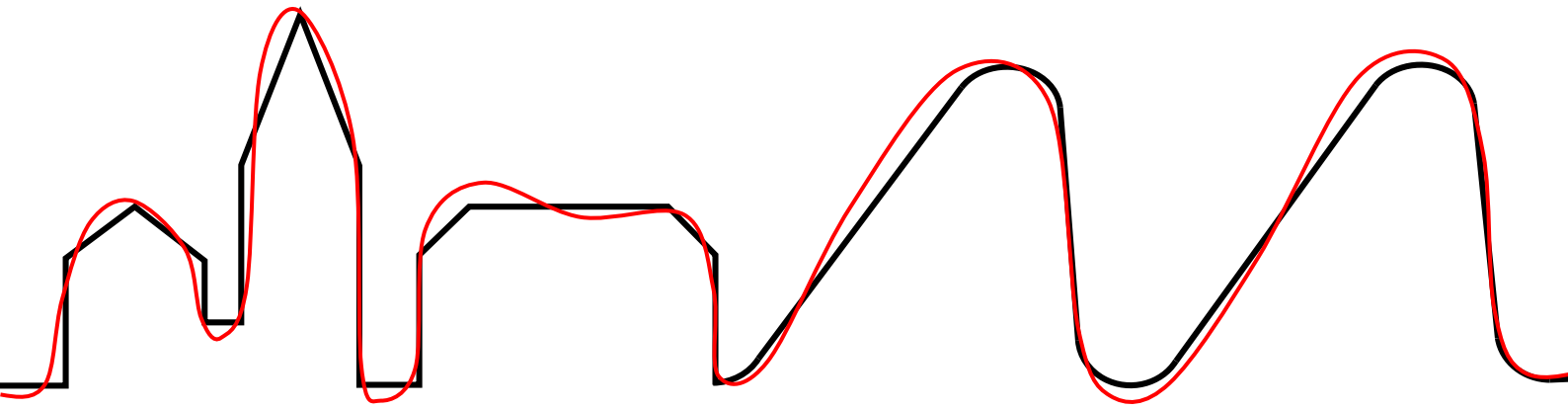
Hydraulisk modellering og modelprædiktiv styring med Neurale Netværk



Afgangsprojekt sep. 2015 – jun. 2016

———

Michael Mølskov Rasmussen

Kristoffer Stenkær Schneidelbach

———

Byggeri & Anlæg • Vand & Miljø • Aalborg Universitet

Hydraulisk modellering og modelprædiktiv styring med Neurale Netværk

Afgangsprojekt sep. 2015 – jun. 2016

———

Michael Mølskov Rasmussen

Kristoffer Stenkær Schneidelbach

———

Byggeri & Anlæg • Vand & Miljø • Aalborg Universitet

AALBORG UNIVERSITET
STUDENTERRAPPORT

School of Engineering and Science
Sofiendalsvej 11
9200 Aalborg SV
http://www.ses.aau.dk

Titel:

Hydraulisk modellering og modelprædiktiv styring med Neurale Netværk

Emne:

Afgangsprojekt

Projektperiode:
1/9-2015 - 20/6-2016

Forfattere:
Michael Mølskov Rasmussen

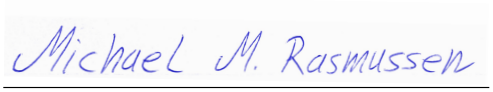
Kristoffer Stenkær Schneidelbach

Vejledere:
Michael Robdrup Rasmussen

Jesper Ellerbæk Nielsen

Kopier: 5
Sider: 132
Bilagssider: 44
Bilags-USB: 112 filer
Afleveringsdato: 9/6-2016

Nærværende rapport undersøger muligheden for hydraulisk modellering med neurale netværk, herunder hvorvidt det er muligt at foretage afstrømningsmodellering, vandstandsmodellering, backup og prognosticering af målte data. Yderligere demonstreres potentialet for, at basere en styring til afløbs- og vandløbsmodellering på neurale netværk.
Til afstrømningsmodellering af vandføringen i Grejs Å er input af nedbør og tørkeindeks til det neurale netværk fundet fordelagtigt. Herigennem er en vandføringsprognose på op til 120 min muligt uden nævneværdig forringelse af modelkvaliteten.
Til vandstandsmodellering af vandstanden i Vejle Havn er det vha. korrelerede vandstandsinput med en tidslig forsinkelse muligt at forudsige vandstanden med op til 420 min med neurale netværk. Her er et vandstandsinput suppleret med en vindfaktor vist markant forbedring af modelkvaliteten, især ved stuvningspåvirkning.
Det er vha. neurale netværk muligt, at modellere vandstandskoten i Omløbsåen vha. vandstandsinput fra nærliggende vandstandsmålestationer samt styresignalet til fordelerbygværket. Derudover er det demonstreret, at styresignalet for fordelerbygværket kan estimeres på baggrund af omkringliggende vandstandsmålestationer. Dertil er det på baggrund af en fastsat kritisk kote muligt at foretage styring af fordelerbygværket med neurale netværk. Ydermere kan der med neurale netværk foretages modelprædiktiv styring af forderbygværket på baggrund af de prognosticerede data.



Michael Mølskov Rasmussen

Kristoffer Stenkær Schneidelbach

Forord

Dette afgangsprojekt er udarbejdet af Michael Mølskov Rasmussen og Kristoffer Stenkær Schneidelbach fra civilingeniøruddannelsen i Vand og Miljø ved Aalborg Universitet. Afgangsprojektet er udarbejdet i perioden 1/9-2015 - 9/6-2016.

Idéen til nærværende projekt er i høj grad inspireret af *Keep it simple, stupid* (KISS). KISS-princippet bygger på, at en simpel løsning er bedre end en kompliceret løsning. Pointen er, at man ikke skal gøre løsninger/systemer ekstra komplicerede med vilje, men få det til at fungere med færrest mulige teknikker. Dette skyldes, at en simpel løsning er lettere at vedligeholde, nemmere at forstå, mere foranderlig og oftest indeholdende mindre risiko for fejl.
De seneste årtier har der inden for hydraulikken eksisteret en tendens til, at løsningerne er blevet mere og mere komplicerede i takt med, at den tilgængelige beregningskraft er steget. Den stigende kompleksitet er tidskrævende og fordyrende, men resulterer nødvendigvis ikke i et bedre resultat end hvad en simplere løsning kunne have præsteret.

Formålet med projektet er at sætte fokus på simple og alternative løsningsmetoder til løsning af hydrauliske problemstillinger på en smartere, hurtigere og billigere måde.

Læsevejledning

Rapporten er overordnet opdelt i dele, som hver berører forskellige emner og problemstillinger. Hver del opdeles af en introduktionsside, som illustrerer det område i projektlokaliteten den pågældende del omhandler. Rapportens dele består indledningsvist af en forundersøgelse efterfulgt af afstrømningsmodellering, vandstandsmodellering samt styringspotentiale og afslutningsvis en sammenfatning. Løbende i rapporten vil der blive henvist til bilag, som enten kan findes i nærværende rapports bilag eller på den vedlagte bilags-USB. I rapporten er der anvendt kildehenvisning efter Harvard-metoden, som står efter den tekstdel, hvor kilden er anvendt. Hvis kildeangivelsen er placeret inden for punktummet, er kilden kun tilhørende sætningen. Placeres kilden efter punktummet, er kilden tilhørende ovenstående tekstdel. Henvisningen indeholder efternavnet på forfatteren og årstal på kilden. Er der flere end to forfattere skrives efternavnet på den første forfatter efterfulgt af "et al.". Eksempel på kildehenvisning: [Larsen et al., 2009]. Ved de enkelte figurer og billeder vil der ligeledes fremgå kildehenvisning efter Harvard-metoden. Figurer og billeder uden kildehenvisning er egne illustrationer. I litteraturlisten findes detaljeret beskrivelse af litteraturen. For bøger angives: titel, forfatter(e), ISBN-nr., forlag og årstal. Internetsider er angivet med forfatter(e), titel, URL-adresse, årstal og besøgsdato. [Rasmussen et al., 2014]

Tak til

Der skal lyde en tak til en række aktører, som har bidraget til nærværende rapport. Først og fremmest skal der rettes en tak til Kjartan Gunnarsson Ravn fra Vejle Spildevand A/S, som har bistået med rådgivning, udlevering af MIKE URBAN-model og tekniske tegninger. Dertil rettes en tak til Paul Landsfeldt fra Vejle Kommune for vandløbsinformation. Ydermere takkes Ole Smith fra Orbicon for udlevering af vandstands- og vandføringsmålinger. Derudover skal der lyde en tak til Jens Bligaard fra SEGES for udlevering af fordampningsmålinger. Endeligt skal der lyde en særlig tak til lektor Michael Ropdrup Rasmussen og adjunkt Jesper Ellerbæk Nielsen for deres høje engagement, bidrag med idéer til projektet og disponibelhed for spontane diskussioner udover de regulære vejledermøder.

Abstract

The purpose of this project is to investigate how neural networks can be used for modelling of different hydrological problems in Vejle in relation to the utilization of real-time measurements. By this means, how well the neural network is sufficient in solving and finding the necessary interpretation and interaction between the included hydrological processes.

This study examines the scenario of modelling the run-off to the stream Grejs Å by the use of neural network as the primary modelling tool, based on the input of precipitation from a nearby-located rain gauge. Furthermore, examination of a potential lead-time for the forecast of the water flow in Grejs Å due to the delay from precipitation to actual run-off. In addition, examination of modelling and forecast of the water level in Vejle harbor, based on the water level from other harbors correlated to the same conditions as Vejle. This mainly presupposes that the other harbors have similar locations in which the water level will be obtained, where forecast of the water level in Vejle harbor requires that a certain lead-time exists between the different harbors. Lastly, an examination of how well a neural network is suitable of controlling the weir that divide the water from Grejs Å into Mølleåen and Omløbsåen in order to reduce potential flooding caused in the Omløbsåen. The input to the neural network controlling the weir level is the previous modelled run-off in Grejs Å and water level in Vejle harbor.

This project considers the type and processing of the input to the neural networks, in which more favourable results from the networks will be achieved. This is in order to examine what input that is preferred in relation to the focus of the specific case and type of system process.

To examine this, different types of models and methods are to be included. Due to the uncertainty of the approach and processing, secondary models is incorporated in order to explore different effect to the affected systems. This includes the implementation of a linear reservoir model that has shown how different included processes affects the outcome of the model setup. This results in the design of a drought-index made of precipitation and evaporation. The achieved understanding of the influence of different processes is used in the creation of a better neural network for the modelling of run-off to Grejs Å. The network for forecast of water level in Vejle harbor is enhanced by the try of a self-designed wind-factor included as an input to the neural network. In addition, due to the lack of the position for the level of the weir at Grejs Å, a conceptual model (MIKE URBAN-model) has been created to produce suitable data as input to a neural network. This makes possible of examination and handling of the control and forecast for the weir level in which the ability of the neural network can be studied.

The results show that neural networks is applicable as the primary modelling tool of run-off to the stream of Grejs Å, where the rain signal and self-designed drought-index is transformed into flow to the stream. The neural network shows a potential as a useful tool when combining similar signal types to estimate each other. This enables forecast of the water level in Vejle harbor by the use of secondary water level measurements from other harbors in combination with the self-designed wind factor. Finally, the neural networks shows that controlling of the weir at Grejs Å is possible as long as the requested input is available, including measurements or estimates of water level and flow and the corresponding position for the weir level.

The production of these results presuppose that a thorough understanding and interpretation of the natural system exists. Additionally that the structure, configuration and processing of the input to the neural network is made appropriate to the specific case and furthermore that a certain amount of data is available for calibration and validation of the neural network.

Indhold

1 Indledning **1**
- 1.1 Klimaforandringer i Danmark . . . 1
- 1.2 Oversvømmelseshyppighed og økonomisk omkostning . . . 1

2 Projektlokalitet **3**
- 2.1 Oplandsbeskrivelse . . . 3
- 2.2 Vandløb . . . 4
- 2.3 Oversvømmelseshændelser . . . 6
- 2.4 Oversvømmelsesreduktion . . . 8

3 Systemanalyse **13**
- 3.1 Konceptuel model for hydrologisk system . . . 13
- 3.2 Analyse af måledata for Vejle . . . 14

4 Introduktion til neurale netværk **27**
- 4.1 De biologiske og kunstige neurale netværk . . . 27
- 4.2 Anvendelsen af neurale netværk . . . 27
- 4.3 Opsætningen af neuralt netværk i MATLAB . . . 29
- 4.4 Håndberegningseksempel med neuralt netværk . . . 35
- 4.5 Computerbaseret beregningseksempel med neuralt netværk . . . 38
- 4.6 Evaluering af modelkvalitet . . . 39
- 4.7 Opsummering . . . 40

5 Projektbeskrivelse **41**
- 5.1 Problemformulering . . . 41
- 5.2 Oversigt af delelementer . . . 41

I Modellering af vandløbsafstrømning til Vejle **43**

6 Afstrømningsmodellering af målte data med neurale netværk **45**
- 6.1 Indledende undersøgelse af netværksopsætning og -type . . . 45
- 6.2 Afstrømningsmodellering af vandstand . . . 54
- 6.3 Delkonklusion . . . 58

7 Afstrømningsmodellering af syntetiske systemer med neurale netværk **59**
- 7.1 Afstrømningsmodellering af syntetisk system (LRM.2) . . . 59
- 7.2 Afstrømningsmodellering af modificeret syntetisk system (LRM.3) . . . 64
- 7.3 Delkonklusion . . . 67

8 Forbedret afstrømningsmodellering af målte data med neurale netværk **69**
- 8.1 Beregning af tørkeindeks . . . 69
- 8.2 Neuralt netværk til afstrømningsmodellering . . . 70
- 8.3 Delkonklusion . . . 77

II Modellering af vandstand i Vejle Havn **79**

9 Modellering og prognosticering af vandstand i Vejle Havn **81**
9.1 Drivende processer for vandstandsændringer 81
9.2 Inspektion af havvandstandsmålinger 82
9.3 Neuralt netværk til modellering og prognosticering af vandstand i Vejle Havn 85
9.4 Delkonklusion 92

III Styring af fordelerbygværk i Vejle **93**

10 Modellering af vandstandskote i ST. 32.21 og styring af fordelerbygværk **95**
10.1 Konceptuel vandløbsmodel 95
10.2 Neuralt netværk til vandløbsmodellering 98
10.3 Stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværk med neuralt netværk 104
10.4 Delkonklusion 110

11 Styrings- og tilbagefaldsstrategier **113**
11.1 Styringsstrategier 113
11.2 Tilbagefaldsstrategier 114
11.3 Backup-signal af målestationer 115

IV Sammenfatning **117**

12 Modelleringsoversigt **119**
12.1 Prognoselængde og -kvalitet for målestationer 119

13 Konklusion **121**

14 Videre undersøgelse og forbedringer **123**
14.1 Datamængde til kalibrering og validering af neurale netværk 123
14.2 Implementering af virkelige målinger 123
14.3 Reduktion af prognoseusikkerheden 124
14.4 Forbedring af prognoselængden og -kvalitet 124
14.5 Kvalitetssikring og udpegning af fejlmålinger 125

Litteratur **127**

Bilag **131**

A Bilags-USB **A1**
A.1 MALTAB-scripts A1
A.2 Konceptuel model A1
A.3 Elektronisk rapport A1

B Dataoversigt **A3**

C Evalueringsmetode, QH-relation og Manningformel **A5**
C.1 Vægtet determinationskoefficient A5
C.2 Tilpasning af QH-relation og Manningformel A5

D Afstrømningsmodellering **A9**
D.1 Neurale netværksdesign . . . A9
D.2 Målt potentiel fordampning . . . A10
D.3 Opsætning af 2-bassins lineær reservoir model (LRM.2) . . . A11
D.4 Estimering af potentiel fordampning . . . A12
D.5 Opsætning af 3-bassins lineær reservoir model (LRM.3) . . . A13
D.6 Beregning af tørkeindeks . . . A15
D.7 Omregning af netværksoutput . . . A16

E Vandstandsmodellering **A17**
E.1 Temporal respons mellem stationer . . . A17

F Validering af styresignal **A19**
F.1 Validering af responsflade for styresignal . . . A19

G Konfiguration af neurale netværk **A21**
G.1 Konfiguration af neurale netværk . . . A21

H Vejrlige karakteristika år 2014 og 2015 **A25**

I Hydrografer fra neurale netværk **A27**
I.1 Afstrømningsmodellering af lineær reservoir model . . . A27
I.2 Afstrømningsmodellering af målte data . . . A34

Kapitel 1

Indledning

Urbanisering, klimaforandringer og høje miljøkrav giver anledning til afløbstekniske udfordringer. Dette skyldes bl.a. kraftigere nedbør og ændret nedbørskarakteristik, større hyppighed af stormfloder og havvandsstigninger, færre permeable overflader samt målopfyldelse af EU's vandrammedirektiv.

1.1 Klimaforandringer i Danmark

Menneskelige aktiviteter, herunder afbrænding af fossile brændstoffer, fører til klimaforandringer globalt set såvel om i Danmark. I fremtiden får Danmark et varmere klima med øget nedbør og mere ekstremt vejr. Om sommeren forventes længere tørkeperioder og kraftigere nedbørshændelser, mens den generelle nedbørsmængde om vinteren stiger. Temperaturen vil ligeledes stige og bl.a. medføre mildere vintre. Siden 1870 frem til i dag er middeltemperaturen i Danmark steget ca. 1,5 $^{\circ}\mathrm{C}$. Afhængigt af klimasceneriet forudsiges den årlige middeltemperatur at stige 1,2($\pm$0,5) $^{\circ}\mathrm{C}$ for RCP2.6[1] og helt op til 3,7($\pm$1,0) $^{\circ}\mathrm{C}$ for RCP8.5 i år 2100. [DMI, 2014a]

Danmarks årsmiddelnedbør er moniteret siden 1874, hvor den siden 1890 frem til 2014 er steget op mod 140 $\mathrm{mm} \cdot \mathrm{år}^{-1}$, hvoraf den højeste stigning er indtruffet de seneste 50 - 60 år. Foruden en stigning i årsmiddelnedbøren er antallet af døgn med nedbør $10 \geq \mathrm{mm}$ i gennemsnit steget fra 15 til 20 døgn $\cdot$ $\mathrm{år}^{-1}$ i perioden 1938 - 2014. [DMI, 2015a] Dette giver en indikation af, at større nedbørshændelser forekommer hyppigere. Foruden en øget hyppighed i antallet af døgn med megen nedbør viser størrelsen af de årlige 24 timers nedbør en stigende tendens. Den største 24 timers nedbør er fra 1874-2014 i gennemsnit steget med 27 mm for måleperioden [DMI, 2015a].

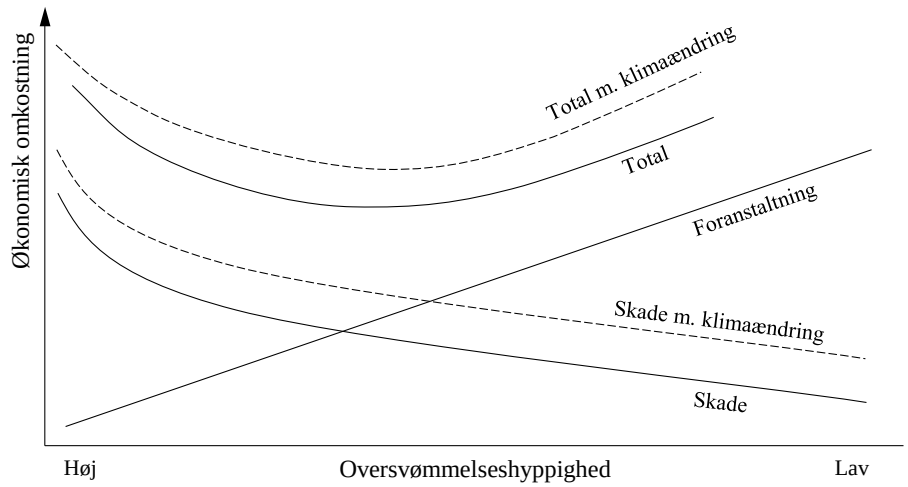
Det varmere klima medfører desuden stigning i havniveauet. Siden 1900 er havniveauet omkring Danmark i gennemsnit steget 2,2($\pm$0,3) $\mathrm{mm} \cdot \mathrm{år}^{-1}$. Dette svarer summeret til 0,26 m for perioden 1900 - 2016. Afhængigt af klimascenariet vil havniveauet i Danmark stige 0,34($\pm$0,25) m for RCP2.6 og op til 0,61($\pm$0,30) m for RCP8.5 i år 2100. [DMI, 2014a]

Klimaforandringerne forårsager derfor både højere temperaturer, mere nedbør og havniveaustigning, hvilket giver anledning til afløbstekniske udfordringer.

1.2 Oversvømmelseshyppighed og økonomisk omkostning

De fremtidige klimaforandringer og deraf oversvømmelser medfører en økonomisk omkostning i forbindelse med genopretning af skader. Opvejningen af de økonomiske omkostninger ved genopretning efter oversvømmelse ift. det økonomiske udlæg til reduktion af oversvømmelser er baseret på en pris/effekt-vurdering af det udbytte, som opnås ved den valgte opvejning. Til vurdering heraf er figur 1.1 skitseret, hvor hyppigheden af oversvømmelse ift. omkostningerne er vist.

[1] RCP (Representative Concentration Pathways) defineret ud fra en ændring i strålingspåvirkningen frem mod år 2100, hvilket primært skyldes ændringer i koncentrationen af drivhusgasser. RCP2.6 angiver således en øget strålingspåvirkning på 2,6 watt pr. m^2 i år 2100. [DMI, 2014a]



Figur 1.1. Hyppighed for oversvømmelse som funktion af omkostninger udgjort af genopretning efter oversvømmelse, vist med og uden påvirkning af klimaforandringer samt omkostninger til foranstaltninger herimod. Inspireret af Jensen [2015].

Figur 1.1 viser, at der ved acceptering af oversvømmelse med høj hyppighed tilsvarende medfølger høje omkostninger til udbedring af skader fra oversvømmelser. Dog forelægger der mindre omkostninger til anlægning af oversvømmelsesrelaterede foranstaltninger. Foretrækkes det, at oversvømmelseshyppigheden reduceres til lav hyppighed, vil omkostninger til udbedring af oversvømmelsesrelaterede skader tilsvarende reduceres. I modsætning hertil, vil de nødvendige omkostninger til etablering af oversvømmelsesreducerende foranstaltninger dog forøges. Yderligere viser figur 1.1, at påvirkning fra klimaforandringer vil medføre forøgede økonomiske omkostninger til dækning af skader fra oversvømmelser. Da reduceringen af oversvømmelsesrisikoen er en opvejning af pris/effekt vil en gylden middelvej være at foretrække, da de økonomiske omkostninger vil blive uoverkommelige, hvorfor en reduktion i hyppigheden af oversvømmelser bør gennemføres på en så billig og effektiv måde som muligt. Det kan dog i fremtiden, forudsat at klimaforandringer fortsat udvikler sig, være nødvendigt at om- og/eller udbygge afløbssystemet yderligere for at håndtere de kommende klimaforandringer [Jensen, 2015].

Kapitel 2

Projektlokalitet

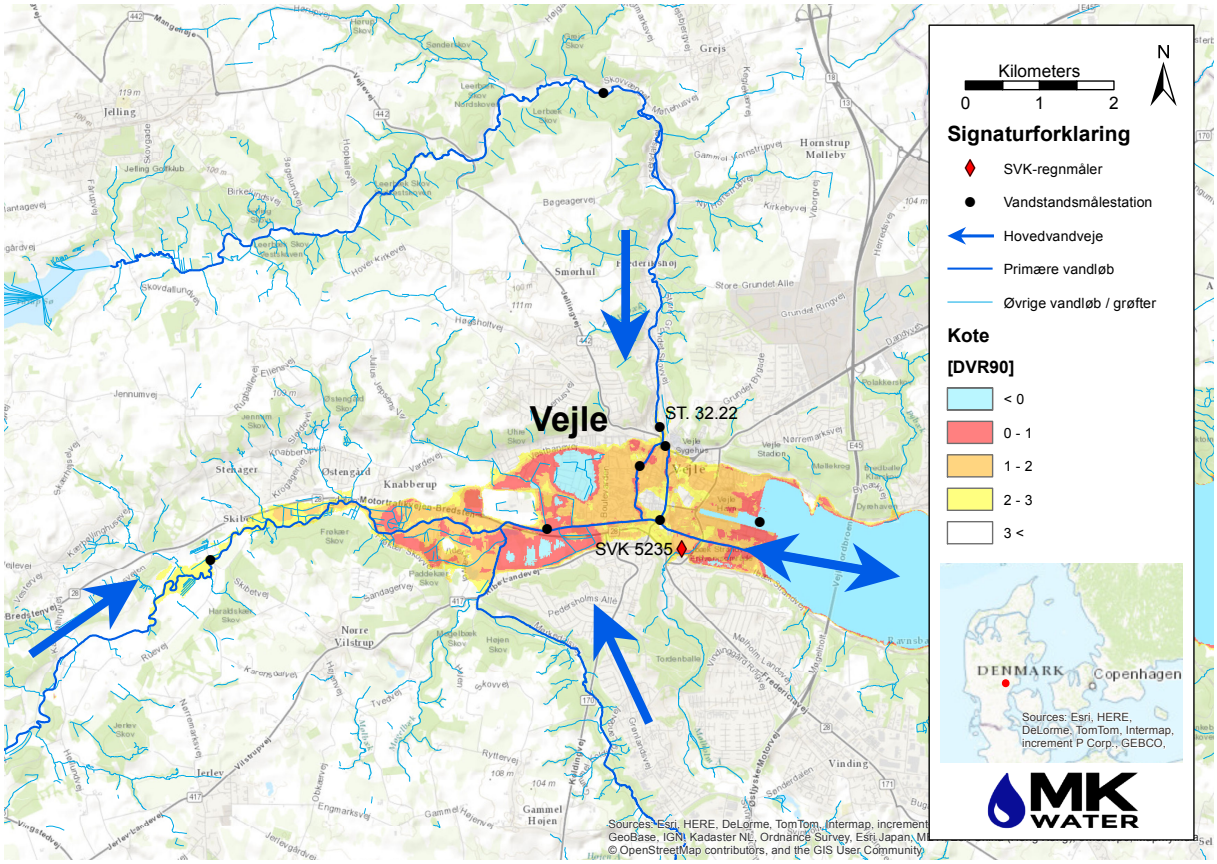
Dette kapitel omhandler beskrivelse af projektlokaliteten, dets opland og vandløb. Derudover beskrives nylige oversvømmelseshændelser og hvilke tiltag, som er iværksat for at minimere risikoen for oversvømmelse.

Projektlokaliteten for nærværende rapport er Vejle. Vejle er udvalgt som projektlokalitet, da byen potentielt er oversvømmelsestruet. Derudover er der i Vejle iværksat en række interessante tiltalg til at minimere risikoen for oversvømmelse.

2.1 Oplandsbeskrivelse

Vejle er beliggende i den inderste del af Vejle Fjord, hvor Vejle Ådal og Grejsdalen mødes. Vejles placering i de to ådale og direkte ved fjorden gør, at den indre by er lavtliggende. Omkring ådalene og Vejle Fjord er terrænet kuperet med stejle skrænter. I oplandet til Vejle findes en lang række vandløb, søer og vandhuller, som er med til at præge landskabet. Det hydrologiske opland til Vejle er omkring 360 km^2 [Ravn, 2016].

Vejle er af Miljøministeriet et al. [2011] udpeget som potentielt truet af oversvømmelse forårsaget af havet (Vejle Fjord), vandløb eller en kombination af disse. Udbredelsen af oversvømmelsen kan have forskelligt omfang afhængig af kilden. Vurderingen er lavet som en del af kravene i EU's oversvømmelsesdirektiv. En analyse af terrænkoterne og hovedvandvejene i oplandet til Vejle synliggør også den potentielle trussel, se figur 2.1.



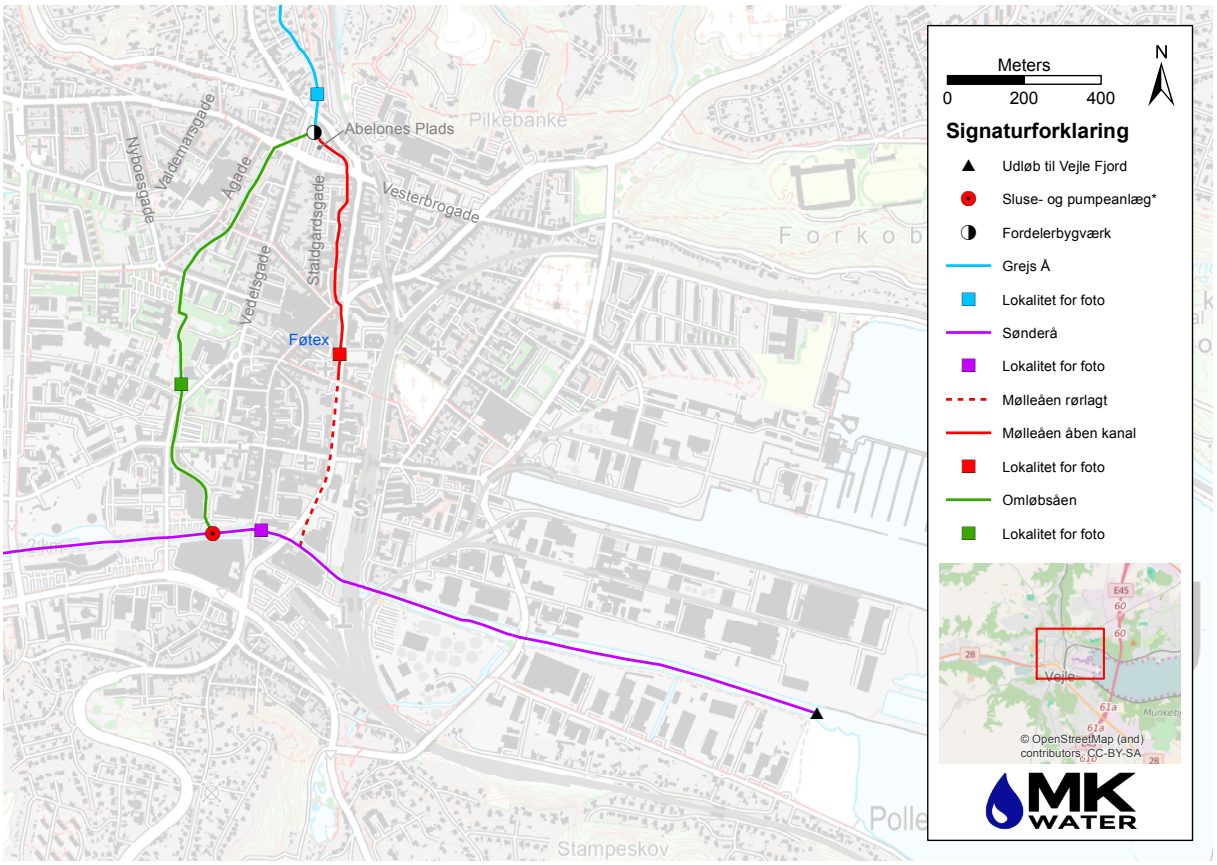
Figur 2.1. Vandløb, hovedvandveje og kritiske terrænkoter i oplandet til Vejle.

I figur 2.1 ses, at en større del af Vejle indre by er beliggende under kote 1 ved Vejle Havn og området

vest for den indre by. Derudover ses, at store dele af den indre by er beliggende i kote 1 - 2 m. Dertil ses at området, hvor hovedvandvejene mødes er beliggende i lave terrænkoter, hvilket øger risikoen for oversvømmelse. Oplandet til de primære vandløb er hovedsageligt ruralt, bestående af skov, marker og spredt bebyggelse. Den tætbebyggede urbane del af Vejle består primært af im- og semipermeable overflader.

2.2 Vandløb

I Vejle indre by findes en række vandløb, som bidrager til den rekreative oplevelse af byen. I den nordlige del af byen løber Grejs Å, som nedstrøms deles i hhv. Omløbsåen og Mølleåen via. et fordelerbygværk. I den sydlige del af byen løber Sønderå, som er den nederste del af Vejle Å, hvori både Omløbsåen og Mølleåen har tilløb til. Sønderå udmunder i den vestligste del af Vejle Fjord. Vandløbene ses i figur 2.2.



Figur 2.2. Vandløb i Vejle indre by. *Forventes færdigt i 2016.

Vandløbenes udformning, beskaffenhed, Manningtal og brinker har stor indflydelse på vandstanden og en eventuel opstuvning under kraftig nedbør og/eller høj vandstand i Vejle Fjord. Der er flere eksempler på oversvømmelse af Vejle indre by pga. opstuvning af vandløbsvand og manglende mulighed for aflastning fra afløbssystemet grundet den høje vandstand. Af den grund er vandløbene visuelt inspiceret for at danne et overblik over disse. Billeder af vandløbene ses på figur 2.3 - 2.6.

Figur 2.3. Grejs Å. Lokalitet for foto ses i figur 2.2.

Figur 2.4. Omløbsåen. Lokalitet for foto ses i figur 2.2.

Figur 2.5. Mølleåen. Lokalitet for foto ses i figur 2.2. [J. J. Ä., 2016]

Figur 2.6. Sønderå. Lokalitet for foto ses i figur 2.2.

På figur 2.3 ses Grejs Å, som udspringer fra Fårup Sø og har en samlet længde på 6700 m med en gennemsnitlig bundlinjegradient på 4,1 ‰. Grejs Å er forholdsvis mæandrerende, og kan for den opstrømsliggende del betegnes som et naturligt vandløb. Dog er Grejs Å flere steder menneskeligt modificeret grundet bebyggelse og jordbrug. Bundmaterialet består af fint materiale for strækninger med lav bundlinjegradient, mens strækninger med højere bundlinjegradient delvis består af grus.

Af figur 2.4 ses Omløbsåen, hvor den gennemløber Byparken. Omløbsåen er en integreret del af bybilledet i Vejle indre by og bidrager i høj grad til det rekreative miljø. Omløbsåen er kendetegnet ved et stærkt modificeret og kanaliseret vandløb, som overskæres af flere vej- og gangbroer. Den kritiske vandstandsstigning for hvornår vandspejlet i Omløbsåen når terræn er på flere delstrækninger under 0,5 m. Omløbsåens samlede længde er 1270 m og har et gennemsnitligt fald på 1,9 ‰. Bundmaterialet består af fint materiale og fremtræder stort set uden grøde.

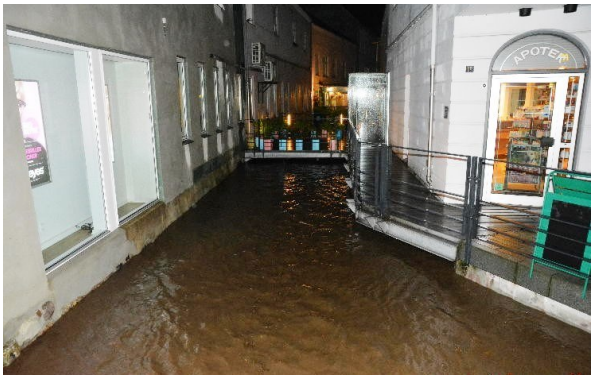
Delstrækning af Mølleåen fremgår af figur 2.5. Mølleåen gennemløber, ligesom Omløbsåen, den centrale del af Vejle indre by og er stærkt modificeret. Den øverste halvdel af Mølleåen består af en åben kanal, mens den nedre del af rørlagt. Mølleåen har en samlet længde på 1340 m med et gennemsnitligt fald på 1,7 ‰. Bundmaterialet for Mølleåen er hovedsageligt beton.

Af figur 2.6 fremgår Sønderå, som er den nederste del af Vejle Å. Sønderå er delvis kanaliseret og har et bredt tværsnit grundet den høje vandføring og lave bundlinjegradient. Vandstanden i Sønderå er forholdsvis påvirket af tidevandet i Vejle Fjord pga. den lave bundlinjegradient. Langs Sønderå er brinkerne flere steder forhøjet for at forhindre vand i at nå terræn, når vandstanden i vandløbet er høj. Bunden i Sønderå består af fint materiale og fremtræder vedligeholdt uden megen grøde. Længden af Sønderå er antaget til 3300 m og for denne strækning er bundlinjegradienten gennemsnitligt 0,3 ‰.

2.3 Oversvømmelseshændelser

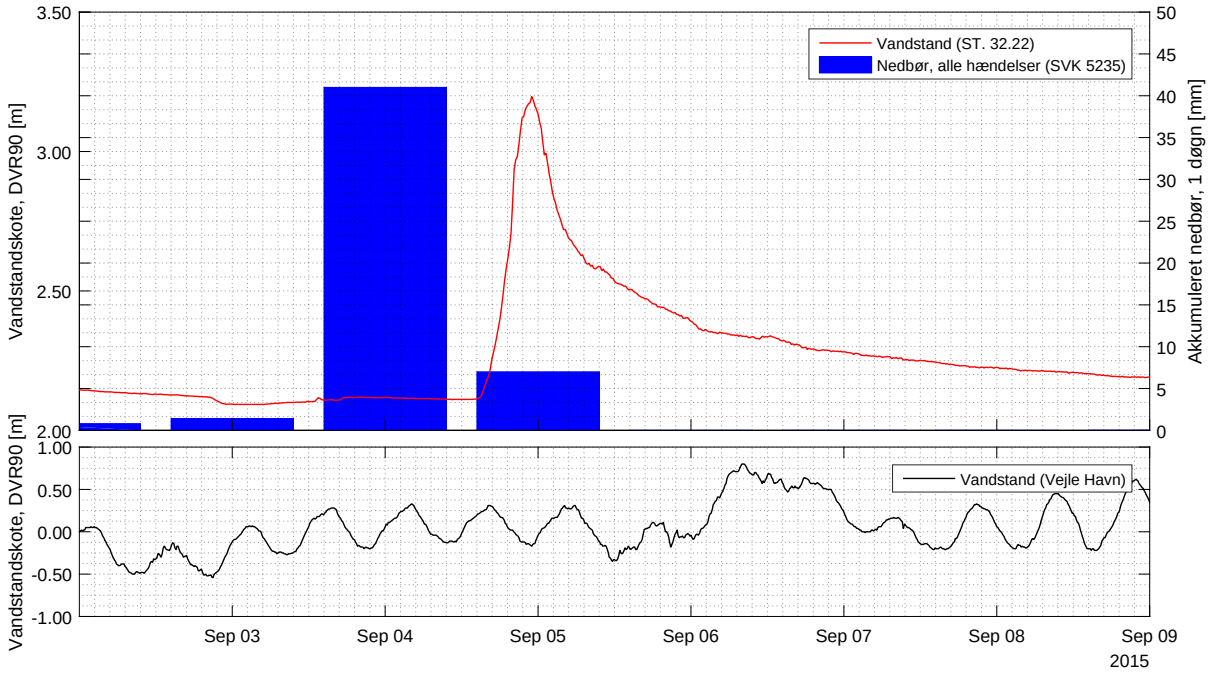
I 2015 har der været en række oversvømmelseshændelser, som har oversvømmet dele af den indre by. Her kan bl.a. nævnes d. 4/9-2015, hvor der forekom vand på terræn i Vesterbrogade, Valdemarsgade og Ågade [112alarm.dk, 2015a]. Billeder fra oversvømmelseshændelsen ses i figur 2.7 og 2.8.

Figur 2.7. Ågade i Vejle d. 4/9-2015 kl. 21. [112alarm.dk, 2015a]



Figur 2.8. Mølleåen i Vejle d. 4/9-2015 kl. 21. [112alarm.dk, 2015a]

Til undersøgelse af, hvad der der forårsagede oversvømmelsen, er vejrliget under hændelsen undersøgt. Dette inkluderer 1 døgns akkumuleret nedbør samt vandstandskoten i ST. 32.22 og Vejle Havn. Vejrliget for hændelsen ses i figur 2.9.



Figur 2.9. 1 døgns akkumuleret nedbør for SVK 5235 samt vandstandskote for ST. 32.22 og Vejle Havn for perioden 2/9-2015 - 9/9-2015. Beliggenheden af målestationerne ses på figur 2.1.

Af figur 2.9 ses, at der akkumuleret faldt over 40 mm d. 4/9-2015, hvilket med nogle timers forsinkelse resulterede i en markant forøget vandstandskote i ST. 32.22, som er beliggende opstrøms fordelerbygværket. I Vejle Havn observeres ingen markant øget vandstandskote for tidsrummet med maksimal vandstand i ST. 32.22. Oversvømmelseshændelsen vurderes derfor som regnbetinget.

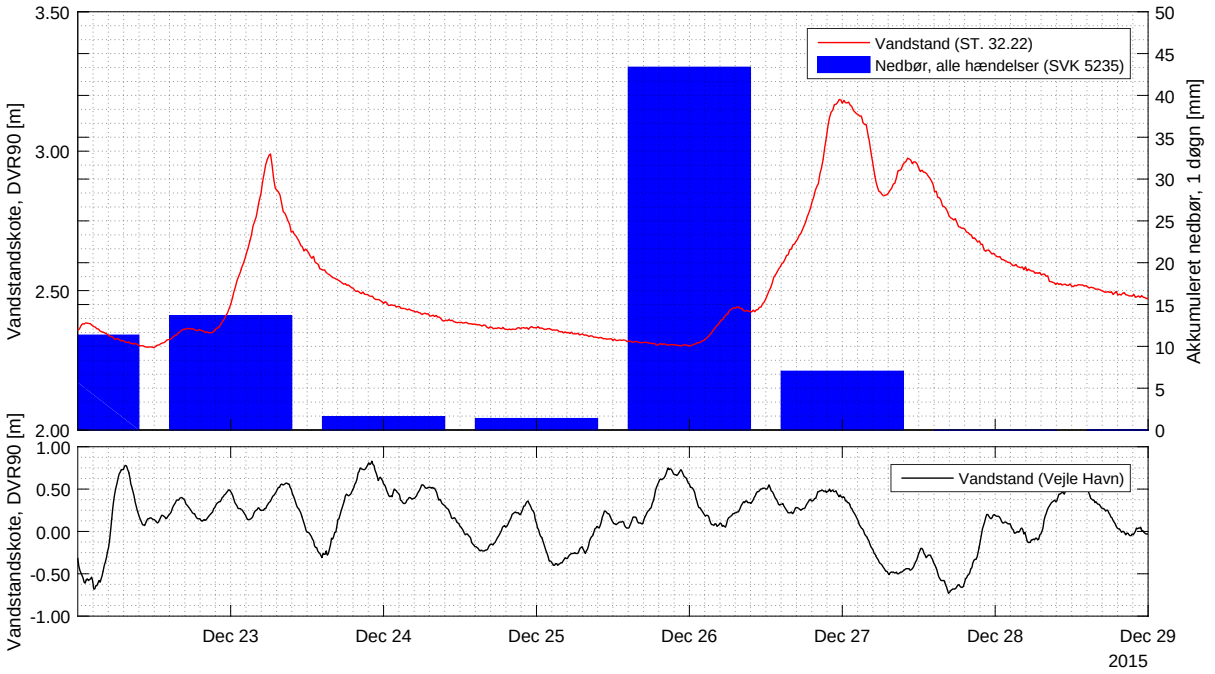
D. 26/12-2015 forekom endnu en oversvømmelse, hvor øjenvidner beretter om, at der nærmest løb en mindre flod ned af Staldgårdsgade og Vedelsgade. Dertil løb Grejs Å over flere steder og særligt

ved området omkring fordelerbygværket, hvor Grejs Å opdeles i hhv. Omløbsåen og Mølleåen. Her blev Vesterbrogade oversvømmet til gene for trafikken. Fra Vesterbrogade løb vandet ned til Føtex ad Vedelsgade og videre over i Nyboesgade. [112alarm.dk, 2015b] Billeder af oversvømmelseshændelsen ses i figur 2.10 og 2.11.

Figur 2.10. Vesterbrogade i Vejle d. 26/12-2015 kl. 22:30. [112alarm.dk, 2015b]

Figur 2.11. Ukendt lokalitet i Vejle d. 26/12-2015 kl. 22:30. [112alarm.dk, 2015b]

Vejrliget for hændelsen ses i figur 2.12.



Figur 2.12. 1 døgns akkumuleret nedbør for SVK 5235 samt vandstandskote for ST. 32.22 og Vejle Havn for perioden 22/12-2015 - 29/12-2015. Beliggenheden af målestationerne ses på figur 2.1.

Af figur 2.12 ses en øget vandstandskote for ST.32.22 d. 23/12-2015, grundet en større mængde nedbør forinden, hvilket dog ikke gav anledning til oversvømmelse. D. 26/12-2015 faldt akkumuleret knapt 45 mm nedbør, hvilket gav anledning til en markant forøget vandstandskote natten til d. 27/12-2015. Vandstandskoten i Vejle Havn er i perioder væsentligt højere end den normale tidevandsvariation for det viste tidsrum. Oversvømmelseshændelsen d. 26/12-2015 havde et markant større omfang end oversvømmelseshændelsen d. 4/9-2015. Dette vurderes at skyldes den større mængde nedbør forinden d. 26/12-2015, hvor vandstandskoten i perioden op til var knapt 2,5 m, mens den for oversvømmelseshændelsen d. 4/9-2015 kun var 2,15 m. Oversvømmelseshændelsen vurderes at være regnbetinget og forværret af høj vandstand i Vejle Havn.

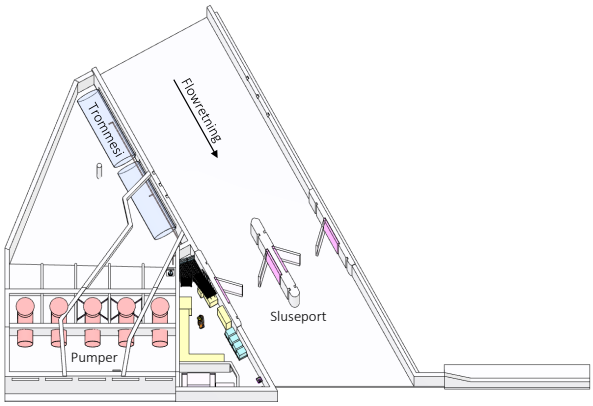
2.4 Oversvømmelsesreduktion

Vejle Spildevand A/S har iværksat en række tiltag for at begrænse risikoen for oversvømmelse af Vejle indre by. Tiltagene består bl.a. af et sluse og -pumpeanlæg ved udløbet fra Omløbsåen til Sønderå samt et fordelerbygværk som muliggør styringen af vandføringen mellem Omløbsåen og Mølleåen. Styringsstrategien og kompleksiteten heraf er et afgørende element i reduktionen af oversvømmelser, hvorfor dette tages i betragtning. Sluse- og pumpeanlægget samt fordelerbygværket muliggør at udnytte det eksisterende system mere effektivt, hvorfor det baseret på en pris/effekt-vurdering anses som fordelagtigt i forbindelse med oversvømmelsesreduktion og klimasikring. Sluse- og pumpeanlægget samt fordelerbygværkets placering ses i figur 2.2. Sluse- og pumpeanlægget forventes at stå færdigt i 2016, mens fordelerbygværket allerede står klar. Fordelerbygværket justeres på nuværende tidspunkt manuelt [Ravn, 2016].

2.4.1 Sluse- og pumpeanlæg

Sluse- og pumpeanlægget er placeret ved udløbet fra Omløbsåen til Sønderå, hvor anlæggets primære funktion er, at regulere vandet i Omløbsåen ved høj vandstand i Vejle Fjord og opstuvning fra Sønderå. Anlægget består af to sluseporte, som kan lukkes uafhængigt af hinanden samt fem skaktpumper, se figur 2.14. Pumperne har en samlet pumpekapacitet på 7.500 l/s. Anlægget forsynes med strøm fra to uafhængige strømkilder og der er desuden mulighed for at tilkoble et mobilt strømforsyningsanlæg. Sluseportene kan holde vandet ude fra Sønderå indtil 2,5 m over daglig vande. Idet faunaklassen for Omløbsåen er meget høj er der i anlæggets design lagt vægt på, at vandføringen i åen ikke ændres under normale forhold, hvor sluseportene er åbne. Derudover skal vandet inden det når pumperne igennem en fintmasket trommesi, som sørger for at fiskeyngel bliver tilbageholdt i Omløbsåen, når der pumpes. [Vejle Kommune, 2015]

Figur 2.13. Visualisering af sluse- og pumpeanlæg. [Vejle Amts Folkeblad, 2015]



Figur 2.14. Systemtegning af sluse- og pumpeanlæg. [Vejle Kommune, 2015] (Redigeret.)

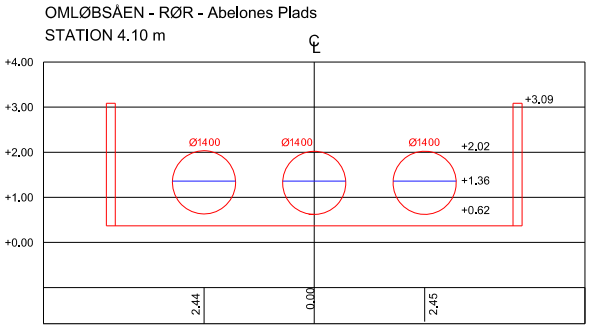
Sluse- og pumpeanlægget skal desuden fungere som et nyt byrum, hvor naturen i ådalen skal bindes sammen med byen og strøget. Anlægget er udformet i høj arkitektonisk kvalitet med sideplatforme i forskellige niveauer og mulighed for kig til sluse- og pumpeteknikken. Dertil er en flydebro ved anlægget, som giver mulighed for at kanoer og kajakker kan ligge til. Visualisering af sluse- og pumpeanlægget ses på figur 2.13. [Vejle Kommune, 2015]

2.4.2 Fordelerbygværk

Fordelerbygværket er placeret ved Abelones Plads, hvor Grejs Å deler sig i Omløbsåen og Mølleåen. Fordelerbygværkets funktion er at regulere vandføringen fra Grejs Å til hhv. Omløbs- og Mølleåen. Selve bygværket består af tre justerbare spjæld, se figur 2.16, styrende for vandmængden mellem Grejs Å og

Omløbsåen. Hertil tre riste til opsamling af flydegods. Passagen hen mod bygværket, som ses på figur 2.15, opdeles i to kanaler, hvor den højre kanal løber mod fordelerbygværket og videre til Omløbsåen, og den venstre kanal løber mod Mølleåen.

Figur 2.15. Fordelerbygværket hvor Grejs Å opdeles i Mølleåen (tv.) og Omløbsåen (th.).



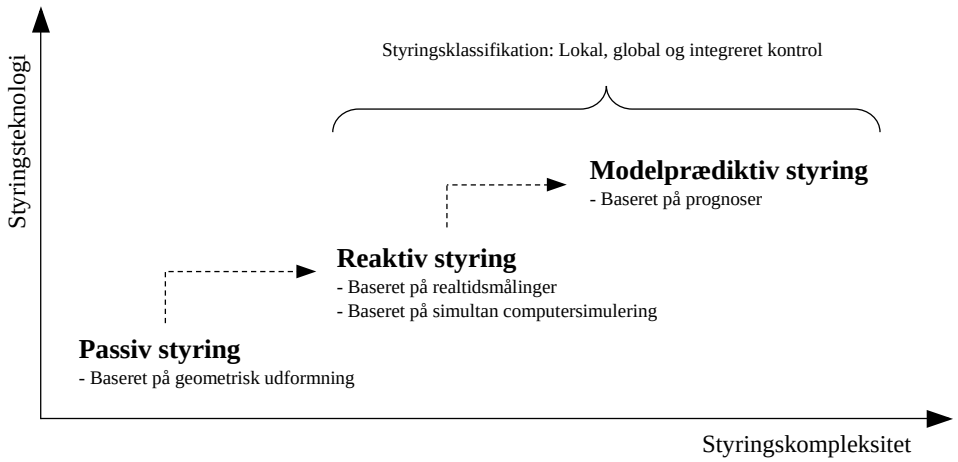
Figur 2.16. Systemtegning af fordelerbygværket. [LIFA A/S Landinspektører, 2014]

Vandføringen mellem Omløbs- og Mølleåen reguleres ved opstuvning af vandet i kanalen mod Omløbsåen, hvorfor vandmasserne fordeler sig eller skifter til den implicit styrede kanal mod Mølleåen. Omløbsåens kapacitet ved fordelerbygværket defineres af spjældenes position, hvor Mølleåens kapacitet er upåvirket af fordelerbygværket men begrænses af dens rørlægning nedstrøms.

2.4.3 Styringsstrategi og -klassifikation

Valget af styring og styringsstrategi af fordelerbygvæket samt sluse- og pumpeanlægget er præget af en pris/effekt-vurdering af, hvordan der bør styres for at få mest muligt ud af systemet på den mest effektive måde. Til styring af afløbs- og vandløbssystemer, herunder det nuværende fordelerbygværk og kommende sluse- og pumpeanlæg, vil det formentligt kræves, at der indgår sensorer og regulatorer, herigennem monitorering af systemet, for at en effektiv styring kan finde sted. [Campisano et al., 2013] Hertil kan forskellige modeller, regler og betingelser opstilles som styringsværktøj. Avancering af de anvendte værktøjer kan give forskellige gevinster alt efter det efterspurgte behov for styring.

Til styring af det kommende sluse- og pumpeanlæg og det nuværende fordelerbygvæk er der flere mulige styringsstrategier. Strategierne varierer i kompleksitet alt efter hvilke betingelser som strategien skal opfylde. Den simplest mulige strategi er *passiv styring*, hvor vandet udelukkende styres på baggrund af den udførte geometri. En udvidet version, *reaktiv styring*, hvor der anvendes sensorer, som giver signal til en regulator eller som simultan computerbaseret simulering, som styrer i realtid. Ydermere kan *modelprædiktiv styring* bidrage med en styring på baggrund af prognosticering. Til dette anvendes ofte fuldt distribuerede modeller, hvor alle tilgængelige data og beskrivelser indgår i beslutningsprocessen. [Thorndahl, 2015] En illustration af de forskellige trin med tilhørende teknologi er vist i figur 2.17.



Figur 2.17. Styringskompleksitet ift. styringsteknologi med tilhørende input. Inspireret af Thorndahl [2015].

Styringsstrategierne i figur 2.17 inddeles i hvilken styringsklassifikation der anvendes, dvs. om én regulator styres udelukkende på baggrund af én sensor, *lokal styring*, eller om der er flere sensorer som tages med i betragtningen til styringen af regulatoren, *global styring*. Herudover kan der ved medtagen af eksterne informationer, såsom vandløbsdata, opnås en udvidet styring, *integreret styring*. [Thorndahl, 2015]

Eftersom faunaklassen for Omløbsåen er høj, er det vigtigt, at minimere driftstiden for sluse- og pumpeanlægget. Dette skyldes, at der skal være fri passage for fisk, og at fiskeyngel og invertebrater potentiel kan omkomme i pumpeanlægget. Modelprædiktiv styring kan anvendes som et redskab til minimering af driftstiden for sluse- og pumpeanlægget. Den modelprædiktive styring kan imidlertid udføres med forskellige kompleksiteter.

2.4.4 Modelleringskompleksitet

Inden for ingeniørvidenskaben anvendes i stor udstrækning numeriske modeller idet anvendeligheden og validiteten vurderes høj. De numeriske modeller kræver dog ofte en gennemgående processforståelse for at beskrive det naturlige system, hvilket ofte indebærer mange inputparametre. Disse modeller er teoretisk baseret og bygger typisk på ordinære eller partielle differentialligninger, der løses numerisk, hvilket nødvendiggør rand- og begyndelsesbetingelser samt steds- og tidsskridt. Kombination af en krævet høj processforståelse og mange inputparametre gør ofte numeriske modeller tidskrævende at opstille og beregningstunge. Derudover kræves ofte modelkalibrering, som kan være behæftet med usikkerheder såfremt indflydelsesrige faktorer ikke er korrekt beskrevet resulterende i et modeloutput, som overvejende kun er validt for det scenarie modellen er kalibreret til. Numeriske modeller, som er fysik baseret benævnes ofte *white box* modeller, idet systemet opfattes som en boks, der er belyst for alle dets komponenter. Dette muliggør at studere systemet og de processer, som indgår og derved opnå ny viden om systemet.
I kontrast til white box modeller findes såkaldte *black box* modeller, som er karakteriserer ved dets egenskab til at omsætte et input til et output uden hensyntagen til den fysiske virkelighed. For disse modeller er der ofte kun kendskab til hvad der kommer ind og ud, men ikke de grundlæggende mekanismer bag, hvorfor navnet black box. Neurale netværk hører under kategorien black box lige såvel som den menneskelige hjerne.
Mellem white box og black box modeller findes *grey box* modeller, som er karakteriseret ved en semi-teoretisk forståelse, som er tilknyttet i større eller mindre grad til enten white box eller black box modeller.
Omtalte modeller er alle deterministiske, hvilket vil sige, at samme input til en hver tid vil give samme

output, såfremt modelparametrene er uændret. Dvs. der ingen tilfældighed er indbygget i modellerne. I modsætning til deterministiske modeller findes stokastiske modeller, som gør brug af et parameterspænd, hvorfor en hvis tilfældighed er indbygget. Af den grund fremkommer samme resultat ikke hver gang. [Örn Thordarson, 2015]

Nærværende rapports formål er, at komme med et alternativ til de tidskrævende og beregningstunge numeriske modeller. I forbindelse med implementering af styringsstrategier, uanset kompleksitet, er det afgørende at have en forståelse for det system, som berøres. Dette gør sig gældende ift. at forstå de faktorer, der har indflydelse på de processer, som giver anledning til påvirkninger på systemet.

Kapitel 3

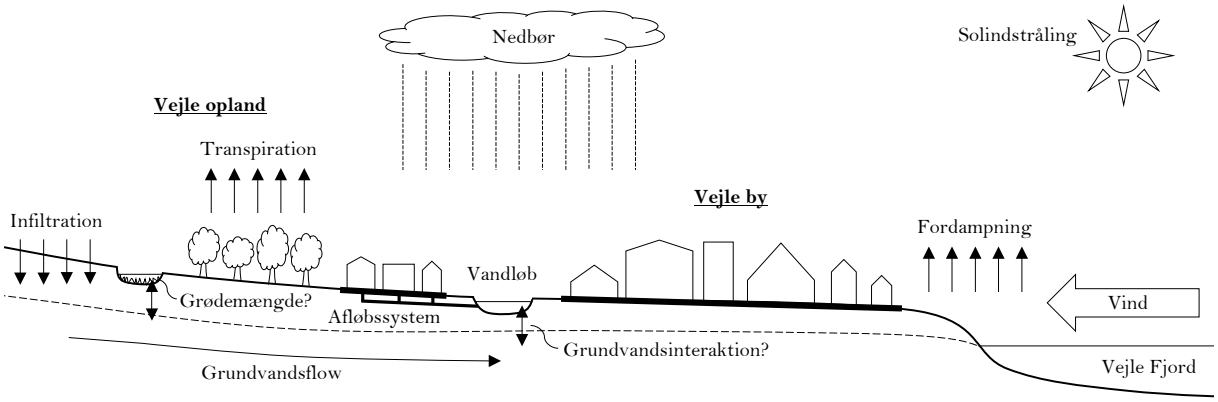
Systemanalyse

Dette kapitel undersøger dele af hydrologien og hydraulikken for projektlokaliteten. Der undersøges bl.a. afstrømningskarakteristik, vandstandskorrelation, tidevandspåvirkning og QH-relation for vandløbene.

