بسم الله الرحمن الرحيم

١١٥١٧٥

دانشگاه شهید باهنر کرمان

دانشکده فنی و مهندسی

پایان نامه تحصیلی برای دریافت درجه کارشناسی ارشد

مهندسی برق-کنترل

پیش بینی بار کوتاه مدت با استفاده از یادگیری تاملی

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر قره ویسی

نگارنده:

مهدی رمضانی

شهریور ۱۳۸۷

۱۳۸۸/۴/۲۱

تهیه مدارک

۱۱۵۱۷۵

این پایان نامه به عنوان یکی از شرایط احراز درجه کارشناسی ارشد به

گروه مهندسی برق

دانشکده فنی و مهندسی

دانشگاه شهید باهنر کرمان

تسلیم شده است و هیچگونه مدرکی به عنوان فراغت از تحصیل دوره مزبور شناخته نمی‌شود.

دانشجو : **مهدی رمضانی**

استاد راهنما : **دکتر علی اکبر قره ویسی**

داور ۱ : **دکتر مسعود رشیدی نژاد**

داور ۲ : **دکتر احمد حکیمی**

داور ۳ :

معاونت پژوهشی و تحصیلات تکمیلی یا نماینده دانشکده : **دکتر احمد حکیمی**

حق چاپ محفوظ و مخصوص به دانشگاه شهید باهنر کرمان است.

دانشگاه شهید باهنر
کرمان
اداره تحصیلات تکمیلی

پیش بینی بار کوتاه مدت
با استفاده از یادگیری تاملی

نگارنده: مهدی رمضانی
دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل
دانشگاه شهید باهنر کرمان

استاد راهنما: دکتر علی اکبر قره ویسی

به پدر و مادرم

فهرست مطالب

۱-مقدمه ۳
۲- پیش بینی بار کوتاه مدت ۸
۲-۱ مروری بر روشهای پیش بینی بار کوتاه مدت ۹
۲-۱-۱ روش روزهای مشابه ۹
۲-۱-۲ روشهای بازگشتی رگرسیونی ۹
۲-۱-۳ سری های زمانی تصادفی ۱۰
۲-۱-۴ شبکه های عصبی ۱۰
۲-۱-۵ سیستمهای خبره ۱۱
۲-۱-۶ منطق فازی ۱۲
۲-۱-۷ Support Vector machines (SVMs) ۱۲
۲-۱-۸ روشهای ترکیبی ۱۲
۳- یادگیری تاملی ۱۵
۳-۱ یادگیری ۱۶
۳-۲. مدل سازی، یادگیری، پیش بینی ۱۷
۳-۲-۱ یادگیری سراسری و محلی ۲۰
۳-۲-۲ یادگیری تاملی ۲۳
۳-۲-۲-۱ الگوریتم یادگیری تاملی ۲۴
۳-۲-۲-۲ نزدیکترین همسایگی k-NN ۲۵
۳-۲-۲-۲-۱ انتخاب هوشمند نمونه ها برای توابع پیش بینی ۲۹
۳-۲-۳ PRESS Statistics ۳۱
۳-۲-۴ cross-validation ۳۲
۳-۲-۵ دسته بندی و انتخاب وزن ویژگیها ۳۲
۳-۲-۶ یادگیری تاملی و رگرسیون ۳۵
۳-۲-۶-۱ تخمینگر نادارایا-واتسون ۳۵
۳-۲-۶-۲ شناسایی پارامتری در رگرسیون خطی محلی ۳۶
۳-۲-۶-۳ شناسایی ساختاری در رگرسیون محلی ۳۶
۳-۲-۶-۴ تولید مدلهای محلی ۳۹
۳-۲-۶-۵ کمترین مربعات بازگشتی برای تولید مدل ۴۰
۳-۲-۶-۶ ارزیابی مدل محلی ۴۳

