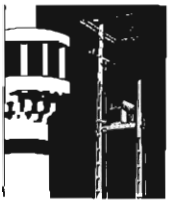


پنجمین کنفرانس شبکه‌های توزیع نیروی برق

پیش‌بینی هوشمند
بار سیستمهای قدرت (پیشگو)

دکتر ساعد صیاد
شرکت هوش مصنوعی

مهندس جهانگیر صیاد
شرکت توانیر

چکیده:

مروری بر چهار روش گسترده پیش‌بینی کوتاه مدت (ساعتی) بار در این مقاله ارائه می‌گردد. این چهار روش عبارتند از: (۱) رگرسیون خطی چندگانه، (۲) سریهای زمانی، (۳) صاف کردن (هموار کردن) نمایی عمومی، (۴) روش برخورد مبتنی بر دانش.

بحث کوتاهی در هر یک از این روشها همراه با معادلات لازم نیز ارائه می‌شود. الگوریتم‌های بکار برده شده در این روشها برنامه‌نویسی شده و پاسخگوی پایگاه داده‌های مربوطه برای مقایسه مستقیم این روشها شده‌اند. خلاصه مقایسه‌ای از نتایج برای دادن درکی از سطح مشکل هر یک از این روشها و اجرای آنها به خواننده ارائه می‌شود. سپس سیستم خبره پیش‌بینی بار که توسط نویسندگان مقاله طراحی شده است، بنام "پیشگو" تشریح می‌گردد.

شرح مقاله:

پیش‌بینی بار یک فرآیند مرکزی و جامع در برنامه‌ریزی و بهره‌برداری صنعت برق بوده است. روشهای برخورد زیادی در دو دهه اخیر برای بکارگیری این مسئله تحقیق و بررسی شده‌اند. این روشها اغلب ماهیتاً باهم تفاوت داشته و به نظریات مختلف مهندسی و تحلیلهای اقتصادی پاسخ می‌دهند.

گروه کاری پیش‌بینی بار IEEE در دو فاز فهرست مستندی در مورد پیش‌بینی بار منتشر کرده است. فهرست اول (فاز ۱) فلسفه‌های کلی پیش‌بینی بار را پوشش داده است، و فهرست دوم (فاز ۲) روی موضوعات اقتصادی پیش‌بینی بار تمرکز دارد. آخرین بررسی بوسیله Gross و Galiana در ۱۹۸۷ گزارش می‌شود که در این گزارش نویسندگان، روشهای مختلف پیش‌بینی بار کوتاه مدت را بررسی کرده‌اند که بعضی از روشها پیشنهادی بوده و بعضی نیز هم اکنون مورد استفاده می‌باشند. انتشارات دیگری نیز وجود دارند که مسئله پیش‌بینی بار را بررسی نموده‌اند. یکی از اینها کار آقای Bunn است که روندهای پیش‌بینی بار کوتاه مدت را در صنعت تولید برق مورد ارزیابی قرار داده است. در یک کار دیگر آقای Bunn و Farmer به بررسی و بحث در روشهایی از پیش‌بینی پرداخته‌اند که در صنعت برق بکار برده می‌شوند. کار دیگری توسط آقای Fields انجام شده که مدلهای تحقیقاتی پیش‌بینی کمی را در برگرفته است. در پیش‌بینی بار تکنیکهای مختلفی برای مسئله پیش‌بینی روزانه بار بکار گرفته شده است. تقریباً کلیه این تکنیکها از روشهای آماری استفاده کرده‌اند، اما امروزه روشهای پیشرفته‌تری وجود دارند که با استفاده از سیستمهای خبره (مبتنی بر دانش) مسئله پیش‌بینی بار را انجام می‌دهند. در این مقاله پس از مقایسه چهار روش پیش‌بینی بار به تشریح مبسوط روش مبتنی بر دانش پرداخته می‌شود. در پایان با مثالی عملی نحوه بکارگیری روش مذکور مورد بررسی قرار می‌گیرد. چهار تکنیکی که مورد مقایسه قرار گرفته‌اند عبارتند از:

۱ ـ رگرسیون خطی چند متغیره.

۲ ـ سریهای زمانی آماری.

۳ ـ اکسپونانسیل عمومی.

۴ ـ روش مبتنی بر دانش.