For at behandle det naturlige system er det afgørende at have en grundlæggende forståelse af det hydrologiske system, som er drivende for de processer, der berøres.

3.1 Konceptuel model for hydrologisk system

En konceptuel model af det hydrologiske system for projektlokaliteten ses illustreret i figur 3.1.



Figur 3.1. Konceptuel model af det hydrologiske system for projektlokaliteten.

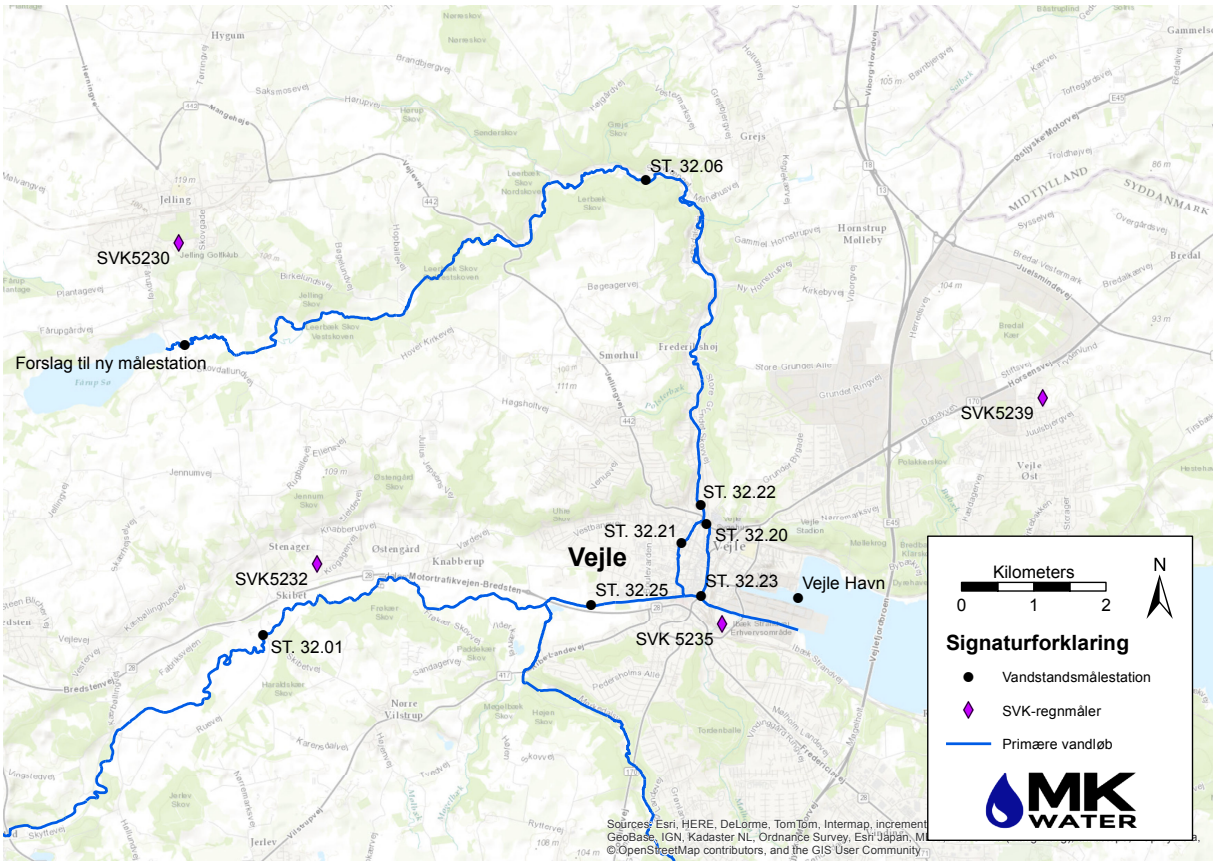
De hydrologiske processer udgøres af nedbør, fordampning, transpiration, afstrømning og infiltration. Nedbør har en essentiel rolle i forbindelse med bl.a. estimering af afstrømning i vandløb. Nedbøren kan falde i form af regn, slud, hagl eller sne, hvor det enten kan lande på permeable, semi- eller impermeable overflader samt vandoverflader. Nedbør på permeable overflader vil infiltrere ned gennem den umættede zone, hvor det kan forblive som jordfugt, fordampe, optages af planter eller infiltrere ned til grundvandsmagasinet. Mellem den umættede zone og grundvandsmagasinet kan der ske vandudveksling i form af kapilære kræfter eller perkolation.
Nedbør på impermeable overflader vil afstrømme fra overfladen og kan enten afstrømme til impermeable overflader, vandløb, søer, fjorde, havet eller ende i afløbssystemet. Nedbør på semi-permeable overflader vil respondere som en kombination af ovenstående fænomener. Grundvandet vil over tid bevæge sig mod vandløb, søer, fjorde eller havet. Derudover vil evt. vandindvinding fjerne vand fra grundvandsmagasinet.
Fordampning af vand kan ske fra alle overflader, mens transpiration sker fra vegetation. Fordampningen er afhængig af bl.a. temperatur og luftens mætningsgrad, hvilket er korreleret med solindstrålingen. Solindstrålingen kan give anledning til temperaturforskelle, som kan medføre dannelse af vind.
Vanddamp i atmosfæren kan kondensere og skabe nedbør. Såfremt nedbøren forekommer som sne, vil den have en akkumulerede effekt og derfor vil sneafsmeltningen have en forsinkelse ift. nedbøren.

Årsmiddelnedbøren for oplandet til projektlokaliteten er 950-1000 $\mathrm{mm} \cdot \mathrm{år}^{-1}$, mens fordampningen er 530-540 $\mathrm{mm} \cdot \mathrm{år}^{-1}$, hvilket giver en nettonedbør på 410-470 $\mathrm{mm} \cdot \mathrm{år}^{-1}$ [Aarhus Universitet, 2015].

3.2 Analyse af måledata for Vejle

For projektlokaliteten er der tilvejebragt en større mængde data, som analyseres med henblik på, at få en større systemforståelse samt at se hvordan det naturlige system afspejler sig i de tilgængelige data. Dataenes type, leverandør, tidslig- og dataopløsning samt henvisning til MATLAB-script til rip og/eller konvertering af data ses i bilag B på side A3.

Stationsplacering for vandstandsmålere og SVK-regnmåler ses i figur 3.2.

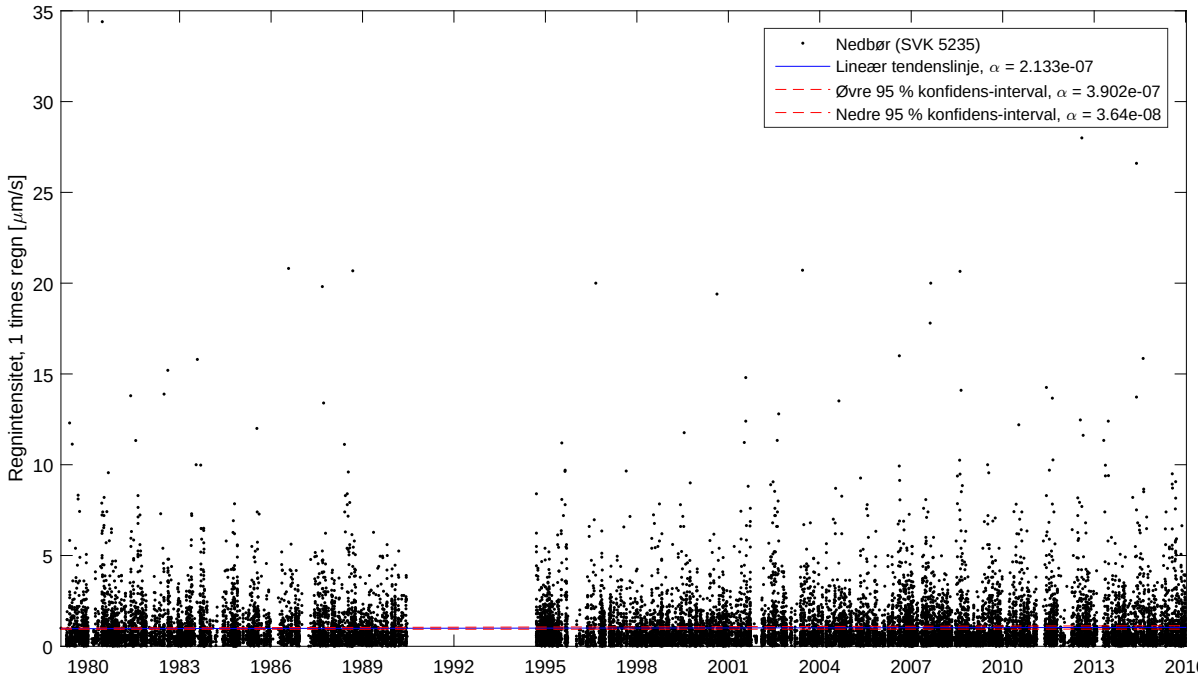


Figur 3.2. Primære vandløb, vandstandsmålestationer og SVK-regnmålere for oplandet til Vejle.

Af figur 3.2 ses en høj tæthed af målestationer i Vejle indre by. SVK-regnmålerne er nogenlunde jævnt fordelt over oplandet.

3.2.1 Nedbørsdata

Centralt i projektlokaliteten forefindes regnmåleren SVK 5235, som er beliggende ved Vejle Centralrenseanlæg, se placeringen i figur 3.2. Regnserien for denne regnmåler strækker sig fra 1979 - 2016 foruden en årrække uden måledata. Regnserien er analyseret med henblik på, at klarlægge om der for projektlokaliteten forekommer en stigende tendens i nedbøren. Der er valgt at undersøge regnintensiteten for 1 times regn vha. lineær regression, da det ofte er kortere regnintensiteter, der stiller de største krav til afløbssystemet, herunder kapaciteten i vandløbene. Regnintensiteten og den lineære regression ses i figur 3.3.



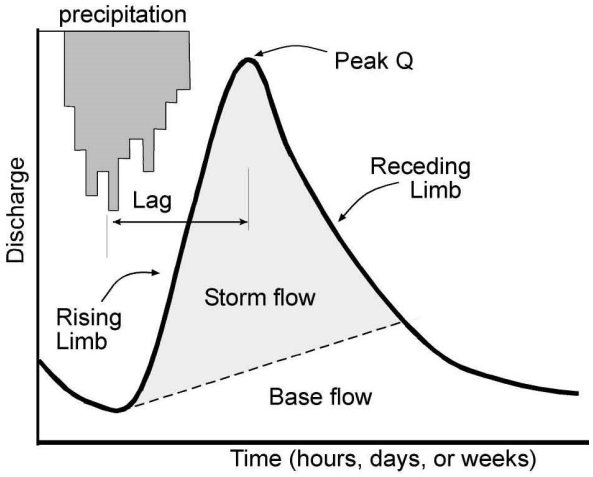
Figur 3.3. 1 times regnintensitet for SVK 5235 for 1977-2016 samt lineær tendenslinje samt øvre og nedre 95 % konfidens-interval. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Den lineære regressionsanalyse viser, at der med 95 % sandsynlighed er en svag stigende tendens i 1-times regnintensiteten for perioden, idet det øvre og nedre konfidens-interval for tendenslinjen begge er stigende. Hvis der de kommende år kommer en fortsat stigning i nedbøren, vil dette stille et endnu større krav til afløbssystemet.

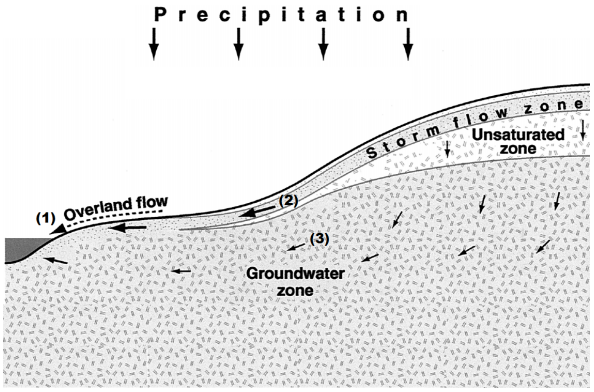
3.2.2 Afstrømning

Angivet på figur 3.1 er oplandet til Vejle både indeholdt rurale og urbane områder. Dette kan give anledning til forskellig afstrømningskarakterstik for et givent vandløb.

Observeres et vilkårligt vandløb vil dette påvirkes af en nedbørshændelse i form af øget vandføring og højere vandspejlskote. Dette kan ses illustreret i figur 3.4.



Figur 3.4. Afstrømingshydrograf. [GeogOnline, 2015]

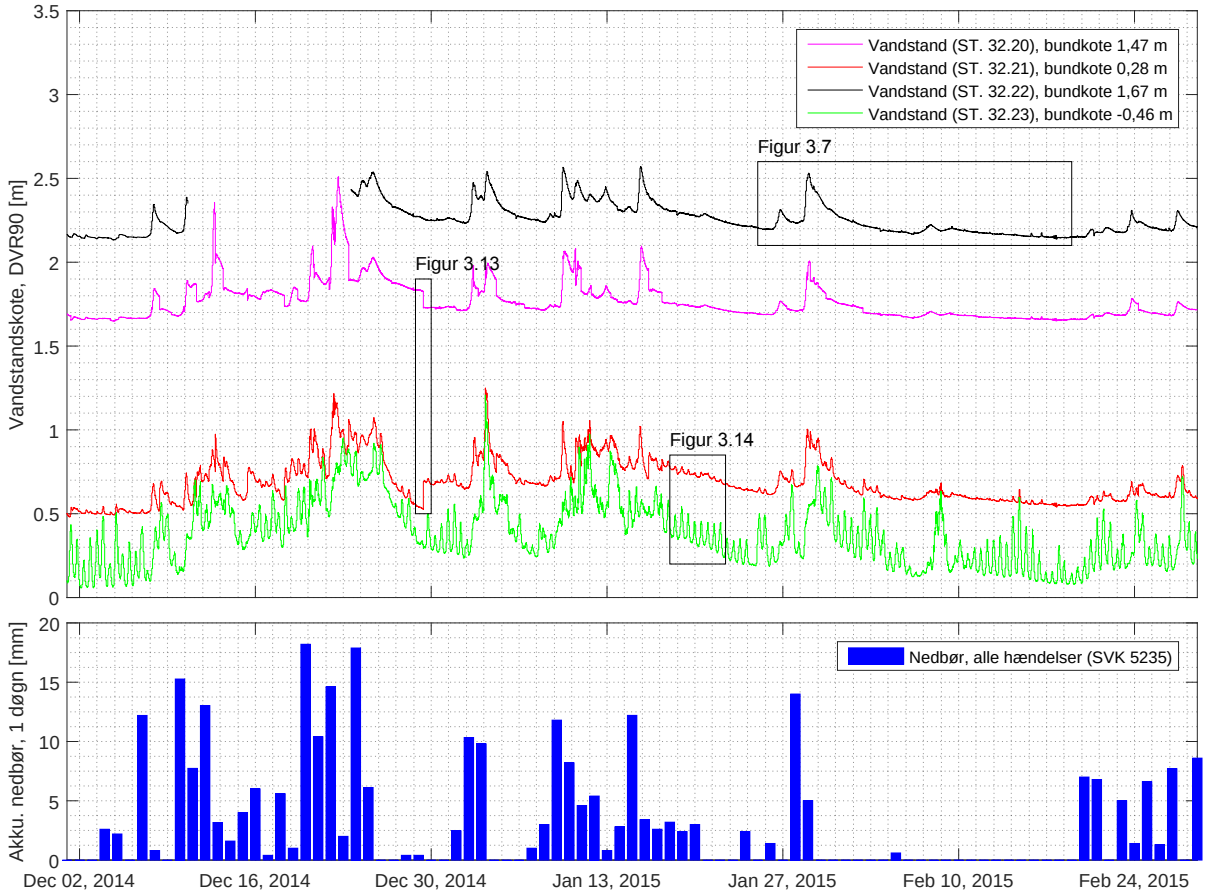


Figur 3.5. Afstrømingsveje. [Scanlon et al., 2000] (Redigeret.)

Af figur 3.4 ses det, at der forekommer en basisvandføring, som ofte er forårsaget af grundvandstilstrømning. Under en nedbørshændelse vil vandføringen stige hvoraf oplandets beskaffenhed har betydning for,

hvor hurtigt stigningen forekommer og hvor lang tidsforsinkelse der er mellem den maksimale nedbør og den maksimale vandføring. Efter peakvandføringen vil vandføringen aftage, og såfremt der ikke forekommer mere nedbør, gradvist vende tilbage til basisvandføringen i form af en halelignende struktur. Vandføringskarakteristikken kan sammenføjes med figur 3.5, hvor de generelle afstrømningsveje ses. (1) overfalde afstrømning forekommer fra impermeable overflader og når regnintensiteten overstiger jordens infiltrationskapacitet (hurtig systemrespons). (2) underjordisk lateral bevægelse af nedbør i den umættede zone over det primære grundvandsspejl (forsinket systemrespons). (3) grundvandsafstrømning er den del af afstrømningen forårsaget af vand infiltreret dybt ned i undergrunden til det globale grundvandsspejl (langsom systemrespons). Nedbøren vil generelt set give anledning til systemrespons i forskellig tidslig skala. [Scanlon et al., 2000]

Vandstandskote for vandstandsmålerne, som er beliggende centralt i Vejle samt 1 døgns akkumuleret nedbør ses i figur 3.6.



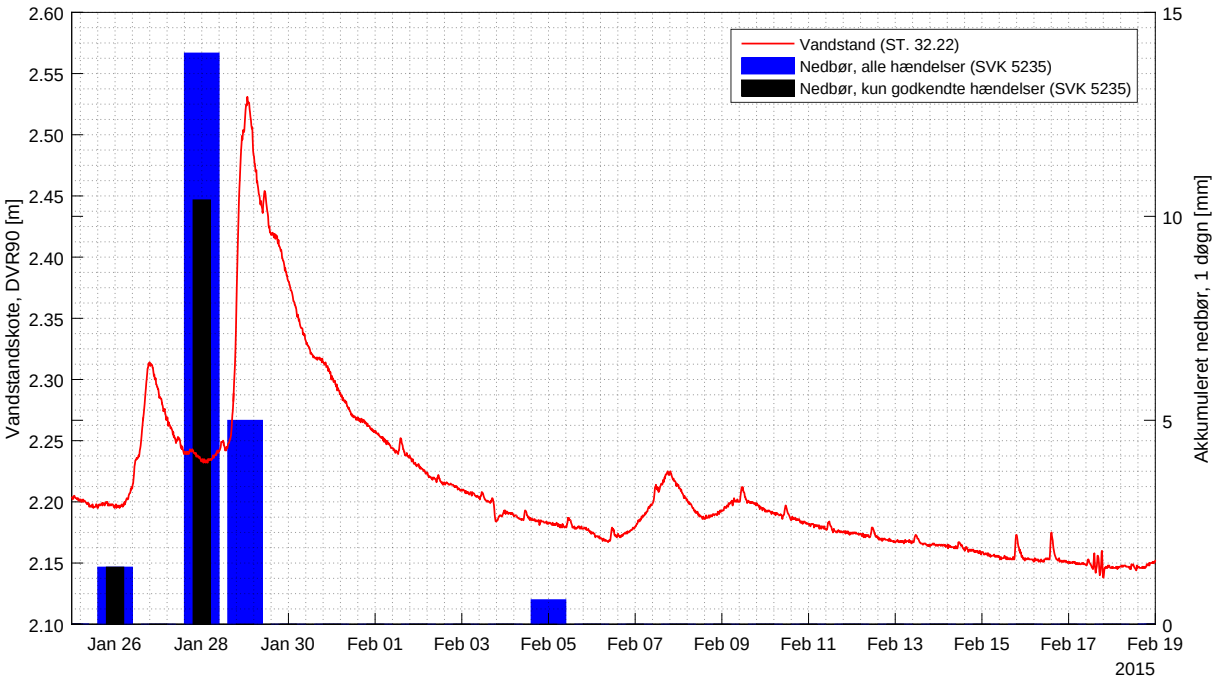
Figur 3.6. Vandstandskote for vandstandsmålerne, som er beliggende centralt i Vejle samt 1 døgns akkumuleret nedbør for perioden 1/12-2014 - 1/3-2015. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Af figur 3.6 ses et afstrømningsrespons i form af en øget vandstandskote som følge af nedbør. I længere periode uden nedbør forekommer en basisvandføring, hvilket indikerer at vandløbene delvis er grundvandsfødt og afstrømningspåvirket.

For at få en indikation af, hvor lang forsinkelse der er mellem den maksimale nedbør og vandføring, er en udvalgt afstrømningshændelse for en periode med langvarigt ophold i nedbør analyseret. Derudover er *kun godkendte nedbørshændelser*[1] sammenlignet med *alle nedbørshændelser*[2]. Perioden ses i figur 3.7.

[1] Ved *kun godkendte nedbørshændelser* er nedbørshændelser, hvor varmelegemet i regnmåleren har været tændt under hele eller dele af hændelsen sorteret fra. Varmelegemet tændes ved temperaturer $\leq 3°C$. [DMI, 2016]

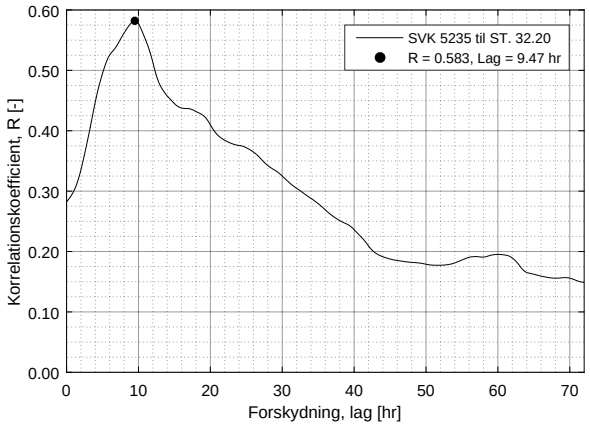
[2] Ved *alle nedbørshændelser* medtages alle hændelser. Dette gælder også nedbør i form af sne eller slud. [DMI, 2016]



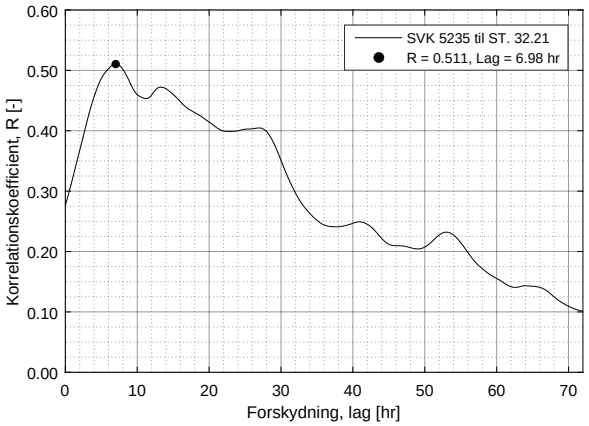
Figur 3.7. Vandstandskote for ST. 32.22 og 1 døgns akkumuleret nedbør for SVK 5235 vist med *kun godkendte hændelser* og *alle hændelser* for perioden 25/1-2015 - 19/2-2015. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Af figur 3.7 ses en tydelig tendens i størrelsen på den akkumulerede nedbør og vandløbets relative respons i form af øget vandspejlskote. I vandstandskoten ses små fluktrationer med ca. én dags mellemrum. Årsagen herfor er ukendt, men det kan skyldes målerstøj eller regelmæssige aflastninger til vandløbet. For den akkumulerede nedbør ses, for den viste periode, en markant forskel i, om der anvendes *kun godkendte hændelser* eller *alle hændelser*. D. 26/1 er registret samme mængde nedbør, mens der d. 28/1 er registreret mere nedbør for *alle hændelser*. D. 29/1 og 5/2 er der for *alle hændelser* registreret nedbør som ikke fremgår i *kun godkendte hændelser*. Grunden til, at *kun godkendte hændelser* indeholder markant mindre nedbør kan skyldes, at der for perioden jf. Weather Underground [2015] er registreret dagsfrost, hvilket gør, at nedbør i form af sne- og/eller slud er sorteret fra. Sammenhængen mellem vandspejlskoten og den akkumulerede nedbør vurderes størst med *alle hændelser*, idet der bl.a. forekommer nedbør forud for vandstandsstigningen d. 8/2.

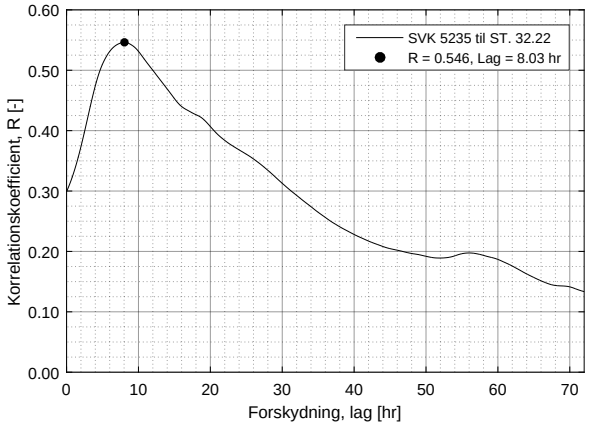
Der er for perioden 25/1-2015 - 21/2-2015, figur 3.7, udført korrelationsanalyse mellem 1 times akkumuleret nedbør og vandstandskoten i hhv. ST. 32.20, 32.21, 32.22 og 32.23. Dette er gjort for at undersøge den korrelerede afstrømningstid mellem nedbøren og den enkelte målestation. Korrelationen ses i figur 3.8 - 3.11.



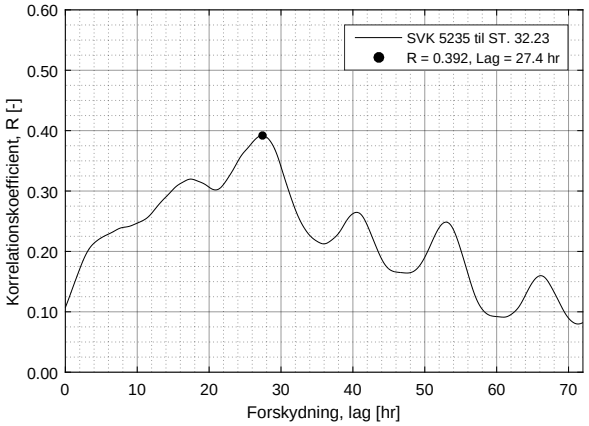
Figur 3.8. Korrelation mellem 1 times akkumuleret nedbør og vandstandskote i station ST. 32.20 for perioden illustreret i figur 3.7.



Figur 3.9. Korrelation mellem 1 times akkumuleret nedbør og vandstandskote i station ST. 32.21 for perioden illustreret i figur 3.7.



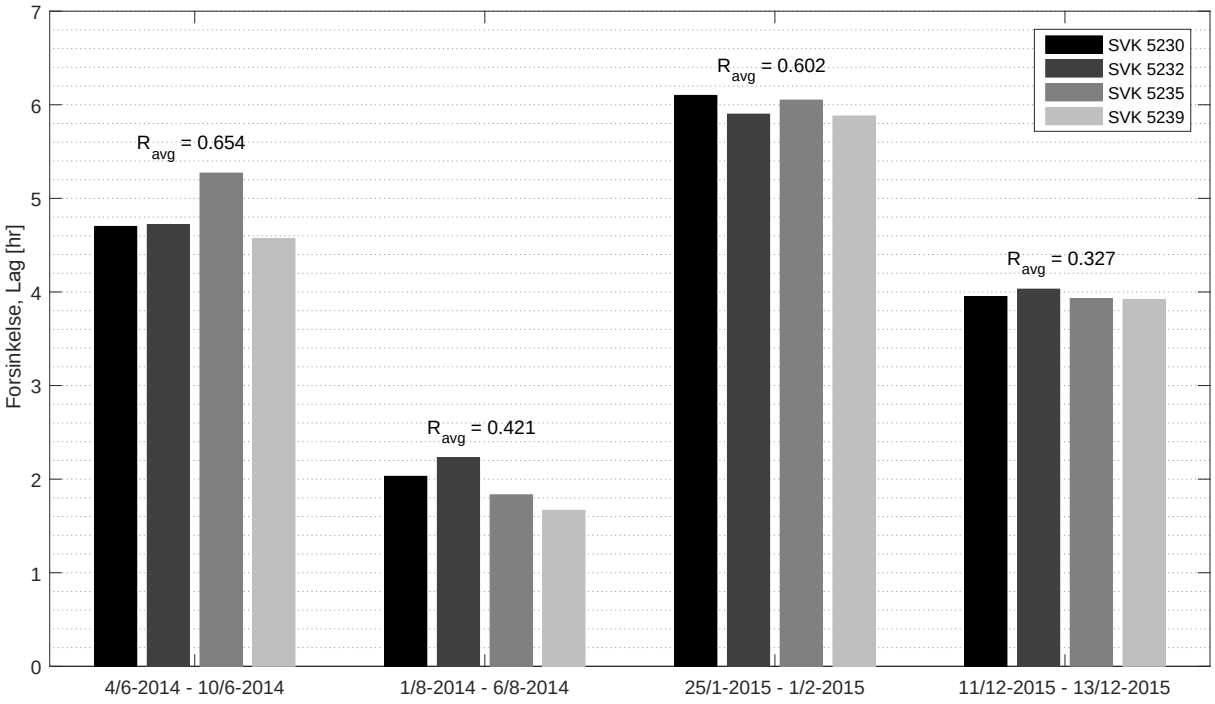
Figur 3.10. Korrelation mellem 1 times akkumuleret nedbør og vandstandskote i station ST. 32.22 for perioden illustreret i figur 3.7.



Figur 3.11. Korrelation mellem 1 times akkumuleret nedbør og vandstandskote i station ST. 32.23 for perioden illustreret i figur 3.7.

For ST. 32.20 og 32.22, figur 3.8 og 3.10, ses en tilnærmelsesvis ens maksimal korrelationskoefficient R på omkring 0,4 og en forsinkelse på godt 10 timer. Disse to målestationer, ST. 32.20 og 32.22, er beliggende hhv. nedstrøms og opstrøms fordelerbygværket. For ST. 32.21, figur 3.9, ses den maksimale korrelationskoefficient at forekomme ved en forsinkelse på omkring 8 timer. Dog bemærkes periodevise lokale stigninger af 12-13 timers interval i korrelationen svarende til en tidevandscyklus. Dette indikerer, at denne vandløbsstrækning er lettere tidevandspåvirket, hvilket virker sandsynligt pga. den korte afstand til Vejle Fjord og lave bundlinjegradient. For ST. 32.23, figur 3.11, ses en endnu tydeligere tidevandspåvirkning. Den højeste korrelation forekommer ved en forsinkelse på omkring 27,9 timer, hvilket vurderes usandsynligt, når de øvrige opstrømsliggende målestationer har en forsinkelse på 8-10 timer. ST. 32.23 er beliggende ved Mølleåens udløb til Sønderå få hundrede meter fra Vejle Fjord, hvorfor en tydelig tidevandspåvirkning er forventet.

Der er for ST. 32.06, beliggende ved Grejs Planteskole opstrøms fordelerbygværket, undersøgt forsinkelsen for den maksimale korrelation mellem forskellige regnmålere for fire tilfældigt udvalgte afstrømningshændelser. Dette er gjort med henblik på at fastlægge den indbyrdes variation mellem regnmålerene grundet den spatiale variation i beliggenheden af disse. Derudover ønskes undersøgt, hvorvidt forskellige afstrømningshændelser har forskellig forsinkelse. Forsinkelsen for maksimal korrelation for de udvalgte afstrømningshændelser ses i figur 3.12.

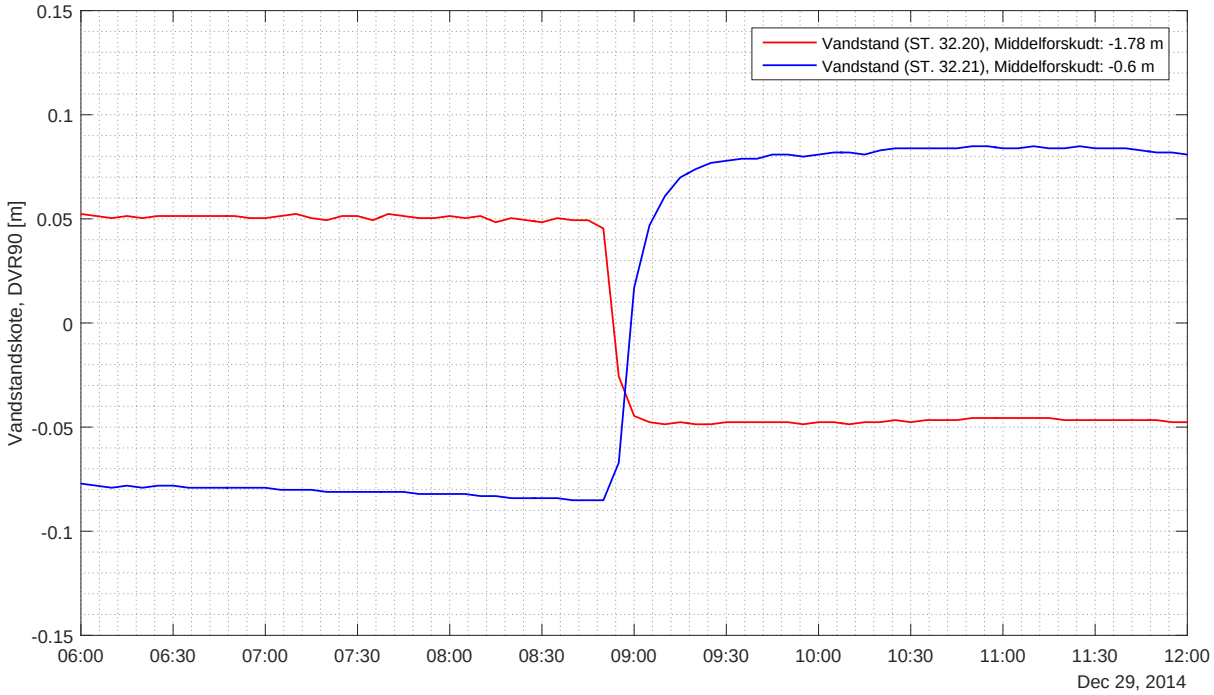


Figur 3.12. Forsinkelse for maksimal korrelation mellem regnintensitet for SVK 5230, 5232, 5235 samt 5239 og ST. 32.06 for fire tilfældigt udvalgte afstrømningshændelser. Regnintensiteten er midlet med 1 times glidende gennemsnit. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Af figur 3.12 ses en stor variabilitet i forsinkelsen for de fire afstrømningshændelser, hvor den korteste forsinkelse er omkring 2 timer, mens den længste forsinkelse er omkring 6 timer. Der er en tendens til, at de hændelser som har den korteste forsinkelse, 1/8-2014 - 6/8-2014 og 11/12-2015 - 13/12-2015, har en ringere korrelation sammenlignet med hændelserne, 4/6-2014 - 10/6-2014 og 11/12-2015 - 13/12-2015, som begge har en højere korrelation. Indbyrdes mellem de fire regnmålere forekommer der generelt ikke den store variabilitet i forsinkelsen for den højeste korrelation, ligesom størrelsesordenen af korrelationen ikke varierer nævneværdigt (ikke illustreret i nærværende rapport).

3.2.3 Fordelerbygværk

Fordelerbygværket, illustreret på figur 2.2 på side 4, giver ved justering af bygværket anledning til ændring i vandspejlskoterne for de to målestationer, ST. 32.20 og 32.21, beliggende umiddelbart nedstrøms bygværket. Dette skyldes, at vandføringen mellem de to målestationer ændres og deraf forekommer en ændring i vandspejlskoten. I figur 3.13 ses middelforskudt vandstandskote for ST. 32.20 og 32.21 for en udvalgt periode, hvor der er indikation af regulering af fordelerbygværket.

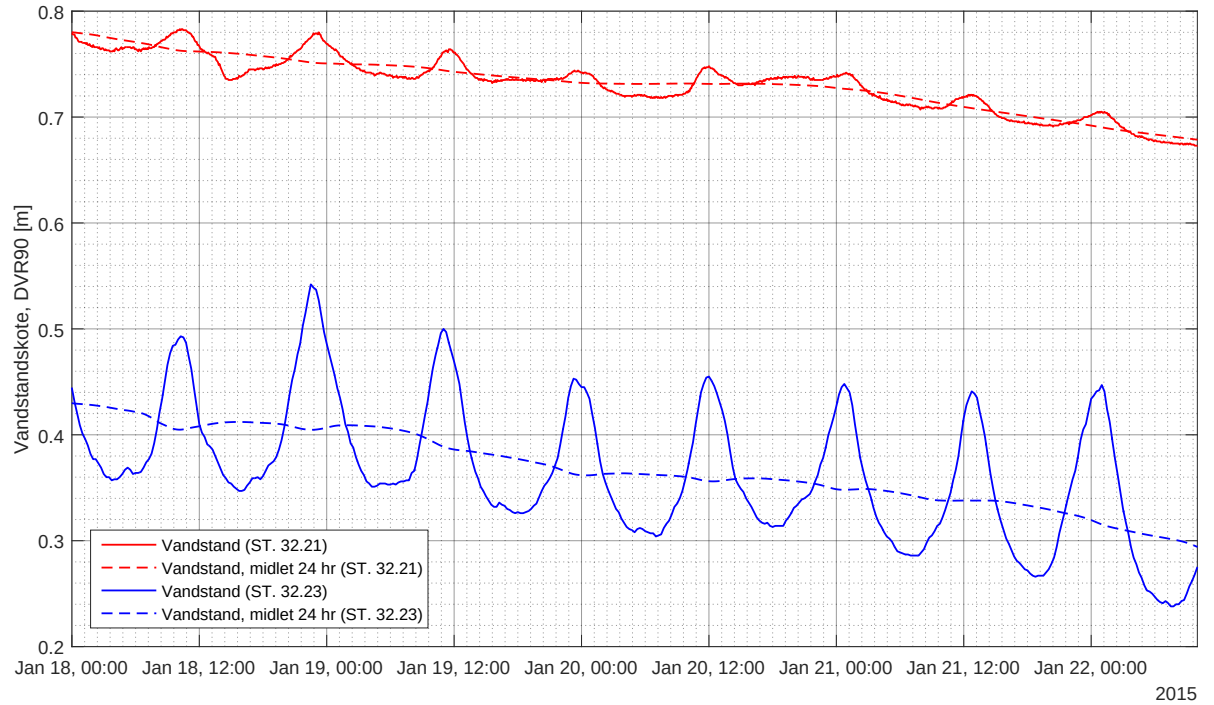


Figur 3.13. Middelforskudt vandstandskote for ST. 32.20 og 32.21 for en udvalgt periode, hvor der reguleres på fordelerbygværket. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Af figur 3.13 ses, at efter en justering af fordelerbygværket opnår vandsspejlskoten stationaritet efter omkring 30 min. Dertil ses, at den relative vandspejlsændring for ST. 32.21 sammenlignet med ST. 32.20 er ca. en halv gange større. Dette skyldes formentlig den lavere bundlinjegradient for strækningen til ST.32.21 sammenlignet med strækningen til ST. 32.20.

3.2.4 Tidevandspåvirkning

Vandstandskoten for ST. 32.21 og 32.23 for en udvalgt periode ses i figur 3.14.

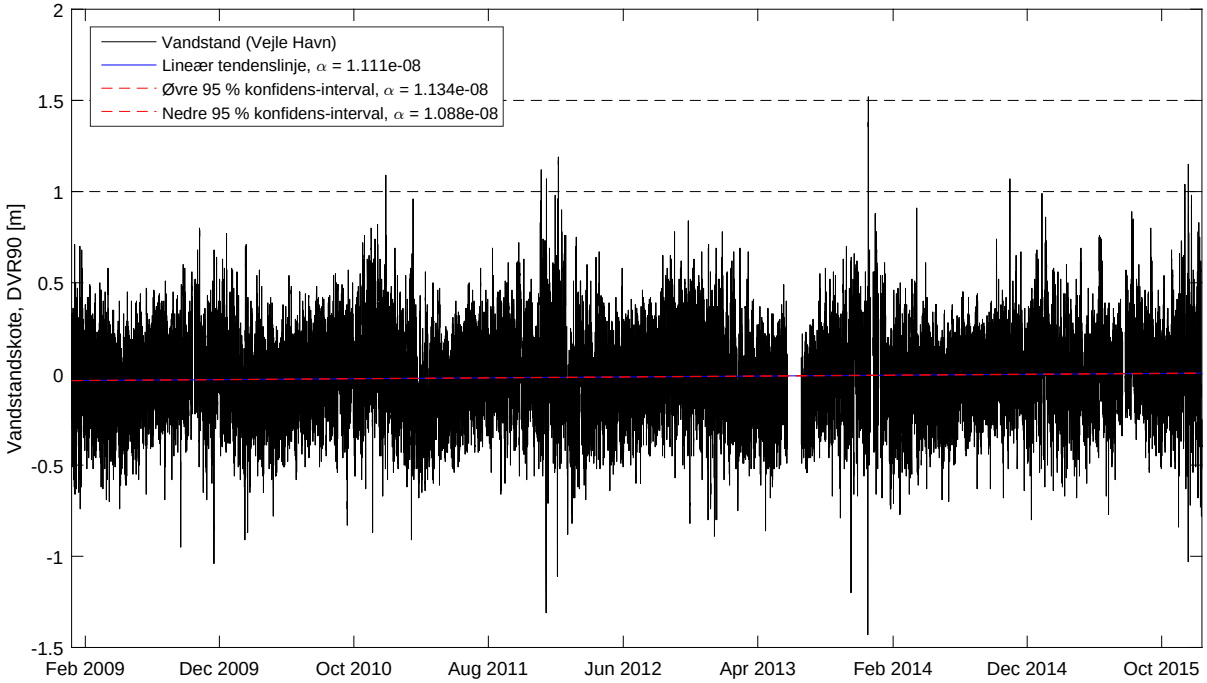


Figur 3.14. Vandstandskote for ST. 32.21 og 32.32 for perioden 18/1-2015 - 23/1-2015. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

Af figur 3.14 ses en markant tidevandspåvirkning for ST. 32.23 og en mindre tidevandspåvirkning for ST. 32.21, hvilket korrelationsanalysen indikerede. Mellem hver amplitude i vandstandskoterne forekommer 12,42 timer svarende til en tidevandscyklus.

3.2.5 Vandstand i Vejle Havn

For Vejle Havn er der tilvejebragt historiske vandstandsdata for år 2009 - 2015, se figur 3.15. Vandstandsdataene er analyseret vha. lineær regression med henblik på at fastlægge, om der er en stigende tendens i vandspejlskoten og antallet af høje vandstande.

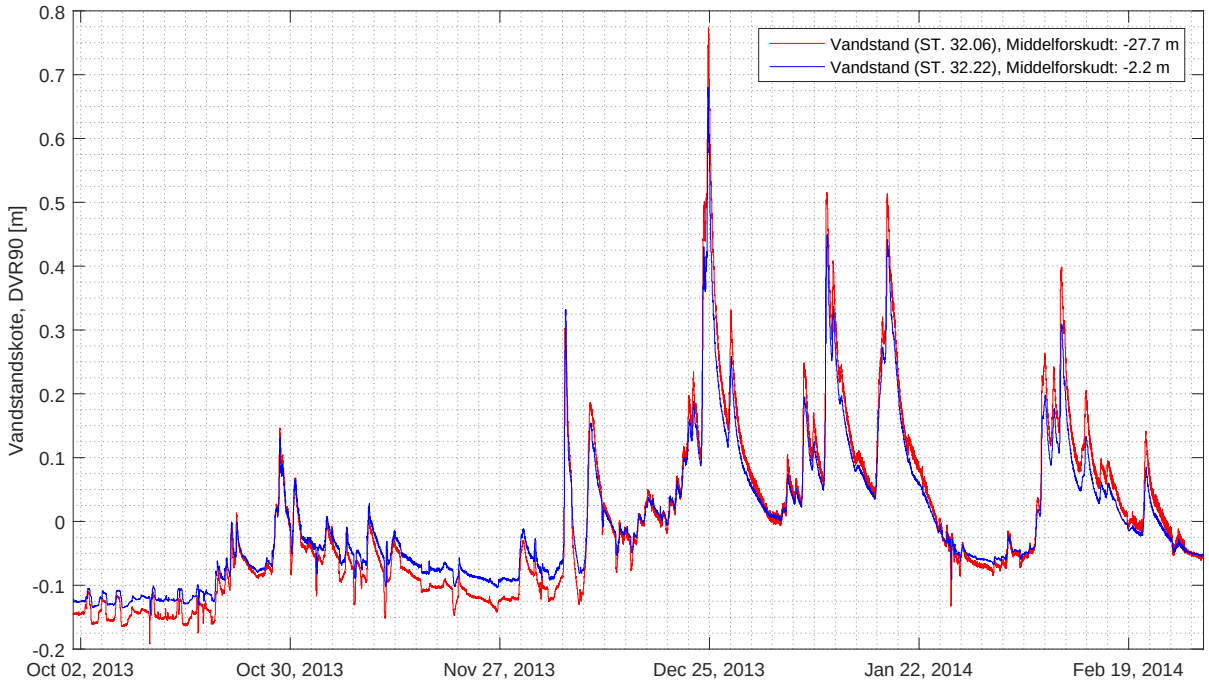


Figur 3.15. Vandstandskote for Vejle Havn for år 2009 - 2015 samt lineær tendenslinje samt øvre og nedre 95 % konfidens-interval. Beliggenheden af målestationen ses i figur 3.2.

Analysen af vandstandsdataene viser, at der med 95 % sandsynlighed er en svag stigende tendens i vandspejlskoten, idet både det øvre og nedre konfidens-interval for tendenslinjen begge er stigende. Antallet af hændelser med en vandspejlskote $>1\,\mathrm{m}$ er 8 stk., hvilket i gennemsnit for den seksårige måleperiode er 1,33 gange pr. år. I måleperioden forefindes stormen Bodil (d. 5/12-2013), hvor der flere steder blev registreret stormflod og vandstanden i Vejle Havn oversteg 1,5 m.
På baggrund af den relativt korte måleserie kan det konkluderes, at vandstanden i Vejle Havn hyppigt opnår en kritisk kote, hvis der sammenlignes med terrænkoterne angivet i figur 2.1 på side 3.

3.2.6 Vandstandsstrækning

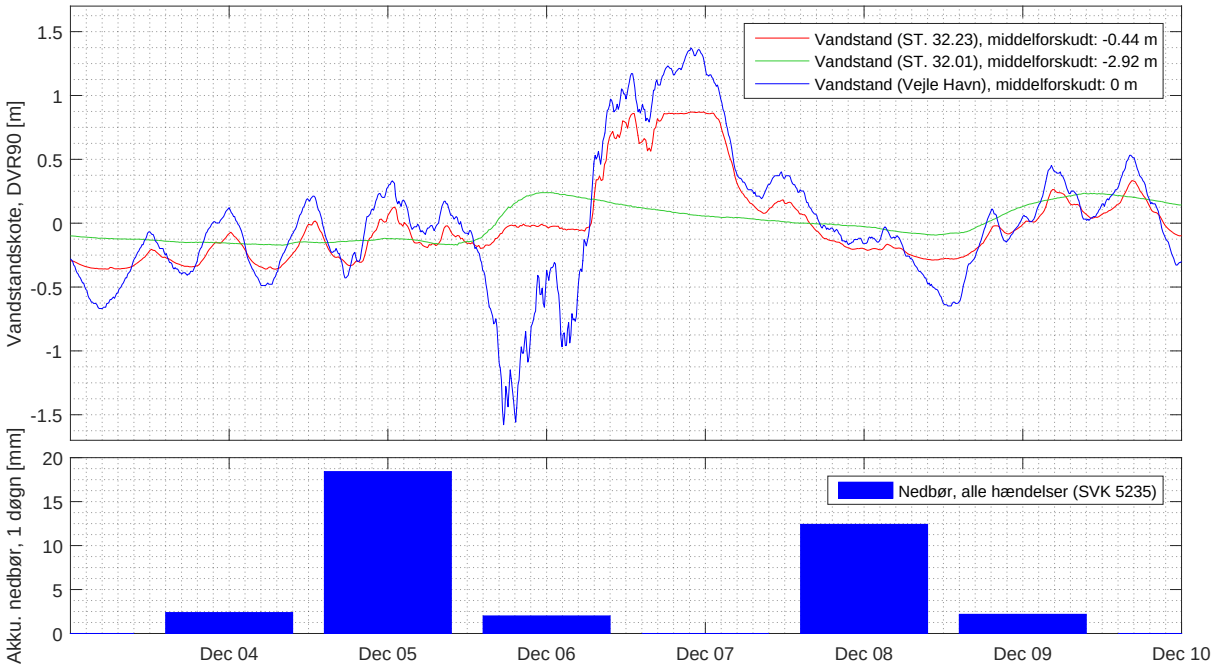
På strækningen for Grejs Å er der beliggende to vandstandsmålestationer. ST. 32.06 som er beliggende ved Grejsdalens Planteskole og ST. 32.22 beliggende opstrøms fordelerbygværket, se figur 3.2. Afstanden mellem disse to målestationer er omkring $6\,\mathrm{km}$. Denne strækning kan ses som det nordlige oplands bidrag af vand til Vejle indre by. Vandstandskoten for en udvalgt periode i ST. 32.06 og 32.22 ses i figur 3.16.



Figur 3.16. Vandstandskote for ST. 32.06 og 32.22 for perioden 1/10-2013 - 1/3-2014. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

I figur 3.16 ses en tydelig sammenhæng mellem vandstandskoten i ST. 32.06 og 32.22. Den højeste korrelation er 0,994 og forekommer ved 26 min forsinkelse af ST. 32.22 ift. 32.06. Afstrømningsforløbet for strækningen vurderes afstrømningsbetinget.

På strækningen for den nedre del af Vejle Å, også kaldet Sønder Å, forefindes tre vandstandsmålestationer for strækningen samt Vejle Havn, som antages at give vandstandskoten ved Sønder Å's udløb til Vejle Havn. Denne strækning kan ses, som det sydvestlige oplands bidrag af vand til Vejle indre by og Vejle Fjords potentiale for tilbagestuvning af vand i Sønder Å. Der er valgt at medtage vandstandskoten for ST. 32.01 og 32.23, hvor der forekommer en indbydes afstand på ca. 7,2 km samt Vejle Havn, som er beliggende 1,5 km nedstrøms ST. 32.23. Vandsstandskoten for ST. 32.01, 32.23 og Vejle Havn samt 1-døgns akkumuleret nedbør for perioden for stormen Bodil ses i figur 3.17.



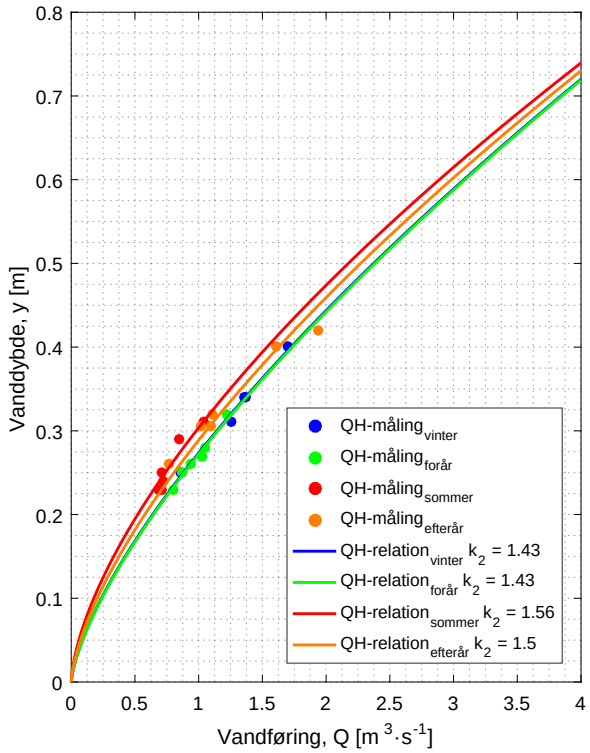
Figur 3.17. Vandstandskote for ST. 32.01, 32.23 og Vejle Havn samt 1 døgns akkumuleret nedbør for SVK 5235 for perioden 3/12-2013 - 10/12-2013. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

I figur 3.17 ses, at der for ST. 32.23 og Vejle Havn forekommer en hvis sammenhæng. Sammenhængen er størst under almindelig tidevandsvariation og afvigelsen er højst ved kraftige sænkning i vandstanden for Vejle Havn. Dette skyldes dels den kontinuerte vandføring i Sønder Å og Mølleåen, og dels afstrømningen af en større nedbørshændelse d. 5/12.
ST. 32.01 vurderes ikke at være stuvningspåvirket af høj vandstand i Vejle Havn. Afstrømningsforløbet for ST. 32.01 vurderes at være afstrømningsbetinget.

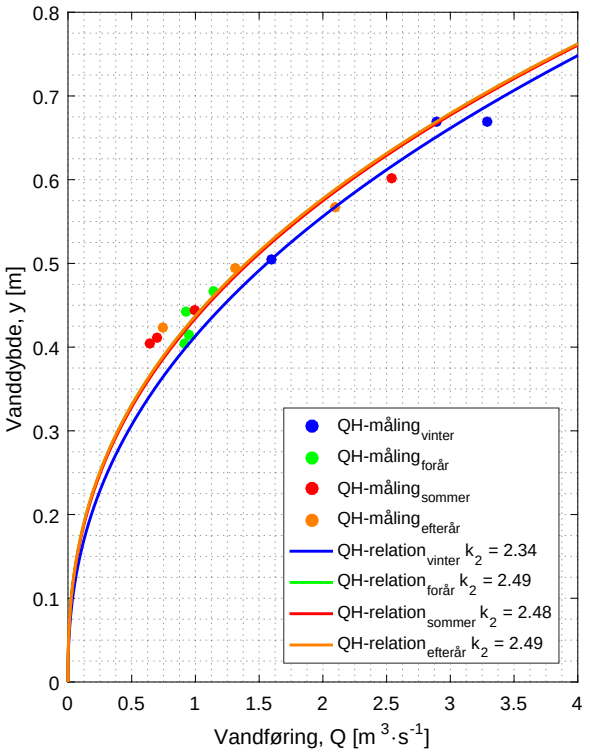
3.2.7 QH-målinger

Orbicon har i Grejs Å for ST. 32.06 og 32.22 foretaget vandføring- og vandstandsmålinger (QH-målinger), hvilket muliggør at opstille QH-relationer. I regulativet for Grejs Å er der kun angivet få indmålte vandløbsbredder og -bundkoter, hvilket vurderes uegnet til beskrivelse af den geometriske udformning og trace grundet indmålingernes beliggenhed ift. ST. 32.06 og 32.22 [Vejle Amt, 1993]. Dette har bl.a. været medvirkende årsag til, at QH-relationerne opstilles efter den den empiriske QH-metode angivet i Nordjyllands Amt [2006]. QH-målingerne inddeles i fire perioder svarende til hhv. vinter (dec. - feb.), forår (mar. - maj.), sommer (jun. - aug.) og efterår (sep. - nov.). Dette muliggør at opstille individuelle QH-relationer for de fire årstider og dermed beskrive en eventuel variation i grødemængden. I praksis tilpasses QH-relationen vinterperioden, hvor der antages ikke at forekomme grøde. For de øvrige perioder justeres eksponenten k_2 i det empiriske udtryk til bedste fit for målepunkterne. Teori for tilpasning af QH-relation findes i bilag C.2 på side A5.

QH-målinger og QH-relation for ST. 32.06 og 32.22 ses i hhv. figur 3.18 og 3.19.



Figur 3.18. QH-målinger og QH-relationer for ST. 32.06 for vinter, forår, sommer og efterår. QH-målingerne er foretaget i år 2012 og 2013. Bemærk at den blå kurve er beliggende under den grønne kurve.



Figur 3.19. QH-målinger og QH-relationer for ST. 32.22 for vinter, forår, sommer og efterår. QH-målingerne er foretaget i år 2013, 2014 og 2015. Bemærk at røde og grønne kurve er beliggende under den orange kurve.

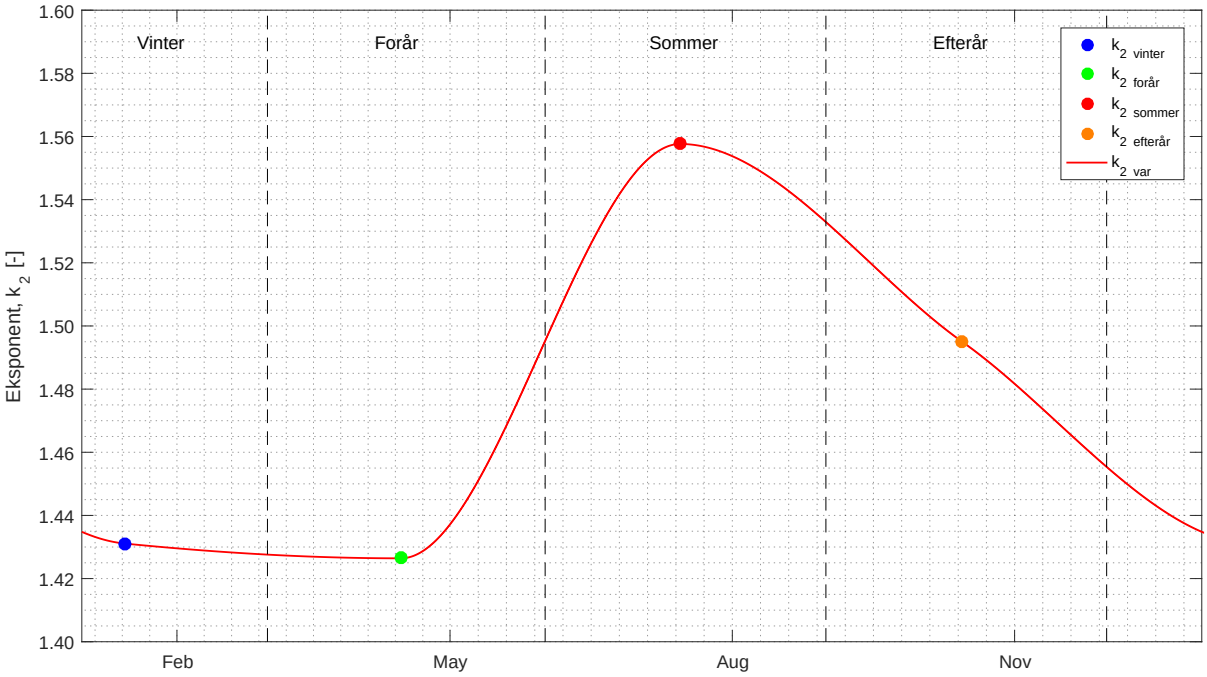
I figur 3.18 ses en god sammenhæng og lav spredning mellem QH-målingerne og de tilpassede QH-relationer for de forskellige årstider. QH-relationen for vinter- og forårsperioden er stort set ens, hvilket indikerer ingen/lav grødevækst i disse måneder. For sommerperioden ses en grødevækst idet QH-relationen angiver en højere vanddybde ved samme vandføring sammenlignet med f.eks. vinterperioden. For efterårsperioden ses en aftagende grødevækst.
For ST. 32.22, figur 3.19, ses en større spredning mellem QH-målingerne og de tilpassede QH-relationer, hvilket kan indikere varierende grødemængde mellem målingerne eller stuvning som følge af høj vandstand i Vejle Fjord og/eller fordelerbygværket. For vinterperioden ses den højeste kapacitet, som aftager i både forårs-, sommer- og efterårsperioden, hvor QH-relationen er stort set ens for de tre årstider.