۴- مروری بر کارهای انجام شده با استفاده از الگوریتم یادگیری تاملی ۴۶
۴-۱ بهبود دسته بندی..... ۴۷
۴-۲ یادگیری تاملی قواعد..... ۴۸
۴-۳ چگونه LazyRULE به بهبود دسته بندی کمک می کند؟..... ۵۰
۴-۴ یادگیری چندگانه..... ۵۱
۴-۵ کاربرد یادگیری تاملی در کنترل ۵۵
۴-۵-۱ کنترل مبتنی بر گرادیان با بکارگیری یادگیری تاملی..... ۵۶
۴-۵-۲ کنترلر خود تنظیم تاملی..... ۵۷
۴-۶ کاربرد یادگیری تاملی در پیش بینی..... ۵۸
۴-۶-۱ پیش بینی سری زمانی با یادگیری تاملی تغییر یافته..... ۵۹
۴-۶-۲ پیش بینی کیفیت هوا..... ۶۳
۵- پیش بینی بار کوتاه مدت با استفاده از الگوریتم یادگیری تاملی..... ۶۸
۵-۱ عوامل موثر بر پیش بینی بار کوتاه مدت ۶۹
۵-۱-۱ عوامل اقتصادی..... ۶۹
۵-۱-۲ عوامل زمانی..... ۶۹
۵-۱-۳ وضعیت آب و هوا..... ۷۰
۵-۱-۴ عوامل تصادفی..... ۷۰
۵-۲ پیش پردازش داده ها..... ۷۱
۶- نتایج پیش بینی بار کوتاه مدت با استفاده از الگوریتم یادگیری تاملی..... ۷۴
۶-۱ شبکه های عصبی..... ۷۵
۶-۲ نتایج شبیه سازی..... ۷۵
۶-۳ مقایسه روشها..... ۸۰
۶-۳-۱ مقایسه مدل های ثابت، خطی، و مرکبِ یادگیری تاملی..... ۸۰
۶-۳-۲ مقایسه با شبکه های عصبی..... ۸۲
۷-بحث و نتیجه گیری..... ۸۸
۸- مراجع..... ۹۰

پیش بینی بار کوتاه مدت با استفاده از روش یادگیری تاملی

چکیده- مدلهای دقیق پیش بینی بار برای برنامه ریزی و بهره برداری یک سیستم قدرت ضروری هستند. پیش بینی بار را می توان به سه دسته کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت تقسیم نمود. پیش بینی ها در افقهای زمانی متفاوت، برای مقاصد مختلف انجام می گیرد. پیش بینی بار کوتاه مدت در تعیین سطح و ترکیب ظرفیت تولید برای تامین تقاضا و نیز تعیین نحوه بهره برداری نیروگاهها و حتی پستها از اهمیت خاصی برخوردار است. در این پایان نامه روشی جدید به نام یادگیری تاملی به سه شکل ثابت، خطی و مرکب، به همراه ویژگی های زمانی، آب و هوایی، هفتگی و فصلی ساعات مختلف برای پیش بینی بار کوتاه مدت در بازار PJM به کار گرفته شده و نتایج آن با برخی روشهای قبلی مقایسه می شود. همچنین مدل های ثابت و خطی برای پیش بینی بار در شهر سیرجان به کار گرفته شده اند.

کلید واژه ها- پیش بینی بار کوتاه مدت (STLF)، یادگیری تاملی (lazy learning)، شبکه های عصبی (neural networks)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)

فصل اول

مقدمه

فصل اول

مقدمه

مدل های دقیق پیش بینی بار اهمیت زیادی در برنامه ریزی و توسعه سیستم های قدرت دارند. برای مدیریت مناسب این سیستم ها، لازم است رفتار آنها در آینده مشخص شود. خرید، فروش، تامین تقاضا، و توزیع نیروی برق همگی به چگونگی پیش بینی رفتار سیستم بستگی دارند [۱].

پیش بینی بار را می توان با توجه به مدت زمان مورد پیش بینی به سه دسته کوتاه مدت (از یک ساعت تا یک هفته)، میان مدت (از یک هفته تا یک سال)، و بلند مدت (بیشتر از یک سال) تقسیم بندی نمود.

پیش بینی بار کوتاه مدت برای تعیین ظرفیت و میزان تقاضا به کار می رود. کنترل خودکار تولید و توزیع مقرون به صرفه بار به پیش بینی ساعتی یا روزانه بار متکی است.