نویسندگان مقاله این الگوریتم‌ها را برای پیش‌بینی بار ساعتی، روزانه، هفتگی، ماهانه و سالانه در فصلهای زمستان و تابستان مورد استفاده قرار داده‌اند. شایان ذکر است که منظور از این مقاله، مقایسه کارآیی چهار روش ذکر شده است بطوری که بتوان استنباط مناسبی از تحلیل

مقایسه گونه این چهار روش داشت. می‌توان یکی از این تکنیکها را در سیستم مورد نظر خود در برقهای منطقه‌ای مختلف بکار گرفت و ضرایب و قواعد مربوط به سیستم خود را بدست آورده و پیش‌بینی بار دقیقی را انجام داد. در حقیقت یکی از عوامل محرک در این مقاله آن است که به خواننده امکان دهد تا هر یک از چهار روش ذکر شده را بتوانند عمیقاً مورد بررسی قرار داده و پیش‌بینی بار مربوط به منطقه خود را دقیقاً انجام دهد.

۱ ـ روش رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) :

در روش رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) بار بر حسب متغیرهای توصیفی خود مثل متغیر آب و هوا و متغیرهای غیر آب و هوایی که بر بار الکتریکی تأثیر می‌گذارد تعریف می‌شود. مدل بار با استفاده از این روش به شکل زیر می‌باشد:

$$y(t) = a + a\,x(t) + \ldots + a\,x(t) + a(t) \qquad (۱)$$

$y(t)$: بار الکتریکی

$x(t) , \ldots , x(t)$: متغیرهای توصیف‌گر مرتبط با $y(t)$

$a(t)$: متغیر تصادفی با مقدار متوسط صفر و واریانس ثابت

$a, a, \ldots , a$: ضرایب رگرسیون

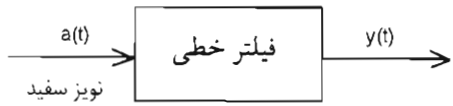
متغیرهای توصیف‌گر این مدل براساس تحلیل Correlation هر یک از متغیرهای مستقل با متغیر وابسته بار شناسایی می‌شوند. تجربه در مورد مدل کردن بار در شناسایی اولیه متغیرهای مؤثر کمک می‌کند. تخمین ضرایب رگرسیون معمولاً با استفاده از تکنیک تخمین حداقل مربعات (Least Square) بدست می‌آید.

آزمایشات آماری (مثل آزمایش F-test) نیز برای تعیین اهمیت ضرایب رگرسیون به اجرا در آورده می‌شوند. ضرایب t که از این آزمایشات بدست می‌آیند، تعیین‌کننده اهمیت هر یک از ضرایب و اهمیت متغیر مربوط با این ضرایب می‌باشد.

۲ ـ سریهای زمانی تصادفی (STS) :

این روش عمومی‌ترین روش برخورد است که در پیش‌بینی بکار گرفته می‌شود و هنوز هم در دنیا برای پیش‌بینی بار کوتاه مدت در صنعت برق استفاده می‌شود. تئوری سریهای زمانی در کتب مختلف تشریح شده‌اند و مقالات پیش‌بینی بار زیادی با تکیه بر این روش منتشر شده‌اند. بطور خلاصه، سریهای بار $y(t)$ به عنوان خروجی یک فیلتر خطی هستند که ورودی آن سریهای تصادفی $a(t)$ می‌باشند و معمولاً به عنوان نویز سفید نام برده می‌شوند. این مدل در

شکل زیر نشان داده شده است.



« شکل ۱ ـ مدل‌سازی سریهای زمانی بار »

بسته به مشخصات فیلتر خطی، مدلهای مختلفی به صورت زیر دسته‌بندی می‌شوند:

۱ ـ ۲ ـ روش خود برگشتی *(AR) (Auto Regressive)* :

در روش خود برگشتی مقدار فعلی سریهای زمانی y(t) به صورت خطی برحسب مقادیر قبلی خود یعنی y(t-1) و y(t-2) و نویز تصادفی a(t) تشریح می‌شود. درجه این پروسه بستگی به قدیمی‌ترین مقدار قبلی که y(t) به آن برگشته است دارد. در یک پروسه خود برگشتی با درجه p (یعنی AR(p)) مدل فوق‌الذکر به صورت زیر درمی‌آید:

$$y(t) = \Phi_1 y(t-1) + \Phi_2 y(t-2) + \dots + \Phi_p y(t-p) + a(t) \qquad (۲)$$

