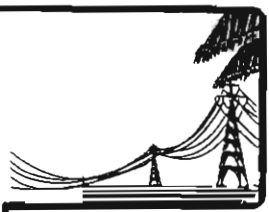


چهارمین کنفرانس
شبکه‌های توزیع نیرو

پیش بینی کوتاه‌مدت بار روزانه توسط شبکه‌های عصبی

دکتر صادق جمالی مهندس علیرضا خیامی
دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده: در این مقاله روش نوینی برای پیش بینی کوتاه‌مدت بار با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه می‌گردد. برای پیش بینی بار ساعتی در یک روز باید الگوی تغییرات بار روز مورد نظر و همچنین حداکثر و حداقل بار آن روز تعیین گردد. در این مقاله برای تعیین الگوی روزانه بار از شبکه عصبی کوهنن و برای تعیین حداکثر و حداقل بار از شبکه عصبی پرسپترون استفاده می‌شود و مثالهائی با استفاده از اطلاعات بار روزانه شبکه برق ایران برای پیش بینی بار روزانه ارائه می‌گردد.

۱- مقدمه

پیش بینی کوتاه‌مدت باری که در آن بار ۲۴ ساعت تا یک‌هفته آینده پیش بینی می‌شود نقش بسیار مهمی را در مدیریت بار به طرق مختلف ایفاء می‌کند که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- برنامه ریزی برای سرویس شبکه

- بهره برداری اقتصادی از شبکه‌های تولید و انتقال
- مطالعات امنیت سیستم
- تعیین زمان حداکثر بار و دادن اخطار قبلی به مصرف کنندگان برای کاهش بار توسط وسائل ارتباط جمعی و یا در نظر گرفتن نرخهای بالاتر برای مصرف کنندگان عمده‌درزمان پیک‌بار .
- آمادگی قبلی برای زمانهای دشوار شبکه
- مطالعات پخش بار

روش سنتی پیش‌بینی بار استفاده از نتایج آماری می‌باشد ولیکن در سالهای اخیر روشهای جدیدی بر اساس هوش مصنوعی ارائه گردیده است. هدف در روشهای هوش مصنوعی این است‌که از کامپیوتر تنها به عنوان یک محاسبه‌گر استفاده نشود بلکه با توجه به تغییرات بار ناشی از شرایط مختلف‌در گذشته آموزش دیده و در تحت شرایط مختلف بتواند الگوهای مناسبی از گذشته را پیدا کرده و بر اساس آن پیش‌بینی بار نماید. روشهای عمده هوش مصنوعی که در پیش‌بینی کوتاه‌مدت بار از آنها استفاده می‌شود سیستمهای خبره (*Expert Systems*) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (*Artificial Neural Networks - ANN*) می‌باشند.

شبکه‌های عصبی‌مصنوعی، که در این مقاله برای پیش‌بینی کوتاه مدت بار از آن استفاده می‌شود، یک نوع سیستم یادگیری ماشینی می‌باشد که ساختار آن از ساختمان عصبی مغز تقلید شده‌است. در مغز انسان حدود صد هزار میلیون سلول عصبی (نرون) وجود دارند که‌هر سلول با صدهزار سلول دیگر درارتباط است. ارتباط سلولهای عصبی بصورت موازی می‌باشد که‌در واقع قدرت‌مغز از آن ناشی می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی بر حسب نوع ورودیها که می‌توانند باینری یا پیوسته باشند به‌دو گروه تقسیم می‌شوند. هرکدام از این

دو گروه نیز حسب نوع یادگیری به دو گروه بانناظر و بدون‌ناظر تقسیم‌می‌شوند. منظور از یادگیری بانناظر این‌است‌که در زمان یادگیری، جواب مطلوب (به ازاء هر ورودی) در اختیار شبکه قرار می‌گیرد و شبکه به ازاء خروجی و جواب مطلوب به اصلاح ضرایب ارتباطی می‌پردازد. در یادگیری بدون ناظر، شبکه خود جوابهای مطلوب را پیدا میکند [1,7].

