافت و آن ها را دسته بندی کند.



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

### منابع و مراجع:

- [1] "بررسی اثرات ایجاد هارمونیک ها روی توان مصرفی بارها"، دکتر سید حسن حسینی، غلام حسین مهدی پور، میر حمید سید عباس زاده، ششمین کنفرانس شبکه های توزیع نیروی برق.
- [2] "شناسایی پدیده فیلیکرولتاژ ناشی از بهره برداری ترانس های جوش کاری و حذف این پدیده از شبکه توزیع"، هدایت الله مختاری، احمد رضایی، محمد یعقوبیان، ششمین کنفرانس شبکه های توزیع نیروی برق.
- [3] "کیفیت توان والزامات آن براساس ISO 9000" محرم خانسکی زاده، امیررضا برهانی، شرکت مهندسی مشاور نیروی آذربایجان (منا)، تبریز، ایران.
- [4] "نقش انواع بارها (مصرف کننده ها) در ایجاد هارمونیک ها در شبکه های توزیع، اثرات و کنترل هارمونیک ها" روح الله ملکانی، یدالله اخلاقی، سازمان آب و برق خوزستان، دومین کنفرانس شبکه های توزیع نیروی برق.
- [5] "آشنایی مقدماتی با تبدیل ویولت"، امید صیادی، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف.
- [6] Surya Santoso , Edward J. Powers, and W. Mack Grady, "POWERQUALITY ASSESSMENT VIA WAVELET TRANSFORM ANALYSIS," IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 2, April 1996.
- [7] P. K. Dash, B. K. Panigrahi, D. K. Sahoo, and G. Panda, " Power Quality Disturbance Data Compression, Detection, and Classification Using Integrated Spline Wavelet and S-Transform," IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 18, NO. 2, APRIL 2003.
- [8] Chao Wang, Huimin Gao and Taoxi Zhu, " A New Method for Detection and Identification Of Power Quality Disturbance".
- [9] Omer Ozgun and Ali Abur, "Flicker Study Using a Novel Arc Furnace Model," IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 17, NO. 4, OCTOBER 2002.
- [10] M. Sushama, G. Tulasi Ram Das, A. Jaya Lakshmi, and K. Chandana, "Classification of Power Signal Disturbances Using Wavelet Based Neural Network", IEEE 2008.



برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

- [11] Abdul Rahim Abdullah, Ahmad Zuri Sha'ameri, Abd Rahim Mat Sidek and Mohammad Razman Shaari, "Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using Time-Frequency Analysis Technique," The 5th Student Conference on Research and Development – SCORed 2007 11-12 December 2007, Malaysia.
- [12] YING-HUI KONG, JIN-SHA YUAN, JING AN, LIN-LIN CHE, "ONLINE POWER QUALITY DISTURBANCES DETECTION AND CLASSIFICATION USING ONE-PASS WAVELET DECOMPOSITION AND DECISION TREE," Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Hong Kong, 19-22 August 2007.
- [13] Duarte G. Cesar, Vega G. Valdomiro, Student Member, IEEE, and Ordoniez P. Gabriel, Member IEEE, "Automatic Power Quality Disturbances Detection and Classification Based on Discrete Wavelet Transform and Artificial Intelligence".
- [14] Walid G. Morsi, Student Member, IEEE, and M. E. El-Hawary, Fellow IEEE, "A New Perspective for the IEEE Standard 1459-2000," IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY, VOL. 23, NO. 4, OCTOBER 2008.
- [15] Hongzhi Zang, Yishu Zhao, " Intelligent Identification System of Power Quality Disturbance," Global Congress on Intelligent Systems.
- [16] Omer Ozgun, Ali Abur, " Development of an Arc Furnace Model for Power Quality Studies,".
- [17] Chakravarthy Kopparapu, A. Chandrasekaran, " A Study on the Application of Wavelet Analysis to Power Quality".
- [18] Yinghui Kong, Jinsha Yuan, Linlin Che and Tiefeng Zhang, " Online Power Quality Disturbances Identification Using Incremental Wavelet Decomposition and Support Vector Machine", DRPT2008 6-9 April 2008 Nanjing China.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

