



پیش بینی روزانه مصرف بار الکتریکی ایران توسط مدلی جدید از ترکیب دو شبکه عصبی کوهونن

مهدی فرهادی سید مسعود مقدس تفرشی ناصر وفادار
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده برق
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده برق
مرکز دیسباچینگ ملی
ایران - تهران

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی کوهونن، پیش بینی بار، آموزش

چکیده

در مقاله حاضر، ضمن ارائه مدلی جدید جهت پیش بینی کوتاه مدت بار الکتریکی شامل ترکیب دو شبکه عصبی کوهونن، مبانی اساسی جهت نگارش نرم افزاری برای پیش بینی روزانه بار مطرح شده است. این مدل که نسبت به عوامل محیطی نظیر درجه حرارت فعال می باشد قادر به پیش بینی کلیه روزهای سال اعم از ایام کاری هفته، تعطیلی آخر هفته ایام ماه رمضان و... با خطای کم میباشد. مدل کلی مورد استفاده در نرم افزار پیش بینی بار از ۱۰ زیرمدل برای پیش بینی روزهای هفته، روزهای تعطیل رسمی، روزهای قبل از تعطیل رسمی و روزهای پس از تعطیل رسمی تشکیل شده است. هر یک از زیرمدلهای دهگانه با بهره گیری از دو شبکه عصبی کوهونن مبادرت به پیش بینی بار روزانه می- نماید. پیش بینی در هر یک از این زیرمدلها شامل دو مرحله

آموزش و پیش بینی می باشد. نرم افزار مزبور توسط بار و درجه حرارت ایران مورد آزمایش واقع گردیده است و متوسط قدرمطلق خطای کلیه روزهای غیر خاص سالهای ۱۳۸۰، ۱۳۸۱ و ۱۳۸۲ به ترتیب عبارت از ۱/۷۳٪، ۱/۶۸٪ و ۱/۵۷٪ می باشد.

۱- مقدمه

پیش بینی کوتاه مدت بار الکتریکی یک نقش اساسی در بهره برداری سیستمهای قدرت ایفا می کند. عملکرد اقتصادی و قابل اطمینان یک شبکه قدرت وابستگی قابل ملاحظه ای به میزان دقت پیش بینی بار دارد. توسط یک سیستم پیش بینی بار دقیق، بهره برداران در مرکز کنترل قادر خواهند بود تا تصمیم گیری صحیح پیرامون بهره برداری مناسب از ژنراتورها، نحوه انتقال انرژی، برنامه ریزی تأمین سوخت،

۲- شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه هایی عصبی مصنوعی ANN's مجموعه ای از عناصر پردازنده ساده (نرونها) می باشند که بصورت موازی عمل کرده و اطلاعات را در وزنه های ارتباطی بین پردازنده های مجزا ذخیره می کنند. ساختار این شبکه ها به تقلید از سیستم عصبی انسان طراحی شده است. طراحی یک شبکه عصبی عموماً شامل دو بخش است: مرحله آموزش و مرحله آزمون. در مرحله آموزش وزنه های شبکه عصبی توسط الگوریتمهایی که به الگوریتمهای آموزش معروفند، بگونه ای تعیین می گردند که شبکه رفتار مورد نظر را در مرحله آزمون به ازاء ورودیهای جدید بخوبی از خود نشان دهد.

الگوریتمهای آموزش شبکه عصبی به دو نوع آموزش با معلم و آموزش بدون معلم تقسیم می شوند.

در روش یادگیری با معلم، ورودی و خروجی مطلوب هر دو در دسترس می باشند. در این روش با اعمال ورودی به شبکه و مقایسه خروجی شبکه با خروجی مطلوب، وزنه های موجود در شبکه به گونه ای تغییر می یابند تا اختلاف خروجی شبکه با خروجی مطلوب به حد قابل قبولی برسد. در روش یادگیری بدون معلم با اعمال نمونه های ورودی به شبکه، وزنه های شبکه بگونه ای تغییر می کنند که پس از پایان یادگیری در صورت اعمال هر ورودی دلخواه خروجی شبکه به سمت یکی از نمونه های یاد گرفته شده که دارای انطباق بیشتری با ورودی اعمال شده می باشد متمایل می گردد. [9]

۳- شبکه عصبی کوهونن [12]

شبکه عصبی خود سازمانده کوهونن (شکل ۱) نوعی از شبکه های عصبی می باشد که از روش یادگیری بدون معلم برای تغییر حالت های درونی شبکه و مدل سازی ویژگیهای بر جسته آموزشی استفاده می کند.

این شبکه قادر است بردارهای چند بعدی ورودی مدل کننده اشیاء را با حفظ ویژگیهای توپولوژیکی آن بر روی سطحی دو بعدی تصویر نموده و نیز پس از مرحله یادگیری، نمونه های جدید را مورد شناسایی و تکمیل قرار دهد.

روغن و آب مورد نیاز را بخوبی انجام دهند. علاوه بر این، پیش بینی بار کوتاه مدت می تواند در خصوص بهینه سازی ولتاژ- توان راکتیو، برنامه ریزی برای انرژی ذخیره مورد نیاز، تبادل انرژی الکتریکی با شرکاء و نیز بهره برداری مناسب از نیروگاههای پمپ ذخیره ای مورد استفاده قرار گیرد. [2, 3] در عمل پیش بینی کوتاه مدت بار متأثر از یک سری عوامل متنوع غیر خطی از قبیل شرایط آب و هوایی، تغییرات دوره ای روزانه، هفتگی، فصلی و غیره است. در نتیجه انجام مطالعات پیش بینی کوتاه مدت بار از پیچیدگی خاصی برخوردار می باشد.