در چند سال اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی در سیستم‌های قدرت مورد توجه مهندسین و محققین این رشته قرار گرفته است. از جمله موضوعات ارائه شده در این زمینه می‌توان، مطالعات پایداری گذرای سیستم [2]، کنترل خازنها در شبکه‌های توزیع [3] و تشخیص بارهای هارمونیکی [4] را نام برد.

۲- بیان ریاضی تقسیم‌بندی روزها بر اساس الگوی تغییرات بار

برای تقسیم بندی روزها بر اساس الگوی تغییرات بار روزانه نیاز به بار ساعت به ساعت هر روز در یک دوره تناوب بین ۵ تا ۱۰ سال گذشته نیاز است. طبیعی است هرقدر اطلاعات مربوط به سالهای قبل بیشتر باشد دقت پیش‌بینی بار بیشتر خواهد بود. برای تعیین مدل ریاضی، بار هر ساعت در روز توسط $L(i)$ نشان داده می‌شود که در آن i بین ۱ تا ۲۴ می‌باشد. اگر Lp و Lv به‌ترتیب بار ماکزیمم و مینیمم در یک روز باشند در آنصورت بار نرمالیزه شده ساعتی بصورت زیر می‌باشد:

$$L_n(i) = [L(i) - L_v] / [L_p - L_v] \qquad (1)$$

بارهای نرمالیزه شده ورودهای شبکه‌های عصبی می‌باشند. بعبارت دیگر هر الگوی ورودی شامل ۲۴ بار ساعتی نرمالیزه شده یک روز می‌باشد که می‌توان آن را بصورت بردار الگوی بار یک روز به شکل زیر نشان داد.

$$X' = [x'_1, x'_2, \ldots, x'_{24}] = [L_n(1), \ldots, L_n(1)] \qquad (2)$$

بردار الگوی ورودی 'X را نیز نرمالیزه می‌کنیم تا تبدیل به برداری با طول واحد شود یعنی :

$$X=[x_1,x_2,..,x_{24}] \qquad (3)$$

که X_i از رابطه زیر بدست می‌آید :

$$x_i=x_i'/(\Sigma x_i'^2)^{1/2} \quad i=1,2,..,24 \qquad (4)$$

با داشتن تعدادی از بردار الگوها هدف ما این است که آنها را به چند گروه تقسیم بندی کنیم که هر گروه شامل بردارهائی با الگوی تغییرات بسیار مشابه باشند. برای این منظور از شبکه مصنوعی کوهنن استفاده می‌کنیم. همانطورکه در شکل-۱ نشان داده شده است N ورودی (که در مورد مسئله ما $N=24$ می‌باشد) به M گره خروجی توسط وزن‌های ارتباطی تصویر می‌شوند. تعداد گره‌های خروجی اختیاری بوده و بسته به توان حافظه کامپیوتر می‌توان تعداد آنها را تعیین نمود. در اینجا تعداد این گره‌ها را $18 * 18 = 324$ درنظر می‌گیریم. شکل-۳ هر گره خروجی باتوجه به این مختصات‌تعیین می‌شود مانند گره خروجی (14 , 17).

همانطور که در شکل-۱ دیده می‌شود هر ورودی از طریق وزن ارتباطی W_{ij} به گره خروجی j متصل می‌شود. مقادیر پیوسته الگوی بار ورودی و وزنه‌های ارتباطی به هر گره خروجی یک مقدار خروجی O_j را طبق رابطه زیر می‌دهد :

$$O_j=\Sigma w_{ij}x_i=W_jX \quad i=1,2,..,N \qquad (5)$$

در رابطه فوق X بردار الگوی ورودی و $W_j = [w_{1j},....,w_{nj}]$ بردار وزنه‌های ارتباطی برای گره j می‌باشند. وقتیکه یک الگوی بار روزانه به شبکه عصبی فوق ارائه می‌گردد مقدار خروجی برای تمام گره‌های خروجی محاسبه می‌گردد و بزرگترین آنها انتخاب می‌گردد. در آنصورت الگوی بار روز مربوطه به آن گره تصویر می‌گردد.