با معرفی اپراتور B به صورت $y(t-1) = B\, y(t)$ و در نتیجه $y(t-m) = B\, y(t)$، معادله (۲) به شکل زیر نوشته می‌شود:

$$\Phi(B).\, y(t) = a(t) \qquad (۳)$$

که $\Phi(B) = 1 - \Phi_1 B^1 - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p$

۲ ـ ۲ ـ روش حرکت متوسط *(MA) (Moving Average)* :

در روش حرکت دادن متوسط، مقدار فعلی سریهای زمانی y(t) به صورت خطی برحسب مقادیر فعلی و قبلی سریهای نویز a(t) ، a(t-1) و ... تشریح می‌گردند. این سریهای نویز از خطاهای پیش‌بینی یا باقی‌مانده مشاهدات بار با مقدار بدست آمده محاسبه می‌گردند. درجه این پروسه بستگی به قدیمی‌ترین مقدار نویزی دارد که y(t) به آن برگشت داده شده است. در روش حرکت متوسط با درجه q (یعنی MA(p)) مدل فوق‌الذکر به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$y(t) = a(t) - \Theta_1 a(t-1) - \Theta_2 a(t-2) - \dots - \Theta_q a(t-q) \qquad (۴)$$

کاربرد مشابه معادله (۳) برای اپراتور سریهای نویز سفید، در معادله (۴) نیز وجود دارد که معادله را به صورت زیر در می‌آورد:

$$yt) = \Theta\,(B).\, a(t) \qquad (۵)$$

که $\Theta\,(B) = 1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \dots - \Theta_q B^q$

۳ـ۲ـروش خود برگشتی حرکت متوسط :

(ARMA) (Auto Regressive Moving Average) :

در روش خود برگشتی حرکت متوسط، مقدار فعلی سریهای زمانی y(t) به صورت خطی برحسب مقادیر خود در زمانهای قبل یعنی y(t-1),y(t-2) و ... و برحسب مقادیر فعلی و قبلی نویز سفید a(t) ، a(t-1) و ... تشریح می‌شوند. درجه روش ARMA توسط قدیمی‌ترین مقدار قبلی سریها و قدیمی‌ترین مقدار نویز سفید که y(t) به آن برگشت داده شده است انتخاب می‌شود. در روش ARMA با درجه p و q (یعنی ARMA (P,Q)) مدل مربوطه به صورت زیر می‌شود:

$$y(t) = \Phi_1 y(t-1) + ... + \Phi_p y(t-p) + a(t) - \Theta_1 a(t-1) - ... - \Theta_q a(t-q) \qquad (۶)$$

با استفاده از اپراتوری که قبلاً تعریف شده، معادله (۶) به صورت زیر در می‌آید:

$$\Phi(B).\ y(t) = \Theta(B).\ a(t) \qquad (۷)$$

که $\Phi(B)$ و $\Theta(B)$ قبلاً تعریف شده‌اند.

۴ـ۲ـروش خود برگشتی تجمع یافته با حرکت متوسط :

(ARIMA) (Auto Regressive Integrated Moving Average) :

سریهای زمانی که در بالا تعریف شدند مثل AR، MA یا ARMA به عنوان روشهای ایستا نام دارند. منظور از ایستایی آن است که متوسط سریهای هر پروسه و کوواریانس بین مشاهدات با زمان تغییر نمی‌کنند. اگر پروسه غیرایستا باشد، ابتدا باید سریها را به پروسه ایستا تبدیل کرد. این کار برای سریهای زمانی که دارای متوسط غیرایستا هستند می‌تواند انجام شود، اما با یک روش متفاوت. با تعریف اپراتور D، سریهای زمانی تفاوت‌دار از درجه ۱ با استفاده از تعریف B به صورت زیر می‌تواند نوشته شود:

$$D\ y(t) = y(t) - y(t-1) = (1-B)\ y(t)$$

به همین ترتیب سریهای زمانی با درجه تفاوت d به صورت زیر در می‌آید:

$$D\ d\ y(t) = (1-B)^d\ y(t) \qquad (۸)$$

سریهای ایستای تفاوت‌دار می‌توانند به صورت AR ، MA یا ARMA مدل‌سازی شده و در نتیجه سریهای زمانی ARI ، IMA یا ARIMA را بدست دهند. برای سریهایی که نیاز به d بار مشتق‌گیری داشته و درجه‌های p و q در مؤلفه‌های AR و MA داشته باشند (یعنی ARIMA (p,d,q))، مدل مربوطه به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\Phi(B).\ D^d\ y(t) = \Theta(B).\ a(t)$$

که $\Theta(B)$, D^d ، $\Phi(B)$ قبلاً تعریف شده‌اند.