تا کنون مطالعات زیادی به منظور افزایش دقت و راندمان مدل های پیش بینی بار صورت گرفته است. این مطالعات به ۲ گروه اساسی ذیل قابل تقسیم می باشند:

الف- روشهای سنتی:

(۱) مدل رگرسیون (۲) آنالیز سریهای زمانی (۳) مدل Box & Jenkins

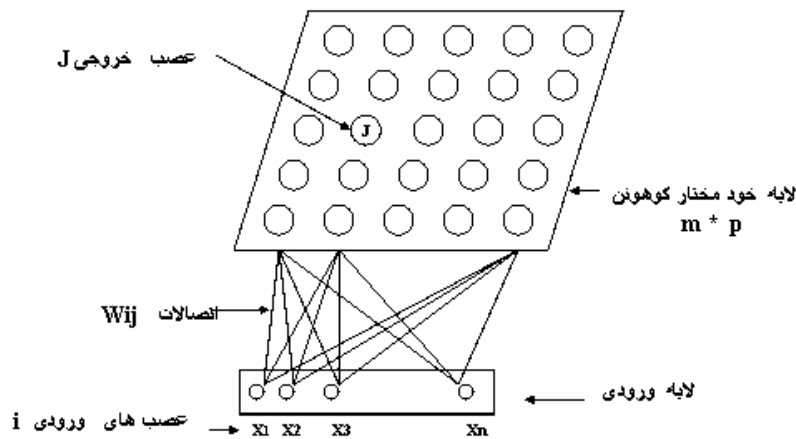
ب- روشهای مدرن:

(۱) فیلتر کالمن (۲) سیستمهای خبره (۳) استنتاج فازی (۴) شبکه های عصبی مصنوعی (۵) مدل های Neuro - Fuzzy روشهای فوق مقادیر پیش بینی شده بار را توسط مدلهایی که رابطه غیر خطی ما بین متغیرهای ورودی و خروجی را تشریح می کنند بهبود می بخشد. روشهای سنتی عمدتاً به هنگام تغییرات هوایی سریع در زمینه پیش بینی های دقیق دچار اشتباه می شوند و بدین جهت روشهای مدرن پیش بینی بار از مقبولیت و کارایی به مراتب بیشتری برخوردار می باشند. [4,1]

مقاله حاضر با تلفیق ۲ شبکه عصبی خود مختار کوهونن ضمن در نظر گرفتن اثر درجه حرارت بر منحنی بار روزانه، از خاصیت تکمیل الگوی شبکه کوهونن در جهت پیش بینی کوتاه مدت بار برای کلیه روزهای سال بهره می گیرد.

تمام عصب های ورودی توسط وزنهایی (w_{ij}) به عصب های خروجی ارتباط داده شده اند. هر عصب خروجی توسط بردار وزنی که آن عصب را به عصب های ورودی ارتباط می دهد مشخص می شود.

شبکه عصبی کوهونن از دو لایه تشکیل شده است. لایه اول، لایه ورودی شبکه می باشد و حاوی نرونهای ورودی است. لایه دوم، لایه ای دو بعدی است که لایه خود مختار کوهونن نامیده شده و دارای عصب های رقابتی می باشد.



شکل (۱) ساختار شبکه عصبی کوهونن.

اولیه ضرایب وزنی از n ورودی به j گره خروجی با مقادیر کوچک تصادفی تعیین می شود.

۲- مقادیر ورودی به شبکه عرضه می شود.

بردار ورودی $(x_0(t), x_1(t), x_2(t), x_{n-1}(t))$ به شبکه اعمال می شود. $x_i(t)$ به معنای مقدار ورودی گره i در زمان t می باشد.

۳- فاصله ها محاسبه می گردد.

فاصله d_j بین بردار ورودی و بردار خروجی هر گره j توسط فرمول زیر محاسبه می شود:

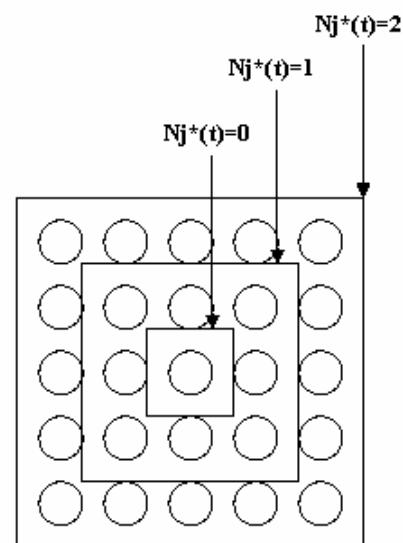
$$d_j = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

۴- کوتاهترین فاصله انتخاب می شود.

عصب خروجی دارای کوتاهترین فاصله (J^*) بعنوان عصب برنده شناسایی می شود.

۵ - ضرایب وزنی اصلاح میگردد.

ضرایب وزنی عصب برنده (J^*) و همسایگان آن عصب که در فاصله همسایگی $N_r^*(t)$ قرار دارند اصلاح می شود. ضرایب وزنی جدید با استفاده از رابطه زیر قابل محاسبه است:



شکل (۲) فاصله های همسایگی برای عصب J^* .

۱-۳ آموزش شبکه عصبی کوهونن [12]

مراحل آموزش شبکه عصبی کوهونن به شرح ذیل میباشد:

۱- مقادیر اولیه برای بردارهای وزنی تعیین می گردد.

با فرض اینکه $w_{ij}(t)$ مقدار ضرایب وزنی از ورودی i به گروه خروجی j در زمان t باشد، میزان

باشد، شبکه عصبی کوهونن قادر است عناصر مجهول را شناسایی نماید. این عملیات در شبکه کوهونن بصورت زیر انجام می‌پذیرد:

ابتدا فاصله بردار ورودی X_1 و بردار وزنی تمام عصب های شبکه کوهونن محاسبه می‌شوند. آن عصبی که بردار وزنی آن کمترین فاصله را از بردار X_1 دارا باشد به عنوان عصب برنده شناخته می‌شود و به ترتیب زیر بردار X_2 تخمین زده می‌شود.

$$X = [X_1 \quad X_2]$$

$$X_1 = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_s]$$

$$X_2 = [x_{s+1} \quad x_{s+2} \quad \dots \quad x_n]$$

$$\|X_1 - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^s (x_{1i} - w_{ij})^2}$$

برای $j = 1, \dots, m^* p$

$$D_j = \|X_1 - W_j\|$$

اگر عصب j ام عصب برنده باشد، خواهیم داشت:

$$D_{winner} = D_j$$

$$X_2 = [W_{s+1,j} \quad W_{s+2,j} \quad \dots \quad W_{n,j}]$$

در شکل (۳) خاصیت تکمیل الگو توسط شبکه کوهونن نشان داده شده است.