هنگامیکه به اندازه کافی الگوی بار روزانه به شبکه

اعمال گردید الگوهای بار روزانه مشابه به یک‌گروه یا گروه‌هائی در همسایگی یکدیگر تشخیص می‌شوند و از این طریق روزها بر اساس الگوی بار روزانه گروه بندی می‌شوند.

۱-۲- تعیین مقادیر اولیه برای وزن‌های ارتباطی

وزن‌های ارتباطی را می‌توان از روش زیر بدست آورد:

$$W_j^{'}=\text{mean}[X(1),X(2),..,X(P)] \qquad (۶)$$

و سپس بصورت زیر اصلاح نمود:

$$W_j^{''}=W_j^{'}+80*r*(\text{variance}[X(1),X(2),..,X(P)]) \qquad (۷)$$

r یک عدد اتفاقی بین 0.0 و 0.125 می‌باشد. سپس طبق رابطه (۸) آنرا بصورت بردار با طول واحد در می‌آوریم.

$$W_j=W_j^{''}/(\Sigma W_i^{''2})^{1/2} \quad i=1,2,..,24 \qquad (۸)$$

شعاع همسایگی (Nc) در اصلاح وزن های ارتباطی بسیار مهم است. شعاع همسایگی شامل ($2Nc+1$) گروه می‌شود که این موضوع در شکل-۲ نشان داده شده است. با شروع برنامه شعاع همسایگی مثلا $Nc=4$ انتخاب می‌شود و بترتیب در هر مرحله Nc را یک‌واحد کم می‌کنیم. در هر مرحله وزن‌های ارتباطی برای گروه‌های در همسایگی Nc اصلاح می‌شوند [5].

۲-۲- مثالهائی از تقسیم‌بندی روزها توسط شبکه عصبی کوهنن

در این قسمت به ذکر مثالهائی در باره تقسیم بندی روزهای مختلف می‌پردازیم. اطلاعات آماری تهیه شده مربوط به آمار شبکه کل برق ایران در سال ۱۳۷۰ می‌باشد که با همکاری وزارت نیرو تهیه گردیده است.

نکته مهمی که در باره الگوی بار ساعتی شبکه ایران باید به آن توجه کرد استفاده از دو روز شمار قمری و شمسی است. به علت اختلاف بین این دو بسیاری از ایام مذهبی مانند ولادت‌ها

و شهادتها و بخصوص ماه رمضان هر سال در زمان مشخصی از سال شمسی اتفاق نمی‌افتند و در نتیجه الگوی بار روزانه ثابتی برای بعضی از روزهای سال بدست نمی‌آید. به عنوان مثال در هنگام اذان صبح در ماه رمضان یک پیک موضعی بار بوجود می‌آید که تفاوت عمده‌ای با الگوی بار روزانه ماههای دیگر ایجادمیکند.

برای روشن شدن بیشتر مسئله به بررسی ماههای فروردین و اردیبهشت و تقسیم‌بندی روزهای این ماهها می‌پردازیم. در سال ۱۳۷۰ از اول تا بیست و هفتم فروردین مقارن با ماه رمضان می‌باشد که روزهای خاصی را بوجود می‌آورد. نتیجه تقسیم‌بندی انواع روزها با استفاده از شبکه کوهنن در شکل-۳ نشان داده شده است. با مطالعه این شکل و قرار دادن گره‌های مجاور هم در یک گروه می‌توان روزها را به صورت زیر تقسیم‌بندی نمود:

۱- روز تحویل سال یک‌روز خاص و منحصر بفرد است

۲- روزهای تعطیل در زمان ماه رمضان

۳- روزهای تعطیل در زمان غیر از ماه رمضان

۴- روزهای عادی در زمان قبل از ۱۳ فروردین

۵- روزهای عادی بعد از ۱۳ فروردین و تا قبل از ۲۷ فروردین

۶- روزهای عادی بعد از ۲۷ فروردین

و ماه اردیبهشت سال ۱۳۷۱ را می‌توان به سه نوع روز، عادی، تعطیل و خاص تقسیم‌بندی نمود.