کارهای زیادی در زمینه پیش بینی بار کوتاه مدت انجام شده و روشهای مختلفی برای پیش بینی تقاضای نیروی برق به کار گرفته شده اند. این روشها بیشتر بر تکنیک های آماری و تحلیل سری های زمانی [۲] و الگوریتم های یادگیری و سیستم های خبره استوار هستند که از آن میان می توان به شبکه های عصبی [۷-۳]، سیستم های خبره فازی [۱۰-۸]، شبکه های موجک [۱۳-۱۱] و یا ترکیبی از این روشها اشاره کرد [۱۷-۱۴].

یادگیری تاملی [۱۸، ۱۹] که اولین بار توسط دیوید آها معرفی شد، یک روش یادگیری محلی است که بعد از دریافت درخواست، پیش بینی را با استفاده از درون یابی نمونه ها در همسایگی نقطه درخواست با توجه به یک معیار فاصله انجام می دهد. هرگاه پیش بینی برای یک نقطه درخواست شود، ابتدا تعدادی مدل محلی ایجاد می شوند که هرکدام چند جمله ای هایی با درجات مختلف هستند (مثلا ثابت، خطی یا درجه ۲) و هر کدام تعداد همسایه های مختلفی را شامل می شوند. سپس با استفاده از فرایند cross-validation قدرت تعمیم هریک از این مدل ها مشخص می شود. سپس، با ترکیب یا انتخاب تعدادی از این مدل ها و با توجه به خطای ارزیابی شده هر مدل، پیش بینی مورد نظر انجام می شود. یادگیری تاملی در زمینه های زیادی مورد استفاده قرار گرفته است که از مهمترین آنها می توان به یادگیری با چند برچسب، مدل سازی و کنترل [۲۲-۲۰]، پیش بینی کیفیت هوا [۲۳]، پیش بینی سری های زمانی [۲۴، ۲۵]، و برچسب گذاری وفیلترینگ [۲۶] اشاره کرد.

در این پایان نامه روشی جدید بر پایه یادگیری تاملی ثابت، خطی و مرکب (ترکیبی از مدل های ثابت و خطی) برای پیش بینی بار کوتاه مدت در بازار PJM دز سال های ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۷ به کار گرفته می شود. PJM Interconnection سازمانی است که وظیفه هماهنگی در بازار فروش کلی برق را در دلاویر، الینوز، ایندیانا، کنتاکی، مریلند، میشیگان، نیوجرسی، کارولینای شمالی، اوهایو، پنسیلوانیا، تنسی، ویرجینیا، و کلمبیا به عهده دارد.

داده های سال های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۴ برای آموزش مدل استفاده شده و پیش بینی بار برای دوسال متعاقب آن انجام می گیرد. سپس نتیجه به دست آمده از این سه مدل با نتیجه به دست آمده از شبکه های عصبی مقایسه می شود.

در این پیش بینی از داده های تاریخی بار در کنار عواملی همچون وضع آب و هوا، و ویژگی های فصلی و هفتگی ساعت ها استفاده شده است.

همچنین پیش بینی بار با استفاده از مدل های ثابت و خطی برای بار شهر سیرجان انجام شده است.

در ادامه این پایان نامه ابتدا در فصل دوم مروری بر روشهای پیش بینی بار کوتاه مدت خواهیم داشت. سپس در فصل سوم، یادگیری تاملی معرفی می گردد. در فصل چهارم رویکرد مورد استفاده در این کار برسی می شود. پیش بینی بار کوتاه مدت با استفاده از یادگیری تاملی و نتایج و مقایسه آن با شبکه های عصبی در فصل پنج و شش ارایه می گردد. فصل هفتم نیز به نتیجه گیری و بحث اختصاص دارد.

فصل دوم

پیش بینی بار کوتاه مدت

فصل دوم
پیش بینی بار کوتاه مدت

در بحث پیش بینی بار کوتاه مدت، معمولا پیش بینی برای بازه زمانی یک ساعت تا یک هفته (۱۶۸ ساعت) مورد نظر است. پیش بینی کوتاه مدت بیشتر برای تعیین ظرفیت و میزان تقاضا به کار می رود. در بازه زمانی خیلی کوچک (ثانیه) که تغییرات بار تصدفی است، کنترل خودکار تولید (AGC) به برابری عرضه و تقاضا را تضمین می کند. در بازه زمانی بزرگتر (دقیقه) پخش بار اقتصادی به توزیع بهینه بار کمک می کند.

