

SUF--589

**Korttidsprognoser för fjärrvärmelast och utetemperatur
med on-linekopplade datorer**

**Short-term forecasts of district heating load and outdoor
temperature by use of on-line-connected computers**

Björn Malmström, Per Ernfors, Daniel Nilsson, Henrik Vallgren

MASTER

DISTRIBUTION OF THIS DOCUMENT IS UNLIMITED

**STIFTELSEN FÖR VÄRMETEKNISK FORSKNING
101 53 STOCKHOLM - TEL 08/677 25 80
Oktober 1996
ISSN 0282-3772**

DISCLAIMER

Portions of this document may be illegible in electronic image products. Images are produced from the best available original document.

Förord

Detta projekt har finansierats av Värmeforsk. Till projektet har även knutits en referensgrupp omfattande 3 personer som har sammanträtt två gånger under projektperioden. De personer som ingått i referensgruppen är

Hans Plogner
Martin Sjölund
Hasse Tranefors

Jämtkraft AB
Vattenfall Utveckling AB
Stockholm Energi AB

Vi vill tacka referensgruppen för den viktiga målinriktning som givits. Vi vill även tacka personalen på energiföretag (Jämtkraft AB, Stockholm Energi /Högdalenverket, Helsingborg Energi AB samt Norrköping Energi AB) som ställt upp med statistikunderlag för fjärrvärmelast och väderprognoser samt professor Bo Leckner på Institutionen för Energiteknik, CTH som gett värdefulla synpunkter på rapportens innehåll och utformning.

Björn Malmström, Per Ernfors, Daniel Nilsson, Henrik Vallgren

Institutionen för Energiteknik, CTH

Innehållsförteckning

Summary and conclusions.....	4
1. Sammanfattning och slutsatser.....	5
2. Bakgrund och syfte.....	6
3. Genomförande.....	8
4. Väderprognoser.....	9
5. Tidsserieanalytisk on-linekorrigering av temperaturprognoser.....	12
6. Lastprognosering - kommersiella system och metodjämförelser.....	17
7. Tidsserieanalytisk on-linekorrigering av prognoser för fjärrvärmelast.....	22
8. Framtida utveckling av last- och väderprognoser.....	23
9. Allmänna slutsatser.....	24
Referenser.....	25
Beteckningar.....	27
Appendix A. Modellering av fjärrvärmelast.....	28
Appendix B. Introduktion till tidsserieanalysen.....	34
Appendix C. Neurala nätverk och tidsserieanalys för lastprognosering.....	39
Appendix D. Utvärdering av väderprognoser från SMHI.....	47
Appendix E. Modellering för väderprognoskorrigering.....	52
Appendix F. Modellering för lastprognoskorrigering.....	59
Appendix G. Intervjuer med personal på energiföretag.....	64

Summary and conclusions

Short-term forecasts of district heating load and outdoor temperature by use of on-line-connected computers

In this report the available methods for forecasting weather and district heating load have been studied. A forecast method based on neural networks has been tested against the more common statistical methods (using measurements from Helsingborg Energi AB and Norrköping Energi AB). The accuracy of the weather forecasts from the SMHI (Swedish Meteorological and Hydrological Institute) has been estimated using test data from Jämtkraft and Stockholm Energi. In connection with these tests, the possibilities of improving the forecasts by using on-line connected computers has been analysed.

The most important results from the study are:

- Energy company staff generally look upon the forecasting of district heating load as a problem of such a magnitude that computer support is needed. At the companies where computer calculated forecasts are in use, their accuracy is regarded as quite satisfactory, except in some cases, e.g. if the external weather forecast is erroneous or if temporary heat accumulation in the district heating net disturbs the heat load measurements.
- The interest in computer produced load forecasts among energy company staff is increasing.
- At present, a sufficient number of commercial suppliers of weather forecasts as well as load forecasts is available to fulfil the needs of energy companies.
- Forecasts based on neural networks did not attain any precision improvement in comparison to more traditional statistical methods. There may though be other types of neural networks, not tested in this study, that are possibly capable of improving the forecast precision.
- Forecasts of outdoor temperature and district heating load can be significantly improved through the use of on-line-connected computers supplied with instantaneous measurements of temperature and load. This study shows that a general reduction of the load prediction errors by approximately 15% is attainable. For short time horizons (less than 5 hours), more extensive load prediction error reductions can be reached. For the 1-hour time horizon, the possible reduction amounts to up to 50%. The weather forecast improvements are of the same magnitude (65% for the 1-hour horizon and 9% for 5 hours) except in the case of horizons extending longer than a few hours. For these the error reduction obtained with the methods examined here varies strongly (4% to 16%) depending on the season.

Key words: Weather forecasts, district heating load forecasts, neural networks.

1. Sammanfattning och slutsatser

De nuvarande metoder för prognosering av väder och fjärrvärmelast som används i svenska energiföretag har studerats i denna rapport. En typ av metod för prognosering som baseras på neurala nätverk har testats gentemot mer vanliga statistikmetoder (baserat på testdata från Helsingborg Energi och Norrköping Energi). Träffsäkerheten hos SMHIs väderprognoser har mätts (baserat på prognosdata från Jämtkraft AB och Stockholm Energi/Högdalenverket). Dessutom har möjligheterna att förbättra såväl väder- och lastprognoser med hjälp av on-linekopplade datorer analyserats.

De viktigaste resultaten från denna studie är:

- Prognosering av fjärrvärmelast anses på många energiföretag vara så problematisk att datorstöd krävs. De företag som använder datorberäknade prognoser anser dessa vara tillräckligt bra utom i de fall den utifrån kommande väderprognosen slår fel eller då tillfälliga värmeackumuleringar på fjärrvärmenätet stör mätningen av fjärrvärmelasten.
- Intresset för datoriserade lastprognoser ökar i energiföretagen.
- Det finns idag tillräckligt många kommersiella leverantörer av såväl väderprognoser som lastprognoser för att täcka energiföretagens behov.
- Prognosmetoder baserade på neurala nätverk gav inte bättre prognosutfall än mer traditionella och enklare statistikmetoder. Det kan dock finnas andra och inte prövade typer av neurala nätverk som kan tänkas ge förbättringar.
- Genom att använda on-linekopplade datorer med aktuella mätningar för utetemperatur och fjärrvärmelast kan prognoserna för kommande utetemperatur och fjärrvärmelast kraftigt förbättras jämfört med dagens mest avancerade off-linemetoder. Med on-linekoppling kan lastprognoser för fjärrvärme generellt förbättras genom en minskning av prognosfelet med upp till ca 15% för längre prognoshorisonter. För kortare tidshorisonter (mindre än 5 timmar) kan en större reduktion uppnås för lastprognoser. T.ex. kan en minskning av lastprognosfelet med ca 50% erhållas för en tids-horizont på 1 timme. Förbättringen av väderprognosernas noggrannhet är av samma storleksordning (65% för 1-timmeshorisonten och 9% för 5 timmar), med undantag av prognoser som sträcker sig mer än några timmar framåt i tiden. För dessa varierar minskningen av felet kraftigt (4% till 16%) beroende på årstiden.

Råd

- Om prognosering av fjärrvärmelast upplevs som ett problem i energiföretaget bör en datoriserad lastprognos inköpas på marknaden eftersom den ger bättre precision än manuellt beräknade prognoser. Man bör dock vara medveten om att väderprognosens precision utgör en begränsande faktor.
- Vid beställning och införande av väderprognoser från SMHI (eller annat meteorologiskt företag) skall krav ställas på den lokala anpassningen av väderprognosen, bland annat så att mätvärden från SMHIs lokala väderstation jämförs med den eller de egna mätpunkter som det beställande energiföretaget har, så att väderprognosen motsvarar dessa egna mätpunkter (som i sin tur används som underlag för prognoser för fjärrvärmelast).
- Prognosmetoder bör tills vidare inte baseras på neurala nätverk, så länge inte någon i denna rapport ej prövad variant av neuralt nätverk ger avsevärt bättre träffsäkerhet än traditionella statistikmetoder.
- On-linekoppling av processdatorer bör användas för att förbättra både temperatur- och lastprognoser.

2. Bakgrund och syfte

Korttidsprognoser för kommande värmebehov i fjärrvärmenät är av vital betydelse för driften i ett energiverk. Man gissar vad den kommande periodens värmelast kommer bli, och avpassar sin produktion därefter. Om det kommer en period med ökande last, bör man kanske starta upp en ny produktionsanläggning och ladda ackumulatörer. Om det å andra sidan kan förväntas en nedgång i last, kan man besluta om att stoppa en produktionsanläggning. För elproduktion i kraftvärmeverk är det av stor betydelse att veta när det finns kylunderlag (fjärrvärmelast) för elproduktion. Om ett energiföretag agerar på elbörsen är detta extra viktigt, eftersom köp och försäljning av av el på en elbörss är beroende av hur stor den egna kraftvärmeproduktionen är. Elproduktionen kan dessutom skjutas till olika tidpunkter om man har tillgång till värmeackumulator. Hela systemet med driftplanering och optimering i energiverk är beroende av dessa gissningar.

Möjligheten att använda statistiska metoder för att prognosera fjärrvärme- och ellaster har under undersökts och verifierats tidigare (J. Holst 1977, 1987, Holst m. fl. 1987, L Jensen 1986, Madsen m. fl. 1992, K. Sejling m. fl. 1987, S. Werner 1984 och H. Wiklund 1989). En sammanfattning av dessa metoder ges i Appendix B, Tidsserianalys av fjärrvärmebehovet .

Försöken med data från Örebro kraftvärmeverk (B. Malmström 1991) visar att man i detta fall, med hjälp av verktyg från tidsserianalysen, kan åstadkomma värmelastprognoser, med standardavvikelser från mätta laster på 10-20% för prognoshorisonter från 6 tim och uppåt till ett par dygn. Om man tillför en prognos för utetemperatur (t.ex. från SMHI) under prognosperioden, så kan man förbättra prognosen för värmelast. Detta förutsätter dock, att prognosen för utetemperatur inte är behäftade med för stora fel. Om standardavvikelsen på felen närmar sig 3°C, så förbättras inte lastprognosen. Hög precision på väderprognoser är alltså av stor vikt för att uppnå bra lastprognoser.

En intressant fråga är om det finns andra metoder än de statistiska som kan ge ännu bättre utfall av prognoser för fjärrvärmelast. Sådana metoder har tidigare föreslagits (K Sejling 1993, J Waldemark 1993).

SMHI erbjuder idag prognoser för kommande väder (utetemperatur, vind och molnighet). SMHIs väderprognoser utgör väsentligen lokala anpassningar av en generell väderprognos för större områden som inkommer från en central vädersimuleringsdator i London. Kvaliteten på väderprognoserna bestäms dels av den underliggande generella väderprognosen, dels av SMHIs förmåga att göra anpassningar för den specifika orten. Dessa prognoserade värdvärden skall sedan omvandlas till en uppskattning av kommande last. Intervjuer på energiföretag (se Appendix G) samt mätningar i denna studie (kap. 4) visar att väderprognoserna ofta avviker väsentligt från de mätningar som i efterhand görs av de lokala energiföretagen. Förutom problemet med väderprognosernas precision är det dessutom i sig svårt att omvandla väderprognoserna till prognoser för fjärrvärmelast, eftersom det inte enbart är klimatfaktorer som bestämmer lastens storlek. Omvandlingen är mycket komplicerad, och inbegriper avancerad teknik för datorers hård- och mjukvara, statistik, matematik och energiteknik. En sammanfattning av dessa samband ges i Appendix A.

Den snabba datorutvecklingen på både hård- och mjukvarusidan öppnar möjligheter att förbättra sättet att arbeta med prognoser för värme och el. **On-linekopplade datorer för prognoser** innebär att aktuella data för väder och fjärrvärmelast hela tiden automatiskt förs över från mätgivare till beräkningsdatorn. Dessa mätvärden utgör sedan en viktig del av underlaget för beräkning av kommande behov. Detta gör också att arbetet med prognoser för fjärrvärmelast kan förväntas bli mindre betungande eftersom endast få data behöver matas in för hand i datorn (kanske inga data alls). Om ett prognossystem skall bli använt av driftpersonal är det viktigt att det är lättanvänt.

De prognosmetoder för väder- och energibehov som hittills har förekommit har oftast inte varit on-linekopplade till processens styrdatorer, vilket dels inneburit ett relativt tungrott arbetssätt, dels att en möjlighet att förbättra lastprognoseerna inte tillvaratagits. De flesta energiföretag använder någon typ av manuell beräkning eller intuitiv uppskattning av kommande fjärrvärmelast och väder. För väderprognoser gäller att relativt många företag får en väderprognos per telefax från SMHI.

För att undersöka det aktuella läget med prognoser samt möjligheterna till förbättringar av dessa har Institutionen för Energiteknik, CTH på uppdrag av Värmeforsk gjort denna rapport. Syftet med rapporten är att studera och analysera läget med prognosering av fjärrvärmelast och väder i de svenska energiföretagen samt möjligheterna till förbättringar med hjälp av neurala nätverk och on-linekopplade datorer. Rapporten syftar även till att ge nuvarande och presumtiva användare en introduktion till de nya möjligheterna samt ge en överblick över vad framtiden kan innebära.

3. Genomförande

Genomförandet av projektet omfattade tre separata faser:

1. Intervjuer på energiföretag.
2. Analys av väderprognos samt on-linekoppling av denna.
3. Analys av neurala nätverk och lastprognoser samt on-linekoppling av dessa.

Under Fas 1 genomfördes intervjuer med personal på energiföretag (se Appendix G). Detta gav en lägesbeskrivning av situationen med prognoser för fjärrvärmelast- och väderprognoser.

Av denna intervjufras och övriga kontakter under projektets gång framgick det att:

- De flesta större energiföretagen aktivt arbetar med såväl fjärrvärmelast- som väderprognoser medan de mindre ofta inte har resurser till detta.
- Datoriseringen av de större energiföretagens produktionssystem börjar bli så mogen och utbyggd att datorisering av last- och väderprognoser börjar bli mer allmänt förekommande.
- Lastprognoser oftast är intressanta som ett led i ekonomisk optimering av produktionen, där de ses som en del i ett större system för produktionsoptimering.
- De förekommande datoriserade lastprognoserna hade tillräcklig precision förutsatt att väderprognoserna (speciellt för utetemperaturen) inte gav för stora fel.
- Lastprognoserna blir alltid behäftade med fel som beror på tillfälliga ackumuleringar i nätet när framtemperaturen i nätet ändras och när produktionsenheter startas och stoppas.

Efter fas 1 genomfördes fas 2 och 3. Metodval, utfall av mätningar, resultatdiskussion samt slutsatser av dessa faser redovisas i de kommande kapitlen.

De flesta beräkningarna är utförda i programpaketet MATLAB på datorer av typ PC 486 och Pentium.

4. Väderprognoser

4.1. Tillgängliga väderprognostjänster

För att få en bättre bild av vilka alternativ marknaden för väderprognoser kan erbjuda energiproducenter togs kontakt med prognosinstitut inom och utom landet. Här följer en sammanställning av några av de prognostjänster som står till buds. Den information som presenteras här är vad man som potentiell kund får reda på i första hand. Vi har härvid avstått från att be om regelrätta offerter. Det hade varit önskvärt att kunna göra en undersökning av prognosernas noggrannhet för samtliga väderlekstjänster, men man är från deras sida mycket restriktiv med att lämna ut data.

4.1.1. SMHI

I SMHIs utbud ingår för närvarande detaljerade väderprognoser för horisonter upp till 7 dygn och översiktliga prognoser upp till 10 dygn. För 10-dygnsprognoerna ligger tonvikten på temperatur och nederbörd, men i likhet med de traditionella prognoserna kan även andra vädervariabler inkluderas. Prognoserna kan levereras med tidsintervall ner till 1 timme, men 3 eller 6 timmar är vanligare. Även månadsvisa prognoser för medeltemperaturens avvikelse från det normala kan levereras. Förutom prognoser avsedda för allmänt industriellt bruk kan prognoser som är speciellt avpassade för energiproduktion erbjudas, liksom graddagar och ett s. k. energi-index. Specialprognoserna sträcker sig 7 dygn framåt och innefattar temperatur-, vind- och molnighetsinformation. Graddagar och energi-index är storheter som är direkt relaterade till byggnaders energiförbrukning och beräknas av SMHI med utgångspunkt i t. ex. värmeutstrålning och -ledning och bebyggelsens läge och art.

4.1.2. DMI

DMI (Dansk Meteorologisk Institut), som är Danmarks motsvarighet till SMHI, åtar sig att leverera platsspecifika prognoser för hela Sverige. De erbjuder samtliga vädervariabler predikterade upp till 10 dygn framåt, men 5 dygn är den maximala rekommenderade prognoslängden p. g. a. stor osäkerhet under dygn 6-10. Upp till 36 timmars prognoslängd används en egenutvecklad lokal vädermodell för maximal noggrannhet, medan prognoser längre fram i tiden beräknas med utgångspunkt i en global modell omfattande hela jordklotet. Ur modellerna erhålls värden med 3-timmarsintervall, men 1-timmesvärden kan också konstrueras om kunden så önskar.

4.1.3. Meteoconsult

Meteoconsult är en kommersiell väderlekstjänst i Wageningen i Holland. Till skillnad från det nationella institutet KNMI som bara opererar på hemmamarknaden kan Meteoconsult leverera alla sorters meteorologiska prognoser för utlandet - även prognoser speciellt avsedda för energiproduktion. Samtliga prognoser kan utföras med timintervall upp till 5 dygn framåt. I nuläget förser Meteoconsult t. ex. gasleverantören Gasunie med timvisa prognoser för 14 platser i Nederländerna. De är också enligt egna uppgifter aktiva på den svenska marknaden i samband med leveranser till Göteborgs kommun och energiverk i Stockholm, och har både erfarenhet av och speciella modeller för att förutsäga svenskt väder.

4.2. Analys av träffsäkerheten hos SMHI:s temperaturprognos

Eftersom SMHI är det mest etablerade väderprognosinstitutet i Sverige valdes deras väderprognoser ut för test. Testkriteriet gällde hur väl SMHI-prognosen stämmer med verkligt uppmätt temperatur. Eftersom utetemperaturen är den i särklass viktigaste vädervariabeln för fjärrvärmelast valdes denna ut för test, medan vindvariabler och molnighetsvariabler inte togs med i testen. För detaljer se Appendix D, Utvärdering av väderprognoser. Prognosdata (papperskopior) samt mätta utetemperaturer erhöles från Jämtkraft AB (1995) och Stockholm Energi / Högdalenverket (1994). Genom att jämföra den prognoserade temperaturen med den verkliga vid respektive tidpunkt erhåller man ett bra mått på hur pass väl prognosen faller ut. Jämförelsen sker från det att man erhåller prognosen (timme 0) till den kortaste prognosens slut (timme 36, Jämtkraft). Månadsbaserade skattningar av standardavvikelse, medelabsolutfel, medelfel och maxabsolutfel karakteristiska har beräknats för samtliga prognoshorisonter. Standardavvikelsen (SA) och medelabsolutfelet (MAF) är alltid positiva och är båda mått på genomsnittliga felvisningen. SA är i regel genomgående något högre än MAF. Medelfelet (MF, även bias), som anger ett systematiskt fel i prognosens nivå kan vara negativt också. Maxabsolutfelet (MXF) är den maximala felvisningen under månaden ifråga.

4.2.1 Prognosanalys för Östersund/Jämtkraft

Det nedan beskrivna resultatet gäller för Jämtkraft i Östersund. De erhåller en prognos per dygn med en prognoshorizont på 36 timmar och ett intervall på 6 timmar med 6 timmars intervaller. Exempelvis gäller för 0-timmeshorizonten (kallad timme 0 i Appendix D) i februari månad 1995 att SA är 3,3 °C, MF 1,5 °C, MAF 2,8 °C och MXF 8,7 °C. De dygnsvisa felen för denna kombination av horisont och månad finns även åskådliggjorda i diagramform i Appendix D. För övriga horisonter, (kallade timme 6 till timme 36) har motsvarande beräkningar gjorts. Se vidare sammanställningen i tabellform i Appendix D. Samma gäller för de övriga två undersökta månaderna (april och juli). Viktiga resultat av dessa analyser är att MAF i februari ligger mellan 2,5 och 4,3 °C, i april mellan 1,3 och 3,1 °C och i juli mellan 1,6 och 3,8 °C.

4.2.2. Prognosanalys för Högdalen/Stockholm Energi

En analys motsvarande den som gjorts för data från Jämtkraft i kapitel 4.2.1 utfördes även av prognoser från Högdalenverket, i regi av Stockholm Energi. Högdalen abonnerar på en 5-dygnsprognos med 6-timmarsintervaller, varav de första 36 timmarna har analyserats. Utförliga sammanställningar i tabellform av analyserna av april och juli månads prognoser 1994 återfinns i Appendix D. Medelabsolutfelen för april och juli varierar mellan 1,1 och 2,0 °C resp. 1,0 och 1,8 °C.

4.3. Slutsatser om träffsäkerheten av SMHI:s temperaturprognoser

Av analysen framgår tre saker:

1. Det finns systematiska modellfel i väderprognosen som yttrar sig så att prognosfelet varierar med tiden på dygnet. För SMHI-prognoserna till Jämtkraft är felet positivt under vissa tider på dygnet och negativt under andra (medelfelet timme 0 är t.ex. alltid positivt medan medelfelet under timme 36 alltid är negativt), medan felet i fallet Högdalen alltid är negativt under april månad och positivt i juli.

2. Prognosfelet ökar generellt vid längre tidshorisonter (medelabsolutfelet ungefär dubblas mellan timme 0 och timme 36). Dock syns avvikelser från trenden för 30 och i viss mån 6 timmar, vars prognoser är notoriskt inexakta.
3. Prognosfelet är stort (för Jämtkraft ligger medelabsolutfelet mellan 1,3°C och 4,3 °C för olika månader och olika tidshorisonter, medan motsvarande värden för Högdalen är 1,1°C och 2,0 °C).

Ovanstående analys är endast baserad på två energiföretags prognosdata, men stämmer väl överens med de iakttagelser som framkom under fas 1, intervjufasen i projektet.

Speciellt punkt 3 ovan är allvarlig eftersom varje grads felprognosering av utetemperaturen ger mycket stort genomslag i motsvarande prognos för fjärrvärmelast. Enligt tidigare analys (Malmström 1991) skulle ett prognosfel för utetemperaturen på 3°C och mer göra att SMHI-prognosen inte gav bättre genomsnittresultat vid användning i en lastprognos än en ren statistikmodell (utan SMHI-prognos) när statistikmodellen understöds av mätdata fram till prognostillfället. Det vill säga att SMHI-prognosen i det fallet kunde slopas om den inte har bättre precision. Mot detta kan anföras att en statistikmodell som enbart baseras på historiska data inte har någon möjlighet att förutsäga kraftiga kall- eller varmfronters ankomster, vilket troligen är de svåraste fallen att klara för energiföretagen, vilket talar till den externa väderprognosens fördel. Dessutom blir man helt beroende av korrekta historiska mätdata, vilket gör en sådan prognos känslig för fel i mätinsamlingssystemet.

Det måste också betonas att SMHI uttalar sig om vädertillståndet vid sin egen väderstation i området, vilket inte är det samma som den mätpunkt som energiföretaget använder för sina mätningar. Det lokala vädret skiljer sig ibland kraftigt mellan till exempel ett fält utanför stadsbebyggelse och utanför en byggnad inne i stadsbebyggelse. Det innebär att det troligen alltid i detta fall kommer vara avvikelser. En slutsats av detta blir att energiföretagets mätningar och SMHIs mätningar av utetemperatur måste korreleras hos SMHI så att de kan uttala sig om den mätpunkt som energiföretaget har. Det är nämligen denna som ligger till grund för lastprognoserna, vilket är den viktigaste användningen av väderprognosen.

Analyserna ger också vid handen att SMHI-prognoserna till Högdalen nästan genomgående är tillförlitligare än motsvarande till Jämtkraft. Vad detta kan bero på kan man endast spekulera i. En tanke är att SMHIs nät av observationsstationer är tätare i trakten av Stockholm än kring Östersund. Det är även tänkbart att Jämtkrafts prognos hänför sig till ett större geografiskt område än Högdalens.

Punkt 2 är ett naturligt fenomen som återspeglar det faktum att det alltid är svårare att förutsäga vädret ju längre fram i tiden man ser. Att felet för 36-timmarshorisonten i flera fall är förhållandevis lågt medan motsatsen gäller för 30-timmarshorisonten tycks dock strida mot denna allmänna princip. Man kan även anföras att det i Östersund under februari 1995 var ett medelabsolutfel på 4,3°C för tidshorisonten 24 timmar framåt i tiden, vilket inte kan betraktas som långt in i framtiden. Medelabsolutfelet för timme 0 låg mellan 1,1°C och 2,7°C vilket innebär att när prognosen kom till verket så var det redan ett stort fel. Detsamma gäller i viss mån för 6-timmarshorisonten. Här öppnar sig dock samtidigt en möjlighet att korrigera väderprognosen genom att använda aktuella mätdata (i en onlinekopplade dator) för utetemperaturen och helt enkelt dra ifrån avvikelsen mellan mätt utetemperatur och väderprognosens, vilket i ett slag skulle ta bort hela felet för temperaturprognosen för timme 0.