۳ ـ روش یکنواخت‌سازی نمایی عمومی :

(GES) (General Exponetial Smoothing) :

در این روش، بار در زمان t یعنی $y(t)$ را با استفاده از تابع مناسب‌سازی $f(t) = L.f(t-1)$ مدل‌سازی کرده و بار $y(t)$ به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$y(t) = \beta(t)^T f(t) + \varepsilon(t) \qquad (۹)$$

$f(t)$ = بردار تابع مناسب نمودن پروسه

$\beta(t)$ = بردار ضرایب

$\varepsilon(t)$ = نویز سفید

T = اپراتور ترانسپوز

تخمین ضرایب با استفاده از خطای مربع میانگین وزنی برای N فاصله نمونه قبلی صورت می‌گیرد، یعنی باید نتایج زیر را مینیمم نمود:

$$W^j [y(N-j) - f^T(-j)\ \beta]^2 \qquad 0 < W < 1 \qquad (۱۰)$$

نتیجه این مینیمم‌سازی، بردار تخمین ضرایب به صورت زیر است:

$$\beta(N) = F^{-1}(N)\ h(N) \qquad (۱۱)$$

که

$$F(N) = W^j f(-j)\ f^T(-j) \qquad (۱۲)$$

و

$$h(N) = W^j f(-j)\ y(N-j) \qquad (۱۳)$$

است.

پیش‌بینی سریها در زمان t به صورت زیر صورت می‌گیرد:

$$y(N + t) = f^T(t)\ \beta(N) \qquad (۱۴)$$

تخمین ضرایب و پیش‌بینی‌ها به ترتیب با استفاده از معادلات زیر اصلاح می‌گردند:

$$\beta(N + 1) = L^T \beta(N) + F^{-1} f(0) [y(N + 1) - y(N)] \qquad (۱۵)$$

$$y(N + 1 + t) = f^T(t)\ \beta(N + 1) \qquad (۱۶)$$

که $F = \lim_{N\to\infty} F(N)$ می‌باشد.

ماتریس L ماتریس انتقال نام داشته و بر مبنای اینکه مدل باید تابع زیر را برآورده سازد ساخته می‌شود:

$$f(t) = Lf(t - 1) \qquad (۱۷)$$

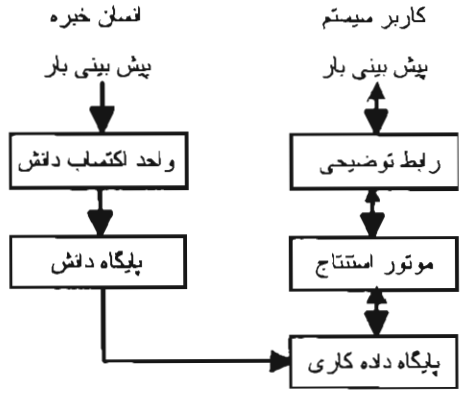
۴ ـ روش سیستمهای خبره مبتنی بردانش :

(KBES) (Knowledge Based Expert System) :

سیستمهای خبره روشهای جدیدی می‌باشند و در نتیجه پیشرفتهای بوجود آمده در دو دهه اخیر در هوش مصنوعی (AI) بوجود آمده‌اند. بطور خلاصه سیستم خبره یک برنامه کامپیوتری است (البته غیرالگوریتمی) که توانایی اجرا به صورت یک انسان خبره را دارا می‌باشد. مفهوم این مطلب آن است که سیستم خبره می‌تواند استدلال کند، توضیح دهد و پایگاه دانش خود را با دریافت اطلاعات جدید توسعه دهد.

در این روش مدل پیش‌بینی بار با استفاده از دانش مربوط به حوزه پیش‌بینی بار خبرگان موجود در فن مربوطه ساخته می‌شود. ابتدا "مهندس دانش" یا Knowledge Engineer، دانش لازم را از خبرگان فن مربوطه استخراج می‌کند، که به این بخش اکتساب دانش یا Knowledge Acquistion گویند.