در بازه زمانی ساعت و روز تغییرات بار وسعت بیشتری دارد. تامین بار توسط تولید در این محدوده زمانی شامل راه اندازی یا خاموش کردن واحدها و یا انتقال انرژی بین سیستمهای مجاور می شود. این مساله توسط توابع کنترلی مختلفی از جمله برنامه ریزی واحدهای آبی، درمدار قرارگرفتن واحدها، هماهنگی آبی- حرارتی و ارزیابی مبادلات مشخص می شود. در بازه های زمانی بزرگتر در محدوده هفته، که بازه تغییرات بار خیلی وسعت می یابد، توابعی نظیر سوخت، آب و برنامه ریزی نگهداری در راستای برابری تولید و بار تحت شرایط اقتصادی بهینه به کار گرفته می شوند. علاوه بر این، برای حفظ امنیت سیستم قدرت در زمانهای آتی، نیاز به بررسی رفتار سیستم در حوادث مختلف قابل وقوع با آنالیز شبکه به صورت off-line نیز وجود دارد. همه خواسته های بالا نیاز به دانستن بار سیستم دارند. در حالت زمان واقعی تخمین زننده های حالت برای تایید و اصلاح مقادیر اندازه گیری شده ولتاژ و زاویه در نقاط مختلف شبکه به کار گرفته می شوند. این مقادیر می توانند برای تخمین بار لحظه ای مورد استفاده قرار گیرند. اما فرآیندهای AGC و پخش بار اقتصادی نیاز به پیش بینی خیلی کوتاه مدت از بار در محدوده ثانیه و دقیقه دارند. همچنین اطلاعات لازم برای سایر فرآیندها از قبیل برنامه ریزی واحدهای آبی، درمدار قرارگرفتن واحدها، هماهنگی آبی- حرارتی و ارزیابی مبادلات نیز از پیش بینی کوتاه مدت بار حاصل می شوند. سایر خواسته ها مثل تخصیص سوخت و برنامه ریزی تامین و نگهداری در محدوه پیش بینی بار میان مدت و کوتاه مدت قرار می گیرند.

در پیش بینی بار کوتاه مدت (STLF)، معمولا مهمترین مساله میزان تراکم بار در هر ساعت است. در کنار این مساله، موارد دیگری مثل پیک روزانه، مقادیر بار در ساعات خاص، و انرژی هفتگی و ماهیانه سیستم نیز پیش بینی می شوند.

پیش بینی بار کوتاه مدت چندین کاربرد اساسی دارد که در این میان می توان به برنامه ریزی تولید، ارزیابی امنیت سیستم، و اطلاعات زمانی مورد نیاز برای دیسپاچ. برنامه ریزی تولید در در واحد های آبی و حرارتی برای کاهش هزینه و راه اندازی و خاموش کردن به موقع واحدها اهمیت به سزایی دارد. همچنین با پیش بینی بار می توان آسیب های احتمالی آتی را مشخص کرده و به این ترتیب امنیت سیستم را تامین کرد. پیش بینی بار کوتاه مدت در کنار پیش بینی آب و هوا و شرایط تصادفی عمل دیسپاچینگ را به شکل اقتصادی و مطمئن ممکن می سازد.

هر سیستم پیش بینی بار کوتاه مدت شامل سه بخش اصلی مدل پیش بینی، منابع اطلاعات و واسطه انسان و ماشین تشکیل می شود. مدل پیش بینی شامل سیستم و الگوریتم پیش بینی است. منابع اطلاعات نیز معمولا داده های تاریخی بار، آب و هوا و... می باشد.

دقت پیش بینی بارهای کوتاه مدت تاثیر مهمی بر بهره برداری و هزینه های تولید در سیستم قدرت دارد. برای تامین تقاضا باید با پیش بینی بار از الگوی مصرف پیشی گرفت. همچنین لازم است ذخیره ای برای شرایط احتمالی درنظر گرفته شود. با پیش بینی دقیق می توان میزان این سطح ذخیره را به میزان لازم برای اطمینان و امنیت کاهش داد.