Genom vad som nämns under punkt 3 öppnar sig även möjligheten att genom on-linekopplade datorer korrigera för systematiska modellfel i väderprognosen, något som behandlas i det följande kapitlet.

5. Tidsserieanalytisk on-linekorrigering av temperaturprognoser

5.1. Inledande betraktelser

Med on-linekorrigering av temperaturprognoser menas användningen av lokalt uppmätt temperatur för att fortlöpande kompensera det fel i förutsagd temperatur som beror på förhållanden som prognosinstitutet inte har tagit hänsyn till. Exempel på dylika faktorer är den lokala geografin och bebyggelsestrukturen, vilka redan behandlats närmare i kapitel 4.

Vi ska börja med att enbart betrakta den uppmätta temperaturen. I fig. 5.1 har mätdata från Högdalen för april, juli och oktober 1994 plottats mot tiden. Mätvärdena har erhållits på så sätt att den kontinuerliga temperatursignalen medelvärdesbildats över varje timme. Temperaturens dygnsvariation är synlig i alla diagrammen, med växlande amplitud och regelbundenhet. Kraftigast är den i juli månad.

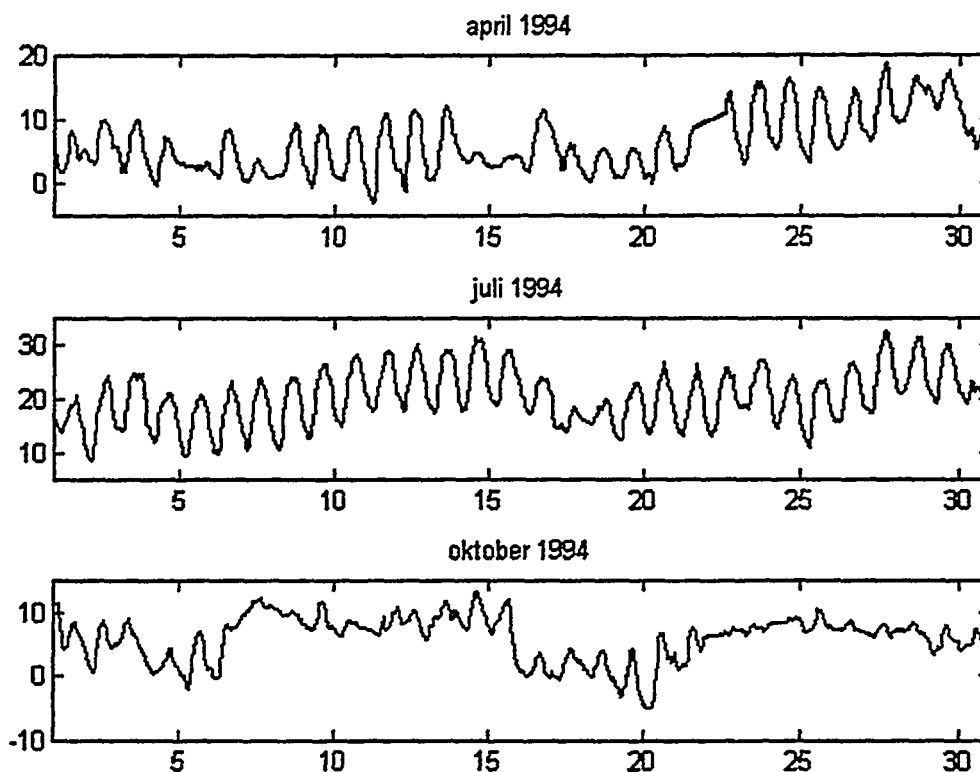


Fig. 5.1. Uppmätt temperatur i Högdalen 1994.
[Measured temperature in Högdalen 1994.]

Man kan tänka sig att orsaken till juli månads variationer är en vädersituation med i det närmaste molnfri himmel, varvid varken in- eller utstrålning av solenergi hindras nämnvärt (se Appendix A). Vad gäller oktobertemperaturen finner vi förutom en undertryckt dygnsperiodicitet även tvärs kast mellan längre perioder med ungefär konstant temperatur, vilka förmodligen härrör från frontpassager. Apriltemperaturen (fig. 5.1) beter sig i huvudsak som jultemperaturen men med mindre uttalad

periodicitet. Amplituden på dygnsvariationen i april är dock i vissa fall är större än i juli. Detta antyder att det kommer att behövas olika modeller för olika tider på året.

För Högdalenverket finns temperaturprognoser från SMHI-Stockholm för april och juli. Prognoseerna utfärdas en gång per dygn och sträcker sig in på 6:e dygnet (111 timmar framåt). I figur 5.2 har prognoseerna för de första dagarna i båda dessa månader plottats.

Tydligtvis är framförallt långtidsprognosernas 6-timmarsintervall för grova för att ta med dygnets extremiteter i beräkningen. Dessutom hänför sig prognoseerna troligen till ett större område än det som är relevant för lokal energiproduktion, varför geografiska förhållanden kan vara utslagsgivande. I lastprognossammanhang är man intresserad av att förutsäga lasten något dygn framåt eller - om verket ifråga har värmeackumulator - någon vecka. Vi har alltså tillgång till prognoser för i stort sett hela den intressanta tidsrymden. Ett av kärnproblemen är hur man ska kunna överbrygga avståndet i tiden mellan det senaste mätvärdet och prognosen som ska korrigeras, d v s om och på vilket sätt historiska värden på uppmätt temperatur är av vikt för korrigering av prognoser som sträcker sig ett eller flera dygn framåt i tiden.

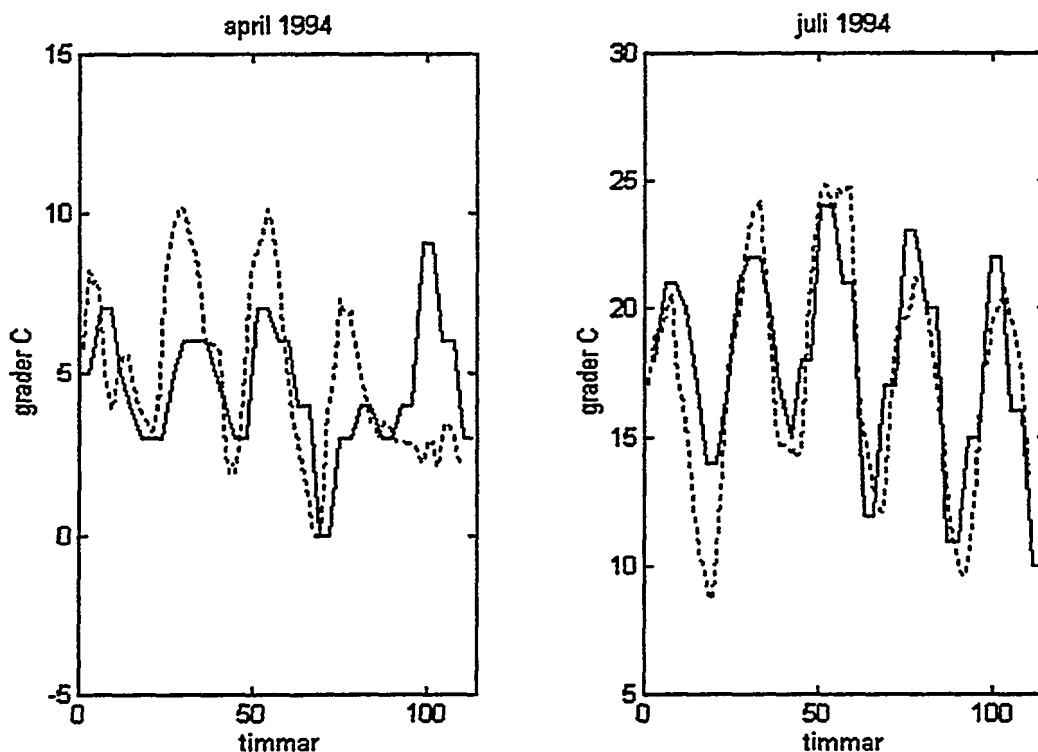


Fig. 5.2. Jämförelse mellan prognos (-) och uppmätt värde (...). Högdalen 1994.
[Comparison between forecasts (-) and measurements (...). Högdalen 1994.]

5.2. Problemställning och val av modellklass för on-linekorrigering av temperaturprognos

Vi ska som första uppgift försöka konstruera en korrigeringsmodell för 24-timmarshorisonten. Vare sig man utgår från prognoserna eller mätvärdena står det klart att modellen måste kunna beskriva både trender och periodiska förlopp på ett tillfredsställande sätt. En mycket generell och beprövad klass av modeller som visat sig hålla måttet i många sammanhang är SARIMAX_s(p,d,q) - modellerna (se Appendix B). Grovt uttryckt innefattas i en sådan modell att man tar hänsyn till historiska värden på både utsignalen, prediktionsfelet och eventuella insignaler samt trender och periodiciteter i alla dessa. Utsignalen är den variabel som ska predikteras - i vårt fall uppmätt temperatur eller skillnaden mellan mätning och prognos (prognosfelet). En insignal kan tänkas vara prognoserad temperatur. Vi kommer att prova olika förenklade speciella modeller av SARIMAX-typ. Så långt som möjligt kommer de att förklaras i ord i texten, medan vi hänvisar till Appendix B och E för närmare detaljer.

Först bildas en enda serie av prognoserna från 3 till 24 h framåt (8 värden) för alla dagar. Alla vidare beräkningar, grafer etc. hänför sig till denna artificiella prognosserie som konstruerats för att erhålla ett antal datapunkter som är tillräckligt stort för tillämpning av tidsserieanalytiska metoder.

Vi kommer att angripa problemet på två olika sätt: med utgångspunkt i dels den uppmätta historiken med prognosen som insignal, dels det historiska prognosfelet.

I fig. 5.1 och 5.2 såg man tydligt att temperaturen varierar periodiskt över dygnet. Vi kan då tillämpa ett förfarande som kallas differentiering. Det går till så, att man bildar en ny tidsserie bestående av skillnaden mellan varje värde och värdet 24 timmar tidigare. Sedan försöker man skatta hur stor mellanskillnaden är i genomsnitt, d v s till vilken grad värdet vid en viss tidpunkt behöver justeras för att på bästa sätt beskriva värdet 24 timmar senare. Se även Appendices B och E.

5.3. Kortsiktig temperaturprognosmodell baserad enbart på uppmätt historik

Om man till att börja med inte alls använder sig av prognosen, utan konstruerar en AR(3)-modell (historikbaserad modell som sträcker sig 3 timesteg bakåt i tiden, se Appendix B) baserad enbart på uppmätt temperaturhistorik erhålls en temperaturprognos för den närmaste timmen med ett medelabsolutfel på 0,48 °C. Nu är 1-timmesprognosen inte den enda som är intressant i sammanhanget - vi behöver en modell som ger ett gott resultat åtminstone 24 h framåt i tiden. Som väntat visar temperaturprognoserna för större tidshorisonter allt sämre prestanda. För 5 h är medelabsolutfelet 1,74 °C (se också fig. E.3) och för 24 timmar 2,39 °C. Felen ska jämföras med det medelabsolutfel man får om man helt enkelt antar att temperaturen om 24 timmar är densamma som nuvärdet (2,35 °C), samt SMHI-prognosens medelabsolutfel utan korrigering (1,69 °C). Vi ser alltså att modellen som inte alls tar med SMHI-prognosen i beräkningen ger bättre resultat än SMHI-prognosen för horisonter upp till ca 5 timmar medan den därefter ger ett högre medelabsolutfel än SMHI:s prognos.

5.4. Långsiktig temperaturprognosmodell baserad på historik och SMHI-prognos

Vad vi gjort hittills är ju att betrakta den uppmätta temperaturprocessen för att skaffa oss en bild av i hur stor omfattning man kan dra slutsatser av enbart denna. För korta prognoshorisonter är den också högst relevant, medan man inte kan förvänta sig att en rent statistisk modell ska kunna utvinna särskilt mycket information om förändringar på längre sikt, orsakade av t. ex. väderomslag. Ett sätt att både dra nytta av den uppmätta temperaturen på kort sikt och den prognoserade temperaturen på lång sikt är att använda prognosen som insignal till en modell för den uppmätta temperaturen.

En av de allra enklaste modellerna som kan ansättas för att med ledning av prognosen prediktera mätvärdet är en in-utsignalmodell, d v s att mätvärdenas 24-timmarsdifferenser är proportionella mot motsvarande prognosers differenser (se Appendix E). Det bör tilläggas att prediktionsfelet i denna modell ej är beroende av antalet prediktionssteg, utan är konstant för alla horisonter för vilka prognosdata finns. I fig. E.4 har den predikterade processen plottats tillsammans med motsvarande

mätvärden. Denna modell ger ett medelabsolutfel på $2,03^{\circ}\text{C}$, vilket är ett stycke högre än SMHI-prognosens fel. Lägg dock märke till att felet är detsamma för alla prognoshorisonter, d v s bättre än de $2,35^{\circ}\text{C}$ som erhålls utan inblandning av SMHI-prognosen.

5.5. Kombination av modellerna i 5.3 och 5.4

Vi har nu tittat på två olika prediktionsmodeller lämpade för olika storleksordning på prognoshorisonterna. Vad händer om vi försöker kombinera dem till en AR(3)X-modell? 5-steps- och 24-stepsprediktorn kan ses i figurena E.5 och E.6 i Appendix E. 5-stepsprediktorn ger ett medelabsolutfel på $1,67$ grader, vilket alltså är försumbart lägre än SMHI:s eget fel. 24-stepsprediktorn uppvisar däremot ett fel på $2,08$ grader vilket är nästan detsamma som den enkla in-utsignalmodellens. I fig. E.6 syns också hur insignalen (prognosserien) blir "utsmetad" p. g. a. den i modellen ingående AR-delen. Detta väcker återigen frågan om olika uppsättningar skattade parametrar för olika horisonter. Försök gjordes även med att differentiera två gånger - för både 1 och 24 timmar för att kompensera för trend och periodicitet. För april -94 ser dessa tidsserier ut som i fig. E.7. Vid flerstegsprediktion uppstår emellertid stabilitetsproblem som visade sig svåra att lösa. Se vidare Appendix. E.

5.6. Modeller baserade på prognosfelets historik

Vi kommer nu att undersöka en modell baserad på SMHI:s prognosfel. Felet och motsvarande autokorrelationsfunktion kan ses i Appendix E, figur E.8. Det visar sig att en AR(3)-modell för prognosfelet ger en minskning av medelabsolutfelet från $1,69$ till $1,45$ grader (14%) för 5-timmarshorisonten.

För felkorrigering på kort sikt (ett fåtal timmar) är en av de enklaste modeller man kan tänka sig en som endast baserar sig på prognosfelet i nuläget (timme 0) och uttalar sig om felet k timmar framåt. Ett starkt skäl att undersöka en så grundläggande modell är att den inte baseras på historiska data. I ett självständigt on-linekopplat system i drift är datainsamlingen ett mycket kritiskt moment. Om mätgivare eller insamlingssystem faller bort p. g. a. driftsstörningar eller underhållsarbeten kommer en modell som använder historiska data att ge opålitliga resultat under mycket längre tid än en som endast använder aktuella data.

Den reduktion i prognosfelets medelabsolutvärde som ges av denna metod beräknades för de kortaste horisonterna. Med data från april noterades en minskning med 65% för 1-timmeshorisonten och $8,8\%$ för 5 timmar. Förbättringen är alltså ett bra stycke mindre än med AR(3)-modellen. Motsvarande siffror för julidata blev 64% resp. $9,5\%$. För de kortsiktigaste prognoserna finns i denna modell tydligtvis mycket att hämta.

En modell för längre horisonter som visserligen baseras på historiska data, men fortfarande är mycket enkel, prövades också. I Appendix E (fig. E.8) syns att prognosfelet vid någon tidpunkt i viss mån är kopplat till felet 24 och 72 timmar tidigare. Alltså testades metoden att beskriva felet som en viktad summa av felen 24 och 72 timmar tidigare. Denna modell kan utan flerstegsprediktion användas för horisonter på upp till 24 timmar och ger en reduktion på $4,4\%$ med data från april och 16% med julidata. Det verkar alltså som om SMHI:s långsiktigare prognoser är mer felanpassade på sommaren än på våren.

5.7. Diskussion av resultatet

Vi har här analyserat data och gjort vissa stickprov med olika modeller, men inte föreslagit någon konkret definitiv modellstruktur. Som synes finns det för detta problem i det närmaste oändliga möjligheter till experimenterande, något som dock ligger utanför tidsramen för detta projekt. Även uppställandet av en modell som är optimal i sin klass är i sig tidskrävande.

Man kan fråga sig huruvida differentiering är det lämpligaste förfarandet för denna tillämpning. 1-stegsdifferentiering är som nämnts något problematiskt i praktiken. Det är möjligt att den 24- och 1-stegsdifferentierade mätserien kan användas som grund för en bra prognosmodell om prognosserien viktas in med stigande vikt för längre tidshorisonter, och omvänt för autoregressionen på mätserien.

Den enkla in-utsignalmodellen som ej baseras på historiska mätdata är inte speciellt effektiv för korta prognoshorisonter som de som undersökts här. Den kan dock tillföra en viss förbättring för de riktigt långa horisonterna eftersom den har fördelen att inte behöva predikteras steg för steg med ökande prediktionsfel som följd.

En annan metod som förtjänar uppmärksamhet är subtraktion av en jämn temperaturfunktion anpassad till något eller några års historiska mätdata. Vidare är det mycket möjligt att bättre resultat kan erhållas om modeller anpassas till serier som är medelvärdesbildade eller på annat sätt filtrerade. Det brus som framförallt timvisa mätningar framkallar kan inverka menligt på en prediktors prestanda. En av de kritiska momenten vid tillämpning av tidsseriemetoder på detta problem är den stora spännvidden i det antal timmar temperaturprognosen måste täcka (1 till flera tiotal). För längre horisonter kan det vara lämpligt att medelvärdesbilda flera timintervall till ett längre.

5.8. Slutsatser

Vi ska nu sammanfatta de kvalitativa och kvantitativa slutsatser vi kan dra av undersökningen. Bland de metoder som testats visade sig den som utgår från tre timmars prognosfelshistorik (AR(3)-modell) vara den bästa för kortare prognoshorisonter. Den reducerar 5-timmarsprognosens medelabsolutfel med 14% (Högdalen, april -94). En modell baserad enbart på sista timmens prognosfel gav även den goda resultat för de kortaste horisonterna: 8,8% felreduktion för 5-timmarsprognosen och 65% för 1-timmesprognosen med data från Högdalen för april -94. Det är även intressant att se att prognosmodellen baserad enbart på uppmätt temperaturhistorik (utan SMHI-prognos) ger bättre resultat än SMHI-prognosen för horisonter upp till 5 timmar. För längre prognoshorisonter (upp till 24 timmar) visade sig en enkel sammanviktnig av SMHI-prognosfelen 24 och 72 timmar tidigare ge en minskning av prognosfelet med 4,4% för samma datauppsättning från Högdalen. Tillämpad på data från juli -94 ger denna modell en felreduktion på 16%, vilket visar att det förmodligen finns större potential för förbättring av de långa prognoshorisonterna under andra månader än april. Det är värt att observera att denna enkla modell ger bättre resultat än vad andra mer komplicerade modeller (SARIMAX-modeller) ger för 24-timmarshorisonten.

6. Lastprognosering - kommersiella system och metodjämförelser

6.1. Kommersiellt tillgängliga lastprognossystem

Som bakgrund till analysen av prognosmetoder för fjärrvärmelast redovisas nedan de kommersiellt tillgängliga lastprognoserna på den svenska marknaden.

6.1.1. AIOLOS (NARSIL AB, Norrköping)

AIOLOS är ett system för prognosering av både värme- och ellast. Det är uppbyggt kring en algoritm som utnyttjar minst 14 månaders historiska data för producerad fjärrvärmeeffekt och 13 månaders väderhistorik för att skatta värmeförbrukningens sociala och väderberoende komponenter. En vidareutvecklad variant tar även med fjärrvärmensätets returtemperaturvariationer i beräkningen. Ur data för de senaste dagarna anpassas tidskonstanter för en differentialekvation för uppvärmningsbehovets dynamik i relation till vädervariationen. Användaren kan styra hur långt tillbaka i tiden historiska data ska utnyttjas, liksom prognoshorisonten (max. en vecka). Tidsupplösningen är en timme och nödvändig timvis historik hämtas från en processdatabas som i sin tur hämtar mätvärden från själva processdatorn. För prognoseringen används en yttre väderprognos som matas in manuellt av operatören eller skickas via modem, alt. klimatologiska normal- eller extremvärden hämtade ur väderdatabasen (bäst för lastprognoshorisonten upp till ca 12 timmar). De grundläggande algoritmerna är implementerade i FORTRAN och kan därför installeras i såväl Unix/VMS-miljö som på PC-Windows 95/NT. På en Pentium 90 MHz PC är den totala beräkningstiden ca 3 sek. Prognosen presenteras grafiskt och numeriskt och kan skrivas ut på skrivare. För vidare bearbetning i andra program finns klipp/klustra-funktioner inbyggda. AIOLOS kan även användas för prognosering av ellast.

6.1.2. Energy Optima (Energy OptiCon AB, Lund)

Energy Optima är ett integrerat system med moduler för prognosering av fjärrvärmelast, prognosering av ellast, ekonomisk optimering av el- och värmeproduktion samt elhandel. Varje modul kan köpas separat. Grundstommen för fjärrvärmeprognosen är en tidsseriemodell med tidsvariabla parametrar. Varje timme uppdateras historiken med insamlade on-linedata och därefter beräknas en prognos som sträcker sig maximalt 7 dygn framåt i tiden. Som indata används historiska temperatur- och vinddata för upp till en månad bakåt i tiden samt extern väderprognos. Väderprognosen korrigeras fortlöpande med hjälp av uppmätt väder och på så vis reduceras felet i väderprognosen. Om väderprognos saknas beräknas normalväder ur insamlad historik. Energy Optima är ett fristående on-linekopplat system som kan byggas ut till ett nätverk av kommunicerande datorer med andra funktioner än driftoptimering - produktionsplanering, elhandel och information. På ett on-linekopplat systems utsatta läge har speciell möda lagts ned på att ta fram en prognosmodell med inställbar känslighet - detta för att tackla drifts- och kommunikationsavbrott med tillhörande dataförluster. Prognosen presenteras grafiskt eller numeriskt via ett avancerat användargränssnitt med bl. a klipp/klustra-funktioner. Minimala hårdvarukrav är PC Pentium 90 MHz med 32 MB RAM. Operativsystem är Windows 95/NT. Med denna konfiguration tar datainsamling och prognosberäkning ett fåtal sekunder i anspråk.

6.1.3. POWER (VITEC AB, Umeå)

POWER är ett värmelastprognossystem som utnyttjar en adaptiv tidsseriemodell som utarbetats vid avdelningen för tillämpad fysik vid Umeå Universitet med historiska process- och väderdata som underlag. Prognosen uppdateras varje timme och utfallet kontrolleras en gång per dygn via modem av VITECs personal samtidigt som ny väderprognos överförs. Systemet är alltså inte fristående och säljs ej som sådant, utan i form av årsvisa abonnemang. Som standard erbjuds en maximal prognoshorisont på 1 dygn med ingående väderprognoser från SMHI för 6 av årets 12 månader. Utökat väderprognosabonnemang och längre prognoshorisonter (upp till 5 dygn) erbjuds som tillägg. Nödvändig hårdvara är minimalt en PC 386 med 6 MB RAM och Hayes-kompatibelt modem anslutet till telefonlinje. För kommunikation med processdator kan även nätverkskort behövas. Till lastprognossystemet kan ett enkelt Excel-baserat produktionsplaneringsverktyg kopplas.

6.2. Lastprognosering med neurala nätverks- och tidsseriemetoder

6.2.1 Introduktion till neurala nätverk

Artificiella neurala nätverk är en i datorsammanhang gammal idé. För att skapa intelligenta maskiner försöker man efterlikna den mänskliga hjärnan. Det är dock först på senare år som datorerna blivit snabba nog för att tillåta de beräkningar som krävs för inläring.

Neurala nätverk saluförs ofta som något man framgångsrikt kan applicera på alla typer av problem. Men, som i de flesta liknande fall rör det sig här om grova överdrifter. Traditionella metoder inom t.ex. reglerteknik kommer alltid att ge enklare beräkningar och bättre resultat om man har tillgång till en korrekt matematisk modell. Här ligger nyckeln till vad som kan vara lämpliga tillämpningar för neurala nätverk: komplexa system där parametrar kan vara svåra att bestämma. Att ställa prognoser på värmebehovet inom ett geografiskt område är en sådan tillämpning. Antalet inparametrar för en tänkt korrekt matematisk modell skulle bli mycket stort (varje enskild persons val påverkar förbrukningen) och därmed svår att definiera.

Det som i AI sammanhang kallas artificiella neurala nätverk har fått sitt namn från en parallell till hur den mänskliga hjärnans celler arbetar. Starten kom med en artikel på detta tema skriven 1943 i USA av en neurolog och en statistiker. Eftersom hjärnans nervceller brukar kallas neuroner blev benämningen på dess artificiella motsvarighet neurala nätverk.