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - W_{ij}(t))$$

برای تمام گرهای J که در فاصله $N_j^*(t)$ قرار دارند و $(0 \leq i \leq n-1)$ می‌باشد.

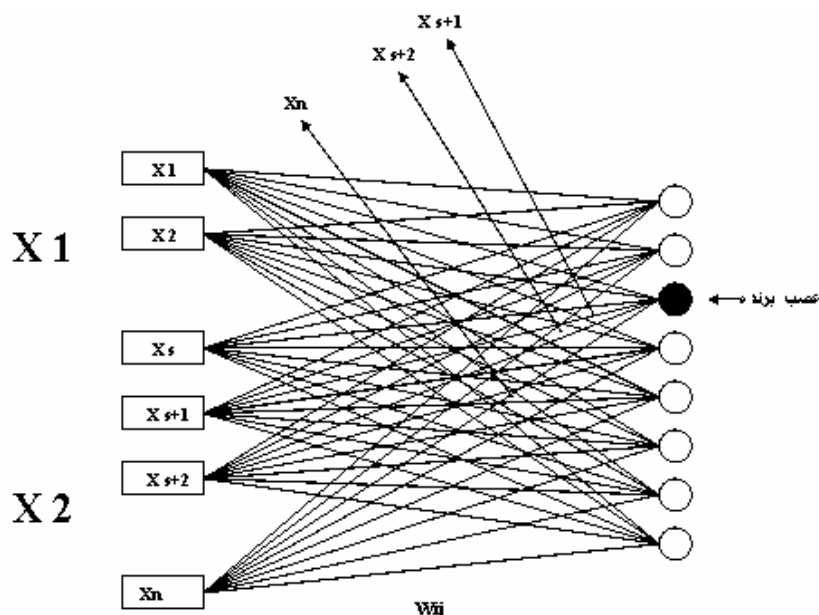
عبارت $\eta(t)$ نرخ آموزش است $(0 < \eta(t) < 1)$ که به تدریج در طول زمان کاهش می‌یابد. بنابراین نرخ بهره ضرایب وزنی به تدریج کند می‌شود. اندازه فاصله همسایگی $N_j^*(t)$ نیز مطابق شکل ۲ به تدریج کاهش می‌یابد $(N_j^*(t) = N_j^*(t-1))$. و بدین صورت محدوده بیش‌ترین فعالیت به تدریج موضعی می‌گردد.

۶- تا زمانی که $N_j^*(t)$ برابر صفر گردد، با رفتن به مرحله ۲ الگوریتم تکرار می‌شود. با صفر شدن $N_j^*(t)$ در حقیقت آموزش شبکه کوهونن پایان پذیرفته است.

۳-۲- خاصیت تکمیل الگو در شبکه عصبی کوهونن

[11,7,6,5]

پس از انجام آموزش شبکه عصبی کوهونن و تعیین مقادیر نهایی وزنه‌های مربوطه، می‌توان از آن برای بدست آوردن عناصر نامعلوم یک بردار که تعدادی از عناصر آن در دسترس می‌باشد استفاده نمود. این خاصیت را خاصیت تکمیل الگو می‌نامند. از این خاصیت شبکه عصبی کوهونن در ساختار مدل پیش‌بینی استفاده گردیده است. اگر از بردار ورودی X که دارای n عنصر می‌باشد فقط S عنصر آن در دسترس



شکل (۳) خاصیت تکمیل الگو در شبکه کوهونن

۴- بررسی عوامل مؤثر بر بار ایران [11]

پیش از مدل‌سازی پیش‌بینی کوتاه مدت بار شبکه سراسری ایران، تعیین عوامل تأثیرگذار بر ساختار بار شبکه و نیز دسته‌بندی منحنی‌های بار روزانه امری کاملاً ضروری می‌باشد. چرا که با شناسایی عوامل مؤثر بر بار شبکه و نیز بررسی دقیق رفتار بار قادر به یافتن نمونه‌های مناسب برای آموزش هر چه بهتر شبکه‌های عصبی خواهیم بود. بدین منظور ابتدا یک شبکه عصبی کوهونن توسط منحنی‌های بار ساعتی روزهای سال بعنوان نمونه ورودی آموزش می‌بیند. پس از پایان مرحله آموزش نمونه‌هایی که از شباهت بیشتری برخوردارند و دارای ساختار مشابه می‌باشند، روی یک عصب و یا عصب‌های نزدیک همه در لایه خود مختار کوهونن قرار می‌گیرند.

بدین ترتیب با انجام کلاسبندی بار در طی یک بازه هفت‌ساله (۷۳-۸۰) نتایج ذیل حاصل شده است:

مطالعات صورت گرفته حاکی از آن است که مصرف بار الکتریکی بصورت پیچیده و غیر خطی تابعی از پارامترهای متعدد از جمله شرایط آب و هوایی (بالاخص درجه حرارت و روشنایی هوا) می‌باشد.

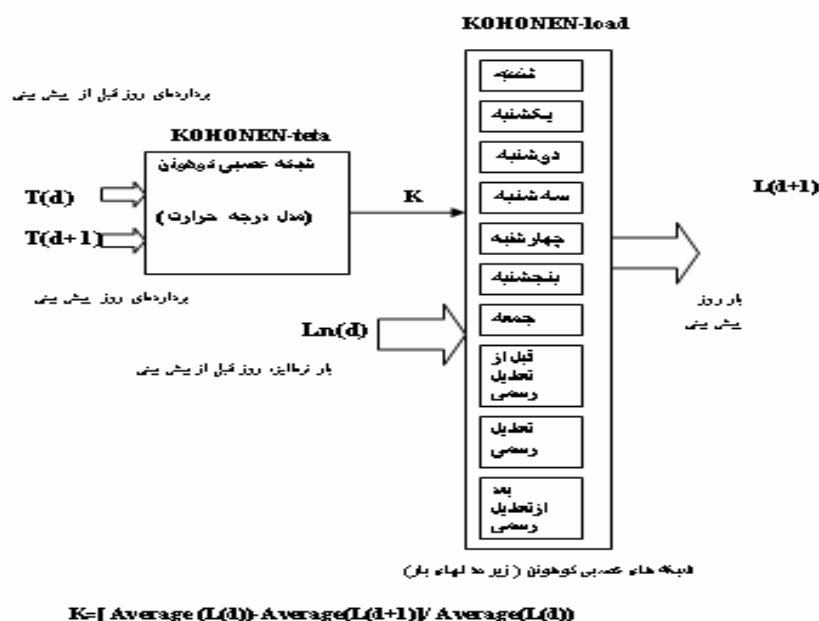
هر روز هفته منحنی بار خاص خود را دارد، هر چند که منحنی‌های بار روزهای یکشنبه تا چهارشنبه از شباهت