کاهش خطا می تواند هزینه های بهره برداری را نیز کمتر کند. پیش بینی کمتر از مقدار واقعی باعث خطا در فراهم کردن ذخیره و استفاده از واحد های گران قیمت بار پیک می شود. از طرف دیگر، پیش بین بیش از مقدار واقعی باعث راه اندازی واحدها بیش از حد لزوم و وجود ذخیره اضافی می شود. در هر دو حالت هزینه بهره برداری افزایش می یابد.

۲-۱ مروری بر روشهای پیش بینی بار کوتاه مدت

در چند دهه اخیر روشهای پیش بینی گوناگونی ارائه شده است. روشهای متنوعی از قبیل روش روزهای مشابه، مدلهای مختلف رگرسیون، سریهای زمانی، شبکه های عصبی، الگوریتمهای یادگیری تصادفی، منطق فازی و سیستمهای خبره، برای پیش بینی بار کوتاه مدت به کارگرفته شده اند. در این بخش برخی از این روشها را به طور خلاصه بررسی می کنیم.

۲-۱-۱ روش روزهای مشابه

در این روش برای پیش بینی بار مربوط به یک روز از داده های بار روشهای مشابه در طول چند سال گذشته استفاده می شود. معیار تشابه عواملی همچون روز هفته، وضع هوا و تاریخ هستند. برای پیش بینی بار، روز مشابه یا ترکیب خطی یا تابعی رگرسیونی از چند روز مشابه را می توان به کار برد.

۲-۱-۲ روشهای بازگشتی رگرسیونی

رگرسیون یکی از پرکاربردترین تکنیکهای آماری است. مدلهای رگرسیون برای پخش بارالکتریکی اغلب برای مدل کردن رابطه بارمصرفی با سایر پارامترها از قبیل وضع هوا، نوع روز و کلاس مشتری به کارگرفته می شوند. مثلا در رگرسیون خطی چندگانه، بار به صورت تابعی چند متغیره از این پارامترها به شکل زیر نشان داده می شود [۲۷]

$$y(t) = a_0 + a_1 x_1(t) + \cdots + a_n x_n(t) + a(t) \qquad (۱-۲)$$

در این رابطه $y(t)$ بار الکتریکی، $x(t)$ متغیر ها، $a(t)$ تابعی تصادفی با متوسط صفر و واریانس ثابت، و a_i ها ضرایب رگرسیون هستند.
در این روش بار ساعتی با متشکل از دو مؤلفه در نظرگرفته می شود. یک مؤلفه، جزء اصلی بار است که در زمانهای مختلف روز ثابت در نظر گرفته می شود. دیگر مؤلفه بار، جزء حساس آن به وضع هواست که به صورت تابعی از متغیرهای مختلف وضع هوا و سرعت باد در نظر گرفته می شود. انتخاب متغیرها با تحلیل همبستگی و یا به صورت تجربی انجام می شوند. تخمین ضرایب رگرسیون با استفاده از تکنیک تخمین حداقل مربعات انجام می گیرد. ارزش هریک از این ضرایب و درنتیجه متغیر مربوط به آن را نیز می توان با استفاده از آزمون های آماری مشخص نمود.

۲-۱-۳ سری های زمانی تصادفی

روشهای سری زمانی مبتنی بر این فرض هستند که داده ها، دارای یک ساختار داخلی مانند همبستگی، یا تغییرات فصلی هستند. این روشها چنین ساختاری را جستجو و آشکار می کنند. سریهای زمانی سالها در زمینه های اقتصادی، پردازش سیگنال دیجیتال و نیز پیش بینی بار الکتریکی مورد استفاده قرار گرفته اند.
این روش یکی از پرکاربردترین متدهای آماری به کاررفته در زمینه پخش بار کوتاه مدت است. به طور خلاصه می توان گفت سری بار $y(t)$ به عنوان خروجی یک فیلتر خطی در نظر گرفته می شود. این فیلتر دارای ورودیهایی به صورت یک سری تصادفی است که دارای متوسط صفر و واریانس ثابت نامعلوم هستند. بسته به مشخصه فیلتر خطی یاد شده، مدلهای مختلفی برای این روش بدست می آید [۲].