Som et alternativ til den empiriske QH-metode er *brændpunktsmetoden* beskrevet i Vestergaard et al. [1991] overvejet, da den bl.a. bygger på, at grødens modstand aftager med vandføringen. Metoden bygger dog på en række antagelser, som nødvendigvis ikke er gældende for Grejs Å. Derudover kræver denne metode kendskab til vandløbets geometri og trace. Af den grund er brændpunktsmetoden ikke anvendt.

Jf. Landsfeldt [2016] foretages der ikke grødeskæring i Grejs Å, men kun en såkaldt gennemgang, hvor der fjernes nedfaldne træer og beskæres, så vandet kan løbe frit. Det samme gør sig gældende for Mølleåen og Omløbsåen. Inspektion af satellitfoto for Grejs Å viser desuden tæt skovdække, hvilket potentielt reducerer grødemængden.

For ST. 32.06 er der lavet en årsvariation i eksponenten k_2, således at en vanddybde til en hver tid på året kan omsættes til en vandføring vha. QH-relationen. Årsvariationen er bestemt ved et stykvis-interpolerende polynomium og ses i figur 3.20. Eksponenten k_2 kan ses som et udtryk for modstanden i

vandløbet, hvor en høj k_2 angiver høj modstand, mens en lav k_2 angiver en lav modstand.

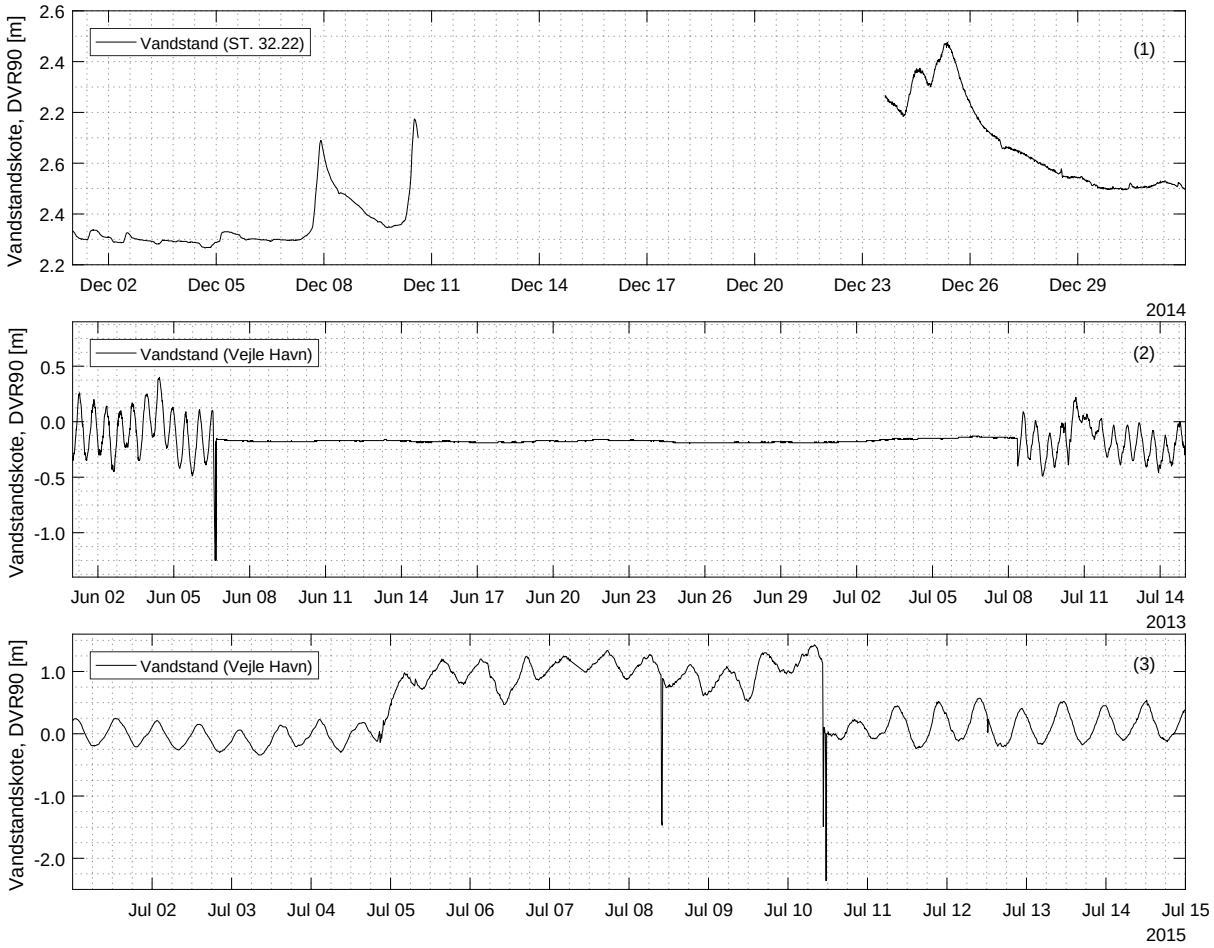


Figur 3.20. Årsvariation af eksponenten k_2 for ST. 32.06.

Af figur 3.20 ses for vinterperioden en lav k_2, som fra start maj stiger og opnår maksimal værdi midt sommer for derefter at aftage henover efteråret. Årsvariation af eksponenten k_2 er ikke foretaget for ST. 32.22 grundet mistanke om stuvningspåvirkning.

3.2.8 Visuelle målerfejl i målte tidsserier

Ved inspicering af vandstandsmålingerne lokaliseret i Vejleoplandet, observeres visuelt flere typer af fejl eller mangler i de indmålte tidsserier. Fejlene består typisk af udfald i tidsserierne, hvor der ingen målinger eksisterer i en periode eller som målerfejl, hvor enten den samme værdi optræder gentagende gange eller hvor målingerne ligger forskudt i serien. Eksempler herpå ses i figur 3.21, hvor der ses målerudfald og -fejl.



Figur 3.21. Eksempel på visuelle målerudfald i tidsserien for ST. 32.22 og fejlmålinger i Vejle Havn. Beliggenheden af målestationerne ses i figur 3.2.

I figur 3.21.1 ses målerudfald i ST. 32.22 for perioden 11/12-2014 - 24/12-2014. Dette ses i fraværet af målte vandstandskoter i denne periode, hvorefter måleren genoptager sin indmåling. Figur 3.21.2 viser vandstandskoten i Vejle Havn, hvor der forekommer fejlmåling i perioden fra 6/6-2015 - 8/7-2015. Målerfejlen ses i form af en ikke-varierende vandstandskote, hvilket ikke vurderes som værende korrekt målt vandstandskote. Figur 3.21.3 indikerer en tilsvarende målerfejl som ses i perioden 5/7-2015 - 11/7-2015. Målerfejlen gør sig gældende ved at måleren forsætter sin indmåling i perioden, dog er værdier nulpunktsforskudt med ca. $1\,\mathrm{m}$. I slutningen af fejlperioden tyder det på at måleren er genetableret, observeret ved det større fald i vandstandskoten.

Observationerne og erfaringerne gjort i nærværende kapitel vil anvendes til den videre hydrauliske modellering. Introduktion til af neurale netværk forefindes i kommende kapitel.

Kapitel 4

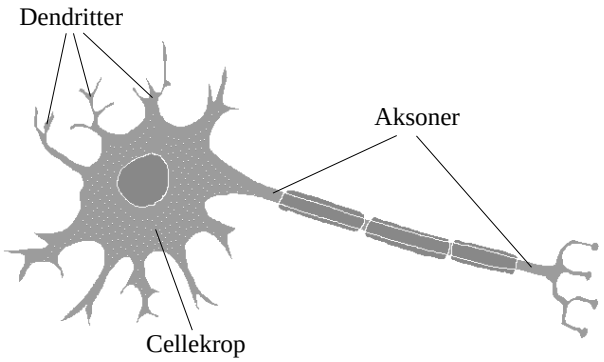
Introduktion til neurale netværk

Kapitlet beskæftiger sig med anvendelsen og opsætningen af neurale netværk. Heri hvilke overvejelser som bør gøres før brugen af neurale netværk samt hvordan inputtene kan bearbejdes for at kunne forbedre modellens kvalitet. Hertil hvordan netværket gør brug af kalibrerings- og valideringsdata. Slutteligt gennemføres et hånd- og computerbaseret beregningseksempel af en simpel problemstilling.

Neurale netværk er en kraftfuld datadreven model, som danner komplekse forbindelser mellem input og output. Netværkene kommer fra udviklingen af kunstige systemer, inspireret af den menneskelige hjerne, til at udføre og løse intelligente problemstillinger. Neurale netværk kræver viden (datamængde) til at kunne kalibrere til. Det kalibrerede netværks viden gemmes i vægtningerne på forbindelserne mellem neuroner. Herefter kan der ved tilførelsen af et input til netværket generes et output. De neurale netværks primære fordel er deres evne til at løse lineære samt ikke-lineære sammenhænge, hvor dets evne til assimilering af data styrkes af dets tilførte data til både kalibrering og modellering. [Neurosolutions, 2015]

4.1 De biologiske og kunstige neurale netværk

Det kunstige neurale netværk tager dets inspiration i den biologiske hjernes hjernefunktion. I den biologiske hjerne eksisterer ca. 100 milliarder neuroner, hvor neuronerne i hjernen er stærkt forbundet med hinanden. En neuron i hjernen består af tre principielle dele; dendritter, cellekrop og akson. Dendritternes funktion er at transportere et elektronisk signal ind i cellekroppen vha. nervefibrene. Herefter tolker cellekroppen på de modtagende signaler, hvorefter aksonen transporterer et signal fra cellekroppen til de andre neuroner. Figur 4.1 viser en illustration af en biologisk neuron i hjernen. [Hagan et al., 2014]



Figur 4.1. Eksempel på biologisk neuron indeholdende dendritter, cellekrop og akson. [Boeree, 2009] (Redigeret)

Det har vist sig, at dele af den neurale struktur opstår ved fødslen, hvorefter dele af stukturen ændre sig i takt med ny indlæring gennem resten af livet. Det kunstige neurale netværk er dog ikke helt så komplekst som den biologiske hjerne. Lighederne findes dog ved, at begge netværk danner grupper hvori en høj intern kommunikation finder sted. Dertil styres netværkenes evner af den forbindelse, som er mellem neuronerne. Hastigheden hvorpå netværkene opererer er ganske forskellige, da det biologiske netværk kan behandle flere opgaver på kortere tid, idet at alle neuronerne kan operere på samme tid. [Hagan et al., 2014]

4.2 Anvendelsen af neurale netværk

De neurale netværk har vist sig succesfulde inden for flere forskellige problemløsningsopgaver, og anvendes derfor i vid udstrækning inden for flere fagområder. Heriblandt det finansielle område, hvor markedsforudsigelser, kreditvurdering, prisprognoser og økonomisk indikator er blandt anvendelsesmulighederne. Det videnskabelige fagområde står også for en længere række af anvendelsesmuligheder. Her kan nævnes mønstergenkendelse, økosystemsanalyser, optimering af kemiske processer og modellering af fysiske systemer hvor der eksisterer en hvis sammenhæng mellem de styrende processer. [Alyuda Research Company, 2016] Da neurale netværk er en hurtig og simpel løser, har de vist sig særdeles anvendelige ved realtidsoperationer. [Hashmi, 2016] Inden for nyere tid, har de neurale netværk vundet stor succes inden for komplekse systemer, hvor der f.eks. arbejdes med ikke-komplette data. Heri visuel genkendelse samt tale- og tekstgenkendelse.

Neurale netværk giver muligheden for at finde løsninger, hvor andre algoritmer bliver uløselige eller for beregningstunge til at opgaven kan gennemføres. Hertil har de neurale netværk en evne til at finde tendenser og mønstre i støjbehæftede eller komplicerede data. Dette skyldes at de lærer fra viste eksempler, i form af kalibreringsdata, hvortil netværkene selv tilpasser sig. [Hashmi, 2016]

Hvor løsningen af et givent problem bør løses så simpelt som muligt, er der hvor neurale netværk har dets styrker. Neurale netværk viser sig som et oplagt valg, hvor komplicerede løsninger bliver spild af ressourcer, da problemstillingen kan løses på en simplere måde. Hertil er den forbrugte tid for en beregning af de neurale netværk ofte langt hurtigere end for ellers standardiserede løsningsmetoder. Hvor en normal model kalibreres til udvalgte data, yder de neurale netværk gunstigt af en øget mængde tilpasningsdata, hvor alle tilgængelige data omkring opgavens problemstilling bør indsamles til netværket. Hermed har netværk større sandsynlighed for at finde den optimale løsning, hvis en potentiel løsning er kalibreret ind i netværket, hvorfor det med fordel kan kalibreres med den størst mulige mængde af potentielle løsninger. Derfor er det også ud fra netværkenes natur, at selvom en løsning er fundet, er det ikke nødvendigvis den eneste løsning, hvorfor en mængde af mulige løsninger genereres, hvorefter den bedste kan vælges på baggrund af valideringsdata. Ud fra dette er det for de neurale netværk bedre at have redundans i dataene end ikke at have tilstrækkelige data. [Hashmi, 2016]

4.2.1 Fordele og ulemper

Neurale netværk har mange fordele, dog medfølger der også en række ulemper ved anvendelsen heraf. Fordele og ulemper for neurale netværk er listet.

Fordele

+ Meget generelle og kan genskabe en række forskellige mønstre meget nøjagtigt. [University of Wisconsin Madison, 2016]
+ Kræver ikke et teoretisk grundlag for beregninger. [Rasmussen, 1992]
+ Har evnen til at lære komplekse ikke-lineære relationer mellem input og output. [University of Wisconsin Madison, 2016]
+ Kan anvende et utal af inputdata. [Rasmussen, 1992]
+ Er meget beregningseffektive. [Rasmussen, 1992]
+ Når først netværket er sat op er det ofte nemt at implementere på andre lokaliteter.
+ Kan opsættes til at være selvkalibrerende og dermed tilpasse sig ændringer i systemet, hydrologien og hydraulikken. [Rasmussen, 1992]
+ Kræver begrænset antal inputvariable sammenlignet med en numerisk model.

Ulemper

- ÷ Kræver data til oplæring af netværket. [Rasmussen, 1992]
- ÷ Kræver en hvis korrelation mellem input og output.
- ÷ Systematiske fejl i inputdataene kalibreres ind i netværket. [Rasmussen, 1992]
- ÷ Manglende teoretisk grundlag kan være en ulempe idet der ikke nødvendigvis forekommer massebalance og forståelse for fysikken.
- ÷ Kan være vanskelige at designe hvad angår forarbejdning af input, netværksstruktur, -neuronantal, stopkriterier, initialværdier, m.m. Designprocessen bygger ofte på *trial and error*-metoden.
- ÷ Kan karakteriseres som en black box model. De er derfor ugennemsigtige og dermed umulige at fastlægge hvordan problemet løses. Det gør dem svære at fejlfinde i og når de virker, kan det være vanskeligt at fastlægge deres evne til at generalisere på data forskellig fra kalibreringsdatene. [Lloyd, 2014]

Da de neurale netværk, som vist ved fordele og ulemper, ikke bare er en ideel model hvori et input tilføres og det perfekte output opnås, er det essentielt at bruge netværkene hvor dets fordele er stærkt dominerende ift. dets medfølgende ulemper. For at opnå en god neural netværksmodel, bør netværkets ulemper og begrænsninger altid haves i mente, herigennem ikke at anvende de neurale netværk til problemstillinger hvor løsningen heraf vanskeliggøres.

4.3 Opsætningen af neuralt netværk i MATLAB

Udarbejdelsen og opsætningen af neurale netværk forudsætter gennemførslen af flere steps, for at dets assimilering kan anvendes til løsning af problemstillinger. Det neurale netværk er valgt udarbejdet i MathWorks MATLAB, hvori følgende syv hovedpunkter er udført; indsamling af data, genere -, konfigurere -, initialisere -, kalibrere -, validere - og anvende netværket.

4.3.1 Indsamling af data

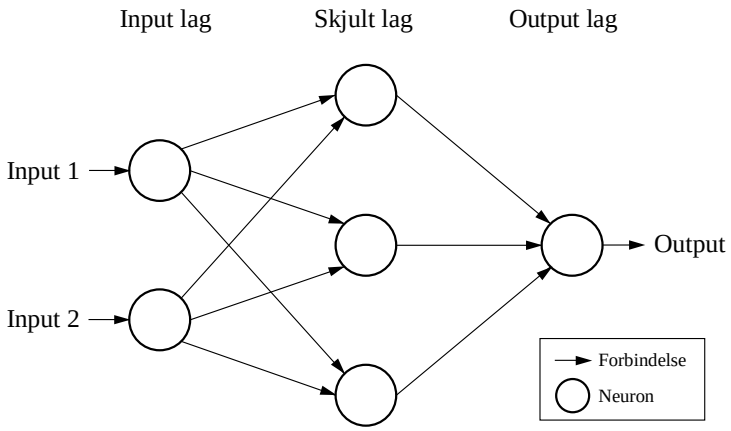
Det neurale netværks funktionalitet forudsætter en kendt mængde kalibreringsdata, som netværket kan oplæres med. Dataene til kalibreringen kan være sammenhængende eller udsnit af tidsserier, hvorved der eksisterer to eller flere parallelt løbende serier. De anvendte tidsserier kræver tilsvarende tidslig opløsning, idet at relationen mellem serierne styres af opløsningen på tidsserierne. Foruden datasættene til kalibreringen, bør der også indsamles et yderligere datasæt til eftervisning af netværkets kvalitet. Dette medfører et primært datasæt til kalibrering af netværket og et sekundært datasæt til validering af netværket. Det viser sig, at netværkets kvalitet yder gunstigt af en øget mængde kalibreringsdata, deri kan der i netværket også anvendes forskellige typer af inputserier, hvorved potentialet for et forbedret netværket eksisterer.

Input, output og target

For at kalibreringen af netværket kan gennemføres indføres input og target til netværket. Input definerer den eller de dataserier, som anvendes til at drive netværket, dvs. de data hvorudfra netværket generer modeloutputtet. Target definerer den eller de kalibreringsdataserier som netværket skal indlære og derfor genskabe. Kalibreringen af netværket kræver derfor input og target, hvorefter netværket efter kalibrering udelukkende kræver input til generering af output.

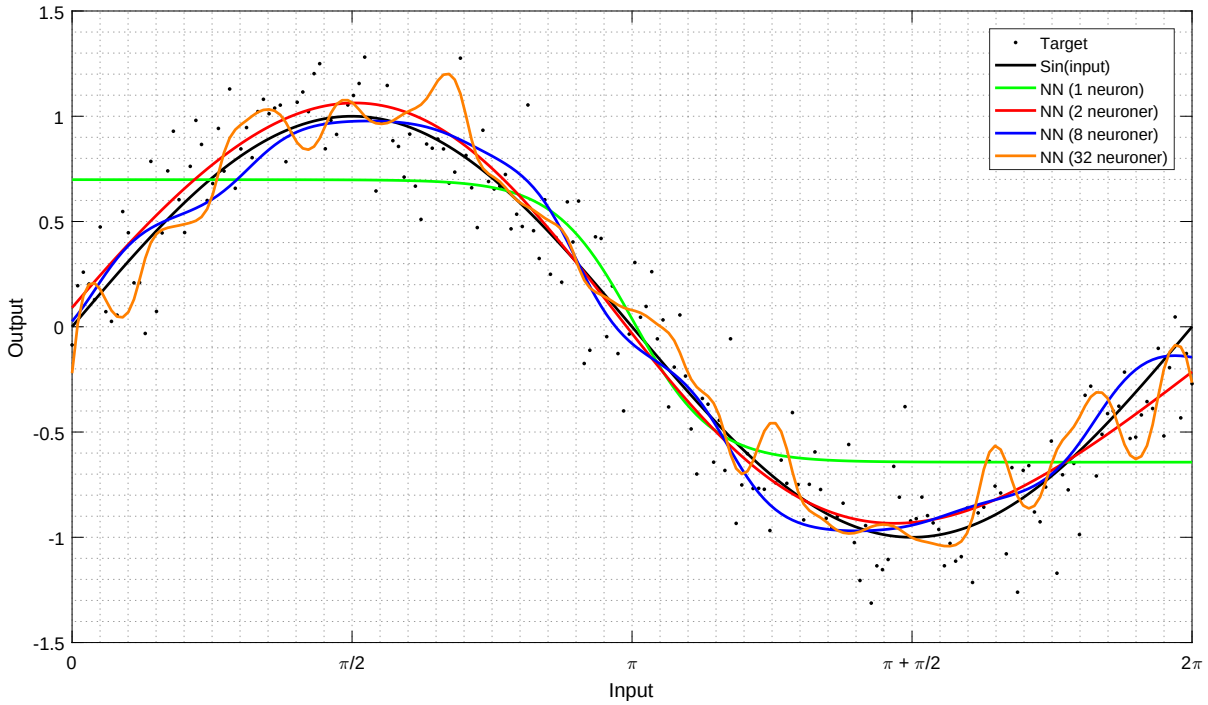
4.3.2 Generering af netværk

Netværket kan udformes på forskellige måder alt efter hvilken sammenhæng det skal anvendes i. Der vil i denne sektion kun vil blive behandlet et Feedforward Neuralt Netværk (FFNN). Netværkets struktur generes som et FFNN-netværk, hvilket er et énvejs netværk hvori der ligger ét skjult lag, hvor input omsættes til output. Et eksempel herpå ses udformet i figur 4.2.



Figur 4.2. Eksempel på et FFNN-netværksstruktur.

FFNN-netværket, figur 4.2, beregner ét output på baggrund af 2 input serier til 2 inputneuroner og 3 neuroner i det såkaldte skjulte lag samt 1 outputneuron. Derfor kræves det af netværket, at det eksisterer 2 inputserier for at kunne producere ét output. Neuronerne påvirker tilpasningsevnen af de kalibrerede tidsserier. Dette bevirker hvor mange grader af tilpasning netværket kan udføre på inputtet. En illustration af tilpasningsevnen ses på figur 4.3.



Figur 4.3. Eksempel på datatilpasning med neurale netværk som funktion af antal neuroner i det skjulte lag.

Figur 4.3 viser, at der ved anvendelsen af et større antal neuroner i det skjulte lag sker en bedre tilpasning af de præsenterede dataserier. Dog kan et for højt antal neuroner forringe evnen til at generalisere, hvilket er af afgørende betydning for at opnå valide modeloutput for dataserier, som netværket ikke er kaliberet efter. Et stort netværk med flere skjulte lag og et større antal neuroner vil med stor sandsynlighed

kalibrere til eksemplerne fuldstændigt, idet der er mange variable at tilpasse. Derimod vil dets evne til at generalisere være mindre god, eftersom netværket er overparametriseret og dermed ikke genskaber de generelle tendenser mellem input og output. [Krogh, 1991] Modellen har så at sige for mange frihedsgrader og entydigheden i modellens variable bliver tvetydige. Generelt set skal netværkets størrelse hverken være for stort eller lille. Det er ifølge Karsoliya [2012] svært at lave en generel metode for netværkets størrelse, der er dog en række grundlæggende anbefalinger: Antallet af neuroner i det/de skjulte lag bør være 70 % til 90 % af antallet af input; antallet af neuroner i det/de skjulte lag bør være mellem antallet af input og output; og antallet af skjulte lag bør være mindre end halvdelen af antallet af input. Disse anbefalinger bør kombineres med en struktureret *trial and error*-metode i et forsøg på at finde den optimale opsætning for et givent problem. [Karsoliya, 2012] Desuden vil kalibreringen af netværket med et uhensigtsmæssigt kalibreringsdatasæt, indeholdende ikke-generelle systemtendenser, give et misvisende output for øvrige inputdata. Heraf bør det for netværkseksemplet i figur 4.3 anvendes 2 neuroner, da dette giver den bedste generelle tilpasning mellem inputtet og det ønskede output.

4.3.3 Konfigurering af netværk

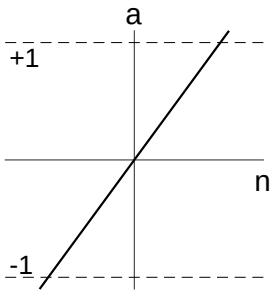
Konfigureringen beskæftiger sig med hvilke funktioner og algoritmer som netværket gør brug af. Netværkets kalibrerings-, transfer- og modelkvalitetsfunktion defineres i konfigureringen, beskrivende hhv. kalibrering, transformation og modelkvaliteten. Hertil opsplittes inputtet til mindre datasæt, som netværket gør brug af i kalibreringen.

Kalibreringsalgoritmen

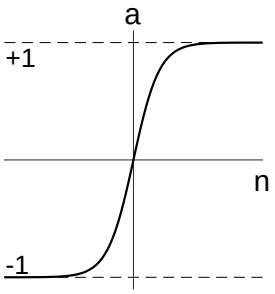
Kalibreringsalgoritmen anvendes til estimering og optimering af vægtningerne i de forskellige lag og input samt bias-værdierne til netværket. Kalibreringsfunktionen til netværket anvender Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM), som er den typisk anvendte kalibreringsfunktion. Der eksisterer flere forskellige kalibreringsfunktioner til brug i det neurale netværk, dog er denne valgt på anbefaling af MATLAB [2015a]. Kalibreringsfunktionen medfører bl.a. en fastsættelse af antal iterationer som netværket kan udføre. Dertil hvor mange fejlforbedringer netværket må opnå før kalibreringen afsluttes.

Transferfunktion

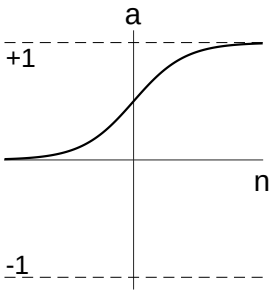
Transferfunktionen i hver neuron har til formål at oversætte inputtet til et output på baggrund vægtningerne og bias-værdierne. I MATLAB findes tre foruddefinerede transferfunktioner af de mest anvendte til neurale netværk, hvor disse er en Lineær-, Tan-Sigmoid-, og Log-Sigmoid-funktion. Disse er afbilledet på hhv. figur 4.4, 4.5 og 4.6.



Figur 4.4. Lineær transferfunktion. Inspireret af MATLAB [2015c].



Figur 4.5. Tan-Sigmoid transferfunktion. Inspireret af MATLAB [2015c].



Figur 4.6. Log-Sigmoid transferfunktion. Inspireret af MATLAB [2015c].

Funktionsudtrykkene for de tre transferfunktioner er vist i hhv. ligning (4.1), (4.2) og (4.3), hvor funktionsudtrykket for den lineære transferfunktion er vist i ligning (4.1) [MATLAB, 2016e].

$$a_{i,j} = purelin(n_{i,j}) = n_{i,j} \tag{4.1}$$

Tilsvarende er funktionsudtrykket for Tan-Sigmoid transferfunktion vist i ligning (4.2) [MATLAB, 2016f].

$$a_{i,j} = tansig(n_{i,j}) = \frac{2}{1 + e^{-2 \cdot n_{i,j}}} - 1 \tag{4.2}$$

Log-Sigmoid transferfunktionen er vist i ligning (4.3) [MATLAB, 2016d].

$$ai, j = logsig(n_{i,j}) = \frac{1}{1 + e^{-n_{i,j}}} \tag{4.3}$$

Ud fra ligning (4.1), (4.2) og (4.3) kan et input til output i neuronerne beregnes. Transferfunktionerne Log- og Tan-Sigmoid anvendes primært ved mønstergenkendelse, hvor deres spænd dækker hhv. [0 $<$ 1] og [-1 $<$ 1]. Den lineære transferfunktion anvendes primært for funktionsfitning og dækker et spænd på [-∞ $<$ ∞]. [MATLAB, 2015c]

Modelkvalitetsfunktion

Modelkvaliteten af netværket evalueres løbende for hver iteration. For hver iteration hvor vægtningerne og bias-værdierne opdateres, beregnes kvaliteten af netværket som afvigelsen mellem target og output. Forskellen er som udgangspunkt i MATLAB udtryk som Mean Square Error (MSE), dvs. middelfejlen mellem output og target [MATLAB, 2015b]. For et perfekt kalibreret netværk vil middelfejlen mellem målinger og netværk være nul, hvorfor netværkets output er lig target.

Dataopdeling af kalibreringsdata

Kalibreringen af netværket kræver en opdeling af netværkets input til tre mindre datasæt. Input opdeles af netværket til et kalibrerings-, validerings- og testdatasæt. Kalibreringsdataene anvendes til kalibrering af netværket og derfor til estimering og optimering af vægtningerne og bias-værdierne. Valideringsdataene anvendes til at bestemme modelkvaliteten af netværket for hver iteration, og derfor evalueres på den del af inputtet, som netværket ikke oplæres med. Disse data bruges også som evaluering for afbrydelsen af netværkets kalibreringsproces. Testdataene anvendes i slutningen af hver iteration til at vise netværkets ikke-kalibrerede modelkvalitet, og bruges derfor kun som evaluering af netværkets generelle modelkvalitet. [Heath, 2010] Her må opdelingen til valideringssæt ikke forveksles med valideringsperioden, da valideringssættet er et udsnit af kalibreringsperioden.

4.3.4 Initialisering af netværket

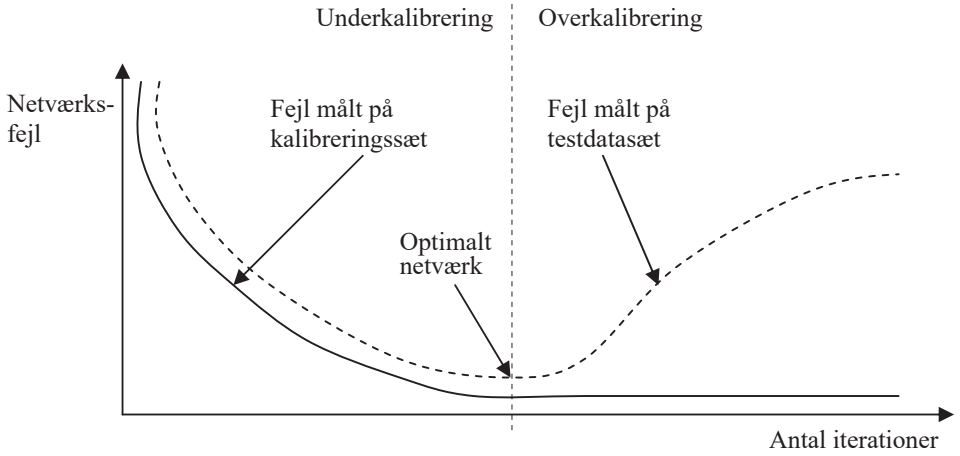
Inden det neurale netværk kan kalibreres, bør vægtningerne og bias-værdierne initialt bestemmes. Hertil kan forskellige initialiseringsfunktioner anvendes, hvor Nguyen-Widrow lag initialiseringsfunktion (Initnw) er anbefalet af Demuth og Beal [2016]. Initnw-algoritmen fordeler vægtningerne og bias-værdierne for hver neuron jævnt over det aktive spænd som inputtet dækker over. Dette bevirker, at kalibreringen af netværket kan ske hurtigere, da hver del af inputtet dækkes af neuroner jf. Demuth og Beal [2016]. Der er ved fastsættelsen af initialværdierne en hvis tilfældighed indlejret, hvorfor der ved hver initialisering ikke opnås samme værdier. [MATLAB, 2010]

4.3.5 Kalibrering af netværket

Kalibreringen af netværket sker ved anvendelsen af de førnævnte funktioner og variable i netværkets opsætning, hvortil input og target kalibreres i netværket. Kalibreringsprocessen starter, hvorefter netværket tilpasser vægtningerne og bias-værdierne, således at inputtet fra netværket genskaber outputtet bedst muligt. Netværkets kalibreringsproces forsættes indtil et af stopkriterierne opnås, hvortil netværkets kalibreringsproces kan tilpasses ift. over- og underkalibrering.

Over- og underkalibrering

Under kalibreringsprocessen af netværket har antallet af iterationer en afgørende betydning for om netværket over- eller underkalibreres, hvilket ses illustreret på figur 4.7.



Figur 4.7. Udvælgelse af det optimale antal af iterationer for netværkskalibrering. [FER, 2016] (Redigeret)

Det fremgår af figur 4.7 (optrukket kurve), at et øget antal iterationer minimere fejlen på kalibreringsdataene, som netværket anvender under kalibreringen. Derimod vil fejlen for testdataene (stiplet kurve) stige ved et for stort antal iterationer idet netværket overkalibreres og generaliseringsevnen falder. Omvendt vil et for lille antal iterationer, f.eks. pga. for få maksimalt tilladte antal iterationer, resulterer i et underkalibreret netværk, som ikke opnår det fulde potentiale af de anvendte inputdata. Optimum er derfor i overgangsfasen fra underkalibrering til overkalibrering, hvor den minimale fejl på testdatene forekommer.

Stopkriterie

Stopkriterierne for kalibreringsprocesessen af netværket er defineret af forskellige parametre. Med Levenberg-Marquardt backpropagation som kalibreringsalgoritme kan stopkriterierne defineres ved; 1) totale antal iterationer; 2) antal iterationer med forringet modelkvalitet og 3) gradienten på forbedring af modelkvaliteten mellem to på hinanden følgende iterationer. Kalibreringsprocessen stoppes når netværket opfylder et af nævnte stopkriterier.

4.3.6 Validering af netværket

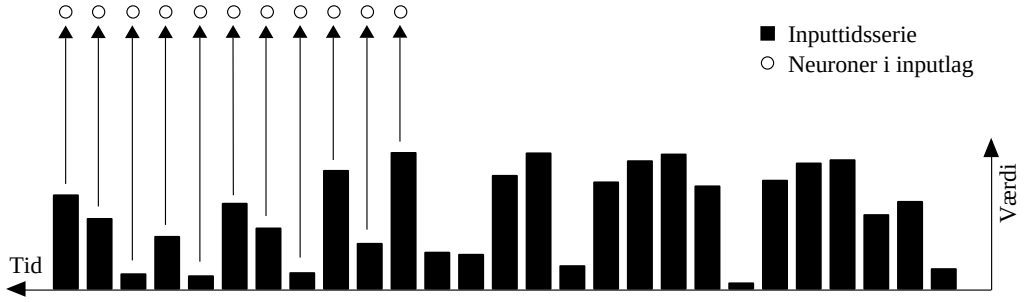
For at netværket ikke anvendes uden kendskab til dets modelkvalitet, eftervises netværkets modelkvalitet for en, af netværket, udkendt periode, valideringsperioden. Valideringsperioden vil vise hvorvidt det neurale netværk er i stand til at eftervise en periode, som ikke har været anvendt i kalibreringsprocessen. Den medførte tilfældighed ved initialisering af netværket gør det fordelagtigt at udføre flere modelkørsler med samme netværk, hvorefter netværkskalibreringen med den højeste modelkvalitet

for valideringsperioden anvendes. Såfremt resultaterne viser sig acceptable, kan netværket antages anvendeligt til kommende og nye data.

4.3.7 Tap delay line af input

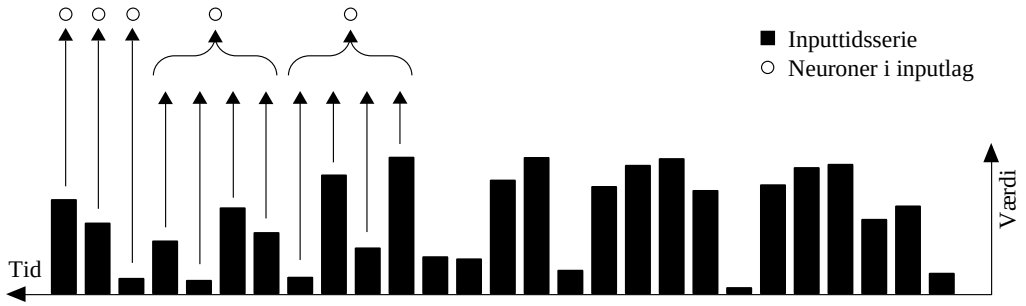
Tap delay line (TDL) er en metode til at opretholde en *hukommelse* i de input som tilføres en model. Dette kan være nødvendigt at anvende ved neurale netværk, da netværkene producerer ét output fra hvert tilført input, hvorfor netværket i sig selv ikke bidrager med nogen form for hukommelse. Dette kan være anvendeligt hvor et input vil påvirke det efterfølgende forløb, men at inputtet i sig selv ikke beskriver dette forløb. TDL-metoden kan bl.a. anvendes ved; 1) at det samme input forskydes et hvis antal tidsskridt efter hinanden med et selvvalgt *tap*; 2) at inputtet behandles med forskellige filtre såsom gennemsnit over en periode eller/og skalaring heraf, hvorefter de lægges efter hinanden med et valgt *tap*. Antallet og størrelsen af tap-delays styres af mængden af den nødvendige hukommelse i netværket.

TDL-inputtet gør det muligt for neurale netværk at kombinere flere input fra samme tidsserie for forskellige tidspunkter til estimering af et output. De forskellige serier, som er *tapped*, vil bidrage med deres input til netværket på forskellige tidspunkter i forløbet. Derfor vil netværket modtage et antal af input svarende til antallet af TDL. Den traditionel udformning af TDL er illustreret i figur 4.8, hvor netværket får ubehandlede informationer fra tidsseriens forskellige tidspunkter til hver af inputneuronerne.



Figur 4.8. TDL-input med 11 tap-delay serier, hvor alle 11 input er direkte input fra tidsserien.

Det viser sig ofte at det er de første input i TDL-serierne, som har størst effekt på netværket, hvorfor disse med fordel gives direkte til netværket. De efterfølgende inputserier kan have mindre indvirkning på netværksoutputtet, hvor en forarbejdning af disse har vist sig gunstigt. Hermed kan en gennemsnitlig værdi for flere tidspunkter på tidsserien anvendes som del-input til netværket. Dette kan udføres ved, at f.eks. 4 punkter på tidsserien midles og anvendes som ét input til neuronerne i netværket, hvilket medfører en reduktion i antallet af input. Dette ses illustreret i figur 4.9.



Figur 4.9. TDL-input med 5 tap-delay serier, hvor input 1 - 3 er direkte input fra tidsserien og input 4 - 5 er gennemsnitlige værdier af 4 punkter fra tidsserien.

TDL-inputtet gør det muligt, at peaks i tidsserien fodres direkte og momentant til netværket, hvorefter det efterfølgende forløb fodres til netværket som direkte eller gennemsnitlige værdier. Det neurale

netværket kan derfor kombinere og skalere inputtene i TDL-inputtet individuelt, således at f.eks. de direkte input har en højere gearing, hvor de senere og/eller gennemsnitlige input får en lavere gearing til estimering og generering af outputtet.

Notation for TDL-input

I relation til TDL-inputtet, er der valgt at anvende en notation til beskrivelsen af de enkelte input som indgår i TDL-inputtet. Da der i TDL-inputtet forekommer forskelligt behandlede input er følgende notationer med tilhørende forarbejdningsmetoder anvendt, se tabel 4.1.

Tabel 4.1. Notation for TDL-input med tilhørende forarbejdningsmetode.

Notation Symbol	**Forarbejdningsmetode** Løbende gennemsnit
min	1 minut
hr	1 time
d	1 dag
w	1 uge

Tabel 4.1 viser hvilket symbol, der er valgt anvendt til de forskellige størrelser af løbende gennemsnit. Dette muliggør en opskrivning af et TDL-inputtet som vist eksemplificeret:

TDL-input: $5 \times 1\text{hr}; 4 \times 1\text{d}$

TDL-inputtet beskriver, at der er 5 input behandlet med 1 times løbende gennemsnit med 1 times forskydning mellem hvert input. Hertil 4 input af 1 dags løbende gennemsnit med 1 dags forskydning. 1-dags inputtene er alle forskudt yderligere 5 timer, da forrige input dækker en 5 timers periode. Dette skyldes at inputtene til TDL-inputtet ikke bør dække den samme periode på samme tid, da samme input i serien ikke bør optræde i flere input på samme tid.

4.3.8 Pre-skalaring af input

Under opsætning og kalibrering af neurale netværk har det vist sig gunstigt at pre-skalere inputtet til netværket. Dette kan gøres ved at transformere inputtet således, at den mindste værdi i dataserien er -1 og den største værdi får værdien +1. De derimellemliggende data får derfor værdier mellem -1 og +1. De transformerede inputdata anvendes dermed i stedet som input til netværket. Skalaen for skalaringen bestemmes af dataserien for kalibreringen, således at efterfølgende dataserier anvender samme skalaring.

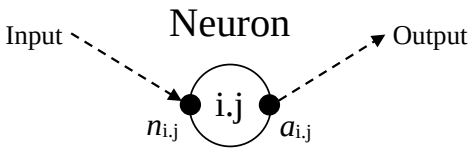
4.4 Håndberegningseksempel med neuralt netværk

Beregningseksemplet for det neurale netværk tager udgangspunkt i en simpel FFNN-struktur, hvor netværket opbygges med ét inputlag, ét skjult lag og ét outputlag. For at beregningseksemplet kan gennemføres, nødvendiggør dette et kendskab til de anvendte transferfunktioner i de indlagte neuroner i netværket, hertil visning af den valgte notation og tegningsopsætning.

4.4.1 Transferfunktioner i neuronerne

I det neurale netværk til beregningsgennemgangen er det valgt at anvende transferfunktionerne; Lineær og Tan-Sigmoid, som præsenteret i sektion 4.3.3. Transferfunktionernes formål er at modtage et input

og transformere dette til et output ud fra forskellige funktionsudtryk. Transferfunktionerne påføres hver deres neuron, hvoraf inputtet n til neuronen transformeres til et output a, som vist illustreret i figur 4.10.

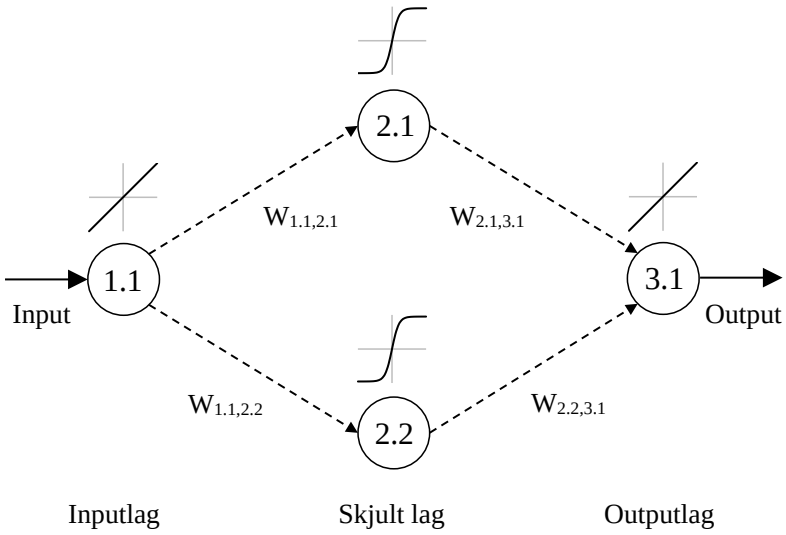


Figur 4.10. Neuron. Input n til netværket eller fra anden neuron transformeres til et output a ud af netværket eller videre til anden neuron i netværket.

Netværket til beregningseksemplet anvender to forskellige transferfunktioner, hvor den lineære transferfunktion anvendes i input- og outputneuronerne, hvor Tan-Sigmoid transferfunktionen dækker neuronerne i det skjulte lag, hvor funktionsudtrykkene er vist i hhv. ligning (4.1) og (4.2).

4.4.2 Beregningsgang

Da funktionsudtrykkene til input-output til neuronerne er kendt, kan beregningsgangen fra input til output for et helt netværk gennemføres. Foruden transferfunktionerne i neuronerne, er der på forbindelserne mellem neuronerne indlagt vægtninger, således at outputtet fra tidligere neuroner kan skaleres inden det når næste neuron. Netværket til beregningen er sat op som vist i figur 4.11, med inputlag (1 neuron), skjult lag (2 neuroner) og outputlag (1 neuron).



Figur 4.11. Neuralt netværk, 1 input med 1 neuron i inputlag (Lineær), 1 skjult lag med 2 neuroner (Tan-Sigmoid) og 1 output med 1 neuron i outputlag (Lineær).

Til eksemplet er der valgt tilfældige værdier af vægtningerne på forbindelserne mellem neuronerne. Vægtningerne er som følger:

$W_{1.1,2.1} = 0{,}750$
$W_{1.1,2.2} = 0{,}550$
$W_{2.1,3.1} = 0{,}450$
$W_{2.1,3.1} = 0{,}250$

Vælges et input til netværket, kan der ud fra vægtningerne og transferfunktionerne i neuronerne bestemmes et output. Til netværket er valgt en tilfældig værdi på $n_{1.1} = 2{,}000$, hvorfra outputtet fra den første neuron kan bestemmes fra ligning (4.1).

$a_{1.1} = 2{,}000$

På baggrund af outputtet fra neuron 1.1 kan inputtene til neuron 2.1 og 2.2 vægtes fra de angivende vægtninger for hhv. $W_{1.1,2.1}$ og $W_{1.1,2.2}$.

$n_{2.1} = 0{,}750 \cdot 2{,}000 = 1{,}500$
$n_{2.2} = 0{,}550 \cdot 2{,}000 = 1{,}100$

Outputtet fra de to neuroner i det skjulte lag bestemmes tilsvarende, som for neuronen i inputlaget, hvor ligning (4.2) transformerer neuronernes input til output.

$a_{2.1} = 0{,}905$
$a_{2.2} = 0{,}800$

Samlingen af outputtene til inputtet til neuronen i outputlaget sker ved vægtningerne mellem neuroner, hvor $W_{2.1,3.1}$ og $W_{2.1,3.1}$ multipliceres på outputtene fra det skjulte lag.

$n_{3.1} = 0{,}450 \cdot 0{,}905 + 0{,}250 \cdot 0{,}800 = 0{,}607$

Endeligt bestemmes outputtet af netværket ved anvendelsen af den lineære transferfunktion, ligning (4.1).

$a_{3.1} = 0{,}607$

Dette betyder, at netværket transformerer inputtet på $n_{1.1} = 2{,}000$ til et output på $a_{3.1} = 0{,}607$. Herefter kan det evalueres om netværkets output tilfredsstiller det forventede eller ønskede output, hvorfor vægtningerne i netværket kan justeres herefter. Foruden vægtningerne, er der i nogle netværk tilføjet en bias-værdi til inputtene til neuronerne. Dette muliggør en yderligere forskydning af inputtet til neuronen, dog er denne beregning ikke medtaget i eksemplet. Derudover kan netværket gennemføres med et sæt eller flere serier af data, hvorefter netværket kan transformere dets input til et output.

4.4.3 Tilpasning af vægtningerne

Netværket, som vist i figur 4.11, med tilfældige konstante vægtninger giver et tilsvarende tilfældigt output, da netværkets vægtninger ikke er justeret således at output matcher target. For at justere vægtningerne i netværket eksisterer bl.a. *Back Propagation* (BP) som en fremgangsmåde til at justere vægtningerne. Det bør noteres, at BP ikke er en del af netværket, men mere en kalibreringsalgoritme hertil. BP fungerer overordnet ved at netværket præsenteres for et sæt data, et kendt input og et kendt target, hvorefter netværket kalibreres på de præsenterede data. Heri bliver netværkets vægtninger justeret således, at inputtet transformeres til at eftervise target.

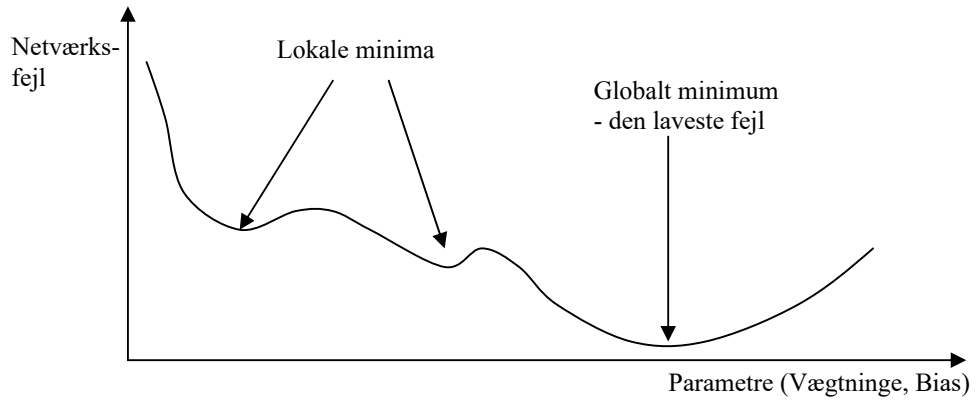
Back Propagation-metoden

Første del i BP-metoden er at definere nogle initiale tilfældige værdier for alle vægtninger i netværket. Heraf kan et output beregnes på baggrund af transferfunktionerne, input og de initiale vægtninger, som vist i sektion 4.4.2. Denne del kaldes den fremadrettede beregning. Outputtet heraf passer ikke overens med target, idet at vægtningerne er tilfældigt bestemt. Herefter beregnes fejlen for hver neuron i netværket, hvilket overordnet er fejlen mellem target og outputtet. Ud fra den fundne fejl korrigeres vægtningerne således, at fejlen mellem target og output minimeres. Denne del af metoden kaldes for den tilbagerettede beregning. Til minimering af fejlen for neuronerne i det skjulte lag, hvor intet target eksisterer, tilbageføres fejlen fra outputneuronerne igennem vægtningerne til neuronerne i det skjulte lag. [FER, 2016] Denne fremgangsmåde defineres som back propagation, heraf navnet på metoden. Disse trin i justeringen af vægtningerne gentages indtil, at fejlen mellem outputtet fra netværket og det kendte

target er tilfredsstillende lille. Dog kan det i BP-metoden ske, at minimeringen af fejlen for neuronerne kan ramme nogle lokale minima, hvorfor et globalt minimum for kalibreringen ikke opnås.

Lokale og globale minima

BP-metoden har som nævnt nogle problemer, idet at minimeringen af fejlen kan falde i lokale minima. Dette skyldes, at algoritmen altid vil skifte vægtningerne således at fejlen minimeres. [FER, 2016] Dette er tilsyneladende også en god fremgangsmåde, dog kan der være tilfælde, hvor lokale minima bør overkommes før det globale minimum opnås. Et sådan scenarie er illustreret i figur 4.12.

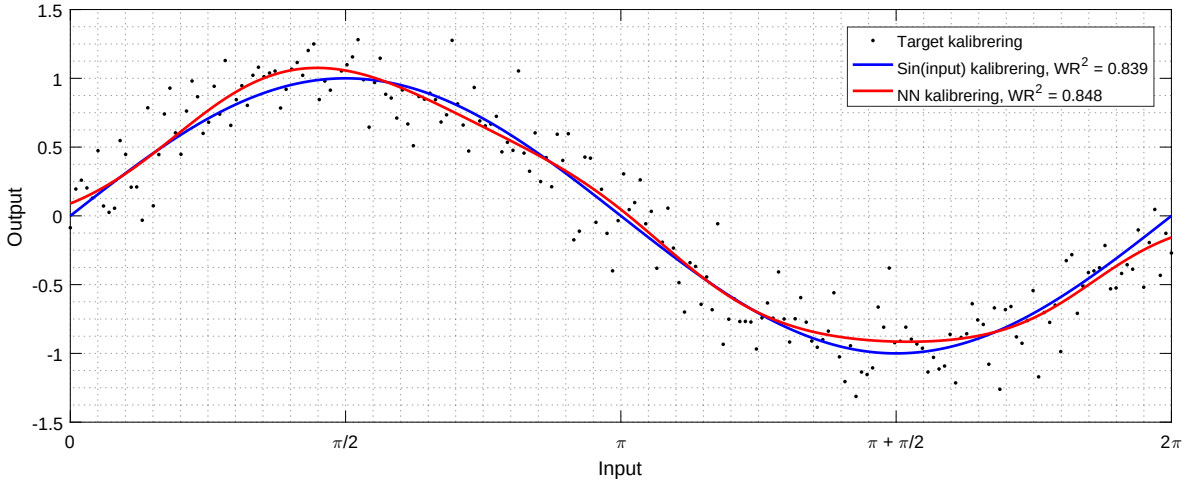


Figur 4.12. Netværksfejl som funktion af vægtning og bias. Heri lokale minima og globalt minimum. [FER, 2016] (Redigeret)

I figur 4.12 bemærkes det, at det kræves af algoritmen at stige i netværksfejl for at kunne komme op ad lokale minima for efter at kunne søge videre mod det globale minimum. For at overkomme dette findes der flere løsninger heriblandt at kalibrere netværket adskillige gange med forskellige initiale vægtninger eller at tilføje momentum til justeringen af vægtningerne, hvorfor mulige lokale minima kan overtrumfes. [FER, 2016]

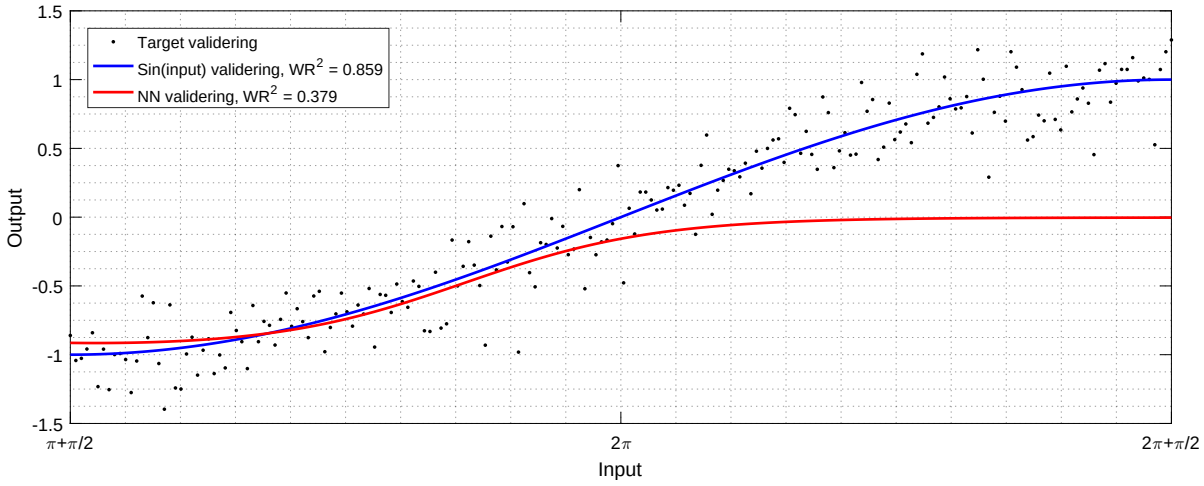
4.5 Computerbaseret beregningseksempel med neuralt netværk

For at illustrere det neurale netværks evne til at transformere et input til output, er det her valgt at opstille et simpelt input-output problem. Her tilføres netværket et lineært input, hvorefter det gennem netværket transformeres til en sinusvariation repræsenteret i outputtet. Inputtet til netværket er en lineær serie med værdier mellem 0 og 2π, hvortil netværkets target er givet som sinus til inputserien adderet med tilfældigt støj. Hertil er det netværkets opgave at indlære og genskabe sinusvariationens sammenhæng med det lineære input. Til dette er der anvendt et standard Feedforward Neuralt Netværk (FFNN) med 5 neuroner i det skjulte lag. Estimeringen af sinusvariationen er vist i figur 4.13, hertil sinusvariationen på baggrund af inputtet uden adderet støj.



Figur 4.13. Kalibrering for estimering af sinusvariation med lineært input til FFNN-netværk.

Figur 4.13 viser, at netværket kalibrerer sig til sinusvariationen som er skjult i target. Det bemærkes, at netværkets kurve udviser en højere tilpasning (WR^2) til target end sinusvariationen, hvilket kan skyldes, at netværket laver en bedre tilpasning til de fordelte data over og under den viste sinusvariation. Denne serie, hvor alle værdierne indgår i kalibreringen af netværket, viser en tydelig tilpasning til de kendte værdier.
Netværkets validering for estimering af sinusvariationen på baggrund af nye data, er vist på figur 4.14, hvor inputserien forlænges med en fjerdedel periode fra 2π til $2\pi + \pi/2$.



Figur 4.14. Validering for estimering af sinusvariation med lineært input til FFNN-netværk.

Den udvidede periode i figur 4.14 viser, at netværket ikke formår at estimere det efterspurgte outputtet til den fortsatte sinusvariation ud fra det nye input. Dette skyldes, at den forlængede periode ligger uden for kalibreringsområdet, hvorfor netværket ikke formår at estimere den fortsatte sammenhæng mellem input og output. Denne tendens er ej uventet, da det neurale netværks styrker ligger ved interpolation i input til output, hvor ekstrapolation med input udover den kalibrede periode viser dets svagheder [Rasmussen, 1992].