۳- پیش بینی ماکزیمم و مینیمم

در این قسمت شبکه عصبی با ناظر پرسپترون برای پیش‌بینی ماکزیمم و مینیمم بار روزانه معرفی می‌گردد. این شبکه عصبی ابتدا با استفاده از اطلاعات مربوطه به بار و وضعیت آب وهوا در گذشته آموزش داده می‌شود. سپس شبکه عصبی آموزش دیده برای پیش‌بینی ماکزیمم و مینیمم بار روزانه بکار برده می‌شود.

این ماکزیمم و مینیمم‌های بار وقتی که با الگوی ساعت به ساعت بار یک روز ترکیب شوند، می‌توانند بار ساعت به ساعت آن روز را پیش بینی کنند.

۱-۳- تعیین ورودی به شبکه

با داشتن انواع روزهای گذشته سیستم ابتدا چند روز از روزهای گذشته را که هم نوع با روزی در هفته که باید بار ساعت‌به ساعت آن پیش بینی بشود هستند را باید انتخاب کرد. سپس با معدل گیری از الگوهای بار ساعت به ساعت این روزها می‌توان الگوی بار ساعت به ساعت روز مورد بررسی را تخمین زد. که می‌توان الگوی‌بار بدست آمده را چنین نمایش داد:

$$Ln(i)=[\ Ln(1),\ Ln(2),\ .....,Ln(24)\ ] \qquad (9)$$

بطوریکه $Ln(i)$ بار نرمال شده ساعت iام است. $Ln(i)$ بوسیله رابطه زیر به بار ساعت iام $L(i)$ مربوط است.

$$Ln(i) =[\ L(i) - Lv\ ] / [Lp - Lv] \qquad (10)$$

در رابطه فوق Lp و Lv ماکزیمم‌و مینیمم بار روزانه است.

در نتیجه:

$$L(i) = Lv + [\ Lp - Lv\ ]\ Ln(i) \qquad (11)$$

بنابراین ما هنوز به یک روش موثر برای پیش بینی ماکزیمم و مینیمم روزانه بار برای بدست آوردن بارهای ساعت به ساعت $L(i)$ احتیاج داریم.

واضح است که ماکزیمم و مینیمم‌روزانه بار نسبت به متغیرهای آب‌و هوا مانند دما، رطوبت، سرعت باد و پوشش ابری حساسندکه در این میان دما بیشترین تاثیر راخواهد داشت. بنابراین حداکثر وحداقل روزانه دما به عنوان متغیر آب‌و هوا برای پیش بینی پخش بار مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

با داشتن متغیرهای آب و هوا و اطلاعات مربوط به

میزان بار در گذشته ، می‌توان توسط شبکه پرسپترون ماگزیمم و مینیمم بار را به متغییرهای آب‌و هوا ارتباط داد و مقدار ماکزیمم و مینیمم بار روزانه را پیش بینی میکنیم .

۲-۳- مشخصات شبکه پرسپترون

شبکه عصبی چهار لایه پرسپترون که در شکل-۳ نشان داده شده است برای این منظور بکار گرفته شد .
لایه اول با ۲۶ نرون لایه ورودی را تشکیل می‌دهد و لایه دوم و سوم هر کدام با ۴۰ نرون لایه‌های پنهانی را تشکیل می‌دهند و لایه خروجی فقط شامل یک نرون می‌باشد .

تابع مورد استفاده برای تمامی نرونها تابع سیگموئید بوده وبرای وزنهای‌اولیه اعدادی بین صفر و 0.15 انتخاب گردیده است. و مقدار ماکزیمم و مینیمم بار روزانه بر ۱۴۰۰ و مقادیر دما بر ۵۰ تقسیم شده است[1,6,8].