- [19]Hüseyin Eris, tia, Ays, egül Uc, arb, Yakup Demirb, “Wavelet-based feature extraction and selection for classification of power system disturbances using support vector machines”.
- [20]V. Vega *Student Member*, C. Duarte, G. Ordonez *Member*, N. Kagan *Senior Member*, “Selecting Wavelet Functions for Detection of Power Quality Disturbances”.
- [21]IEEE Standard Techniques for High-Voltage Testing.
- [22]Rahmatollah Hooshmand , Mahdi Banejad , Mahdi TorabianEsfahani , “A NEW TIME DOMAIN MODEL FOR ELECTRIC ARC FURNACE ”, *Journal of ELECTRICAL ENGINEERING*, VOL. 59, NO. 4, 2008, 195-202.
- [23]Jatumeth Susukh, Suttichai Premrudeepreechacham, Tirapong. Kasirawat, “Power Quality Problem Classification Using Support Vector Machine”.
- [24]GANG ZHENG, MEI-XIANG SHI, DING LIU, JIAN YAO, ZHU-ME1 MIAO, “POWER QUALITY DISTURBANCE CLASSIFICATION BASED ON RULEBASED AND WAVELET-MULTI-RESOLUTION DECOMPOSITION”, *Proceedmgs of the First International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Beijing, 4-5 November 2002.
- [25]A.M.Gaouda, S.H. Kanoun, M.M.A. Salama and A.Y.Chikhani, “Wavelet-based signal processing for disturbance classification and measurement”, *IEE Proc.-Gener. Trnsm.Distrib.*, Vol. 149. No.3, May 2002.
- [26]A.M. Gaouda and M.M.A. Salaina, M.K. Sultan, A.Y. Cliildiaoi, “Power Quality Detection and Classification Using Wavelet-Multiresolution Signal Decomposition”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 14, No. 4, October 1999.
- [27]Jidong Wang, Chengshan Wang, “Bayes Method of Power Quality Disturbance Classification”.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازم

[28]Abhineet Srivastava, Anurag Siddharth, Anil K Singh, Asheesh K Singh, *Member, IEEE*, "Some Observations on Selection of Most Suitable Mother Wavelet for Measurement of Power System Harmonics Using CWT", TENCON 2009.

[29]M.A.S. Masoum , S. Jamali N , Ghaffarzadeh, "Detection and classification of power quality disturbances using discrete wavelet transform and wavelet networks", Published in IET Science, Measurement and Technology Received on 20th January 2009.

[30]TONG W., SONG X., LIN J., ZHAO Z, "Detection and classification of power quality disturbances based on wavelet packet decomposition and support vector machines", ISCP 2006 Proc., 2006

[31]HU G.S., XIE J., ZHU F.F., "Classification of power quality disturbances using wavelet and fuzzy support vector machines", IEEE Proc. Fourth Int. Conf. Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 18–21 August 2005, pp. 3981–3984.

[32]CHUNG J., POWERS E.J., GRADY W.M., BHATT S.C., "Power disturbance classifier using a rule-based method and wavelet packet-based hidden Markov model", IEEE Trans. Power Deliv., 2002, 17, pp. 233–241.

[33]KEZUNOVIC M., RIKALO I., "Detect and classify faults using neural nets", IEEE Comput. Appl. Power, 1996, 9, (4), pp. 42–47.

[34]REAZ M.B.I., CHOONG F., SULAIMAN M.S., YASIN F.M., KAMADA M., "Expert system for power quality disturbance classifier", IEEE Trans. Power Deliv., 2007, 22, (3), pp. 1979–1988.

[35]Li Gengyin, Zhou Ming, Zhang Zhiyuan, "Power Quality Disturbance Automatic Recognition Based on Wavelet and Genetic Network", Proceedings of IEEE TENCON02 Conference, Beijing, pp. 1923-1926, 2002.

برای دریافت فایل Word پروژه به سایت ویکی پاور مراجعه کنید. فاقد آرم سایت و به همراه فونت های لازمه

[36]Abdel-Galil T K, Kamel M, Youssef A M, "Power Quality Disturbance Classification Using the Inductive Inference Approach", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 19, No.4, pp. 1812-1818, Oct. 2004.

[37]Hoang, T.A., Nguyen, D.T, "A Comprehensive Training for Wavelet-Based RBF Classifier for Power Quality Disturbances", Proceedings of TENCON 2002 Conference, pp.1919 – 1922, 2002.

[38] J. J. HOPFIELD, " Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities". Proc. NatL Acad. Sci. USA Vol. 79, pp. 2554-2558, April 1982 Biophysics [1].

[39]Fukushima, Kunihiro (1975). "Cognitron: A self-organizing multilayered neural network". Biological Cybernetics 20 (3-4): 121–136. doi:10.1007/BF00342633. PMID 1203338.

[40]Brown EN, Kass RE, Mitra PP. (2004). "Multiple neural spike train data analysis: state-of-the-art and future challenges". Nature Neuroscience 7 (5): 456–61. doi:10.1038/nn1228. PMID 15114358.

[41]Spike arrival times, " A highly efficient coding scheme for neural networks,SJ Thorpe - Parallel processing in neural systems", 1990

[42]Yang, J. J.; Pickett, M. D.; Li, X. M.; Ohlberg, D. A. A.; Stewart, D. R.; Williams, R. S. Nat. Nanotechnol. 2008, 3, 429–433.

[43]Strukov, D. B.; Snider, G. S.; Stewart, D. R.; Williams, R. S. Nature 2008, 453, 80–83.

[44]Roger Bridgman's defence of neural networks.

[45] Vincent Cheung, Kevin Cannons, "An Introduction to Probabilistic Neural Networks", University of Manitoba, June 10, 2002.