4.6 Evaluering af modelkvalitet

Det neurale netværks kvalitet ønskes evalueret af flere årsager. Først og fremmest for at give et kvantitativt estimat af en models evne til at simulere observerede data. Dernæst for at sammenligne modelforbedringer gennem justering af modelparametre, strukturelle ændringer og ved medtagelse af

yderligere input m.m. En models kvalitet kan imidlertid være tvetydig, idet modellens anvendelse er afgørende for, hvornår en model kan regnes som god. Dette afhænger i høj grad af, om modellen skal anvendes til simulering af f.eks. basisvandføring, peaks, afstrømmet volumen, m.m.
En models evne til at eftervise målte data kan evalueres på utallige måder. Er modeloutputtet en tidsserie, og forekommer de målte data ligeledes som en tidsserie, kan de simulerede data sammenlignes med observerede data. En fundamental metode er visuel betragtning af to kurvers forløb, hvor bl.a. systemtematiske fejle kan observeres (over- eller underestimering) og dynamikken (baseflow, kurveforløb og timingen af peaks). En visuel betragtning kan dog have den ulempe, at den kan være meget individuel og variere fra person til person. Udover visuel betragtning findes adskillige evalueringsmetoder til at sammenligne to tidsserier. Evalueringsmetoderne er et matematisk mål for, hvor præcist en model efterviser observationerne. Generelt er mange evalueringsmetoder en summering af fejlen for hvert tidsskridt normaliseret med variationen i observationen. For at medtage fejl med modsat fortegn er absolutte eller kvadrerede værdier ofte anvendt. Anvendelse af kvadrerede værdier medfører dog, at der er en større vægt på større fejl, mens mindre fejl negligeres. [Krause et al., 2005] I det følgende gennemgås forskellige evalueringsmetoder.

4.6.1 Determinationskoefficient R^2

R^2 er defineret som det kvadrerede forhold mellem kovariansen og den multiplicerede standardafvigelse mellem de simulerede og observerede data. R^2 kan tilgå værdier mellem 0 og 1, hvor en værdi på 0 indikerer ingen korrelation, mens en værdi på 1 indikerer samme spredning for simulerede værdier sammenholdt med observerede. En ulempe ved R^2 er, at en korrelation på 1 kan opnås selv hvis en model konsekvent over- eller underestimere så længe spredningen er ens. [Krause et al., 2005]

4.6.2 Vægtet determinationskoefficient WR^2

WR^2 er en modificeret udgave af R^2, hvor hældningen mellem observerede og målte værdier indgår. Såfremt en model konsekvent overestimere mere end den underestimere eller visa versa, vil WR^2 resultere i en lavere værdi sammenholdt med R^2. [Krause et al., 2005] Erfaringsmæssigt giver WR^2 markant lavere værdier end R^2, hvorfor størrelsesordenen på WR^2 typisk ikke er sammenlignelig med R^2.

4.6.3 Nash-Sutcliffe E

E er defineret som 1 minus summen af den kvadrerede simulerede og observerede værdi normaliseret af variansen af observationerne for samme periode. Normaliseringen af variansen af observationerne resulterer i relativt højere værdier af E for data med stor dynamik sammenholdt med data med lav dynamik. E går mellem 1 og minus uendelig, hvor 1 svarer til perfekt fit, mens en E-værdi under 0 indikere at middelværdien af de observerede værdier ville have resulteret i et bedre estimat end modellens output. Den største ulempe ved E er, at forskellen mellem den observerede værdi og den simulerede værdi bestemmes kvadreret, hvilket resulter i, at høje værdier overvægtes og små værdier negligeres. Dette resulterer i overestimering af modellens kvalitet under peakværdier og underestimering under lave værdier. E er ligesom R^2 ikke særligt sensitiv ift. systematiske over- eller underestimeringer. [Krause et al., 2005]

4.6.4 Massefejlen ME

ME er defineret som ratioen mellem simuleret volumen og observeret volumen. En værdi over 1 indikerer at modellen overestimerer volumen, mens en værdi under 1 indikerer at modellen underestimerer volumen.

4.6.5 Absolut maksimal afvigelse ABS MAX

ABS MAX er defineret som den absolutte maksimale værdi mellem simuleret og observeret værdi.

Ud fra forudgående betragtninger er WR^2 valgt som general evalueringsparameter til sammenligning af simulerede tidsserier med observerede. Yderligere forklaring og forskellige beregningseksempler for WR^2 findes i bilag C.1 på side A5. Derudover anvendes ME til evaluering af massefejlen, mens ABS MAX anvendes i tilfælde, hvor den maksimale modelafvigelse er relevant. Dette kunne f.eks. være i forbindelse med simulering af ekstremhændelser. Som supplement til de forskellige evalueringsparametre anvendes visuel betragtning.

4.7 Opsummering

Ud fra gennemgangen af det neurale netværks fordele og ulemper, udarbejdelsen og opsætningen af et netværk, hertil beregningseksempel af et simpelt input til output problem, er den videre anvendelse af neurale netværk muliggjort. Her vil dets viste og forklarede evne til at transformere givne inputserier til outputserier blive anvendt.

Kapitel 5

Projektbeskrivelse

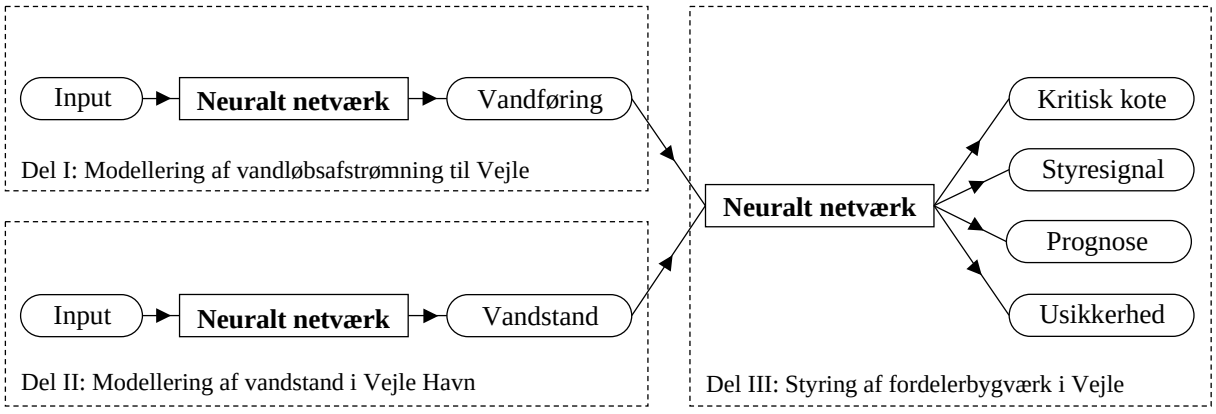
Klimaforandringer, Vejles potentielle oversvømmelsesrisiko og de iværksatte foranstaltninger til minimering af risiciene giver anledning til interessante problemstillinger.

5.1 Problemformulering

Nærværende rapport undersøger anvendeligheden for hydraulisk modellering med neurale netværk. Det undersøges bl.a. hvorvidt det er muligt at foretage afstrømningsmodellering, vandstandsmodellering, backup og prognosticering af målte data med neurale netværk. Derudover undersøges potentialet for, at basere en styring til afløbs- og vandløbsmodellering på neurale netværk.

5.2 Oversigt af delelementer

Observationer gjort i kapitel 2 og 3 har givet anledning til hydrologisk modellering med udgangspunkt i forskellige delområder. Grejs Å og vandføringen deri vurderes essentiel i forbindelse med styring af fordelerbygværket og håndtering af vandmasserne i Vejle indre by. Af den grund ønskes en model til modellering og prognosticering af afstrømningen i Grejs Å. Stuvning i vandløbene forårsaget af vandstandskoten i Vejle Fjord er af afgørende betydning for kapaciteten i vandløbene og deraf risikoen for oversvømmelse. Derfor ønskes ligeledes en model til modellering og prognosticering af vandstandskoten i Vejle Fjord. Outputtet fra disse to delmodeller anvendes derefter som input til en tredje model, som skal anvendes til vandløbsmodellering og styring af fordelerbygværket. De forskellige dele i nærværende rapport er overordnet opdelt som angivet i diagrammet på figur 5.1.

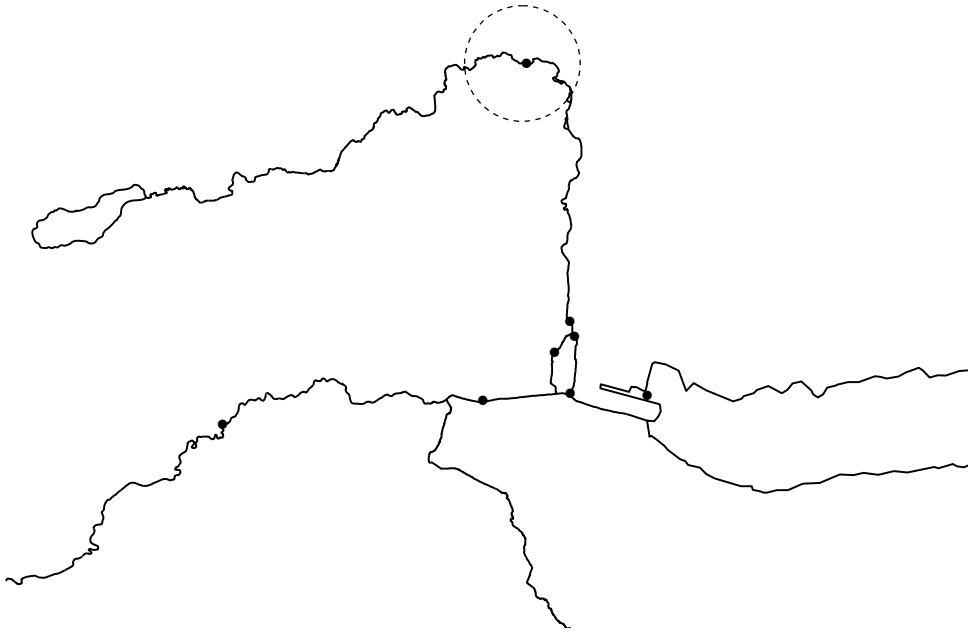


Figur 5.1. Diagram over rapportens delelementer.

I figur 5.1 ses, at neurale netværk indgår som bindeled mellem input og deraf generet output.

Del I

Modellering af vandløbsafstrømning til Vejle



Kapitel 6

Afstrømningsmodellering af målte data med neurale netværk

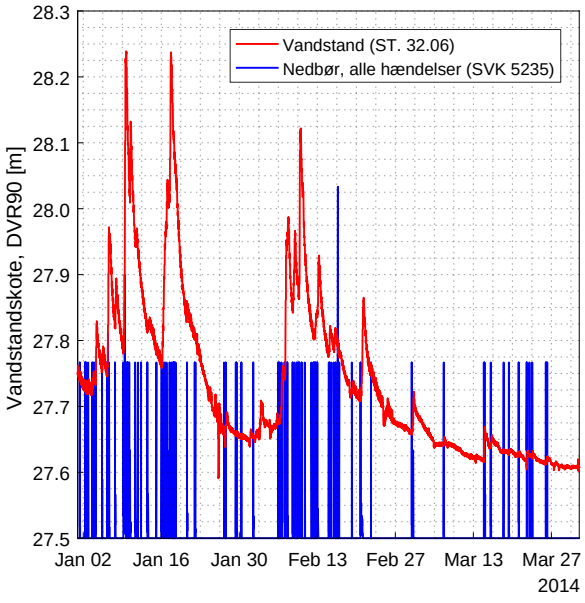
I dette kapitel undersøges forskellige netværksopsætninger og -typer med henblik på, at finde fordele og ulemper samt finde en egnet konfiguration til afstrømningsmodellering med neurale netværk. Derudover undersøges det i hvor høj grad det er muligt, at modellere en målt vandstandskote for en udvalgt målestation med udelukkende nedbør som input.

Afstrømningsmodellering anvendes i vid udstrækning inden for det miljøtekniske område. Dette kan bl.a. anvendes til at give randbetingelser og datainput for beregningsmodeller, men også til at give et statistisk grundlag for udviklingen i dataene. Derudover muliggør afstrømningsmodellering typisk prognosticering af vandstand og/eller vandføring, idet der ofte forekommer en systemrespons for nedbøren. Afstrømningens karakterstik for oplandet til Vejle er analyseret i afsnit 3.2.2 på side 15 og det forventes på baggrund af dette, at nedbøren kan anvendes som input til afstrømningsmodellering.

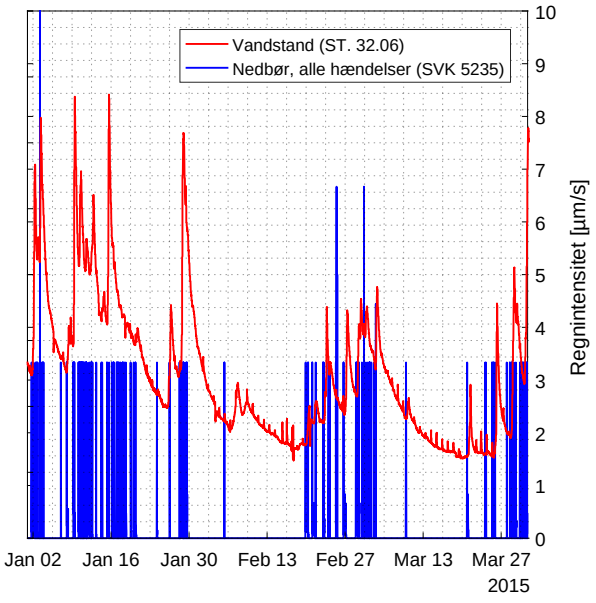
6.1 Indledende undersøgelse af netværksopsætning og -type

Der er i MATLAB en lang række netværkstyper og tilhørende opsætningsmuligheder for neurale netværk. Dette muliggør mange forskellige netværksdesigns og -størrelse, hvor nogle designs formentlig i højere grad er i stand til at eftervise observationerne. Der er i det følgende valgt at undersøge virkningen, evalueret som WR^2, for hhv. netværkstyper, antal neuroner, antal skjulte lag, transferfunktion og tilføjelse af jitter.

Der er for alle netværksdesigns anvendt perioden 1/1-2014 - 1/4/2014 som kalibreringsperiode, mens valideringsperioden er tilsvarende periode i år 2015. Input til netværket er nedbør målt i SVK 5235 og target er målt vandstandskote i ST. 32.06, hvor placeringen heraf ses i figur 3.2 på side 14. Ubearbejdet input og target for kalibrerings- og valideringsperiodens ses i hhv. figur 6.1 og 6.2. Den modellerede opløsning er 1 min.



Figur 6.1. Input (SVK 5235) og target (ST. 32.06) for kalibreringsperioden. Målestationernes placering er illustreret i figur 3.2 på side 14.



Figur 6.2. Input (SVK 5235) og target (ST. 32.06) for valideringsperioden. Målestationernes placering er illustreret i figur 3.2 på side 14.

Af figur 6.1 og 6.2 ses, at vandstandskoten for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden er forholdsvis ens hvad angår dynamik og størrelsen på peaks. Responset i regnintensiteten er svær at vurdere, men der er en tendens til, at jo mere nedbør, jo større afstrømning.

Ud fra de valgte perioder, figur 6.1 og 6.2, er forskellige netværkstyper og -struktur undersøgt for at se, om et udvalgt netværksdesign viser sig mere fordelagtigt end andre til modellering af nedbør til afstrømning.

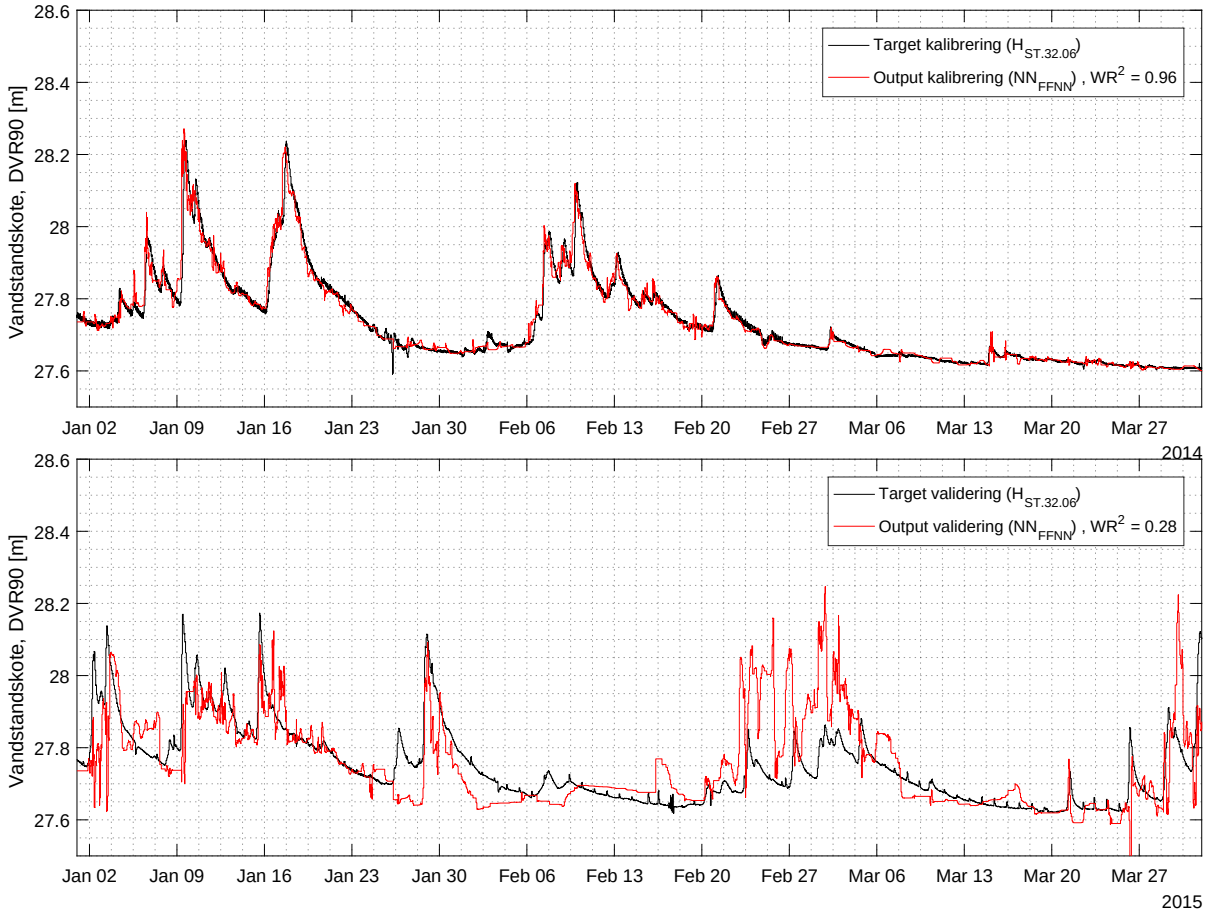
6.1.1 Netværkstyper

Der er i MATLAB flere forskellige netværkstyper, som strukturmæssigt er opbygget forskelligt. Der er valgt at undersøge tre netværkstyper ift. disses evne til at eftervise observeret vandstand med udelukkende nedbør som input. Nedbørsinputtet P tilføjes netværket som et TDL-input og er bearbejdet med løbende gennemsnit i forskellige intervaller, som beskrevet i sektion 4.3.7 på side 34. Ud fra *trial and error*-metoden er følgende inputkombination for P fundet fordelagtig: $5 \times 1\text{hr}$; $4 \times 1\text{d}$; $1 \times 1\text{w}$; $1 \times 2\text{w}$; $1 \times 3\text{w}$; $1 \times 4\text{w}$. Det første input er forsinket 3 hr, da der her forekommer højeste korrelation mellem første input og target for kalibreringsperioden. Der er ingen tidslig overlap for inputtene.

Feedforward Neuralt Netværk

Feedforward netværket (FFNN) har den simplest mulige netværksstruktur. FFNN-netværket består af en serie af lag, hvor det første lag i strukturen modtager inputtene til netværket. De efterfølgende lag i netværket er sammenkoblet med det forrige lag, hvor det sidste lag i stukturen producerer det endeligt bearbejdede input til et output. Et neuralt netværk som dette, med et tilstrækkeligt antal neuroner i de eller det skjulte lag, er i stand til at tilpasse sig et hvert defineret input-output-problem. [MATLAB, 2016a] Netværkets konfiguration ses i bilags-tabel G.1 på side A21, hvor yderligere forklaring af strukturen findes i bilag D.1.1 på side A9.

FFNN-netværket tilpasning og estimering på kalibrerings- og valideringsperioden ses i figur 6.3.



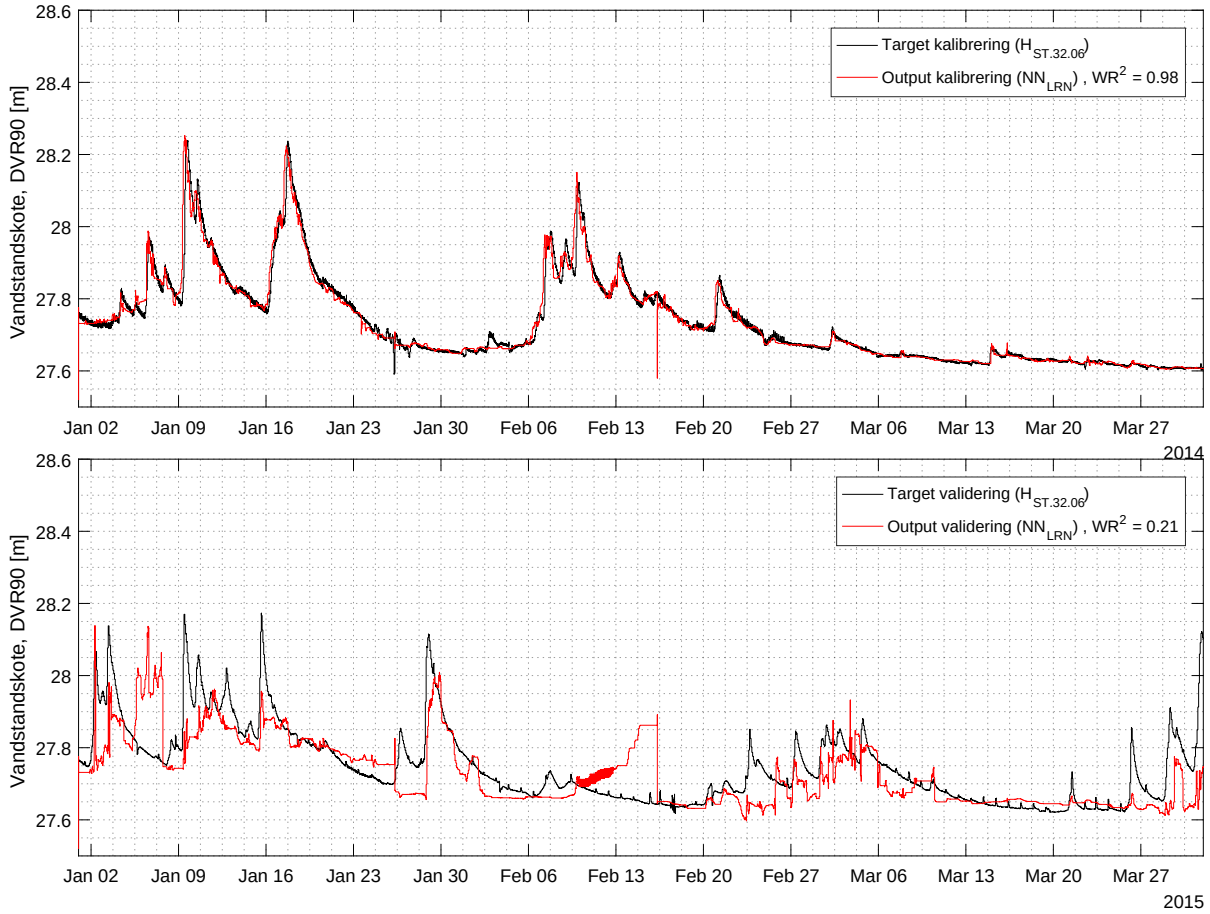
Figur 6.3. FFNN-netværkets estimering af vandstandskoten i ST. 32.06. Kalibrerings- og valideringsperioden ses på hhv. øverste og nederste plot. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 5 modelkørsler for valideringsperioden.

Figur 6.3 viser en tydelig tilpasning af netværket til kalibreringsperioden, hvor timing og amplitude stemmer overens. Netværkets estimering for valideringsperioden afviger derimod fra observationerne, hvor modellen fluktuerer og fejlestimerer amplituden. Dog er timingen for udsvingene sammenfaldende med observationerne.

Layer-Recurrent Neuralt Netværk

Layer-Recurrent netværket (LRN) har i udgangspunktet den samme netværksstruktur som FFNN-netværket. Til forskel herfra er der indlagt en sammenkobling fra outputtet fra det skjulte lag tilbage som input hertil. Dvs. at der er en tilbagegående strøm af data som det skjulte lag kan genarbejde. Til den tilbagegående datastrøm er indlagt en forsinkelse hvoraf responsen fra det skjulte lag til input kan forsinkes. LRN-netværket er meget brugt i modellerings- og filtreringsopgaver. [MATLAB, 2016b] Netværkets konfiguration ses i bilags-tabel G.2 på side A21, hvor yderligere forklaring af strukturen findes i bilag D.1.2 på side A9.

LRN-netværkets tilpasning og estimering på kalibrerings- og valideringsperioden ses i figur 6.4.



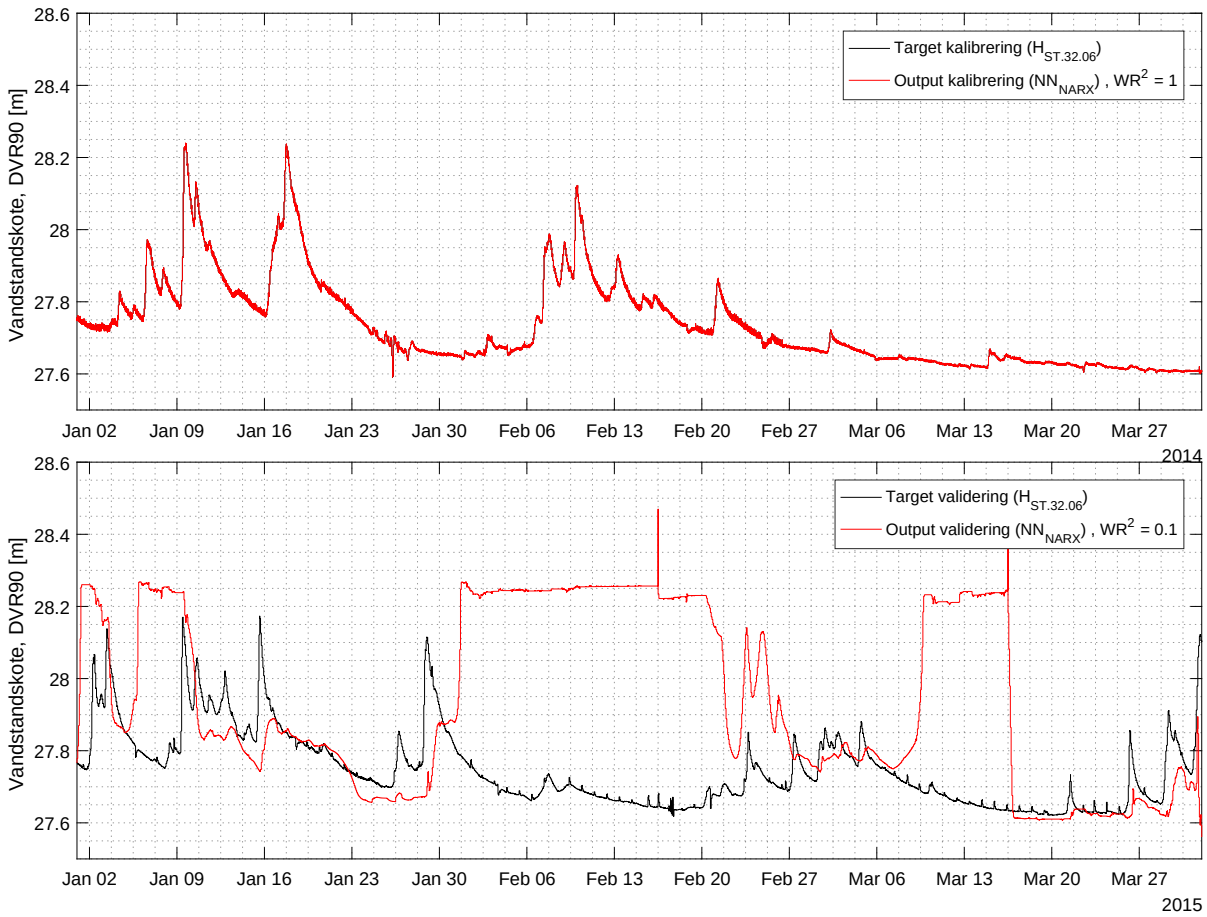
Figur 6.4. LRN-netværkets estimering af vandstandskoten i ST. 32.06. Kalibrerings- og valideringsperioden ses på hhv. øverste og nederste plot. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 5 modelkørsler for valideringsperioden.

LRN-netværket viser en tilsvarende god tilpasning til kalibreringsperioden, som det ses i figur 6.4. Valideringsperioden er mindre fluktuerende, dog er responsen, timing og amplituden markant afvigende fra observationerne. Dette ses særligt omkring d. 6/1 og d. 15/2.

Nonlinear Autoregressive Neuralt Netværk

Nonlinear Autoregressive neurale netværket (NARX) er som sådan et Layer-Recurrent netværk (LRN) med tilbagegående strømme af data, dog adskiller det sig ved dets valg af datastrøm. NARX-netværket bruges generelt til modellering af tidsserier, hvortil det kan blive brugt som forudsigelse af den næste værdi i et inputsignal. Hertil kan det anvendes som en ikke-lineær filtrator mellem et støjbelagt input til et støjfrit output. NARX-netværket fungerer ved, at det endelige output fra netværket føres tilbage som input i et FFNN-netværk, som udgør en del af NARX-netværkets struktur. Idet at netværket under kalibreringsfasen kender det faktuelle output, kan der oprettes en serie-parallel struktur til netværket, hvor det faktuelle output genfødes til netværkets input som det estimerede output. Dette har den fordel, at det tilbageførte output til input er mere præcist og derfor kan bruges i det tilbageværende FFNN-netværksstruktur. [MATLAB, 2016c] NARX-netværkets konfiguration ses i bilags-tabel G.3 på side A22, hvor yderligere forklaring af dets struktur findes i bilag D.1.3 på side A10.

NARX-netværkets tilpasning og estimering på kalibrerings- og valideringsperioden ses i figur 6.5.



Figur 6.5. NARX-netværkets estimering af vandstandskoten i ST. 32.06. Kalibrerings- og valideringsperioden ses på hhv. øverste og nederste plot. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 5 modelkørsler for valideringsperioden.

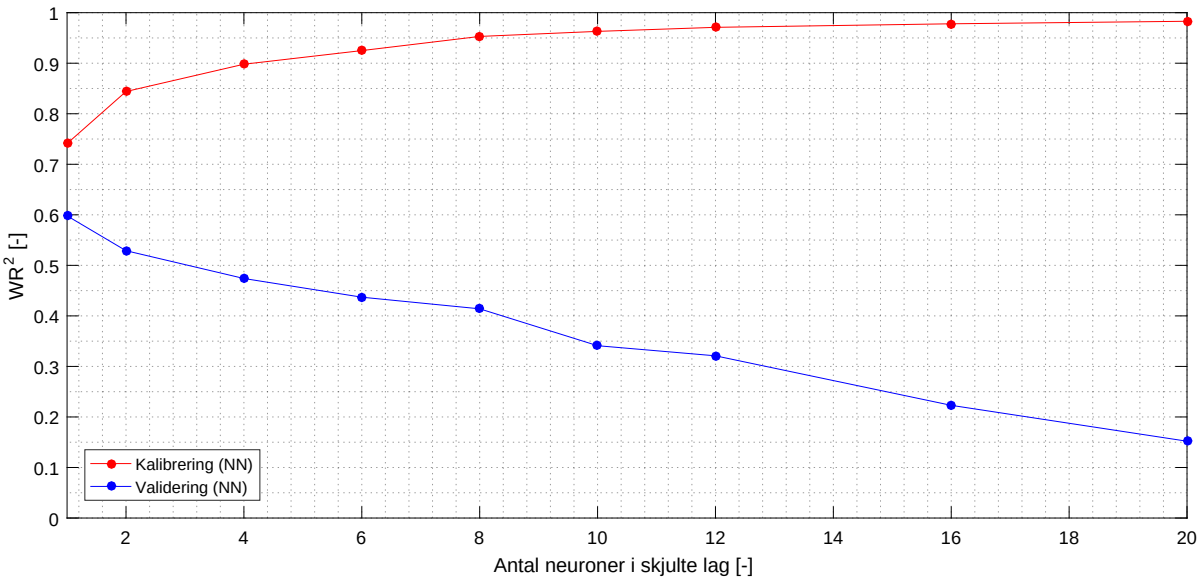
NARX-netværket udviser en anden respons end de forrige FFNN- og LRN-netværk. Her ses på figur 6.5 en identisk estimering af kalibreringsperioden, hvilket skyldes, at netværket under kalibreringen modtager det faktuelle output som input, hvorfor modellen giver observationerne. Valideringsperioden viser et helt andet scenarie, hvor netværket ikke formår at estimere observationerne. Dette kan skyldes, at netværket i valideringen ikke modtager de faktuelle data, men observerede input, hvorfor netværket formentligt bliver ustabilt.

Valg af netværkstype

Det er på baggrund af den foreløbige analyse valgt at arbejde videre med FFNN-netværk, da der ved denne type netværk ses den bedste relation mellem netværkets output og observationerne, samt at denne struktur tænkes fordelagtig til løsning af problemstillingen.

6.1.2 Antal neuroner i det skjulte lag

Det er i afsnit 4.3.2 på side 29 omtalt, at antallet af neuroner i det skjulte lag har betydning for netværkets generaliseringsevne. Der er derfor undersøgt hvordan WR^2 påvirkes af antallet af neuroner i det skjulte lag for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. Resultaterne ses i figur 6.6.

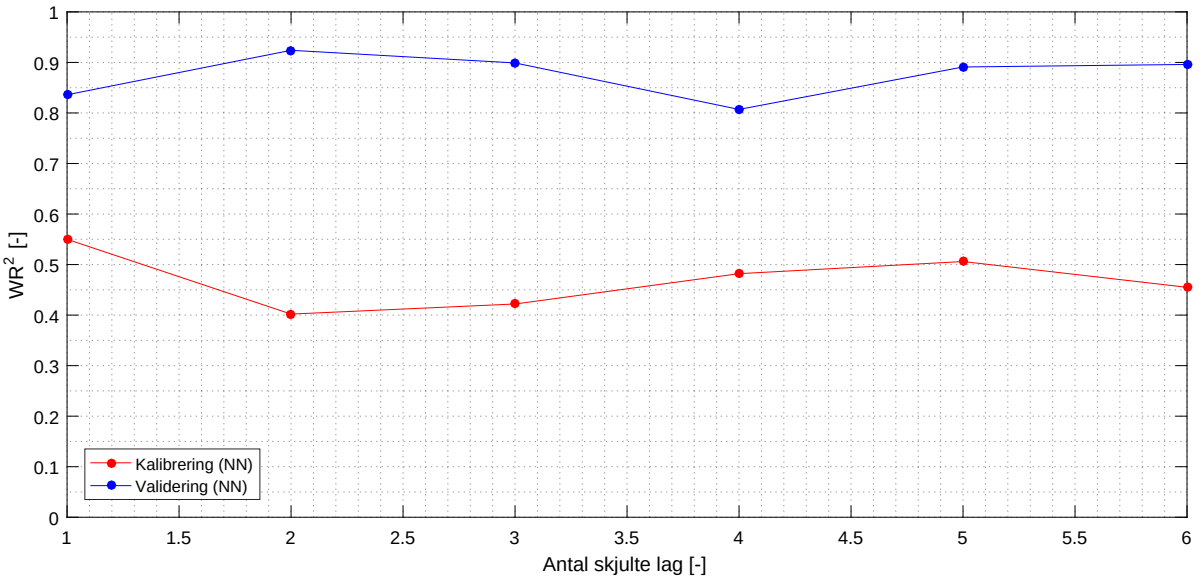


Figur 6.6. WR^2 som funktion af antal neuroner i skjulte lag for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler.

Af figur 6.6 ses, at et stigende antal neuroner øger WR^2 for kalibreringsperioden, mens WR^2 falder for valideringsperioden. Tendensen er derfor, at netværket med et højere antal neuroner har mange frihedsgrader til at tilpasse sig kalibreringsperioden, men ikke indlære de generelle sammenhænge mellem nedbør og afstrømning, hvilket resulterer i ringe generaliseringsevne og dermed ringe modelkvalitet for valideringsperioden. Der er ud fra figur 6.6 valgt at anvende et kompromis med 4 neuroner som udgangspunkt til afstrømningsmodellering. Erfaringsmæssigt vil et øget antal neuroner, modsat figur 6.6, i visse tilfælde ligeledes øge WR^2 for valideringsperioden såfremt der forekommer høj korrelation mellem input og output.

6.1.3 Antal skjulte lag i netværksstrukturen

Netværket testes med forskellige antal skjulte lag for at se, om det har indflydelse på WR^2. Der testes med 1 til 6 skjulte lag. Resultaterne ses i figur 6.7.

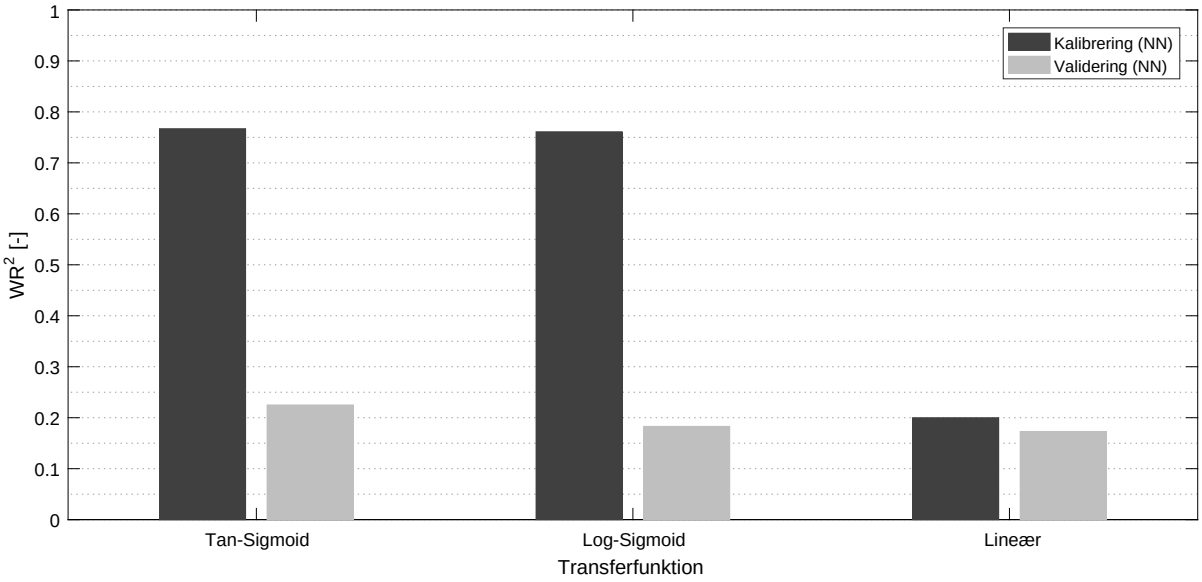


Figur 6.7. WR^2 som funktion af antal skjulte lag for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler.

Af figur 6.7 ses, at antallet af skjulte lag ingen entydig indflydelse har på WR^2 for hverken kalibrerings- og valideringsperioden. Dette skyldes formentlig, at der anvendes en simpel netværksstruktur med kun en enkelt inputstype. Antallet af skjulte lag vurderes derfor som ubetydeligt i estimeringen af vandstandskoten.

6.1.4 Transferfunction i skjulte lag

Som omtalt i afsnit 4.3.3 på side 31 har transferfunktionerne betydning for hvordan inputtet transformeres til et output. Transferfunktionerne Log- og Tan-Sigmoid samt lineær gennemprøves for at fastlægge disses indflydelse på WR^2. Sammenligningen ses i figur 6.8.



Figur 6.8. WR^2 ift. transferfunktionen for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler.

Af figur 6.8 ses, at der for kalibreringsperioden forekommer stort set den samme WR^2 for transferfunktionerne Tan-Sigmoid og Log-Sigmoid, mens lineær har en markant lavere WR^2. For valideringsperioden er transferfunktionen Tan-Sigmoid minimalt bedre end Log-Sigmoid og lineær. Grundet den minimalt højere WR^2 for Tan-Sigmoid vælges denne transferfunktion som udgangspunkt.

6.1.5 Jitter

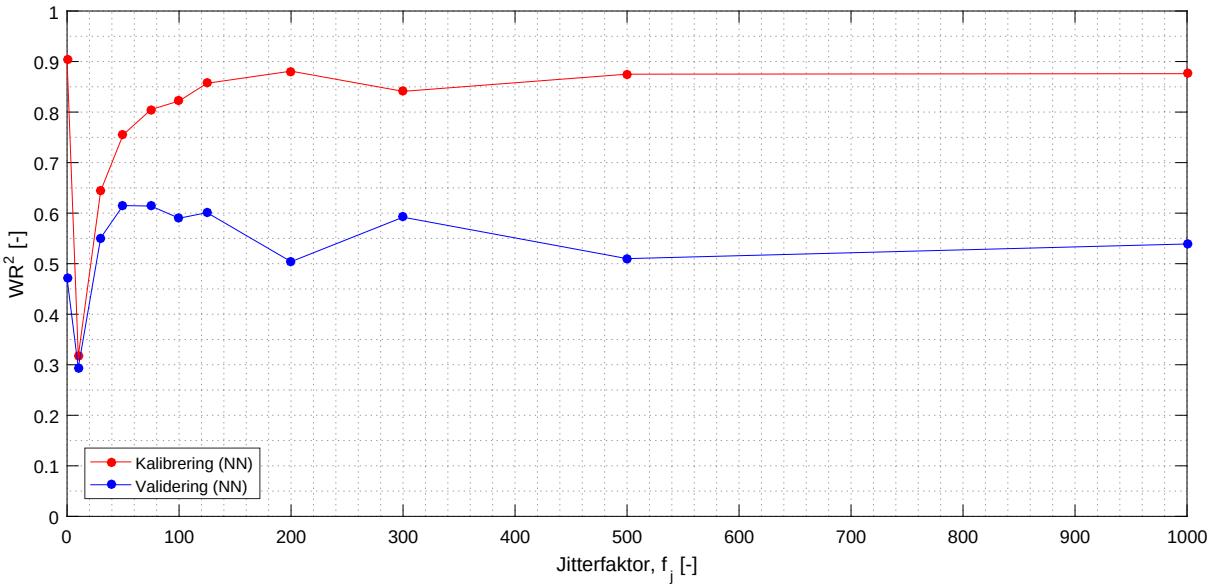
Ud fra de forudgående modelkørsler er der en tendens til, at netværket i høj grad tilpasses til kalibreringsperioden, men kun i mindre grad efterviser valideringsperioden. Dette kan give en indikation af, at netværket potentielt overfitter til kalibreringsperioden og ikke indlærer den generelle sammenhæng mellem input og output. Jf. Leverington [2009] kan tilføjelse af kunstig støj (jitter) til kalibreringsdataene i visse tilfælde forbedre netværkets generaliseringsevne. Jitteren beregnes af formel (6.1) og adderes kalibreringsinputtet.

$$Jitter = \frac{2 \cdot rand - 1}{f_j} \tag{6.1}$$

hvor

$Jitter$	Kunstig støj til addition på input	[-]
$rand$	Tilfældigt genereret tal imellem 0 og 1	[-]
f_j	Faktor til bestemmelse af jittens størrelse	[-]

Formel (6.1) viser at jitteren, som adderes på inputdataene har størrelsen $\pm 1/f_j$ svingende omkring 0. Hermed indlejres en tilfældig støj i inputdataene. Der er undersøgt hvordan WR^2 påvirkes af jitterens størrelse for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. En højere f_j medfører mindre støj til inputtet. Resultaterne ses i figur 6.9.



Figur 6.9. WR^2 som funktion af jitterens størrelse (f_j) for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler.

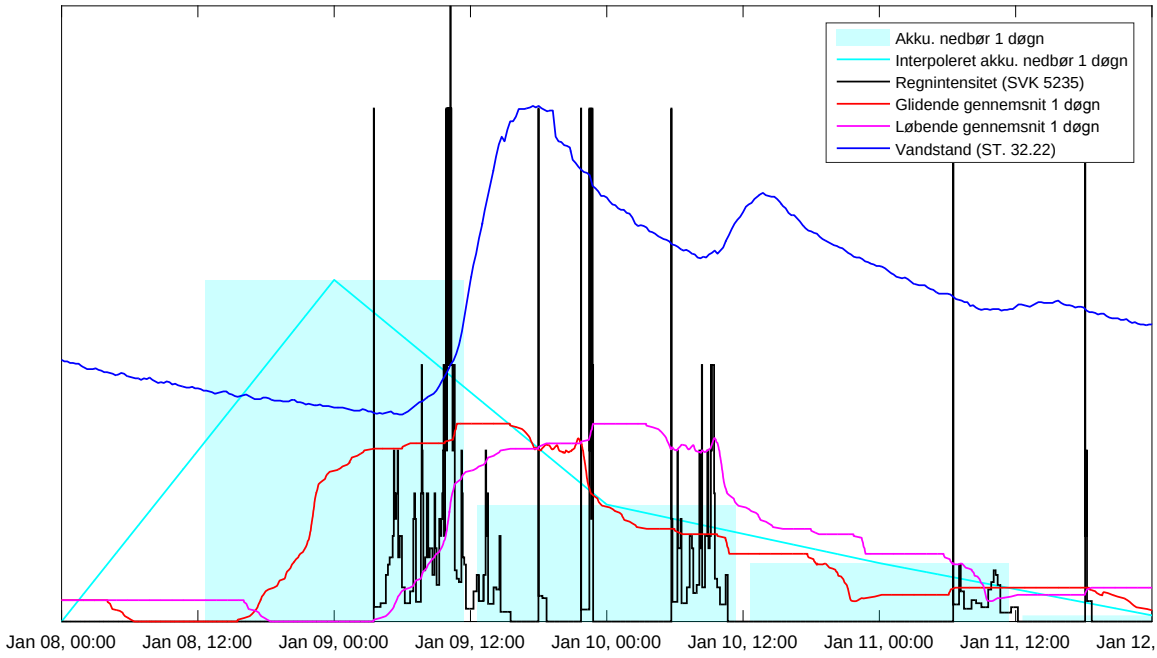
Af figur 6.9 ses, at en f_j på 50 eller 75 giver den højeste WR^2 for valideringsperioden. En f_j på 10 giver den absolut laveste WR^2 for både kalibrerings- og valideringen. Dette skyldes, at størrelsesordenen på jitteren bliver for dominerende på inputdataene. Overstiger f_j 200 er der en tendens til, at den ikke har nogen indflydelse, idet WR^2 går mod værdier, som hvis jitteren ikke tilføjes.
Ud fra en visuel sammenligning (ikke vist i nærværende rapport) mellem de forskellige modelkørsler for varierende f_j, vurderes f_j på 75 eller 100, at give den bedste sammenhæng mellem modelleret og observeret vandstandskote for valideringsperioden.

6.1.6 Metoder til bearbejdning af input til netværket

Netværksinput

Nedbørsdataene er forsøgt behandlet på forskellig vis, for at se hvordan netværket responderer. Først og fremmest er nedbørsdataene omregnet fra regnintensitet til akkumuleret nedbør i forskellig tidslig størrelsesorden. De akkumulerede nedbørsdata er efterfølgende interpoleret til 1 min tidsligopløsning, da netværksresultatet ønskes i denne tidslige opløsning. Det skal påpeges at massebalancen for nedbøren som følge er interpoleringen ikke opretholdes. Dette vurderes dog uden betydning for netværket, da det er baseret på sammenhænge og ikke nødvendigvis fysik massebalance. Derudover er der forsøgt med et glidende gennemsnit af regnintensiteten. Det glidende gennemsnit har dog den ulempe, at når der tages gennemsnit med perioden T vil det glidende gennemsnit kræve data $T/2$ frem i tiden. Dette bevirker, at inputtet skal flyttes minimum $T/2$ tilbage i tid for ikke at anvende data efter aktuel tid. Af den grund er der anvendt løbende gennemsnit, som beregner gennemsnittet perioden T tilbage i tid og er derfor

aldrig længere fremme end aktuel tid uanset gennemsnittets spænd. Figur 6.10 viser akkumulering og de forskellige gennemsnit af 1 døgns nedbørsdataene for en udvalgt periode.



Figur 6.10. Inputanalyse for udvalgt periode. Bemærk at værdierne på ordinat-aksen for hvert input er skaleret af visuelle hensyn, hvorfor de ikke er relativt sammenlignelige. Målestationernes placering er illustreret i figur 3.2 på side 14.

Af figur 6.10 ses det, at den akkumulerede nedbør, ligesom for det glidende gennemsnit, anvender data *T/2* frem tiden, hvorfor det er nødvendigt at forskyde det *T/2* tilbage i tid for ikke at anvende data efter aktuel tid. Derudover ses det, at når de akkumulerede værdier interpoleres mellem hvert toppunkt, vil opløsningen og dynamikken i tidsserien gøres mindre fin som følge af akkumuleringsintervallet. Desuden kan den omtalte lagfase jf. afsnit 3.2.2 på side 15 observeres, idet korrelationen øges såfremt inputtet flyttes tilbage i tid.

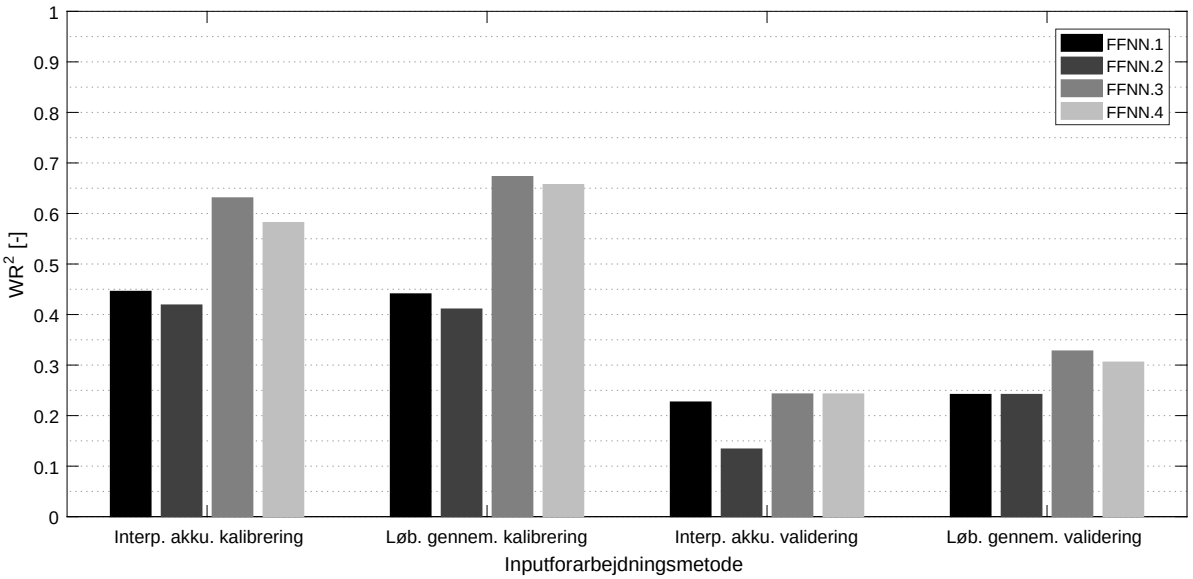
Test af metoder til inputbearbejdning

FFNN-netværket er testet med hhv. interpoleret akkumuleret nedbør og løbende gennemsnit i forskellig tidslig størrelsesorden og kombinationer for at fastlægge hvilken metode til bearbejdning af inputtet, der giver den højeste WR^2. Inputkombinationerne og -bearbejdningen ses i tabel 6.1.

Tabel 6.1. Inputkombinationer med hhv. interpoleret akkumuleret nedbør og løbende gennemsnit som metode til bearbejdning af input. Lag angiver forskydningen af første input og svarer til der, hvor der er højeste korrelation mellem første input og vandstanden for kalibreringsperioden.

Netværk	Metode	Input	Lag
FFNN.1	Interp. akku.	$6 \times 1\mathrm{d}$	27,65 hr
	Løb. gennem.	$6 \times 1\mathrm{d}$	3,08 hr
FFNN.2	Interp. akku.	$6 \times 1\mathrm{hr}; 6 \times 1\mathrm{d}$	8,65 hr
	Løb. gennem.	$6 \times 1\mathrm{hr}; 6 \times 1\mathrm{d}$	7,65 hr
FFNN.3	Interp. akku.	$6 \times 1\mathrm{d}; 3 \times 1\mathrm{w}$	27,65 hr
	Løb. gennem.	$6 \times 1\mathrm{d}; 3 \times 1\mathrm{w}$	3,08 hr
FFNN.4	Interp. akku.	$6 \times 1\mathrm{d}; 1 \times 1\mathrm{w}; 1 \times 2\mathrm{w}$	27,65 hr
	Løb. gennem.	$6 \times 1\mathrm{d}; 1 \times 1\mathrm{w}; 1 \times 2\mathrm{w}$	3,08 hr

Resultaterne for de forskellige inputkombinationer og -bearbejdning fra tabel 6.1 ses i figur 6.11.



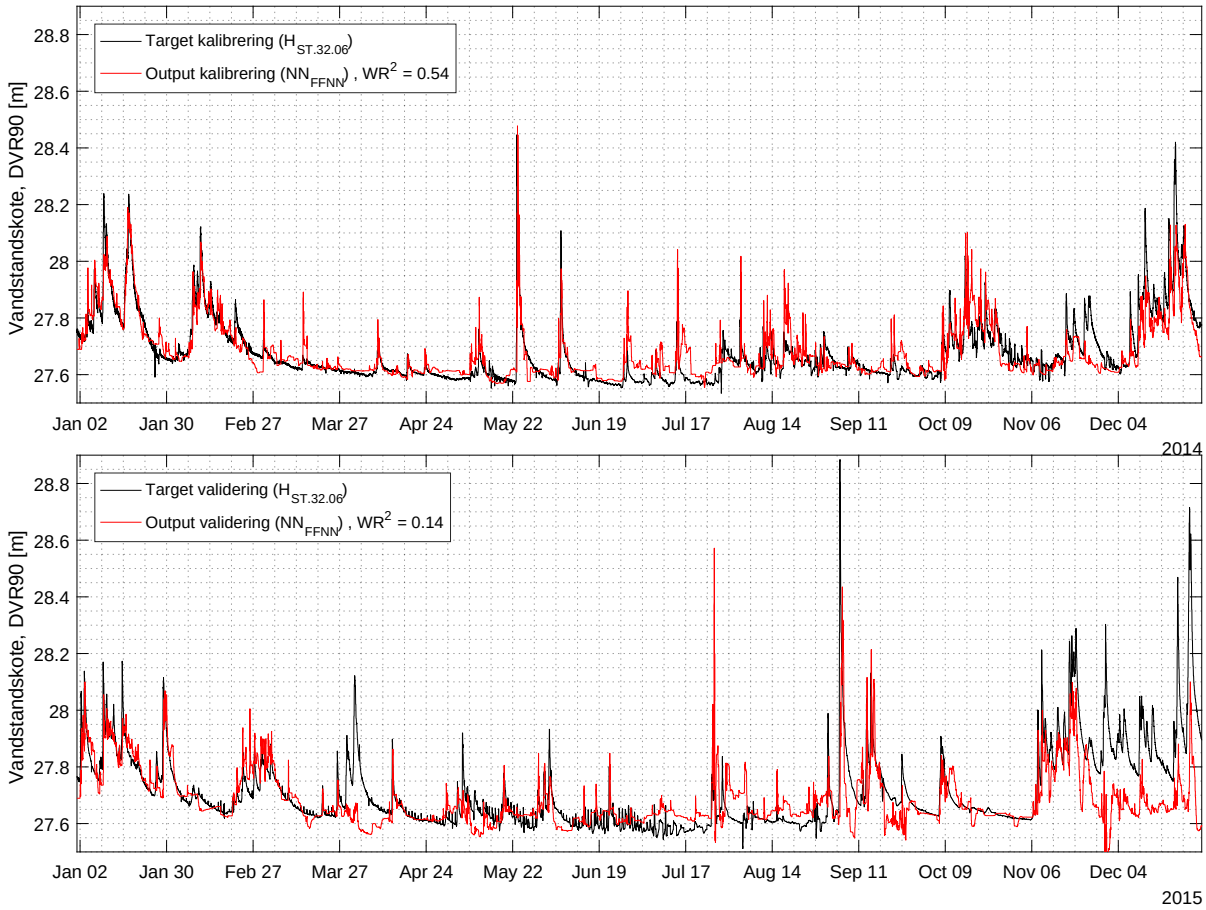
Figur 6.11. WR^2 ift. inputbearbejdningsmetode og -kombination for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler.

Af figur 6.11 ses, at der ikke forekommer nævneværdig variation i WR^2 ift. interpoleret akkumuleret sammenliget med løbende gennemsnit for både kalibrerings- og valideringsperioden. Dog er der en svag tendens til, at input bearbejdet med løbende gennemsnit har en lidt højere WR^2 sammenlignet med interpoleret akkumuleret. Sammenlignes outputtet visuelt (ikke vist i nærværende rapport) for hhv. interpoleret akkumuleret og løbende gennemsnit, ses langt mere dynamik i resultaterne med det løbende gennemsnit som inputbearbejdningsmetode.
På baggrund af resultaterne i figur 6.11 og den visuelle inspektion vurderes det, at det løbende gennemsnit som inputbearbejdningsmetode af nedbørsdataene er mere fordelagtigt end interpoleret akkumuleret nedbør.