درشبکه پرسپترون، خروجی هر لایه ، ورودی لایه بعدی خواهد بود . که مقدار خروجی در هر لایه از رابطه (۱۲) محاسبه می‌گردد

$$O_j=[1/(1+\exp-(a+\theta_j))] \qquad (۱۲)$$

بطوریکه θ_j را مقدار آستانه می‌گویند و مقدار a از رابطه زیر محاسبه می‌گردد .

$$a=\Sigma w_{ij}O_i \qquad (۱۳)$$

الگوریتم با دادن اعداد تصادفی به وزنهای ارتباطی آغاز می‌شود . هنگامیکه الگوی p با بردار خروجی مطلوب :

$$O_j^*=Max(O_j) \qquad (۱۴)$$

معرفی گردید . وزن‌های ارتباطی می‌توانند بوسیله روابط زیر اصلاح گردند .

$$W_{ij}(t+1)=W_{ij}(t)+\tau\delta_j x_i'+\alpha[W_{ij}(t)-W_{ij}(t-1)] \qquad (۱۵)$$

بصورتیکه برای گره‌های خروجی

$$\delta_j = Y_j(1-Y_j)(d_j-Y_j) \qquad (16)$$

و برای دیگر گره‌ها

$$\delta_j = x_j(1-x_j)\Sigma\delta_k W_{jk} \qquad (17)$$

این روابط بر اساس جذب یا خصوصیت حداقل کردن تابع خطا (مجموع مربعات خطاها) بدست آمده است.

$$E=0.5*[\Sigma(d_j-O_j)^2]^{1/2} \quad j=1,2,..,M \qquad (18)$$

در روابط فوق M تعداد گره‌های خروجی است.

۴- مثالهائی از پیش بینی بار

قبل از اینکه مثالهائی برای پیش بینی بار روزانه سال ۱۳۷۱ ارائه شود لازم است که چند نکته را متذکر شویم تا چگونگی عملکرد شبکه و دلایل خطا در این مثالها روشن گردد.

۱- برای پیش بینی پخش بار ساعت به ساعت، اطلاعات چندین سال لازم است تا بتوانیم برای روز مورد نظر، الگوهای مناسب را پیدا کنیم. اصولا الگوهای بیشتر باعث خواهد شد که شبکه عصبی پرسپترون یاد گیرد بهتری را انجام دهد و در نتیجه خطای خروجی کمتر خواهد بود. متاسفانه در مثالهای ارائه شده فقط اطلاعات بار مربوط به سالهای ۱۳۷۰ و ۱۳۷۱ را در اختیار داشتیم.

۲- اطلاعات در مورد درجه حرارت بصورت حدس و گمان بوده است که این خود باعث مقداری خطا خواهد شد.

۳- چون در سال ۱۳۷۱ ، از اول فروردین ساعتها یک ساعت جلو کشیده شده اند، زمان پیک بار روزانه هم تغییر کرده است که این تغییر همان اندازه یک ساعت نیست. به همین دلیل باز هم مقداری خطا خواهیم داشت.

با توجه به این نکات برای اینکه دقت برنامه پیش بینی بار مشخص گردد به پیش بینی یک روز عادی و یک روز خاص در ماه اردیبهشت ۱۳۷۱ می‌پردازیم که البته پیش بینی بار

روزهای از انواع دیگر نیز به همین صورت خواهد بود.

برای پیش بینی بار ۲۴ ساعت روز اول اردیبهشت از هفت روز همنوع که در فروردین ۱۳۷۱ بوده‌اند برای پیش بینی ماکزیمم و مینیمم بار استفاده شده است. منحنی پیش بینی شده بار و بار واقعی در یک نمودار رسم شده‌اند (شکل-۵).

برای پیش بینی بار ۲۴ ساعت روز چهارم اردیبهشت از سه روز همنوع که در فروردین ۱۳۷۱ بوده‌اند برای پیش بینی ماکزیمم و مینیمم استفاده شده است و منحنی پیش بینی شده و واقعی در یک نمودار رسم شده‌اند (شکل-۶).

جالب توجه است که حتی با وجود عوامل مذکور ایجاد کننده خطا ملاحظه می‌گردد که در این دو مثال منحنی پیش بینی شده بار بسیار شبیه مقدار واقعی آن است.