Neuronerna utgör byggstenarna i biologiska reglersystem. Beroende på antalet neuroner och deras konstruktioner uppvisar olika varelser vida varierande intelligens. Allt ifrån den mänskliga hjärnan med dess analytiska förmåga till insekter som flyger mot en tänd lampa (eller för all del, in i lägerelden). Naturen uppvisar en mångfald specialiserade neuronkonstruktioner.

Funktionen hos en neuron visas i figur 6.1. Till neuronen kommer ett antal nervtrådar från andra neuroner. Dessa nervändar överför signaler till neuron via en koppling som kallas synaps. Den mottagande delen av neuron kallas dendrit. Kopplingen (dendriten) mellan axon och dendrit kan vara olika stark, beroende på vad den mänskliga hjärnan lärt sig och erfart. Vid en stark koppling överförs en relativt större andel av signalen från dendriten till neuron. I neuron summeras signalerna från dendriterna och en signal alstras på utgången, som är en nervtråd, axon som förgrenar sig vidare till ett stort antal andra neuron.

I ett försök att efterlikna vår egen konstruktion, har man försökt att skapa artificiella neurala nätverk. Det första steget vara att ersätta naturens mångfald med typer med en enkel artificiell neuron (Figur

6.1). Insignalerna x (axontrådar) åsätts olika vikter k (kopplingarna i dendriterna). De inkommande signalerna, $k \cdot x$ summeras i den artificiella neuronen, och går igenom en överföringsfunktion (figur 6.2), som i sin tur skapar en utsignal (början på en ny axontråd).

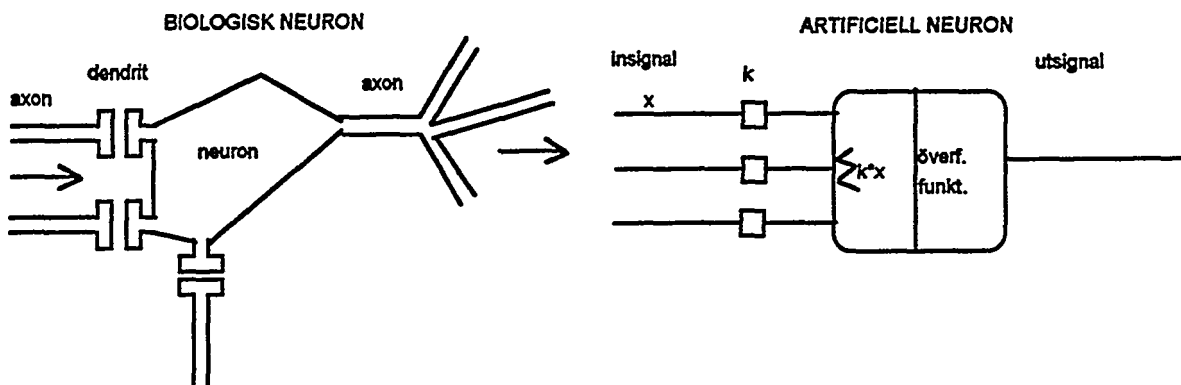
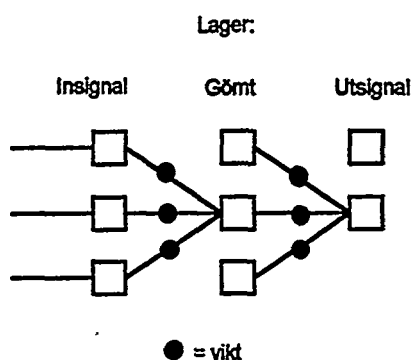


Fig. 6.1. Biologisk och artificiell neuron.
[Biological and artificial neurons.]

Överföringsfunktionerna kan vara av olika typ, linjär eller olinjär, men en typ som ofta används kallas sigmoid (se Appendix C).

Eftersom hjärnan inte består av endast en neuron utan i själva verket av ett oerhört stort antal neuroner som är kopplade till varandra via axonnervtrådar, så har mjukvarukonstruktörer försökt efterlikna detta genom att arrangera olika lager av neuroner enligt figur 6.2 till ett neuralt nätverk. Det blir då tre lager, insignalstaget, ett (eller flera) gömda mellanlager samt ett utsignalstaget.



Figur 6.2 Artificiellt neuralt nätverk.
[Artificial neural network.]

Tanken med denna konstruktion är att man ska kunna identifiera vikterna mellan de olika neuronerna med hjälp av datauppsättningar som består av insignaler och motsvarande utsignaler. Det finns ett stort antal olika principer för hur neuronstrukturerna ska läggas upp och hur de ska hanteras matematiskt (Appendix C) men en hittills vanlig typ kallas error back propagation (EBP), där man med en iterativ derivatametod arbetar sig fram till en uppsättning värden på vikterna mellan neuronerna.

6.2.2 Förutsättningar, data

För att undersöka möjligheterna med neurala nätverk valdes först ett energiföretag ut: Norrköping Energi AB. Data som tillhandahölls av Norrköping Energi AB innehöll databaser med historik över utetemperatur (tiondels grader Celsius), vind (tiondels meter per sekund) och fjärrvärmelast (hela MW). Filformatet var ASCII och filen bestod av 365 rader (en per dag, 366 rader skottår) med 24 värden per rad (ett per timme). Datamängden var begränsad till två år: 1994 och 1995. Utvärdering av olika metoder för neurala nätverk gjordes enbart med data från Norrköping.

Senare under projektet breddades dataunderlaget till mer än ett energiföretag, och togs data in även från Helsingborg Energi AB. Tillgängliga driftsdata från Helsingborg Energi AB var i form av datafiler som tyvärr påverkats av otaliga driftstörningar i datainsamlingen. Data hämtades istället från värmeverkets arkiv. Ca 900 sidor kopierades, scannades och redigerades/korrigerades. Datamängderna motsvarar perioden januari till och med maj 1993, 1994 och 1995 och innehöll värden för utetemperatur och fjärrvärmelast. Jämförelserna mellan neurala nätverk och statistikmetoder gjordes med data från både Helsingborg och Norrköping.

Fjärrvärmelasten var i båda fall mätta vid produktionsanläggningarna. Mätningarna avsåg således inte lasten hos abonnenterna som i egentlig mening är fjärrvärmelasten. Anledningen till detta är att det generellt är svårt att med ett centralt mätsystem mäta lasten hos abonnenterna eftersom den är så geografiskt utspridd. Lasten hos abonnenterna visar sig endast indirekt (via fjärrvärmenätet) hos mätningen på produktionsanläggningarna, och mätningarna påverkas av driftstrategierna på företagen. Det gäller företeelser som

- värmeladdning på fjärrvärmenätet,
- stegvisa förändringar av framtemperaturen vid förändrad utetemperatur,
- kortslutning av fjärrvärmenätet vid start och stopp av pannor.

Dessa störningar av fjärrvärmelasten hos produktionsanläggningarna är så gott som omöjliga att modellera, vilket gör att det med nödvändighet blir relativt kraftiga avvikelser mellan lastprognos och mätta data för fjärrvärmelast när mätningarna sker vid produktionsanläggningarna.

Det visade sig dessutom att det var stora skillnader mellan de olika datauppsättningarna, på så sätt att det direkta timvisa sambandet mellan utetemperatur och mätt fjärrvärmelast var starkare i Norrköping än i Helsingborg, sannolikt orsakat av olika produktionsstrategier. Detta ledde till att felen i lastprognosen generellt lågt högre i Helsingborg än i Norrköping.

Man kan för övrigt ifrågasätta om dessa avvikelser ska rubriceras som fel i lastprognosen, det kan ju faktiskt vara så att prognosen stämmer väl med konsumenternas last med mindre bra som beskrivning av produktionen av fjärrvärme. En möjlighet vore att försöka filtrera bort inverkan av produktionsstrategierna på mätdata. Men eftersom detta ligger utanför området för denna studie kommer dock avvikelserna kallas prognosfel i den följande analysen.

6.2.3 Metoder för neurala nätverk

En testmetod är att samla in ett års data, lägga undan fem till tio procent för testning och sedan använda resten åt träning av nätverket. Tyvärr liknar denna metod inte det sätt som nätverket kommer att användas på vid praktisk användning i ett energiföretag.

En betydligt mera verklighetsnära metod är att träna på ett års data och sedan testa på följande års data. Här ligger en vinst och en risk; vinsten utgörs av att ett gott resultat som inte beror på att nätverket

anpassat sig till årets väder, utan verkligen har lärt sig generell kunskap (vädret kan i och för sig vara likadant två år i följd). Risken är att man avbryter en inläring som av en slump under inläringen nått ett resultat med litet fel för teståret men som inte går att använda för andra år. Om man är medveten om denna risk, samt med kravet att även träningsårets resultat är gott, kan risken minimeras.

Prestanda för det neurala nätverkets prognoseringsförmåga mäts i dess medelabsolutfel, som uttrycks i procent av medellasten. Observera att detta innebär att ett fel under vintertid, som i absoluta tal är större än ett fel under sommartid, kan redovisa ett mindre procentuellt fel än ett fel under sommaren. I testen tränas modeller på data från 1994 samt testas på data från 1995. Både träningsdata och testdata består därför av c:a 30*24 datauppsättningar.

Indata till det neurala nätverket utgörs av utetemperaturer och vindhastigheter, medelvärdesbildningar av dessa samt kurvprofiler för den socialt betingade lasten (se vidare Appendices A och B).

Varje del av det neurala nätverket har olika inställningsmöjligheter. Indata kan hanteras i olika ordning, antalet neuroner i det gömda lagret kan varieras och olika överföringsfunktioner kan användas i neuronerna. För detaljer hänvisas till Appendix C

6.2.4 Slutsatser om jämförelse mellan neuralt nätverk och tidsserieanalys

Av resultaten i Appendix C framgår att man på grundval av denna analys inte kan påstå att neurala nätverk ger bättre lastprognoser än lastprognoser som baseras på statistikmetoder som tidsserieanalys. Det neurala nätverket av standardtyp gav ibland något lägre fel än en tidsseriemodell (se till exempel tabell i C.2.9) men det omvända förhållandet förekommer också. Därmed faller skälen för att övergå till neurala nätverk som generella metoder för lastprognosering. De metoder som för närvarande används, de statistiska metoderna är nämligen både lättare att använda vid prognoskonstruktioner och att förstå funktionen av. De neurala nätverken har tyvärr som karaktär att vara "black box"-modeller där man inte utan vidare kan förstå vad som händer inuti.

En möjlig orsak till att nätverkens prestanda inte blir bättre kan vara brist på indata: för liten datamängd gjorde att det märkbara behovet av neuroner blev litet. Det noterades att dubbel mängd träningsdata ger bättre resultat, om all data är relevanta (förändringar i den fysiska verkligheten kan dock göra äldre data ointressanta). Få neuroner gjorde i sin tur att nätverket aldrig klarade av att kompensera sig för de sigmoider (ickelinjära) som det använder som begränsningsfunktion. En analys av matematiken ger att ett neuralt nätverk av använd typ aldrig kan efterlikna ett linjärt samband fullt ut. Troligen är fjärrvärmelasten relativt linjärt beroende av utetemperaturen under större delen av året.

En tänkbar slutsats är därför att EBP-nätverk möjligen inte är den bäst lämpade typen av neurala nätverk för prognossammanhang. Det kan dock vara så att det kan finnas andra typer av prognosmetoder inom eller utanför området neurala nätverk som kan visa sig ha bättre egenskaper än statistikmetoderna. Det finns till exempel neurala nätverk av typen auto-associativa nätverk (Appendix B) som inte testats för detta ändamål. Det kan också vara så att neurala nätverk kan ha egenskaper som är lämpliga i specialfall av lastprognosering. Det kan till exempel vara möjligt att de skulle lämpa sig modellering av speciella dagar, med mycket speciellt utseende på lasten som avviker från övriga dagars lastmönster.

I det följande kapitlet om on-linekorrigering av lastprognoser används enbart metoder baserade på traditionell statistisk tidsserieanalys.

7. Tidsserieanalytisk on-linekorrigering av prognoser för fjärrvärmelast

7.1. Inledning

Om prognoserna visar sig innehålla ett systematiskt fel, är det rimligt att göra en försök att korrigera detta (Jensen 1986). Eftersom neurala nätverk genererar olika resultat från gång till gång är de olämpliga att använda vid test av on-linekorrigering. Därför läggs de åt sidan i detta kapitel analys av on-linekorrigering, som i stället enbart baseras på statistikmetoder (tidsserieanalys). Modellerna är av samma slag som beskrivs i kapitel 6 och Appendix C. Data är desamma som redovisades under kapitel 6, det vill säga dataserier från Helsingborg och Norrköping.

On-linekorrigering utnyttjar att man genom en direktkoppling mellan prognossystemet och mätsystemet samt en datalagringsfunktion alltid har tillgång till såväl det aktuella mätvärdet på lasten och tidigare värden (upp till några veckor bakåt i tiden). On-linekorrigering är en metod för att i efterhand kompensera för fel i den grundläggande prognosmodellen samt för eventuella ändringar i lastmönster som kan bero på till exempel att abonnenter tillkommer eller avgår eller att deras förbrukningsmönster ändras. Företeelser som nattsänkingsautomatik, tilläggsisolering i fastigheter samt ändrade industriprocesser kan ändra lastmönster.

De metoder för on-linekorrigering av fjärrvärmelast (delvis analogt med kapitel 5) som är aktuella är: **Dygnsmedelvärdeskorrigering** (framöver även benämnd dygnsbaserad korrigering), som innebär att man antar att lastprognoserna har ett systematiskt medelvärdesfel som man kan addera till lastprognosen.

Timslagsbaserad korrigering (i det följande även benämnd timbaserad korrigering), som innebär att det finns systematiska prognosfel som beror på fel "dygnsrytm" i lastprognosen, det vill säga att man kan förbättra lastprognosen genom att lägga till felet som uppstod vid samma tidpunkt på dygnet tidigare dygn.

Sista timmens felkorrigering innebär att man använder sista kända lastprognosfel och antar att felet fortsätter en viss tid framåt.

Analysen av de olika metoderna redovisas i detalj i Appendix F, Modellering av lastprognoskorrigering. För det som följer är det viktigt att analysen har sållat bort påverkan av fel i väderprognosen. Det förutsätts att väderprognosen är perfekt och att den således kan ersättas med mätvärden för utetemperatur och vindhastighet.

7.2 Slutsatser om on-linekorrigering av lastprognoser

Av Appendix F framgår att tidsserieanalytisk on-linekorrigering av lastprognoser för fjärrvärme generellt kan förbättra dem med upp till ca 15 % minskning av prognosfelet. För vissa årstider är dygnsmedelvärdeskorrigering bäst, för andra timslagsbaserad korrigering. För kortare tidshorisonter (mindre än 5 timmar) kan större minskningar uppnås, för 1 timmes tidshorisont kan en minskning av lastprognosfelet med ca 50% uppnås (se tabell under F.6.3) med hjälp av korrigering med sista timmens fel.

8. Framtida utveckling av last- och väderprognoser

Man kan idag se en tydlig tendens att intresset för prognoser för fjärrvärmelast ökar. Det hänger dels samman med den allmänna trenden att produktionsekonomi och ekonomisk optimering blir allt viktigare, och där är en bra prognos för kommande fjärrvärmelast viktig som underlag för ekonomisk optimering.

Vidare skapar den tekniska utvecklingen inom informationsteknologin nya möjligheter, både vad gäller datorhårdvara och mjukvara samt för telekommunikation. De stora energiföretagen går sedan länge i spetsen för den nyaste utvecklingen. Här ska i korthet nämnas de troliga framtida trenderna, i mycket bara en framskrivning av dagens tendenser:

- Lokalt anpassade väderprognoser når allt flera energiföretag, det vill säga marknaden för väderprognoser ökar.
- Dagens överföring av väderprognoser via telefax kommer inom snar framtid ersättas av automatisk överföring via telelinjer, från väderprognosproducenten direkt till energiföretagets dator.
- Väderprognosernas tidshorisonter på några dagar kommer förlängas till en vecka och längre. Detta drivs fram dels av datorteknikens utveckling som möjliggör bättre vädersimuleringar, dels av ökningen av antalet värmeackumulatorer i fjärrvärmenäten vilka ofta har körstrategier (och behöver motsvarande väderprognoser) på upp till en vecka. Värmeackumulatorerna används också till att förskjuta sambandet mellan last och produktion för att uppnå ekonomiska fördelar i en produktionsoptimering. Detta leder till ett starkare samband mellan väder- och lastprognoser å ena sidan och produktionsoptimering å andra sidan.
- Lastprognosmetoder kommer ytterligare förbättras och förfinas, både vad gäller modellering av det fysiskt betingade och det socialt betingade lokala lastmönstret. Datorkapaciteterna kommer också möjliggöra lastprognoser för delar av nät för att på det sättet förbättra körstrategierna för näten.
- On-linekoppling av datorer till mätgivare slår igenom och ger stora möjligheter att förbättra de lokala väder- och lastprognoserna.

9. Allmänna slutsatser

Av undersökningarna i tidigare kapitel framgår det att SMHIs väderprognoser kan förbättras med hjälp av lokal on-linekorrigering med hjälp av energiföretagets mätsystem med mellan 4% och 16% minskning av felet för tidshorisonter längre fram än de närmaste timmarna. Detta värde verkar vara starkt beroende av årstiden. För de närmaste timmarna kan också en god felreduktion erhållas - kring 65% för 1-timmeshorisonten och 9% för 5 timmar.

Ungefär 15% minskning av prognosfelet kan uppnås när det gäller on-linekorrigering av lastprognoser för fjärrvärmelast, även här för tidshorisonter längre fram än de närmaste timmarna. För kortare tidshorisonter (mindre än 5 timmar) kan större minskningar uppnås, för 1 timmes tidshorisont kan en minskning av lastprognosfelet med ca 50% uppnås .

Den metod som kallas neurala nätverk kunde inte i denna rapport åstadkomma bättre prognosresultat än traditionella tidsseriemetoder.

Referenser

Svend Fredriksen/Sven Werner (1993), **Fjärrvärme**. Studentlitteratur, Lund.

Jan Holst (1977), **Adaptive Prediction and Recursive Estimation**. Department of Automatic Control, Lund Institute of Technology.

Jan Holst (1987), **Adaptiv prediktion av belastningen på ett kraftnät**. Institutionen för Matematisk Statistik, Lunds Tekniska Högskola.

Jan Holst, Jan Ekelund, Anders Persson (1987), **Belastningsprognosering i kraftnät**. Institutionen för Matematisk Statistik, Lunds Tekniska Högskola.

Lars Jensen (1986), **Enkla prognoser av fjärrvärmeeffekt**. Rapport BKL 1986:12, Inst. för Byggnadskonstruktionslära, Lunds Tekniska Högskola.

Patrick Karlsson (1993), **Adaptive load forecasting with selective forgetting estimation method**. Uppsala Universitet, Institutionen för teknologi.

Gösta Liljequist (1962), **Meteorologi**. Generalstabens Litografiska anstalts förlag, Stockholm.

Georg Lindgren och Holger Rootzén (1991), **Stationära Stokastiska Processer**. Institutionen för Matematisk Statistik, Lunds Universitet och Lunds Tekniska Högskola.

Lennart Ljung (1987), **System Identification: Theory for the User**, Prentice Hall, New Jersey.

Henrik Madsen, Olafur Petur Palsson, Ken Sejling och Henning Tangen Sögaard (1990), **Models and Methods for Optimization of District Heating Systems**. Part I: Models and Identification Methods. Part II (1992): Models and Control Methods. The Institute of Mathematical Statistics and Operational Research, The Technical University of Denmark.

Björn Malmström (1991), **Prognoser för fjärrvärmelast, metodik och jämförande exempel**. Inst. f. Energiteknik, Chalmers. Rapport A 91-197.

MATLAB, The MathWorks, Inc, 21 Eliot Street, South Natick, MA 01760 (508)653-1415.

Klas-Göran Petersson (1993), **Precision vid prediktion av belastningsdata**. Institutionen för Matematisk Statistik, Lunds Tekniska Högskola.

Elaine Rich och Kevin Knight (1991), **Artificial Intelligence**. McGraw-Hill Inc., New York.

Carl Schalén (1956), **Sfärisk astronomi**. Svenska Bokförlaget/Norstedt, Stockholm.

Ken Sejling, Henning, Henning Madsen, Jan Holst (1987), **Adaptive k-step Prediction of the Heat Consumption in a District Heating System**. Paper for International Symposium on Forecasting, Vancouver.

Lennart Olbjer (1985), **Tidsserieanalys**. Kompendium, Institutionen för Matematisk Statistik, Lunds Tekniska Högskola.

Joakim Waldemark (1993), **Neural Network Techniques in District Heating Applications**, Dept. of Applied Physics, Umeå University.

Sven E. Werner (1984), Doctor Thesis, The Heat Load in District Heating Systems. Department of Energy Conversion, Chalmers University of Technology, Göteborg.

Hans Wiklund (1989), Ackumulering och prediktering av fjärrvärmelast. Umeå Universitet, Avdelningen för Tillämpad Fysik.

Jacek M. Zurada (1992), Artificial Neural Systems. West Publishing Company.

Beteckningar

a, b, c	=	Parametrar
$d(t)$	=	Kroneckerdelta, som intar värde 0 eller 1, beroende av dagtyp
c	=	Värme kapacitet
$e(t)$	=	Störning, mätbrus och mätfel
G	=	Global solinstrålning
G_{dm}	=	Global solinstrålning, dygnsmedelvärde
I	=	Kroneckerdelta (binärvariabel), som antar värde 0 eller 1, beroende av dagtyp
I_v	=	Binärvariabel för vardag
I_h	=	Binärvariabel för helgdag
k	=	Konstanter
Q_{soc}	=	Socialt betingad fjärrvärmelast
Q_{fjv}	=	Total fjärrvärmelast
Q_{kulv}	=	Effektförlust från fjärrvärmekulvert
Q_{ind}	=	Spillvärmeleverans från industri
Q_g	=	Gratisvärme i byggnader från personer och hushållsmaskiner
Q_{rad}	=	Värme från radiatorer i byggnader
Q_{mark}	=	Värmeförlust från byggnader till mark
$T_{fjv,m}$	=	Medeltemperatur i fjärrvärmesystemets vatten
T_{inne}	=	Inomhustemperatur
$T_{omg,m}$	=	Medeltemperatur i omgivningen till fjärrvärmekulvertar
T_{ute}	=	Utomhustemperatur
$T_{ute,tm}$	=	Utomhustemperatur, timmedelvärde
$T_{ute,dm}$	=	Utomhustemperatur, dygnsmedelvärde
$u(t)$	=	Extern variabel, t.ex. utetemperatur eller vindhastighet som påverkar utfallet för $y(t)$
$u_{mt}(t)$	=	Dygnsmedelvärde för utetemperatur eller vindhastighet
$u_{mtw}(t)$	=	Dygnsmedelvärde för produkten av utetemperatur och last
$u_{mätt}$	=	Mätt utetemperatur
u_{fel}	=	Modellerat fel i extern prognos för utetemperatur
v	=	Vindhastighet
v_{dm}	=	Vindhastighet, dygnsmedelvärde
x	=	Standardavvikelse för drivande bruset i felmodellen för utetemperatur
$y(t)$	=	Den storhet som man avser att prognosera och som ses som resultatet av processen. I fjärrvärmefallet är lasten ett resultat av såväl de tidsberoende som väderberoende faktorerna.
$y_m(t)$	=	Dygnsmedelvärde för fjärrvärmelasten
z^{-k}	=	Tidsfördröjning av data med k steg

grekiska beteckningar:

∇_k	=	Differensoperator, som för $\nabla_{ky}(t)$ ger resultatet $(y(t) - y(t-k))$, dvs skillnaden mellan y vid tiden t , och y vid tiden $(t-k)$.
ρ	=	Densitet
μ_h	=	Kurvprofil för fjärrvärmelast på helgdagar
μ_v	=	Kurvprofil för fjärrvärmelast på vardagar
$\mu(t)$	=	Kurvprofil vardag eller helgdag, bestående av ett antal sinus- och cosinusfunktioner.
ϵ	=	Nivåkorrigering

Appendix A. Modellering av fjärrvärmelast

Indata till lastoptimeringen består bl.a. av prognoser för värme, och i vissa fall, även för el.

Lasten av el och värme i ett kommunalt energiverk kan sägas bestå av två delar:

1. Del som är en linjär funktion av i huvudsak utomhustemperaturen (avser framför allt uppvärmning av fastigheter).
2. Del som är oberoende av utomhustemperaturen, och istället beroende av konsumtionsmönster som ger en tidsmässig variation över dygnet (avser framför allt konsumtion av hushållsel och tappvarmvatten)

Det finns olika typer av tekniker för prognosering av fjärrvärmelast. Gemensamt för dem alla är att de behöver någon form av indata för att kunna räkna fram en prognos för kommande fjärrvärmelast. Val och bearbetningen av dessa indata är således viktigt för lastprognosen. Ett rimligt synsätt på detta urval är att det sker efter en analys av de faktorer som kan påverka behovet av fjärrvärme. Denna analys kan delvis vara fysikalisk, det vill säga att den fysikaliska bakgrunden till värmebehovet analyseras och modelleras. Det gäller instrålning och utstrålning mot rymden, värmeflödet i byggnader, abonnentcentralernas egenskaper. Analysen kan även täcka de socialt betonade egenskaperna som tappvarmvattenförbrukning, nattsänkingsautomatik och industrins värmebehov/tillskott. I det följande avsnittet görs en sådan analys som avslutas med ett urval av de viktigaste fysikaliska parametrarna för förklaring av fjärrvärmelast.