6.2 Afstrømningsmodellering af vandstand

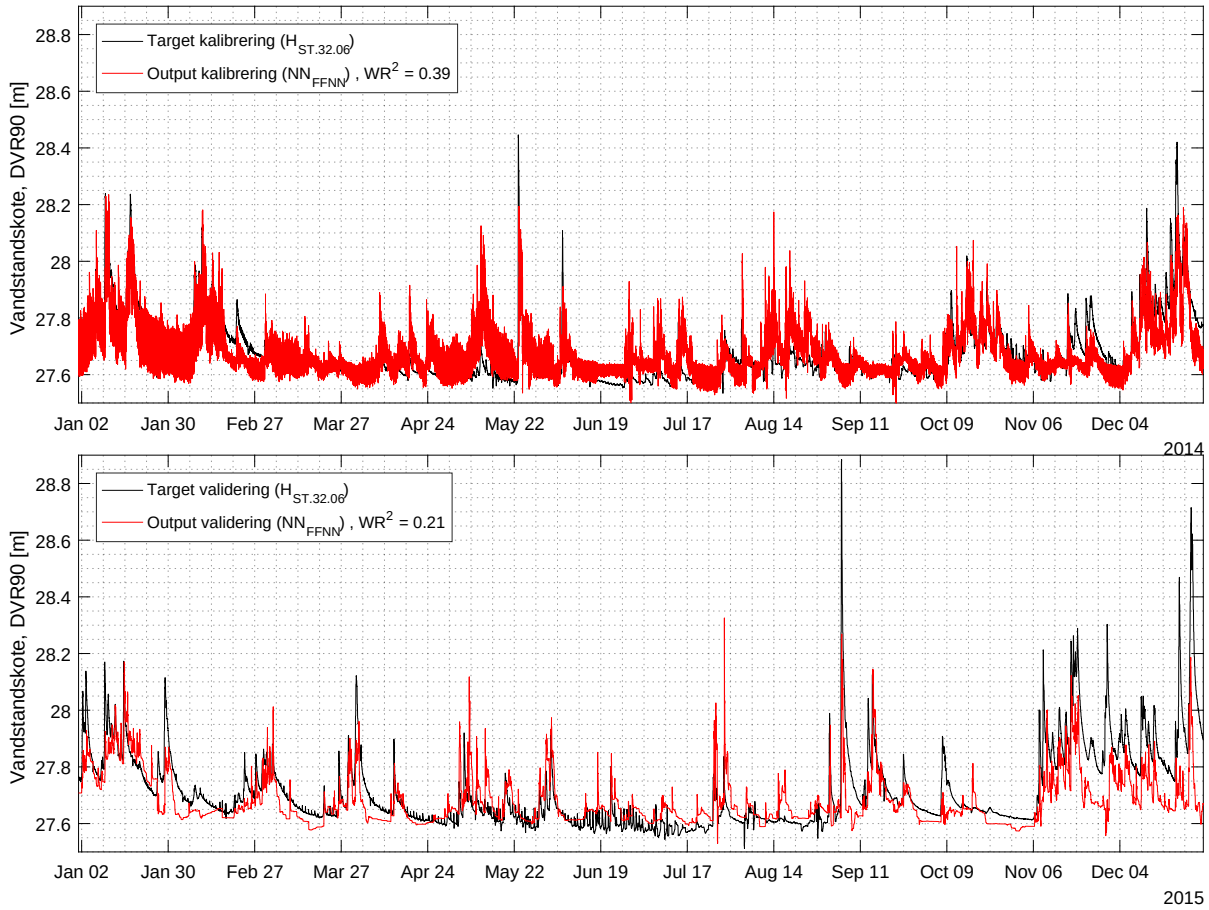
På baggrund af resultaterne og observationerne fra afsnit 6.1 er det valgt at arbejde med FFNN-netværket med 4 neuroner i det skjulte lag, 1 skjult lag, Tan-Sigmoid transferfunktion, jitterfaktor på hhv. 0 og 75, og løbende gennemsnit som inputbearbejdningsmetode, der tilføjes netværket som TDL-input. Inputtet er nedbør og target er vandstandskote. Bilags-tabel G.1 på side A21 viser konfigurationen af det neurale netværk.

Det er for at gennemteste netværkets evne til at simulere et helt år valgt at anvende år 2014 som kalibreringsperiode og år 2015 som valideringsperiode. Simuleret og observeret vandstandskote uden addition af jitter på inputdataene ses i figur 6.12 for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden.



Figur 6.12. FFNN-netværkets estimering af vandstanden for ST. 32.06 uden addition af jitter til inputdata. Kalibrerings- og valideringsperioden ses på hhv. øverste og nederste plot. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 5 modelkørsler for valideringsperioden.

Af figur 6.12 ses for kalibreringsperioden en rimelig tilpasning af output til target for vinterhalvåret, mens der er større afvigelse i sommerhalvåret. WR^2 for år 2014 er markant lavere end for den udvalgte periode, se figur 6.3, simuleret med tilsvarende netværksopsætning. For valideringsperioden ses en generelt endnu større afvigelse for hele perioden, dog er afvigelsen størst i sidste halvår af år 2015. Samme periode er testet med addition af jitter og ses i figur 6.13.



Figur 6.13. FFNN-netværkets estimering af vandstanden for ST. 32.06 med addition af jitter til inputdata. Kalibrerings- og valideringsperioden ses på hhv. øverste og nederste plot. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 5 modelkørsler for valideringsperioden.

Af figur 6.13 ses, grundet addition af jitter til inputdataene, markant støj på outputtet for kalibreringsperioden. Dog virker det som om, at den generelle dynamik i vandstandskoten eftervises, hvis der ses bort fra fluktuationerne. For kalibreringsperioden er outputtet fra netværket i perioder svarende til target, dog forekommer der tydelige afvigelser. Generelt set vurderes valideringsperioden hvor jitteren er adderet til inputdataene at give et bedre estimat, end valideringsperioden hvor jitteren ikke er adderet til inputdataene.

6.2.1 Usikkerheder

Eftersom det neurale netværk ikke i særlig høj grad formår at eftervise den målte vandstand for et helt år, vil der i det følgende blive præsenteret og diskuteret mulige årsager hertil.

Variation i grødemængde

Det simulerede output er vandstandskote, hvilket er forbundet med en usikkerhed, da en variation i grødemængden i løbet af året resulterer i ændret QH-forhold. Jf. QH-relationen for ST. 32.06, figur 3.18 på side 24, forekommer der ved samme vanddybde højere vandføringen i vinter- og forårsperioden sammenlignet med sommer- og efterårsperioden. Idet der simuleres målt vandstandskote er denne vandføringsvariation som følge af ændret grødemængde ikke indeholdt i dataene, hvilket potentielt kan forvirre netværket med ringe modelkvalitet til følge.

Meteorologisk og hydrologisk forskel mellem år 2014 og 2015

Netværket kalibreres med data fra år 2014, hvilket betyder, at den afstrømningssammenhæng, systemforsinkelse og øvrige hydrologiske processer implicit antages gældende for øvrige perioder (i dette tilfælde år 2015). Da der især forekommer afgivelse mellem simuleret og observeret vandstandskote om sommeren er den meteorologiske forskel for år 2014 og 2015 sammenlignet. Kalendersommeren (juni, juli og august) for hhv. år 2014 og 2015 er evalueret og beskrevet af DMI. Sommeren 2014 beskrives som:

"Fjerde solrigeste siden 1920 og ottende varmeste siden 1874. Lidt tørrere ift. perioden 2001 - 2010. Landsdækkende varmebølge ved tre lejligheder, to i juli, hvoraf den sidste varede hele 14 dage i træk og én i starten af august. Der var landsdækkende hedebølge fem dage i træk i juli. Mange sommerdøgn og lokale tropedøgn, specielt i juli, der generelt var præget af meget varme. Ved en del lejligheder var der kraftig regn og skybrud i alle tre sommermåneder." [DMI, 2014b]

Sommeren 2015 beskrives som:

"Lidt koldere, lidt mere tør og med gennemsnitligt solskin ift. perioden 2001-2010. Landsdækkende varmebølge og regionale hedebølger i starten af juli, en del lokale samt en enkelt regional varmebølge i august. Enkelte sommerdøgn, men ingen tropedøgn. Ved en del lejligheder i alle tre sommermåneder var der kraftig regn, og i juli og august tillige skybrud." [DMI, 2015b]

Som beskrevet af DMI er der væsentlig forskel på sommeren 2014 sammenlignet med sommeren 2015. Der forekom flere ekstremer i sommeren år 2014, højere middeltemperatur, mere nedbør og samtidig flere soltimer, se evt. bilags-figur H.1 - H.6 på side A25.
Flere års data til kalibrering vil derfor minimere den usikkerhed, der forekommer individuelt mellem forskellige år og formentlig resultere i en bedre generaliseringsevne. Derudover vil delmodeller, f.eks. gældende for de fire årstider, formentlig give et bedre estimat, da de er bedre tilpasset meteorologien og hydrologien for for denne periode.

Inputdata

Inputtet til det neurale netværk er udelukkende nedbør, som bearbejdes på forskellig vis. Ud fra de hydrologiske processer angivet på figur 3.1 på side 13 vurderes især fordampningen at mangle ift. at beskrive afstrømningen, da fordampningen er afgørende for vandbalancen. Det neurale netværks kvalitet kan formentlig forbedres ved at tilføje fordampning eller øvrige processer relateret hertil. Dette kunne f.eks. være solindstråling, relativ luftfugtighed, vind og temperatur.

Det er i afsnit 3.2.2 på side 15 dokumenteret, at der for udvalgte regnhændelser forekommer stor variabilitet mellem forsinkelsen for maksimal korrelation mellem nedbør og vandstandskote. Forsinkelsen varierer fra omkring to timer op til seks timer for de udvalgte regnhændelser. Denne variabilitet i forsinkelsen vil netværket have svært ved at indlære, idet det neurale netværk baserer sig på input-output-relation, som i hovedreglen bør være ensmæssigt korreleret. Det forventes derfor, at netværket gennem kalibreringen tilpasses den generelle forsinkelse og derfor vil amplituden være forskudt ved afstrømningshændelser afvigende fra den generelle forsinkelse.
Der anvendes nedbørsdata fra SVK 5235. Hvorvidt denne regnmåler er repræsentativ for hele oplandet til ST. 32.06 er uklart. Figur 3.12 på side 19 viser en mindre variation i forsinkelsen mellem de forskellige regnmålere, hvilket betyder, at nedbøren ikke altid falder jævnt distribueret over oplandet. Dog er variationen minimal og betydningen heraf vurderes stort set ubetydelig i de fleste tilfælde.

Den modellerede opløsning er 1 min, men systemresponsen ift. afstrømningen er timer. Dette kan slå

tvivl om, hvorvidt det er muligt at modellere på ét minutbasis, når responstiden for systemet er markant højere.

6.3 Delkonklusion

Et neuralt netværk med regndata som eneste input har vist sig delvist egnet til at estimere vandstandskoten for en udvalgt målestation. Dog forekommer der periodevise store afvigelser. FFNN-netværket vurderes mest egnet til afstrømningsmodellering. 4 neuroner og 1 skjult lag har vist sig, at give en fornuftig generaliseringsevne. Tan-Sigmond transferfunktionen og løbende gennemsnit som inputbearbejdningsmetode er fundet fordelagtige grundet lavere afvigelse mellem simuleret og observeret. En addition af jitter til inputdataene kan give en bedre generaliseringsevne.

Usikkerheder og årsager til, at der forekommer afvigelse mellem simuleret og observeret vandstandskote er påpeget. Disse usikkerheder vil i det kommende kapitel blive belyst med henblik på, at opnå mere viden om systemet og forbedre netværkets kvalitet.

Kapitel 7

Afstrømningsmodellering af syntetiske systemer med neurale netværk

Dette kapitel undersøger i hvilken grad neurale netværk er i stand til at eftervise syntetiske systemer indeholdende naturlige hydrologiske processer. De syntetiske systemer gennemprøves med forskellig mængde input og modifikationer, hvorved betydning af dette kan gennemprøves med neurale netværk.

Det er i kapitel 6 konstateret, at det neurale netværk ikke i særlig høj grad er i stand til at estimere en observeret vandstandskote med udelukkende nedbør som input. For at opnå mere viden herom og i et forsøg på at forbedre et neuralt netværks evne til afstrømningsmodellering, opstilles to syntetiske systemer til datagenerering af vandføring og vanddybde, som ønskes eftervist af neurale netværk.
Det første syntetiske system består af en 2-bassins lineær reservoir model (LRM.2), hvis formål er at generere vandføring og vanddybde med forskellig inkludering af naturlige hydrologiske processer. Dette muliggør undersøgelse af disses indflydelse på neurale netværks evne til at eftervise dette alt afhængigt af, om de neurale netværk får samme mængde information som det syntetiske system bygger på. De syntetisk generede data har desuden den fordel, at der er fuld kontrol over de fysiske processer og modellen er *gennemsigtig* sammenlignet med udelukkende måledata. Formålet med LRM.2 er ikke nødvendigvis at være retvisende ift. målte værdier, da det er den konceptuelle anvendelse, som ønskes undersøgt.
Det andet syntetiske system består af en 3-bassins lineær reservoir model (LRM.3), hvori der indgår en række betingelser, som gør, at denne model i højere grad efterviser de målte data. Formålet med denne model er at opnå viden om, hvad der rent modelteknisk og hydrologisk kræves for at eftervise de målte data. Denne viden kan anvendes til at forbedre de neurale netværk og undersøge i hvor høj grad neurale netværk er i stand til at eftervise et modificeret syntetisk system med reduceret sammenhæng mellem input og output.

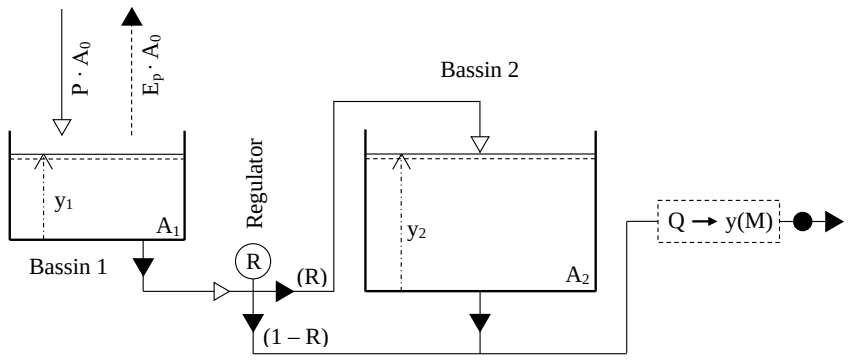
7.1 Afstrømningsmodellering af syntetisk system (LRM.2)

I dette afsnit undersøges i hvor høj grad det er muligt, at anvende neurale netværk til afstrømningsmodellering af et syntetisk system indeholdende naturlige hydrologiske processer modelleret af en lineær reservoir model med to bassiner.

7.1.1 Lineær reservoir model

En lineær reservoir model er en matematisk modelbeskrivelse af nedbør og afstrømning fra et opland. Modellens formål er at omdanne nedbøren til en afstrømning. Hydrologien i en lineær reservoir model er styret af hhv. vandførings- og vandbalanceligningen.

Der er til formålet opstillet en lineær reservoir model indeholdende to bassiner (LRM.2). En reservoir model med to bassiner muliggør simulering af både basisvandføring og kortere afstrømningspeak, idet vandføringen og parametrene for de to bassiner kan justeres individuelt. Systemtegning af LRM.2 ses i figur 7.1.



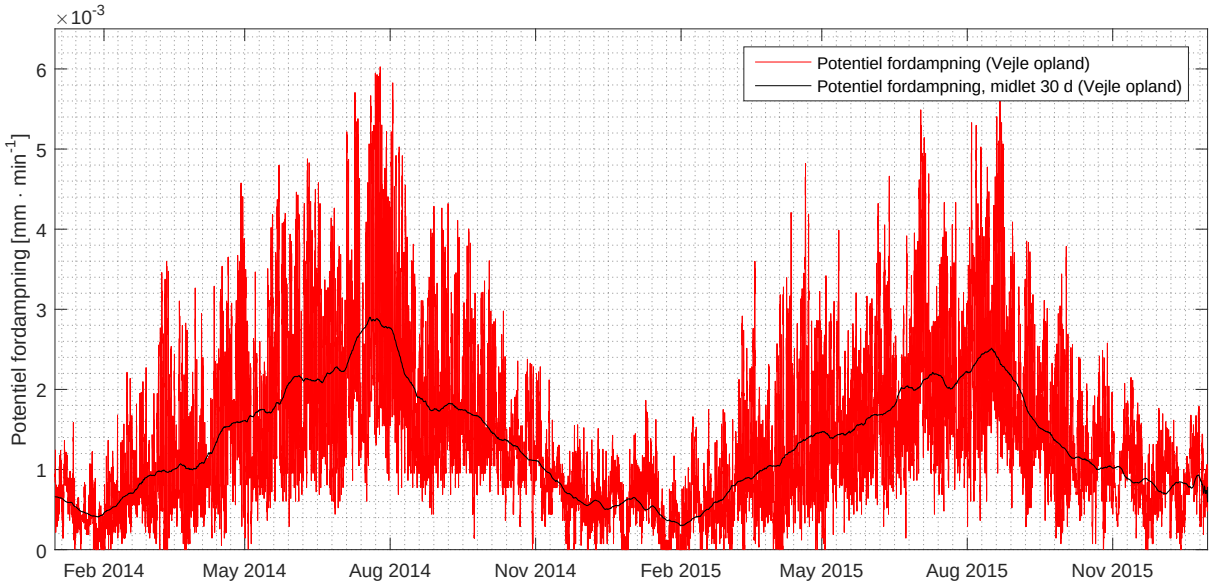
Figur 7.1. Systemtegning af LRM.2. Symbolforklaring ses i bilags-tabel D.1 på side A12.

Bassin 1 har til formål at modellere kortere afstrømningspeaks, mens Bassin 2 dækker basisvandføringen. Inputtet til LRM.2 er nedbør og fordampning, som hhv. tilfører og fratrækker vand i Bassin 1. Der er for Bassin 1 indsat en betingelse, som gør at vanddybden y_1 ikke kan blive mindre end nul. Dette betyder, at der ikke kan forekomme negativ vandføring fra Bassin 1 i perioder uden megen nedbør og med høj potentiel fordampning. I praktisk bevirker dette, at massebalancen ikke er fuldstændigt opretholdt mellem akkumuleret input og output fra modellen. Dog sikre dette, at der ved hvert nedbørsinput forekommer en dertilhørende afstrømning. Regulatoren styrer vandføringsfordelingen mellem Bassin 1 og 2.

Inputtet til LRM.2 er nedbør fra SVK 5235, mens fordampningen er et estimat af den potentielle fordampning for oplandet til Vejle. For nedbøren medtages *alle hændelser*. Outputtet fra LRM.2 er en vandføring. Denne vandføring omregnes vha. Manningformlen til en vanddybde. Simuleringsperioden er år 2014 og 2015, hvor år 2014 anvendes som kalibreringsperiode, mens år 2015 anvendes som valideringsperiode. Den modellerede opløsning er 1 min.

Estimering af potentiel fordampning

Den potentielle fordampningen estimeres af en simplificeret version af Penman-formlen på baggrund af bl.a. temperatur, dugpunkt og relativ luftfugtighed. Der anvendes vejrdata fra Billund Lufthavn, som er den tættest beliggende lokalitet, hvor der er datatilgængelighed. Den estimerede potentielle fordampning for år 2014 og 2015 ses i figur 7.2.

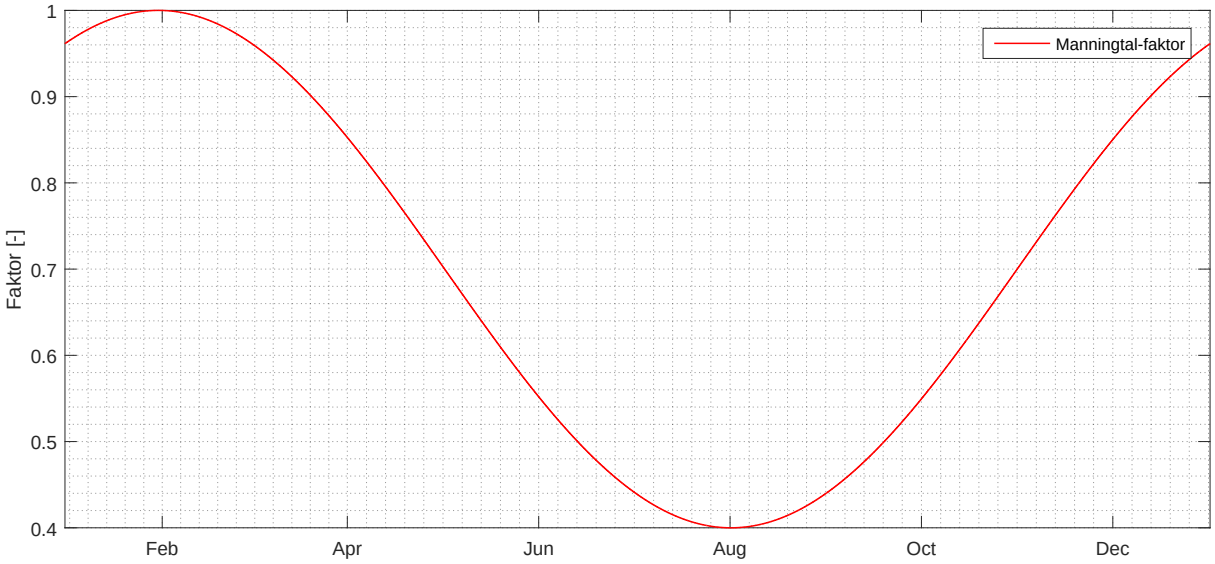


Figur 7.2. Potentiel fordampning for år 2014 og 2015.

Af figur 7.2 ses, at den potentielle fordampning er højst i sensommeren, mens den er lavest om vinteren. Teori for estimering af potentiel fordampning ses i bilag D.4 på side A12.

Omregning af vandføring fra LRM.2 til vanddybde

Vandføringen fra LRM.2 omregnes til en vanddybde vha. Manningformlen, som er tilpasset QH-relationen for ST. 32.06 gældende for vinterperioden. Der er anvendt Manningformlen for at kunne modellere årstidsvariationen i grødemængden i vandløbet ved at ændre Manningtallet. Dette muliggør at afprøve et neuralt netværks evne til at modellere det ændrede QH-forhold som følge af ændret Manningtal. Årstidsvariationen i Manningtallet er estimeret ved at tage tre måneders middelvandstand for ST. 32.06 og tilpasse en sinusvariation, som er transformeret til en Manningfaktor mellem 0,4 og 1,0. Denne faktor multipliceres på Manningtallet og giver et højt Manningtal om vinteren og lavt Manningtal om sommeren. Manningfaktoren ses i figur 7.3.



Figur 7.3. Manningfaktor til beskrivelse af årstidsvariation i grødemængden.

Modelkørsler

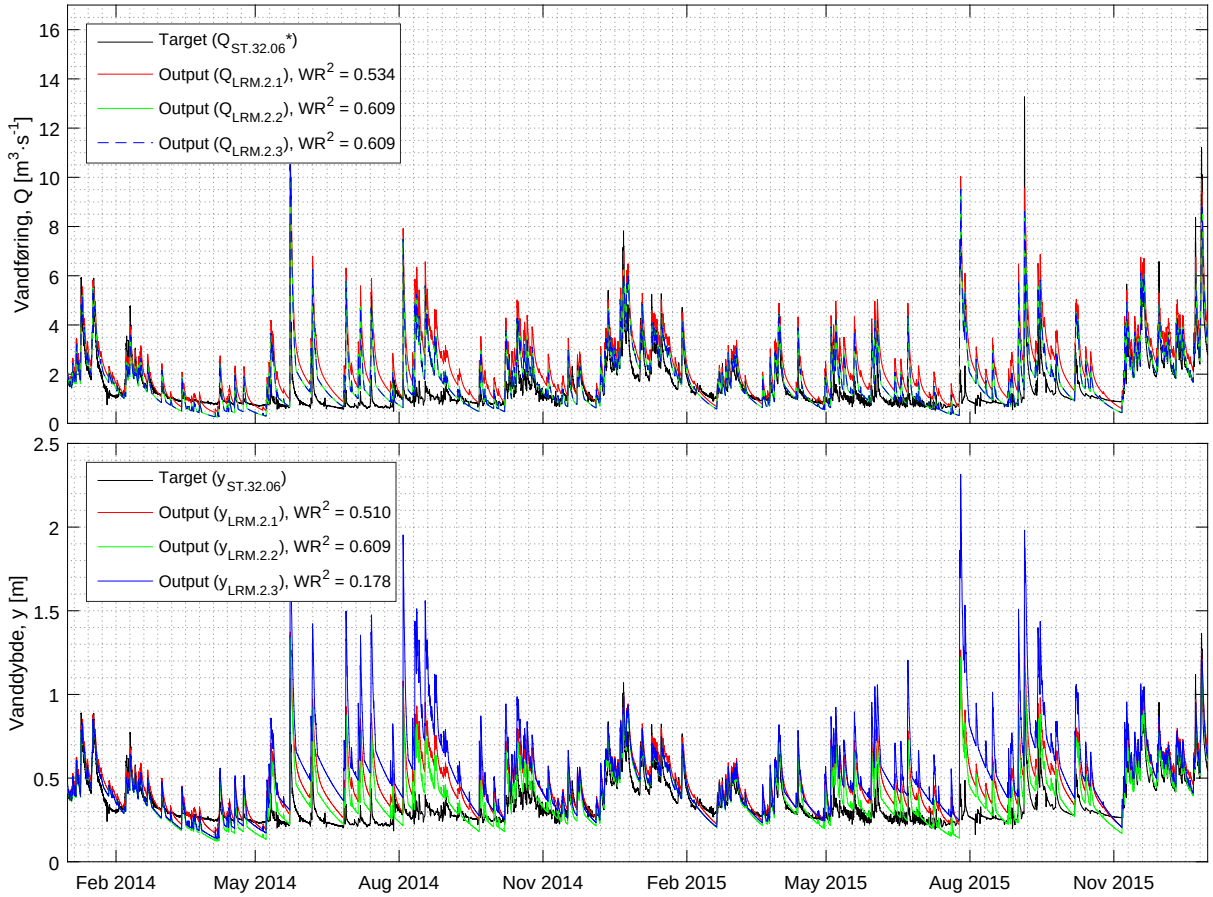
Alle modelkørsler tager udgangspunkt i LRM.2 med forskellige input. Inputene er nedbør P, potentiel fordampning E_p og variation i Manningtallet M, som kombineres på forskellig vis. Outputtet er hhv. vandføring Q og vanddybde y estimeret for ST. 32.06. Opsætningerne samt modelkvaliteten for LRM.2 ses i tabel 7.1.

Tabel 7.1. Opsætninger for LRM.2 og tilhørende input, target, output samt WR^2 ift. målte data.

Model	Input	Target	Output	WR^2
LRM.2.1	P	$Q_{ST.32.06}$*	$Q_{LRM.2.1}$	0,534
		$y_{ST.32.06}$	$y_{LRM.2.1}$	0,510
LRM.2.2	P, E_p	$Q_{ST.32.06}$*	$Q_{LRM.2.2}$	0,609
		$y_{ST.32.06}$	$y_{LRM.2.2}$	0,609
LRM.2.3	P, E_p, M	$Q_{ST.32.06}$*	$Q_{LRM.2.3}$	0,609**
		$y_{ST.32.06}$	$y_{LRM.2.3}$	0,178

*Vandføringen er estimeret af QH-relation.
**Udgangspunkt for kalibrering af LRM.2.

I figur 7.4 ses vandføringen (øverste plot) og vanddybden (nederste plot) genereret af LRM.2.1, LRM.2.2 og LRM.2.3.



Figur 7.4. Vandføringsoutput (øverste plot) og vanddybdeoutput (nederste plot) fra LRM.2.1, LRM.2.2 og LRM.2.3 sammenlignet med målte værdier fra ST. 32.06. *Vandføringen er estimeret af QH-relation.

I figur 7.4 (øverste plot) ses, at vandføringen for LRM.2.1 er markant højere om sommeren ift. LRM.2.2 og LRM.2.3 grundet, at den potentielle fordampning ikke indgår. Det ses desuden, at variationen i Manningtallet for LRM.2.3 ikke har indflydelse på vandføringen ift. LRM.2.2, hvor Mannningtal-variationen ikke indgår. Nederste plot i figur 7.4 viser, at LRM.2.1 har højere vanddybde ift. LRM.2.2, som indeholder potentiel fordampning. Dette observeres særligt i sensommeren, hvor den potentielle fordampning er på sit højeste. LRM.2.3, som indeholder potentiel fordampning, har dog endnu højere vanddybde i sensommeren, hvilket skyldes, at Manningtallet for denne periode er særligt lavt. Teori og parametre for LRM.2 findes i bilag D.3 på side A11.

7.1.2 Opsætning af neuralt netværk til estimering af output fra LRM.2

Der opstilles et FFNN-netværk med opsætning og parametre som angivet i bilags-tabel G.4 på side A22. Netværket benævnes hhv. NN.1, NN.2 og NN.3 ved forskellige input. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.8. Kalibreringsperioden for det neurale netværk er år 2014, mens valideringsperioden er år 2015. Modelleringsopløsningen er 1 min.

Input

Inputtet til det neurale netværk er P, E_p og M, som ved forskellige modelkørsler kombineres på forskellig vis til at fastlægge inputtets indflydelse på netværkets evne til at modellere hhv. vandføringen og vandstanden. Input P tilføjes netværket som TDL-input og er forarbejdet med løbende gennemsnit

i forskellige intervaller. Ud fra *trial and error*-metoden er følgende inputkombination for P fundet fordelagtig, idet modelkvaliteten er høj: $5 \times 1\text{hr}$; $4 \times 1\text{d}$; $1 \times 1\text{w}$; $1 \times 2\text{w}$; $1 \times 3\text{w}$; $1 \times 4\text{w}$; $1 \times 8\text{w}$. Det første input er forsinket 3,5 hr svarende til tidspunktet for højeste korrelation mellem input og output for LRM.2. Der er ingen tidslig overlap for inputtene. Input $\mathrm{E_p}$ og M tilføjes netværket direkte, dvs. det ikke er forsinket eller forarbejdet på anden vis.

7.1.3 Resultater

Resultaterne af netværksopsætningerne for forskellige input med hhv. vandføring og vanddybde som target ses i tabel 7.2.

Tabel 7.2. WR^2 af NN med forskellige inputkombinationer. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 5 modelkørsler. I bilags-figurene findes tidsserieplot af output og target.

Netværk	Input	Target	Output	$\mathbf{WR^2}$ (Kalibrering)	$\mathbf{WR^2}$ (Validering)	Bilags-figur
NN.1.1.Q	P	$Q_{\mathrm{LRM.2.1}}$	$Q_{\mathrm{NN.1.1}}$	0,972	0,952	I.1 på side A27
NN.1.1.y	P	$y_{\mathrm{LRM.2.1}}$	$y_{\mathrm{NN.1.1}}$	0,973	0,956	I.2 på side A27
NN.2.1.Q	P, $\mathrm{E_p}$	$Q_{\mathrm{LRM.2.2}}$	$Q_{\mathrm{NN.2.1}}$	0,958	0,951	I.3 på side A28
NN.2.1.y	P, $\mathrm{E_p}$	$y_{\mathrm{LRM.2.2}}$	$y_{\mathrm{NN.2.1}}$	0,959	0,959	I.4 på side A28
NN.2.2.Q	P	$Q_{\mathrm{LRM.2.2}}$	$Q_{\mathrm{NN.2.2}}$	0,954	0,940	I.5 på side A29
NN.2.2.y	P	$y_{\mathrm{LRM.2.2}}$	$y_{\mathrm{NN.2.2}}$	0,959	0,884	I.6 på side A29
NN.3.1.Q	P, $\mathrm{E_p}$, M	$Q_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$Q_{\mathrm{NN.3.1}}$	0,967	0,952	I.7 på side A30
NN.3.1.y	P, $\mathrm{E_p}$, M	$y_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$y_{\mathrm{NN.3.1}}$	0,970	0,941	I.8 på side A30
NN.3.2.Q	P, $\mathrm{E_p}$	$Q_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$Q_{\mathrm{NN.3.2}}$	0,955	0,948	I.9 på side A31
NN.3.2.y	P, $\mathrm{E_p}$	$y_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$y_{\mathrm{NN.3.2}}$	0,925	0,794	I.10 på side A31
NN.3.3.Q	P, M	$Q_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$Q_{\mathrm{NN.3.3}}$	0,965	0,959	I.11 på side A32
NN.3.3.y	P, M	$y_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$y_{\mathrm{NN.3.3}}$	0,969	0,946	I.12 på side A32
NN.3.4.Q	P	$Q_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$Q_{\mathrm{NN.3.4}}$	0,955	0,932	I.13 på side A33
NN.3.4.y	P	$y_{\mathrm{LRM.2.3}}$	$y_{\mathrm{NN.3.4}}$	0,891	0,805	I.14 på side A33

Af tabel 7.2 ses, at der for NN.1 stort set ingen forskel er på WR^2 ift. om det skal eftervise vandføringen eller vandstanden. Bilags-figur I.1 på side A27 og I.2 på side A27 afspejler en næsten perfekt sammenhæng mellem target og output. For NN.2 er WR^2 generelt lidt højere for NN.2.1, som indeholder $\mathrm{E_p}$, ift. NN.2.2. Dette indikerer at netværket finder informationen om den potentielle fordampning gunstig.
NN.3.1.Q og NN.3.2.Q har stort set samme WR^2, hvilket er forventeligt, da variationen i Manningtallet ingen indflydelse har på vandføringen.
For NN.3.1.y og NN.3.2.y er der derimod markant forskel på WR^2, hvor netværket med informationen om Manningtalvariationen har en højere WR^2.
NN.3.3.Q og NN.3.3.y, som har inputtet P og M, har en højere WR^2 sammenlignet med NN.3.1.Q og NN.3.1.y, der foruden inputtet P og M får $\mathrm{E_p}$, hvilket indikerer, at fordampningen ikke umiddelbart har nogen gavnlig effekt i dette tilfælde. Sammenlignes bilags-figur I.10 på side A31 med I.12 på side A32 ses desuden en langt større mængde *støj* i outputtet ved anvendelse af $\mathrm{E_p}$, hvilket indikerer, at netværket finder denne information forvirrende.
NN.3.4.Q har en WR^2 kun en anelse under NN.3.1.Q, NN.3.2.Q og NN.3.3.Q, som alle har flere input. WR^2 for NN.3.4.y er en del lavere end NN.3.4.Q, hvilket indikerer, at det er sværere at modellere en vandstand ift. vandføring, når et varierende Manningtal indgår i target, men ikke er repræsenteret i inputtet. NN.3.4.y har en smule højere WR^2 end NN.3.2.y, hvilket igen indikerer, at fordampningen ikke har nogen gavnlig effekt.

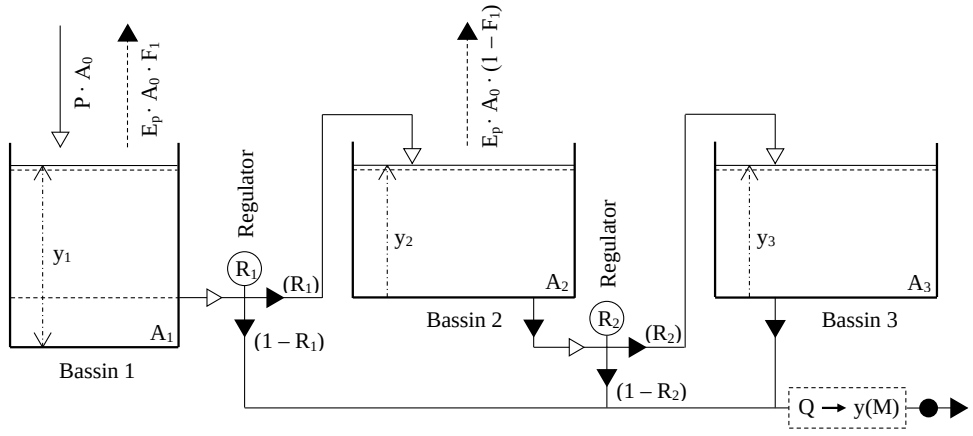
Generelt er WR^2 for kalibrering og validering for de forskellige modelkørsler næsten ens, hvilket

indikerer, at netværket har indlært den generelle sammenhæng mellem input og output. I tilfælde hvor betingelsen med at vandføringen i Bassin 1 ikke kan blive mindre end nul er aktiv, forekommer en uoverensstemmelse mellem input og target for det neurale netværk, hvilket kan resultere i en lavere WR^2.

7.2 Afstrømningsmodellering af modificeret syntetisk system (LRM.3)

Det er i afsnit 7.1 belyst, at det er muligt, at modellere et syntetisk system med et neuralt netværk. Det hidtil analyserede syntetiske system (outputtet fra LRM.2) har dog ikke i særlig høj grad eftervist de målte data. I dette afsnit undersøges i hvor høj grad et neuralt netværk er i stand til at modellere et modificeret syntetisk system, som i højere grad efterviser målte data. De modeltekniske og hydrologiske modifikationer forventes desuden, at kunne anvendes til at forbedre et fuldt datadrevet neuralt netværk til simulering af målte data.

Den 2-bassins lineære reservoir model (LRM.2) vurderes ikke at give et fuldstændigt retvisende billede af de målte data. Dette kan bl.a. skyldes, at 2-bassiner ikke er tilstrækkelige til at modellere dynamikken i vandstanden og vandføringen. Derudover er der anvendt estimeret potentiel fordampning vha. empiriske formler, som kan være forbundet med en stor usikkerhed. Desuden kan der rent modelteknisk være forbedringer at opnå, såfremt fordampningen distribueres mellem bassinerne og en form for initialtab inkorporeres i modellen. Der opstilles derfor en forbedret udgave af LRM.2, som bl.a. indeholder tre bassiner og benævnes LRM.3. Systemtegning af LRM.3 ses i figur 7.5.



Figur 7.5. Systemtegning af LRM.3. Symbolforklaring ses i bilags-tabel D.2 på side A14.

Som det fremgår af figur 7.5 er det overordnede princip for LRM.3 det samme som for LRM.2. Dog er der tilføjet et bassin yderligere og der tillades nu fordampning fra både Bassin 1 og 2. Nedbøren tilføjes Bassin 1 og vandføringen er regulerbar mellem bassinerne.

7.2.1 Input til LRM.3

Nedbørsinputtet til LRM.3 er det samme som for LRM.2, dvs. nedbør fra SVK 5235, hvor *alle hændelser* medtages. Dog er fordampningen i stedet for estimeret potentiel fordampning E_p udskiftet med målt potentiel fordampning $E_{p\ målt}$. Den målte potentielle fordampning er i døgnopløsning, som er interpoleret til 1 min opløsning. Den målte potentielle fordampning ses i bilags-figur D.5 på side A11.

7.2.2 Modelkalibrering af LRM.3

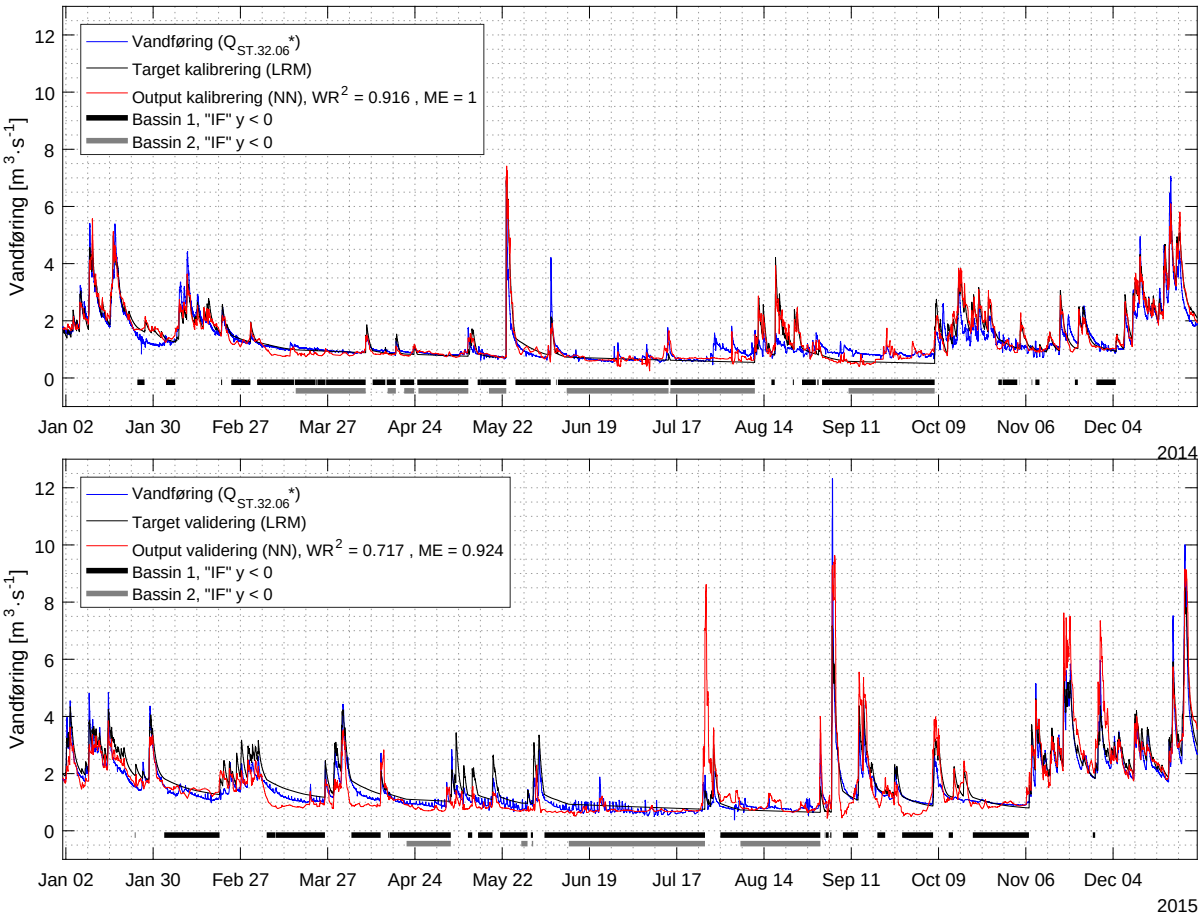
Det er i forbindelse med modelkalibreringen konstateret, at det er særligt vanskeligt at eftervise den målte vandføring i sommerhalvåret og særligt i august måned, hvor modellen overestimerer vandføringen. Denne afvigelse vurderes at være forårsaget af, at vanddybden for hvert bassin ikke tillades at blive negativ i perioder hvor fordampningen overstiger nedbøren, hvilket potentielt kan give en negativ vanddybde i bassinerne med fordampning. Såfremt vanddybden bliver negativ vil dette give en form for initialtab og et udtryk for, hvor tør jorden er. Der er ud fra *trial and error*-metoden konstateret, at vanddybden med fordel kan tillades negativ i Bassin 1, men den ikke tillades negativ i Bassin 2 og 3. Såfremt vanddybden i Bassin 1 bliver negativ, medfører dette ingen vandføring ud af bassinet og en betingelse sørger for, at der ikke kan forekomme negativ vandføring fra bassinet. Disse to betingelser øger modellens evne til at afspejle de målte vandføringer, men gør dog, at der ikke er fuldstændigt sammenhæng mellem input og output. For bassin 1 træder betingelsen i kraft 59 % af kalibreringsperioden, mens den er aktiv 38 % for bassin 2. Dette betyder i praktisk, at der omkring halvdelen af kalibreringsperioden ikke forekommer fuldstændig overensstemmelse mellem input og output. Modellen er kalibreret til år 2014 og valideret til år 2015. Det viser sig imidlertid, at modellen i højere grad efterviser de målte data for valideringsperioden ift. kalibreringsperioden. Dette indikerer, at der rent meteorologisk forekom mere ekstremt vejr i år 2014 sammenlignet med år 2015, hvilket understøttes af afsnit 6.2.1 på side 56. Den modellerede vandføring fra LRM.3 (sort tidsserie) ift. målt vandføring (blå tidsserie) ses i figur 7.6 for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden. Her ses en god overensstemmelse mellem simuleret og observeret vandføring.
Modelparametre, bassinvanddybder- og vandføringer samt yderligere modelforklaring findes i bilag D.5 på side A13.

7.2.3 Modelkørsler og opsætning af neuralt netværk

På baggrund af resultaterne fra LRM.2 er det valgt udelukkende at modellere vandføring med LRM.3, hvor det neurale netværk fødes med samme input som LRM.3, dvs. nedbør og målt potentiel fordampning.
Det neurale netværk har samme opsætning som for LRM.2, se bilags-tabel G.4 på side A22, og er omtalt i afsnit 7.1.2.

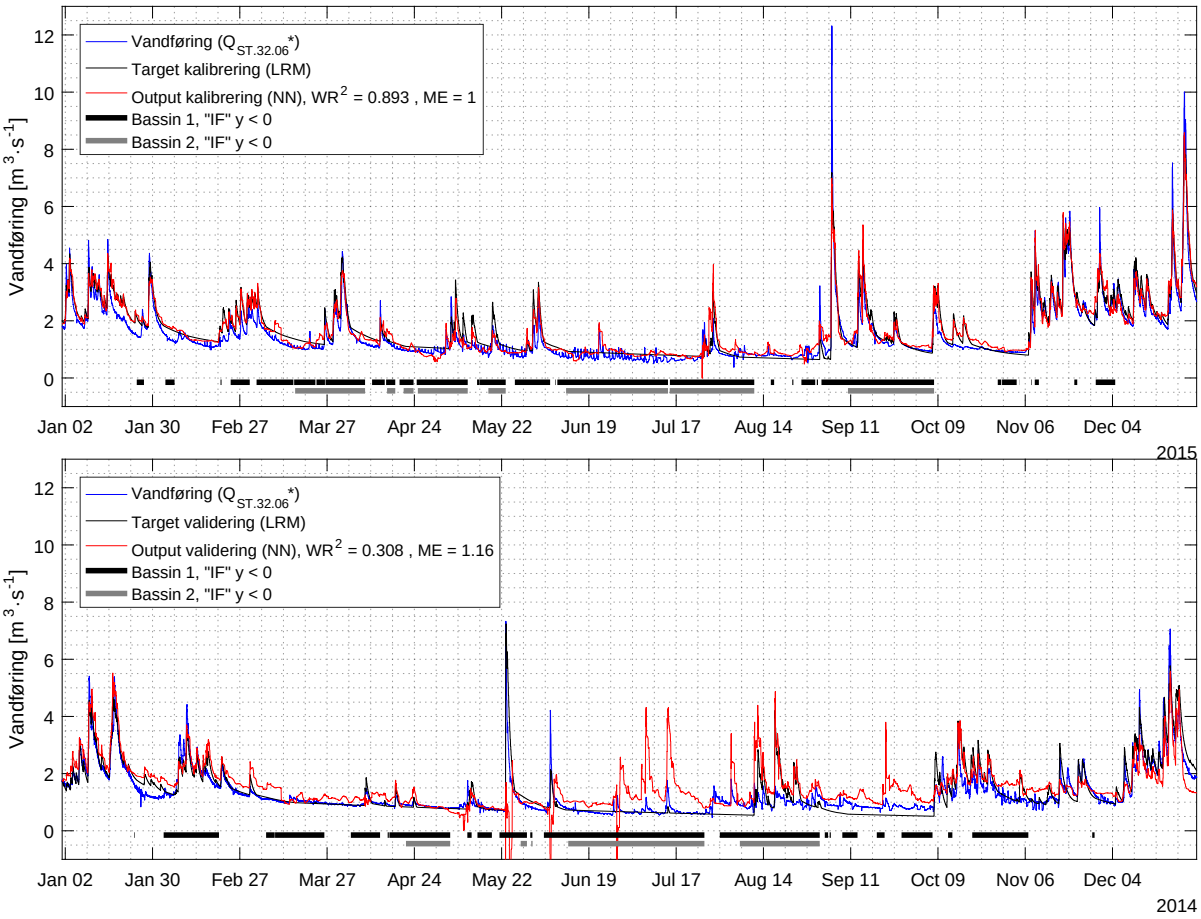
7.2.4 Resultater

Eftersom der er mistanke om, at der rent hydrologisk er markant forskel på år 2014 og 2015 anvendes begge år skiftevis til hhv. kalibrering og validering. Figur 7.6 viser resultaterne, hvor år 2014 er anvendt til kalibrering og år 2015 er anvendt til validering, mens figur 7.7 viser hvor år 2015 er valgt til kalibrering og år 2014 er valgt til validering.



Figur 7.6. Målt vandføring i ST. 32.06 samt target generet af LRM.3 og output fra NN. Øverste figur viser kalibreringsperioden (år 2014) og nederste figur viser valideringsperioden (år 2015). *Vandføring beregnet af årstidsvarierende QH-relation.

I figur 7.6 ses en høj tilpasning til kalibreringsperioden (øverste plot) med en høj WR^2 og en ME på 1. For valideringsperioden (nederste plot) ses en større afvigelse, lavere WR^2 og en underestimering af volumen. Afvigelsen forekommer især når IF-betingelsen for Bassin 1 er aktiv (illustreret med sort linje), hvor det neurale netværk har en tendens til at underestimere vandføringen. Dette kan skyldes, at det neurale netværk for kalibreringsperioden har indlært, at der ikke altid forekommer afstrømning selvom der kommer nedbør, og det så måske ikke forekommer i helt samme omfang for valideringsperioden. Sammenlignes det neurale netværks evne til at eftervise LRM.2 sammenholdt med LRM.3, ses en markant forskel i WR^2. WR^2 for valideringsperioden af data genereret af LRM.2 (med samme inputmængde) er 0,951, mens den for data genereret af LRM.3 er 0.717 selvom de bygger på samme datagrundlag. Dette illustrerer at netværket har svært ved at eftervise modificerede data, hvor der ikke er sammenhæng mellem input og output.



Figur 7.7. Målt vandføring i ST. 32.06 samt target generet af LRM.3 og output fra NN. Øverste figur viser kalibreringsperioden (år 2015) og nederste figur viser valideringsperioden (år 2014). *Vandføring beregnet af årstidsvarierende QH-relation.

Af figur 7.7 ses en god tilpasning til kalibreringsperioden (øverste plot), dog med mindre afvigelser, som hovedsageligt er forekommende når IF-betingelserne er aktiv for Bassin 1 og 2. For valideringsperioden (nederste plot) ses en markant ringere tilpasning af output til target. Især i sommerhalvåret forekommer stor afvigelse, hvor peak-hændelsen sidst i maj underestimeres og der forekommer en general overestimering i juni, juli og september. Dette understøtter endnu engang, at der er meteorologisk og hydrologisk forskel på år 2014 og 2015 som påpeget i afsnit 6.2.1 på side 56. Derudover bekræftes det, som tidligere nævnt, at netværket ikke er i stand til, at generere et retvisende output, såfremt der ikke er høj sammenhæng mellem input og output.

7.3 Delkonklusion

Neuralt netværk for estimering af LRM.2

Det vurderes at neurale netværk i høj grad er i stand til at modellere afstrømningen fra et ikke-modificeret syntetisk system (LRM.2), dvs. et system hvor der er sammenhæng mellem input og output. I tilfælde hvor target er indeholdt nedbør og fordampning, stiger netværkets WR^2 ved ligeledes at få samme mængde data. Dette gælder både ved simulering af vandføring og vanddybde.
Ved et target, som er indeholdt både nedbør, fordampning og variation i Manningtal er WR^2 generelt højere for eftervisning af vandføringen ift. vanddybden. Dette skyldes formentlig, at vandføringen ikke er påvirket af det varierende Manningtal. Ved simulering af vandføringen opnås den højeste WR^2 ved inputkombinationen med nedbør og variationen i Manningtal, dog ligger WR^2 for de øvrige inputkombinationer tæt. Ved simulering af vanddybden har inputkombinationen med udelukkende

nedbør og kombinationen med nedbør og fordampning den absolut laveste WR^2. Dette indiker, at netværket finder det forvirrende med et target hvori Manningtalvariationen indgår, men ikke er repræsenteret i inputtet. Inputkombinationen med nedbør og Manningtalvariationen er bedst ved simulering af vanddybden, hvor inputkombinationen, som også er tilføjet fordampning har en anelse lavere WR^2. Ved simulering af vanddybden, som er påvirket af en variation i Manningtallet, er det derfor anbefalelsesværdigt at anvende Manningtalvariationen som en en del af inputtet til det neurale netværk.

Neuralt netværk for estimering af LRM.3

Det er ud fra afsnit 7.2.4 dokumenteret, at et neuralt netværk er i stand til at kalibrere sig til en lav afvigelse mellem output og target for kalibreringsperioden. Dette gælder selvom target er generet af et modificeret syntetisk system, hvor der ikke er fuldstændig overensstemmelse mellem input og output. Derimod er netværket for valideringsperioden kun i mindre grad i stand til at eftervise kalibreringsperioden. Desuden forekommer der markant forskel på netværkets evne til at eftervise target alt afhængigt af, hvilket år som anvendes til hhv. kalibrerings- og valideringsperiode. Ved anvendelse af år 2014 som kalibreringsperiode og år 2015 som valideringsperiode opnås en WR^2 for valideringsperioden på 0,717, mens WR^2 er 0,308 hvor perioderne er byttet om. Dette indikerer at modifikationerne i target (output fra LRM.3), som følge af IF-sætninger, er forskellig for år 2014 og 2015 grundet meteorologiske og hydrologiske forskelle. Det kan grundet den ringe evne til at eftervise valideringsperioden konstateres, at et neuralt netværk ikke i særlig høj grad er i stand til, at finde en genereal sammenhæng mellem input og output for det modificerede syntetiske system, når der ikke er sammenhæng i dataene. Et neuralt netværk er ikke i stand til at indlære de spidsfindigheder, som hver især forekommer mellem år 2014 og 2015, hvilket resulterer i en ringe overensstemmelse mellem target og output.

Generelt set er det muligt at afstrømningsmodellere på 1 min basis, når der forekommer høj sammenhæng mellem input og output. Denne sammenhæng vedrører især den forsinkelse der er mellem nedbøren og afstrømningsresponsen samt størrelsesordenen af denne. Det er ved udarbejdelsen og kalibreringen af det modificerede syntetiske system (LRM.3) konstateret, at jordens fugtighed, især i sommerhalvåret, har en væsentlig rolle i at opnå en model, som er retvisende ift. målte data. Disse erfaringer vil i det kommende kapitel anvendes til forbedring af et fuldt datadrevet neuralt netværk, hvor målte data er target.

Kapitel 8

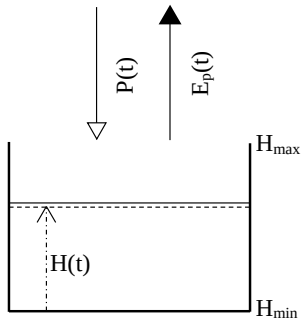
Forbedret afstrømningsmodellering af målte data med neurale netværk

I dette kapitel vil de erfaringer, som er opnået i kapitel 7 blive anvendt til forbedring af et fuldt datadrevet neuralt netværk til prædiktering af målte data. Derudover testes hvilke input, som egner sig bedst til afstrømningsmodellering af hhv. vandstandskote og vandføring. Desuden optimeres inputkombinationerne og -antal samt det tidslige optimum for afstrømningsmodelleringen fastlægges. Dertil gennemprøves netværket med forskellige prognoselængder og indvirkningen på perioden til kalibrering og validering af netværket testes.

Der er i afsnit 7.2 på side 64 konstateret, at jordens fugtighed og som følge deraf bl.a. initialtabet for en nedbørshændelse har betydning for afstrømningspåvirkningen. Særligt i sommerhalvåret observeres periodevis større initialtab og magasineringskapacitet i jorden, hvorfor afstrømningen relativt til nedbørens størrelse er mindre sammenlignet med vinterhalvåret. For at imødekomme denne udfordring, er der til det neurale netværk udarbejdet en simpel model til at beskrive jordens fugtighed i løbet af året.

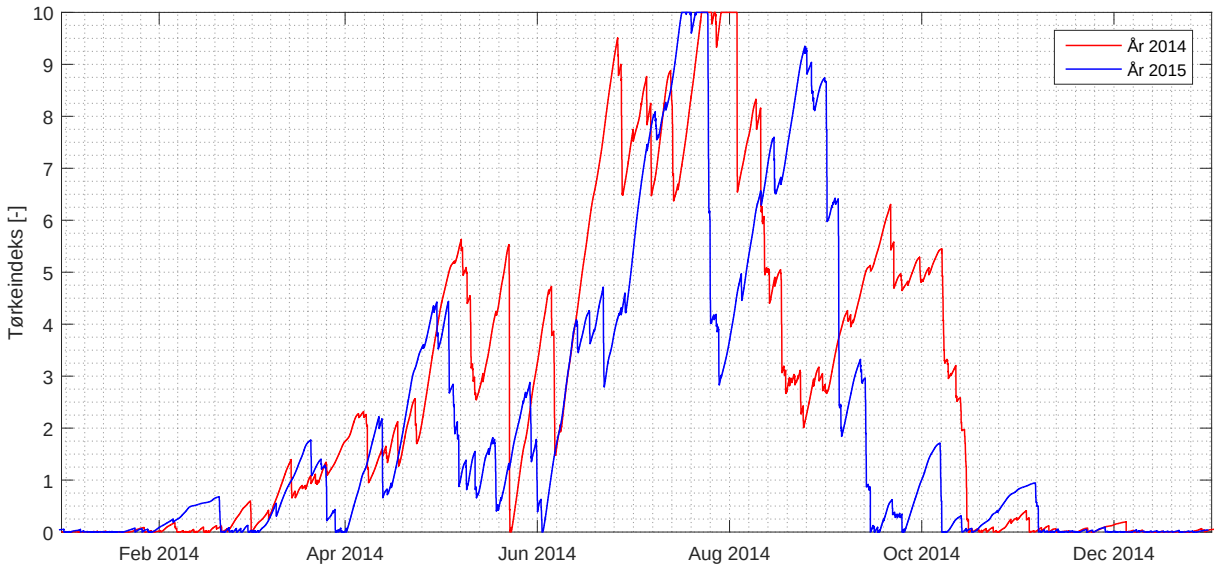
8.1 Beregning af tørkeindeks

Modellen til beskrivelse af jordens fugtighed benævnes tørkeindeks T_i og bygger på en vandbalancemodel indeholdende nedbør og målt potentiel fordampning. I princippet kunne estimeret potentiel fordampning ligeledes anvendes såfremt den målte potentielle fordampning ikke kan tilvejebringes. T_i tilgår værdier mellem 0 og 10, hvor 0 angiver fuld mætning.
Modellen er i praksis udført ved et bassin hvori nettonedbøren P_{netto} ($P - E_{p\ målt}$) tilføjer eller fratrækker vand fra bassinet. Bassinet til estimering af tørkeindekset ses i figur 8.1.



Figur 8.1. Systemtegning af bassin til estimering af tørkeindeks.

Idet $E_{p\ målt}$ delvis er et estimat kan denne overstige P, hvorfor P_{netto} kan tilgå negative værdier som funktion af tid. Pr. 1. januar antages jorden fuldt mættet, dvs. initialvanddybden i bassinet er lig med H_{max}. Ved simulering af flere år tilgår vanddybden ud fra vandbalancen H_{max} omkring 1. januar, hvilket validerer initialvanddybden på H_{max} som værende et gyldigt startkriterie. Ud fra *trial and error*-metoden er $H_{max} = 100$ fundet fordelagtig, da den giver fluktuationer i tørkeindekset i den ønskede størrelsesorden. Slutteligt ændres fortegn på vanddybden $H(t)$ og værdierne divideres med en faktor 10 således, at værdierne er sammenlignelige med DMI [2007]. Tørkeindekset for år 2014 og 2015 ses i figur 8.2.



Figur 8.2. Tørkeindeks for år 2014 og 2015.