۵- جمع بندی

برای پیش بینی منحنی ساعتی بار روزانه می‌توانیم از شبکه‌های عصبی استفاده کنیم. ابتداء روزهای سال را با استفاده از شبکه عصبی کوهنن تقسیم بندی می‌کنیم و انواع روزهای موجود را برای هر ماه بدست می‌آوریم. سپس نوع روزی را که می‌خواهیم پیش بینی بکنیم تعیین می‌نمائیم و الگوهائی از همان نوع روز و ماکزیمم و مینیمم درجه حرارت را به شبکه پرسپترون می‌دهیم. پس از یادگیری شبکه مقدار ماکزیمم و مینیمم درجه حرارت (که توسط اداره هواشناسی پیش بینی شده) را به شبکه وارد می‌کنیم و شبکه مقدار بار ۲۴ ساعت را پیش بینی می‌کند.

۶- مراجع:

1 LIPPMANN,R.P.:'An introduction to computing with neural nets', IEEE ASSP Mag-1987 ,pp.4-22.

2 SOBAJIC,DJ.,and PAO,Y.H.:'Artificial-net based dynamic security assessment for electric power systems', IEEE Trans. , 1989 ,PWRS_4 ,pp.220_228

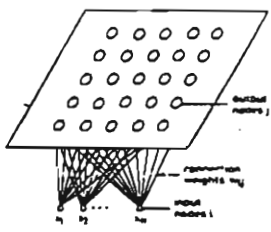
3 SANTOSO, M.I., and TAN, O.T.: 'Neural_net based real_time control of capacitors installed on distribution systems', PAPER 89 SM 768_3 PWRD, preseted at the IEEE/PES 1987 Summer Meeting.

4 MORI, H., UEMATSU, H., TSUZUKI, S., SAKURAI, T., KOJIMA, Y., and SUZUKI, K: 'Identification of harmonic loads in power systems using an artificial neural networks'.Second Symposium on Expert Systems Application to Power Systems , 1989 ,pp. 371_377 .

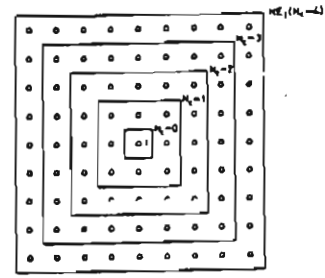
5,6 YUAN_YIH HSU, PHD., CHIEN_CHUEN YANG, MS. :'Design of artificial neural networks for short_term load forecasting. Part I & II',IEE PROCEEDINGS_C, Vol.138 ,No.5,SEPTEMBER 1991.

۷ دکتر احمد رضا میرزائی : اصول و کاربرد شبکه‌های عصبی ، جلد ۳ شماره ۱، پائیز و زمستان ۱۳۷۰.

۸ علیرضا خیامی : بررسی کاربردهای شبکه عصبی در سیستمهای قدرت ، پروژه لیسانس ، دانشگاه علم و صنعت ایران ، کارشناسی ۱۳۷۳