۲-۱-۴ شبکه های عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) به طور وسیعی از حدود ۱۹۹۰ در زمینه پیش بینی بار مورد استفاده قرار گرفته اند. این شبکه ها اساسا مدارات غیرخطی هستند که قابلیتشان در درونیابی غیر خطی به اثبات رسیده است.
خروجی یک شبکه عصبی تابعی خطی یا غیرخطی از ورودیهای آن است. ورودیها می توانند خروجیهای قسمتهای دیگر یا ورودیهای واقعی شبکه باشند. در عمل، اجزاء شبکه در تعداد نسبتا کمی از لایه های متصل به هم که خروجیها را به ورودیها مرتبط می کنند جای داده می شوند. همچنین گاهی اوقات از مسیرهای فیدبک نیز در این شبکه ها استفاده می شود. در استفاده از شبکه های عصبی ابتدا باید ساختار شبکه (از بین شبکه های هاپفیلد، پس انتشار، ماشین بولتزمن و...)، تعداد لایه ها و گرههای میانی، دوطرفه یا یک طرفه بودن لینکها و فرمت عددی مقادیر ورودی و خروجی (باینری یا دهدهی) مشخص شوند. یکی از پرکاربردترین ساختارهای شبکه های عصبی در زمینه پیش بینی بار ساختار پس انتشار است.

در پیش بینی بار بیشتر از شبکه های پرسپترون چندلایه استفاده شده است. برخی از این شبکه ها با یک خروجی برای پیش بینی بار ساعت بعد و برخی دیگر با چند خروجی برای پیش بینی بار چند ساعت یا چند دوره پشت سرهم به کار گرفته شده اند [۳۷]. در [۲۸] شبکه ای برای پیش بینی بار ساعت بعد، کل بار و بار پیک روز بعد به کار گرفته شده است. همچنین [۲۹، ۵] شبکه ای را نشان می دهند که برای پیش بینی بار پیک روز بعد استفاده شده است. خروجی این شبکه برای پیش بینی پروفیل بار روز بعد به کار گرفته شده است. در [۶] شبکه ای با اتصالات غیر کامل جهت کاهش نرون ها برای پیش بینی بار به کار رفته است. می توان با تقسیم روز به چند دوره و استفاده از یک شبکه برای هر دوره پیش بینی بار را انجام داد [۳۰].

یکی از مسایل مهم در استفاده از شبکه های عصبی برای پیش بینی بار انتخاب ورودی هاست. برای این کار چندین روش وجود دارد که در آن میان می توان به روشهای تجربی، تحلیل خود همبستگی [۴، ۳۱]، و اضافه نمودن متغیرهای آب و هوایی جدید [۳۲] اشاره کرد. قاعده کلی برای انتخاب متغیرها وجود ندارد و این امر بیشتر به تجربه و تشخیص مهندسی بستگی دارد. در فصل ارایه نتایج مربوط به پیش بینی بار، بررسی بیشتری بر روی دو نوع از شبکه های عصبی خواهیم داشت.

۲-۱-۵ سیستمهای خبره

روشهای پیش بینی بر پایه قواعد برای پیش بینی دقیق، از قواعدی استفاده می کنند که طبیعت ابتکاری دارند. سیستمهای خبره از قواعد و توابعی بر پایه دانش و توانایی انسان بهره می برند و پس از پیاده سازی نرم افزاری بدون نیاز به کمک انسان به کار خود ادامه می دهند.

کاربرد سیستمهای خبره در دهه ۱۹۶۰ در زمینه هایی از قبیل اکتشافات زمین شناسی آغاز شد. در صورت وجود یک دانش انسانی در کنار طراح نرم افزار در زمانی قابل ملاحظه برای انتقال اطلاعات دانش خبره به سیستم، سیستمهای خبره عملکرد بسیار خوبی خواهند داشت. البته دانش خبره باید برای تبدیل به قواعد نرم افزاری مناسب باشد؛ در واقع دانش خبره باید قابلیت تبدیل به فرآیند یک برنامه را داشته باشد. دانش خبره ممکن است به صدها یا هزاران قاعده تبدیل شود.