سپس این دانش به صورت واقعیت‌ها و قواعد تولید IF-THEN نمایش داده می‌شود. این نمایش در محلی بنام پایگاه دانش یا Knowledge Base ایجاد می‌گردد. جستجو برای حل یا استدلال در مورد نتایج بدست آمده از سیستم خبره در بخش موتور استنتاج یا Inference Engine سیستم خبره انجام می‌شود. هر سیستم خبره باید توانایی ارائه مسیر استدلال در صورت پرسش از طرف کاربر را دارا باشد. این مزیت بنام رابط توضیحی در سیستم خبره وجود دارد. شمای بلوک دیاگرام این سیستم خبره در زیر آورده شده است:



مطابق مقایسه‌ای که توسط کمیته پیش‌بینی بار IEEE انجام شده، جداول مقایسه‌ای زیر بدست آمده‌اند:

ـ جدول مقایسه‌ای تابستان :

در این قسمت خلاصه نتایج مقایسه چهار روش پیش‌بینی بار که توسط کمیته پیش‌بینی بار IEEE انجام شده آمده است. خطاهای بدست آمده در جدول زیر مرتب شده‌اند:

زمان	بار	MLR	STS		GES	KBES
			ARIMA	TF		
۱	۴۹۴۶	۱/۷۹	۰/۰۸	۰/۰۷	۱/۱۱	-۰/۳۳
۲	۴۷۵۷	-۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۸	۱/۴۴	۰/۳۳
۳	۴۶۰۰	-۱/۲۸	-۰/۶۷	-۰/۵۳	۱/۱۴	۰/۰۲
۴	۴۵۸۶	-۰/۹۲	-۰/۹۳	-۰/۷۴	۱/۴۳	۰/۲۵
۵	۴۷۵۶	۱/۹۱	-۰/۷۷	-۰/۵۷	۱/۳۴	-۰/۲۵
۶	۵۱۹۶	-۵/۰۱	۰/۲	۰/۳۷	۱/۷۸	۰/۳۳
۷	۵۸۰۹	۱/۱۸	۰/۶۷	۰/۸	۱/۸۸	۰/۵۵
۸	۶۲۶۱	۳/۱۴	-۰/۸۴	-۰/۸۱	۰/۰۶	-۱/۲۶
۹	۶۸۴۷	۴/۳۶	۰/۰۶	-۰/۰۲	۱/۴۹	-۱/۲۷
۱۰	۷۱۰۶	۰/۵۷	-۱/۱۶	-۱/۳۶	۰/۲۷	-۱/۶۹
۱۱	۷۵۲۷	۰/۲	۰/۱۳	-۰/۱۳	۱/۳۵	-۱/۵۲
۱۲	۷۶۹۳	-۱/۵۹	۰/۰۷	-۰/۲۸	۰/۷۷	-۱/۴۳
۱۳	۷۶۹۸	-۵/۸	-۱/۶۴	-۲/۰۹	-۰/۲	-۱/۴۳
۱۴	۷۹۷۲	-۴/۰۲	۰/۴۵	-۰/۰۵	۲/۲۲	-۲/۳
۱۵	۸۰۸۲	-۰/۷۹	۰/۹۳	۰/۴۷	۳/۱۷	-۱/۴۹
۱۶	۸۲۱۴	۱/۴۱	۱/۳۶	۰/۹۵	۴/۰۳	-۲/۶۵
۱۷	۸۱۸۰	۲/۴۶	۱/۰۴	۰/۷	۴/۲۷	-۲/۴
۱۸	۷۹۳۷	۱/۸۵	-۰/۳۹	-۰/۶۷	۲/۹۳	-۲/۷۵
۱۹	۷۵۵۹	۱/۱۸	-۰/۷	-۰/۹۵	۲/۵۵	-۱/۶
۲۰	۷۴۶۷	۴/۵۵	۰/۳۲	۰/۱۴	۳/۴۴	-۱/۹۳
۲۱	۷۲۸۴	۶/۱۷	۰/۰۶	-۰/۱۱	۳/۵۳	-۰/۱۶
۲۲	۶۷۲۴	۱۰/۰۲	۰/۲۳	۰/۱	۳/۵۶	-۰/۱۱
۲۳	۵۹۸۹	۴/۰۱	۰/۰۵	-۰/۰۵	۳/۳۸	۱/۹۷
۲۴	۵۴۰۲	-۲/۳۴	۰/۱۴	۰/۰۹	۳/۵۹	۱/۱۹

