سیزدهمین کنفرانس شبکه های توزیع نیروی برق
۱۱ و ۱۲ اردیبهشت ۱۳۸۷- گیلان

پیش بینی کوتاه مدت بار در حوزه برق منطقه ای تهران با استفاده از فیلتر کالمن

توحید اکبری
t.akbari@ece.ut.ac.ir
دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران

محسن پارسا مقدم
parsa@modares.ac.ir
دانشکده برق، دانشگاه تربیت مدرس

واژه های کلیدی: پیش بینی کوتاه مدت بار، مدیریت سمت مصرف، فیلتر کالمن

چکیده:

پیش بینی بار کوتاه مدت نقش مهمی در طراحی و بهره‌برداری سیستم های قدرت ایفا می کند. این موضوع در سیستم های قدرت تجدید ساختار یافته اهمیت مضاعفی می یابد. پیش بینی دقیق بار قیمت تولید برق را در سیستم قدرت کاهش خواهد داد و باعث بهره برداری مؤثر از آن خواهد شد. در این مقاله به ارائه یک روش در پیش بینی بار کوتاه مدت پرداخته ایم. این روش به خصوص برای کشور های در حال توسعه که اطلاعات زیادی در مورد بار در دسترس نیست، مناسب است. این روش که مبتنی بر الگوریتم فیلتر کالمن است، از دقت بالایی برخوردار بوده و به خصوص برای پیش بینی بار در روزهای تعطیل و آخر هفته مناسب می باشد.

۱) مقدمه:

یکی از مسائل حائز اهمیت در بهره برداری اقتصادی از سیستمهای قدرت و طراحی بهینه آنها پیش بینی بار سیستم است. در این میان پیش بینی بار کوتاه مدت از اهمیت ویژه ای برخوردار است. این پیش بینی در رنج زمانی از یک ساعت تا یک هفته صورت می گیرد. کاربرد پیش بینی بار کوتاه مدت در یک سیستم را می توان در سه مورد زیر خلاصه کرد:

۱- تعیین برنامه زمان بندی شده واحدها و در مدار قرار گرفتن آنها[1]
۲- ارزیابی ایمنی سیستم در هر لحظه
۳- تهیه اطلاعات لازم برای انجام پخش بار اقتصادی

دقت در پیش بینی بار روی هزینه های تولید اثر مستقیم دارد. برنامه ریز سیستم باید الگوی تولید را به نحوی تعیین نماید که علاوه بر تامین بار مصرفی، ظرفیت رزرو چرخان و ثابت نیز تأمین گردد. به این ترتیب خطای پیش بینی بار و همچنین تأثیر خروج احتمالی یک یا چند واحد ژنراتور جبران می شود. چنانچه پیش بینی کمتر از مقدار واقعی باشد، ظرفیت لازم رزرو تأمین نشده و در نتیجه هزینه های کلی تولید افزایش خواهد یافت. از طرف دیگر پیش بینی بیش از مقدار واقعی سبب میشود تا واحدهای بیشتری برای تامین بار راه اندازی شود که سطح رزرو در این حالت به طور غیر ضروری بالا رفته و افزایش هزینه تولید را به همراه خواهد داشت.

در سیستم های تجدید ساختار یافته چالش پیش روی شرکت های توزیع[2] (DISCO) و خرده فروشان[3] این است که باید برق را با نرخی متغیر در بازار عمده فروشی بخرند و آنرا با نرخ ثابتی به مصرف کننده بفروشند. برای این که این شرکت ها بتوانند به حیات

[1] Unit-commitment
[2] Distribution company
[3] Retailer

خود ادامه دهند، لازم است که قیمت متوسط خرید آنها که با میزان خرید وزن دهی شده است، از قیمت متوسط وزن دهی شده فروش آنها کمتر باشد. چنانچه در هر بازه زمانی میزان مصرف مشتریان یک خرده فروش از میزانی که او برای خرید آن قرارداد بسته فراتر رود، او مجبور است مقدار اختلاف را در بازار لحظه ای بخرد، مستقل از اینکه قیمت انرژی در بازار لحظه ای به چه عددی در آن بازه زمانی رسیده باشد. مشابهاً اگر میزان قرارداد خرید او از میزان مصرف مشریانش بیشتر باشد، ناچار است که این اختلاف را دربازار لحظه ای بفروشد. بنابراین یک شرکت توزیع به منظور کاهش ریسک ناشی از عدم قطعیت قیمت بازار لحظه ای میکوشد تا حد امکان میزان مصرف مشتریانش را به طور دقیق تخمین زده سپس به خرید میزان انرژی پیش بینی شده بپردازد. در این راه پیش بینی کوتاه مدت بار کمک شایانی به او خواهد کرد[۱].