مرجع [۳۳] یکی از اولین کارهای انجام شده در این زمینه است. در این کار از توابعی مبتنی بر ارتباط منطقی بین وضع هوا و منحنی های بار روزانه به عنوان قواعد پایگاه تشکیل شده است. پایگاه قواعد مجموعه ای از روابط بین تغییرات بار سیستم و تغییرات فاکتورهای طبیعی و غیر طبیعی موثر بر میزان مصرف برق را دربرمی گیرد. استخراج این روابط و قواعد به تجربه اپراتور و وسعت دید طراح بستگی دارد. می توان برای تایید یا رد روابط درنظرگرفته شده از روشهای آماری استفاده نمود. برخی از قواعد معمولا با گذشت زمان تغییر نمی کنند؛ برخی خیلی کند و برخی نیز پیوسته در حال تغییرند و بایستی مرتبا بهنگام شوند.

۲-۱-۶ منطق فازی

منطق فازی تعمیمی از منطق بولی معمول است که در سیستمهای دیجیتال بـه کـار مـی رود. در منطق بولی یک ورودی می تواند ارزش درستی 0 یا 1 داشته باشد. در منطق فازی یک ورودی می تواند یک مقادیر پیوسته بازه خاص را ختیار کند. به عنوان مثال، بار یک ترانسفورمر می تواند کـم، متوسط یا زیاد باشد.

عدم نیاز به مدل ریاضی برای ارتباط بین ورودیها و خروجیها و نیز عدم نیاز به ورودی دقیق و حتی بدون نویز از مزایای مهم منطق فازی است. طراحی مناسب سیستم فازی می تواند برای پیش بینی بسیار روباست عمل کند.

در [۸] از یک سیستم فازی برای مقابله با اثرات نامشخص بودن پارامترها اسـتفاده شـده اسـت. در اینجا بیش از ده الگوی مختلف برای بار در نظر گرفته شده و با به هنگام کردن بار دقت پیش بینی افزایش یافته است. استفاده از تجارب اپراتورها (دانش انسانی) در این کار باعث نزدیک شدن مقادیر پیش بینی شده به مقادیر واقعی شده است. [۹] دو مدل را برای بار ارایه می کند و در سیستم های فازی از توابع عضویت مثلثی متقارن برای این دو مدل استفاده می کند. یکی از مدل ها تنهـا بـرای مشخصه بار با ضرایب فازی است و مدل دوم یک مدل فازی مرکـب بـرای روزهـای آخـر هفتـه یـا تابستان است. در مرجع [۱۰] به مساله تعیین قواعد بهینه فازی براسـاس روش مرسـوم آزمـایش و خطا به عنوان یک مشکل اساسی اشاره شده و روشی برمبنای برنامـه ریـزی تکـاملی سـریع بـرای طراحی اتوماتیک این قواعد ارائه شده است. بر مبنای این روش تعیین بخشهای منطق و استدلال به طور همزمان محقق می شود و پیچیدگی مدل نسبت به سایر مدلهای فـازی کـاهش یافتـه اسـت. نتایج این مدل با مدلهای شبکه عصبی مقایسه شده و کارکرد بهتری را نشان داده است.

۲-۱-۷ Support Vector machines (SVMs)

SVM ها یک تکنیک قوی برای مسایل کلاس بندی و رگرسیون هستند که اخیرا مورد استفاده قرار گرفته اند. برخلاف شبکه های عصبی که سعی می کند توابع مرکبی از فضای ورودیهـا تعریـف کند، **SVM** یک طرح غیرخطی از داده ها به یک فضای چند بعدی ارائه می دهد. سـپس از توابـع خطی برای ایجاد مرزهای خطی تصمیم گیری در فضای جدید استفاده می کند. مساله انتخاب یک ساختار برای شبکه های عصبی، در اینجا تبدیل به انتخاب یک کرنـل مناسـب بـرای **SVM** مـی شود.

۲-۱-۸ روشهای ترکیبی

از آنجا که هریک از روشهای پیش بینی بار کوتاه مدت دارای مزایا و معایب خاص خود می باشـند، گاه تلاش شده است با ترکیب این روشها مزایای آنها پررنگ تـر و معایبشـان کمرنـگ تـر شـود. از مهمترین روشهای ترکیبی برای پیش بینی بار می توان از ترکیب فازی و شبکه های عصـبی و نیـز شبکه های عصبی-موجک نام برد.