Af figur 8.2 ses at tørkeindekset er 0 i januar og februar, dvs. vanddybden i bassinet til estimering af tørkeindekset er H_{max}. Omkring juli topper tørkeindekset, hvilket betyder, at bassinet er helt eller delvist tomt svarende til en tør jord og dermed højt initialtab. Yderligere forklaring og beregningsgrundlag ses i bilag D.6 på side A15.

8.2 Neuralt netværk til afstrømningsmodellering

Der opstilles et FFNN-netværk med opsætning og parametre som angivet i bilags-tabel G.5 på side A23. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.10. År 2014 anvendes som kalibreringsperiode, mens år 2015 anvendes til valideringsperiode. Den modellerede opløsning er 1 min.

8.2.1 Input

Inputtet til det neurale netværk er P, $E_{p\ målt}$, T_i og M, som ved forskellige modelkørsler kombineres på forskellig vis til at fastlægge inputtets indflydelse på netværkets kvalitet til modellering af hhv. den målte vandføring og vandstand i ST. 32.06. Input P tilføjes netværket som en TDL og er forarbejdet med løbende gennemsnit i følgende intervaller: $5 \times 1\text{hr}$; $4 \times 1\text{d}$; $1 \times 1\text{w}$; $1 \times 2\text{w}$; $1 \times 3\text{w}$; $1 \times 4\text{w}$; $1 \times 8\text{w}$. Der er 86 min forsinkelse til første input og der er ingen tidslig overlap for inputtene. Input $E_{p\ målt}$, T_i, og M tilføjes netværket direkte, dvs. det ikke er forsinket eller forarbejdet på anden vis.

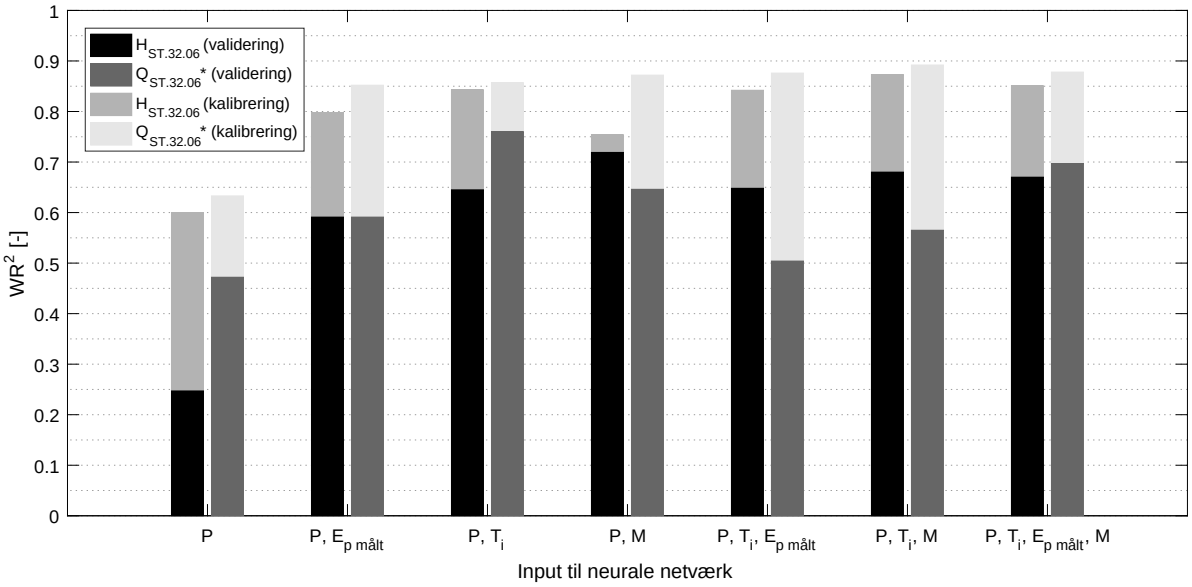
8.2.2 Resultater

Netværksopsætningerne for forskellige input med hhv. vandføringen og vanddybden som target ses i tabel 8.1.

Tabel 8.1. Netværksnavn, inputkombination, target og henvisning til bilags-figur af tidssertidsserieplot af output og target. WR^2 for hhv. kalibreringen og valideringen for vandføringen og vandstandskoten ses i figur 8.3

Netværk	Input	Target	Bilags-figur
NN.4.Q	P	$Q_{ST.32.06}$	I.15 på side A34
NN.4.H	P	$H_{ST.32.06}$	I.16 på side A34
NN.5.Q	P, $E_{p\ målt}$	$Q_{ST.32.06}$	I.17 på side A35
NN.5.H	P, $E_{p\ målt}$	$H_{ST.32.06}$	I.18 på side A35
NN.6.Q	P, T_i	$Q_{ST.32.06}$	I.19 på side A36
NN.6.H	P, T_i	$H_{ST.32.06}$	I.20 på side A36
NN.7.Q	P, M	$Q_{ST.32.06}$	I.21 på side A37
NN.7.H	P, M	$H_{ST.32.06}$	I.22 på side A37
NN.8.Q	P, T_i, $E_{p\ målt}$	$Q_{ST.32.06}$	I.23 på side A38
NN.8.H	P, T_i, $E_{p\ målt}$	$H_{ST.32.06}$	I.24 på side A38
NN.9.Q	P, T_i, M	$Q_{ST.32.06}$	I.25 på side A39
NN.9.H	P, T_i, M	$H_{ST.32.06}$	I.26 på side A39
NN.10.Q	P, T_i, $E_{p\ målt}$, M	$Q_{ST.32.06}$	I.27 på side A40
NN.10.H	P, T_i, $E_{p\ målt}$, M	$H_{ST.32.06}$	I.28 på side A40

Resultaterne fra netværksopsætningerne angivet i tabel 8.1 ses i figur 8.3.



Figur 8.3. WR^2 som funktion af input til netværket, tabel 8.1. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 10 modelkørsler. *Vandføringen er estimeret af årstidsvarierende QH-relation.

I figur 8.3 ses at udelukkende P som input giver den absolut laveste WR^2. Dette ses især for valideringen af vandstandskoten, hvor den WR^2 er 0,247. Tilføjelse af $E_{p\ målt}$ til P øger WR^2 markant. Anvendes inputtene P og T_i opnås den højeste WR^2 for validering af vandføringen samtidig med opnås rent visuelt også den bedste overensstemmelse mellem target og output. Ved anvendelse af inputtene P og M opnås den højeste WR^2 for simulering af vandstandskoten. Disse input giver ligeledes den bedste visuelle sammenhæng mellem target og output. Ved tilføjelse af $E_{p\ målt}$ til inputene P og T_i forringes WR^2. Dette kan skyldes, at netværket finder det forvirrende med $E_{p\ målt}$, som implicit er indeholdt i T_i.

Tilføjelse af M til inputene P og T_i øger WR^2 for simulering af vandstandskoten, mens WR^2 falder betydeligt for simulering af vandføringen. Anvendes alle inputene P, T_i, $E_{p\ målt}$ og M opnås en general høj WR^2 for både simulering af vandstandskoten og vandføringen. Visuelt giver alle inputene dog ikke den bedste overensstemmelse mellem target og output.

Tidsserie plot af det umiddelbare bedste netværk til afstrømningsmodellering ses i sektion 8.2.9.

8.2.3 Inputoptimering af P

NN.6.Q har hidtil givet den højeste WR^2 til simulering af vandføringen. Inputbearbejdningen af P bygger på erfaringer fra tidligere modelkørsler, hvor denne inputbearbejdning har vist sig fordelagtig. Det forsøgs at optimere denne inputbearbejdning yderligere ved hhv. tilføjelse af jitter, fjernelse af TDL samt tilføje og fjerne input. Resultaterne ses i tabel 8.2.

Tabel 8.2. WR^2 som funktion af inputbearbejdning af P. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 10 modelkørsler. På bilags-figurer findes tidssertidsserieplot af output og target.

Netværk	Input	Bearbejdning af P	Target	WR^2 (Validering)	Bilags-figur
NN.6.Q	P, T_i	$5 \times 1hr$; $4 \times 1d$; $1 \times 1w$; $1 \times 2w$; $1 \times 3w$; $1 \times 4w$; $1 \times 8w$	$Q_{ST.32.06}$	0,760	I.19 på side A36
NN.11.Q	P, T_i	NN.6.Q + jitter (fj = 75)	$Q_{ST.32.06}$	0,535	I.29 på side A41
NN.12.Q	P, T_i	NN.6.Q uden TDL*	$Q_{ST.32.06}$	0,609	I.30 på side A41
NN.13.Q	P, T_i	$5 \times 1hr$; $4 \times 1d$; $1 \times 1w$; $1 \times 2w$; $1 \times 3w$; $1 \times 4w$	$Q_{ST.32.06}$	0,597	I.31 på side A42
NN.14.Q	P, T_i	$10 \times 1hr$; $4 \times 1d$; $1 \times 1w$; $1 \times 2w$; $1 \times 3w$; $1 \times 4w$; $1 \times 8w$	$Q_{ST.32.06}$	0,572	I.32 på side A42
NN.15.Q	P, T_i	$16 \times 1qr$; $5 \times 1hr$; $4 \times 1d$; $1 \times 1w$; $1 \times 2w$; $1 \times 3w$; $1 \times 4w$; $1 \times 8w$	$Q_{ST.32.06}$	0,595	I.33 på side A43

*Alle input tilføjes netværket samtidigt, dvs. de ikke er forsinket ift. hinanden.

Af tabel 8.2 ses at tilføjelse af jitter til inputtet P, NN.6.Q sammenlignet med NN.11.Q, forringer WR^2. Dette er tiltrods for, at tilføjelse af jitter tidligere har vist sig fordelagtig. Fjernelse af TDL, NN.12.Q, forbedrer ikke WR^2. NN.13.Q, hvor 8 ugers middel fjernes forringer ligeledes WR^2. Det samme gør sig gældende ved tilføjelse af 10 ift. 5 middel på 1 time, NN.14.Q. Tilføjelse af 16 gange 15 min (1 qr) middel, NN.15.Q, har heller ikke vist sig gavnligt. Der er umiddelbart ingen tendens i forsøget på at forbedre bearbejdningen af P. Af den grund fortsættes med bearbejdningen, som angivet for NN.6.Q.

8.2.4 Omregning af netværksoutput

Det er i afsnit 8.2.2 konstateret, at NN.6.Q giver den absolut højeste WR^2 og bedste visuelle sammenhæng mellem output og target. Det undersøges derfor, om der er en gevinst ved at anvende NN.6.Q, hvor vandføringsoutputtet efterfølgende omregnes til en vandstandskote vha. QH-relationen. Dertil omregnes vandstandsoutputtet fra NN.7.H, som giver den højeste WR^2 for vandstandskoten, til en vandføring. WR^2 for omregning af output fra NN.6.Q og NN.7.H ses i tabel 8.3.

Tabel 8.3. WR^2 af omregnet output fra NN.6.Q og NN.7.H. Omregning fra vandføring til vandstand ses i bilag D.7 på side A16. På bilags-figurer findes tidssertidsserieplot af output og target. *Vandføringen er estimeret af årstidsvarierende QH-relation.

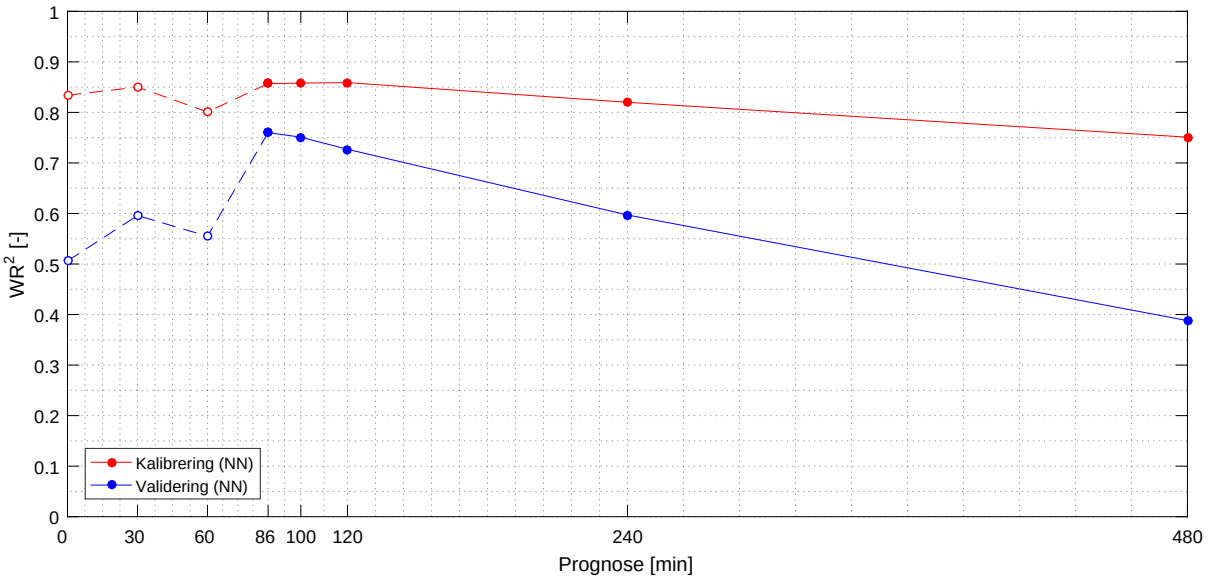
Netværk	Output	Omregning	Target	WR^2 (Validering)	Bilags-figur
NN.7.H	$H_{NN.6}$	-	$H_{ST.32.06}$	0,719	D.8 på side A16
NN.6.Q → H	$Q_{NN.5}$	QH-relation	$H_{ST.32.06}$	0,733	
NN.6.Q	$Q_{NN.5}$	-	$Q_{ST.32.06}$*	0,760	D.8 på side A16
NN.7.H → Q	$H_{NN.6}$	QH-relation	$Q_{ST.32.06}$*	0,654	

Det bemærkes i tabel 8.3, at der for omregning af vandføring til vandstandskote (NN.6.Q → H) opnås en lille forbedring i WR^2. Rent visuelt opnås ikke en bedre overensstemmelse mellem det omregnede

output og target, dog estimeres peaket først i september i langt højere grad, se bilags-figur D.8 på side A16. Ved omregning af vandstandskote til vandføring (NN.7.H $\rightarrow$ Q) opnås en ringere WR^2. Visuelt vurderes det omregnede output generelt set i højere grad at eftervise target, dog forekommer der større afvigelser ved peaks. Overordnet set vurderes det, at der ikke opnås gevinst ved omregning af output.

8.2.5 Prognose

Det er initialt valgt at anvende 86 min forsinkelse af det første input til NN.6.Q, da det for tidligere modelkørsler har vist sig fordelagtigt. Dvs. at modellen i princippet giver en prognose på vandføringen 86 min frem i tid. Det undersøges om det er muligt, at øge prognosen uden det går nævneværdigt ud over modelkvaliteten. Dertil undersøges det, om der er en gevinst ved at minimere prognoselængden. Prognoselængden ændres ved at forskyde alle input hhv. frem og tilbage i tid. Resultaterne ses i figur 8.4.

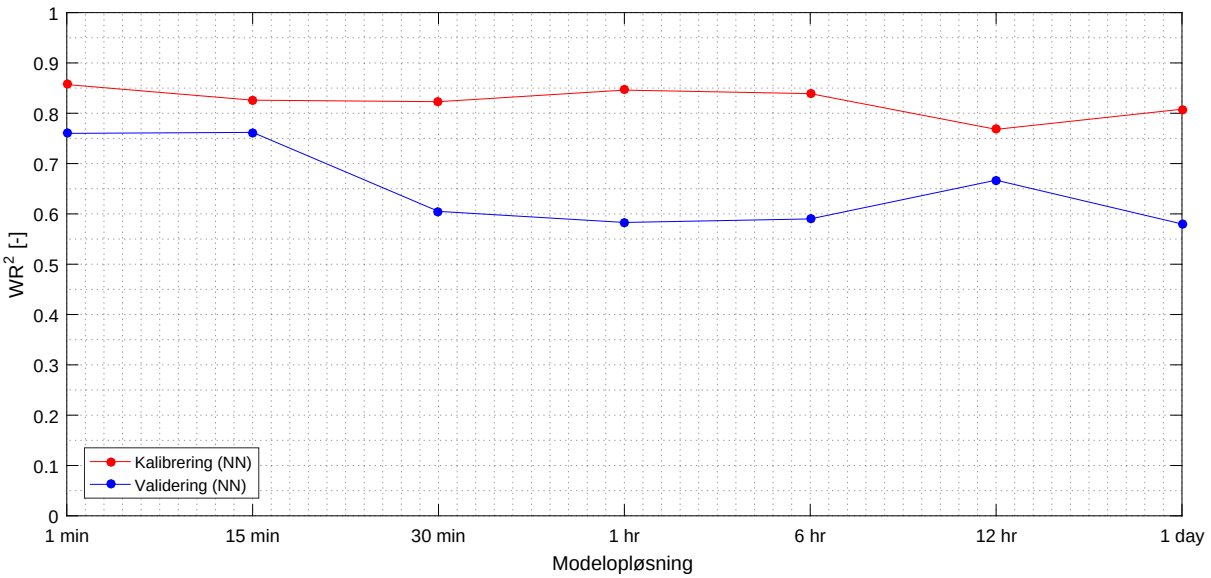


Figur 8.4. WR^2 som funktion af prognoselængden. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 10 modelkørsler.

Af figur 8.4 ses, at den initialt valgte forsinkelse på 86 min af det første input (prognoselængden) er et fornuftigt valg, da WR^2 ved denne forsinkelse opnår den højeste værdi for valideringen. Der er ingen gevinst ved at reducere prognoselængden. Dette skyldes formentlig, at netværket finder det forvirrende med nedbørsinput, som forekommer væsentligt før, at afstrømningsresponset forekommer. Øges prognoselængden yderligere end de 86 min falder WR^2. Vurderes modellerne visuelt som funktion af prognoselængden (ikke illustreret i nærværende rapport) forekommer den bedste prædiktering for modellen kørt med 86 min forsinkelse af inputtet, mens modellerne kørt med mindre end 86 min udseendemæssigt er indeholdt flere afvigelser, hvilket også er gældende for modellerne kørt med mere end 86 min forsinkelse. Tendensen er, at jo længere prognose udover de 86 min, jo større afvigelse. Afvigelsen ses især som underestimering af større peaks og periodevis overestimering af mindre peaks. Ud fra den visuelle vurdering er en prognoselængde på 86 - 120 min anbefalelsesværdig.

8.2.6 Temporal modelopløsning

Alle hidtidige modelkørsler af neurale netværk er udført i 1 min opløsning. Afstrømningen og den dertilhørende systemrespons er i midlertidig i afsnit 3.2.2 på side 15 observeret til at være i timer. Det undersøges derfor, om der er nogen gevinst rent modelkvalitetsmæssigt ved at mindske modelopløsningen. Resultaterne ses i figur 8.5.



Figur 8.5. WR^2 som funktion af modelopløsning. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 10 modelkørsler.

Af figur 8.5 ses, at den tidslige modelopløsning ikke har særligt stor betydning for WR^2 hverken for kalibreringen eller valideringen. Modelopløsningen på 1 og 15 min opnår den højeste WR^2, selvom det kunne forventes, at den ville øges ved lavere modelopløsning grundet mere midlede værdier. 1 og 15 min modelopløsning giver stort set ens WR^2, hvilket sandsynligvis skyldes, at den originale dataopløsning på vandstandsdataene for stationen er 10 min, som efterfølgende er interpoleret til 1 min. Der opnås derfor ikke større dynamik i dataene end den oprindelige opløsning blot lineært forbundne værdier mellem de oprindelige datapunkter. Det skal dog nævnes, at nedbørsinputtets dataopløsning er 1 min, som dog bearbejdes med løbende gennemsnit i forskellig tidslig størrelsesorden. Visuel sammenligning modellerne imellem (ikke vist i nærværende rapport) viser, ligesom WR^2, ikke nogen nævneværdig forskel i modellernes evne til at simulere observationerne. Det skal dog bemærkes, at en mindre modelopløsning udmidler peaks, hvorfor dynamikken i tidsserien gøres mindre fluktuerende.

8.2.7 Estimering af peak-vandføring

Det er som supplement til estimering af hele spændet for vandføringen i ST. 32.06 forsøgt, at udfærdige et neuralt netværk udelukkende til estimering af høje vandføringer. Hypotesen går på, at et netværk der udelukkende er kalibreret til høj vandføring, er bedre til at estimere peak-vandføringer ift. et netværk, som dækker hele spændet for vandføringen. I praksis er netværket derfor kun kalibreret til vandføringer over 3 $\mathrm{m}^3 \cdot \mathrm{s}^{-1}$ med tilhørende input. Netværket valideres efterfølgende ift. hele spændet af vandføringen for at fastlægge, om netværket formår at estimere peak-vandføringerne. Valideringen af netværket giver særdeles afvigende resultater (ikke medtaget i nærværende rapport), som på ingen måde kan anvendes i praksis. Dette skyldes formentlig, at netværk kun er kalibreret til et snævert interval af værdier på en begrænset datamængde, hvorfor netværket ikke formår at give retvisende resultater.

8.2.8 Kalibrerings- og valideringsperiode

Det er i afsnit 6.2.1 på side 56 og 7.2.2 på side 65 konstateret, at der meteorologisk og hydrologisk er forskel mellem år 2014 og 2015. Dette er kalibrerings- og valideringsmæssigt for enhver model ikke et optimalt scenarie, når der kalibreres til ét år, som afviger fra dét år, som anvendes til validering. Særligt indenfor neurale netværk kan dette være en udfordring, da neurale netværk er gode til interpolation (kendte værdier) og ringere til ekstrapolation (ukendte værdier). Det afprøves derfor hvilken indflydelse

det har på modelkvaliteten, når der kalibreres til år 2015 og valideres til år 2014. Derudover anvendes hele tidsserien (år 2014 og 2015) til kalibrering, og netværket valideres efterfølgende til hhv. år 2014 og 2015. Resultaterne ses i tabel 8.4.

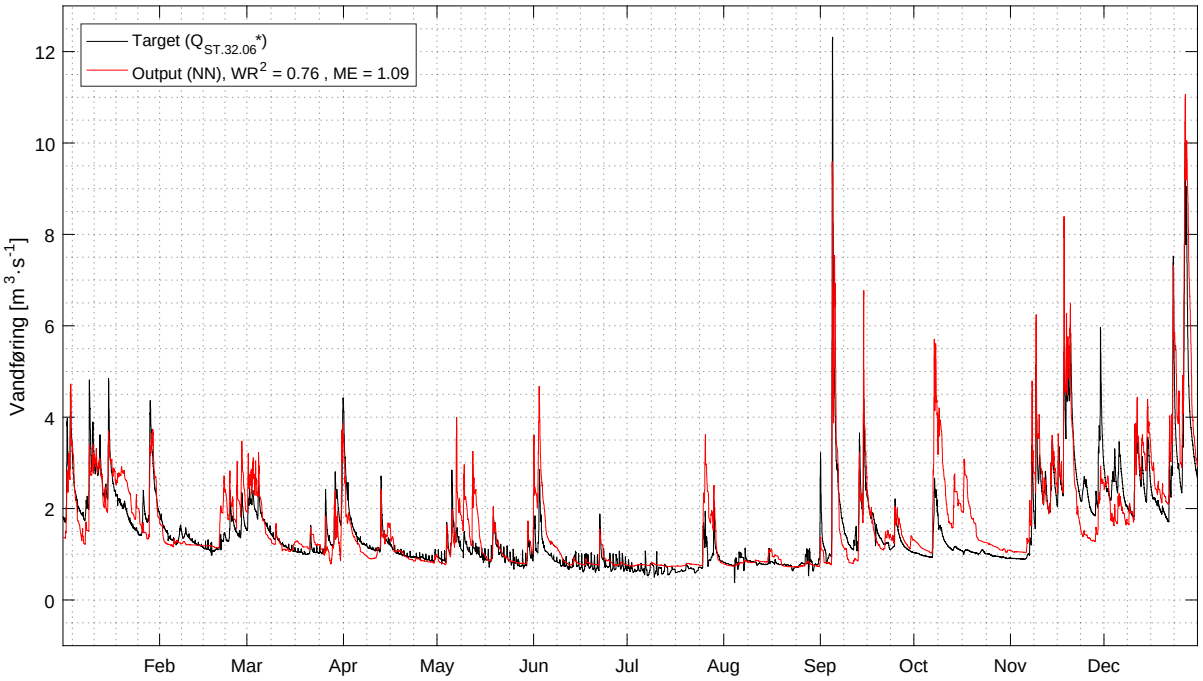
Tabel 8.4. WR^2 for NN.6.Q med forskellig kalibrerings- og valideringsperiode. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringen ud af 10 modelkørsler. På bilags-figurer findes tidssertidsserieplot af output og target.

Netværk	Kalibreringsperiode	Valderingsperiode	WR^2 (Validering)	Bilags-figur
NN.6.Q	2014	2015	0,760	I.19 på side A36
NN.6.Q	2015	2014	0,680	I.34 på side A43
NN.6.Q	2014-2015	2014	0,779	I.35 på side A44
NN.6.Q	2014-2015	2015	0,858	I.36 på side A44

I tabel 8.4 ses at anvendes år 2014 som valideringsperiode og år 2015 til kalibreringsperiode, opnås en højere WR^2 sammenlignet med, hvis perioderne byttes om. Visuelt er der ikke den store forskel mellem netværkets evne til at eftervise target for de to perioder. Anvendes både år 2014 og 2015 til kalibreringsperiode, og netværkets valideres til år 2014 opnås en højere WR^2, end hvis kun år 2014 anvendes til kalibreringsperiode. Visuelt opnås ligeledes bedre overensstemmelse mellem output og target. Såfremt år 2015 anvendes til valideringsperiode og både år 2014 og 2015 anvendes som kalibreringsperiode, opnås en endnu højere WR^2 end hvis år 2014 anvendes som kalibreringsperiode. Sammenlignes output og target ved anvendelse af år 2015 som valideringsperiode, opnås en meget høj overensstemmelse. Generelt opnås en højere WR^2 ved anvendelse af år 2015 som valideringsperiode sammenlignet med år 2014. Dette skyldes formentlig, at år 2014 jf. DMI [2014b] meteorologisk var mere ekstremt ift. år 2015. Derudover bemærkes det, at såfremt netværket er kalibreret til scenarier, som det efterfølgende valideres til, så opnås en høj overensstemmelse mellem output og target. En lang kalibreringsperiode indeholdende så mange og forskellige scenarier som muligt er derfor anbefalelsesværdigt.

8.2.9 Afstrømningsmodellering med NN.6.Q

På baggrund af erfaringerne opnået i foregående afsnit er NN.6.Q udvalgt til fremadrettet modellering af vandføringen. Tidsserieplot af output og target for NN.6.Q for valideringsperioden (år 2015) ses i figur 8.6.

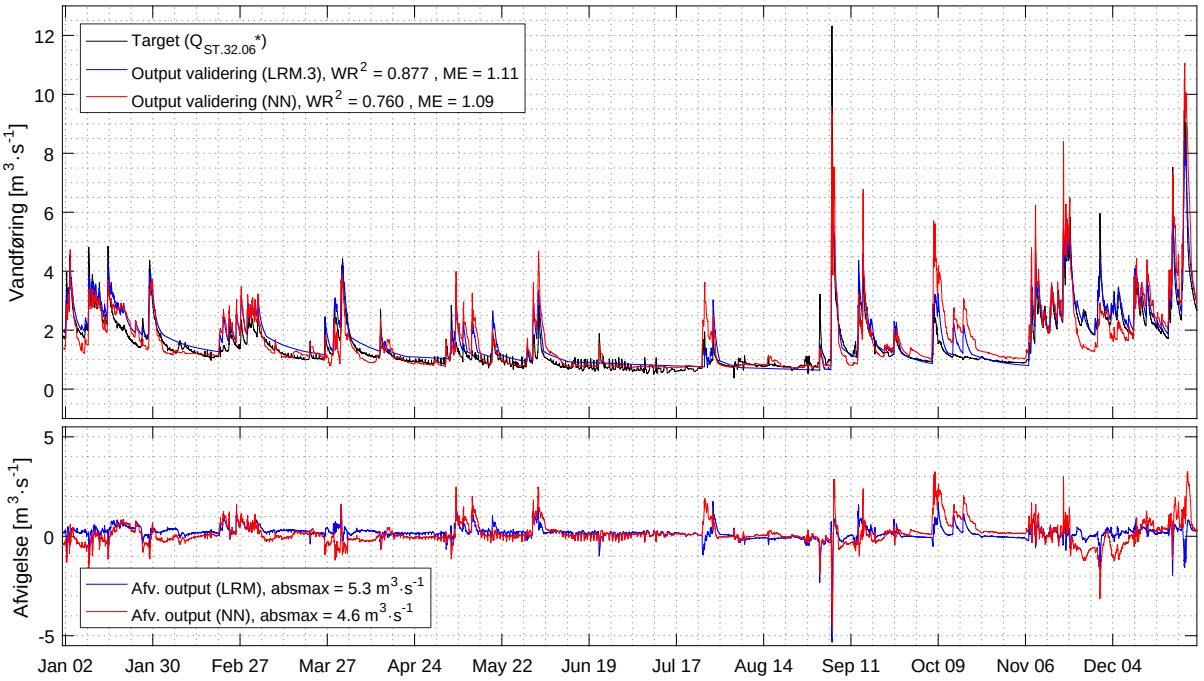


Figur 8.6. Target og output for valideringsperioden (år 2015) for NN.6.Q. År 2014 er anvendt til kalibrering. Prognoselængden er 86 min. *Vandføringen er estimeret af årstidsvarierende QH-relation.

I figur 8.6 ses en fornuftig overensstemmelse mellem target og output. Der er dog en tendens til, at mindre peaks overestimeres, mens det største peak først i september underestimeres. Ved høje vandføringer kan QH-omregningen være fejlbehæftet eftersom de målinger QH-relationen er tilpasset ligger i intervallet 0,7 - 1,9 $m^3 \cdot s^{-1}$.

8.2.10 Sammenligning af NN.6.Q med LRM.3

NN.6.Q sammenlignes med LRM.3 for at fastlægge forskellen på det neurale netværks evne til afstrømningsmodellering ift. den 3-bassins lineære reservoir model. Tidsserieplot af output og target for hhv. NN.6.Q og LRM.3 for valideringsperioden ses i figur 8.7.



Figur 8.7. Target og output for hhv. NN.6.Q og LRM.3 for valideringsperioden (år 2015). År 2014 er anvendt til kalibrering. *Vandføringen er estimeret af årstidsvarierende QH-relation.

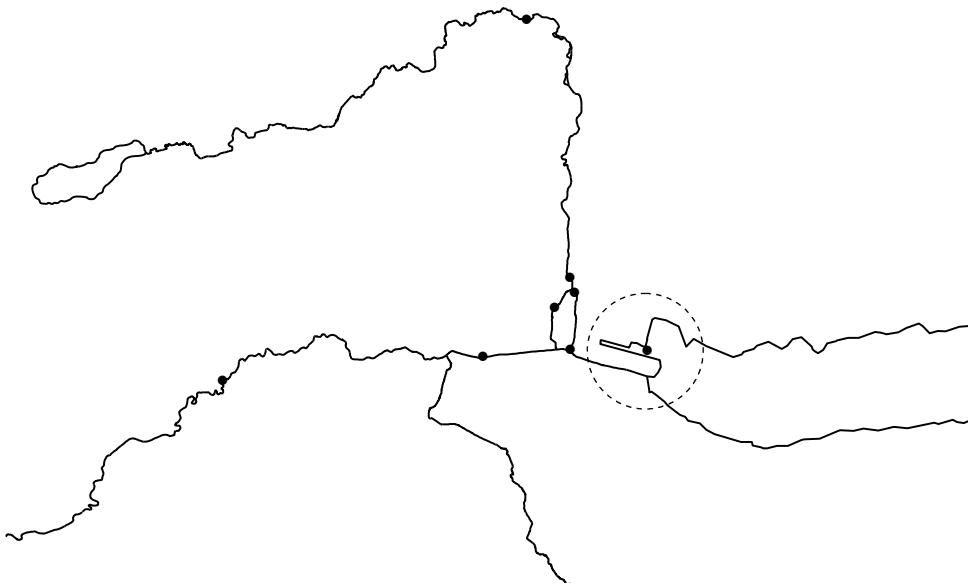
I figur 8.7 ses, at vandføringen estimeret af NN.6.Q overordnet set er nær tilsvarende LRM.3. I vinterhalvåret er der for LRM.3 generelt mindre afvigelse sammenlignet med NN.6.Q, dog kan dele af afvigelsen for NN.6.Q skyldes forskydning af peaks for output ift. target. Peakhændelsen d. 5/9-2015 estimeres i højere grad af NN.6.Q ift. LRM.3. Massefejlen er stort set ens for NN.6.Q sammenlignet med LRM.3, dog forekommer der større absolut afgivelse for LRM.3. Overordnet set er det vanskeligt at konkludere hvilken model, som i højeste grad afspejler target.

8.3 Delkonklusion

Til afstrømningsmodellering af vandføringen er inputtene nedbør og tørkeindeks til det neurale netværk fundet mest fordelagtige, idet der opnås den højeste WR^2 og samtidig bedste visuelle overensstemmelse mellem target og output. Til afstrømningsmodellering af vandstandskoten er nedbør og Manningfaktor som input fundet anbefalelsesværdig. Det har vha. inputoptimeringen af nedbøren ikke været muligt at forbedre netværkskvaliteten yderligere. Omregning af vandføringsoutputtet til vandstand har ikke medført nogen gavnlig effekt. Det samme gælder for omregning af vandstandsoutputtet til vandføring. Vandføringsprognose på op til 120 min er muligt uden nævneværdig forringelse af modelkvaliteten. Modelkvalitetsmæssigt er der ikke opnået nogen forbedring ved at mindske modelopløsningen, hvorfor 1 min opløsning foretrækkes, eftersom der forekommer mest dynamik i den modellerede afstrømning ved en høj opløsning. Sammenlignes NN.6.Q med LRM.3 ses et nær tilsvarende output.

Del II

Modellering af vandstand i Vejle Havn



Kapitel 9

Modellering og prognosticering af vandstand i Vejle Havn

I dette kapitel opstilles et datadrevet neuralt netværk til modellering og prognosticering af vandstandskoten i Vejle Havn. På baggrund af process- og korrelationsanalyse udvælges inputtet til netværket. Dertil opstilles et netværksinput i form af en vindfaktor i et forsøg på at forbedre modelkvaliteten.

Vandstandskoten i Vejle Fjord er vigtig ift. stuvning i Sønderå og deraf Omløbsåen og Mølleåens evne til at aflaste vand. Det er derfor essentielt at kunne forudsige vandstandskotens udvikling. Inden vandstandsmodellering påbegyndes er det afgørende at have en forståelse for de processer, som er årsag til vandstandsændringer. Dette kan bl.a. anvendes til udvælgelse af netværksinput og til modeloptimering.

9.1 Drivende processer for vandstandsændringer

Overordnet set kan tidevand, bølgeudbredelse og vindstuvning karakteriseres som de drivende kræfter for vandstandsændringer i Vejle Havn. Nedbør og afstrømning samt fordampning anses som værende negligerbare ift. hurtigere vandstandsændringer.

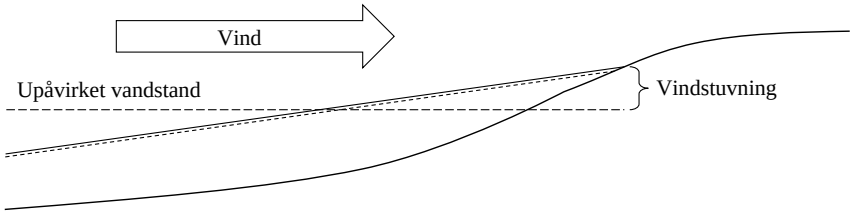
9.1.1 Tidevand og bølgeudbredelse

Tidevand forsages hovedsageligt af massetiltrækningskraften mellem Månen og Jorden, hvor massetiltrækningen er forskellig afhængig af Solens og Månens placering. Da tiltrækningen virker over hele vandets dybde, vil tidevandet hovedsageligt dannes i havet hvor større vanddybder forekommer. Da vanddybden langs kysten er relativt lav, vil dette ikke udløse nogen mærkbar tidevandspåvirkning, hvorfor den observerede vandstandsændring langs kysten er udgjort af det åbne hav. [Larsen, 2015a]
Variationen i tidevandet skyldes Jordens og Månens relative placering, hvilket udløser to yderpunkter, hvor der er dage i måneden hvor højere og lavere vandstande forekommer. Omkring hver anden uge forekommer springflod (fuld- og nymåne), hvor Jorden, Månen og Solen står på linje, hvilket udløser de højest forekommende vandstande. Imellem to springfloder ligger nipflod (halvmåne), hvor Jorden står vinkelret på Solen og Månen, hvilket danner de laveste vandstande. [Kystdirektoratet, 2014] Foruden yderpunkterne styres påvirkningen af vandstanden af Jordens rotation i forhold til Månens rotation (M_2-komponent). M_2-komponenten er perioden på 12,42 timer, svarende til halv-dags komponenten, som fortæller at der er 12,42 timer imellem to på hinanden følgende bølgetoppe og derfor også 12,42 timer imellem to bølgebunde. Tidsvandsfænomenet er bl.a. observeret i sektion 3.2.4 på side 20.
På baggrund af middelvanddybden i havet kan den gennemsnitlige maksimale vandhastighed forsaget af tidevandet bestemmes, hvilket svarer til ca. 0,013 $\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-1}$, hvor den gennemsnitlige udbredelseshastighed bestemmes til 185 $\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-1}$. [Larsen, 2015a]
Ud fra bølgeudbredelseshastigheden kan den forventede reaktionstid imellem to målepunkter bestemmes, forudsat at der eksisterer en sammenhæng med en hvis korrelation i vandstanden mellem de to målepunkter. Eksisterer en sådan sammenhæng, kan et målepunkt med én placering fortælle eller indikere, hvordan vandstanden er, eller vil blive i et andet målepunkt med en anden placering. Dette forudsætter at den valgte sammenhæng og korrelation finder sted med forskudt tid.

9.1.2 Vindstuvning

Foruden massetiltrækningskraftens påvirkning på havet, er det ofte vinden som primært udgør den drivende kraft. I modsætning til massetiltrækningskraften, som er en relativt ensformig påvirkning, påvirker vinden havet mere uensformigt, da denne varierer betydeligt i både tid og sted. Vindens

påvirkning på havet udgøres af den forskydningskraft, som skabes mellem vinden og vandets overflade. Forskydningskraftens styrke og intensitet er styret ved en kombination af luftens densitet, ruheden af vandoverfladen og vindens hastighed. Forskydningskraftens påvirkning skaber en horisontal trykgradient af vandoverfladen, hvorfor disse danner balance med hinanden som skitseret på figur 9.1.



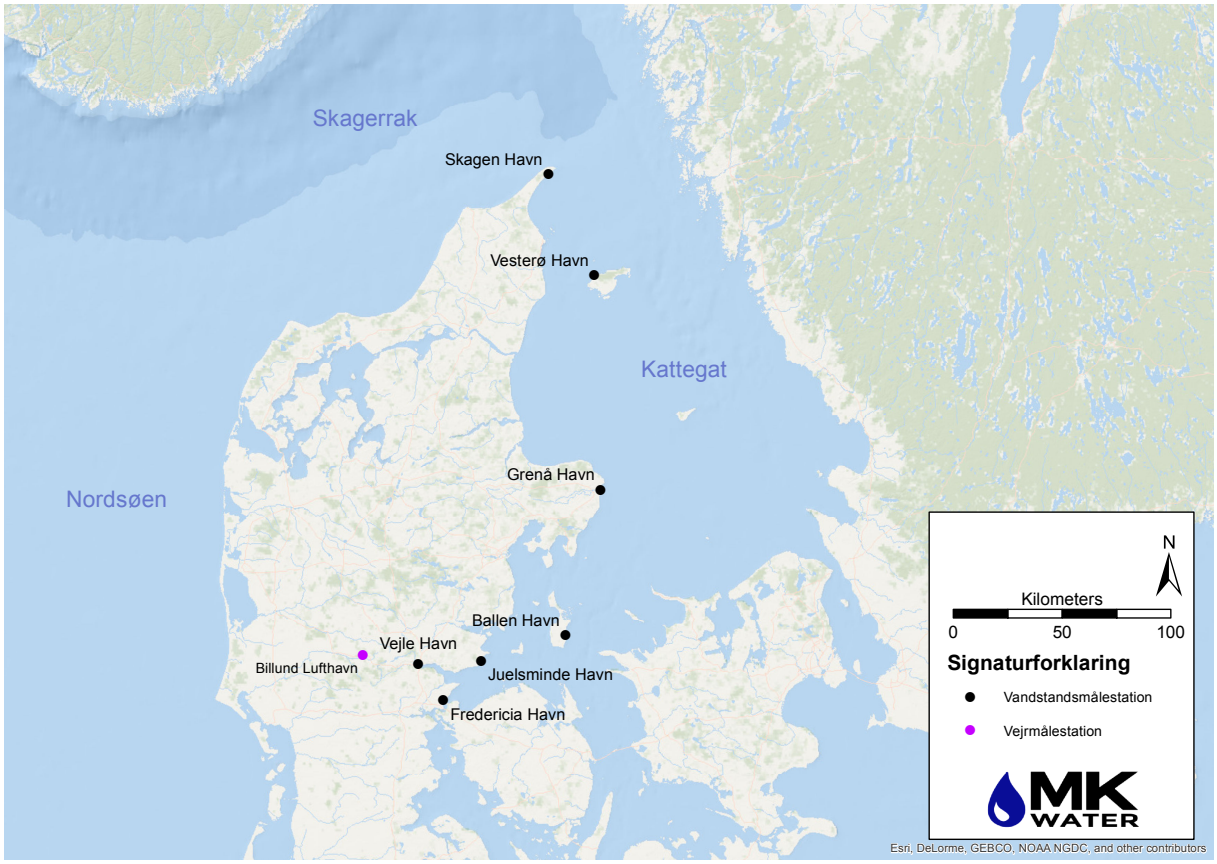
Figur 9.1. Vindstuvning mod rand forsaget af friktion fra vinden.

Vindstuvning kan dog kun forekomme, hvor der eksisterer en hvis rand inden for nærliggende rækkevidde. I det åbne hav kan vandoverfladen ikke danne gradient til at balancere mod vindens påvirkning, hvorfor en vedvarende acceleration af vandet forekommer i stedet. [Larsen, 2015b]

En positiv vindstuvning for Vejle Fjord kan ske ved vindretninger fra primært øst, hvor vandvolumen i Vejle Fjord *presses* ind imod havnen, grundet friktionen med vinden, hvor vandstanden stiger som følge heraf. Ved vind præget af vestlig retning vil friktionen fra vinden *trække* vandet ud af fjorden og dermed sænke vandstanden i havnen. Dog er det observeret på figur 9.3, at der ved længerevarende vindhændelser fra vestlig retning først forekommer en udtømning af Vejle Fjord. Herefter vil vandet fra Nordsøen presses ind i Skagerrak videre til Kattegat med en vandstandsstigning i Lillebælt og Vejle Fjord som følge af vandet fra Nordsøen. Denne tendens ift. øst- og vestenvindens samt varighedens påvirkning på vandstanden er sammenlignelig med tilsvarende målepunkter, hvor vandet kan presses ind mod eller trækkes væk fra en rand med et afskåret fjord- eller havneområde foran.

9.2 Inspektion af havvandstandsmålinger

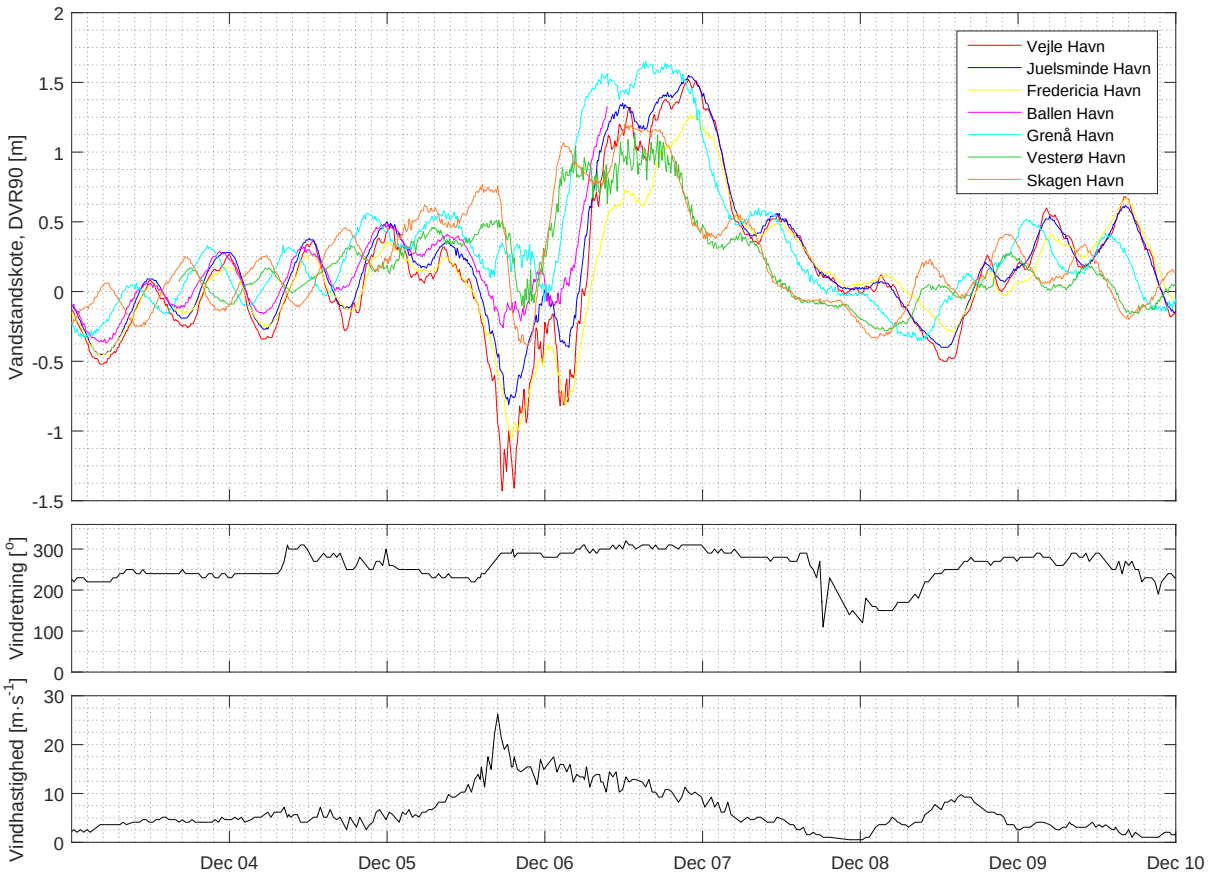
I forbindelse med forudsigelse af vandstandskoten i Vejle Havn er vandstandskoten for øvrige havne undersøgt for at klarlægge korrelationen og forsinkelsen for forskellige perioder. Placeringen af de anvendte vandstandsmålestationer er illustreret i figur 9.2.



Figur 9.2. Placering af vandstandsmålestation for havne og vejrmålestation.

Af figur 9.2 ses, at der udelukkende er valgt vandstandsmålestationer beliggende på østkysten, dog med undtagelse af Vesterø Havn. Dette er gjort, da vandstandsmålestationer med denne geografiske orienterien forventes delvis at opleve samme stuvningspåvirkning som Vejle Havn.

For at analysere vandstandsmålestationernes individuelle påvirkning er perioden for stormen Bodil valgt og illustreret på figur 9.3, da der for denne periode forekommer ekstraordinær høj vandstand i bl.a. Vejle Havn.



Figur 9.3. Vandstandskote for hhv. Vejle-, Juelsminde-, Fredericia-, Ballen-, Grenå- og Vesterø Havn samt vindretning og vindhastighed for Billund Lufthavn. Målestationernes placering ses på figur 9.2.

Af figur 9.3 ses, at vandstandskoten i Vejle Havn falder under stormens peak i vindhastighed d. 5/12-2013 omkring kl. 17. Dette skyldes, at vinden kommer fra vest og i kombination med Vejle Fjords geometriske udformning presser vandet ud af fjorden med et fald i vandstandskoten til følge. Fra omkring d. 6/12-2013 begynder vandstanden at stige, da vand fra Nordsøen presses ind i Skagerrak og videre ind i Kattegat. Sammenlignes vandstandskoten for Vejle Havn med de øvrige vandstandskoter ses en rimelig sammenhæng, dog med en hvis forskydning. Korrelationen mellem Vejle Havn og de øvrige vandstandskoter for år 2013, 2014, 2015 og perioden for stormen Bodil ses i tabel 9.1, hertil den indmålte afstand mellem målestationerne.

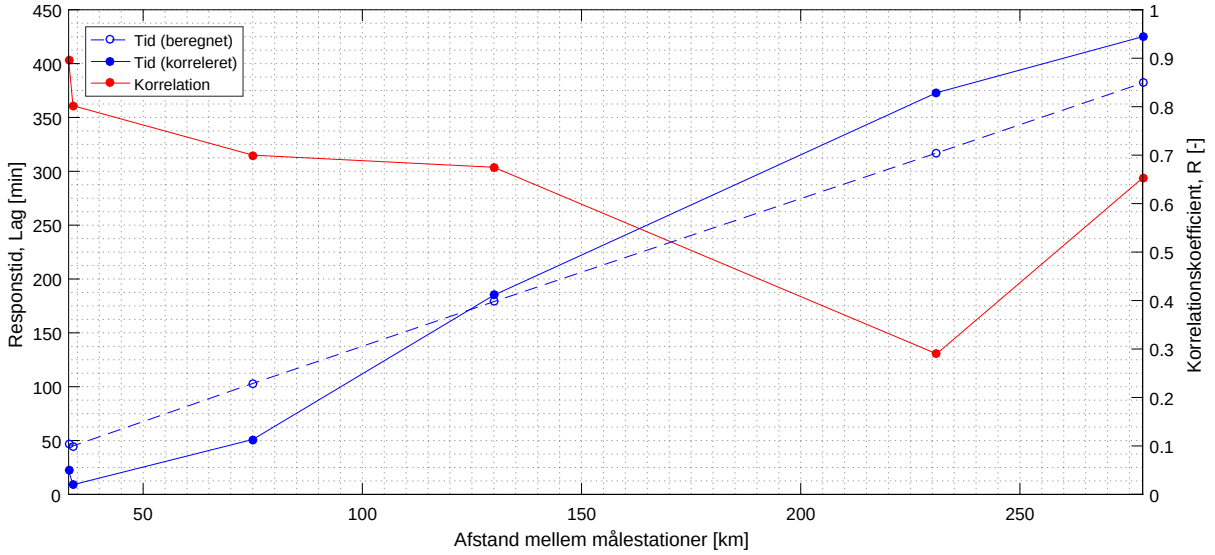
Tabel 9.1. Højeste korrelationskoefficient R og forskydning (Lag) mellem vandstandskoten for hhv. Vejle- og Juelsminde-, Fredericia-, Ballen-, Grenå- samt Vesterø Havn for år 2013, 2014, 2015 og perioden for figur 9.3. *Afstand målt som kortest mulige vandvej mellem målestationerne.

		År 2013		**År 2014**		**År 2015**		**3/12 - 10/12-2013**	
	Afstand*	Lag	R	Lag	R	Lag	R	Lag	R
Vejle Havn til:	km	min	-	min	-	min	-	min	-
Juelsminde Havn	34	-10	0,931	-34	0,972	-21	0,789	-7	0,980
Fredericia Havn	35	3	0,910	-20	0,901	-11	0,594	34	0,971
Ballen Havn	75	-38	0,797	-60	0,846	-56	0,456	-39	0,921
Grenå Havn	130	-175	0,785	-193	0,549	-188	0,692	-182	0,832
Vesterø Havn	231	-362	0,167	-386	0,322	-371	0,381	-366	0,647
Skagen Havn	278	-415	0,657	-434	0,640	-427	0,663	-401	0,647

I tabel 9.1 ses, at korrelationen overordnet set aftager med afstanden fra Vejle Havn til den givne

havn. Korrelationen kan desuden tænkes at være lokalt påvirket afhængigt af, om havnen er placeret i lu eller læ ved en vindhændelse. Juelsminde Havn har for alle perioder den højeste korrelation og vandstandskoten i Vejle Havn er i gennemsnit omkring 30 min forsinket. Korrelationen for Fredericia Havn er ligeledes høj og forsinkelsen af vandstandskoten i Vejle Havn er ca. 15 min i gennemsnit, mens den for Ballen Havn er ca. 60 min, Grenå Havn er ca. 180 min, Vesterø Havn er ca. 360 min og Skagen Havn er ca. 420 min. Det skal dog påpeges, at korrelationen for Vesterå Havn er markant ringere end de øvrige havne, hvilket kan skyldes, at havnen er orienteret mod vest, hvorimod de øvrige havne er mod øst.

Udføres en overslagsberegning af den tidslige respons ud fra bølgeudbredelseshastigheden og de forskellige havne imellem, opnås en forholdsvis tilsvarende responstid som for den gennemsnitlige forskydning fundet ved korrelationsanalysen i tabel 9.1. Hertil sammenlignes korrelationen mellem målestationerne med den tidslige forsinkelse herimellem, hvor følgende viser sig som vist i figur 9.4.



Figur 9.4. Korreleret og beregnet tidslig respons mellem målestationen i Vejle Havn og målestationerne i Juelsminde-, Fredericia-, Ballen-, Grenå-, Vesterø- og Skagen Havn. Den beregnede responstid er beregnet fra bølgeudbredelseshastigheden og distancen mellem stationerne. Bølgeudbredelseshastigheden er bestemt til $12\,\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-1}$ ud fra en antaget middeldybde på 15 m, hvor beregningen forelægger i bilag E.1 på side A17. Hertil den tilhørende korrelationskoefficient for tidsserierne mellem målestationerne, bestemt som en middel af korrelationerne for år 2013, 2014 og 2015 som angivet i tabel 9.1.

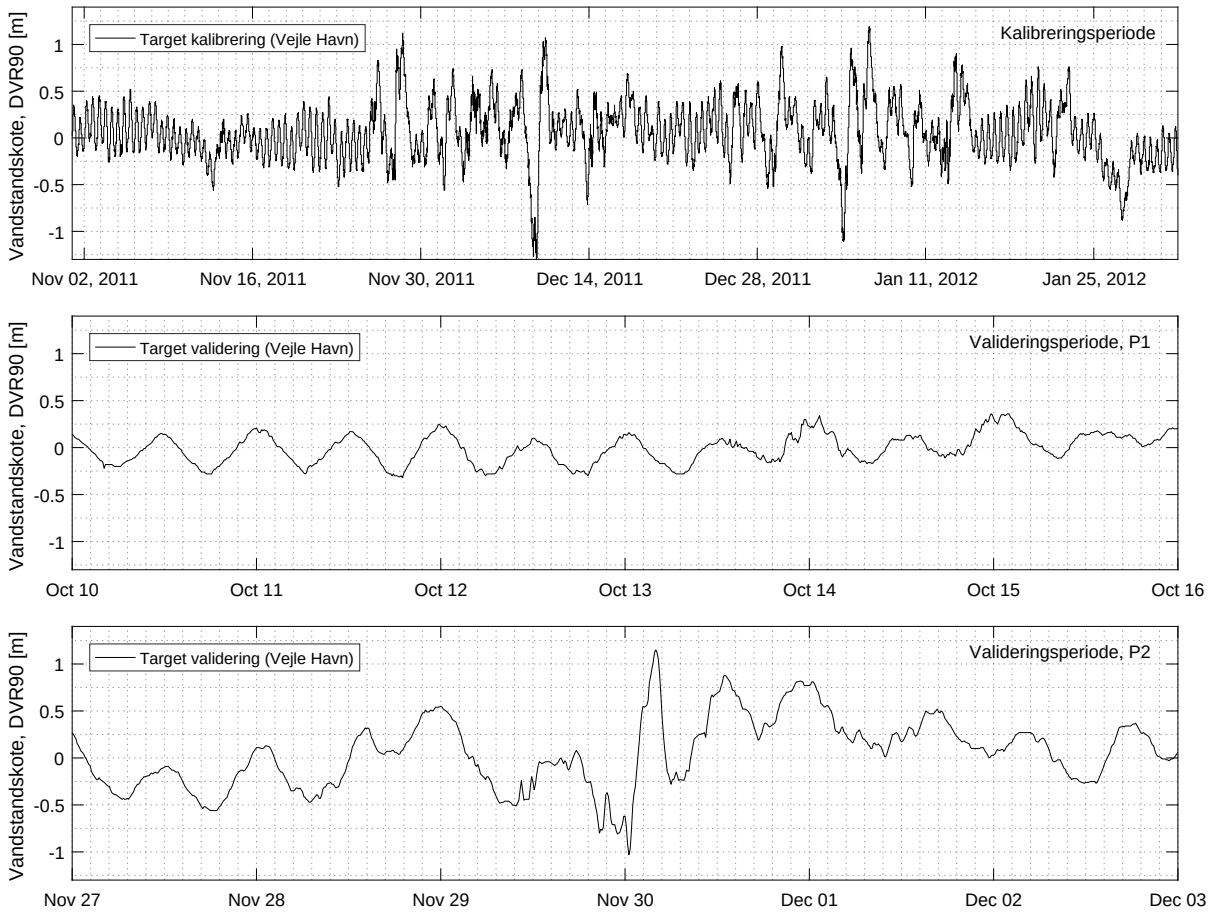
I figur 9.4 ses, at responstiden stiger som funktion af afstanden mellem vandstandsmålestationerne. Hertil ses det, at korrelationen mellem målestationerne generelt falder med den stigende responstid. Med kvaliteten af korrelationerne i mente forventes det, at vandstandskoten for øvrige målestationer kan anvendes dels til at agere backup ved målerudfald i vandstandsmålestationen i Vejle Havn og dels til at give en prognose på kommende vandstandskote i Vejle Havn, hvilket afprøves med neurale netværk.

9.3 Neuralt netværk til modellering og prognosticering af vandstand i Vejle Havn

Der opstilles et FFNN-netværk med opsætning og parametre som angivet i bilags-tabel G.6 på side A23. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.11. Netværk gennemprøves med forskellige input for at finde en velegnet konfiguration til prognosticering og backup af vandstandskoten i Vejle Havn. Modelleringsopløsningen er for alle modelkørsler 1 min.