نسبی برخوردارند. منحنی‌های مصرف بار در روزهای تعطیل متمایز می‌باشند.

همچنین منحنی مصرف بار در روزهای قبل و بعد تعطیل از روزهای عادی هفته متمایز هستند. در فصول مختلف سال نیز، با توجه به عوامل مختص هر فصل، نظیر طول روز و روشنایی هوا منحنی مصرف بار تغییر می‌یابد. در طول زمان نیز با توجه به رشد جمعیت و رشد اقتصادی جامعه، میزان میانگین مصرف بار افزایش می‌یابد و باعث رشد بار در هر سال می‌شود. تمامی این عوامل در مدل‌سازی بار بایستی در نظر گرفته شوند.

۵- طراحی مدل پیش‌بینی کوتاه مدت بار [13,10,8]

مدل کلی پیش‌بینی بار مورد استفاده در نرم افزار (شکل ۴) از ۱۰ زیرمدل مجزا تشکیل گردیده است، بگونه‌ای که این زیرمدلها مجموعاً پیش‌بینی بار کلیه روزهای سال اعم از روزهای عادی و روزهای خاص را پوشش می‌دهند. مدل مزبور شامل ۷ زیرمدل برای پیش‌بینی روزهای هفته، یک زیرمدل برای پیش‌بینی روزهای تعطیل رسمی، یک زیرمدل دیگر برای پیش‌بینی روزهای قبل از تعطیل رسمی و زیرمدل دیگر برای پیش‌بینی روزهای بعد از تعطیل رسمی می‌باشند.



شکل (۴) مدل کلی پیش‌بینی بار

۵-۱- ساختار و نحوه عملکرد شبکه عصبی کوهونن لحاظ کننده اثر عوامل محیطی^۱ (KOHONEN - teta)

مدل ارائه شده جهت در نظر گرفتن اثر درجه حرارت بر منحنی بار روزانه از ویژگی تکمیل الگوی شبکه عصبی کوهونن در ساختار کلی خود بهره می‌برد. در مرحله آموزش، نمونه‌های مناسب به شبکه ارائه و شبکه آموزش داده می‌شود. این نمونه‌ها ورودیهای KOHONEN- teta را در مرحله آموزش تشکیل می‌دهند

در مرحله پیش‌بینی ابتدا با استفاده از درجه حرارت‌های روز قبل از پیش‌بینی و روز پیش‌بینی، تغییرات نسبی بار توسط شبکه عصبی کوهونن درجه حرارت بدست می‌آید. ورودی شبکه کوهونن مربوط به درجه حرارت شامل ۹ عدد درجه حرارت روز قبل از پیش‌بینی و ۹ عدد درجه حرارت روز پیش‌بینی به صورت ذیل می‌باشد:

۹ عدد درجه حرارت روز قبل از پیش‌بینی:

$$T(d) = [t(d)_1 \ t(d)_2 \ t(d)_3 \ t(d)_4 \ \dots \ t(d)_9]$$

۹ عدد درجه حرارت روز پیش‌بینی:

$$T(d+1) = [t(d+1)_1 \ t(d+1)_2 \ \dots \ t(d+1)_9]$$

درجه حرارت‌های هر روز شامل درجه حرارت‌های حداکثر و حداقل و متوسط مربوط به سه شهر تبریز، تهران و اهواز به عنوان نماینده‌های سه منطقه سرد و معتدل و گرم است.

خروجی شبکه کوهونن درجه حرارت، یک عدد تغییرات نسبی متوسط بار روز پیش‌بینی نسبت به متوسط بار روز قبل از پیش‌بینی به شرح ذیل می‌باشد:

$$K = \frac{\text{Average}(L(d)) - \text{Average}(L(d+1))}{\text{Average}(L(d))}$$

ابعاد لایه خروجی شبکه کوهونن و نیز فاصله همسایگی به تعداد نمونه‌ها بستگی دارد و با استفاده از روابط زیر محاسبه می‌گردند:

هر یک از زیرمدلهای دهگانه فوق از ترکیب دو شبکه عصبی کوهونن مجزا تشکیل شده است.

اولین شبکه کوهونن (KOHONEN - teta)، شبیه ساز اثر عوامل محیطی است که اثر درجه حرارت بر بار را در ورودی مدل لحاظ می‌کند.

شبکه دوم، شبکه کوهونن پیش‌بینی کننده بار الکتریکی (KOHONEN - load) می‌باشد که در نهایت، بار پیش‌بینی شده را در خروجی ارائه می‌دهد. هر یک از این زیرمدلهای دهگانه پیش‌بینی را در طی ۲ مرحله انجام می‌دهند. مرحله اول شامل آموزش هر یک از شبکه‌های کوهونن است و مرحله دوم، مرحله پیش‌بینی شبکه‌های مزبور می‌باشد.

پس از انجام مرحله آموزش، در مرحله پیش‌بینی ابتدا با استفاده از اطلاعات درجه حرارت، شبکه عصبی KOHONEN- teta تغییرات نسبی متوسط بار امروز به فردا را که یکی از ورودیهای شبکه عصبی KOHONEN- load می‌باشد، در اختیار قرار می‌دهد. سپس با استفاده از خاصیت تکمیل الگو پیش‌بینی بار فردا توسط شبکه عصبی KOHONEN-load صورت می‌گیرد. شایان ذکر است نمونه‌هایی که برای یادگیری شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، در فاصله زمانی دو هفته قبل از روز پیش‌بینی از سال جاری و چهار هفته از هر یک از سه سال گذشته انتخاب گردیده‌اند بطوریکه تاریخ روز پیش‌بینی در مرکز این چهار هفته واقع شده باشد.