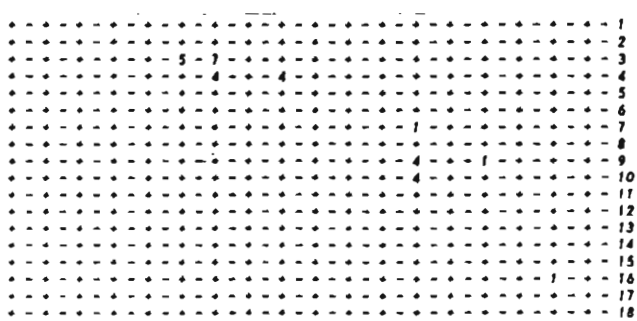


شکل-۱ شبکه کوهنن

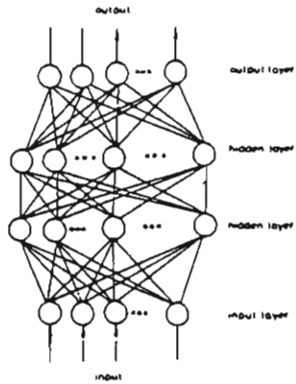


شکل-۲ گره‌های خروجی در شعاع همسایگی مختلف

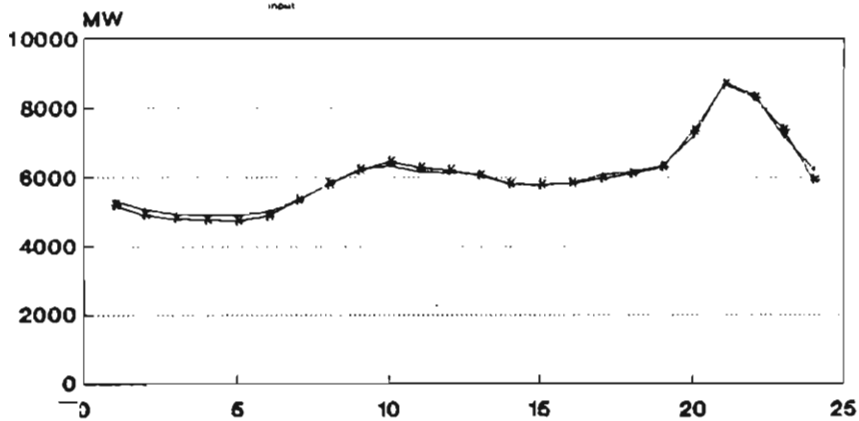
I DATE	I ROW-COLUM I
70. 1 1	16 17
70. 1 2	10 13
70. 1 3	3 6
70. 1 4	3 6
70. 1 5	4 9
70. 1 6	3 6
70. 1 7	3 6
70. 1 8	9 13
70. 1 9	10 13
70. 1 10	3 6
70. 1 11	4 7
70. 1 12	9 13
70. 1 13	10 13
70. 1 14	4 7
70. 1 15	4 7
70. 1 16	9 13
70. 1 17	3 7
70. 1 18	9 15
70. 1 19	3 7
70. 1 20	3 7
70. 1 21	3 7
70. 1 22	3 7
70. 1 23	9 13
70. 1 24	4 7
70. 1 25	3 7
70. 1 26	3 7
70. 1 27	10 13
70. 1 28	4 9
70. 1 29	4 9
70. 1 30	7 13
70. 1 31	4 9



شکل-۳ تقسیم‌بندی انواع روز اردیبهشت توسط شبکه کوهنن

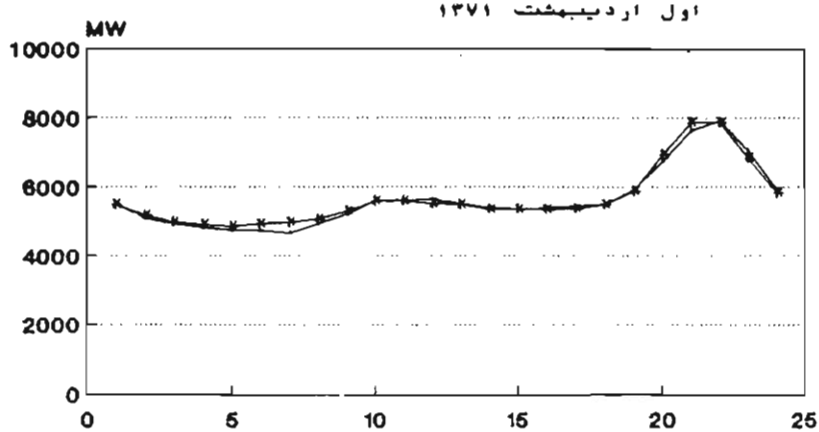


شکل-۴ شبکه پرسپترون



منحنی تغییرات بار روزانه واقعی
منحنی تغییرات بار روزانه پیش بینی شده

شکل-۵ مقایسه بار پیش بینی شده و بار واقعی
اول اردیبهشت ۱۳۷۱



منحنی تغییرات بار روزانه واقعی
منحنی تغییرات بار روزانه پیش بینی شده

شکل-۶ مقایسه بار پیش بینی شده و بار واقعی
یازدهم اردیبهشت ۱۳۷۱