لذا روش های متعددی به منظور پیش بینی بار ارائه شده اند که هدف همه آنها کاهش مقدار خطای پیش بینی و زمان مورد نیاز است.

مدل سری زمانی[1] بوسیله Hagan و klein در[۲] و Hagan و Behr در [۳] به کار گرفته شده است. مدل تجزیه طیفی[2] بوسیله Moutter و دیگران در[۴] آمده است. مدل فضای حالت[3] توسط Toyoda و دیگران در [۵] به کار گرفته شده است.

در سال های اخیر مقالات زیادی در زمینه پیش بینی بارتوسط روش شبکه های عصبی هوشمند[4] ارائه شده اند. دو مقاله [۶و۷] در این زمینه هستند.

روشی که در مقاله پیاده سازی شده است، بر مبنای الگوریتم فیلتر کالمن است که با مقایسه مقدار پیشگویی بار با مقدار واقعی بار در زمان های گذشته سعی در اصلاح مقادیر پیشگویی شده برای زمان های آینده را دارد[۸].

۲) مدلسازی:

یکی از ورودی های اصلی در پیشگویی های استاندارد وضعیت آب و هوا است. تغییرات آب و هوا به طور عمده مقدار مصرف را تغییر میدهد. رابطه بین ایندو می تواند به صورت زیر تعریف شود:

$$w(t) = f(T, H, P, ...) \quad (۱)$$

که در آن $w(t)$ قسمتی از بار کل است که به تغییرات آب و هوا وابسته است و f رابطه بین این قسمت از بار با متغیرهای آب و هوایی همچون دما، رطوبت، مقدار بارندگی را بیان می کند. پروسه ای که در اینجا برای پیشگویی بار در نظر گرفته شده است، بر مبنای الگوریتم فیلتر کالمن با تاکید بیشتر بر داده های اخیر نسبت به داده های گذشته است. داده هایی که به زمان مورد نظر پیشگویی نزدیکترند ضریب وزن دهی بالاتری دارند. تابع وزن دهی را به صورت یک تابع نمایی تعریف کرده ایم. ($\exp(-1/M)$). چگونگی مدلسازی ریاضی مسئله به شرح زیر است:

مقدار بار اندازه گیری شده در زمان t می تواند به صورت زیر مدل شود:

$$R(t) = C(t) + N(t) \quad (۲)$$

که در آن $c(t)$ مقدار مورد انتظار بار(امید ریاضی[5] مقدار بار اندازه گیری شده) و $N(t)$ سیگنال نویز با میانگین صفر و واریانس $V(t)$ می باشد. فرض کنیم که $t=T$ زمانی است که می خواهیم پیشگویی بار را برای لحظه $T+1$ برای بار $R(T+1)$ انجام دهیم. اگر مقدار پیشگویی شده $R(T+1)$ را برابر $D(T)$ در نظر بگیریم، آنگاه مقدار $D(T)$ با مینیمم کردن تابع زیر بدست می آید:

$$f(D(T)) = \sum_{t=T-n}^{T} \frac{[R(t) - D(T)]^2}{V(t)} \quad (۳)$$

که در آن n=1,2,3,... به منظور اینکه بین داده های جدیدتر و قدیمی تر تفاوت قائل شویم، یک ضریب وزن دهی تعریف می کنیم. لذا رابطه (۳) به صورت زیر در خواهد آمد:

$$f_m(D(T)) = \sum_{t=T-n}^{T} \frac{[R(t) - D(T)]^2 F^{(T-t)}}{V(t)} \quad (۴)$$

که در آن $0<F<1$. در اینجا F می تواند به صورت زیر بیان شود:

$$F = \exp(-1/M) \ldots\ldots M > 0 \quad (۵)$$

با مینیمم کردن $f_m(D(T))$ ، مقدار $D(T)$ بدست خواهد آمد.