برای پیش‌بینی روزهای تعطیل رسمی از نمونه‌های مربوط به نزدیکترین جمعه گذشته استفاده شده و برای پیش‌بینی روزهای قبل و بعد از تعطیل رسمی عیناً نمونه‌های مربوط به همان روز مورد استفاده قرار می‌گیرد.

¹ هر چند مدل ارائه شده قابلیت در نظر گرفتن تأثیر کلیه عوامل محیطی اعم از درجه حرارت، رطوبت، پوشش هوا و غیره را داراست، اما به دلیل عدم دسترسی به داده‌های مربوطه در این مقاله فقط اثر درجه حرارت منظور گردیده است.

خروجی شبکه کوهونن درجه حرارت به عنوان ورودی شبکه کوهونن دوم که عهده دار پیش‌بینی بار است مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در شکل (۵) ساختار شبکه کوهونن درجه حرارت در مرحله پیش‌بینی نمایش داده شده است.

$$n_x = n_y = \frac{m}{2} = \frac{P}{2}$$

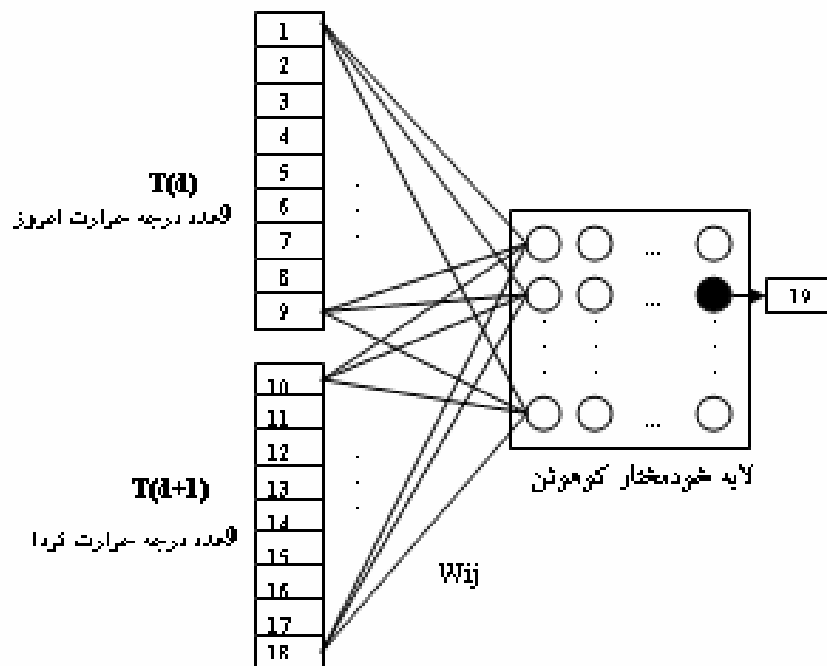
$$m = p = \sqrt{n_p}$$

که در آن

n_p = تعداد نمونه های یافت شده برای آموزش

m, p = ابعاد لایه خود مختار کوهونن

n_x, n_y = فاصله همسایگی



$$E = [Average(L(d)) - Average(L(d+1))] / Average(L(d))$$

شکل (۵) ساختار شبکه کوهونن درجه حرارت در مرحله پیش‌بینی

تغییرات نسبی متوسط بار روز قبل از پیش‌بینی نسبت به متوسط بار روز پیش‌بینی که همان خروجی شبکه کوهونن مربوط به درجه حرارت است، می‌باشد. این ورودیها عبارتند از:

۲۴ عدد بار نرمالیزه روز قبل از پیش‌بینی :

$$L_n(d) = L(d) / Average(L(d))$$

۱ عدد تغییر نسبی متوسط بار:

$$K = \frac{Average(L(d)) - Average(L(d+1))}{Average(L(d))}$$

۵-۲- ساختار و نحوه عملکرد شبکه عصبی کوهونن

پیش‌بینی کننده بار (KOHONEN-load):

این مرحله نیز جهت پیش‌بینی نهایی بار از خاصیت تکمیل‌الگوی شبکه عصبی کوهونن بهره می‌گیرد.

شبکه کوهونن بار در مرحله آموزش شامل ۲۴ عدد بار ساعتی نرمالیزه شده امروز و ۲۴ عدد بار ساعتی نرمالیزه شده فردا و یک عدد تغییرات نسبی متوسط بار امروز به فردا می‌باشد

ورودی شبکه کوهونن بار در مرحله پیش‌بینی شامل ۲۴

عدد بار ساعتی نرمالیزه روز قبل از پیش‌بینی و ۱ عدد

ساختار شبکه کوهونن بار از نظر تعداد نمونه های آموزش، ابعاد لایه خود مختار کوهونن و فاصله همسایگی عیناً از روابط ارائه شده در خصوص شبکه کوهونن درجه حرارت (که در قسمت ۵-۱ تشریح گردید) تبعیت می کند. خروجی شبکه کوهونن بار ۲۴ عدد بار ساعتی نرمالیزه روز پیش بینی است که در متوسط بار روز قبل از پیش بینی ضرب می شود تا بار پیش بینی نهایی بدست آید:

$$LOAD_{final} = OUT_{kohonen} \times Average(L(d))$$

در شکل (۶) ساختار شبکه کوهونن بار در مرحله پیش‌بینی نمایش داده شده است

۲۴ عدد بار نرمالیزه روز پیش بینی:

$$L_n(d+1) = L(d+1) / Average(L(d))$$

در روابط فوق

بار روز پیش بینی :