I litteraturen finns beskrivningar av såväl fysikaliska som sociala sambanden för fjärrvärmelast (Werner, 1984 och Fredriksen/Werner 1993). Grovt uttryckt är det vanligt att den fysikaliskt betonade lasten utgör cirka 70% av fjärrvärmelasten, medan den socialt betingades lasten utgör cirka 30%. Den dominerande förklaringen till lasten är utetemperaturen, som i sin tur är beroende av instrålning och utstrålning mot rymden. I Werner 1984 analyseras fjärrvärmelast utifrån dataserier med dygnsmedelvärden, både för fjärrvärmelast och förklarande variabler. För driften av ett fjärrvärmeverk är det viktigt att få lastprognoser även för den timvisa lasten, vilket analyseras i fortsättningen. Fjärrvärmelastens olika beståndsdelar sedda från produktionsenheternas synvinkel beskrivs i ett sankeydiagram i figur A.1.

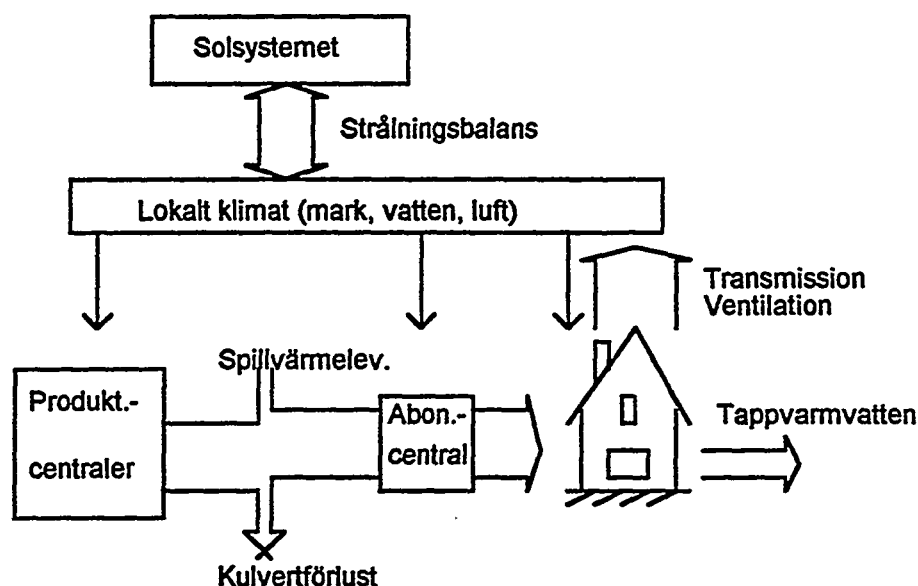


Fig. A.1. Sankeydiagram för fjärrvärmelasten.
[Sankey diagram for district heating load.]

Av figur A.1. framgår att den första förlusten från produktionscentralen sett utgörs av kulvertförluster. I nätet kan även ett tillkommande värmefflöde i form av spillvärmeförluster förekomma. Den största delen av energiflödet i ett fjärrvärmesystem går dock över till byggnadsuppvärmning. Byggnaderna i sin tur förlorar sin värmeenergi till omgivningen, till omgivande kallare luft genom ventilation och värmetransmission genom väggar och tak. Omgivningens påverkan på byggnaderna är starkt beroende av hur solsystemets solinstrålning påverkar det omgivande klimatet, beroende på dygnsvisa och årsvisa variationer.

A.1 Instrålning och utstrålning mot rymden

Sambanden för instrålning och utstrålning mot rymden och hur detta påverkar fjärrvärmelast är mycket komplicerade, och beskrivs i den meteoerologiska och astronomiska litteraturen (Schalén, 1956 och Liljequist, 1962). Dessa samband kan förenklat uttryckas med uttrycket:

$$\text{Uttemperaturen} = (k/\text{värmelagringsförmågan}) * \text{Integralen (Strålningsbalansen dt)} \quad (\text{A.1})$$

Byggnadens förmåga att lagra värme (värmekapaciteten hos byggnadens material (c) samt dess densitet(ρ) bestämmer tidskonstanten för byggnadens svar på förändringar i energibalansen. Ju större värmelagringsförmåga, desto längre tidskonstant. Energikällor utgörs av gratisvärme från personer och hushållsmaskiner (Q_g), solinstrålning (G) och radiatorvärme (Q_{rad}). Energiförluster utgörs av transmission och ventilation genom byggnadens skal som är beroende av skillnaden mellan ute- och innetemperatur, ventilationsförluster som är beroende av vindhastighet (v) samt förluster till omgivande mark (Q_{mark}). Med uttryck insatta för energiförluster och energiinflöden kan modellen uttryckas som:

$$d(T_{inne})/dt = 1/(c * \rho) * (k_1 * (T_{inne} - T_{ute}) - k_2 * v + k_3 * Q_g + k_4 * G + k_5 * Q_{rad} - k_6 * Q_{mark})$$

Vindtermen kan även (Werner, 1984) beskrivas som $k * v * (T_{inne} - T_{ute})$ på grund av sambandet mellan ventilationsförluster och vindhastighet.

Radiatorvärmerna i byggnaderna bestäms av påverkan från både abonnentcentralens reglersystem och från radiatorernas termostater. Byggnadens termostater reglerar inomhustemperaturen i byggnaderna och reagerar på dennas variation, d.v.s. med tidskonstanter på upp till ca tredygn i förhållande till utetemperaturen, sol och vind. Radiatorsystemet har också en snabb komponent i förhållande till utetemperaturen. Denna komponent kommer från abonnentcentralens reglersystem (se figur under A.4).

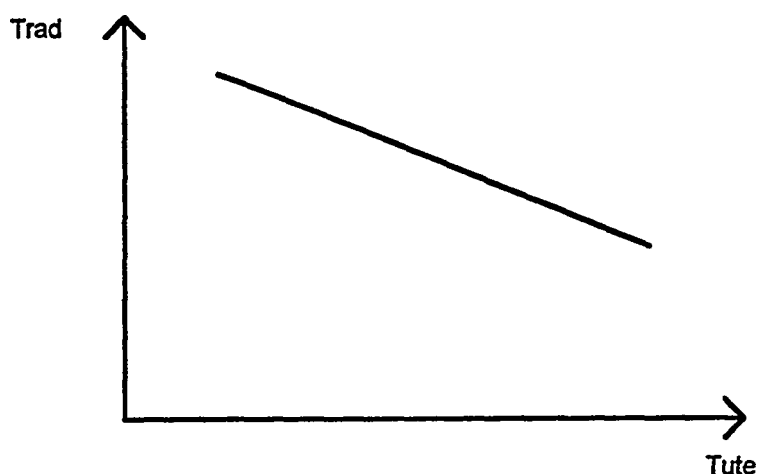
A.3 Socialt mönster i fjärrvärmekonsumtion

Med socialt mönster i konsumtionen menas hur de dagliga personliga vanorna och specialarrangemangen hos de boende påverkar fjärrvärmekonsumtionen. Det gäller saker som när man badar och duschar och även arrangemang som varierande börvärden för inomhustemperatur. Dessa variationer sker på timbasis under dygnet, och även på veckobasis, där helgdygn ofta avviker från vardagar i socialt mönster.

Socialt mönster kan modelleras som kurvor för vardagsdygn respektive helgdygn. Nattetid är den socialt beroende lasten oftast noll, medan den under vissa tider på dygnet har större effekter orsakade av sociala vanor som tidpunkter för bad/dusch, måltider o.s.v.

A.4 Abonnentcentralernas värmekrav

Som nämnt ovan påverkas radiatorvärmerna av abonnentcentralernas reglersystem. Dessa reglersystem reglerar framtemperaturen till radiatorerna enligt en direkt koppling till utomhustemperaturen enligt en kurva som i figur A.2.



*Fig. A.2. Abonentcentralers reglerkurva för framtemperatur till radiatorer
[Radiator forward temperature versus outdoor temperature for a consumer substation.]*

Eftersom kopplingen till utetemperatur är direkt, påverkas således fjärrvärmesystemet av en last som är direkt kopplad till utetemperaturen på timbasis.

Det måste dock noteras att om det blir en avvikelse mellan vad abonnentcentralen levererar till radiatorsystemet och vad byggnaderna behöver i form av värme, kommer denna ackumulerade skillnad med en tidsfördröjning återkomma som en reducerad last på radiatorsystemet, orsakad av att radiatortermostaterna ändrar flödet i radiatorsystemet.

Radiatorsystemets värmebehov kan enligt ovanstående och avsnitt A.2 om byggnadernas värmebehov modelleras med följande samband:

$$Q_{\text{rad}} = k_1 * T_{\text{ute,tm}} + k_2 * T_{\text{ute,dm}} + k_3 * v_{\text{dm}} + k_4 * G_{\text{dm}} \quad (\text{k = konstanter}) \quad (\text{A.4})$$

A.5 Industrins spillvärmeleveranser eller behov av fjärrvärme

Industrier kan ha två olika funktioner i ett fjärrvärmenät: dels som förbrukare av fjärrvärme till industriella processer, dels som leverantör av spillvärme (här bortses från industriernas byggnader, som kan sägas ingå i byggnadsavsnittet). Modellering av industriella processer är vanskligt eftersom det är mycket beroende av vilken typ av industri det gäller. En vanlig ansats är att sätta behovet som konstant, med en binär variabel (I) som anger om industrin är igång eller inte:

$$Q_{\text{ind}} = I * k \quad (\text{A.5})$$

A.6 Kulvertförluster

Kulvertförlusterna består i värmeövergång på grund av temperaturskillnaden mellan fjärrvärmeledningarna och omgivande mark ($T_{\text{omg,m}}$). Övergången kan modelleras som:

$$Q_{\text{kulv}} = k * (T_{\text{fjv,m}} - T_{\text{omg,m}}). \quad (\text{A.6})$$

Medeltemperaturen på fjärrvärmevattnet ($T_{fjv,m}$) är medeltemperaturen på vattnet i fram- respektive returledningarna i fjärrvärmenätet. Allmänt kan man säga att returtemperaturen följer framtemperaturens variationer. Framtemperaturen följer en kurva som huvudsakligen är kopplad till utetemperaturen enligt figur A.3 nedan. Framtemperaturen följer utetemperaturen med en viss tidsförskjutning i timmar som är olika för olika anläggningar.

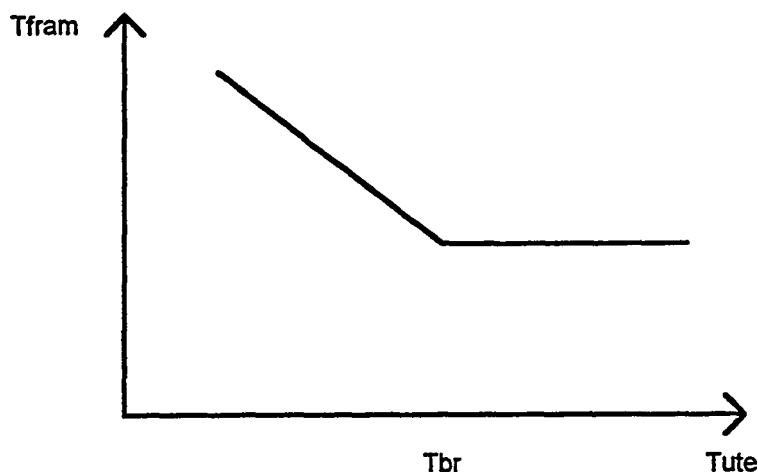


Fig. A.3. Framtemperaturen som funktion av utetemperaturen.
[Forward temperature as a function of outdoor temperature.]

Kurvan för framtemperaturen har en brytpunkt vid en viss utetemperatur (T_{br}), då framtemperaturen övergår till att vara konstant (för att garantera tillräcklig temperatur på tappvarmvattnet).

Medeltemperaturen i kulvertarnas omgivning i marken består huvudsakligen av markens temperatur, och kan sättas till konstant, vilket innebär att modellen för kulvertförlust blir:

$$Q_{kulv} = k_1 * T_{ute} - k_2 \quad (A.7)$$

$$T_{ute} < T_{br}$$

$$Q_{kulv} = k$$

$$T_{ute} > T_{br}$$

d.v.s.

$$Q_{kulv} = I * k_3 * T_{ute,tm} + k_4 \quad (A.8)$$

där binärvariabeln I anger om utetemperaturen är över eller under brytpunkten för framledningstemperaturen.

A.7 Total modell för fjärrvärmebehovet

Genomgången i ovanstående avsnitt är gjord för att avgöra vilka typer av mätbara faktorer som påverkar det resulterande behovet av fjärrvärmeproduktion sett från produktionsanläggningarna. Denna fjärrvärmelast kan modelleras som:

$$Q_{fjv} = Q_{kulv} + Q_{ind} + Q_{soc} + Q_{rad} \quad (A.9)$$

Om ekvationer A.7, A.5, och A.A sätts in i ekvation A.9 kan följande samband mellan Q_{ffv} och mätbara faktorer identifieras:

$$Q_{ffv} = k_1 * T_{ute,tm} + k_2 * T_{ute,dm} + I * k_3 * T_{ute,tm} + I * Q_{ind} + k_4 * v_{ute,dm} + I_v * k_5 * \mu_{,v} + I_h * k_6 * \mu_{,h} + k_7 \quad (A.10)$$

Lastkurvan för helg ($\rho_{,h}$) och för vardag ($\rho_{,v}$) beskriver sammantaget såväl socialt dygnsmönster som dygnsvariationer på grund av skillnaden mellan dag och nattstrålning.

Ovanstående analytiskt framtagna modell av fjärrvärmelasten innehåller en mängd konstanter. För att fastställa värden på dessa måste modellen ställas mot mätdata i en metod som fastställer konstantvärden samt undersöker om vissa av de framtagna variablerna har liten eller ingen praktisk betydelse. En ofta använd metod för att åstadkomma detta kallas tidsserieanalys (ingår i området statistik). I denna fastställs konstanternas värden genom regressionsanalys.

Tidsserieanalysen förutsätter att fjärrvärmelastens karaktär är oförändrad. Detta är som känt inte fallet. Det skiljer kraft mellan dess karaktär under olika delar på året, veckan och dygnet, den är således instationär till sin karaktär. Tidsseriemodellerna försöker på olika sätt, och med olika framgång, att kompensera för processens icke-stationära förhållanden. Vanliga metoder för att kompensera detta är:

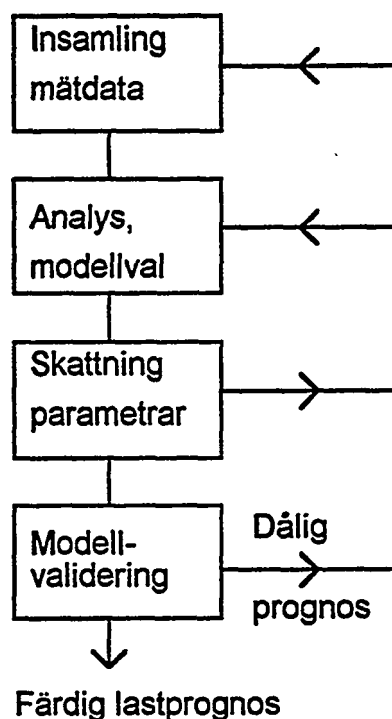
- Modellerna används på ett dataunderlag med mycket lång tid,
- Parametrarna ges möjlighet att förändras i modellerna, antingen via olika uppsättningar modeller för olika fall, eller med rekursiv uppdatering av parametrarna,
- Verkliga temperatur- och vindprognoser från SMHI läggs in tillsammans med mätdata.

Denna och andra undersökning visar dock att tidsseriemodellerna är goda aspiranter inom prognosmetoderna, och har visat sig ge förhållandevis goda resultat, speciellt om de kopplas till ett fysikaliskt modellerande av lasten. Men en mycket noggrann fysikalisk modell kan kräva mycket arbete och ändå bli oprecis.

Ett neuralt nätverk skulle kunna användas till att söka nya samband som leder till bättre prognoser. En fördel med neurala nätverk är att de letar samband i datamängder, utan att vara bundna av några förutfattade meningar. Dessutom kan neurala nätverk finna olinjära samband, något som inte tidsseriemodeller kan göra.

Appendix B. Introduktion till tidsserieanalysen

Tidsserieanalysens metoder och teoribildning beskrivs i Olbjer, 1985, och arbetsgången kan beskrivas med flödesschema enligt figur B.1.



*Fig. B.1. Tidsserieanalys, metodik.
[Time series analysis methodology.]*

Avsikten är att ställa upp en statistisk modell som, med hjälp av alla data, så fullständigt som möjligt kan förklara lastvariationerna, och med hjälp av modellen och data även utgöra grunden för prognoser av kommande last.

Figur B.1 visar att det kan bli ett iterativt förfarande, där utfallet i senare skeden av arbetet (parameterskattning och modellvalidering) leder till önskemål om nya och annorlunda datainsamlingar. Det kan t.ex. vara så att man misstänker att ytterligare en mätvariabel kan förbättra den statistiska modellens egenskaper.

B.1 Datainsamling

Grunden för analysen utgörs av insamlade data från processen (i detta fall fjärrvärmesystemet). Urvalet av mätgivare för datainsamling görs i första hand utifrån erfarenheter från tidigare gjorda analyser på området, samt egna teoretiska överväganden enligt föregående kapitel.

Det är även viktigt att observera att det skiljer sig en hel del mellan el- och fjärrvärmelastens beroende. Allmänt sett utgör uppvärmning en mycket större andel av fjärrvärmelasten än den utgör av ellasten.

Det har dock i fortsättningen inte specifikt analyserats om detta utgör någon avgörande skillnad för val av modelltyp, utan analysen baseras i fortsättningen på data från fjärrvärmelast.

De mätvärden, som är viktiga i analysen i föregående avsnitt för fjärrvärmelastens variationer, är också de som är intressanta att samla in i en datainsamling (förutom värden på själva lasten).

För att underlätta hanteringen i tidsserieanalysen, är det en fördel om mätdata är ekvidistanta, dvs att de har samma tidsintervall mellan mätningarna. Det är dock inte en absolut nödvändighet.

B.2 Analys, modellval

Tidsserieanalysen och tillhörande litteratur inom statistiken, har en mängd metoder för att analysera data, och fastställa samband, som kan ligga till grund för uppställning av modeller som förklarar processens beteende. Dessam metoder har visat sig användbara i lastprognossammanhang. Det måste dock påpekas att det statistiska metoderna bör kompletteras med fysikaliska modelleringar för att kunna få riktig precision. De fysikaliska modelleringarna har beskrivits i kapitel 4, Fjärrvärmelast. Nedan beskrivs de kompletterande metoderna inom statistikens tidsserieanalys.

De metoder som i det följande beskrivs är framför allt kovariansanalys och korrelationsanalys. Tidsberoendet mellan olika mätdata i modellerna beskrivs med differensekvationer, som även kan uttryckas med skiftoperatorerna z^{-1} (Olbjer, 1985). En ekvationsuppställning kan t.ex. bli:

$$y(t) + Ay(t-1) + a_2y(t-2) + a_3y(t-24) = b_1u(t-1) + b_2u(t-2) + b_3u(t-24) + e(t) + c_1e(t-24) \quad (B.1)$$

Här är y = fjärrvärmelast

u = extern variabel som t.ex. utetemperatur

e = felet i övriga modellers förmåga att beskriva lasten

Variabel u , den externa variabelen kan i fortsättningen betraktas som de mätvärden och beräkningar på mätvärden som beskrev den fysikaliska modelleringen i kapitel 4.

Ekvationen anger att nuvärdet på fjärrvärmelasten ($y(t)$) är beroende av såväl gamla värden på sig själv som aktuella och gamla värden på förklarande variabler (u). Dessa förklarande variabler bör väljas utifrån en fysikalisk analys av fjärrvärmelasten (se avsnitt B.1). Modellen har också ett fel (e) som kommer igen på 24 timmars basis, vilket också har modellerats i ekvationen. Beroendenas storlek framgår av storleken på konstanterna a , b och c . Uttryck ovan kan omskrivas enligt (Olbjer, 1985):

$$(1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + a_3z^{-24})y(t) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-24}u(t) + (1 + c_1z^{-24})e(t) \quad (B.2)$$

Detta uttryck brukar i sin tur förenklas till

$$Ay(t) = Bu(t) + Ce(t) \quad (B.3)$$

A , B och C innehåller polynomen med skiftoperatorerna. A beskriver modellens AR-del (Auto Regression) och C beskriver modellens MA-del (Moving Average) (Olbjer, 1985 och Lindgren/Rootzen, 1991).

Fastställandet av dessa i samband sker med en kovariansanalys (Olbjer, 1985).

En annan analysmetod, som är närstående till kovariansanalys, är korrelationsanalys.

Korrelationsanalys används ofta för att undersöka om prediktionsfelen har något tidsberoende.

Korrelationsanalysen har en nära släktskap med kovariansanalysen, och värdena för korrelationerna utgör kovariansanalysens normerade värden (Olbjer, 1985 och Lindgren/Rootzen, 1991). I vissa fall överskrider korrelationsvärdena en viss given nivå. Detta skall då beaktas och helst åtgärdas. Ett sätt att eliminera dessa överskridanden är att införa de tidsberoenden, som har överskridande korrelationer, i t.ex. modellens AR- eller MA-del (se ovan, Olbjer 1985 och nedan).

Tidsserieanalysens vanligaste modeller är AR- och MA-modeller. Om de kombineras, kallas de ARMA-modeller.

Dessa statistiska standardmodeller bygger på två saker angående den mätta processen. Den skall vara:

1. Stationär (eller svagt stationär). Det innebär att den mätta processen är i jämvikt kring ett konstant medelvärde samt att de beroenden som kovariansfunktioner uttrycker skall vara konstanta i tiden. De karakteristiska variationerna bör ha framträtt flera gånger. Om man har många mätvärden, bör man kontrollera att processens karaktär inte ändrar sig under mätningens gång, eller under den tidsperiod som man avser att skapa modellen för.
2. Linjär. Samtliga samband skall kunna beskrivas av linjära förhållanden.

Lasten i ett el- eller fjärrvärmenät är som påpekats oftast inte stationär och heller inte alltid linjär, och vanliga sätt att möta detta problem är externa variabler, differentiering eller rekursiva uppdateringar av modellen.

Problemet med bristande stationära förhållanden kan hanteras genom att man ansätter någon deterministisk lastprofil, i enlighet med den fysikaliska modellen i kapitel 4, t.ex. $\cos(\omega t)$, (t = timnummer på dygnet) eller motsvarande. Jämför t.ex. Modell 2 nedan, där man inkluderar ett antal cosinus- och sinus funktioner i modellen.

Ett annat angreppssätt finns i Modell 1 nedan, där man använder ett differentieringsförfarande för att hantera periodiciteter.

En annan sida av problemet kan vara att processens (här fjärrvärmekonsumenterna) egenskaper beror av klimatläget, eller om det är helg- eller arbetsdagar. Detta gör att modellens utseende och parametrar skall vara varierande. Denna variation kan man få på två sätt, antingen genom att man ställer upp olika modeller, och väljer in dessa efter tid eller klimatläge, eller också har man en kontinuerlig anpassning av modellens parametrar, s.k. rekursiva skattningsmetoder (Olbjer, 1985 och Lindgren/Rootzen, 1991).

När det gäller bristande linjäritet, så kan man se tidsseriemodellen som en linjärisering kring en arbetspunkt. När man kommer långt från denna punkt kan man få problem, men metodiken enligt ovan med varierande parametrar tar även hand om dessa.

För att kunna fungera i en praktisk tillämpning är det viktigt att hantera denna problematik med hjälp av varierande koefficienter. Den följande texten har dock begränsats sig till att arbeta med fasta parametrar, och har istället ett begränsat tidsintervall för varje modellbygge (vinter, vår och sommarfall). Tonvikten har istället lagts på analys av modellstrukturer för att beskriva de två olika beroenden som fjärrvärmelasten har: deterministiska och stokastiska.

Det deterministiska beroendet kan hanteras i standardmodeller (se ARMA-modeller ovan), samt eventuellt med tillägg av deterministiska funktioner (se Modell 2 nedan).

Väderberoendet (både deterministiskt och stokastiskt) kräver att man tar in väderstorheterna i standardmodellerna. Dessa storheter kallas då externa variabler. Modellerna utökas då med ett X (som i extern), och kallas då ARMAX osv.

Hittillsvarande litteratur inom el- och fjärrvärmeproggnosområdet har gett olika förslag till modeller. Nedan görs en jämförande studie mellan två föreslagna prognosmodeller.

- Modell 1 Holst/Eklund/Persson (1988) ger förslag till användande av en s.k. SARIMAX-modell för att beskriva ellast. Nedan prövas denna för användning för prognosering av fjärrvärmelast.
- Modell 2 Sejling/Madsen/Holst (1987) ger förslag till en ARX-modell för att beskriva fjärrvärmelasten (för betydelse av modellnamn se Olbjer, 1985).