[1] Time-series model
[2] Spectral decomposition
[3] State space model
[4] Artificial neural network
[5] Expected value

(۶)

$$D(T)=\frac{\sum_{t=T-n}^{T}\frac{F^{(T-t)}R(t)}{V(t)}}{\sum_{t=T-n}^{T}\frac{F(T-t)}{V(t)}}$$

اگر فرض کنیم:

$$\frac{1}{\sum_{t=T-n}^{T}\frac{F(T-t)}{V(t)}}=P(T) \qquad (۷)$$

آنگاه رابطه (۶) می تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$D(T)=P(T)\sum_{t=T-n}^{T}\frac{F^{(T-t)}R(t)}{V(t)} \qquad (۸)$$

$$D(T)=P(T)\left[\frac{R(T)}{V(T)}+F\sum_{t=T-1-n}^{T-1}\frac{F^{(T-1)-t}R(t)}{V(t)}\right] \qquad (۹)$$

$$D(T)=P(T)\left[\frac{R(T)}{V(T)}+F\frac{D(T-1)}{P(T-1)}\right] \qquad (۱۰)$$

از آنجایی که:

$$\frac{1}{P(T)}=\sum_{t=T-n}^{T}\frac{F^{(T-t)}}{V(t)}=\frac{1}{V(T)}+F\sum_{t=T-1-n}^{T-1-t}\frac{F^{(T-1-t)}}{V(t)}$$
$$=\frac{1}{V(T)}+\frac{F}{P(T-1)}$$

$$\frac{FP(T)}{P(T-1)}=1-\frac{P(T)}{V(T)} \qquad (۱۱)$$

بنابراین معادله (۱۰) به صورت زیر در خواهد آمد:

$$D(T)=\frac{P(T)R(T)}{V(T)}+\left[1-\frac{P(T)}{V(T)}\right]D(T-1) \qquad (۱۲)$$

با مرتب کردن رابطه فوق بدست می آوریم که:

$$D(T)=D(T-1)+\frac{P(T)}{V(T)}[R(T)-D(T-1)] \qquad (۱۳)$$

رابطه فوق به صورت زیر می تواند نوشته شود:

$$D(T)=D(T-1)+K(T)I(T) \qquad (۱۴)$$

که در آن:

$$K(T)=\frac{P(T)}{V(T)} \qquad (۱۵)$$

K(T) بهره کالمن نامیده می شود.

خطای پیشگویی از رابطه زیر بدست می آید:

$$I(T)=R(T)-D(T-1) \qquad (۱۶)$$

با به کار بردن معادلات (۱۱) و (۱۴) خواهیم داشت:

$$K(T)=\frac{P(T-1)}{P(T-1)+FV(T)} \qquad (۱۷)$$

رابطه (۱۷) برای محاسبه بهره کالمن رابطه مفیدی است.

از معادلات (۱۱) و (۱۴) بدست می آوریم که:

$$P(T)=\frac{P(T-1)}{F}[1-K(T)] \qquad (۱۸)$$

این معادله برای update کردن مقدار $P(T)$ به کار می رود.

از آنجا که امید ریاضی سیگنال $N(t)$ صفر است با به کار بردن معادله زیر

$$V(T)=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}N(t)^2 \qquad (۱۹)$$

خواهیم داشت:

$$V(T)=(1/T)[N(T)^2+(T-1)V(T-1)] \qquad (۲۰)$$

در زابطه فوق $N(T)=R(T)-C(T)$ و از آنجا که بهترین تخمین برای $C(T)$ ، برابر $D(T-1)$ است، لذا $N(T)=R(T)-D(T-1)$ که این همان $I(T)$ می باشد. لذا:

$$V(T)=(1/T)[I(T)^2-(T-1)V(T-1)] \qquad (۲۱)$$

فرمول های کاربردی و مهم بالا را که در الگوریتم پیشنهادی ما به کار رفته اند را دوباره تکرار می کنیم:

(۲۲)

$$I(T) = R(T) - D(T-1)$$

$$V(T) = \frac{I(T)^2}{T} + \frac{T-1}{T}V(T-1)$$

$$K(T) = \frac{P(T-1)}{P(T-1) + FV(T)}$$

$$D(T) = D(T-1) + K(T)I(T)$$

$$P(T) = (1/F)P(T-1)[1-K(T)]$$

$$R_f(T+1) = D(T)$$

در روابط فوق:

$T\ R(T) =$ مقدار اندازه گیری شده در زمان

$R(T)\ D(T-1) =$ مقدار پیشگویی شده سیگنال

$R(T+1)\ D(T) =$ مقدار پیشگویی شده سیگنال

$I(T) =$ خطای پیشگویی

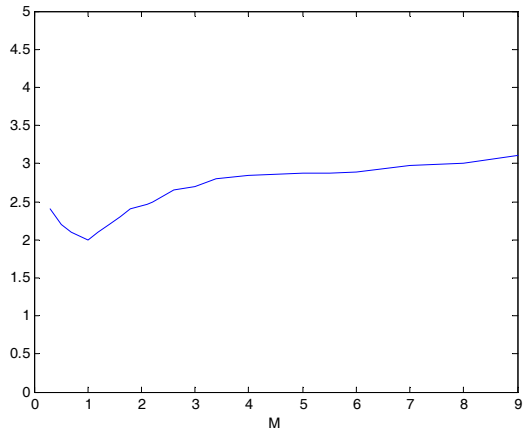
$R(T)V(T) =$ واریانس

که در آن M ثابت زمانی است. $F = \exp(-1/M)$

$K(T) = P(T)/V(T) =$ بهره کالمن

$R_f(T+1) =$ پیشگویی شده

انتخاب M معمولا به صورت تجربی صورت میپذیرد. باید توجه داشت که خطای پیشگویی بستگی به انتخاب مقدار M دارد. میتوان نشان داد که مقدار M معمولا ثابت باقی میماند. برای مقادیر مختلف M پیشگویی بار صورت پذیرفته است و خطای پیشگویی محاسبه شده است. شکل (۱) درصد خطای پیشگویی را به ازای مقادیر مختلف M نشان میدهد. دیده می شود که با افزایش M ابتدا خطا کاهش و سپس افزایش می یابد و در نهایت به یک مقدار اشباع میرسد. این درصد خطا، میانگین خطاها در پیش بینی های مختلف است و نه فقط مربوط به یک پیش بینی خاص.



شکل (۱) : قدر مطلق درصد خطا به ازای مقادیر مختلف M
y=percentage error و x=M

این پیش بینی در برنامه ریزی مدیریت سمت مصرف[1] (DSM) کمک خواهد نمود. بدین معنی که اگر پیش بینی بیشتر از مقداری باشد که قادر به تامین آن هستیم، آنگاه با استفاده از تکنیک های DSM سعی در سایش پیک بار خواهیم نمود[۹].

DSM یکی از برنامه های مدیریت انرژی است که متأسفانه در کشور ما به آن بهای چندانی داده نمی شود. DSM شامل مواردی همچون پیک سایی از منحنی بار[2]، انتقال بار به ساعت های غیر پیک[3]، پر کردن دره ها[4] در منحنی بار، رشد بار راهبردی[5]، کارایی انرژی[6] و شکل بار انعطاف پذیر[7] است.

باری که در یک ساعت به خصوص در یکی از روزهای هفته مورد انتظار است، با فیلتر کردن نوسانات از مقدار بار مشاهده شده در همان ساعت و در هفته های گذشته بدست می آید. مقدار بار واقعی حول این مقدار نوساناتی را انجام می دهد. یکی از فاکتورهایی که در این نوسانات دخیل است، آب و هوا است. همانطور که گفته شد داده های مربوط به وضعیت آب و هوا به راحتی در دسترس نیستند. اما اثرشان به حساب می آیند، زیرا فرض می شود که اثر آب و هوا در مقدار بار ساعت قبلی منعکس می شود. تفاوت بین مقدار بار واقعی و مقدار بار پیش گویی شده در اول صبح می تواند به بقیه ساعات روز نیز منعکس شود.

[1] Demand-side management
[2] Peak clipping
[3] Load shifting
[4] Valley filling
[5] Strategic load growth
[6] Energy efficiency
[7] Flexible load shape

مقدار بار مشاهده شده در زمان t می تواند به صورت زیر نوشته شود:

(۲۳)

$$L(t) = B(t) + E_1(t)$$

در رابطه فوق $B(t)$ متوسط بار و $E_1(t)$ مقدار نوسانات حول این مقدار میانگین است. خطای پیشگویی در این مرحله برابر $E_1(t)$است. در مرحله بعد عملیات اصلاحی انجام میشود. همان طور که قبلا بیان شد اختلاف بین بار اندازه گیری شده و مقدار بار مورد انتظار در یک ساعت به خصوص می تواند به بقیه ساعت ها نیز تعمیم داده شود. این مقدار اختلاف برای اصلاح پیشگویی در بقیه ساعات به کار می رود. $E_1(t)$ را به صورت زیر می توان نوشت:

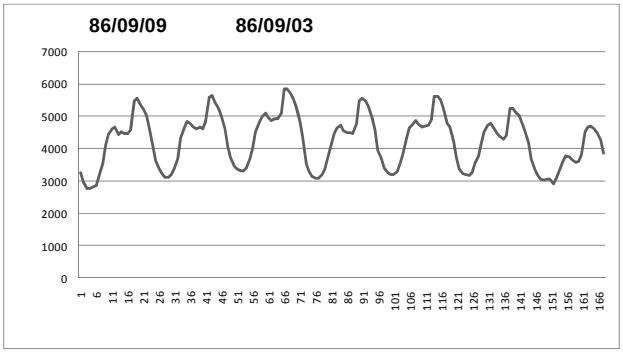
(۲۴)

$$E_1(t) = W(t) + E_2(t)$$

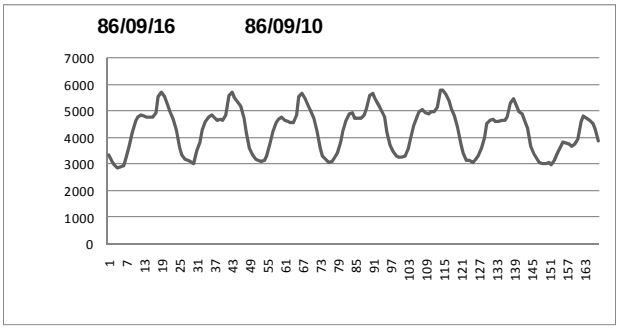
که در آن $W(t)$تغییرات در بار در نتیجه تغییر آب و هوا است و $E_2(t)$ مولفه تصادفی باقی مانده است..

۳) نتایج پیاده سازی الگوریتم مبتنی بر فیلترکالمن:

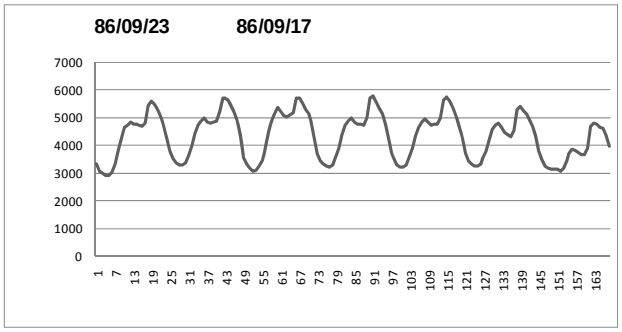
به منظور ارزیابی روش معرفی شده، پیش بینی کوتاه مدت بار در حوزه برق منطقه ای تهران بعنوان مطالعات عددی صورت پذیرفته است. شکل (۲) بار کل استان تهران را در طی چهار هفته متوالی نشان می دهد. هدف آنست که بار هفته چهارم را پیش بینی نماییم.



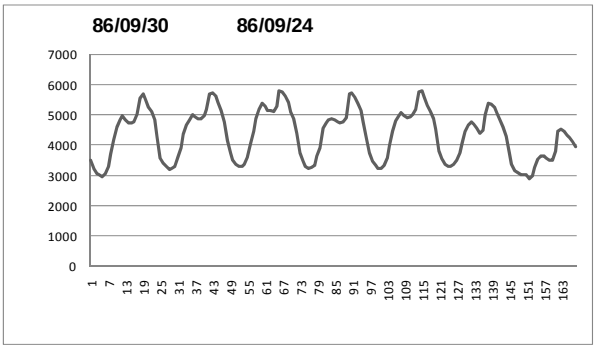
شکل (۲-الف)



شکل(۲-ب)



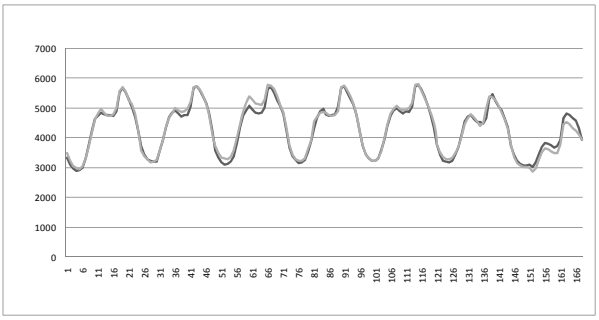
شکل (۲-ج)



شکل (۲-د)

شکل (۲): بار کل استان تهران در چهار هفته متوالی در آذر ماه ۸۶

شکل (۳) تفاوت بین بار واقعی و بار پیش بینی شده توسط روش مذکور را نشان میدهد.