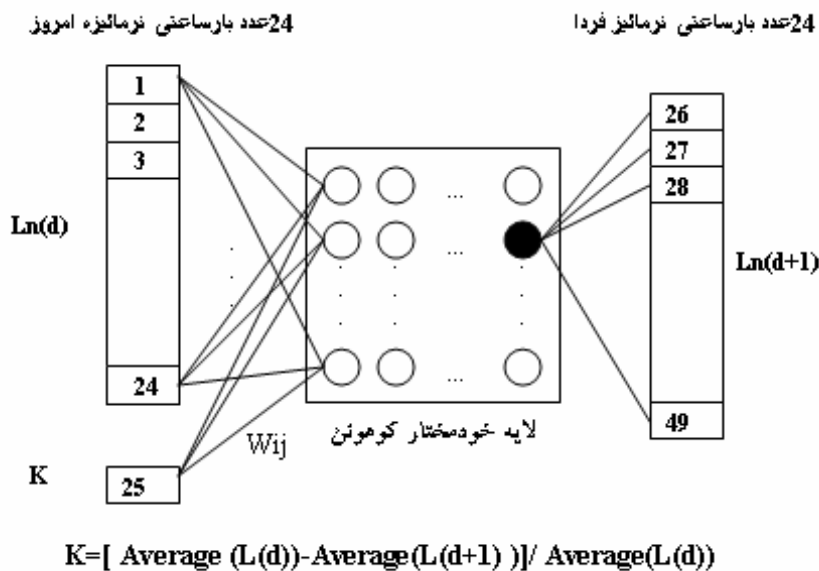
$$L(d+1) = [L(d+1)_1 L(d+1)_2 \dots L(d+1)_{24}]$$

بار روز قبل از پیش بینی :

$$L(d) = [L(d)_1 L(d)_2 \dots L(d)_{24}]$$

با تقسیم ۲۴ بار ساعتی امروز و همچنین ۲۴ بار ساعتی

فردا به متوسط بار مصرفی امروز، بارهای نرمالیزه امروز و فردا حاصل می‌گردند و بدین ترتیب امکان یادگیری همزمان نمونه‌هایی که از سالهای متفاوت جمع‌آوری شده اند فراهم می‌گردد.



$$K = [Average(L(d)) - Average(L(d+1))] / Average(L(d))$$

شکل (۶) ساختار شبکه کوهونن بار در مرحله پیش‌بینی

۶- نتایج

جهت آزمایش نرم افزار ارائه شده در مقاله، منحنی بار کلیه روزهای متعلق به بازه زمانی فروردین ماه ۱۳۷۳ الی تیرماه ۱۳۸۳ پیش‌بینی شده است. اطلاعات مورد استفاده مدل شامل اطلاعات بار ساعتی روزانه ایران و مقادیر حداکثر، حداقل و متوسط دمای شهرهای اهواز، تهران و تبریز به عنوان نماینده سه منطقه گرمسیر، معتدل و سردسیر می باشد.

مقادیر خطای نسبی برای هر ساعت و متوسط قدر مطلق خطای هر روز (مطابق روابط ذیل) به عنوان معیارهای ارزیابی عملکرد مدل، مورد استفاده قرار گرفته اند:

$$e_i = \frac{load_i^{real} - load_i^{forecast}}{load_i^{real}} \quad \text{خطای نسبی:}$$

متوسط قدر مطلق خطا برای هر روز:

$$MAD = \frac{1}{24} \times \sum_{i=1}^{24} |e_i|$$

به منظور نمایش بهتر عملکرد نرم افزار، چهار نمودار شامل منحنی های بار واقعی و پیش بینی تعدادی از روزهای عادی و غیر عادی سالهای ۸۱، ۸۰، ۸۲، و ۸۳ ارائه گردیده است.

از بررسی عملکرد ده ساله نرم افزار ارائه شده میتوان به قابلیت‌های ارزنده نرم افزار مزبور از قبیل دقت بالای پیش‌بینی ، قدرت تشخیص الگوی بارروزهای رمضان و روزهای تغییر ساعت رسمی، سرعت بسیار بالای مراحل آموزش و پیش‌بینی که از ویژگی‌های شبکه های کوهونن میباشد (زمان کمتر از ۳ ثانیه برای پیش‌بینی بار هرروز) ، حساسیت مناسب نسبت به درجه حرارت و نیز امکان لحاظ حساسیت مدل نسبت به سایر عوامل محیطی نظیر رطوبت و پوشش هوا (در صورت وجود اطلاعات مربوطه) پی برد. شایان ذکر است بهبود پیش‌بینی اولیه صورت گرفته برای روزهای خاص (شامل روزهای تعطیل رسمی، قبل از تعطیل رسمی و پس از تعطیل رسمی) با استفاده از سیستم فازی خبره در دست مطالعه و بررسی است. ضمناً پیش‌بینی بار در بازار تجدید ساختار یافته صنعت برق با استفاده از مدل مزبور نیز از دیگر برنامه های مطالعاتی ارائه دهندگان مقاله حاضر می‌باشد. نتایج مطالعات فوق متعاقباً در کنفرانسهای تخصصی دیگر تقدیم خواهد شد.