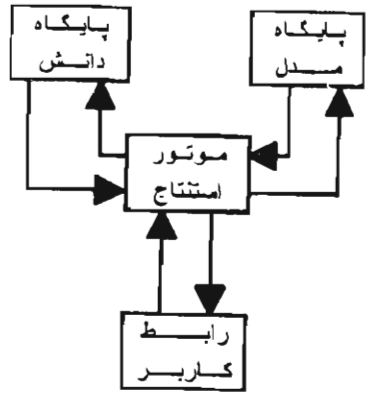
ـ جدول مقایسه‌ای زمستان :

در زیر جدول مقایسه‌ای خطاهای بدست آمده در فصل زمستان که توسط کمیته پیش‌بینی بار IEEE انجام شده آورده شده است:

زمان	بار	MLR	STS		GES	KBES
			ARIMA	TF		
۱	۴۲۲۹	۱/۷۵	۰/۷۷	۰/۶۲	-۰/۹	-۰/۱
۲	۴۱۲۴	-۰/۳۱	۱/۸۶	۱/۶۴	-۰/۲۴	۰/۱
۳	۴۱۰۷	-۲/۰۶	۲/۷۷	۲/۱۲	-۰/۵	۱/۲۹
۴	۴۱۸۲	-۰/۶۸	۳/۹۵	۳/۳۸	۰/۱۱	۱/۶۱
۵	۴۳۱۵	-۰/۵۸	۴/۸۵	۴/۴۹	۰/۰۲	۲/۰۸
۶	۴۷۳۸	-۱۸/۷	۴/۵	۴/۳۱	-۰/۴۵	۱/۳
۷	۵۸۴۲	-۱/۸۸	۶/۱۹	۶/۱۷	۰/۸۱	۱/۲۲
۸	۶۵۵۸	۸/۶۸	۶/۶۷	۶/۷۵	۰/۵۴	۲/۱۸
۹	۶۴۳۲	۷/۴۷	۴/۹۷	۵/۰۹	-۱/۳۳	۱/۵۸
۱۰	۶۱۴۹	-۲/۰۴	۲/۳۴	۲/۴۶	-۲/۹۹	۰/۴۷
۱۱	۵۸۷۹	-۲/۴	۰/۸۳	۰/۴۷	-۴/۶۳	-۲/۴۲
۱۲	۵۶۸۸	-۳/۹	۰/۳۵	-۰/۴۴	-۴/۴۴	-۱/۴۴
۱۳	۵۴۶۳	-۴/۹۸	-۰/۷۸	-۱/۸۴	-۴/۲۵	-۰/۹۸
۱۴	۵۳۰۳	-۳/۱۷	-۰/۷۷	-۲/۰۹	-۴/۴۳	-۱/۰۳
۱۵	۵۲۱۹	-۳/۰۳	-۰/۶۲	-۱/۷۵	-۳/۵۵	۰/۰۹
۱۶	۵۱۳۸	-۳/۶۹	-۰/۵	-۱/۴۹	-۲/۸۷	۰/۶۵
۱۷	۵۳۶۴	-۰/۹۵	-۰/۵	-۱/۵۶	-۱/۱۷	۱/۲۵
۱۸	۵۸۸۹	-۳/۱۸	-۱/۵۶	-۲/۷۸	-۰/۵۹	۱/۷۴
۱۹	۶۲۷۷	-۰/۱۸	-۰/۲۹	-۱/۵۶	-۰/۵۴	۱/۴۹
۲۰	۶۱۵۹	-۳/۸	-۰/۴۲	-۱/۷۲	-۰/۰۲	۰/۸۵
۲۱	۵۹۲۱	۳/۱۸	-۱/۱۱	-۲/۳۳	-۱/۱۵	۱/۸۴
۲۲	۵۵۹۷	-۰/۱۹	-۱/۸۲	-۳/۱۱	-۱/۴۶	۱/۶۷
۲۳	۵۱۱۵	-۴/۴۱	-۲/۱۶	-۳/۶۴	-۲/۶۹	۱/۵۲
۲۴	۴۶۲۸	-۹/۰۷	-۱/۴۹	-۳	-۳/۲۶	۲/۱

پس از توضیح روشهای مورد استفاده در پیش‌بینی بار و مقایسه آنها با یکدیگر اکنون به تشریح جزئیات سیستم خبره‌ای که توسط نویسندگان مقاله جهت پیش‌بینی بار شبکه قدرت ایران تهیه گردیده بنام "پیشگو" پرداخته می‌شود.