Båda modellerna tar med externa variabler för väder.

Modell 1 är av s.k. SARIMAX-typ och beskrivs enligt formeln:

$$(1 + a_1 z^{-1}) \nabla_{24} \nabla_{168} y(t) = \sum_{j=i} (b_j + b_j z^{-1}) \nabla_{24} \nabla_{168} u_j(t) + (1 + c_1 z^{-24} + c_3 z^{-192}) e(t) \quad (B.4)$$

Beteckningar enligt beteckningslistan.

Lasten motsvaras av variabeln y , som påverkas av externa variabler u , samt störningar e . För eventuella diskussioner av modellens ordningstal se Holst/Eklund/Persson 1987.

Modell 1 innebär att man bygger en modell som antar en tydlig cyklicitet i lasten över dygnet (24 tim) och veckan (168 tim), och kompenserar detta icke-stationära beteende med ett differentieringsförfarande (∇_{24} och ∇_{168}), som återför modellen till stationära förhållanden.

Modell 2 är en s.k. ARX-modell, kombinerad med deterministiska lastprofiler.

$$y(t) = (a_{11} z^{-1} + a_{12} z^{-2} + a_{13} z^{-24} + a_{14} z^{-25} + a_{15} z^{-26}) y(t) + \sum_{j=1}^2 (b_j + b_j z^{-1}) u(t) + I(t) \mu_1(t) + (1 - I(t)) \mu_2(t) + \epsilon + e(t) \quad (B.5)$$

Beteckningar enligt beteckningslista.

Här har differentieringarna i modell 1 ersatts av deterministiska lastprofiler i $\mu_1(t)$ och $\mu_2(t)$ i enlighet med den fysikaliska modelleringen i Appendix A, samt en binär variabel $I(t)$ för val av typdag. Effekten blir den samma som i modell 1, nämligen återföring av modellen till stationära förhållanden. Vidare kan man notera, att modellens AR-del (till höger om likhetstecknet) innehåller termer som även dessa täcker in ett cykliskt beteende på dygnsbasis.

B.3 Skattning av parametrar

I modellerna ingår ett antal konstanter a , b , c osv.. Dessa utgör parametrarna i modellen. Storleken av dessa bestäms normalt på så sätt att man minimerar variansen för felet mellan den mätta utsignalen (i detta fall värmelasten) och modellens simulerade utvärden (prediktioner), baserade på mätta insignaler. Denna minimering utförs oftast med minsta-kvadratmetoden (Olbjer, 1985).

Som resultat av parameterskattningen anges bl.a. storleken av parametrarna, variansen för residualerna (skillnaden mellan uppmätt värde och av modellen framtaget värde), samt variansen för de olika parametrarna.

I detta skede avgörs antalet parametrar. Metoden för detta är att bedöma om parametrarnas varians är rimlig i förhållande till dessas absoluta storlek, och därefter minska eller öka parametrarnas antal, beroende på utfall av ett test, t.ex. F-test (Olbjer, 1985), som anger om t.ex. modellfelet minskas tillräckligt mycket när antalet parametrar ökas.

Det är också möjligt här att komplettera utfallet av kovariansanalysens utsagor om tidssamband, med en test om utsagorna verkligen förbättrar modellens förklaringsmöjligheter. Man kan även testa nya tidsberoenden som eventuellt kan ha missats tidigare. På detta sätt blir det en feedback från parameterskattningen till modellvalet enligt figur B.9.

Det är viktigt att ännu en gång notera att parameteruppsättningen kan behövas ändras, om processens karaktär ändras.

B.4 Modellvalidering

Ett vanligt sätt att validera prognosmodellerna (Olbjer, 1985), är att jämföra modellernas prediktioner med mätta data, över en längre tid. I fjärrvärmefallet är det också viktigt att jämföra perioder med olika typer av last t.ex. olika årstider, eftersom modellerna kan vara olika bra på att prognosera vid olika årstider.

Begreppet prognos används i fortsättningen som ett specialfall av prediktion, nämligen en obetingad prediktion av framtida värden på en beroende variabel (lasten), utifrån att även framtida värden på de förklarade variablerna är okända.

Appendix C. Neurala nätverk och tidsserieanalys för lastprognosering

C.1 Teoretisk introduktion till neurala nätverk

C.1.1 Error back propagation (EBP)

Layouten hos ett "error back propagation" (EBP) nätverk kan eventuellt passa för prognosuppgifter. EBP har tidigare (J. Waldemark, 1993) föreslagits för prognossammanhang och befunnits vara en möjlig prognosmetod.

EBP saknar inre tillstånd, dvs utsignalen är bara beroende av insignalen och den kunskap som nätverket har förvärvat. Inre tillstånd likt de hos en PID-regulator skulle göra det svårt att först prognosera för ett visst antal timmar framåt, för att sedan gå tillbaka och gör nya prognoser vid en annan tidpunkt.

Vidare är EBP någorlunda lättfattligt, dess matematik är enkel, och det är väl dokumenterat. Alltså är det rimligt enkelt att implementera och testa. Det ger goda resultat för många typer av uppgifter, men har den nackdelen att det tar lång tid att träna in "kunskapen".

Error back propagation innebär att man från ett fel i utsignalen räknar ut på vilket sätt nätverket skall förändras för att komma närmare det önskade värdet (E. Rich m. fl. 1991, J. M. Zurada 1992).

Utgångspunkten är att studera dess insignal/utsignal funktion:

$$O = f(W2 * f(W1 * I))$$

Bland ovanstående är I är indatavektor, O utdatavektor, W1 och W2 inlärningsmatriser och f begränsningsfunktion. Inlärningen handlar om att anpassa W1 och W2 så att nätverket så bra som möjligt genererar önskade utsignaler. För detta ändamål definieras två deloperatorer:

$$\nabla_{W1} = \begin{vmatrix} d/dw_{1,1} & d/dw_{1,2} & \dots & d/dw_{1,b-1} & d/dw_{1,b} \\ d/dw_{2,1} & d/dw_{2,2} & \dots & d/dw_{2,b-1} & d/dw_{2,b} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ d/dw_{a-1,1} & d/dw_{a-1,2} & \dots & d/dw_{a-1,b-1} & d/dw_{a-1,b} \\ d/dw_{a,1} & d/dw_{a,2} & \dots & d/dw_{a,b-1} & d/dw_{a,b} \end{vmatrix}$$

$$\nabla_{W2} = \begin{vmatrix} d/dw_{2,1} & d/dw_{2,2} & \dots & d/dw_{2,d-1} & d/dw_{2,d} \\ d/dw_{2,1} & d/dw_{2,2} & \dots & d/dw_{2,d-1} & d/dw_{2,d} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ d/dw_{c-1,1} & d/dw_{c-1,2} & \dots & d/dw_{c-1,d-1} & d/dw_{c-1,d} \\ d/dw_{c,1} & d/dw_{c,2} & \dots & d/dw_{c,d-1} & d/dw_{c,d} \end{vmatrix}$$

samt det kvadratiske felet (önskad utsignal U, beräknad utsignal O):

$$E_i = \frac{1}{2}(U_i - O_i)^2 \quad (\text{för alla skalärer i vektorn})$$

Nu blir

$$\nabla_{W1}E \quad (W1\text{-gradienten av felet } E)$$

den riktning i $W1$ -rymden där en förändring av $W1$ matrisen ger störst ökning av felet E . Genom att förskjuta $W1$ i den negerade riktningen erhålls, för en viss indatamängd, den största minskningen av felet. På samma sätt ger

$$-\nabla_{W2}E$$

den största minskningen av felet vid en förändring av matrisen $W2$.

Genom att för varje indatamängd genomföra en förändring av $W1$ och $W2$ matriserna enligt (β kallas inlärningskonstant, rekommenderat värde 0.35):

$$\begin{aligned} W1 &= W1 - \beta * \nabla_{W1}E \\ W2 &= W2 - \beta * \nabla_{W2}E \end{aligned}$$

och därefter upprepa proceduren ett stort antal gånger lär man nätverket reproducera önskade utdata så nära som möjligt. En snabbare inlärning kan i regel utverkas om man lägger till en momentkonstant α (rekommenderat värde 0.9) och istället uppdaterar nätverket enligt:

$$\begin{aligned} \Delta W1 &= \alpha * \Delta W1 - \beta * \nabla_{W1}E \\ \Delta W2 &= \alpha * \Delta W2 - \beta * \nabla_{W2}E \\ W1 &= W1 + \Delta W1 \\ W2 &= W2 + \Delta W2 \end{aligned}$$

C.1.2. Andra typer av neurala nätverk än error back propagation

Vid sidan av error back propagation (EBP) av felet finns det neurala nätverk som framför allt sysslar med mönsterigenkänning. Deras funktion är att minnas ett antal mönster med in- och utsignalen, och producera en kopia till utgången när nya ingångsvärden stämmer överens med de tidigare mönstren. Denna funktion kallas associering och nätverken kallas "auto-associative networks". Speciellt finns en typ som kallas ART (Adaptive Resonance Theory) och SOM (Self Organising Maps).

De senaste åren har ytterligare en typ av neurala nätverk kommit fram som kallas holografiska neurala nätverk. I ett holografiskt neuralt nätverk representeras data som komplexa tal i matrisform, vilket kan göra det möjligt för ett enskilt holografiskt neuron att utföra samma arbete som ett stort antal traditionella neuron- eller processelement.

C.1.3. Programvaror för neurala nätverk

Det finns ett snabbt ökande antal programvaror för neurala nätverk. De flesta är av typ backpropagation av felet. Här återfinns bland annat programmen NeuroWorks Professional och Neuro Windows.

För typen holografiska nätverk finns ett program som heter HNet.

C.2 Praktisk jämförelse av neurala nätverk och tidsserieanalys

C.2.1. Osorterad indata

Att utan vidare reflektion träna nätverket med data i den ordning den är insamlad har sina sidor. I många fall märks kanske ingen skillnad, men i en del fall tenderade inlärningsprocessen att bli instabil. Man kan tänka sig ett enkelt exempel:

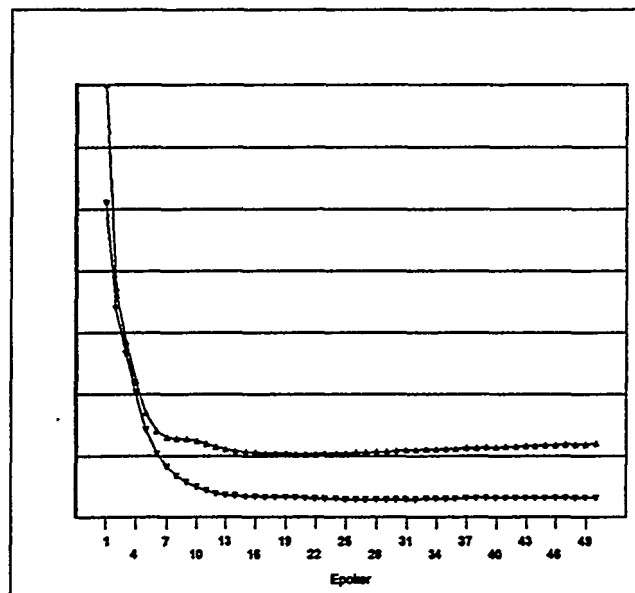
väder1 prognosmodell väder2

I ett tidigt stadium dras prognosmodellen ömsom mellan att prognostisera väder1 och ömsom att prognostisera väder2. Troligen kommer då inlärnigen först att ta försiktiga steg mot väder1, för att sedan ta kraftigare steg mot väder2, varefter dragningen mot väder1 blir än kraftigare ...

Genom att träna på slumpvis ordnade datamängder undviker man ovanstående situation.

C.2.2. Variation av antalet neuroner i det gömda lagret

Ju fler neuroner som läggs i det gömda lagret, desto mer detaljrik kunskap kan lagras i nätet. Dock inträder tyvärr en gräns för hur detaljrik kunskap som önskas: efter en längre tids inläring börjar nätverket memorera enskilda värden snarare än att generalisera. Fenomenet kallas överinläring och manifesterar sig så att prognosfelet med träningsdata fortsätter att minska, medan prognosfelet med testdata börjar öka (se bild nedan).



Generellt kan man säga att ju fler gömda neuroner, desto snabbare når systemet överinläring. Följande tabell visar resultatet med olika antal gömda neuroner:

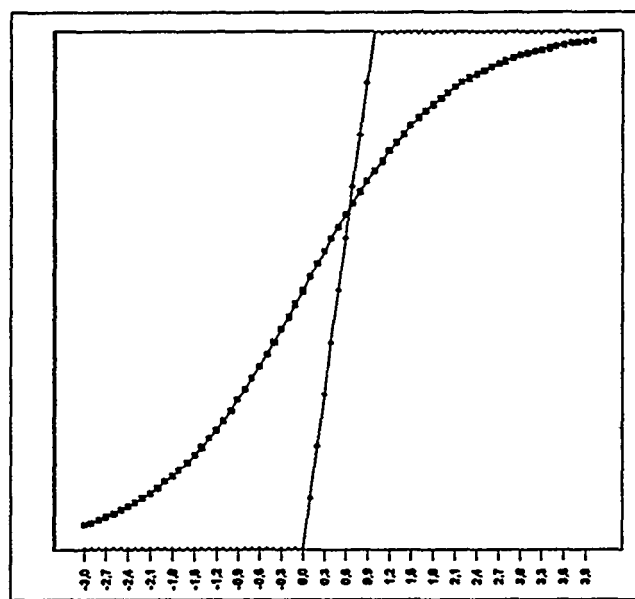
Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Norrköping
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Norrköping test data of 1995.]

		16e Januari-15e Februari	16e Mars-15e April
		Bästa resultat	Bästa resultat
Antalet gömda neuroner	1	5,88	7,29
	2	5,73	7,27
	3	5,83	7,35
	4	5,76	7,37
	5	5,74	7,25
	6	5,88	7,31
	7	5,75	7,44
	8	5,84	7,28

Av ovanstående resultat kan man knappast dra några slutsatser. Man kan dock förvänta sig ett bättre resultat med två neuroner än med en. Med ledning av att fler neuroner kräver mer datorkraft, väljs antalet till två.

C.2.3. Byte av överföringsfunktion

En känsla av att tidsserieanalysen, med sina linjära samband, hela tiden hade ett prestandaförspång vid jämförelser (se kap. 5), gav vid handen att sigmoiden kanske inte var rätt överföringsfunktion i prognossammanhang. Istället prövades ett linjärt beroende begränsat till mellan noll och ett.



Resultatet försämrades:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Norrköping
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Norrköping test data of 1995.]

		16e Januari-15e Februari	16e Mars-15e April
Begränsningsfunktion	Linjär	6,62	7,83
	Sigmoid	5,73	7,27

vilket medförde att förändringen togs bort.

C.2.4. Slutsatser om metodik för error back propagation nätverk

Under kapitel 6 har prövats ett antal olika metodvariationer för neurala nätverk. Ovanstående tester gör gällande att den bästa kombinationen är:

Osorterade träningsdata
Begränsningsfunktion i form av en sigmoid
Två noder i mellanlagret

Den allra viktigaste metodiken får anses vara osorterade indata, eftersom den möjliggjorde träning med alla datamängder.

C.2.5. Jämförelse mellan neurala nätverk och statistikmodeller

I jämförelsen mellan olika prognoseringsmetoder deltog en metod baserad på Statistikmetoder (tidsserieanalys, Appendix B) samt två neurala nätverk (error back propagation- och holografiskt nätverk).

Valet av träningsdata är viktigt vid arbete med neurala nätverk. Ju fler träningsdata, ju större blir chansen att nätverket hittar korrekta samband mellan ingående variabler. I detta fall vinner man fördelen att nätverket förhoppningsvis får känna på fler vädervariationer och därav blir mindre känsligt för nya variationer. Därför testades till att börja med två års datauppsättningar samtidigt.

I det följande förutsätts att alla värden för vädervariabler är korrekta. I verkligheten är det så att dessa utgörs av väderprognoser som levereras av meteorologiska institut som SMHI, och är behäftade med prognosfel (se kapitel 7). Dessa fel kommer addera till ytterligare fel i den slutliga prognosen för fjärrvärmelast utöver de fel som redovisas nedan.

C.2.6. Träning på två års data (Helsingborg)

En jämförelse mellan ett och två års träningsdata visar att mer data ger bättre och tillförlitligare resultat (NN är ett neuralt nätverk av typ error back propagation):

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995
[Percentual mean absolute error of mean load determined from test data of 1995.]

		16e Januari-15e Februari	16e Mars-15e April
Konfiguration	Tidsserieanalys, 1år	11,45	14,58
	Tidsserieanalys, 2år	10,10	10,71
	NN, 1år	11,20 (*)	10,43 (*)
	NN, 2år	11,23	10,00

Värde markerat med (*) uppträdde tidigt, samtidigt som nätverket uppvisade dåligt resultat på träningsdata. De kan därför inte anses riktigt tillförlitliga. En trolig orsak är att lastdata från Helsingborg före 1995 innehåller stora hopp från en timme till nästa. En anmärkningsvärd detalj är att

nätverket lär sig prognosera perioden 16e mars - 15e april 1994 bättre om det tränar på data från 1995 än om det tränas med data från 1994. Efter att datorstöd har införts har planeringen av produktionen blivit bättre, så att produktionen blivit mer stabil. Man kan notera att nivån på prognosfelet är betydligt större än vid motsvarande tester på data från Norrköping, vilket bör beror på orsaker som diskuterade under kap. 6.2.

C.2.7. Ytterligare vädervariabler (Helsingborg)

För att undersöka om ytterligare vädervariabler påverkar utfallet av olika metoder utökades de insamlade datamängderna för temperatur-, vind- och lastdata dessutom med uppgifter om lufttryck och solstrålning.

Till lufttrycksberoendet ansåts ett beroende av nuvarande värde, samt av första- och andraderivatan därav. Solstrålningen antas påverka lasten linjärt och utan tidsfördröjningar. En testkörning gav resultatet:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Helsingborg
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

		16e Januari-15e Februari	16e Mars-15e April
Konfiguration	Tidsserieanalys, normalt	11,45	14,58
	NN, normalt	11,20 (*)	10,43
	NN, lufttryck och solstrålning	16,31	12,05

Det kan konstateras att tillskott av lufttryck och solstrålning gav mer utrymme för överinlärning än för inlärning. Träningsresultaten förbättrades en aning, medan testresultaten försämrades.

C.2.8 Metodjämförelser

Som komplement till tidsserieanalys och back propagation, inköptes ett holografiskt neuralt nätverk (se C.1.2), HNeT. Tillgängliga inlärningsparametrar varierades i ett försök att uppnå bästa resultat.

Observera att tidsserieanalysen är en aning handikappad jämfört med de neurala nätverken, på grund av att dessa innehöll totalt separerade nätverk mellan vardagar och helgdagar. Se vidare kapitel 6.4.5 för en helt korrekt jämförelse).

En jämförelse av de tre teknikerna gav följande resultat:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Helsingborg
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

	Tidsserieanalys	Backpropagation	HNeT
16e Januari-15e Februari	11,45	11,20 (*)	11,68
16e Mars-15e April	14,58	10,43 (*)	15,49

(*) Ej generella värden, resultat efter få epoker med dåliga resultat på träningsdata

Med anledning av att 1994 års data från Helsingborg var så skakiga, testades en annan variant: att träna på en månad 1995 och sedan testa på följande månad 1995. Februari/mars i nedanstående tabell är alltså tränad på data från januari/februari.

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Helsingborg
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

	Tidsserieanalys	Backpropagation	HNeT
16e Februari- 15e Mars	7,43	8,44	8,69
16e Mars- 15e April	7,15	7,21	7,37

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Norrköping
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Norrköping test data of 1995.]

	Tidsserieanalys	Backpropagation	HNeT
16e Januari- 15e Februari	5,86	5,73	10,1
16e Mars- 15e April	7,78	7,27	10,86
16e Juni- 15e Juli	19,29	15,2	17,77

Det kan konstateras att:

- Tidsserieanalysen och error back propagation generellt sett ger likvärdiga resultat
- HNeT inte tillför några förbättringar

C.2.9 Avslutande jämförelse mellan neuralt nätverk och tidsserieanalys

Som konstaterats tidigare var jämförelserna mellan neuralt nätverk och tidsserieanalys inte riktigt rättvisa. Nedan har istället tidsserieanalysmodellen anpassats till den bästa neurala nätverksmodellen, och holografiskt nätverk sållats bort som metodaspirant, vilket ger följande resultat för jämförelsen mellan error back propagation nätverk och tidsserieanalys:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata
[Percentual mean absolute error of mean load determined from test data of 1995.]

	Indata från Helsingborg		Indata från Norrköping	
	Neuralt nätverk	Tidsserieanalys	Neuralt nätverk	Tidsserieanalys
16e Januari- 15e Februari	11,23	9,98	9,71	8,27
16e Mars- 15e April	10,00	10,39	10,86	10,07
16e Juni- 15e Juli	Data saknas	Data saknas	17,55	15,69

I ett fall, Helsingborg 16e mars - 15e april, visar sig neuralt nätverk ge en aning bättre resultat. I de andra fallen ger neuralt nätverk ett sämre resultat.

Appendix D. Utvärdering av väderprognoser från SMHI

Jämtkraft, februari 1995

Jämförelsen den första timmen (timme 0) mellan prognoserad utetemperatur och mätt utetemperatur framgår av fig. 4.1 nedan.