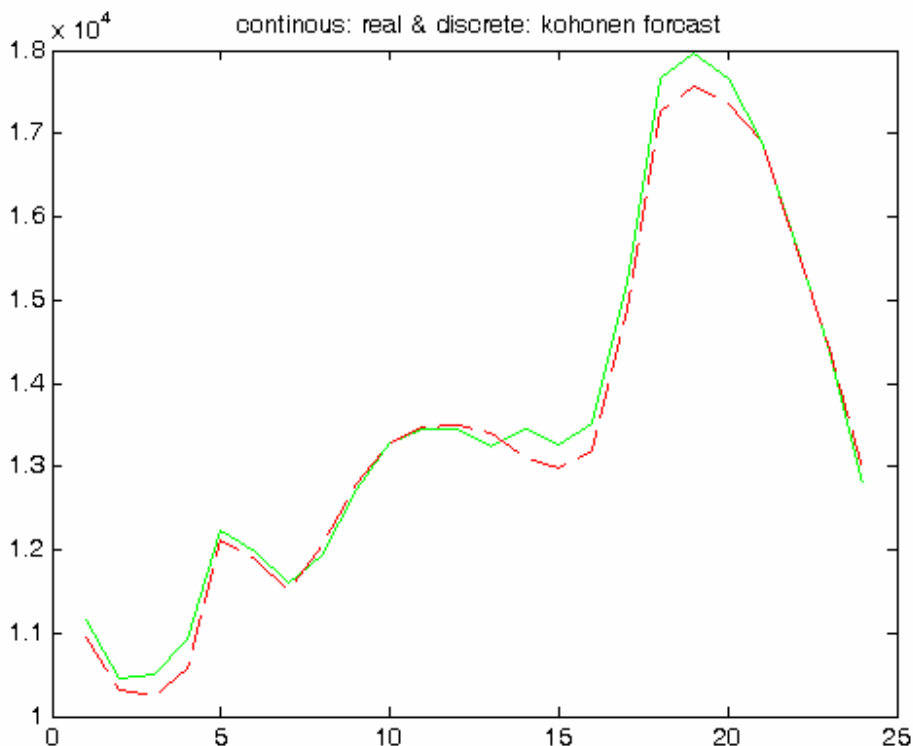
منحنی اول (شکل ۷) نمودار منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روزکاری (غیر تعطیل) شنبه ۲۶ / ۸ / ۱۳۸۰ مصادف با اولین روز ماه رمضان ۱۳۸۰ با متوسط قدر مطلق خطای $1 / 32\%$ را نمایش می‌دهد.

منحنی دوم (شکل ۸) نمودار منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز کاری (غیر تعطیل) دوشنبه ۱ / ۷ / ۱۳۸۱ همزمان با تغییر ساعت رسمی کشور را با متوسط قدر مطلق خطای $1 / 70\%$ نشان میدهد.

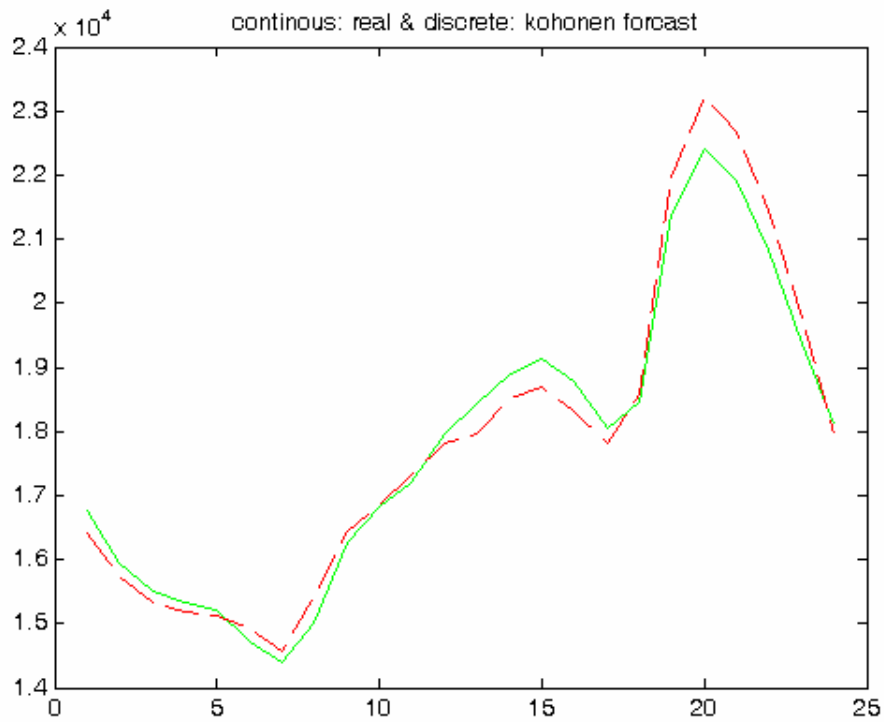
منحنی سوم (شکل ۹) نمودار منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز تعطیل جمعه ۶ / ۴ / ۱۳۸۲ با متوسط قدر مطلق خطای $0 / 8\%$ را به نمایش می‌گذارد.

و چهارمین منحنی (شکل ۱۰) مربوط به منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز عادی سه شنبه ۲۶ / ۳ / ۱۳۸۳ با متوسط قدر مطلق خطای $0 / 78\%$ می‌باشد.

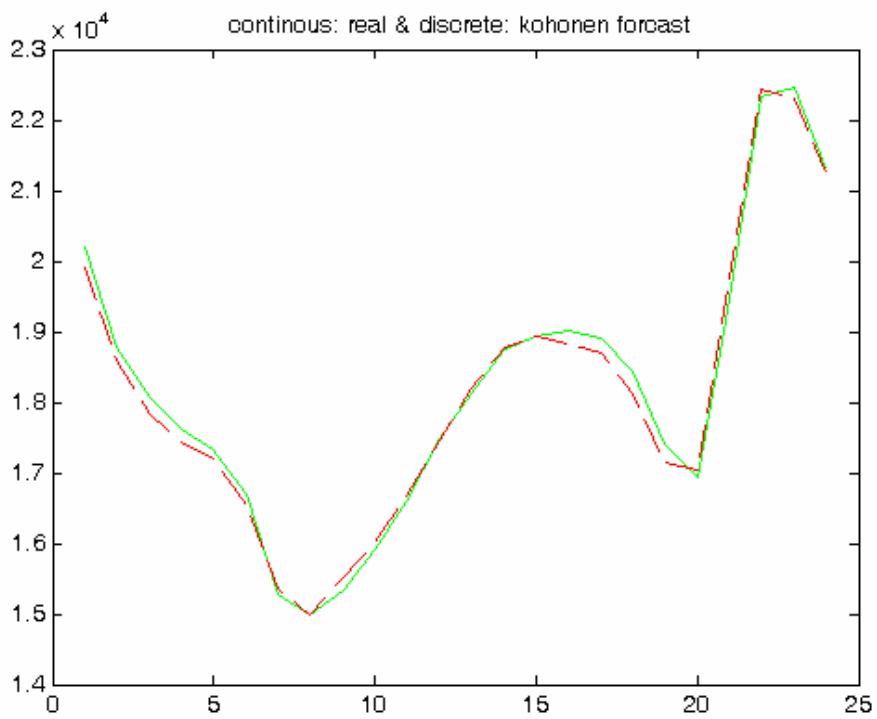
مقادیر متوسط قدر مطلق خطا برای کلیه روزهای غیر خاص سالهای ۸۱، ۸۰ و ۸۲ به ترتیب عبارت از $1 / 73\%$ ، $1 / 68\%$ و $1 / 57\%$ می‌باشند.