پیشگو یک سیستم خبره هیبرید برای پیش‌بینی بار است. ساختار پیشگو در شکل ۱ آورده شده است.



« شکل ۱ : ساختار سیستم پیشگو »

ـ پایگاه مدل (Model Base) :

در سیستم پیشگو با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره خطی (MLR) مدلی برای پیش‌بینی بار طراحی شده است. متغیر وابسته (y) در این مدل همان بار روز بعد است که باید پیش‌بینی شود. متغیرهای مستقل شامل بار ۷ روز قبل و درجه حرارت ۷ روز قبل می‌باشد بنابر این معادله رگرسیون به صورت زیر خواهد شد:

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + ... + b_{13}x_{13} + b_{14}x_{14} + a$$

برای بدست آوردن پارامترهای b_i و a معادله از داده‌های سال گذشته استفاده می‌شود. البته در پایگاه مدل سیستم پیشگو تنها یک معادله استفاده نمی‌شود، چون به علت الگوهای رفتاری خاص بار مصرفی برای هر ۶ ماه سال و در هر ۶ ماه برای هر ساعت روز یک معادله رگرسیون خطی بدست آورده می‌شود. بنابراین در پایگاه مدل از ۴۸ معادله استفاده می‌شود. در جدول ۱-۱ متوسط خطای بررسی نمونه یکساله در مورد پیش‌بینی بار در هر ساعت آورده شده است.

میانگین خطا به درصد در سال ۷۲	زمان	میانگین خطا به درصد در سال ۷۲	زمان
۳/۳	۱۳	۲/۵	۱
۳/۲	۱۴	۲/۱	۲
۳/۱	۱۵	۱/۸	۳
۳/۳	۱۶	۱/۹	۴
۳/۶	۱۷	۱/۹	۵
۳/۳	۱۸	۲/۱	۶
۳/۳	۱۹	۲/۸	۷
۳	۲۰	۳/۳	۸
۲/۵	۲۱	۳/۳	۹
۲/۲	۲۲	۳/۴	۱۰
۲/۹	۲۳	۳/۳	۱۱
۲/۹	۲۴	۳/۴	۱۲

«جدول ۱-۱»

ـ پایگاه دانش (Knowledge Base):

پایگاه دانش پیشگو یک پایگاه قاعده پایه است و منطق وجودی این پایگاه به علت عدم توانائی مدلهای آماری مثل رگرسیون چند متغیره سری زمانی و مدلهایی چون شبکه‌های عصبی در تشخیص موارد خاص (Novice Examplars) می‌باشد. مثلاً در یک سال چند روز تقارن با روز وفات ائمه دارد. در این روزها مصرف بار یکباره تغییر می‌کند. اما یک مدل آماری یا یک شبکه عصبی به خاطر یک نمونه نمی‌تواند پارامترهای خود را تغییر دهد یا به زبان دقیق‌تر یک مقدار تأثیر چندانی بر متوسط (میانگین) و انحراف معیار مجموعه ندارد. بنابراین مدل مزبور از درک این تغییرات خاص ناتوان می‌باشد. یکی از راه‌های برخورد با این معضل استفاده از سیستمهای خبره قاعده پایه می‌باشد که در پیشگو، از آن استفاده شده است. این پایگاه قواعد شامل احکامی است که در شرایط ویژه اجرا شده و خطای پیش‌بینی را کاهش می‌دهد. نمونه‌ای از این قواعد در زیر آورده شده است:

1) IF Day Type = "روز وفات" AND Day <> "روز جمعه"
   THEN Prediction is decreased to 20%