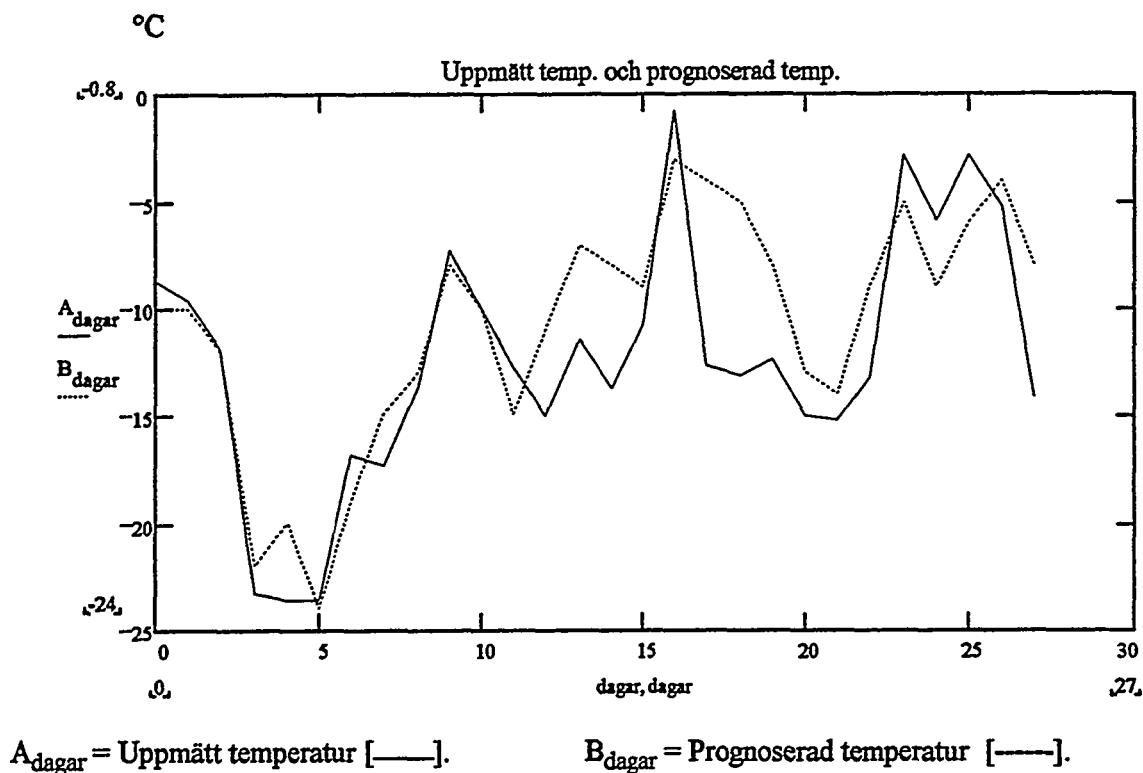
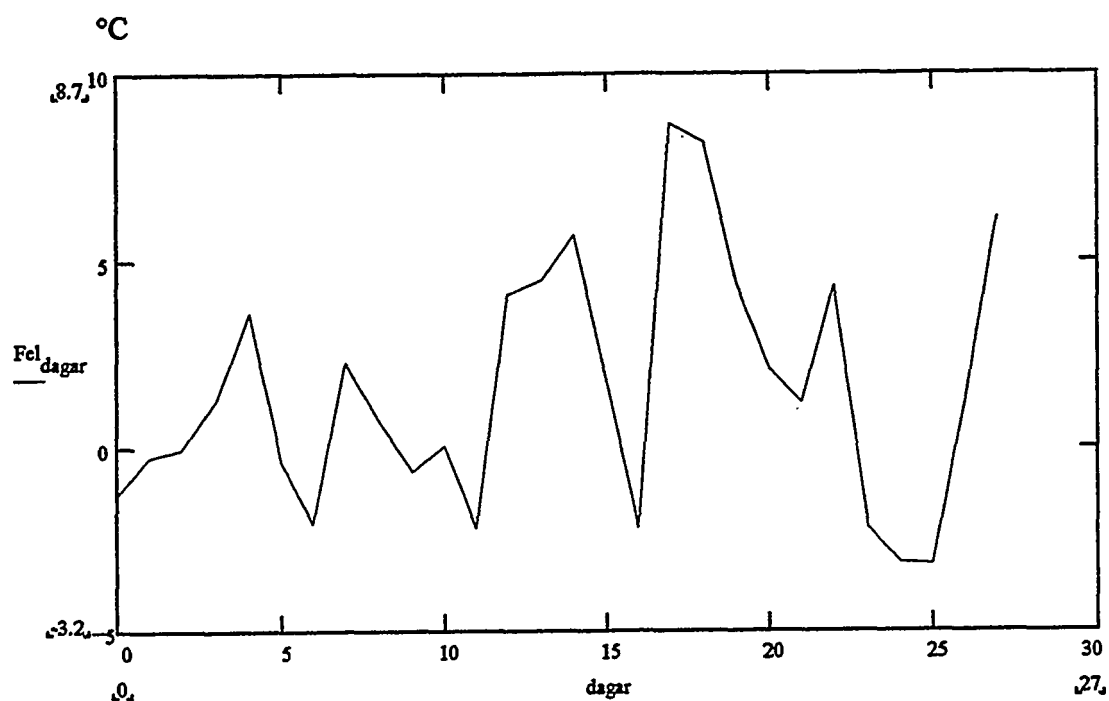
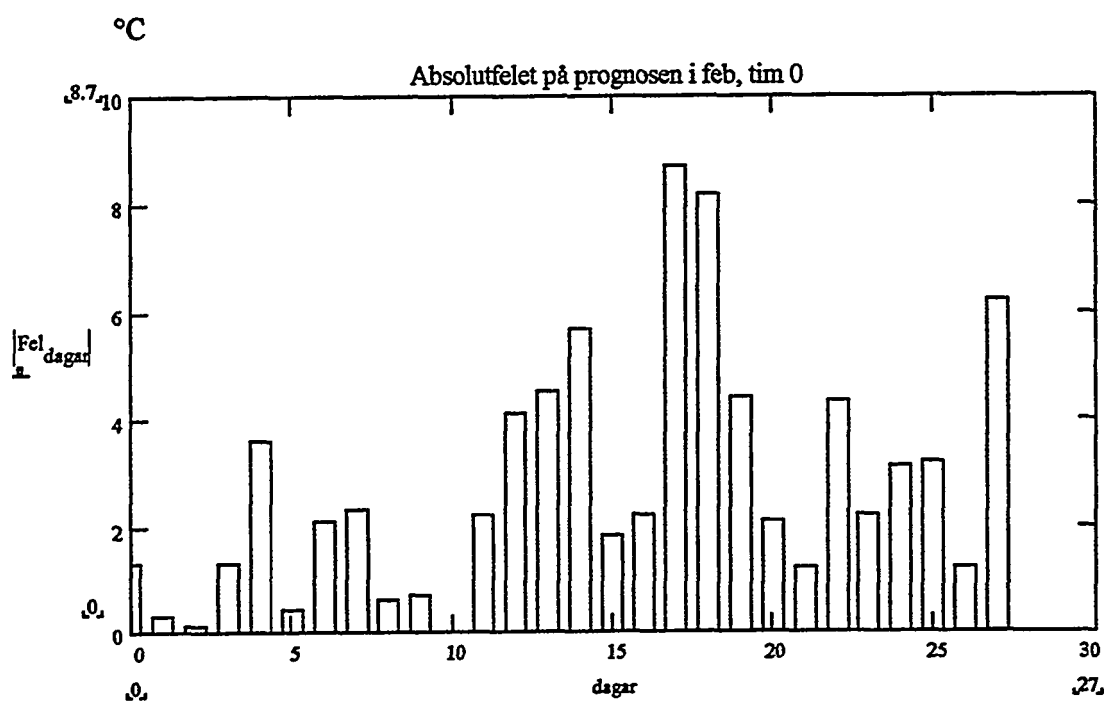


Fig. 4.1. Uppmätt och 0-timmesprognoserad temperatur, Östersund, februari 1995.
[Measured and 0-hour forecasted temperature, Östersund, February 1995.]



$Fel_{\text{dagar}} = 0\text{-timmes prognosfel}$



$|Fel_{\text{dagar}}| = 0\text{-timmes prognosabsolutfel}$

Fig. 4.1. 0-timmesprognosfel i temperatur, Östersund, februari 1995.
[0-hour forecasted-temperature error, Östersund, February 1995.]

Jämtkraft, februari 1995 (sammanställning)

Sammanställning över resultatet på jämförelsen av prognoserad utetemperatur och verklig utetemperatur för februari månad visas i tabell nedan.

Resultat	Standardavvikelse	Medelfel	Medelabsolutfel	Maxabsolutfel
timme				
0	3,3	1,5	2,8	8,7
6	3,3	-0,4	2,5	8,9
12	3,9	0,2	2,9	11,4
18	4,4	0,5	3,4	9,9
24	4,7	1,7	4,3	10,3
30	4,4	-0,8	3,7	9,2
36	4,7	-0,4	4,2	7,8

Jämtkraft, april 1995 (sammanställning)

Sammanställningen över resultatet på jämförelsen av prognoserad utetemperatur och verklig utetemperatur för april månad visas i tabell nedan.

Resultat	Standardavvikelse	Medelfel	Medelabsolutfel	Maxabsolutfel
timme				
0	1,7	0,2	1,4	4,3
6	2,3	-2,5	2,6	8,6
12	1,6	-2,4	2,5	6,2
18	1,7	-0,8	1,6	3,4
24	1,7	0,1	1,3	4,5
30	2,7	-2,8	3,1	7,6
36	1,6	-2,3	2,4	6,6

Jämtkraft, juli 1995

Sammanställningen över resultatet på jämförelsen av prognoserad utetemperatur och verklig utetemperatur för juli månad visas i tabell nedan.

Resultat	Standardavvikelse	Medelfel	Medelabsolutfel	Maxabsolutfel
timme				
0	1,7	0,7	1,6	4,5
6	2,5	-2,8	3,3	7,6
12	2,2	-3,1	3,3	6,6
18	2,2	0,1	1,7	5,1
24	3,1	1,5	2,6	10,2
30	3,3	-2,7	3,5	8,1
36	2,8	-3,6	3,8	9,5

Högdalen, april 1994 (sammanställning)

Sammanställningen över resultatet på jämförelsen av prognoserad utetemperatur och verklig utetemperatur för april månad visas i tabell nedan.

Resultat	Standardavvikelse	Medelfel	Medelabsolutfel	Maxabsolutfel
timme				
0	1,4	0,2	1,1	3,8
6	1,5	-0,2	1,2	3,9
12	1,6	-0,4	1,2	4,7
18	2,3	-1,2	1,8	6,5
24	1,9	-0,8	1,7	4,8
30	2,5	-0,8	2,0	8,0
36	2,0	-0,6	1,5	6,5

Högdalen, juli 1994 (sammanställning)

Sammanställningen över resultatet på jämförelsen av prognoserad utetemperatur och verklig utetemperatur för juli månad framgår av tabell nedan.

Resultat	Standardavvikelse	Medelfel	Medelabsolutfel	Maxabsolutfel
timme				
0	1,1	0,8	1,0	4,3
6	1,9	1,2	1,7	6,7
12	1,7	0,2	1,3	3,7
18	2,2	0,2	1,6	8,4
24	2,2	0,6	1,6	6,0
30	2,7	0,6	1,8	10,7
36	1,8	0,6	1,5	6,5

Appendix E. Modellering för väderprognoskorrigering

Analogt med ARMA-modellerna som (Appendix. B) står AR för en autoregressiv del medan MA betecknar ett glidande medelvärde av prediktionsfelet. X indikerar närvaron av externa insignaler, I står för att processen är integrerad, d.v.s. innehåller en trendkomponent och S betyder att processen dessutom är periodisk. Ett predikerat värde erhålls i princip som en linjär funktion av historiska värden på processen som ska predikteras samt en eventuell insignal. Av indexen beskriver p och q modellordningen, d v s hur långt tillbaka i tiden de historiska värdena behöver hämtas, medan d beskriver trendkomponentens beskaffenhet och s står för periodtiden (i vårt fall 24 h). En SARIMAX-modell kan skrivas på filterform enligt

$$A(z)y(t) = B(z)u(t) + C(z)e(t)$$

där y är huvudprocessen, u är insignalen och e är okorrelerat brus. För övriga detaljer hänvisas till Appendix B med tillhörande referenser.

I ett första försök differentieras både prognoser och mätvärden för 24 timmar. Tidsserierna vi betraktar är nu på formen

$$\nabla_{24} Y_t = Y_t - Y_{t-24}$$

d v s $d=0$ och $s=24$. Här är ∇_{24} operatören för 24-timmarsdifferentiering. För data från april -94 har processerna följande utseende:

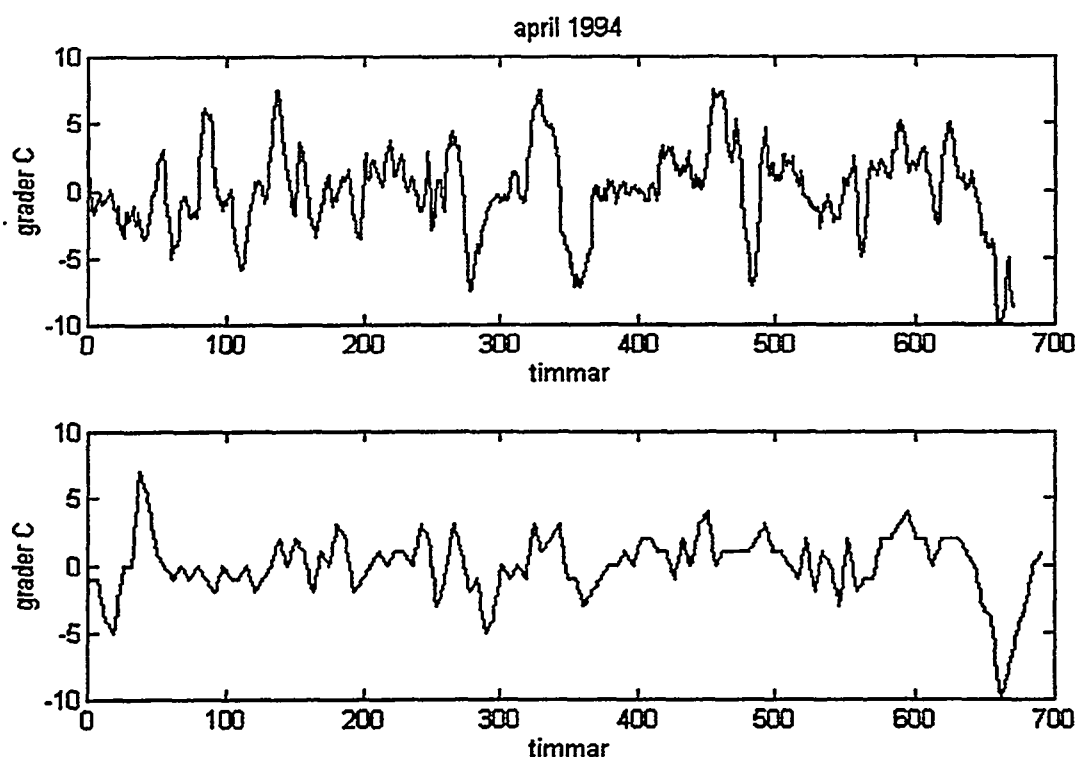


Fig. E.1. 24-timmarsdifferentierade mätvärden (överst) och prognoser. Högdalen april 1994.
[24-hour differenced measurements (top) and forecasts. Högdalen, April 1994.]

En i statistikteorin ofta använd funktion är autokorrelationsfunktionen (Olbjer, 1985), vilken i korthet innebär att man undersöker om en variabel har ett visst tidsmässigt mönster i sina variationer. Ett fastställt mönster kan användas för statistisk modellering. Om vi först betraktar autokorrelationsfunktioner för mätvärden och prognoser i fig. E.1 ser vi i fig. E.2 att differentieringen orsakat negativa korrelationsvärden kring 24h för mätvärdena, medan prognosvärdena inte uppvisar någon nämnvärd korrelation efter ca 20h. Detta antyder att SMHI-prognosen är baserad på någon modell som är mer exakt 24-timmarsperiodisk än vad som är motiverat av lokala förhållanden. För den uppmätta serien kan vi å andra sidan dra slutsatsen att differentiering är mer våld än nöden kräver.

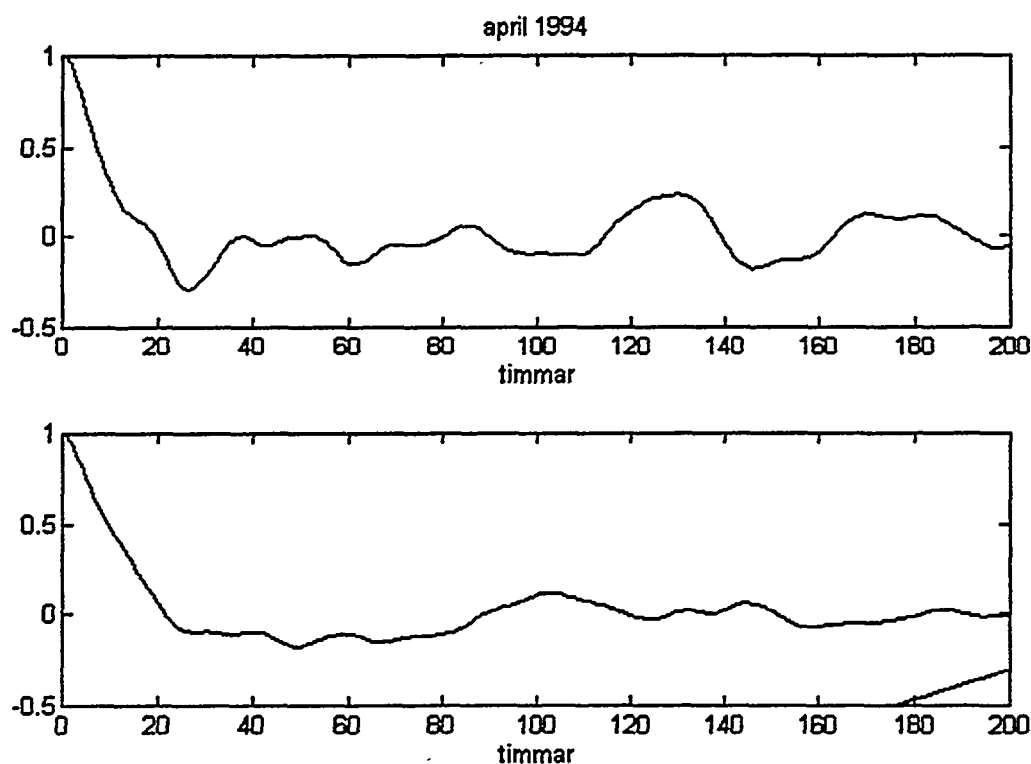
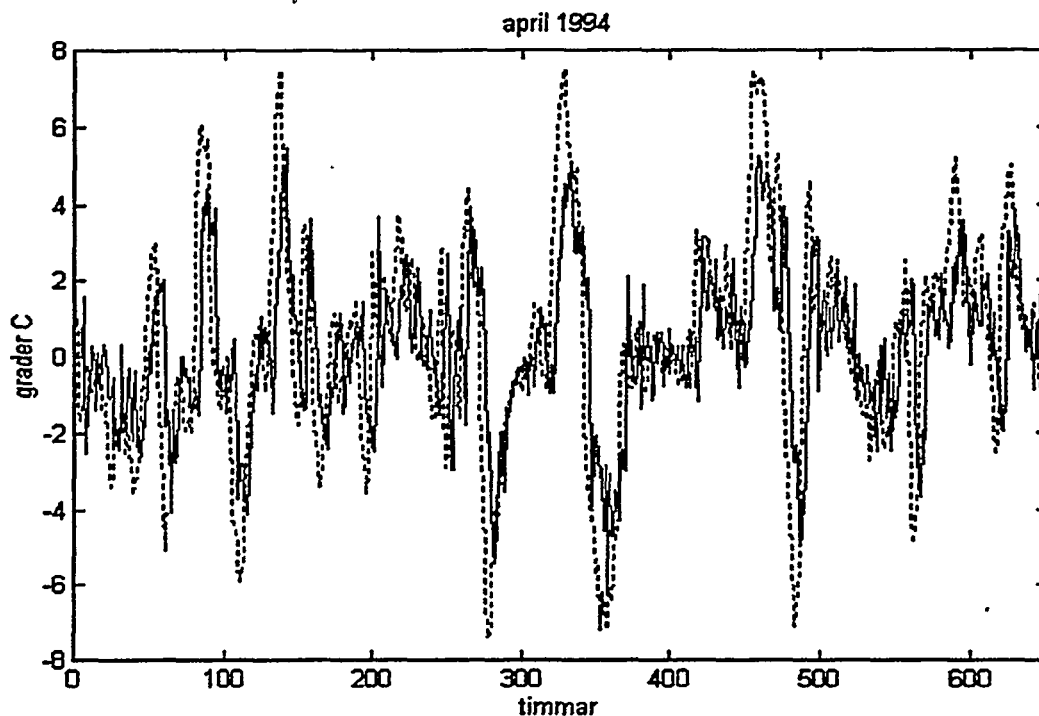


Fig. E.2. Autokorrelation för 24-timmarsdifferentierade mätvärden (ovan) och prognoser.
[Autocorrelation functions for 24-hour differenced measurements (top) and forecasts.]

Om man ändå direkt konstruerar en AR(3)-modell som ger minimal varians för den senare blir koefficienterna $a_1 = -1.62$, $a_2 = 0.78$ och $a_3 = -0.12$ i modellen $T_k = a_1 T_{k-1} + a_2 T_{k-2} + a_3 T_{k-3}$. AR(3)-modellens 24h-prediktor är alltså t. o. m. något sämre än den närmast triviala prediktorn

$$\nabla_{24} Y_{t+k} = 0.$$



*Fig. E.3. 24-timmarsdifferentierade mätvärden (...) och AR(3)-modellens 5-stegsprediktion.
[24-hour differenced measurements (...) and the 5-step predictor of the AR(3) model.]*

En av de allra enklaste modellerna som kan ansättas för att med ledning av prognosen prediktera mätvärdet är en in-utsignalmodell av typen

$$y(t) = B(z)u(t) + e(t)$$

där $u(t)$ är 24-timmarsdifferensen av prognosen och $B(z)$ är lika med en skalär konstant. Det bör tilläggas att prediktionsfelet i denna modell ej är beroende av antalet prediktionssteg, utan är konstant för alla horisonter för vilka prognosdata finns. I fig. E.4 har den predikterade processen plottats tillsammans med motsvarande mätvärden med B skattad till 0,63.

Denna modell kombinerades med AR(3)-modellen till den AR(3)X-modell som beskrivs i kapitel 5.5. I figurerna E.5 och E.6 kan 5- och 24-stegsprediktorerna för denna modell beskådas.

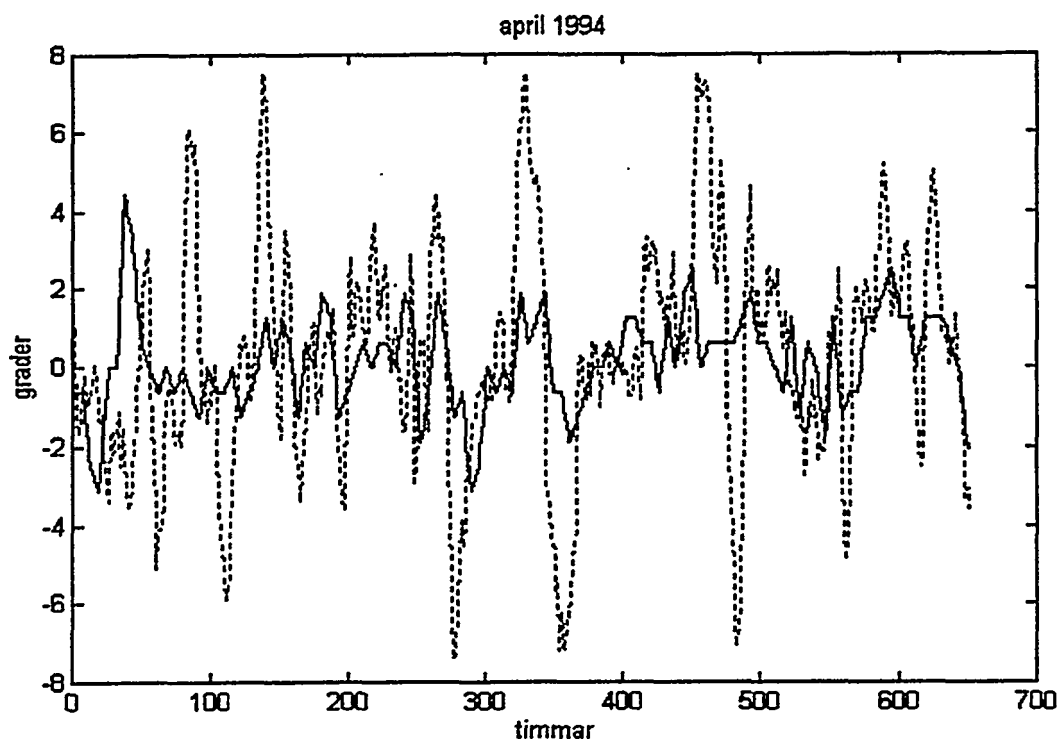


Fig. E.4. 24-timmarsdifferentierade mätvärden (...) och in-utsignalmodellens prediktion (-).
[24-hour differenced measurements (...) and the output error model predictor (-).]

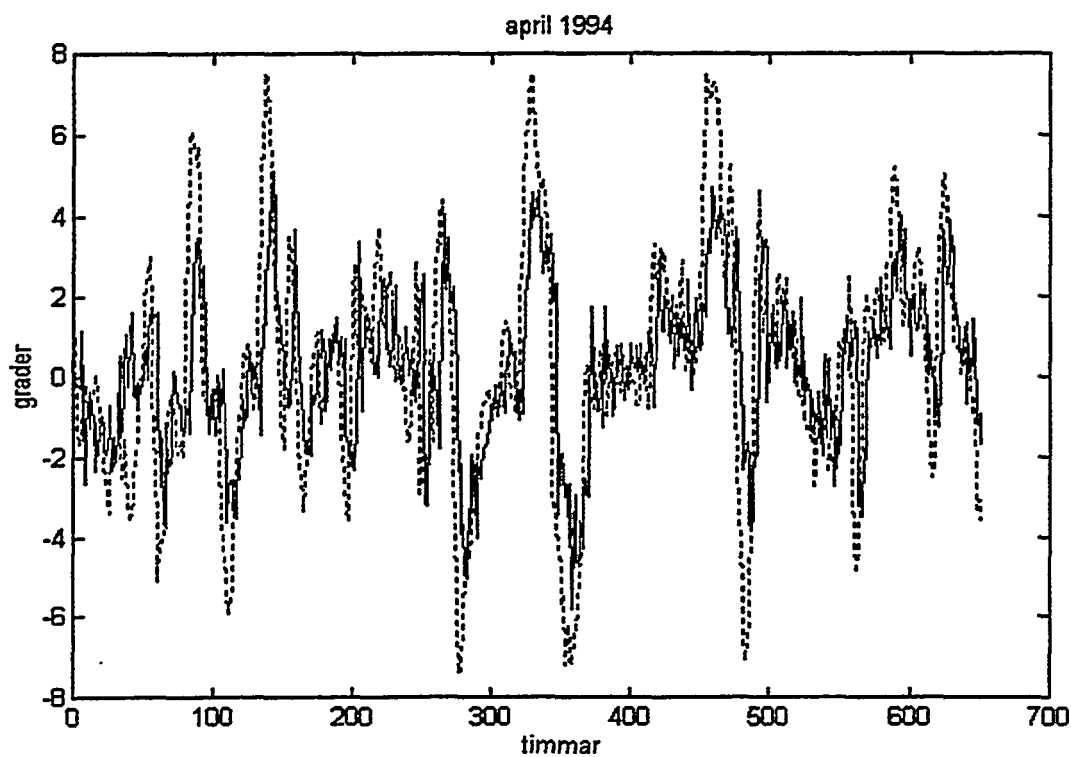


Fig. E.5. 24-timmarsdifferentierade mätvärden (...) och AR(3)X-modellens 5-stegsprediktion (-).
[24-hour differenced measurements and the 5-step prediction of the AR(3)X model (-).]