9.3.1 Kalibrerings- og valideringsperiode

Til det neurale netværk anvendes perioden 1/11-2011 - 1/2-2012 til kalibrering. Denne periode er valgt, da der for de anvendte målestationer kun forekommer få eller ingen målerudfald. Derudover forekom storm d. 8-9/12-2011 samt øvrige hændelser med høj og lav vandstand for perioden. Til validering er der udvalgt to perioder, P1 og P2. Valideringsperiode P1, 10/10-2015 - 16/10-2015, anvendes til validering af vandstandsprognose upåvirket af vindeffekter, dvs. validering af tidevand. Valideringsperiode P2, 27/11-2015 - 3/12-2015, anvendes til validering af vandstandsprognose påvirket af vindeffekter, dvs. validering af vindstuvning og som følge deraf høj og lav vandstand. Valideringsperioderne er ligeledes valgt hvor der kun forekom få eller ingen målerudfald. Eventuelle fejlmålinger er manuelt fjernet fra tidsserien. Kalibrerings- og valideringsperiodeerne ses i figur 9.5.



Figur 9.5. Kalibreringsperiode, 1/11-2011 - 1/2-2012, samt valideringsperiode P1, 10/10-2015 - 16/10-2015, og valideringsperiode P2, 27/11-2015 - 3/12-2015.

Af figur 9.5 ses det, at kalibreringsperioden indeholder perioder med almindelige tidevandsvariationer og perioder med ekstraordinære høje og lave vandstande. For valideringsperiode P1 ses tidsvandsvariation, mens valideringsperiode P2 er indeholdt en vindpåvirket vandstandskote.

9.3.2 Input til neuralt netværk

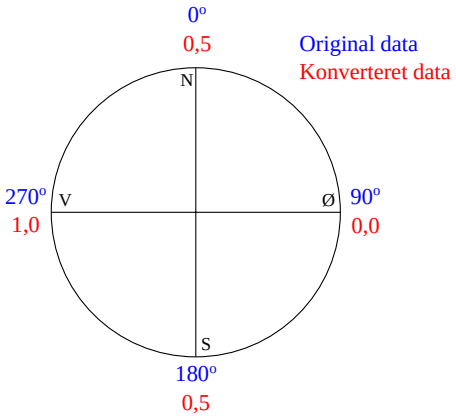
Som beskrevet i afsnit 9.1 er det tidevand, bølgeudbredelse og vindstuvning, som har indflydelse på vandstandskoten i Vejle Havn. Disse processer skal til det neurale netværk beskrives i inputdataene, som består af en række målinger.

Vandstandsmålinger

Vandstandsmålinger tiltænkes at kunne beskrive tidevandet, da de allerede er indeholdt i målingen. Vandstandsmålingen er tildels også indeholdt vindstuvning alt afhængigt af lokaliteten for vandstandsstationen. Modelkvaliteten for et neuralt netværk er stærkt afhængigt af hvor høj korrelation der er mellem input og output. Derfor anvendes vandstandsinput med så høj korrelation som muligt i forhold til, hvor lang forsinkelse der er mellem den pågældende vandstandsmålestation og Vejle Havn. Juelsminde Havn anvendes til 30 min prognose og prognoselængden øges op til 420 min ved anvendelse af Skagen Havn. Fredericia Havn er ikke anvendt, da Juelsminde Havn generelt har højere korrelation med Vejle Havn og samtidig er forsinket yderligere, hvilket giver mulighed for længere prognoselængde. Vesterø Havn er ikke anvendt grundet ringe korrelation med Vejle Havn.

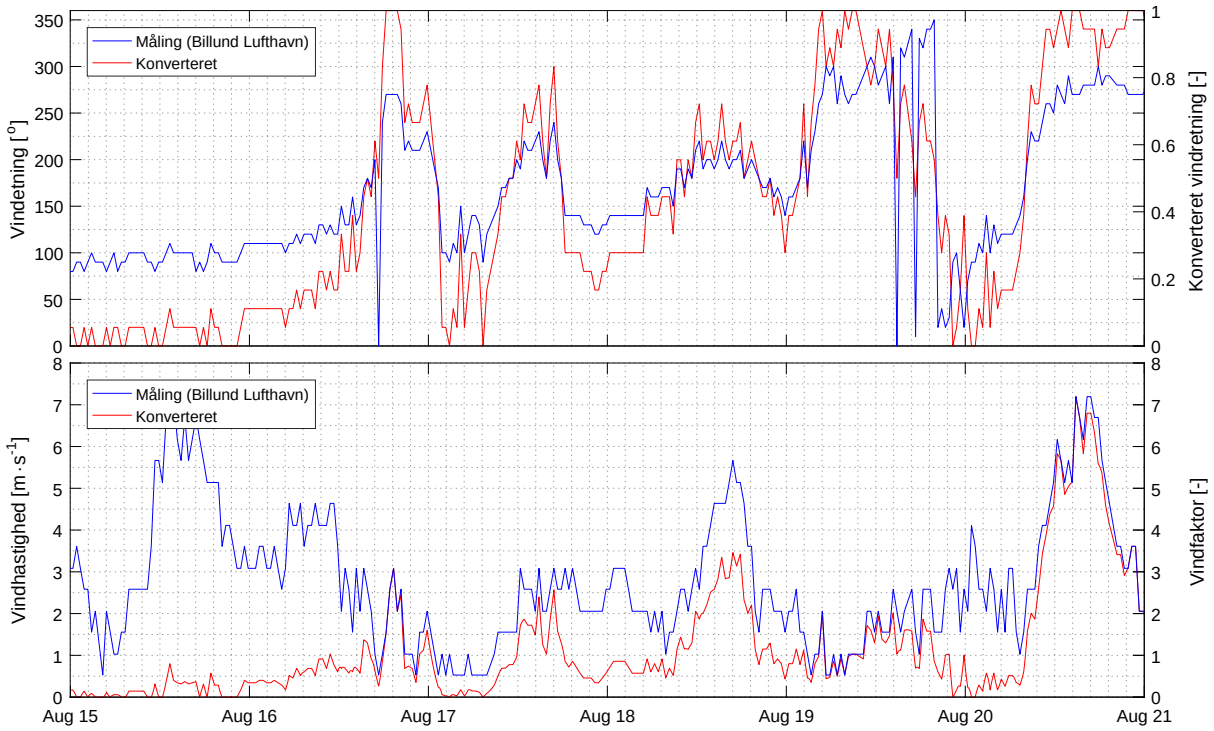
Vinddata

Som supplement til vandstandsmålingen tiltænkes vinddata at kunne bidrage til beskrivelse af stuvningspåvirkningen. Vurderes vandstandskoterne i figur 9.3 ses en tendens til, at de vandstandsstationer som er beliggende langt fra Vejle Havn, ikke i samme omfang opnår samme lave vandstandskote som for Vejle Havn. Dette kan dels skyldes Vejle Fjords udformning, som under kraftig vestenvind *udtømmes* for vand og dels skyldes, at vandet fra Nordsøen er længere om at trænge ind i Vejle Fjord ift. de havne, som er beliggende mere nordligt i Kattegat. Vinddataene vil derfor forsøges anvendt til beskrivelse af stuvningspåvirkning i form af ekstraordinær lav vandstand i Vejle Havn. Høje vandstande vurderes beskrevet i vandstandsinputtet.
Der er gennem Weather Underground [2015] tilbejebragt vinddata for Billund Lufthavn indeholdende vindretning og vindhastighed. Dette var den tættest beliggende vejrmålestation med tilgængelige data, som dog antages gældende for Vejleoplandet.
Da vinddataene skal anvendes til beskrivelse af ekstraordinær lav vandstand i Vejle Havn, udarbejdes en konverteret vindretning, som giver høje værdier ved vestenvind og lave værdier ved østenvind. Dermed prioriteres vestenvind, mens østenvind negligeres. Derudover foretages tilmed en ensretning af vindretningsdataene således, at en nordenvind ikke forsager uhensigtsmæssigt spring i dataene, når en vindretningen passerer 360^{o} og går i 0^{o} for de ikke-konverterede data. Korrektionen af vindretningen ses illustreret i figur 9.6.



Figur 9.6. Vindrose indeholdende originale vindretningsdata (0 - 360^{o}) og konverterede vindretningsdata (0 - 1).

I figur 9.6 ses, at den konverterede vindretning ved en stik vestenvind (270^{o}) giver værdien 1, mens en stik østenvind (90^{o}) giver værdien 0. Den korrigerede vindretning falder lineært fra 1 til 0 uanset om retning går med eller mod uret. Den konverterede vindretning multipliceres med vindhastigheden og giver en kombination som benævnes *vindfaktor*. For en udvalgt hændelse ses vindretning, konverteret vindretning, vindhastighed og vindfaktor i figur 9.7.



Figur 9.7. Vindretning og konverteret vindretning (øverste plot) samt vindhastighed og vindfaktor (nederste plot) for en udvalgt hændelse (år 2012).

I figur 9.7 ses, at den konverterede vindretning for perioden 15/8-2012 - 16/8-2012 stort set giver værdien 0 grundet en målt østlig vindretning på omkring 90°. Dette bevirker, at vindfaktoren for samme periode bliver stort set 0. For perioden 20/8-2012 - 21/8-2012, hvor der forekommer vestenvind (270°), ses en konverteret vindvindretning på næsten 1, hvilket resulterer en høj vindfaktor sammenlignet med den øvrige periode. Dertil ses, at kraftige fluktuationer i vindretning, 19/8-2012 - 20/8-2012, udglattes af den konverterede vindretning, hvilket vil give et mere *stabilt* input til det neurale netværk og som følge af dette formentlig en højere modelkvalitet.

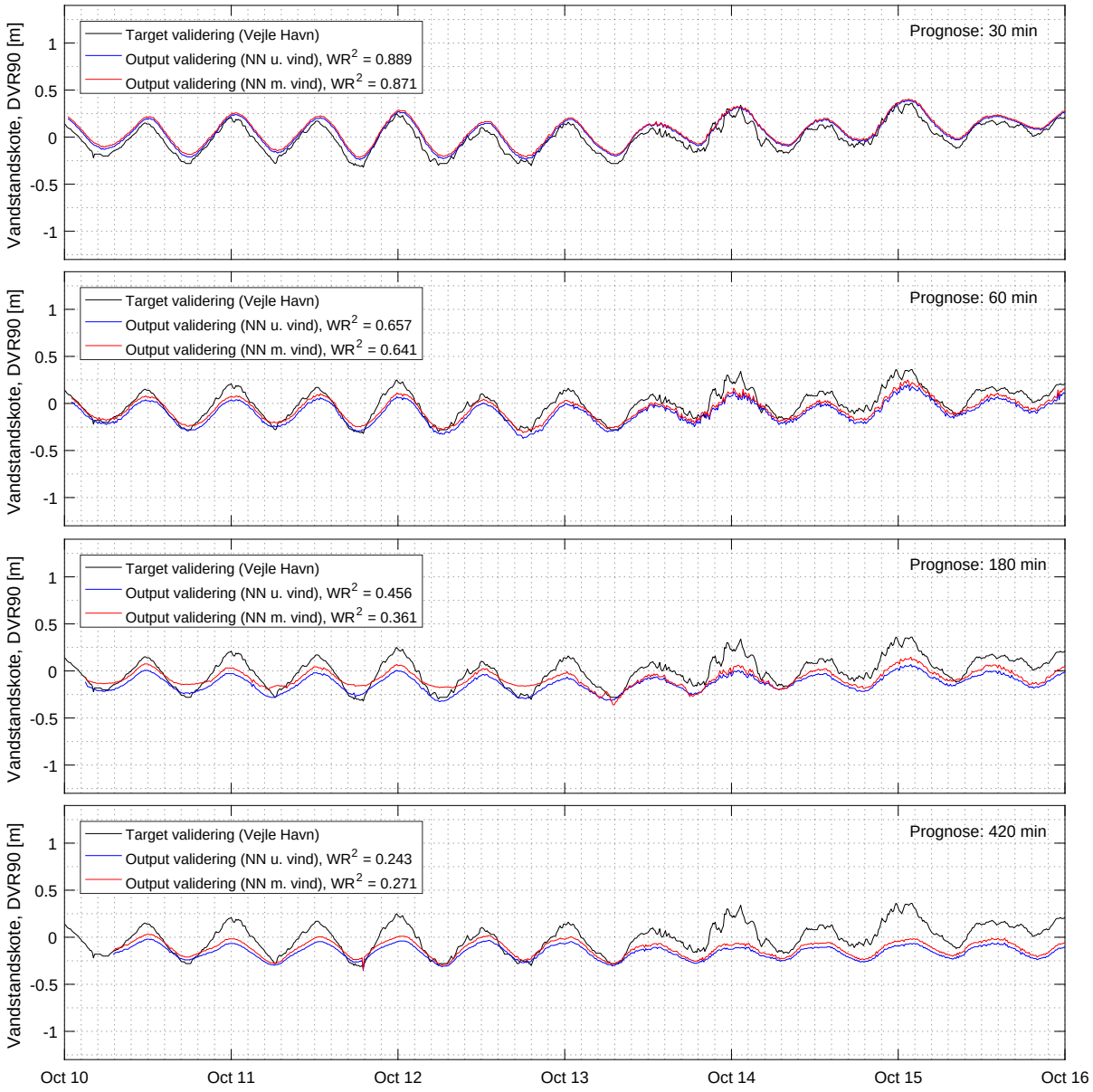
9.3.3 Resultater

Netværksinputtene til de forskellige prognoselængder og tilhørende WR^2 ses i tabel 9.2. Prognoselængden er valgt til nærmeste halve time for højeste korrelation til den udvalgte vandstandsmålestation. I netværksinputtene hvor vindfaktoren er inkluderet, er der udført modelkørsler med forsinkelse af vinden på hhv. 0, 30 min,...n, hvor n er forsinkelsen for den pågældende vandstandsmålestation. Forsinkelsen (lag) af vindfaktoren i tabel 9.2 er angivet for den modelkørsel, hvor der opnås bedste visuelle sammenhæng mellem target og output. Såfremt forsinkelsen af vinden er mindre end den for vandstanden kræves principielt en prognose af vinden for at prognoselængden er gældende i realtid.

Tabel 9.2. WR^2 som funktion af prognoselængde, vandstands- og vindinput. Tidssertidsserieplot af output og target ses i figur 9.8 og 9.9 for hhv. P1 og P2. *Forsinkelsen af vinden (lag) er angivet der hvor der opnås bedste visuelle sammenhæng mellem target og output for P1 og P2. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringsperiode P2 ud af 10 modelkørsler.

	Prognose-	**Vandstand**		**Vindfaktor**		**WR^2 (Validering)**	
Netværk	**længde**	**Havn**	**Lag**	**÷ / +**	**Lag***	**P1**	**P2**
NN.16.1.H	30 min	Juelsminde	30 min	÷	-	0,889	0,849
NN.16.2.H				+	30 min	0,871	0,908
NN.17.1.H	60 min	Ballen	60 min	÷	-	0,657	0,640
NN.17.2.H				+	60 min	0,641	0,774
NN.18.1.H	180 min	Grenå	180 min	÷	-	0,456	0,406
NN.18.2.H				+	120 min	0,361	0,617
NN.19.1.H	420 min	Skagen	420 min	÷	-	0,243	0,199
NN.19.2.H				+	240 min	0,271	0,218

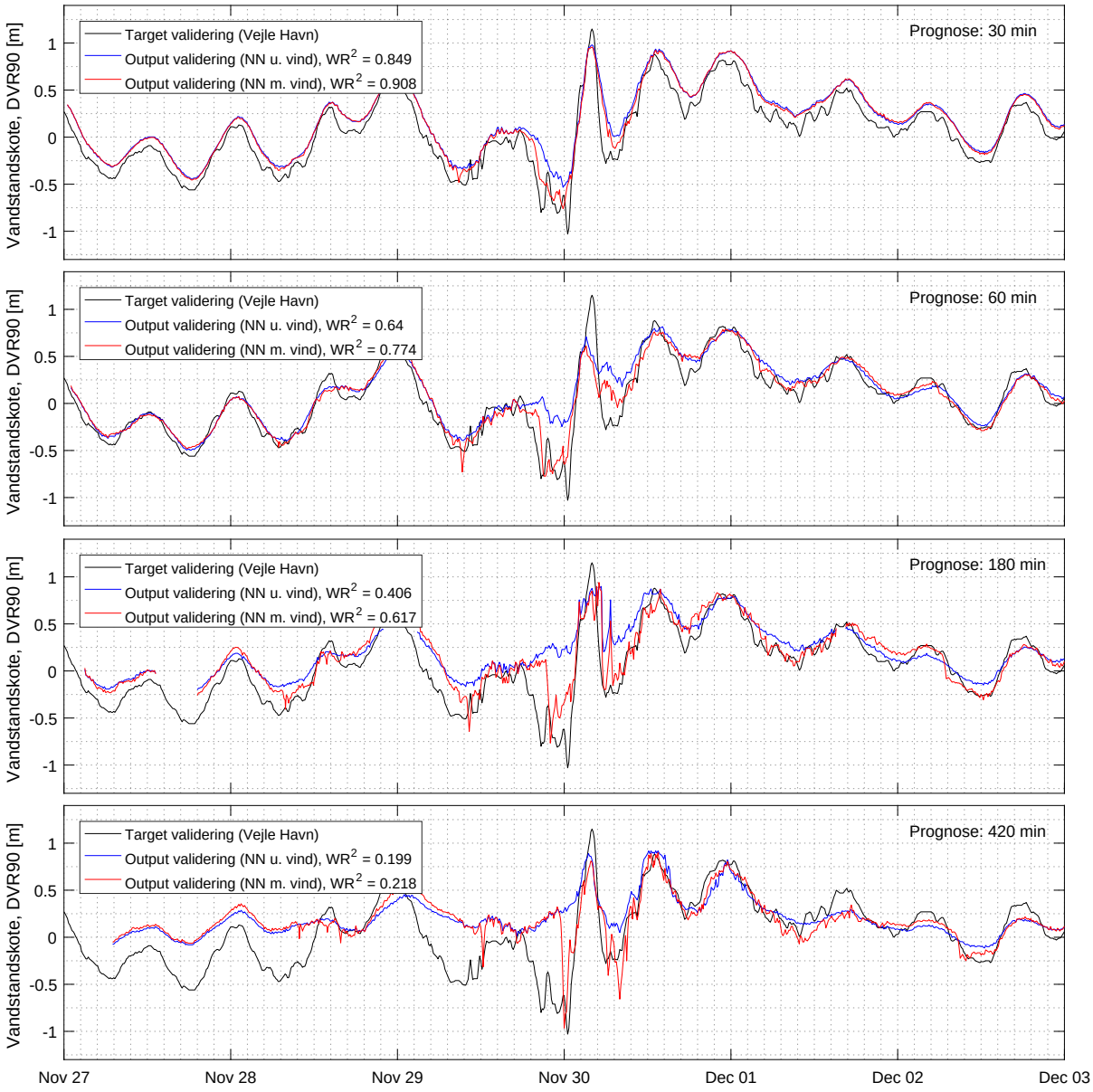
I tabel 9.2 ses, at der for NN.18.2.H og NN.19.2.H kræves en vindprognose på hhv. 60 og 180 min. Tidsserieplot af resultaterne fra tabel 9.2 for valideringsperiode P1 ses i figur 9.8.



Figur 9.8. Valideringsperiode P1 for hhv. 30, 60, 180 og 420 min prognose. Output er vist hhv. med og uden vind som netværksinput.

I figur 9.8 ses for 30 og 60 min prognose stort set ingen forskel på outputtet alt afhængigt af, om netværk får vindfaktor som input eller ej. For 180 min prognose er den generelle tendens, at netværk med vindfaktorinput er minimalt bedre til at prædiktere lokale minima, mens lokale maksima underestimeres minimalt mere end for et netværk uden vindfaktorinput. Det samme gør sig gældende for en prognoselængde på 420 min. Den generelle tendens er, at jo længere prognoselænge jo mindre dynamik opnås i outputtet.

Tidsserieplot for valideringsperiode P2 ses i figur 9.9.



Figur 9.9. Valideringsperiode P2 for hhv. 30, 60, 180 og 420 min prognose. Output er vist hhv. med og uden vind som netværksinput. Periodevise udfald i output for 180 og 420 min prognose skyldes udfald i vandstandsinput.

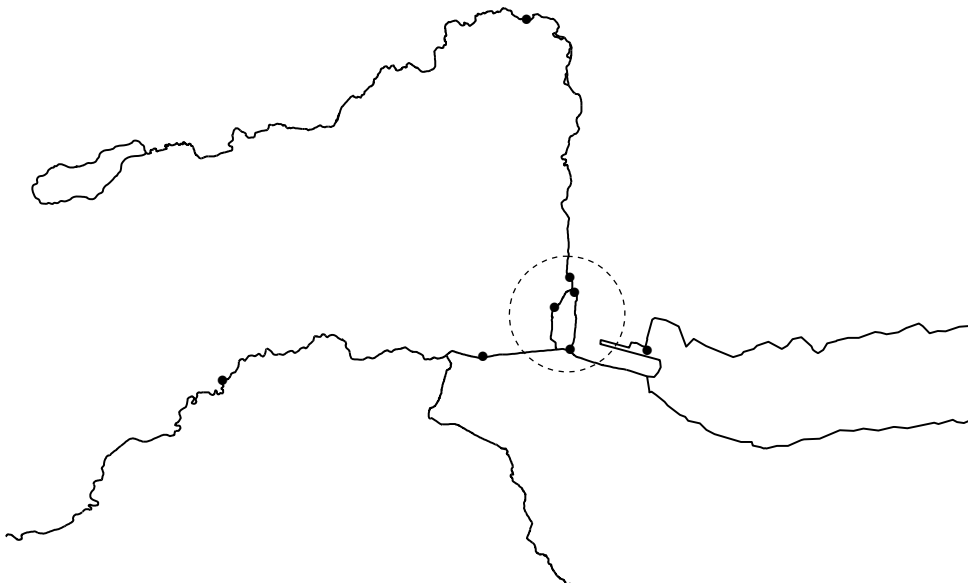
I figur 9.9 ses for 30 min prognose en høj overensstemmelse mellem target og output, hvor vandstandsdynamikken eftervises i høj grad. Netværket med vindfaktorinputtet er bedre til at prædiktere minima, dette ses særligt forud for d. 30/11. Det samme gør sig gældende for 60 min prognosen, dog er peaket d. 30/11 underestimeret i højere grad end for 30 min prognosen. For 180 min prognosen er sammenhængen mellem target og output betydeligt bedre for netværket med vindfaktorinputtet. 180 min prognosen estimerer desuden peaket d. 30/11 i højere grad end for 60 min prognosen, dog er den generelle dynamik en anelse ringere. Vindfaktorinputtet har også en gavnlig effekt på 420 min prognosen, hvor minima estimeres i højere omfang. Selvom den generelle dynamik for 420 min prognosen forud for peaket d. 30/11 ikke eftervises i særlig høj grad, formår modellen alligevel at estimere peaket med mindre afvigelse.

9.4 Delkonklusion

Det er vha. korrelerede vandstandsinput med en tidslig forsinkelse muligt at forudsige vandstanden i Vejle Havn op til 420 min med neurale netværk. Ved modellering af almindelig tidevandspåvirkning uden vindpåvirkning falder dynamikken i modeloutputtet ved øget prognoselængde. Vindfaktoren har for modellering af tidevandspåvirkning stort set ingen effekt på modeloutputtet. Ved modellering af mere ekstreme vandstande indeholdt vindstuvningseffekter opnås en markant forbedring af modelkvaliteten ved anvendelse af vindfaktor som yderlige input til det neurale netværk. Ved en prognoselængde på 30 min opnås høj overensstemmelse mellem target og output, hvor dynamikken er eftervist i høj grad. Ved forøgelse af prognoselængden falder dynamikken og overensstemmelsen mellem target og output reduceres, dog modellers de maksimalt forekomne vandstande stadig i høj grad. Det vurderes derfor muligt at forudsige ekstremvandstande med en prognoselængde på op til 420 min.

Del III

Styring af fordelerbygværk i Vejle



Kapitel 10

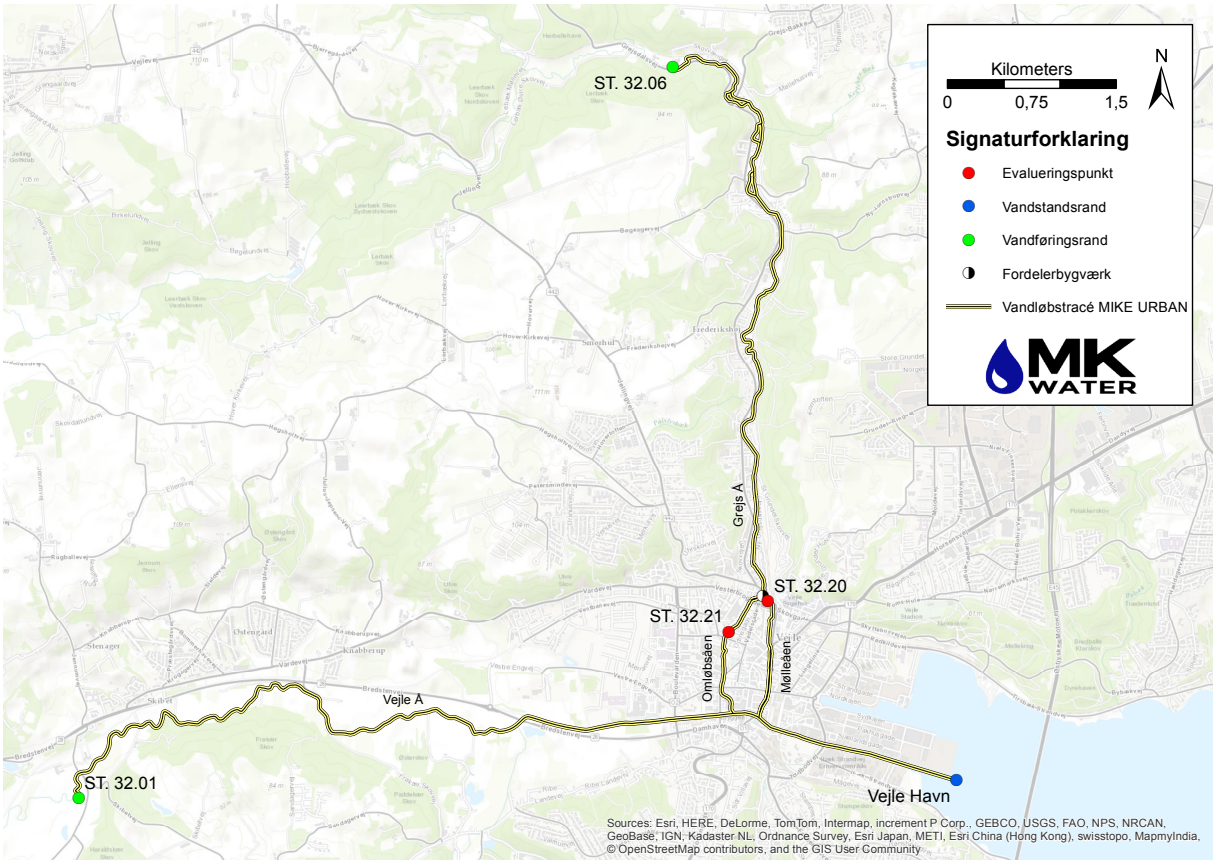
Modellering af vandstandskote i ST. 32.21 og styring af fordelerbygværk

Dette kapitel undersøger hvorvidt det er muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.21 og styre fordelerbygværket vha. neurale netværk. Til generering af vandstandsdata, under påvirkning af en kendt justering af fordelerbygværket, opstilles en konceptuel model. Disse vandstandsdata og tilhørende kendte randbetingelser samt styresignalet til fordelerbygværket anvendes i forskellige konfigurationer til et neuralt netværk for at undersøge modelleringspotentialet. Derudover udføres stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværket på baggrund af prognosticeringsusikkerheden.

Det er i kapitel 9 belyst, at det vha. korrelerede vandstandsmålinger er muligt at udføre backup af en vandstandsmålestation. Derudover er det, såfremt der er en tidslig forsinkelse, muligt at lave en prognose for vandstanden for den pågældende vandstandsmålestation. Der er valgt at undersøge i hvilket omfang, det er muligt med et neuralt netværk at modellerede vandstandsmålestationen ST. 32.21 beliggende i Omløbsåen vha. en eller flere øvrige vandstandsmålestationer. ST. 32.21 er valgt, da det i afsnit 3.2.4 på side 20 er konstateret at stationen er stuvningspåvirket af Vejle Fjord og Sønderå samt påvirket af spjældpositionen for fordelerbygværket. ST. 32.21 er derfor påvirket af flere udefrakommende faktorer, hvilket kan vanskeliggøre en vandstandsestimering for denne målestation. Der findes ingen data for spjældpositionen for fordelerbygværket eller hvornår der er foretaget justering. Der er dog i sektion 3.2.3 på side 19 observeret justering af fordelerbygværket ud fra markante vandstandsændringer i ST. 32.20 og 32.21, hvilket indikerer, at justering af bygværket har fundet sted. Til generering af vandstandsdata for ST. 32.20 og 32.21, hvor der forefindes en kendt spjældposition for fordelerbygværket opstilles en konceptuel model over vandløbene i og omkring Vejle.

10.1 Konceptuel vandløbsmodel

Den konceptuelle vandløbsmodel består af en MIKE URBAN-model indeholdende hovedvandløb, fordelerbygværk samt randbetingelser beliggende i/nær målestationer. MIKE URBAN-modellen tager udgangspunkt i en detaljeret model af Vejleoplandet, som er udleveret af Vejle Spildevand A/S [2016]. Afstrømningsoplande, afløbssystemet, bassiner, pumper, m.v. er fjernet, da der ønskes en model kun indeholdende vandløb. Den modificerede MIKE URBAN-model findes på bilags-USB A.2.1.
Vandløbstracéet i MIKE URBAN-modellen består af CRS-profiler, hvilket er brugerdefinerede tværsnit, som bygger på GPS-indmålinger. Vandløbene består af 260 CRS-profiler. Der er for kundepunkterne i vandløbene ingen enkelttab og Manningtallet er ens gennem hele simuleringsperioden. Fordelerbygværket er modelleret i form af et overløbsbygværk, som muliggør aflastning til omløbsåen i punktet, hvor Grejs Å overgår til Mølleåen. MIKE URBAN-modellen er illustreret i figur 10.1.



Figur 10.1. MIKE URBAN-model indeholdende vandløbstracé, fordelerbygværk, randbetingelser og evalueringspunkter.

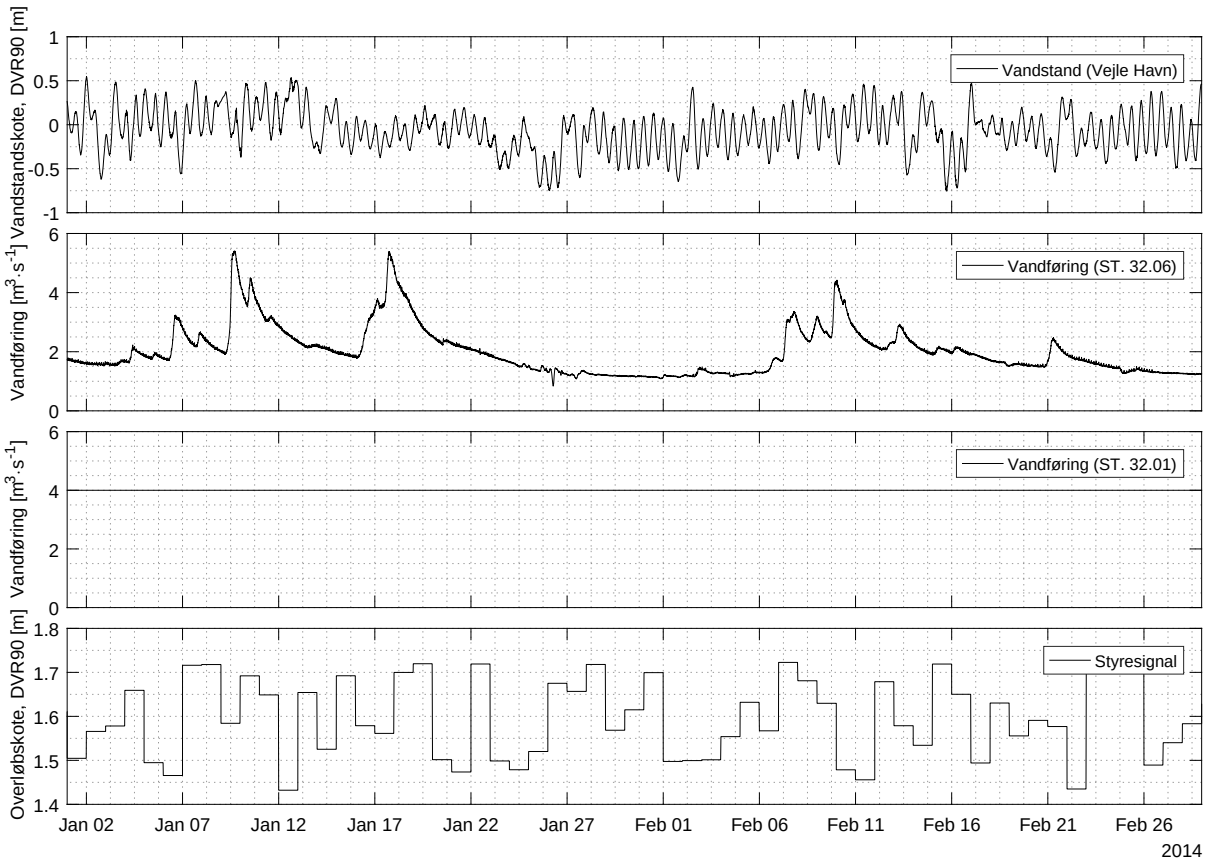
I figur 10.1 fremgår det, at nederste randbetingelse består af en vandstandsrand, mens de opstrømsliggende randbetingelser i vandløbene består af vandføringer. Der er ingen overfladeafstrømning med i modellen. Modellen anvendes ukalibreret, da det er den konceptuelle afprøvelse, som er i fokus og ikke hvorvidt modellen passer til virkelige målinger.

10.1.1 Styresignal til fordelerbygværk

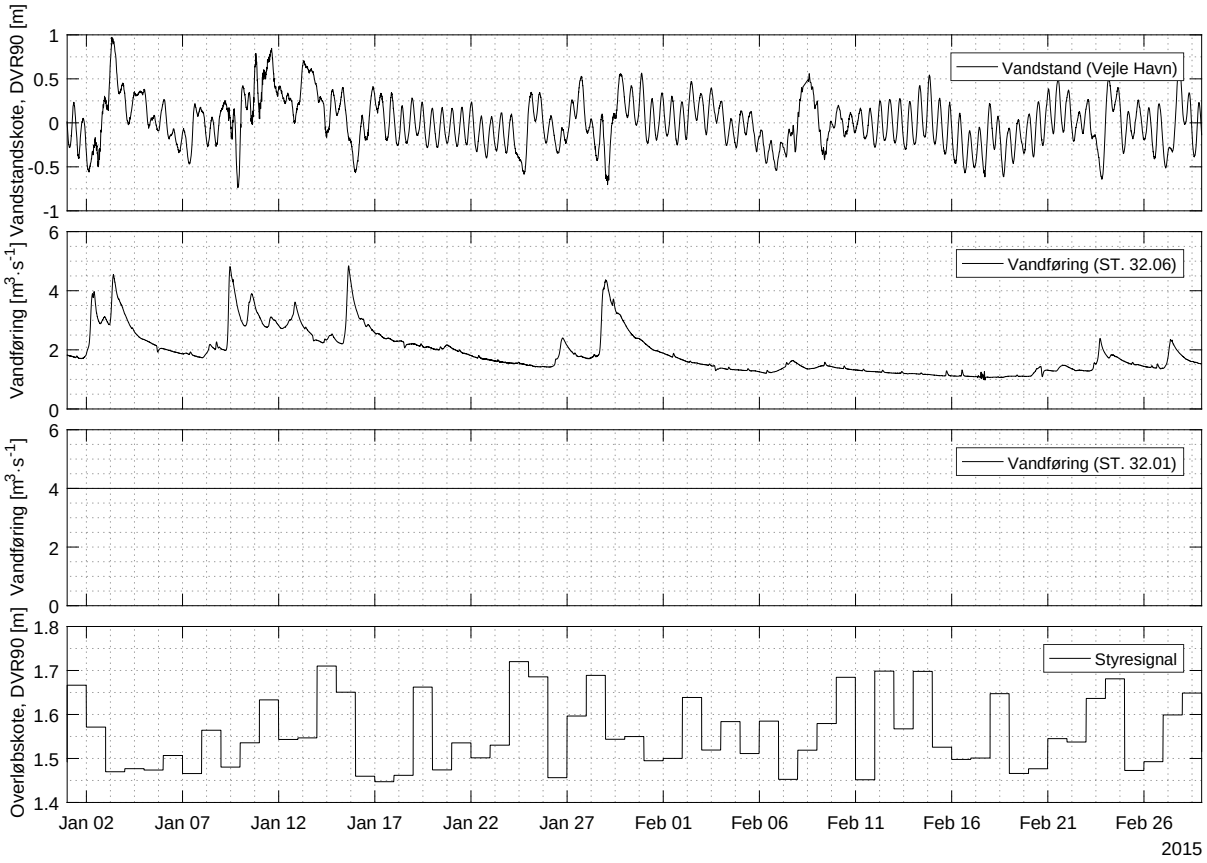
Styresignalet til fordelerbygværket er udarbejdet som en ændring i overløbskoten for bygværket, hvilket muliggør forskellige vandføringsfordelinger mellem Omløbsåen og Mølleåen. Styresignalet består af en ændring af overløbskoten, som ændres én gang i døgnet. Dette er gjort med det formål, at opnå mange forskellige vandstandsscenarier, som efterfølgende anvendes til kalibrering og validering af det neurale netværk. Ændringen er tilfældigt genereret og forekommer i koteintervallet 1,43 - 1,73, da overløbskoter i denne størrelsesorden har vist sig fordelagtige ift. at opnå en fornuftig vandføringsfordeling mellem Omløbsåen og Mølleåen. MATLAB-scriptet for generering af styresignalet findes på bilags-USB A.1.12. Styresignalet ses i hhv. figur 10.2 og 10.3.

10.1.2 Randbetingelser i MIKE URBAN-model

Randbetingelserne i MIKE URBAN-modellen for perioden 1/1-2014 - 1/3-2014 og 1/1-2015 - 1/3-2015 ses i hhv. figur 10.2 og 10.3. Der modelleres i to perioder for at genere data til hhv. kalibrerings- og valideringsperioden til det neurale netværk. Vandstandsranden ved udløbet til Vejle Fjord består af målt vandstandskote i Vejle Havn. Vandføringen for ST. 32.06 er estimeret på baggrund af målt vandstandskote omregnet med årstidsvarierende QH-relation. Vandføringen for ST. 32.01 bygger på en middelvandføring oplyst af Ravn [2016].



Figur 10.2. Vandstands- og vandføringsrandbetingelser samt styresignal for fordelerbygværk i MIKE URBAN-modellen for perioden 1/1-2014 - 1/3-2014.



Figur 10.3. Vandstands- og vandføringsrandbetingelser samt styresignal for fordelerbygværk i MIKE URBAN-modellen for perioden 1/1-2014 - 1/3-2015.

Sammenlignes figur 10.2 med 10.3 ses, at der for figur 10.3 forekommer højere maksimal vandstande i Vejle Havn, mens vandføringen i ST. 32.06 for figur 10.2 er indeholdt højere maksimalvandføringer. Dog vurderes perioderne for de to figurer at være indeholdt forholdsvis samme vandstands- og vandføringsscenarier. De af MIKE URBAN-modellen genererede vandstandsdata for ST. 32.20 og 32.21 anvendes efterfølgende som data til et neuralt netværk.

10.2 Neuralt netværk til vandløbsmodellering

Der opstilles et FFNN-netværk med opsætning og parametre som angivet i bilags-tabel G.7 på side A24. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.13. Netværket gennemprøves med forskellige inputkombinationer og neuronantal for at finde en egnet konfiguration. Perioden 1/1-2014 - 1/3-2014 anvendes som kalibreringsperiode, mens perioden 1/1-2015 - 1/3-2015 anvendes som valideringsperiode. Modelleringsopløsningen er for alle modelkørsler 1 min.

10.2.1 Input

Inputtet til det neurale netværk er vandstandskote for ST. 32.20 og 32.21 genereret af MIKE URBAN-modellen, styringssignalet for fordelerbygværket, målt vandstandskote i Vejle Havn og målt vandføring i ST. 32.06. De forskellige input er i inputforarbejdningen for det neurale netværk forsinket til, hvor der forekommer højeste korrelation mellem input og target for kalibreringsperioden. Inputtene til det neurale netværk er foruden vandstandskoten for ST. 32.20 og 32.21 tilsvarende MIKE URBAN-modellen.

10.2.2 Estimering af vandstandskote i ST. 32.21 med neuralt netværk

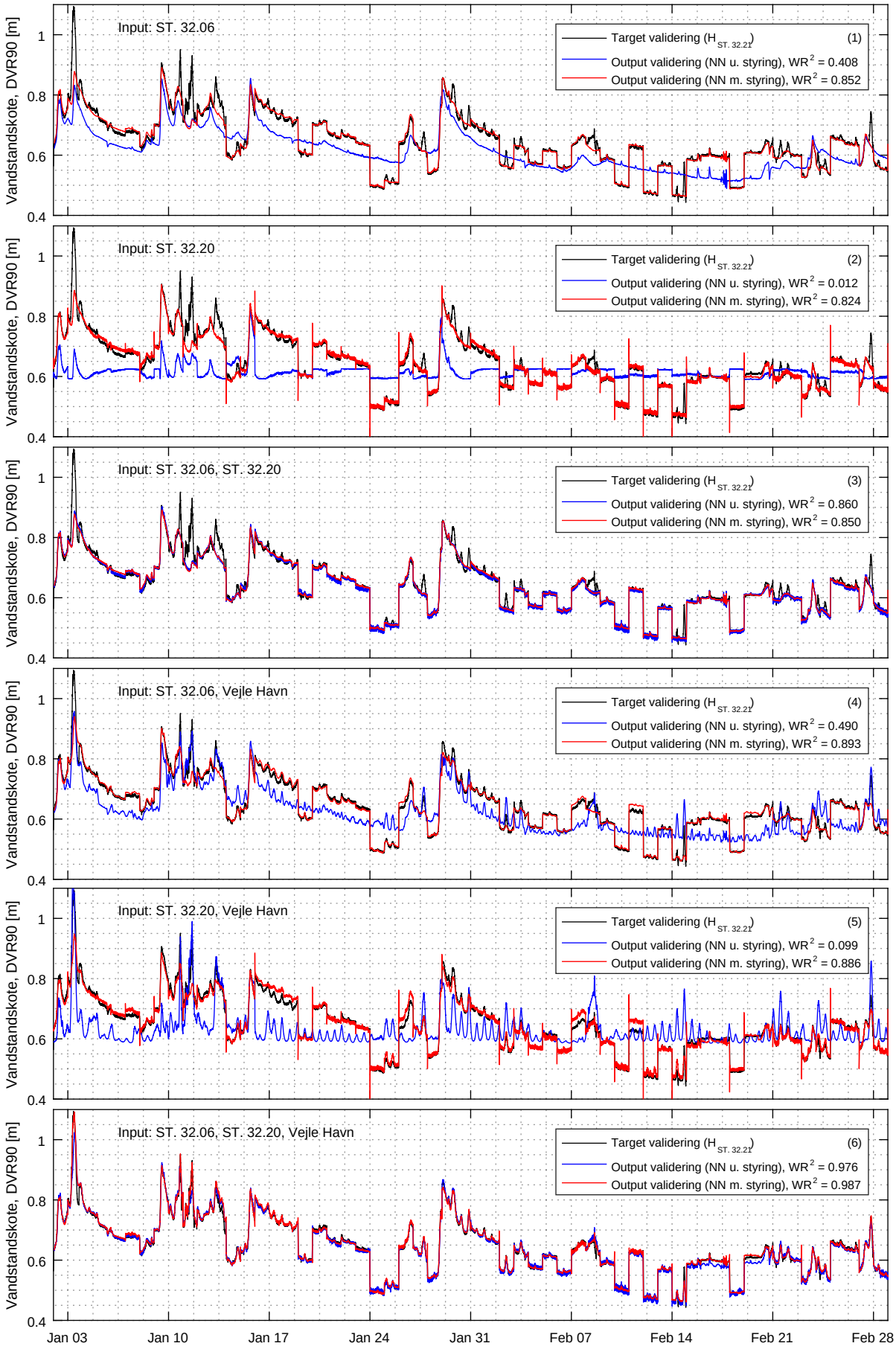
Det neurale netværk gennemprøves med forskellige netværksopsætninger for at undersøge, i hvor høj grad det er muligt, at modellere den af MIKE URBAN-modellen generede vandstandskote for ST. 32.21. Netværksopsætningerne og resultaterne for estimeringen af vandstandskoten i ST. 32.21 med forskellige vandstands- og vandføringsinput hhv. med og uden styresignal ses i tabel 10.1.

Tabel 10.1. Netværksnavn, inputkombination, target og WR^2 for valideringsperioden til estimering af vandstandskoten i ST. 32.21. Tidsserieplot af output og target ses i figur 10.4. WR^2 er angivet som højeste modelkvalitet for valideringsperioden ud af 10 modelkørsler.

Netværk	Input	Styresignal	Neuronantal**	Target	WR^2 (Validering)
NN.20.1.H	$Q_{ST.32.06}$	÷	2	$H_{ST.32.21}$*	0,408
NN.20.2.H		+			0,852
NN.21.1.H	$H_{ST.32.20}$*	÷	2	$H_{ST.32.21}$*	0,012
NN.21.2.H		+			0,824
. NN.22.1.H	$Q_{ST.32.06}$, $H_{ST.32.20}$*	÷	2	$H_{ST.32.21}$*	0,860
NN.22.2.H		+			0,850
NN.23.1.H	$Q_{ST.32.06}$, $H_{Vejle\ Havn}$	÷	2	$H_{ST.32.21}$*	0,490
NN.23.2.H		+			0,893
NN.23.1.H	$H_{ST.32.20}$*, $H_{Vejle\ Havn}$	÷	2	$H_{ST.32.21}$*	0,099
NN.23.2.H		+			0,886
NN.24.1.H	$Q_{ST.32.06}$, $H_{ST.32.20}$*, $H_{Vejle\ Havn}$	÷	8	$H_{ST.32.21}$*	0,908
NN.24.2.H		+			0,941

*Estimeret af MIKE URBAN-model.
**Neuronantallet er angivet som antal neuroner i det skjule lag, hvor der forekommer den bedste overensstemmelse mellem output og target for valideringsperioden.

Tidsserieplot af resultaterne fra tabel 10.1 ses i figur 10.4.

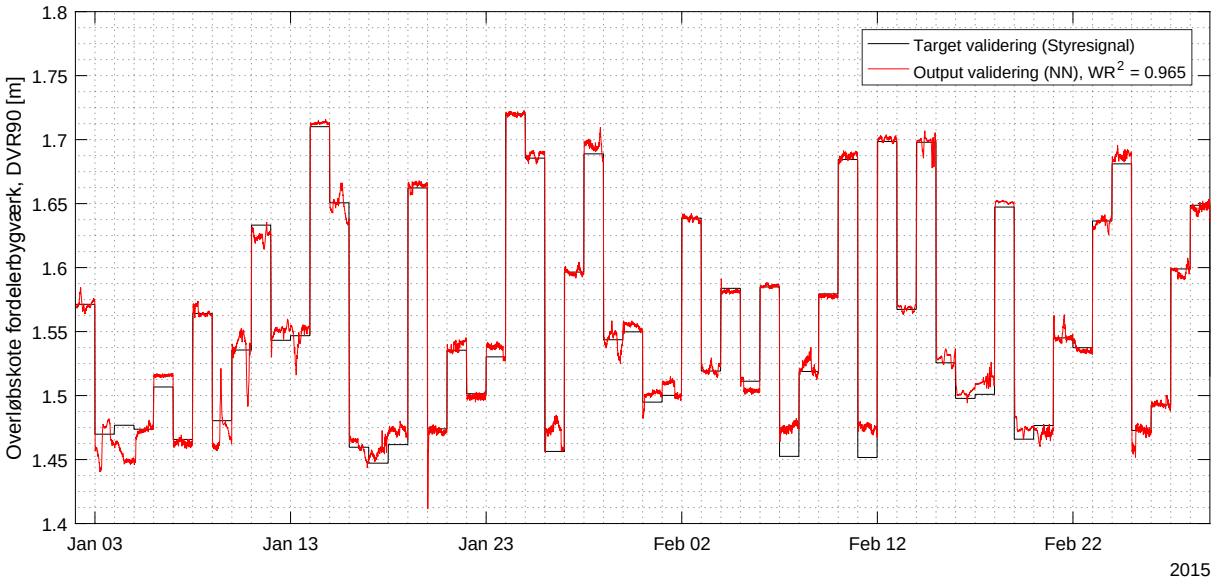


Figur 10.4. Netværketsoutput for valideringsperioden med forskellige vandstandsinput samt med og uden styresignal som input.

I figur 10.4.1 ses at netværket, som udelukkende får vandføringen i ST. 32.06 som input ikke i særlig høj grad formår at modellere target. Tilføjes styresignalet som yderligere input opnås høj overensstemmelse mellem output og target. Dog forekommer der afvigelser særligt omkring d. 3/1 og 11/1 - 12/1, hvor der forekommer stuvning forårsaget af høj vandstand i Vejle Havn.
Ved anvendelse af ST. 32.20, figur 10.4.2, uden styresignalet som input ses at netværket ikke formår at modellere target. Dette kan formentlig skyldes, at ST. 32.21 som udgandspunkt er korreleret med ST. 32.20, men når der reguleres på fordelerbygværket forekommer der omvendt korrelation, hvilket netværket ikke kan gennemskue. Tilføjes styresignalet som yderligere input opnås en god overensstemmelse mellem target og output, dog forekommer der forud for en regulering et spring i vandstandskoten. Derudover forekommer der afvigelser under stuvning som omtalt ved figur 10.4.1.
I figur 10.4.3 ses høj overensstemmelse mellem output og target uanset om styresignalet anvendes som input eller ej. Netværket er derfor i stand til at opbygge en relation mellem vandføringen i ST.32.06 og vandstandskoten i ST. 32.20 til estimering af target.
Figur 10.4.4 tilsvarer figur 10.4.1, hvor vandstandskoten i Vejle Havn er tilføjet som yderligere input. Dette bevirker, at ved anvendelse af styringssignalet som yderligere input opnås en endnu højere overensstemmelse mellem output og target, især ved de omtale stuvningshændelser. Får netværket ikke styringsignalinputtet opnås samme ringe overensstemmelse som for figur 10.4.1, dog indeholdt flere fluktrationer grundet Vejle Havn-inputtet.
Figur 10.4.5 er indeholdt samme input som figur 10.4.2, dog er Vejle Havn tilføjet som yderligere input. Der opnås samme tendenser som for figur 10.4.2, dog estimeres stuvningshændelserne i højere grad, når Vejle Havn indgår som input.
For figur 10.4.6, hvor både ST. 32.06, 32.20 og Vejle Havn anvendes som input, opnås den bedste overensstemmelse mellem output og target. Ved tilføjelse af styresignal-inputtet opnås kun en marginal forbedring.

10.2.3 Estimering af styresignal for fordelerbygværk med neuralt netværk

Det er i sektion 10.2.2 påvist, at det selv uden styresignal-inputtet er muligt, at estimere vandstandskoten på baggrund af øvrige vandstandsmålinger. Det forventes derfor, at det på baggrund af nærliggende vandstandsmålinger til fordelerbygværket er muligt at estimere styresignet.
Det neurale netværk, som konfigureret efter bilags-tabel G.8 på side A24, afprøves med forskellige kombinationer af vandstandsinputtene ST. 32.06, 32.20, 32.21 og Vejle Havn. Dertil testes forskellige neuronantal i det skjulte lag med henblik på at finde en egnet konfiguration til estimering af styresignalet. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.14.
Ud fra forskellige modelkørsler opnås højeste overensstemmelse mellem output og target ved anvendelse af både ST. 32.06, 32.20, 32.21 og Vejle Havn samt 8 neuroner i det skjulte lag. Resultaterne for estimering af styresignalet for fordelerbygværket ses i figur 10.5 gældende for valideringsperioden.



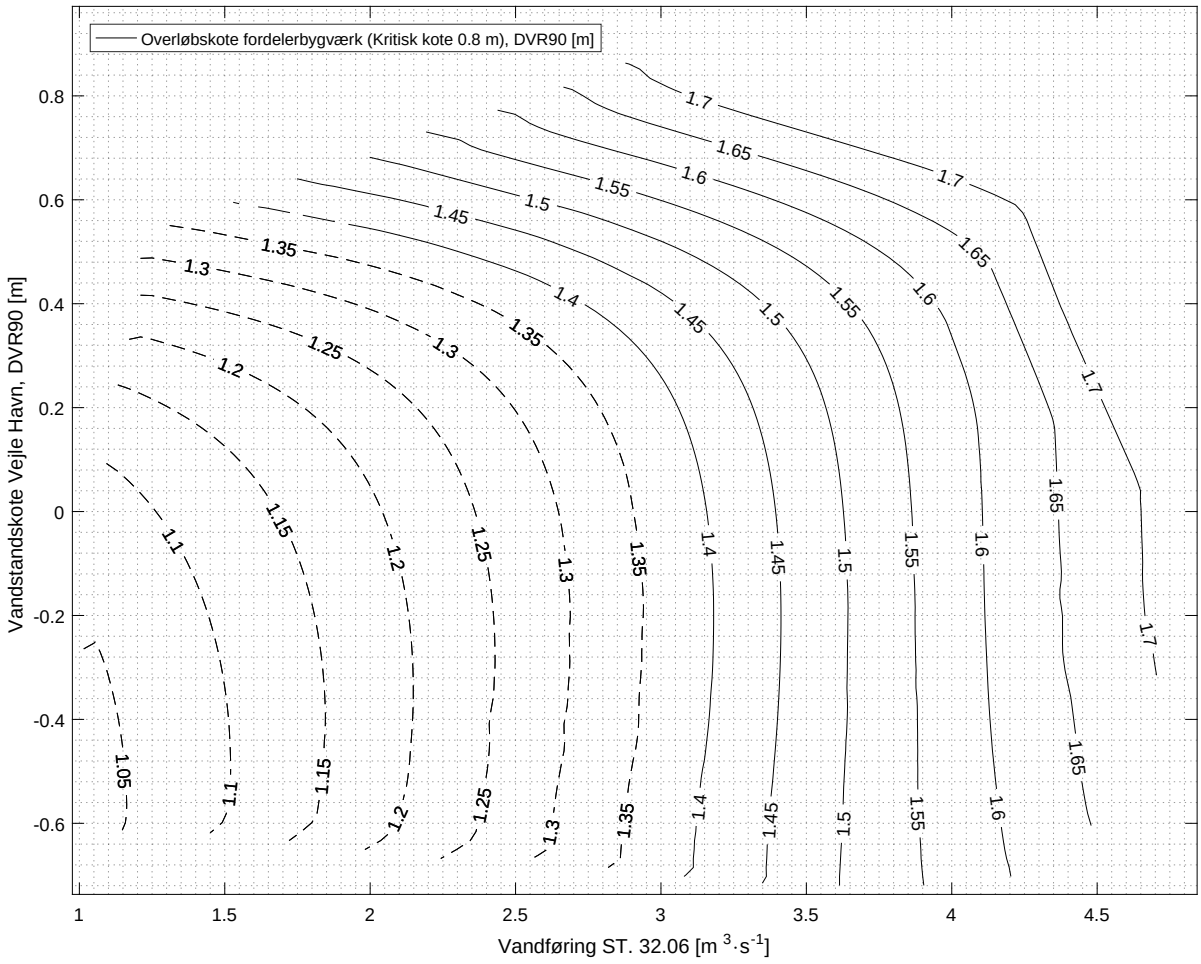
Figur 10.5. Netværksoutput for estimering af styresignalet for valideringsperioden. Outputtet er valgt for højeste WR^2 ud af 10 modelkørsler.

Af figur 10.5 ses høj overensstemmelse mellem output og target. De afvigelser som forekommer er hovedsageligt repræsenteret ved mindre ændringer af overløbskoten. Dette skyldes formentlig, at der ved høj ændring af overløbskoten er et mere tydeligt signal repræsenteret i dataene, hvorfor netværket er mere nøjagtigt.