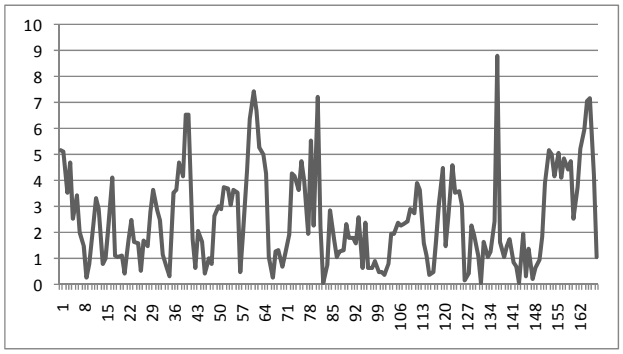


شکل(۳): مقایسه بار پیشگویی شده و بار واقعی-خط چین بار واقعی را نشان میدهد.

در شکل (۴) درصد خطا برای مقدار پیش بینی شده فوق نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می شود، میانگین قدر مطلق درصد خطا[1] (MAPE) حدود ۲/۵ درصد است که از دقت بالایی نسبت به روشهای مشابه برخوردار است. با توجه به سادگی و دقت

[1] Mean absolute percentage error

مناسب، روش فوق می تواند کاربردهای زیادی برای پیش بینی بار کوتاه مدت در شرکت های توزیع داشته باشد.



شکل (۴): قدر مطلق درصد خطا در طول هفته

۴) نتیجه گیری:

در این مقاله به بررسی یکی از روش های پیش بینی بار کوتاه مدت در سیستم های قدرت پرداخته شد. نشان داده شد که این روش از دقت خوبی در پیش بینی بار کوتاه مدت برخوردار است. پروسه ای که در اینجا برای پیشگویی بار در نظر گرفته شده است، بر مبنای الگوریتم فیلتر کالمن با تاکید بیشتر بر داده های اخیر نسبت به داده های گذشته است. داده هایی که به زمان مورد نظر پیشگویی نزدیکترند ضریب وزن دهی بالاتری دارند. از جمله مزایای این روش سادگی محاسبات مربوط به آن است و اینکه برای پیش بینی بار نیاز به اطلاعات اندکی از داده ها است. مسئله مهم در این روش انتخاب M است. این ضریب با توجه نوع بار و جغرافیای منطقه و بر حسب تجربه بدست می آید. باید توجه داشت که انتخاب M تأثیر مستقیم بر روی خطای پیش بینی دارد. پیشنهاد میشود که در بازه های مختلف M های متفاوت به کار رود تا بدین وسیله درصد خطا کاهش یابد.

مراجع

[1] D.S. Kirschen and G. Strbac, "Fundamentals of power system economics", 2004 John Wiley & Sons.

[2] Hagan,M., and Klein,R.: "On-line maximum likelihood estimation for load forecasting" , IEEE Trans., 1987, SMC-8, (9), pp.711-715

[3] Hagan,M., and Behr,S.: "The time-series approach to short-term load forecasting" ,IEEE Trans., 1987, PWRS-2, (3), pp.785-791

[4] Moutter,S.P., Bodger, P.S., and Gough, P.T.: "Spectral decomposition and extrapolation of variation in electricity loading", IEE Proc. C,1986,133,(5), pp.247-25

[5] Toyoda,j., Chen, M.J., and Inoue, Y.: "An application of state estimation to short-term load forecasting", IEEE Trans.,1970, PAS-89, (7), pp. 1678-1688

[6] Mohammed, O., Park,D., Merchant, R., Dinh, T., Tong, C., Azeem, A., Farah, J., and Drake, C.: " practical experience with an adaptive nerul network short-term load forecasting system", IEEE Trans., 1995,PWRS-10

[7] Peng, T.M., Hubele, N.F., and Karady, G.: "Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting", IEEE Trans., 1992, PS-7 , (1), pp. 250-257

[8] Sargunaraj, S., Sen Gupta, D.P., and Devi, S.: "Short-term load forecasting for demand-side management" , IEE Proc. Gener. Transrn. Distrib., Vol. 144, No. 1, 1997

[9] Charles River, "Primer on Demand-Side Management", February 2005