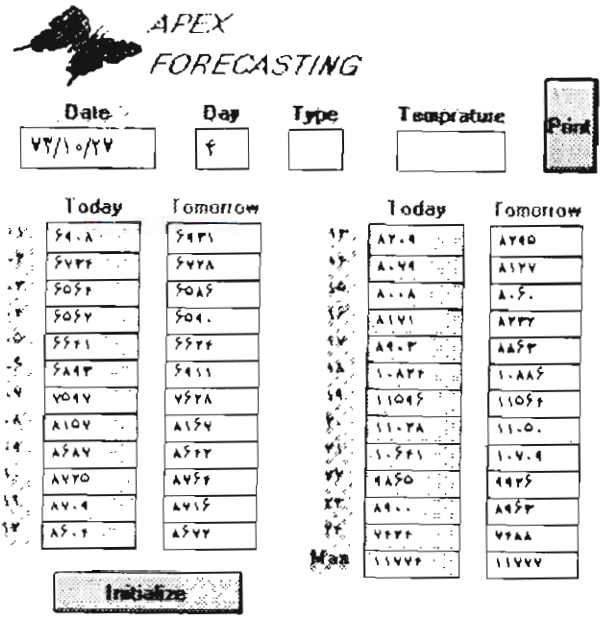
2) IF Day Type = "روز جشن" AND DAY = "روز جمعه"
   THEN Prediction is increased to 10%

ـ موتور استنتاجی (Inference Engine) :

موتور استنتاجی در پیشگو رابط سه بخش دیگر سیستم می‌باشد. اطلاعات ورودی توسط موتور استنتاجی از واصل کاربر (User Interface) گرفته شده، ابتداً به پایگاه مدل تغذیه می‌گردد و پایگاه مدل با توجه به بار هفت روز قبل و درجه حرارت هفت روز قبل و با استفاده از معادلات رگرسیون چند متغیره خطی مربوطه پیش‌بینی لازم را انجام می‌دهد. سپس با توجه به مشخصات شرایط خاص آن روز، قواعد مربوطه در پایگاه قواعد پیشگو اجرا شده و تصحیحات لازم در میزان پیش‌بینی شده توسط پایگاه مدل صورت می‌گیرد و میزان نهایی پیش‌بینی بار توسط موتور استنتاجی در اختیار واصل کاربر قرار می‌گیرد.

ـ واصل کاربر (User Interface) :

واصل کاربر سیستم جهت بلادرنگ بودن رفتار سیستم خبره پیشگو یک برنامه واقعه‌گرا (Event Driven) می‌باشد که تحت برنامه Visual Basic نوشته شده است. در این برنامه با تغییر هر پارامتر ورودی بقیه پارامترها بطور همزمان تغییر می‌کنند. نمونه‌ای از این برنامه در شکل ۲ آورده شده است.



« شکل ۲ : »

نتیجه :

برای مدل‌سازی پیش‌بینی بار تاکنون روشهای مختلفی بکار گرفته شده است که قدرتمندترین روشها سریهای زمانی مثل AR، MA، A و ARMA و ARIMA و رگرسیون چند متغیره خطی یا غیرخطی و شبکه‌های عصبی می‌باشند. اگر چه این روشهای مدل‌سازی در کل پاسخ خوبی را در پیش‌بینی بار داشته‌اند ولی همگی آنها در یک امر مشکل دارند و آن پیش‌بینی موارد خاص (Novice Examplars) می‌باشد. یکی از ابزارهای مفید در حل این مشکل بکارگیری سیستمهای خبره است. در سیستم خبره پیش‌بینی بار "پیشگو" از هر دو روش مدل‌سازی استفاده شده است. یعنی در پایگاه مدل پیشگو از رگرسیون چند متغیره خطی با ۱۴ متغیر و در پایگاه دانش پیشگو از قواعدی جهت تصمیمات لازم بر پیش‌بینی پایگاه مدل در شرایط خاص استفاده گردیده است. سیستم خبره پیشگو در عمل استفاده شده و متوسط خطای آن کمتر از ۲/۵٪ بوده است.

منابع :

1 - IEEE Committee Report, "Load Forecast Bibliography, Phase I", IEEE Transaction on Power Apparatus Systems, Vol. PAS-99, NO. 1, P.P. 53-58, 1980.

2 - IEEE Committee Report, "Load Forecast Bibliography, Phase II", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. PAS-100, NO. 7, P.P. 3217-3220, 1981.

۳ ـ جهانگیر صیاد، "طراحی و ساخت یک سیستم خبره جهت تشخیص خطا و تعمیر عیوب ژنراتورهای الکتریکی" پایان‌نامه کارشناسی ارشد قدرت، مهرماه ۱۳۷۲.

4 - Dr. S.Sayad, J.Sayad, P.Hamidi, A.P.Nanjapa; "An Expert System For Power Transformers Fault Diagnosis And Repair", CIGRE Symposium, 1992 Berlin - Germany.