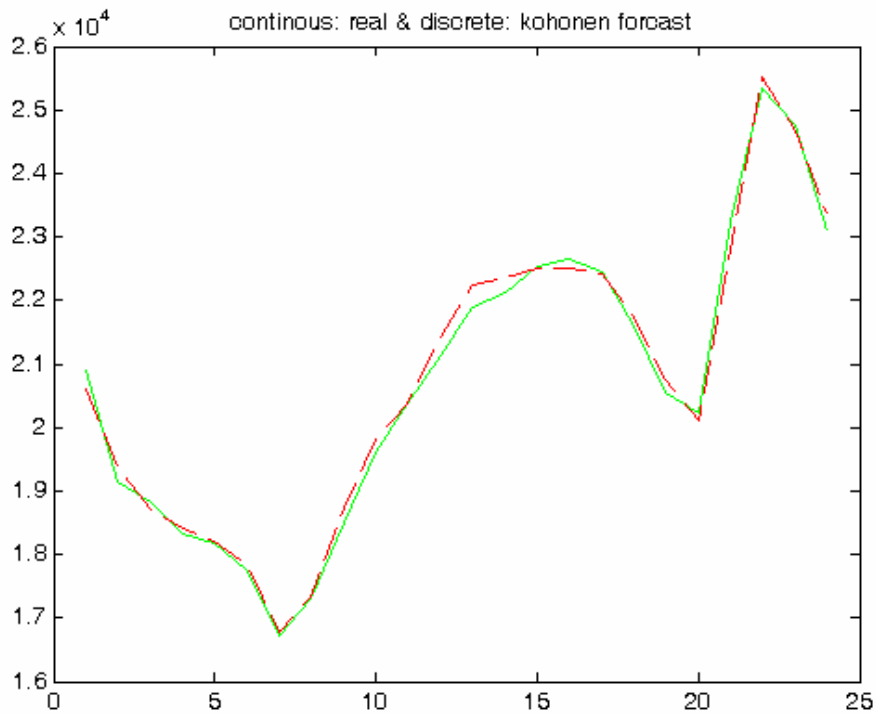
شکل (۷) - منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز شنبه ۲۶ / ۸ / ۱۳۸۰ (برحسب مگاوات)
(روز اول ماه رمضان)



شکل (۸) - منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز دوشنبه ۱ / ۷ / ۱۳۸۱ (برحسب مگاوات)
(تغییر ساعت رسمی)



شکل (۹) - منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز جمعه ۶ / ۴ / ۱۳۸۲ (برحسب مگاوات)
(روز تعطیل آخر هفته)



شکل (۱۰) - منحنی بار واقعی و پیش‌بینی روز سه شنبه ۱۳۸۳ / ۳ / ۲۶ (برحسب مگاوات) (روزعادی غیر تعطیل)

مراجع:

[6] Moghaddas – Tafreschi S.M. , Muller H. , Petritsch G., "Energieprognose mittels neuronaler Netzwerkkonzepte " , Paper to International Conference on Operations Research (OR 1994) , Berlin , Aug. / Sep. 1994 in Operations Research Proceedings 1994 , Berlin : Springer – Verlag ,1995 , pp.424-429

[7] Moghaddas – Tafreschi S.M. , Muller H. , Petritsch G., " Energy and Load Forecasting by Fuzzy–Neural Networks Proceedings of Eufit–The European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing " Aachen , Germany 1998 / pp. 1925 –1930 "

[8] Baumann T., Germond A.J., "Application of the Kohonen Network to Short-term Load Forecasting " , Paper to 2. Int Forum on Application of Neural Network to Power Systems , Yokohama , Japan , 1993

[9] دکتر سید مسعود مقدس تفرشی، "پیش‌بینی میان‌مدت مصرف بار الکتریکی توسط شبکه‌های فازی عصبی" دوازدهمین کنفرانس بین‌المللی برق آبان ۷۶ ص ۱۷۵-۱۸۶

[1] Mori H., Yuihara A. , "Deterministic Annealing clustering for ANN – Based Short – Term Load Forecasting" , IEEE Transactions on Power Systems , Vol . 16 , No.3 August 2001

[2] Leyan Xu , Wei Ji Chen , "Artificial Neural Network Short – term Electrical Load Forecasting Techniques " , Proc. IEEE , 1999, pp.1458-1461

[3] Bakirtzis A.G , Theocharis J.B., Kiartzis S.J , Satsios K.J. , " Short Term Load Forecasting Using Fuzzy Neural Networks " , IEEE Transactions on Power Systems , Vol . 10, No.3, August 1995 , pp.1518-1524

[4] Srinivasan D. , LEE M.A , "Survey of Hybrid Fuzzy Neural Approaches to Electric Load Forecasting" Proc. IEEE , 1995 , pp.4004-4008.

[5] Moghaddas–Tafreshi S,M, Muller H, Petritsch G., "Clustering der Tageslastganlinien mittels selbstorganisierendem neuronalem Netzwerk", Research report FB 5/1994 of Institute for Electrical Power Systems Of Technical University of Vienna , 1994

[10] یاریان م.، مقدس تفرشی س.م.، "پیش‌بینی کوتاه مدت بار با استفاده از ترکیب شبکه های عصبی کوهونن و پرستپرون"،

[11] جزوه درس دیسپاچینگ تالیف: آقای دکتر سید مسعود مقدس تفرشی . دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - دانشکده برق.

[12] آشنایی با شبکه های عصبی تألیف: آر. بیل و تی . جکسون ترجمه: دکتر محمود البرزی

[13] مهدی فرهادی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی - دانشکده مهندسی برق، " پیش بینی روزانه مصرف بار الکتریکی ایران توسط مدل جدید ترکیبی شبکه عصبی کوهونن - سیستم فازی خبره "