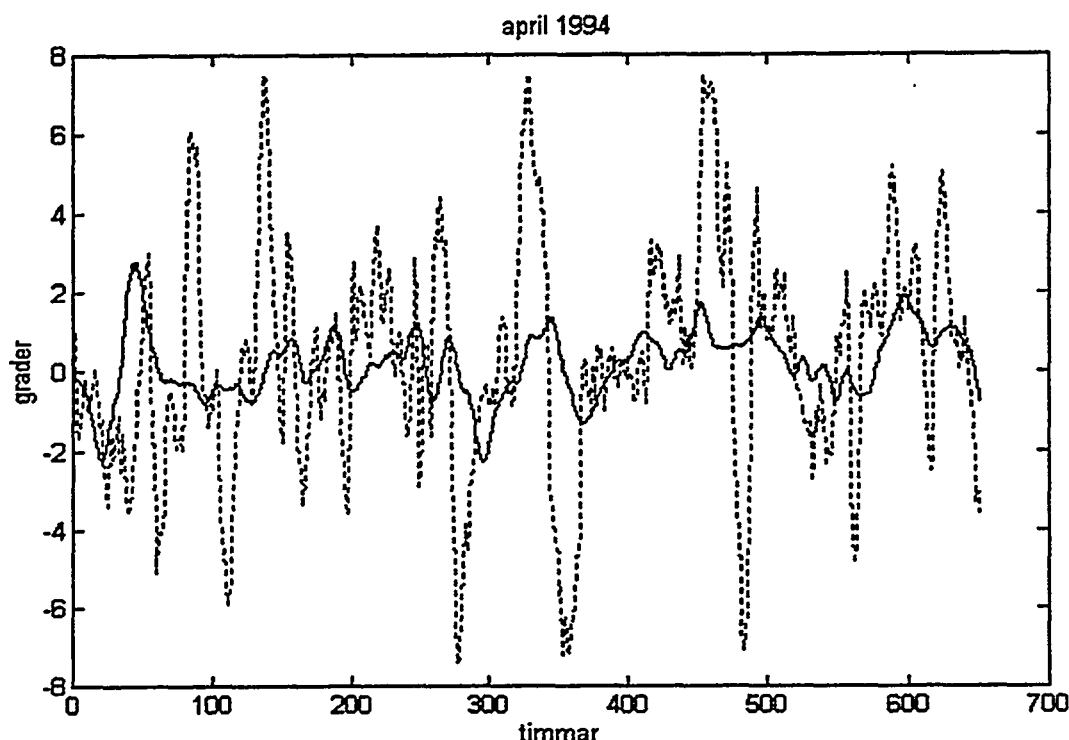


Fig. E.6. 24-timmarsdifferentierade mätvärden (...) och AR(3)X-modellens 24-stegsprediktion (-).
[24-hour differenced measurements and the 24-step predictor of the AR(3)X model (-).]

Försök gjordes även med att differentiera två gånger - för både 1 och 24 timmar för att på klassiskt maner kompensera för trend och periodicitet. Tidsserierna vi betraktar är nu på formen

$$\nabla_{24}^1 Y_t = (Y_t - Y_{t-1}) - (Y_{t-24} - Y_{t-25})$$

d v s $d=1$ och $s=24$. För april -94 ser dessa processer ut som i fig. E.7. Man kan se att båda processerna har samma principiella utseende, men att den uppmätta temperaturen är 'brusigare' och har kraftigare transienter på många ställen. Här stöter man emellertid på problem i och med att varje prediktionssteg p. g. a. 1-stegsdifferentieringen måste baseras på ett redan predikterat värde istället för ett mätvärde. Vid de inledande försöken visade det sig att en flerstegsprediktor konstruerad på ett sådant sätt ganska snabbt - efter några timmar - spårar ur och blir instabil. Detta kan bero på behovet av kraftigare inviktning av prognosen för längre prognoshorisonter. Man vill i detta sammanhang ha en modell som är något instabil och därigenom reagerar snabbt på förändringar i indata. Dock är för kraftig instabilitet absolut inte önskvärd eftersom prediktorn då går mot oändligheten alldeles för tidigt.

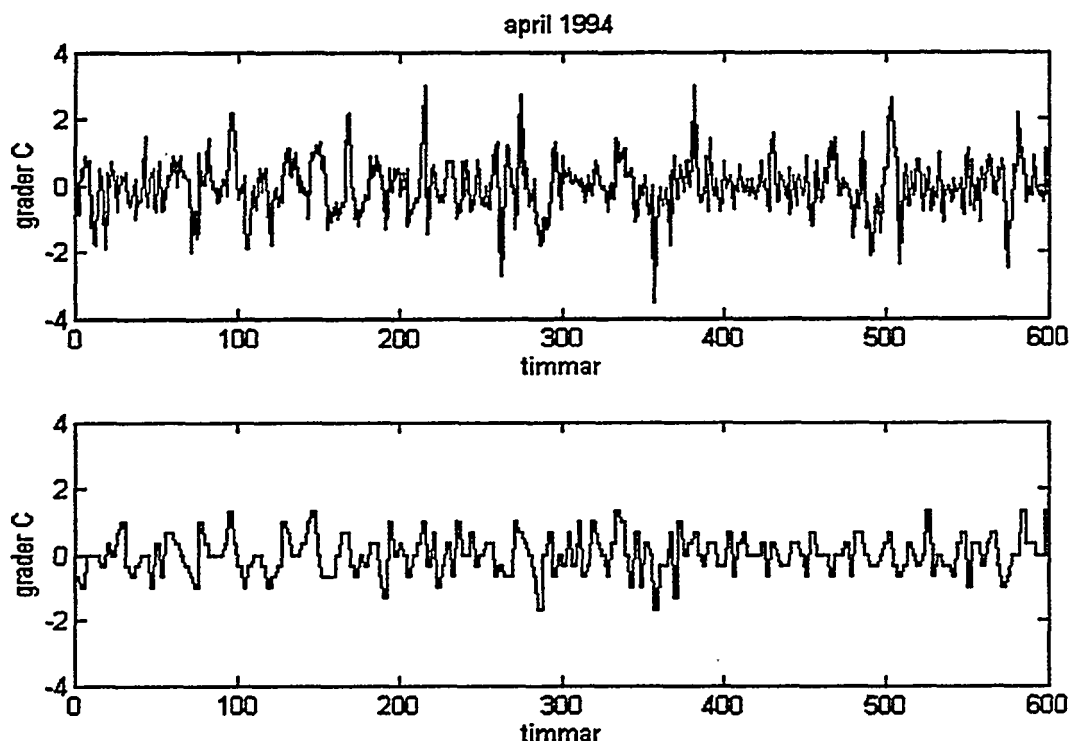


Fig. E.7. 1- och 24-timmarsdifferentierade mätvärden och prognoser. Högdalen, april 1994.
[1- and 24-hour differenced measurements and forecasts. Högdalen, April 1994.]

Med det som presenterats hittills i åtanke verkar det vettigast att undersöka en modell baserad på autoregression på själva SMHI:s prognosfel. Felet och dess autokorrelationsfunktion presenteras grafiskt i figur E.8. Man kan se att korrelationen förutom de första timmarna även är positiv kring 24 och 72 timmar.

För felkorrigering på kort sikt (ett fåtal timmar) är en av de enklaste modeller man kan tänka sig en som endast baserar sig på prognosfelet i nuläget (timme 0) och uttalar sig om felet k timmar framåt. Med tidsserieanalytisk terminologi skulle man kunna säga att prediktorn baseras på en $AR(k)$ -modell med koefficienterna för tidsförskjutningar mindre än k steg satta lika med noll. Det viktiga i denna omständliga beskrivning är att man anpassar en uppsättning parametrar (i detta enklaste fall är bara en av dem skild från noll) till varje prognoshorisont. Iden att varje horisont får sina egna parametrar är i sig förnuftig - vi garderar oss i det fall processen vi ska prediktera inte riktigt kan beskrivas med de linjära filter som den gängse tidsserieanalysen föreskriver. Så är också fallet i många praktiska tillämpningar.

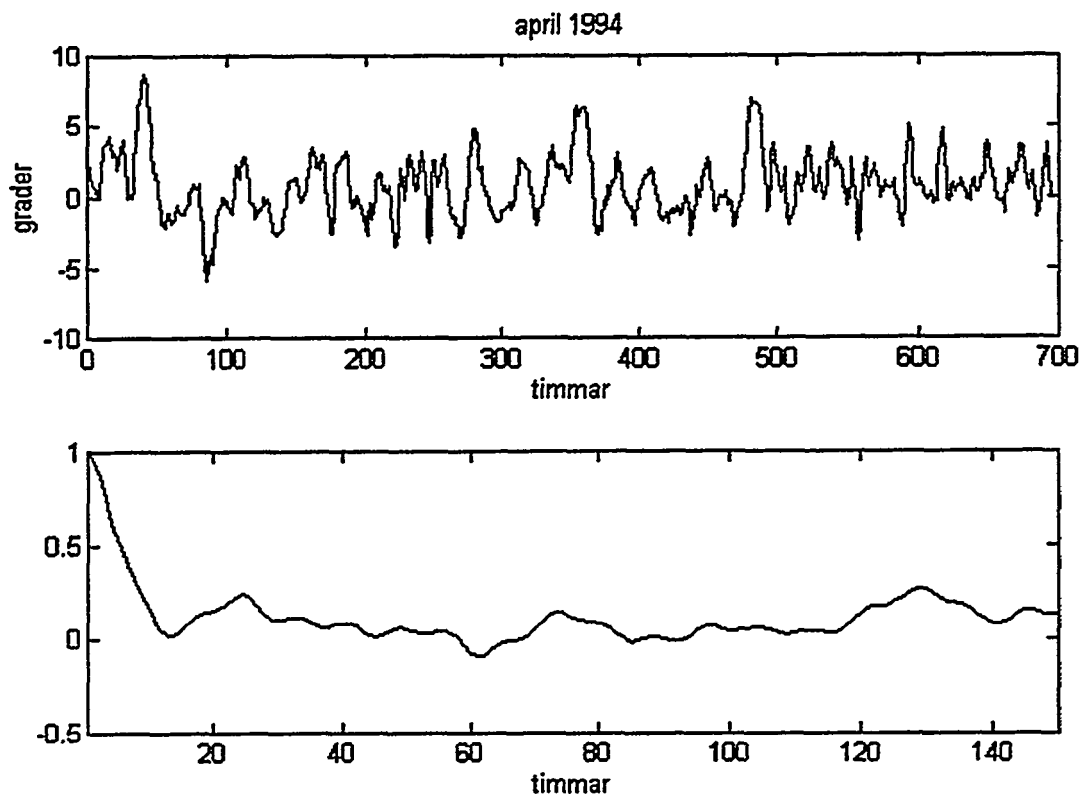


Fig. E.8. SMHI:s prognosfel (överst) med autokorrelation (3-24-timmarshorisont), Högdalen 1994.
[SMHI forecast error (top) with autocorrelation function for 3 to 24 hour horizons. Högdalen -94]

Appendix F. Modellering för lastprognoskorrigering

Data från Helsingborg 1994-95 användes som underlag för lastprognosering. Utifrån de grundläggande prognosmodellerna som beskrivits i andra kapitel räknades okorrigerade lastprognoser ut, med indata från 1 resp. 2 år. Det genomsnittliga prognosfelet blev härvid 11,7 °C.

F.1 Dygnsmedelvärdeskorrigering

Ett första antagande (enligt ovan) kan vara att prognosernas medelvärde ligger på en för hög/låg nivå. Det kan vara så att det anslutits nya abonnenter, den underliggande väderprognosen uttalar sig om en annan plats än den egna mätpunkten eller att väder- och/eller lastprognoserna är behäftade med systematiska modellfel. Ett medelvärdesfel definieras därför som medelskillnaden mellan faktisk last och prognoserad last de senaste 24 timmarna. Detta värde adderas sedan till den senaste prognosen. Det genomsnittliga felet i lastprognosen minskade med 11,6% och blev 10,4 °C.

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995 (Helsingborg)
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

		Tidsserieanalys	
		Indata från 1 år	Indata från 2 år
16e Januari-15e Februari	Utan korrigering	11,45	10,10
	Med korrigering	10,33	8,36
16e Mars-15e April	Utan korrigering	14,58	10,71
	Med korrigering	13,90	9,14

F.2 Timbaserad korrigering

I ett försök att åtgärda en felaktig dygnsrytm i prognosmetoden beräknas ett medelfel vid klockan T, för ett antal dygn tillbaka. Jämfört med dygnsmedelvärdeskorrigering tar man en större risk: troligtvis har viktiga parametrar ändrats. Kompensation infördes med medelvärde av nio dagars fel, vilket gav bäst resultat. Det genomsnittliga felet i lastprognosen minskade med 13,0% och blev 10,1 °C

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995 (Helsingborg)
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

		Tidsserieanalys	
		Indata från 1 år	Indata från 2 år
16e Januari-15e Februari	Utan korrigering	11,45	10,10
	Med korrigering	11,12	9,67
16e Mars-15e April	Utan korrigering	14,58	10,71
	Med korrigering	10,83	8,65

Testen visar på sämre resultat än dygnsmedelvärdeskorrigering enligt F.1 i januari och bättre resultat i mars. En möjlig förklaring är att de prognoserade timfluktuationerna är lika stora genom hela perioden. Timbaserad korrigering justerar, med viss eftersläpning, dessa efter hand.

F.3 Dygnstypsberoende varianter av korrigering

I F.1 och F.2 blandas olika dygnstyper (arbetsdag/helgdag) ihop vid felkorrigering, vilket kan visa sig olyckligt. Det förefaller troligt att blir det andra typer av fel under helger än under veckodagar. Därför prövas nu en variant som bygger på de tidigare lösningarna, men data hämtas från dygn av samma typ. Vid helgdagar får man ofta gå åtminstone en vecka tillbaka, vilket ger stora problem med noggrannheten.

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995 (Helsingborg)
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

	Tidsserieanalys	
	16e Januari-15e Februari	16e Mars-15e April
Utan korrigering	11,45	14,58
korrigering, dygnsbaserad	10,59	13,25
korrigering, timbaserad	11,89	11,33

Här är den timbaserade kompensationsmetoden bara beroende av fyra dygn. Detta för att det 1995 bara finns fyra helgdagar före den 16:e januari.

Resultatet visar att dygnstypsberoende korrigering gav sämre resultat än de som redovisas i F.1 och F.2.

F.4 Dygnstidsberoende prognosering med felkorrigering

Som en annorlunda variant av grundmodellen för lastprognosering testades en lösning där lasten i första hand beräknades utan hänsyn till tidpunkt på dygnet. Därefter läggs dygnsfluktuationerna på efteråt, som en timbaserad korrigering.

Om riskerna tedde sig stora vid korrigering av en prognos som delvis baserade sig på klockslaget, blir de ännu större vid en prognos som sker utan hänsyn till klockslaget. Den okorrigerade lastprognosens fel blev också något större: 11,8 °C. Trots det blir det korrigerade resultatet överraskande gott, med ett medelfel på 9,96 °C.

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Helsingborg
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

		Tidsserieanalys	
		Indata från 1 år	Indata från 2 år
16e Januari-15e Februari	Utan korrigering	12,09	11,88
	Dygnsbaserad	11,01	10,39
	Timbaserad	11,21	10,50
16e Mars-15e April	Utan korrigering	12,22	10,97
	Dygnsbaserad	10,14	9,31
	Timbaserad	9,49	8,64

Denna prognostyp är dock mer beroende av bra on-linekorrigering och är mer känslig för fel i mätdata.

F.5 Lastprognoskorrigering - data från Norrköping

Ett problem med ovanstående genomgång är att den inte ger ett entydigt svar om vilken modell som ger bäst resultat, förutom att två års träningsdata i Helsingborg ger en betydlig förbättring. Därför gjordes även motsvarande körning på data från Norrköping:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Norrköping
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Norrköping test data of 1995.]

		Tidsserieanalys			
		Dygnstidsberoende		Dygnstidsoberoende	
		Indata från 1 år	Indata från 2 år	Indata från 1 år	Indata från 2 år
16e Januari- 15e Februari	Utan korrigering	5,86	8,61	8,28	9,09
	Dygnsbaserad	5,76	8,67	8,28	9,45
	Timbaserad	5,84	8,70	7,17	9,47
16e Mars- 15e April	Utan korrigering	7,78	10,21	8,01	10,29
	Dygnsbaserad	6,98	10,21	8,16	10,39
	Timbaserad	6,69	9,35	7,57	9,35
16e Juni- 15e Juli	Utan korrigering	19,29	15,95	19,05	15,93
	Dygnsbaserad	16,56	14,70	16,33	14,59
	Timbaserad	19,43	15,84	19,17	16,05

Tillsammans med körningar på data från Helsingborg kan man dra slutsatsen att den dygnsbaserade korrigeringen ger ett gott resultat i början av året. Framåt våren ger timbaserad korrigering bättre resultat. Eftersom dygnsfluktuationerna utgör ett starkt inslag även under sommaren, så borde den timbaserade korrigeringen ge bäst resultat. Att det inte blir så beror antagligen på variationer i väderlek mellan träningsdata och testdata. Den timbaserade korrigeringen innehåller då stora fel, och den dygnsbaserade korrigeringen ger då bäst resultat.

I tabellen noteras också att två års indata ger sämre resultat än ett års. En undersökning av situationen i Norrköping förklarade varför:

- Förändringar i fastighetsbeståndet (ökad isolering) har resulterat i lägre förbrukning
- Ändrade taxeregler har resulterat i annorlunda dygnsrytm.

Av tabellen ovan framgår också att en prognosmodell enligt F.5 (dygnstidsberoende) ger sämst resultat.

F.6 Varierad prognosmodell och lastprognoskorrigering

F.6.1 Anpassning till tvåkomponentsmodell

För det neurala nätverket gav en modell med ett nätverk för veckodagar och ett nätverk för helgdagar bäst resultat. På samma sätt införs två tidsseriemodeller som får prognosera en dygnstyp var:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995
[Percentual mean absolute error of mean load determined from test data of 1995.]

		Indata från Helsingborg		Indata från Norrköping	
		En modell	Två modeller	En modell	Två modeller
16e Januari- 15e Februari	Utan korrigering	10,10	10,02	8,61	8,42
	Dygnsbaserad	8,36	8,34	8,67	8,76
	Timbaserad	9,67	9,62	8,70	8,58
16e Mars- 15e April	Utan korrigering	10,71	10,15	10,21	10,04
	Dygnsbaserad	9,14	8,59	10,21	9,97
	Timbaserad	8,65	9,35	9,35	9,45
16e Juni- 15e Juli	Utan korrigering	Data saknas	Data saknas	15,95	16,28
	Dygnsbaserad	Data saknas	Data saknas	14,70	15,07
	Timbaserad	Data saknas	Data saknas	15,84	16,00

Tvåkomponentsmodellen ger bättre resultat i perioden 16:e januari - 15:e februari. I följande period ger den också bättre resultat, med ett undantag: timbaserad kompensation av perioden 16:e mars t.o.m. 15:e april ger bättre resultat med enkomponentsmodellen. På sommaren ger den sämre värden.

Ovanstående resulterade i försämringar för t.ex. sommarvärden. En naturlig förändring blir att inte dubblera alla värden, bara fourierserien (Appendix A) och konstanterna (vilket tillåter olika medellast för veckodagar och helgdagar). En förbättring visade sig:

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995
[Percentual mean absolute error of mean load determined from test data of 1995.]

		Indata från Helsingborg		Indata från Norrköping	
		En modell	Extra parameterar	En modell	Extra parameterar
16e Januari- 15e Februari	Utan korrigering	10,10	9,98	8,61	8,27
	Dygnsbaserad	8,36	8,39	8,67	8,67
	Timbaserad	9,67	9,60	8,70	8,36
16e Mars- 15e April	Utan korrigering	10,71	10,39	10,21	10,07
	Dygnsbaserad	9,14	8,74	10,21	9,96
	Timbaserad	8,65	8,53	9,35	9,32
16e Juni- 15e Juli	Utan korrigering	Data saknas	Data saknas	15,95	15,69
	Dygnsbaserad	Data saknas	Data saknas	14,70	14,58
	Timbaserad	Data saknas	Data saknas	15,84	15,68

En del intressanta förbättringar noteras, men även i något fall försämringar (jämfört med både en- och tvåmodellresultaten) i storleksordningen tiondelar av en promille.

F.6.2 Resultat för olika tidshorisonter

Under avsnitten F.1 - F.5 har det förutsatts att mätdata finns tillgängliga för alla timmar man prognoserar. Så är inte fallet i verkligheten. Man gör lastprognoser för olika tidshorisonter framåt. En intressant aspekt är att studera vilka effekter on-linekorrigeringar har på olika tidshorisonter. Baserat på den förbättrade tidsserieanalysen gjordes följande tabell (två års träningsdata från Helsingborg):

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995
[Percentual mean absolute error of mean load determined from test data of 1995.]

		48 timmar	24 timmar	12 timmar	6 timmar	1 timme
16e Januari- 15e Februari	Utan korrigering	9,98	9,98	9,98	9,98	9,98
	Dygnsbaserad	9,45	9,99	9,89	9,52	8,39
	Timbaserad	9,95	9,6			
16e Mars- 15e April	Utan korrigering	10,39	10,39	10,39	10,39	10,39
	Dygnsbaserad	9,57	10,4	9,72	9,42	8,74
	Timbaserad	8,58	8,53			

Observera att den timbaserade korrigeringen av naturliga skäl har minst 24 timmar som tidshorisont. Senast klockan var t.ex. sju på morgonen var ju 24 timmar tidigare.

I tabellen ovan syns skillnaden mellan vinter/vår prognoser: på vintern är dygnsfluktuationerna svaga jämfört med baslasten. Då ger dygnsbaserad korrigering goda resultat. På våren är dygnsfluktuationerna starkare och då ger timbaserad korrigering bättre resultat. Man ser att den dygnsmedelvärdesbaserade korrigeringen ger bäst värde med tidshorisonten 1 timme. Detta bör bero på att denna korrigeringstyp inkluderar mätvärden fram till nutimmen. En intressant fråga är om man kan förbättra lastprognoserna genom att enbart använda det sista kända mätfelet, det vill säga mätfelet vid tidpunkten för prognosens framställande.

F.6.3 Korrigering med sista timmens fel

En korrigering för sista kända prognosfel kombinerat med ett antagande av exponentiellt avklingade fel testades och jämfördes med den okorrigerade lastprognosen vid olika tidshorisonter för lastprognosen, vilket gav följande resultat (2 års träningsdata från Helsingborg):

Medelabsolutfel i procent av medellasten för testdata från 1995, Helsingborg
[Percentual mean absolute error of mean load determined from Helsingborg test data of 1995.]

Timhorisont		1	2	3	4	5	6
Jan/Febr	Okorrigerat	9,98	9,98	9,98	9,98	9,98	9,98
	Sista timmens felkorr	4,98	6,63	7,54	7,97	8,23	8,61
Mar/Apr	Okorrigerat	10,39	10,39	10,39	10,39	10,39	10,39
	Sista timmens felkorr	5,28	7,69	8,90	9,50	9,87	9,89

Av ovanstående tabell framgår att en felkorrigering baserad på korrigering baserad på sista timmens prognosfel kan förbättra lastprognosen för de korta tidshorisonterna, för tidshorisonten 1 timme med upp till 50% minskning av prognosfelet och för tidshorisonten 2 timmar med mellan 25% och 35% minskning av prognosfelet. Generellt är denna korrigeringstyp bäst för de kortare tidshorisonterna (mindre än 5 timmar).

Appendix G. Intervjuer med personal på energiföretag

Intervjuade företag och personer namnges inte i det följande utan endast för rapporten relevant innehåll i intervjuerna presenteras.

Företag 1

Företag 1 är har två stora olje- och kolbaserade kraftvärmeblock och är en storleverantör av såväl el som fjärrvärme. I produktionen finns även 3 hetvattenpannor, 5 elpannor, 12 värmepumpar och värmeackumulator.

Företagets största problem i driftsplaneringen är att planera och optimera produktionen ekonomiskt. Företaget har idag ett driftstödsystem som är halvmanuellt. Produktionsoptimeringen utgörs idag av ett simuleringssystem där olika produktionsenheter läggs in manuellt. Utifrån denna ansats simuleras en optimal körning och utifrån denna och lastprognosen räknas en körning av ackumulatören ut.

Företaget har en datoriserad lastprognos (leverantören av denna har dock idag slutat sälja lastprognoser). Lastprognosen baseras enbart på historiska data och väderprognos från SMHI. Varje timme räknas en ny lastprognos ut automatiskt. Var tredje timme kommer en ny och korrigerad väderprognos från SMHI in. Prognoshorisonten för lastprognosen är 5 dygn.

Vissa problem har uppstått med lastprognosen under speciellt sommartid då uppenbart felaktiga värden har prognoserats. I övrigt ger prognosen ett hyfsat bra resultat, precisionen beror mest på kvaliteten på väderprognosen. Lastprognosen har svårt att hantera försenade och för tidiga (i förhållande till väderprognosen) frontpassager.

Företagets framtida satsning kommer gälla ett helt datoriserat produktionsoptimeringssystem.

Företag 2

Företag 2 har ett kraftvärmeverk baserat på avfall och olja och är en stor leverantör av fjärrvärme och el. I produktionen finns även hetvattenpannor eldade med olja, tjockolja, el samt tallbecksolja samt värmepumpar och värmeackumulator. Företaget täcker ett fjärrvärmeområde som är uppdelat i två delar med begränsad överföringskapacitet mellan.