در مرجع [۱۴] ابتدا از مجموعه های فازی برای دسته بندی داده ها استفاده شده و سپس این داده ها در یک شبکه عصبی برای پیش بینی بار وارد شده است. در اینجا ۴۸ تابع عضویت انتخاب و برای هرکدام یک شبکه عصبی مجزا در نظر گرفته شده است. با این روش خطای پیش بینی بار ساعتی و پیک روزانه به کمتر از ۲٪ رسیده است.

[۱۵] پیش بینی بار را به دو مرحله پیش بینی منحنی نرمالیزه شده بار و پیش بینی می نیمم و ماکزیمم بار روزانه تقسیم نموده است. در این روش پنج شبکه عصبی برای پیش بینی منحنی نرمالیزه بار در نظرگرفته شده است. این پنج شبکه با یک لایه مخفی برای پنج نوع روز (دوشنبه، روزهای هفته، شنبه، یکشنبه و روزهای تعطیل) به کار رفته اند. حداقل ۴۸ گره ورودی برای بار ۴۸ ساعت گذشته (دو روز قبل از پیش بینی) و ۲۴ گره خروجی برای مشخصه بار قرار داده شده اند.

برای پیش بینی می نیمم و ماکزیمم بار هرروز نیز از تکنیک فازی بهره گرفته شده است. این فرآیند به دو بخش پیش بینی اولیه و تصحیح تقسیم و مجموعا شش مجموعه فازی با ۲۸ تابع عضویت برای آن در نظرگرفته شده است. این مجموعه ها عبارتند از تعطیلات، فصل، ماکزیمم دمای روز، می نیمم دمای روز، بخش تصحیح ماکزیمم بار روز و بخش تصحیح می‌نیمم بار روز.

نتایج پیش بینی توسط این روش با نتایج دو روش برون یابی و شبکه های عصبی مقایسه شده، بهبود قابل قبولی را نشان می دهد.

مرجع [۱۶] به پیش بینی بار کوتاه مدت در شبکه برق ایران پرداخته است. در روش پیشنهادی، شبکه عصبی برای پیش بینی الگوی بار آموزش می بیند. آنگاه یک سیستم فازی الگوی بار پیش بینی شده را برای روزهای تعطیل خاص و نیز تغییرات سریع دما تصحیح می کند. با بررسی منحنی های بار روزانه در ۸ سال، متغیرهای مؤثر در بار مشخص و روزهای هفته به چهارنوع (شنبه، یکشنبه تا چهارشنبه، پنجشنبه و جمعه) تقسیم شده اند. علاوه براین برای بار هر نوع روز بارهای مؤثر ساعات قبل نیز به کمک آنالیز همبستگی مشخص شده اند. پس از شبیه سازی ملاحظه شده است که خطای مطلق متوسط در خروجی شبکه عصبی کمتر از۲٪ و در انتهای فرآیند پیش بینی، یعنی پس از تصحیح توسط سیستم فازی، در حدود ۱٪ می باشد.

در مراجع [۱۰، ۱۳] نیز از ترکیب شبکه های عصبی و موجک برای پیش بینی بار کوتاه مدت استفاده شده است. در [۱۰] نتایج پیش بینی بار توسط این شبکه ها با شبکه های عصبی موجود مقایسه و مشابه روش قبل افزایش سرعت یادگیری و کاهش خطای پیش بینی در آن ملاحظه شده است. همچنین با توجه به دقت بالای این شبکه، پیشنهاد استفاده از آن در پیش بینی های با مدت زمان کمتر مثل نیمساعت، برای سیستمهای برق قانون زدایی شده و بازارهای برق مطرح شده است.

در روش به کار رفته در [۱۳] سری بار به صورت چند زیرسری مختلف که مشخصه های فرکانسی مختلف بار را نشان می دهند توسط آنالیز موجک تجزیه می شود. آنگاه یک شبکه عصبی برای پیش بینی هریک از این زیرسریها با توجه به مشخصه های آن ایجاد می گردد. نتیجه پیش بینی با

ترکیب همه زیرسریهای پیش بینی شده تعیین می گردد. ایـن روش بهبـود قابـل ملاحظـه ای در نتیجه پیش بینی پروفیل بار و پیک بار نشان داده است.