Företagets största problem i driftsplaneringen är att planera produktionen på ett effektivt sätt. Ekonomisk optimering är målet. Lastprognos är en bit på vägen mot målet. Produktionen sköts av personalen i kontrollrummet (skiftingenjörer). De avgör om nya produktionsenheter ska startas upp, hur överföring av värme mellan delområden ska ske samt avgör om egen el ska produceras eller om ångan ska direktreduceras. De styr framtemperaturen efter en modell för samband mellan framtemperatur och utetemperatur (gäller även för övriga företag).

Företaget har idag en datoriserad prognos från en kommersiell leverantör. Precisionen är bra på lastprognosen om SMHIs temperaturprognos har tillräcklig bra precision (felet ska vara mindre än 1 grad C). Slumpmässigt varierande framtemperatur på nätet stör lastprognosen kraftigt.

Företagets vill bygga ut lastprognosen till ekonomiskt optimerande system för produktionen

Företag 3

Företag 3 har inget kraftvärmeverk men är en stor leverantör av fjärrvärme. I produktionen finns ett stort antal hetvattenpannor som eldas med torv, träbränsle, kol, tallbäcksolja, olja och el. Det finns ingen värmeackumulator. Företaget täcker ett fjärrvärmeområde som är uppdelat i två delar med begränsad överföringskapacitet mellan.

Företagets största problem i driftsplaneringen är att få en strategi för ackumulering av värme i nätet som även innefattar ett beaktande av överföringstider mellan nätets två huvuddelar, samt separata lastprognoser för de två nätdelarna.

Företaget har idag ett datoriserat produktionsoptimeringssystem från en kommersiell leverantör. Systemet innefattar även en lastprognos som är gemensam för fjärrvärmenätets två huvuddelar. Lastprognosen stämmer relativt bra, men försämras kraftigt om SMHI-prognosen slår fel. Lastprognosen stämmer även sämre med produktionen om framtemperaturen på nätet varierar på ett slumpmässigt sätt samt då pannor drabbas av driftstopp.

Företaget kommer i framtiden dela upp sin lastprognos i separata delar för de två huvudnätet samt försöka få en ekonomisk optimering av ackumulering av värme i nätet.

Företag 4

Företag 4 har ett kraftvärmeblock baserat på kol och är en medelstor leverantör av el och fjärrvärme. Det finns i produktionen även hetvattenpannor som eldas med träbränsle, olja, naturgas och deponigas samt en värmepump. Det finns även en värmeackumulator.

Företagets största problem i driftsplaneringen är att få samarbetet med elförsäljningssidan att löpa smärtfritt samt precisionen i lastprognoserna.

Företaget har idag ett produktionsoptimeringssystem från en kommersiell leverantör. Systemet innefattar även en lastprognos samt funktioner för koppling av den egna elproduktionen till inköp av el på elbörs.

Lastprognosen upplevs för det mesta stämma, men vid perioder av kraftiga fel i SMHI-prognosen slår den kraftigt fel. Personalen jämför den datoriserade lastprognosen med sina tidigare manuellt framtagna kurvor för samband mellan last och utetemperatur. Det är huvudsakligen dygnsmedelvärdet för lasten som är intressant eftersom en relativt stor värmeackumulator kan jämna ut dygnsvariationerna i lasten.

Företag 5

Företag 5 har ett mycket litet kraftvärmeverk baserat på träbränsle. Det finns hetvattenpannor eldade med olja, el, naturgas samt en värmepump. Fjärrvärmenätet är uppdelat i två delar med begränsad överföringskapacitet mellan.

Företagets största problem i driftsplaneringen är den begränsade tillgången på personal och att de därigenom har för lite resurser att göra en genomtänkt driftsplanering.

Företaget saknar idag datoriserad driftsplanering och har ingen manuell lastprognosering. Den varierande lasten möts genom att man har en panna som går på dellast som kan ta upp variationerna i last. Företaget har inga synpunkter på lastprognoser eftersom man aldrig har arbetat med sådana.

Företag 6

Företag 6 har inget kraftvärmeverk och är en relativt liten leverantör av fjärrvärme. Den största delen av fjärrvärmen utgörs av spillvärme från en stor processindustri i området. Det finns ett antal oljepannor som går in under den kallare delen av året. Det finns även en värmeackumulator.

Det största problemet i driftsplaneringen är att planera hur de egna pannorna ska startas och stoppas, samt hur spillvärmeleverantörerna ska planeras sina leveranser.

Det finns idag inget datoriserat driftsstöd. Det förekommer inte heller någon manuell beräkning av lastprognoser (det är för besvärligt och ger för dålig precision). Det finns intresse av en datoriserad lastprognos som ser cirka tre dagar framåt, som underlag för spillvärmeleveranser, ackumulatorkörning och start och stopp av pannor.

RAPPORTFÖRTECKNING

Förteckning över tidigare publicerade orienteringar, kan beställas hos Värmeforsk.

Telefax: 08-677 25 35

Telefon: 08-677 27 54

- | | | | |
|-----|---|-----|---|
| 450 | Utveckling av metoder för kvalitets-säkring av mantalrörskarvar
Lars-Åke Cronholm och Rolf Westin
juli 1992 | 459 | Konvertering av befintliga kol- och oljeeldade anläggningar till biobränsleeldad kraftvärme
Bertil Andersson och Per-Axel Nilsson
december 1992 |
| 451 | Termisk stabilitet hos köldmedierna R22 och R134a
Ivan Falk
november 1992 | 460 | Effektiv pumpning
Bror-Arne Gustafsson
december 1992 |
| 452 | Torvpulvereldning
Bränslepreparering och förbränningsförsök
Per-Åke Gustafsson och Lennart Gustafsson
oktober 1992 | 461 | Industriell värmepumpsteknik
Thore Berntsson
december 1992 |
| 453 | Handmätinstrument som reserv för fast installerade emissionsmätsystem
Mats Sjöberg och Liselotte Carlsson
december 1992 | 462 | Inverkan av klor på eldstadstuber i CFB-pannor
Eric Häggblom
december 1992 |
| 454 | Prestandautvärdering av NO_x -konvertrar för emissionsmätningar
Henrik Harnevie och Liselotte
december 1992 | 463 | Sänkt drifttemperatur i fjärrvärmenät - fältmätningar och bestämning av fysikaliska egenskaper för cellbetong
Jan Molin och Ronny Nilsson
december 1992 |
| 455 | Svavelabsorbition vid samledning av svavelinnehållande bränslen och biobränslen - optimeringsförsök
Anders Nordin
december 1992 | 464 | Möjligheter att öka elutbytet vid kraftvärme med hetluftturbin
Janne Sjödin och Gunnar Svedberg
december 1992 |
| 456 | Bränslestorlekens betydelse för emissionen av NO_x vid kolförbränning i CFB
Boo Ljungdahl
december 1992 | 465 | Kartläggning av installerade NO_x , SO_2 - och CO-instrument
Olle Bildholm, Ulf Hagström och Anna-Karin Hjalmarsson
april 1993 |
| 457 | Erfarenheter från några svenska rökgaskondenseringsanläggningar
Rolf Brännland
december 1992 | 466 | NO_x -reduktion av gaser från gasturbiner och dieselmotorer genom förkoppling till fastbränsleeldad panna
Anders Nordin och Lars Eriksson
april 1993 |
| 458 | Fastbränsleeldade gasturbiner i kraftvärmetillämpningar
Jan Fredriksson och Björn Kiellström | | |

- 467 Jämförande emissionsmätning med DOAS-teknik och konventionell mätteknik
Johan Mellqvist, Håkan Axelsson, Annika Johansson och Henrik Harnevie
april 1993
- 468 Kornstorlekens betydelse för verkningsgrad och utsläpp av NO_x vid pulvereldning - en sammanfattning av teknikläget
Anna-Karin Hjalmarsson
juni 1993
- 469 Erfarenheter från försökseldning med alternativa biobränslen, Agro-bränslen
Anette Rydén och Jan Olofsson
juni 1993
- 470 Kontinuerlig övervakning av ammoniakutsläpp
Håkan Axelsson, Christer Brunström, Annika Johansson, Johan Mellqvist, Tycho Jaeger, Kjersti Karlsen, Arne Semb, Jacob Lindstrøm, Sven Sommer, Harald Mikkelsen
juni 1993
- 471 Rökgasflödesbestämning med mätning eller beräkning - praktisk jämförelse för en fastbränslepanna med blandat bränsle
Mats Sjöberg
juni 1993
- 472 Konvertering till Naturgas i typindustrier. Typfall Arla Mejerier i Götene
Per Göransson, Pär Öberg och Ove Borg
juni 1993
- 473 Membranteknik vid olika anläggningar
Bo Ramsbäck
juni 1993
- 474 Erosionsprovning av keramiska infodringar - nytt provningsförfarande
Ulf Engman
juni 1993
- 475 Utveckling av katalytisk brännare
Fredrik Ahlström
juni 1993
- 476 Erosionsprovning av CRC 262
Ulf Engman
september 1993
- 477 Alternativ kylvattenbehandling
Torsten Bauer
september 1993
- 478 Avgasning och avsaltning med sulfitdosering och omvänd osmos
Torsten Bauer och Mikael Ohlsson
september 1993
- 479 Uppföljning av erfarenheter från anläggningar för torkning av biobränsle
Leif Magnusson
september 1993
- 480 Uppföljning av försök med komppoundrör i Hallsberg MBC
Christer Gustavsson och Lars Nylöf
september 1993
- 481 Tryckväxlare - en anordning för effektivisering av fjärrvärmesystem
Bror-Arne Gustafson
september 1993
- 482 Spårämnens fördelning i förgasningsprocesser
Staffan Görtz
september 1993
- 483 Korrosion hos emaljerade ytor i varmvattensystem
Britt-Marie Svensson
september 1993
- 484 Utlösning av koppar och kopparoxider; Etapp 1 - Litteratursökning
Torsten Bauer
september 1993
- 485 FTIR-teknik för emissionsmätningar - praktiska erfarenheter
Per-Anders Wallin
september 1993

- 486 Minskning av NO_x-emissioner i samband med förbränning av lågvärdesgas
Ramond Gustafsson, Jan Oskarsson och Lars Waldheim
september 1993
- 487 Experimental Investigation of a Condensing Boiler with Thermomax Burner and Flue Gas Reheating
Mikael Näslund
november 1993
- 488 Mechanical Properties of a turbine Disc Made of a New 12 % Cr Steel with Improved Creep Properties
Samuel Fällman
november 1993
- 489 Krafttag i Kalifornien - Kvävereduktion med marknad och teknik
Jan Johansson och Ola Nordqvist
november 1993
- 490 Synpunkter på riktvärden för vattenkemi vid tryck upp till 80 bar
Torsten Bauer
november 1993
- 491 Inverkan av bränslets svavelinnehåll på emission av kväveoxider från fluidbädd
Magnus Carlsson, Boo Ljungdahl och Alf Malmgren
november 1993
- 492 Erfarenheter av NO_x-reducering genom primäråtgärder i en 12 MW-panna med rörlig rost
Robert Schuster
januari 1994
- 493 Test av On-line driftoptimering, etapp 2
Jonas Wilde, Henrik Harnevie och Bengt-Göran Bergdahl
januari 1994
- 494 Jämförelse av mätmetoder för bestämning av SO₃-koncentrationer i rökgaser
David Cooper och Martin Ferm
januari 1994
- 495 Studie av hur förbättrad spädvattenberedning vid anläggningar med panntryck <50 bar påverkar kostnader och miljö
Folke Persson
januari 1994
- 496 Katalytiska värmeväxlare för industriella tillämpningar
Fredrik Ahlström-Silversand och Tihamer Hargitai
januari 1994
- 497 Ökat värmeunderlag och elproduktionspotential genom samarbete mellan kommuner och industrier
Sören Johansson och Hans Åkesson
februari 1994
- 498 Konvertering till pulvereldning med biobränslen
Eva-Katrin Lindman och Paul Ingvarsson
februari 1994
- 499 DEPONIGASTEKNIK - En sammanställning av teknik, erfarenheter och utveckling
Sven-Erik Wiklund
mars 1994
- 500 Skademekanismer i värmekondensorer
Jüri Tavast
april 1994
- 501 Plastmaterial till köldbärarledningar
Thomas Ehrstedt
april 1994
- 502 Stökiometrins inverkan på korrosionen i fastbränslepannor vid kraft- och värmeproduktion
Karin Persson och Marianne Gyllenhammar
april 1994
- 503 Alkalisering av ånga och kondensat
Ivan Falk
april 1994

- 504 Övervakning av tryckkärl
Mats Dalenbring och Olle Backteman
april 1994
- 505 Prestandabestämning och förbättring av
abonmentcentraler <50 kW
Lena Råberger, Peter Gummérus och
Håkan Walletun
april 1994
- 506 Pannhusfickor för biobränsle -
problemanalys
Ingemar Goldkuhl
juni 1994
- 507 Studie av ORC-tekniken för
konvertering av biobränsleeldade
hetvattencentraler till kraftproduktion
Barbara Goldschmidt
juni 1994
- 508 HETLUFTTURBIN - Studie av
utvecklingsläget för hetluftturbin-
tekniken i Tyskland med lägesrapport
från USA
Janne Sjödin och Per Engblom
juni 1994
- 509 Potential och förutsättningar för
förbränning av industriavfall i
biobränsleeldade anläggningar
Ingemar Goldkuhl, Ulf Hagström och
Eric Norelius
juni 1994
- 510 Bildning av ammoniumsalter vid termisk
de-NO_x
Frank Zintl
juli 1994
- 511 Köldmedieläckageövervakning med
hjälp av akustisk emission
Anders Wik
augusti 1994
- 512 Friktionsnedsättning i fjärrvärmenät
genom tillsats av tensider - En
teknisk och ekonomisk bedömning
Henrik Bjurström och
Lars-Åke Cronholm
juli 1994
- 513 Svetsmetoder för polyetenrör för
gasdistribution
Hans Leijström
augusti 1994
- 514 Utvärdering av SNCR-anläggningar i
Ång- och Hetvattenpannor i Sverige
Jacek Gromulski, Anna Hinderson,
Annika Johansson, Georg Sfiris,
Mats Sjöberg och Mats Westermark
oktober 1994
- 515 Mätresultat från 12 MW
skogsbränsleeldad panna med rörlig rost
Robert Schuster
september 1994
- 516 Matematisk modellering, CFD (En
utvärdering av teknikens användbarhet
för simulering av rosteldade pannor
baserad på en jämförelse mellan
beräknade och mätta data)
Robert Schuster
september 1994
- 517 Teknik för mätning av NO₂ och NO_x i
rökgaser
Henrik Harnevie och David Cooper
september 1994
- 518 Utvärdering och jämförelse av mätteknik
för ammoniak i rökgaser
Annika Johansson, Henrik Harnevie och
Håkan Axelsson
oktober 1994
- 519 Exponering av kyllda prov i het korrosiv
gas - Material för gaskylare
i biomasseförgasare
Rikard Källström
december 1994
- 520 Katalytisk förbränning av förgasad
biomassa
Elose Heginuz, Björn Gregertsen,
Marco Zwinkels, Sven Järås och
Krister Sjöström
december 1994

- 521 Bestämning av rökgasflöden genom fläktmätning
Erkki Yli-Juuti och Risto Kuoppamäki
december 1994
- 522 Korrosionsprovning av tre höglegerade rostfria stål i varmt klorerat havsvatten
Bengt Wallén
december 1994
- 523 Avgasning av spädvatten med membranteknik
Mats Hellman
december 1994
- 524 En jämförelse av anläggningar med kombibehandling respektive konventionell ång-vattenbehandling
Eva Ingebrand
december 1994
- 525 Rundgångars ekonomiska betydelse för fjärrvärmenäten. Investerings-, drift- och underhållskostnader
Peter Herbert
februari 1995
- 526 Korrosion i rökpasskrubbar för soda- och sulfittanor
Sune Ström, Gunnar Bergman, Kristina Petersson och Lars Troselius
februari 1995
- 527 Friktionsnedsättande tillsatserns inverkan på miljön - Del 1
Henrik Bjurström, Staffan Grönholm och Bengt-Åke Nystrand
februari 1995
- 528 Utprovning av en ISO-standardmetod för bestämning av SO₂ i rökgas
David Cooper
februari 1995
- 529 Undersökning av mekaniska egenskaper i ett rotorämne tillverkat i ett nytt 10% CR-stål framställt genom PM/HIP-metoden
Samuel Fällman och Petra Kastensson
februari 1995
- 530 Jämförelse mellan olika metoder att karakterisera partikelegenskaper hos bränslepulver av trä, torv, olivkärnor och kol
Lennart Ryk
februari 1995
- 531 Järnsulfat som reduktionsmedel för konvertering från NO₂ till NO vid NO_x-mätning i rökgas
Martin Henriksson, Sebastian Bäckström, Håkan Axelsson och Evert Ljungström
februari 1995
- 532 Sammanställning av EU-krav för förbränningsanläggningar
Anna-Karin Hjalmarsson
februari 1995
- 533 Polyetenrör för propandistribution
Jens Viebke
februari 1995
- 534 Utvärdering av fjärrkyla i Västerås
Lars Lindgren, Urban Eklund
februari 1995
- 535 Studie av drifterfarenheter från moderna dieselmotorbaserade kraftvärmeverk i Oskarshamn och Linköping
Rolf Öberg och Frank Dalerhult
februari 1995
- 536 Testning av compoundtuber som överhettarmaterial i en 65 MW_v Pyroflow CFB-panna
Kari Peltola
februari 1995
- 537 Förbehandling av ytvatten för framställning av spädvatten med membranteknik
Bo Ramsbäck
februari 1995
- 538 Organiska tillsatsmedel vid vattenbehandling i ångkraftanläggningar
Jüri Tavast
april 1995

- 539 Inloppsfilter till gasturbiner
Mats Blomqvist
juni 1995
- 540 Expansionskuddar för direktförlagda fjärrvärmeledningar - med huvudinriktning på mineralullsprodukter
Sture Andersson, Bjarni Jensson
juni 1995
- 541 Emissioner av kolväten och NO_x vid låga luftöverskott i CFB
Robert Schuster
juni 1995
- 542 Utveckling av en värmeöverföringsmodell för skorstenar vid gaseldning
Mikael Näslund
augusti 1995
- 543 Kalibrering av gasflödesmätare (Calibration of gas flow meters)
Jerker Delsing
augusti 1995
- 544 On-line mätning av energiinnehåll i bio- och naturgas: En grundläggande studie av användning av ljudhastigheten som mått på energiinnehållet
Jerker Delsing och Inge Blom
augusti 1995
- 545 Funktions- och kvalitetsprovning av abonnentcentraler i fjärrvärmesystem
Håkan Walletun och Peter Gummérus
augusti 1995
- 546 Försmutsningsförlopp i plattvärmeväxlare för fjärrvärmeabonnentcentraler
Janusz Wollerstrand och Svend Frederiksen
augusti 1995
- 547 Jämförelsemätningar av flödes hastighet mellan ultraljudsmätare av Clamp-On typ och debiteringsmätare i fjärrvärmeabonnentcentraler
Jerker Delsing och Bernt Svensson
augusti 1995
- 548 Utvärdering av fyra kontinuerliga emissionsmätsystem av enklare typ
Henrik Harnevie, Laszlo Sarközi, Håkan Henriksson och Magnus Larsson
oktober 1995
- 549 Predikterande emissionsmätsystem (PEMS) för emissionskontroll i förbränningsanläggningar
Henrik Harnevie, Per Holmberg och Jan-Olov Jansson
oktober 1995
- 550 Membranteknik - Karakterisering av partiklar i industrikondensat
Ivan Falk
oktober 1995
- 551 Konservering och åtgärder vid stillestånd
Barbara Goldschmidt
oktober 1995
- 552 Rökgasavsvavling för oljeeldade anläggningar
Anna-Karin Hjalmarsson
december 1995
- 553 Svavelabsorption vid sameldning av olja och biobränslen - optimeringsförsök i full skala
Ulf Hagström, Karin Hedin och Anders Nordin
december 1995
- 554 Livslängdsanalys av ångturbiner samt generell beskrivning av livslängdsområdet
Lars Wrangén
december 1995
- 555 Reburning av en pulverflamma med lågvärdesgas
Niklas Berge, Magnus Carlsson, Per Kallner och Birgitta Strömberg
december 1995
- 556 Värmeväxlarrenovering - Materialpåverkan vid kemisk rengöring av värmeväxlare
Lars-Åke Cronholm

- | | |
|---|---|
| <p>557 Korrosion i pannrör
Ivan Falk
december 1995</p> | <p>567 Interface Oxidation and Lifetime of Thermal Barrier Coatings
Xin-Hai Li
mars 1996</p> |
| <p>558 Utvärdering av de första SCR-anläggningarna i Sverige
Cecilia Tärnström
maj 1996</p> | <p>568 Nyttiggörande av kondensat från rökgaskondensering
Barbara Goldschmidt
mars 1996</p> |
| <p>559 Erfarenheter från eldning med briketter och pellets från trä
Kent Nyström
december 1995</p> | <p>569 Effekter av olika tillsatser i eldningsolja
Jonas Dyrke
mars 1996</p> |
| <p>560 Installationer av NO_x-reducerande åtgärder
Anna-Karin Hjalmarsson och Karin Hedin
januari 1996</p> | <p>570 Utvärdering av förutsättningarna för SNCR i några mindre anläggningar
Anders Kullendorff, Katarina Lorentzon
april 1996</p> |
| <p>561 Utvärdering av reduktionsmedel för SNCR
Christer Andersson och Helena Woxlin
januari 1996</p> | <p>571 Alkalisering av ånga och kondensat med butanolamin och hydrazin
Ivan Falk
april 1996</p> |
| <p>562 Ersättning av HCFC 22 i stora värmepumpar
Paul Ingvarsson
februari 1996</p> | <p>572 Utvärdering av ny SNCR inblandningsteknik vid avfallspanna hos Uppsala Energi (System ROTAMIXTM)
G Moberg, H Sollenberg, H Westas
april 1996</p> |
| <p>563 Sammanställning av drifts- och underhållserfarenheter från kommunala och industriella kraftvärmeanläggningar
Jan-Olof Gustafsson
februari 1996</p> | <p>573 Beslutsstöd on line för minimering av NO_x - Resultat från Örebro Energi
Bengt Göran Bergdahl, Bohao Liao, Jan Sieurin
maj 1996</p> |
| <p>564 Korrosion hos överhettare i sulfatsodapannor
Fredrik Bruno
februari 1996</p> | <p>574 Utvärdering av mekanisk och manuell provtagning av biobränsle vid energiverk
Ronny Werkelin, Lennart Ryk
juni 1996</p> |
| <p>565 Installations of NO_x control measures in Sweden (översättning av rapport 560)
Anna-Karin Hjalmarsson och Karin Hedin
februari 1996</p> | <p>575 Predikterande Emissionsmätsystem (PEMS) för emissionskontroll i biobränsleeldade förbränningsanläggningar
Henrik Harnevie, Laszlo Sarközi, Sophia Trenkle
augusti 1996</p> |
| <p>566 Pulvereldning kol/rörflen/mald bränslekärna
Sven Stridsberg och Karin Segerud</p> | |

- 576 Reningsteknik vid rökgaskondensering
Mats Westermarck
augusti 1996
- 577 Exponering av kyllda och okyllda material
i simulerad förgasningsmiljö
Ulf Engman, Eric Häggblom
augusti 1996
- 578 Exponering av okyllda prov av värmebe-
ständiga legeringar i en het korrosiv gas,
representativ för förgasning av biomassa
(Denna metallografiska undersökning
har utförts inom huvudprojektet som
finns rapporterat i rapport 577).
Bo Ivarsson
augusti 1996
- 579 Undersökning av försprödning och för-
sprödningsmekanismer i material vid
långa drifttider
Magnus Gladh, Erik Skog
augusti 1996
- 580 Värmeforsks mättehandbok
Lennart Gustavsson
augusti 1996
- 581 Provtagning med membranteknik
som anrikningsmetod samt framställning
av ultrarent vatten för analysändamål
Sofie Pehrsson
augusti 1996
- 582 Utveckling av FTIR- och sondteknik för
gasanalys i förbränningsrum
Annika Johansson, Christer Andersson,
Claes Tuhlin, Maria Karlsson, Lars-Erik
Åmand
augusti 1996
- 583 Termomekaniska egenskaper hos
kulvert isolering av PUR-cellplast
Gunnar Bergström, Jonas Karlsson
augusti 1996
- 584 Handbok - Utbytesbehov i
kontrollsystem
för värmekraftverk
Tage Eriksson
september 1996
- 585 Remanent life assessment of creep
resistant modified 12 % chromium
steels: microstructural analysis and
microstructural development models
L Lundin, M Norell, H-O Andrén,
L Nyborg
september 1996
- 586 Validering av prediktionsmodeller för
NO_x-mätning
Tomas Öberg
oktober 1996
- 587 Oförstörande provning för livslängds
bedömning av högttemperaturanlägg-
ningar
Jan Storesund
oktober 1996
- 588 Gasseparation med membranteknik
Barbara Goldschmidt
oktober 1996
- 589 Korttidsprognoser för fjärrvärmelast och
utetemperatur med on-linekopplade
datorer
Björn Malmström, Per Ernfors, Daniel
Nilsson, Henrik Vallgren
oktober 1996
- 590 Kombination av in-situ och kallextrativ
rökgasmätning med FTIR
Christer Andersson, Johan Söderbom
oktober 1996