10.2.4 Styring af fordelerbygværket med neuralt netværk

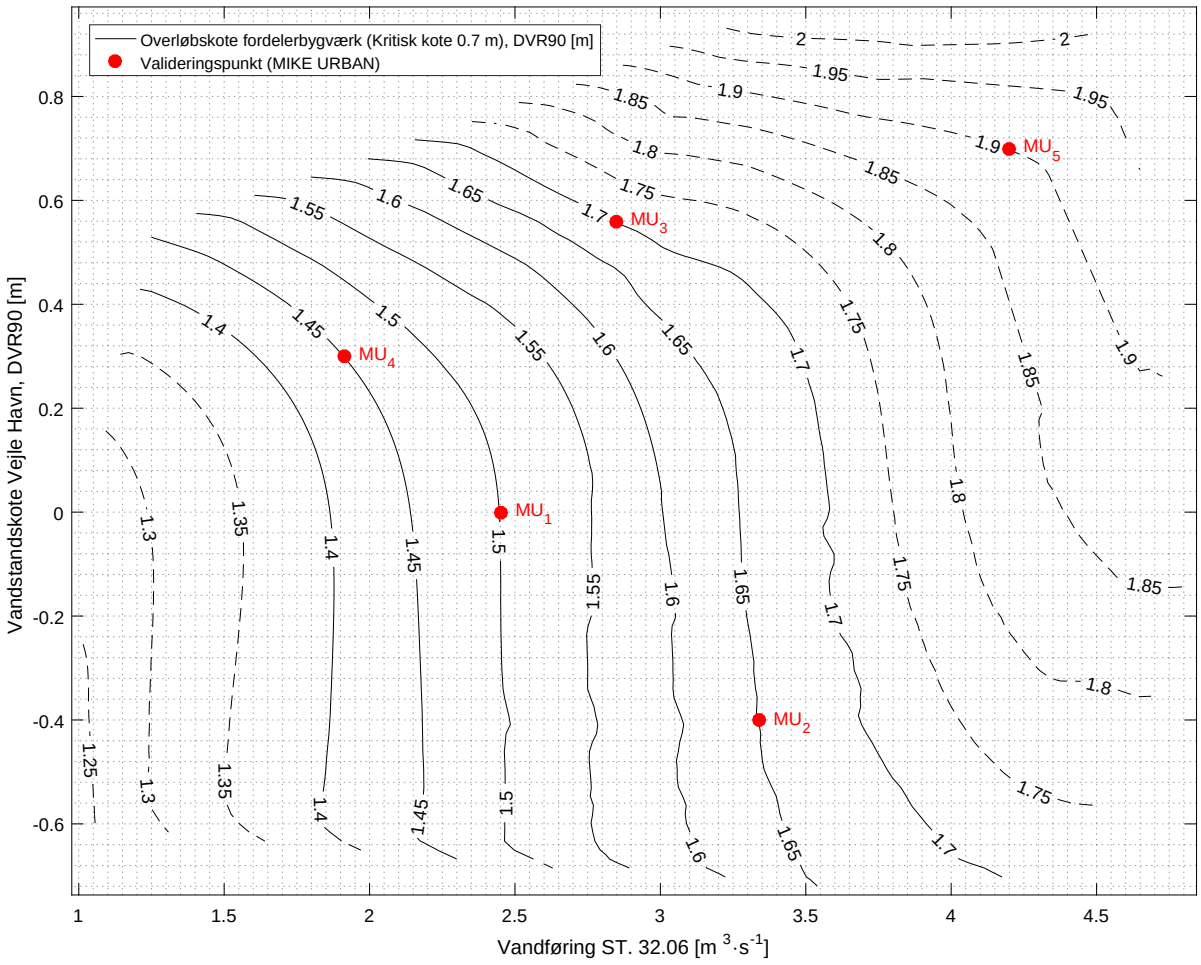
Det er i sektion 10.2.3 bekræftet, at netværket er i stand til at estimere styresignalet for fordelerbygværket på baggrund af omkringliggende vandstandsmålestationer. Netværket vurderes derfor egnet til, at kunne estimere overløbskoten for fordelerbygværket og derved kunne anvendes til styring af fordelerbygværket. Til afprøvelse heraf opstilles et scenarie, hvor netværket trænes med vandstandsmålingerne for ST. 32.21 og Vejle Havn samt vandføringen i ST. 32.06, mens target er estimering af styresignalet for fordelerbygværket. Inputtet til det kalibrerede netværk får efterfølgende udskiftet vandstandskoten i ST. 32.21 med et fast signal svarende til en fastsat kritisk kote. Netværksoutputtet forventes derved at give et estimat af overløbskoten for fordelerbygværket såfremt kritisk kote er opnået og de øvrige vandstandsmålinger er, som inddataene angiver. Det skal dog påpeges, at kritisk kote rent hydraulisk kun periodevis opnås. Til kalibrering af netværket anvendes perioderne 1/1-2014 - 1/3-2014 og 1/1-2015 - 1/3-2015, som tidligere har været anvendt som hhv. kalibrerings- og valideringsperiode. Begge perioder anvendes som kalibreringsdata til netværket, da der ikke findes data til direkte validering af netværket ved denne konfiguration.
Den kritiske kote fastsættes til hhv. 0,8 og 0,7 m for vandstanden i ST. 32.21. Disse koter er valgt, da der for den anvendte periode forekommer koter over de fastsatte kritiske koter, hvorfor netværket bør estimere en øget overløbskote for fordelerbygværket for at holde vandstandskoten i ST. 32.21 som ønsket. Det skal dog påpeges, at koterne er under den faktuelle kritiske kote for lokaliteten. Dette skyldes, at det rent modellerings- og resultatmæssigt ønskes, at den kritiske kote overskrides, men også at MIKE URBAN-modellen ikke er indeholdt nedbør, og at randbetingelserne for simuleringsperioden nødvendigvis ikke giver anledning til overskridelse af den faktuelle kritiske kote. Terrænkoten ved ST. 32.21 er 1,99 m, hvor den faktuelle kritiske kote formentlig er i samme størrelsesorden eller lidt under. Hvert output fra det neurale netværk er indeholdt kombinationer som givet af hvert input. Ud fra dette er der interpoleret en responsflade, som giver udfaldsrummet på baggrund af de forskellige kombinationer af vandstandskote i Vejle Havn og vandføring i ST. 32.06. Responsfladen er af illustrative hensyn afbilledet

i 2D vha. contourlinjer, som angiver overløbskoten for fordelerbygværket. Resultaterne for kritisk kote angivet til 0,8 og 0,7 m ses i hhv. figur 10.6 og 10.7.



Figur 10.6. Responsflade for overløbskote for fordelerbygværk som funktion af vandstandskote i Vejle Havn og vandføring i ST. 32.06 afbilledet i 2D gældende for kritisk kote = 0,8 m. Stiplede contourlinjer kan reelt set ikke forekomme, da dette er under bundkoten for fordelerbygværket.

I figur 10.6 ses, at for en given vandføring i ST. 32.06 er overløbskoten stort set upåvirket ved en vandstandskote i Vejle Havn fra -0,6 - 0,0 m. Når vandstanden overstiger dette kræves for en given vandføring i ST. 32.06 en øget overløbskote.



Figur 10.7. Responsflade for overløbskote for fordelerbygværk som funktion af vandstandskote i Vejle Havn og vandføring i ST. 32.06 afbilledet i 2D gældende for kritisk kote = 0,7 m. Stiplede contourlinjer <1,4 m kan reelt set ikke forekomme, da dette er under bundkoten for fordelerbygværket, mens stiplede contourlinjer >1,7 m er uden for netværkets kalibreringsområde.

I figur 10.7 ses samme tendenser som for figur 10.6. Overløbskoterne i fordelerbygværket er dog, for den samme vandføring i ST. 32.06 og vandstandskote i Vejle Havn, højere eftersom den kritiske kote er 0,7 m i stedet for 0,8 m.

Validering af respondsfalde med MIKE URBAN-model

Respondsfladen for kritisk kote på 0,7 m, figur 10.7, valideres vha. modelkørsler i MIKE URBAN med samme forudsætninger og betingelser. Der er i figur 10.7 udvalgt en række scenarier (røde prikker), som giver randbetingelserne til MIKE URBAN-modellen. Dvs. vandføring i ST. 32.06, overløbskote for fordelerbygværket og vandstandskote i Vejle Havn. Alle randbetingelser er indeholdt faste værdier, dvs. der ikke er variation i tid. Idet inputtet for ST. 32.21 til det neurale netværk er en vandstandskote på 0,7 m (fastsat kritisk kote) forventes det derfor, at der for de udvalgte scenarier opnås samme vandstandskote i MIKE URBAN-modellen for ST. 32.21. Simuleringsperioden for MIKE URBAN-modellen er 1 døgn, således at modellen opnår stationaritet. Resultaterne fra MIKE URBAN udtrækkes efter 20 timer simuleret modelperiode. Bilags-figur F.1 på side A19 viser at MIKE URBAN-modellen opnår stationaritet efter ca. 3 timers simuleret modelperiode, hvorfor resultatudtrækket vurderes anvendeligt.
Valideringspunkterne for repondsfalden og tilhørende resultater ses i tabel 10.2.

Tabel 10.2. MIKE URBAN-valideringspunkter for responsflade, figur 10.7, og tilhørende resultater. Tidsserieplot af vandstandskoten i ST. 32.21 estimeret af MIKE URBAN, MU, ses i bilags-figur F.1 på side A19.

		Randbetingelser		ST. 32.21		
	ST. 32.06	Vejle Havn	Overløbskote	NN	MU*	Afv.
MIKE URBAN	$m^3 \cdot s^{-1}$	m	m	m	m	%
MU_1	2,46	0,00	1,50	0,70	0,73	4,3
MU_2	3,35	-0,40	1,65	0,70	0,72	2,9
MU_3	2,85	0,56	1,70	0,70	0,70	0,0
MU_4	1,91	0,30	1,45	0,70	0,70	0,0
MU_5	4,20	0,70	1,90	0,70	0,78	11,4

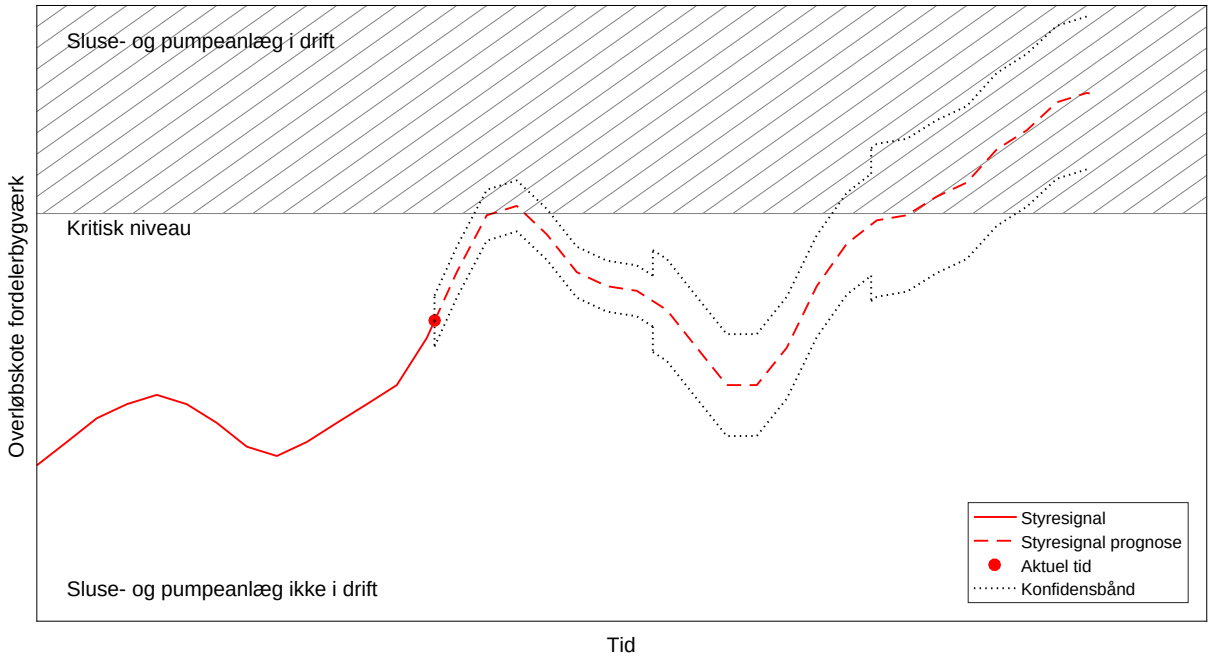
*Vandstandskote simuleret af MIKE URBAN-modellen udtaget efter 20 timers simuleret modelperiode.

I tabel 10.2 ses, afvigelsen mellem NN og MU for MU_1 - MU_4 er mellem 0 og 0,03 m. Dette er valideringspunkter beliggende i reponsfladens kalibreringsområde. Sammenlignes valideringspunktet beliggende uden for responsfladens kalibreringsområde, NN med MU for MU_5, ses en afvigelse på 0,08 m. Den højere afvigelse skyldes formentlig netværkets ringere evne til ekstrapolartion ift. interpolartion. Overordnet set vurderes det neurale netværk egnet til styring af fordelerbygværket. Indenfor kalibreringsområdet for reponsfladen opnås en maksimal afvigelse mellem det neurale netværk og MIKE URBAN-modellen på 4,3 % for de udvalgte valideringspunkter.
Det skal dog påpeges, at styringen estimeret af det neurale netværk kun er valid så længe der er restkapacitet i Mølleåen, da netværket umiddelbart ikke kan tage højde for en eventuel tilbagestuvning i Mølleåen som følge af opbrugt kapacitet. Dette ville dog formentlig kunne indlæres i netværket, såfremt tilbagestuvningshændelser indgår i kalibreringsdataene. Ydermere er styringen kun gældende så længe det kommende sluse- og pumpeanlæg ikke er i drift, dvs. der er fri passage mellem Omløbsåen og Sønderå. Slutteligt skal man være opmærksom på, at afstrømningen fra afløbssystemet ikke er medtaget i disse beregninger.

10.3 Stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværk med neuralt netværk

Det er i sektion 10.2.4 dokumenteret, at det vha. neurale netværk er muligt at styre overløbskoten for fordelerbygværket på baggrund af input bestående af en fastsat kritisk kote, vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn. Eftersom det er muligt at prognosticere de omtalte input, er der derfor mulighed for, at foretage modelprædiktiv styring af fordelerbygværket med et neuralt netværk. Dvs. det på baggrund af usikkerheden for vandførings- og vandstandsprognoser er muligt at estimere overløbskoten for fordelerbygværket frem i tid. Dette muliggør kendskab til den fremtidige overløbskote for fordelerbygværket, hvilket kan anvendes til, at forudsige hvor hydraulisk udsat systemet bliver.
Neurale netværk er meget beregningseffektive, hvilket muliggør et utal af simuleringer indenfor et kort tidsrum. Haves den statistiske usikkerhed for prognosen for inputtene, muliggør dette stokastisk modellering indenfor parameterspændet af inputtene. Ud fra dette kan sandsynligheden for, at kritisk niveau for fordelerbygværket opnås eller ej bestemmes. Det kritiske niveau for fordelerbygværket er defineret ved, når yderligere justering ikke er muligt. Overløbskoten for fordelerbygværket kan anvendes til at give en varsel for, om det er muligt, at justere sig ud af de hydrauliske forhold eller om kapaciteten er opbrugt, og det derved er nødvendigt at sætte sluse- og pumpeanlægget i drift. Det er derfor muligt med prognoselængdens varighed og en hvis sandsynlighed, at vide hvorvidt sluse- og pumpeanlægget skal sættes i drift, og som tiden skrider frem muligt at vide, hvornår overløbskoten for fordelerbygværket

kommer under kritisk niveau. Prognoseusikkerheden stiger alt afhængigt af prognoselængden, hvilket betyder, at konfidensbåndet for prognosen ligger længere fra selve prognosen. Idet neurale netværk er en input-output-model vil usikkerheden for den prognosticerede værdi være ens indenfor den pågældende prognoses maksimallængde.
Konceptuel illustration af stokastisk modelprædiktiv styring af overløbskoten for fordelerbygværket ift. kritisk niveau ses i figur 10.8.



Figur 10.8. Konceptuel illustration af overløbskote for fordelerbygværk som funktion af tid ift. kritisk niveau.

I figur 10.8 ses et scenarie hvor overløbskoten for fordelerbygværket til aktuel tid er under kritisk niveau, hvilket betyder, at sluse- og pumpeanlægget ikke er i drift. Prognosen angiver, at indenfor et kort tidsrum vil det kritiske niveau akkurat overskrides, hvilket som udgangspunkt vil idriftsætte sluse- og pumpeanlægget. Dog angiver prognosen også, at overløbskoten for fordelerbygværket kort tid efter den har passeret kritisk niveau er nedadgående, hvilket ikke kræver, at sluse- og pumpeanlægget er i drift. I en sådan situation vil en idriftsættelse af sluse- og pumpeanlægget formentlig kunne undgås, eftersom det kritiske niveau kun overskrides i et meget begrænset tidsrum. Den modelprædiktive styringsstrategi bidrager dermed til minimering af driftstiden for sluse- og pumpeanlægget og dermed til opretholdelse af den høje faunaklasse for Omløbsåen.
Prognosen længere frem i tid angiver, at det kritiske niveau overskrides i en længere periode, hvorfor en idriftsættelse af sluse- og pumpeanlægget bliver nødvendig.

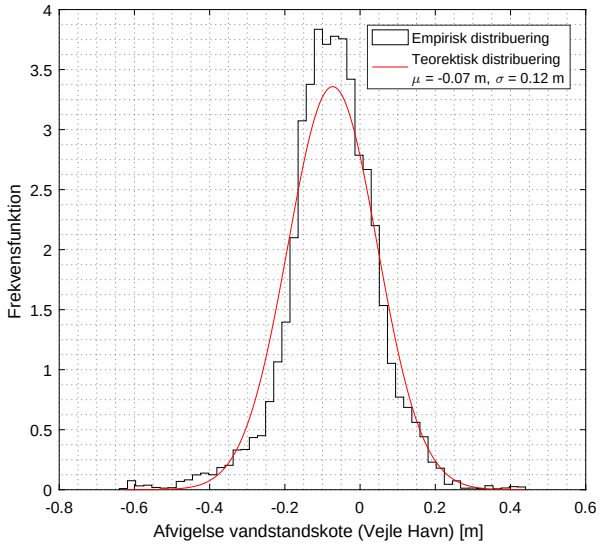
10.3.1 Beregningseksempel for stokastisk modelprædiktiv styring

Med udgangspunkt i det neurale netværk anvendt i sektion 10.2.4 gennemføres et beregningseksempel for den omtalte stokastisk modelprædiktive styring af fordelerbygværket. MATLAB-scriptet for netværket findes på bilags-USB A.1.15. Beregningseksemplet foretages med 150 og 30 min prognose, da dette er hvad de forskellige prognoselængder for inputtene til det neurale netværk giver anledning til. For at foretage stokastisk modellering er det nødvendigt at fastsætte modelusikkerheden på prognoserne.

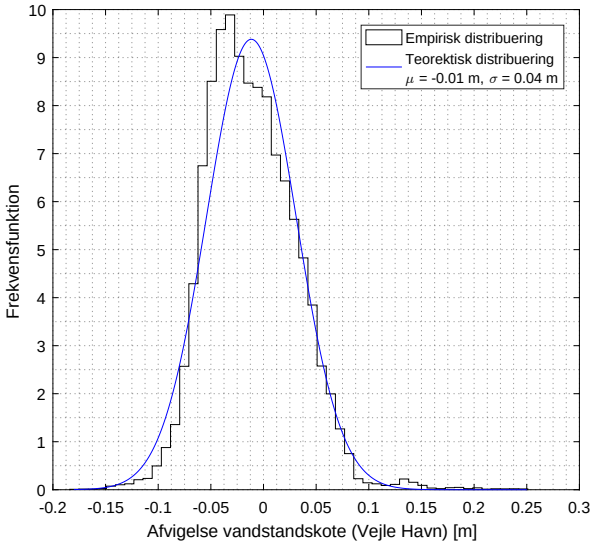
Modelusikkerhed

Til generering af parameterspændet er det nødvendigt at estimere modelusikkerheden ift. modellerede og målte værdier. Usikkerheden er estimeret ved at opstille afvigelserne for modellerede og målte værdier

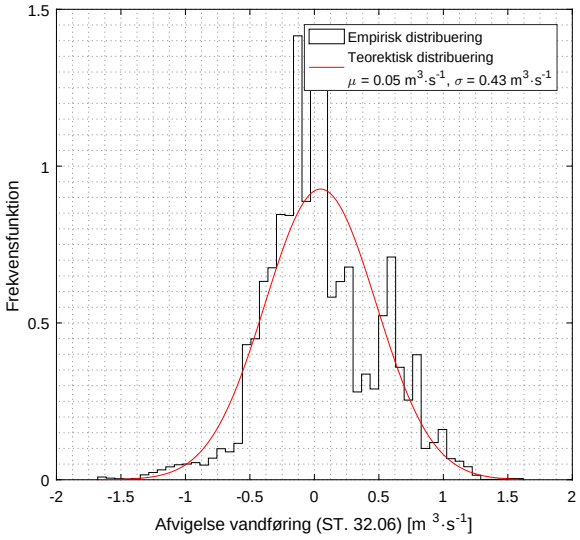
i en histogramlignende empirisk distribuering, hvortil middelværdien og spredningen er beregnet. På baggrund af middelværdien og spredningen er der udført en teoretisk distribuering i form af en normalfordeling. Den empiriske distribuering sammenholdes med den teoretiske distribuering for visuelt at vurdere, hvorvidt afvigelsen kan antages normalfordelt. Den empiriske og teoretiske distribuering for 180 og 30 min prognose af vandstandskoten i Vejle Havn ses i hhv. figur 10.9 og 10.10, mens den for 120 min prognose af vandføringen i ST. 32.06 ses i figur 10.11. Distribueringerne dækker perioden 1/1-2015 - 1/3-2015.



Figur 10.9. Empirisk og teoretisk distribuering for 180 min prognose af vandstandskoten i Vejle Havn for perioden 1/1-2015 - 1/3-2015.



Figur 10.10. Empirisk og teoretisk distribuering for 30 min prognose af vandstandskoten i Vejle Havn for perioden 1/1-2015 - 1/3-2015.



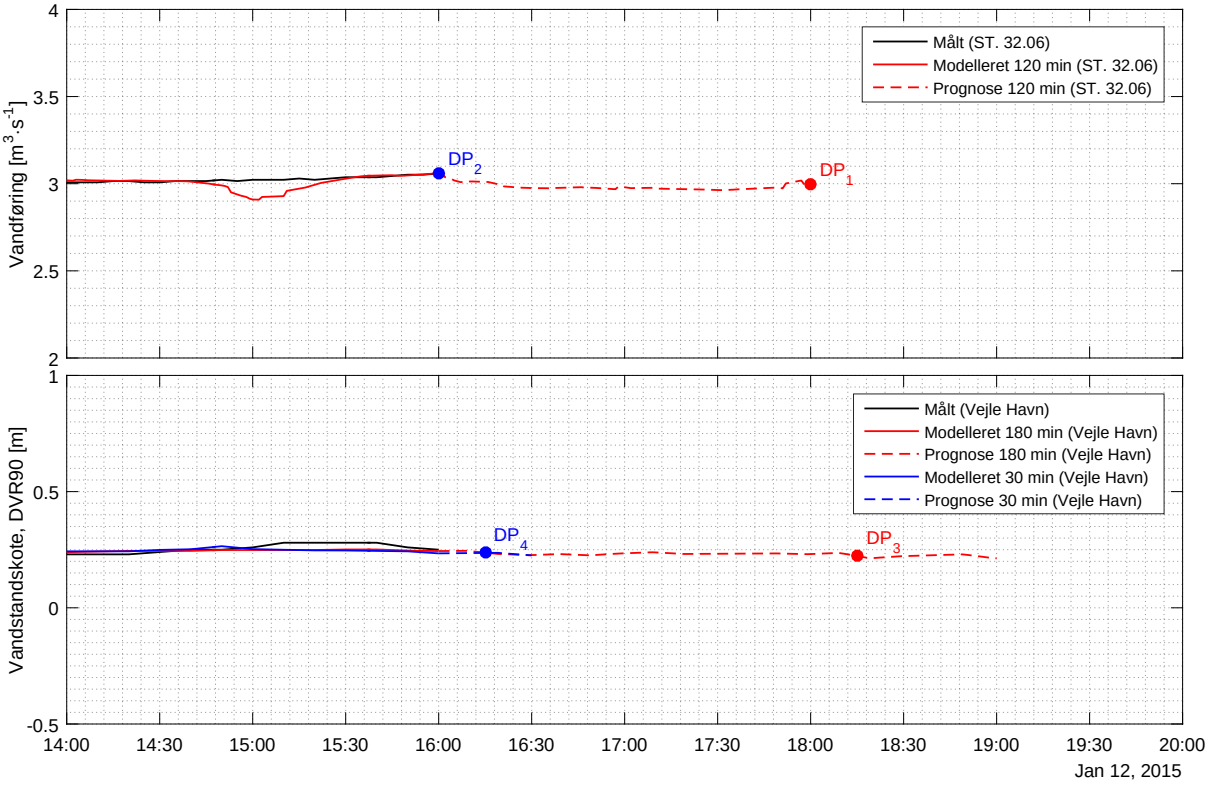
Figur 10.11. Empirisk og teoretisk distribuering for 120 min prognose af vandføringen i ST. 32.06 for perioden 1/1-2015 - 1/3-2015.

I figur 10.9 og 10.10 ses, at den empiriske og teoretiske distribuering visuelt ikke i særlig høj grad afviger fra hinanden. Afvigelsen kan derfor med rimelighed antages normalfordelt. For figur 10.11 forekommer større afvigelse mellem den empiriske og teoretiske distribuering. Afvigelsen antages dog ligeledes normalfordelt.

Modelusikkerheden er beregnet for en to måneders periode, hvor alle data for denne periode er indeholdt. Alternative metoder til evaluering af modelusikkerheden er omtalt i afsnit 14.3 på side 124.

Inputkombinationer

Inputkombinationerne til den stokastiske modellering er udarbejdet på baggrund af udvalgte datapunkter for prognosen for vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn samt den beregnede spredning. Prognosen for ST. 32.06 og Vejle Havn for en udvalgt periode ses i figur 10.12. Perioden er valgt, da der værdimæssigt for de udvalgte datapunkter forekommer værdier indenfor det neurale netværks kalibreringsområde.



Figur 10.12. Målt, modelleret og prognose for vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn for udvalgt periode. Prognosen for ST. 32.06 er modelleret af NN.6.Q, mens prognosen for Vejle Havn er modelleret af NN.18.2.H (180 min) og NN.16.2.H (30 min).

Til en prognose på 150 min af overløbskoten for fordelerbygværket udtages datapunktet DP_1 efter fuld prognoselængde svarende til 120 min. Dette giver, sammen med en yderligere forsinkelse på 30 min i inputforarbejdningen for det neurale netværk, en samlet prognoselængde på 150 min. Inputforarbejdningen af vandstandskoten i Vejle Havn forsinkes 15 min af korrelationsmæssige årsager, hvilket betyder, at datapunktet DP_3 skal udtrækkes efter 135 min ud af den samlede prognoselængde på 180 min, således at prognoselængden for dette input ligeledes bliver 150 min.
Til 30 min prognosen af overløbskoten for fordelerbygværket udtages datapunktet DP_2 som den aktuelle målte værdi i ST. 32.06, som derefter i inputforarbejdningen for det neurale netværk forsinkes 30 min. Datapunktet DP_2 for vandstandskoten i Vejle Havn udtages efter 15 min af den samlede prognose på 30 min, hvor inputtet derefter forsinkes yderligere 15 min i inputforarbejdningen.

Datapunkterne og tilhørende spredning ses i tabel 10.3.

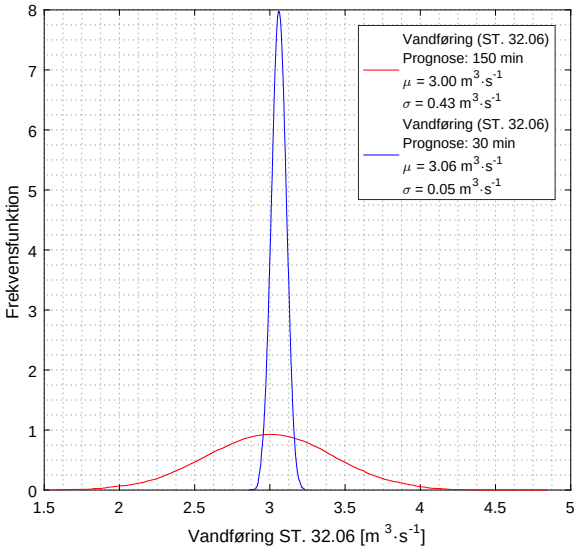
Tabel 10.3. Datapunkter og spredning for stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværket. Vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn er datapunkter angivet i figur 10.12.

Input	Datapunkt		Spredning*	Prognoselængde
$Q_{ST.32.06}$	DP_1	3,00 $m^3 \cdot s^{-1}$	0,43 $m^3 \cdot s^{-1}$	120 min (150 min)
	DP_2	3,06 $m^3 \cdot s^{-1}$	0,05 $m^3 \cdot s^{-1}$**	0 min (30 min)
$H_{Vejle\ Havn}$	DP_3	0,23 m	0,12 m	180 min (150 min)
	DP_4	0,24 m	0,04 m	30 min (30 min)

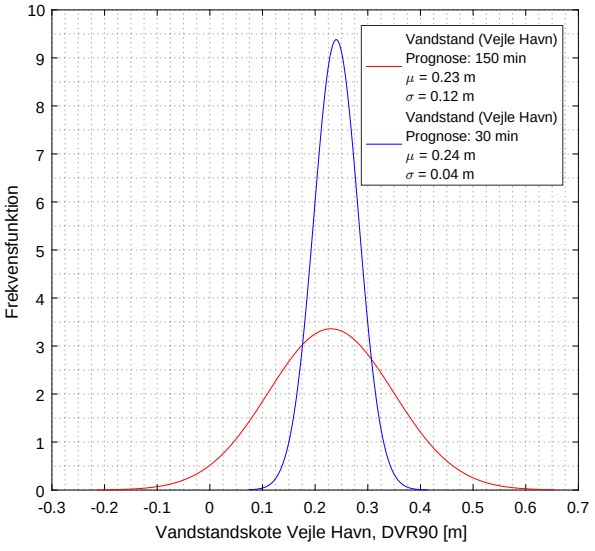
*Spredning er beregnet ift. afvigelsen mellem målt og modelleret for perioden 1/1-2015 - 1/3-2015.
**Spredning er fastsat for at tage højde for eventuelle målerusikkerheder og afvigelser ved QH-omregning.

I tabel 10.3 ses, at spredningen for DP_1 er væsentligt større end for DP_2, hvilket skyldes, at 120 min prognosen er meget mere usikker end den reelle måling. Spredningen for DP_3, gældende for 180 min prognosen, er større end for DP_4, som er gældende for 30 min prognose.

Med udgangspunkt i værdierne angivet i tabel 10.3 opstilles distribueringer for ST. 32.06 og Vejle Havn. Distribueringerne på prognosticeringen antages normalfordelte, med de udvalgte datapunkters værdi som værende middelværdi i deres individuelle distribueringer. Distribuering for vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn for valgte datapunkter ses i hhv. figur 10.13 og 10.14.

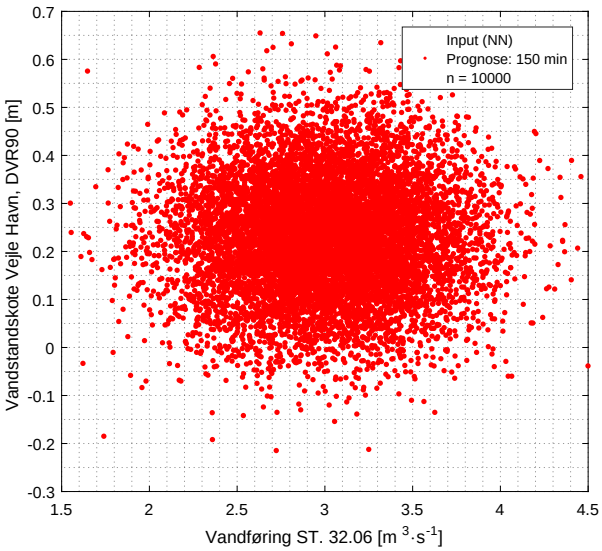


Figur 10.13. Distribuering for DP_1 og DP_2 af vandføringen i ST. 32.06. Datapunktet ses i figur 10.12.

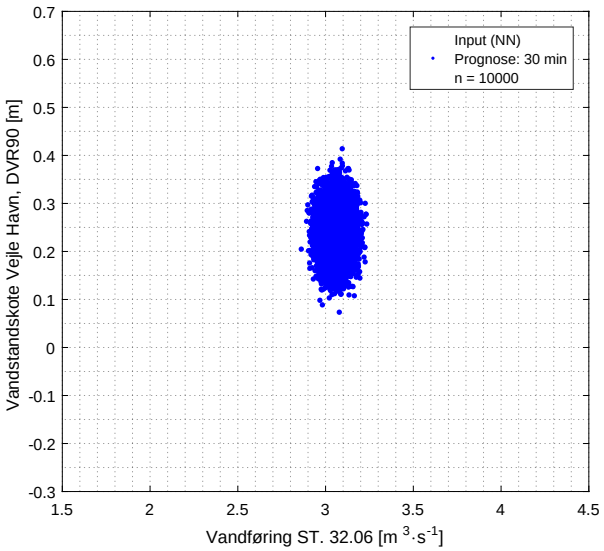


Figur 10.14. Distribuering for DP_3 og DP_4 af vandstandskoten i Vejle Havn. Datapunktet ses i figur 10.12.

På baggrund af distribueringerne, figur 10.13 og 10.14, er der genereret en 2D gaussisk fordeling for inputtet til det neurale netværk for hhv. 150 og 30 min prognose af overløbskoten for fordelerbygværket. De gaussiske fordelinger består hver af 10.000 datakombinationer og ses i hhv. figur 10.15 og 10.16.



Figur 10.15. 2D gaussisk fordeling, genereret på baggrund af distribueringerne fra vandføringen i ST. 32.06, figur 10.13, og vandstandskoten i Vejle havn, figur 10.14, gældende for 150 min prognose.



Figur 10.16. 2D gaussisk fordeling, genereret på baggrund af distribueringerne fra vandføringen i ST. 32.06, figur 10.13, og vandstandskoten i Vejle havn, figur 10.14, gældende for 30 min prognose.

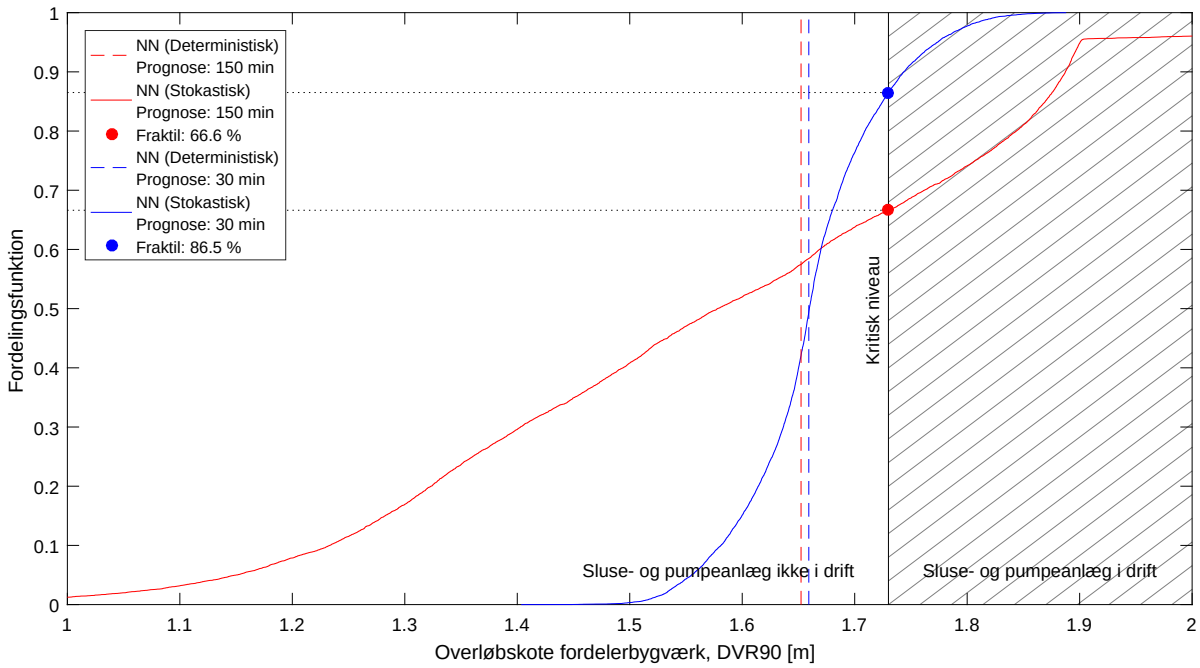
I figur 10.15 ses, at datakombinationerne for 150 min prognosen er mere spredt end datakombinationerne for 30 min prognosen, figur 10.16, hvilket skyldes, at den kortere prognose medfører mindre usikkerhed.

Fordelingsfunktion for overløbskote af fordelerbygværk

Netværket er gennemregnet med de 10.000 datakombinationer som vist i hhv. figur 10.15 og 10.16. Netværkets totale beregningstid[1] for de 10.000 datakombinationer er <0,1 s. Resultaterne er derefter opstillet i en fordelingsfunktion for hhv. 150 og 30 min prognosen, hvilket rent statistisk muliggør at fastlægge sandsynligheden for, at overløbskoten for fordelerbygværket opnår kritisk niveau. Det kritiske niveau er angivet til 1,73 m, hvilket formentlig er under det faktuelle kritiske niveau. Niveauet er anvendt af illustrative hensyn. Kritisk kote for ST. 32.21 er angivet til 0,7 m.

Fordelingsfunktionerne ses i figur 10.17.

[1] Processor: Intel Core i7-4710HQ @ 2,5 GHz.



Figur 10.17. Fordelingsfunktion 150 og 30 min prognose for overløbskote for fordelerbygværk. Kritisk niveau for fordelerbygværket er 1,73 m, mens kritisk kote for ST. 32.21 er 0,7 m.

I figur 10.17 ses, at spændet for mulige overløbskoter ved den stokastiske modellering er større for 150 min prognosen ift. 30 min prognosen. Det uventede kurveforløb for 150 min prognosen for intervallet 1,9 - 2,0 m overløbskote skyldes formentlig, at disse værdier ligger væsentligt fra netværkets kalibreringsområde. 150 min prognosen indikerer, at der er 33 % sandsynlighed for at kritisk niveau overskrides, mens 30 min prognosen indikerer, at der er 13 % sandsynlighed for at kritisk niveau overskrides. Dette er tiltrods for at datapunkterne, som ligger til grund for prognoserne, er næsten ens. Den markante forskel i sandsynligheden skyldes usikkerheden (spredningen) på prognoserne. Sammenlignes prognoserne rent deterministisk, de lodrette stiplede røde og blå linjer, opnås stort set samme overløbskote for fordelerbygværket, hvilket er forventeligt, da værdierne for datapunkterne er stort set ens. Forskellen ligger dog i usikkerheden på fastlæggelsen af de anvendte prognosepunkter. Det gennemgåede beregningseksempel er gældende for et enkelt tidsskridt svarende til et minut.

Spredningen for 120 min prognosen af vandføringen i ST. 32.06 er væsentligt større end for tilhørende 180 min vandstandsprognose for Vejle Havn. Til forbedring af den stokastiske modellering af overløbskoten for fordelerbygværket vil det derfor være fordelagtigt at forbedre prognosekvaliteten for vandføringen i ST. 32.06. Afsnit 14.4 på side 124 kommenterer på forslag til prognosekvalitetsforbedringer for vandføringen i ST. 32.06.

10.4 Delkonklusion

Det er vha. et neuralt netværk muligt, at modellere vandstandskoten i ST. 32.21 vha. kun et enkelt vandstandsinput fra en nærliggende vandstandsmålestation, ST. 32.06 eller 32.20, såfremt styresignalet ligeledes gives som input til netværket. Gives styresignalinputtet ikke til det neurale netværk, er det kun muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.21, såfremt både ST. 32.06 og 32.20 gives som input. Tilføjes Vejle Havn som yderligere input opnås højere overensstemmelse mellem target og output i forbindelse med perioder med stuvningspåvirkning. Anvendes ST. 32.06, 32.20 og Vejle Havn opnås højeste overensstemmelse mellem target og output. Dette gælder både med og uden styresignal-inputtet, dog opnås en marginal forbedring ved også at anvende af styresignal-inputtet. Eftersom det er muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.21, vurderes det også at være muligt at modellere vandstandskoten i

ST. 32.20, 32.22 og 32.23 med neurale netværk.
Derudover er det påvist, at styresignalet for fordelerbygværket kan estimeres på baggrund af omkringliggende vandstandsmålestationer.
Dertil er det, på baggrund af en fastsat kritisk kote for ST. 31.21, muligt at foretage styring af fordelerbygværket med et neuralt netværk. Styringen er ydermere valideret med MIKE URBAN-modellen, hvor den maksimale afvigelse for valideringspunkterne er 4,3 % for styrings-responsfladens kalibreringsområde. Det neurale netværk vurderes derfor velegnet til styring af fordelerbygværket under de givne forudsætninger for beregningsgennemgangen.
Med udgangspunkt i modelusikkerheden er det muligt at foretage stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværket. Dette gør det muligt at forudsigelse af sandsynligheden for, at kritisk niveau for fordelerbygværket opnås inden for prognoselængden. Den høje beregningseffektivitet for neurale netværk muliggør beregning af 10.000 stokastiske datakombinationer på <0,1 sekund.

Kapitel 11

Styrings- og tilbagefaldsstrategier

Kapitlet præsenterer forslag til styringsstrategi, som anvendes ved forskellige driftssituationer. Dertil præsenteres tilbagefaldsstrategier til sikring af opretholdelse af drift.

Det er i afsnit 10.3 på side 104 dokumenteret, at det er muligt at udføre stokastisk modelprædiktiv styring af overløbskoten for fordelerbygværket med neurale netværk. Den modelprædiktive styring kan imidlertid ikke stå alene, men skal suppleres med styrings- og tilbagefaldsstrategier for at drifte systemet på en hensigtsmæssig måde.

11.1 Styringsstrategier

Styringsstrategien er den strategi der ligger til grund for styringen. Styringsstrategien kan variere alt afhængigt at de aktuelle omstændigheder. Tilbagefaldsstrategien er den strategi, som anvendes ved udfald eller omstændingheder, som gør at den tiltænkte strategi ikke kan gennemføres.

Styringen kan inddeles i to driftsituationer; normal drift samt sluse- og pumpedrift. Ved anvendelse af prognosticerede data er det muligt at få et bud på den kommende driftsituation. De forskellige driftsituationer bygger på forskellige styringsstrategier.

11.1.1 Normal drift

Normal drift er defineret ved at sluse- og pumpeanlægget ikke er i drift, dvs. justering af overløbskoten for fordelerbygværket kan håndtere de hydrauliske forhold. Styringsstrategien under normal drift anbefales at være baseret på realtidsmålinger i systemet, da insitu-målinger til en hver tid er mere nøjagtige end modelberegnede værdier. Styringen baseres på, at der altid skal forekomme en hvis vandstand i Omløbsåen, da den fungerer som bypark og rekreativt område. Mølleåen er stærkt kanaliseret og delvis rørlagt, hvorfor opretholdelse af en hvis vandstand i Mølleåen vurderes mindre nødvendigt. Den geometriske udformning af fordelerbygværker vil dog til en hver tid sørge for en vandtilstrømning til Mølleåen, så den vil aldrig tørlægges. Ved høj vandføring i Grejs Å og/eller høj vandstand i Vejle Havn skal fordelerbygværket justeres således, at kapaciteten som udgangspunkt først opbruges i Mølleåen. Når kapaciteten er opbrugt i Mølleåen øges vandtilstrømningen til Omløbsåen indtil kapaciteten er opbrugt. Herefter overgår driften til sluse- og pumpedrift.

11.1.2 Sluse- og pumpedrift

Sluse- og pumpedrift er defineret ved at sluse- og pumpeanlægget er i drift, dvs. det i sig selv ikke er muligt at justere sig ud af de hydrauliske forhold vha. fordelerbygværket. Under sluse- og pumpedriften bør pumpemængden være af et sådan omfang, at der ikke forekommer kapacitetsoverskridelse hverken i Omløbsåen eller Mølleåen. Pumpemængden justeres ud fra en kombination af kritisk kote i Omløbsåen og Mølleåen samt fordelerbygværkets position. Det anbefales at pumperne startes inden sluserne lukkes så aflastning fra Omløbsåen til Sønderå ikke på noget tidspunkt blokeres med opstuvning til følge. Som et forsøg kunne man afprøve, hvorvidt det er muligt, at øge kapaciteten af Omløbsåen ved blot at pumpe med slusen åben. Teorien går på, at en pumpning vil øge gradienten på vandspejlet og derved potentielt lukke mere vand gennem systemet end hvis pumperne ikke var i drift. Derudover kan lukning af slusen undgås, så fri passage i Omløbsåen opretholdes.

11.1.3 Prognosticerede data

Det neurale netværk er i stand til at prognosticere overløbskoten for fordelerbygværket 150 min frem i tid. Dette giver mulighed for, op til 150 min frem i tid, at vide hvorvidt kritisk niveau for fordelerbygværket opnås og om sluse- og pumpeanlægget skal idriftsættes. Såfremt sluse- og pumpeanlægget idriftsættes gennemføres fortsat beregninger med det neurale netværk på baggrund af realtidsmålinger akkurat som om, at sluse- og pumpeanlægget ikke var i drift. Dette giver mulighed for, at vide hvornår de hydrauliske forhold kan håndteres udelukkede vha. styring af fordelerbygværket, eftersom inputtene til den neurale netværk ikke påvirkes af drift af sluse- og pumpeanlægget grundet deres placering.

11.2 Tilbagefaldsstrategier

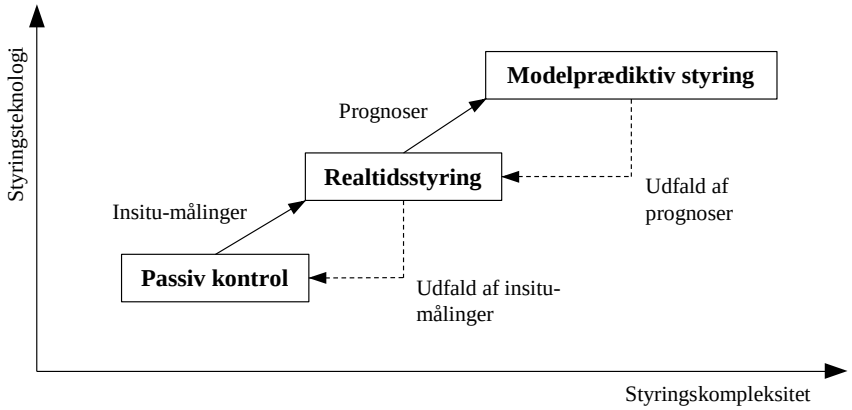
Det er i forbindelse med modelprædiktiv styring vigtigt at have tilbagefaldsstrategier såfremt én eller flere komponenter, som ligger til grund for styringen, svigter. Den modelprædiktive styring, omtalt i afsnit 10.3 på side 104, er baseret på prognoser af vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn beregnet af neurale netværk. Neurale netværk er for at genere et output afhængige af input. Inputtene bestående af bl.a. vandstandsdata kan, som omtalt i afsnit 3.2.8 på side 25, falde ud eller være fejlbehæftet. I tabel 11.1 ses foretrukne input, hvilket som udgangspunkt skal anvendes, og alternative input som kan anvendes såfremt der forekommer udfald eller fejl i det foretrukne input. Såfremt der også sker udfald i det alternative input, f.eks. for 180 min prognosen for Vejle Havn, vil en prognoselængde på 30 min kunne anvendes i stedet, dog vil prognoselængden for den modelprædiktive styring ligeledes minimeres.
Anvendelse af alternativt input vil kræve ændring i inputforarbejdningen for netværket ift. forskydning af input. Derudover vil en rekalibrering af netværket med det alternative input formentlig forbedre modelkvaliteten, således at netværket er kalibreret til dét input som anvendes. I praksis bør det udføres således, at såfremt der forekommer udfald i det foretrukne input, skiftes der om til et netværk, som er opsat og kalibreret til det alternative input.

Tabel 11.1. Foretrukket og alternativt input til neurale netværk for beregning af vandføringen i ST. 32.06 og vandstandskoten i Vejle Havn ved forskellige prognoselængder.

	Prognoselængde	**Foretrukket input**	**Alternativt input**
ST. 32.06	150 min	Målt nedbør (SVK 5235)	Målt nedbør (SVK 5230)
		Målt fordampning	Beregnet fordampning
	0 min	Målt vandstand (ST. 32.06)	Målt vandstand (ST. 32.22)
Vejle Havn	180 min	Målt vandstand (Grenå Havn)	Målt vandstand (Skagen Havn)
		Målt vinddata (Billund Lufthavn)	Ingen vinddata
	30 min	Målt vandstand (Juelsminde Havn)	Målt vandstand (Ballen Havn)
		Målt vinddata (Billund Lufthavn)	Ingen vinddata
	0 min	Målt vandstand (Vejle Havn)	Målt vandstand (Juelsminde Havn)

Som det ses i tabel 11.1 kan målt nedbør fra en målestation erstattes af nedbør målt i en nærliggende målestation. Målt fordampning kan erstattes af beregnet fordampning. Dette kræver dog data om temperatur, dugpunkt og relativ luftfugtighed. En vandstand målt i en målestation kan erstattes af en vandstand målt i en korreleret målestation. Såfremt der forekommer udfald i vinddataene kan netværket anvendes uden dette input. Ved anvendelse af alternativt input vil modelkvaliteten dog forringes, men den modelprædiktive styring kan fortsat opretholdes. Såfremt vandførings- og/eller vandstandsprognosen svigter ændres styringen fra modelprædiktiv styring til realtidsstyring. Ved udfald

af insitu-målinger overgår styringen fra realtidsstyring til passiv kontrol. Tilbagefaldsstrategier for styring af fordelerbygværket ses i 11.1.



Figur 11.1. Tilbagefaldsstrategier for styring af fordelerbygværket. Inspireret af Thorndahl [2015].

Som det fremgår i figur 11.1 falder styringskompleksiteten og -teknologien for hvert trin i tilbagefaldsstrategien.

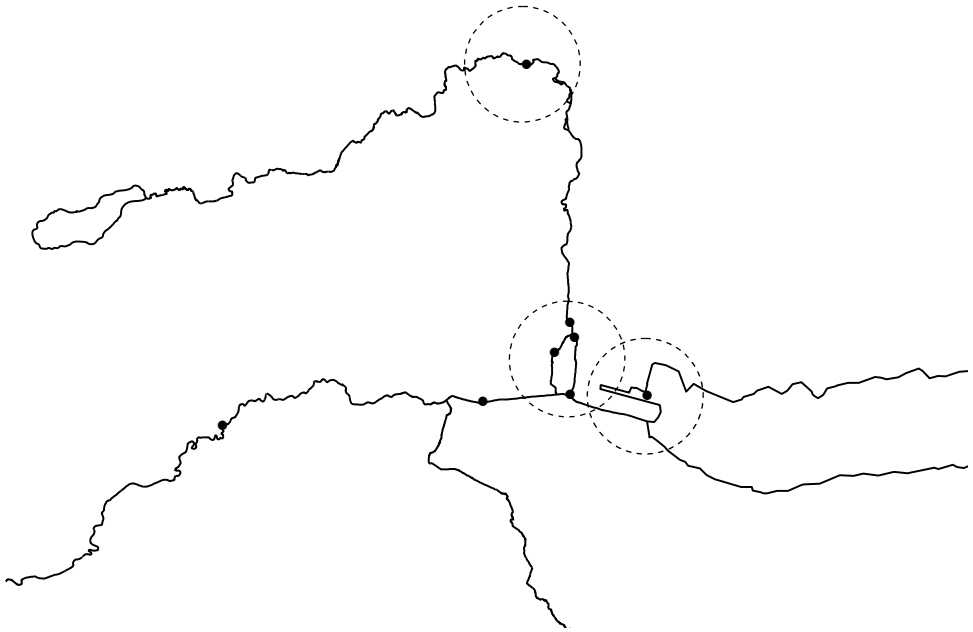
På baggrund af den præsenterede styringsstrategi, normal og sluse- og pumpe drift, kan det afgøres hvorvidt sluse- og pumpeanlægget skal i drift. Ud fra de mulige prognoser af overløbskoten for fordelerbygværket kan det estimeres frem i tid om justering af fordelerbygværket er tilstrækkelig, eller om sluse- og pumpeanlægget skal idriftsættes. Tilbagefaldsstrategien for systemet sikre at der ved svigt i de foretrukne input fortsat kan foretages en styring af fordelerbygværket, dog vil styringskompleksiteten reduceres, hvori prognoselængden tilsvarende falder.

11.3 Backup-signal af målestationer

Anvendelsen af neurale netværk giver et utal af muligheder ift. at sikre et backup-signal af målestationer. Som omtalt i forrige afsnit er der flere mulige alternative inputmuligheder til netværkene, såfremt det foretrukne input svigter. Dette sikre en fortsat information om forholdene for den pågældende målestation. Muligheden for sikring af backup-signal er i princippet til stede ved samtlige målestationer. Som eksempel kan nævnes ST. 32.21 som, omtalt i sektion 10.2.2 på side 98, kan modelleres på baggrund af øvrige målestationer. Dette muliggør fortsat information for pågældende målestation ved målerudfald. Ydermere giver dette ligeledes mulighed for kvalitetssikring og udpegning af fejlmålinger. Kvalitetssikring og udpegning af fejlmålinger omtales i 14.5 på side 125. Den øgede driftsikkerhed for målestationerne giver bedre vilkår for styrings- og beslutningsprocessen i forbindelse med optimal hydraulisk udnyttelse af systemet. Derudover kan anvendelsen af sluse- og pumpeanlægget formentlig reduceres, hvilket bidrager til opretholdelse af den høje faunaklasse for Omløbsåen.
Såfremt styringen af fordelerbygværket baseres på f.eks. numeriske modeller, så som MIKE URBAN-modellen, vil backup-signalet genereret af neurale netværk ligeledes give et fortsat input til de numeriske modeller. Dette sikre, at modelberegningen fortsat kan gennemføres. Driftsikkerheden øges dermed og sandsynlighed for tilbagefald til en mindre kompleks styringsstrategi minimeres.

Del IV

Sammenfatning



Kapitel 12

Modelleringsoversigt

I dette kapitel gives en samlet oversigt over prognoselængder og -kvalitet for de målestationer som er berørt af de neurale netværk.

Resulteterne fra kapitel 8, 9 og 10 muliggør hhv. afstrømningsmodellering og vandstandsmodellering af målestationerne i Vejle indre by og i oplandet hertil. Dertil er det, grundet en tidslig forsinkelse af input og output, muligt at prognosticere vandstandskoten/vandføringen for en given målestation.

12.1 Prognoselængde og -kvalitet for målestationer

Prognoselængden og -kvaliteten for målestationerne, som er berørt i nærværende rapport med neurale netværk, ses i tabel 12.1. For flere af målestationerne er prognoselængden og -kvaliteten angivet flere gange, da disse varierer alt afhængig af netværksinput m.m. Prognoselængden er angivet op til det maksimalt mulige antal timer. Prognosekvaliteten bygger på nærværende rapports subjektive vurdering af modellens evne til at prognosticere den målte vandstand/vandføring. Prognosekvaliteten siger nødvendigvis ikke noget om prognosekvaliteten sammenholdt mod alternative modeller, men skal ses som et mål for sammenligning af målestationerne imellem og ift. de forskellige prognoselængder.

Tabel 12.1. Prognoselængde og -kvalitet for neurale netværks estimering af målestationer.

Målestation	Netværk	Prognoselængde	Prognosekvalitet
ST. 32.06	NN.6.Q	→ 120 min	★★☆☆☆
ST. 32.21	NN.24.2.H	→ 30 min	★★★★★
ST. 32.21	NN.24.2.H + NN.6.Q	→ 150 min	★★☆☆☆
ST. 32.22	NN.16.1.H*	→ 30 min	★★★★★
ST. 32.22	NN.16.1.H* + NN.6.Q	→ 150 min	★★☆☆☆
Vejle Havn	NN.16.2.H	→ 30 min	★★★★★
Vejle Havn	NN.18.2.H	→ 180 min	★★★★☆
Vejle Havn	NN.19.2.H	→ 420 min	★★★☆☆

*Bygger på samme netværksopsætning selvom netværket oprindeligt er designet til Vejle Havn.

I tabel 12.1 ses, at prognosekvaliteten falder som funktion af prognoselængden. Derudover ses at netværket, hvor nedbør indgår som input, NN.6.Q, har lavere prognosekvalitet end de øvrige, hvor vandstandsinput indgår. NN.6.Q er konfigureret til prædiktering af vandføring, mens andre er konfigureret til prædiktering af vandstandskote. Til ensretning af enheder kan QH-relationen i sektion 3.2.7 på side 23 anvendes.
ST. 32.20 og 32.23 forventes at kunne estimeres på lige fod med ST. 32.21, da stationerne ligger i umiddelbar nærhed af hinanden. Dette er dog ikke undersøgt i nærværende rapport.

Afsnit 14.4 på side 124 præsenterer forslag til forbedring af prognoselængden og -kvaliteten.

Kapitel 13

Konklusion

Neurale netværk kan overordnet set anvendes til hydraulisk modellering med høj præcision. Dette forudsætter dog, at der er en række konfigureringsmæssige betingelser som er opfyldt. Først og fremmest er det vigtigt at have en forståelse af det system, som ønskes modelleret. Dette gør sig gældende ift. processer, som har betydning for ændringer i systemet. For afstrømningsmodellering kan det bl.a. være jordens fugtighed, spatial og temporal systemrespons og grødemængde. Systemforståelsen kan anvendes til udvælgelse af relevante input for det neurale netværk. En korrekt udvælgelse af relevante input forbedre netværkets modelkvalitet eftersom et input, der ikke giver brugbar information om det fænomen der modellers, forringer modelkvaliteten. For at få mest udbytte og information af inputtene er det afgørende at foretage en optimal inputforarbejdning. Dette gør sig gældende ift. udformning af TDL, herunder forsinkelse af input, antal og evt. midling. Derudover er netværkets konfiguration ligeledes essentiel i at opnå valide resultater. I nærværende rapport har en netværksstruktur i form af et FFNN-netværk med ét skjult lag vist sig gunstigt. Alt afhængigt af inputsammensætningen er 2 - 8 neuroner i det skjulte lag fundet anbefalelsesværdigt. Det har vist sig, at netværks initialværdier har betydning for modelkvaliteten under valideringen af netværket. Det anbefales derfor, at udføre en række kalibreringer af netværk med forskellige initialværdier for derefter at vælge den netværkskalibrering, som giver den højeste overensstemmelse mellem modelleret og målt for valideringen. I forbindelse med modellering af syntetiske systemer er det observeret, at netværket i høj grad er i stand til at modellere systemet, så længde der er høj sammenhæng mellem input og output. I tilfælde af lavere sammenhæng mellem input og output forringes netværkets modelkvalitet tilsvarende for valideringen. Generelt set vil en høj sammenhæng mellem input og output resultere i en høj modelkvalitet for neurale netværk. Såfremt netværket kalibreres til data, som er væsentligt afvigende for data netværket valideres til, vil dette resultere i en nedsat modelkvalitet for valideringen. Dette er observeret i forbindelse med afstrømningsmodelleringen, hvor der hydrologisk er forskel på år 2014 og 2015, som hhv. anvendes til kalibrering og validering af netværket. Flere års data til kalibrering vil derfor minimere den usikkerhed, der forekommer individuelt mellem forskellige år og formentlig resultere i en bedre generaliseringsevne.

I forbindelse med afstrømningsmodellering er input i form af udelukkende nedbør kun delvist egnet til estimering af vandstandskoten i ST. 32.06, eftersom der særligt i sommerhalvåret forekommer markante afvigelser. Netværket til afstrømningsmodellering kan forbedres ved at tage højde for variationen i grødemænden, dvs. omregning af vandstandskote til vandføring på baggrund af årstidsvarierende QH-relation. Derved opnås højere sammenhæng mellem input og output, idet den afstrømmende volumen korrigeres ift. grødemængden. En yderligere forbedring af netværk kan opnås ved implementering af et netværksinput indeholdende information om jordens fugtighed, benævnt tørkeindeks. Herved opnås en forbedret afstrømningsmodellering af vandføringen i ST. 32.06, hvor forbedringen hovedsageligt findes i sommerhalvåret. Responstiden for nedbør til afstrømning muliggør at prognosticere vandføringen i ST. 32.06 op til 120 min frem i tid. Sammenlignes outputtet for afstrømningsmodelleringen med neurale netværk med en 3-bassins lineær reservoir model opnås stort set liggende resultater. Det neurale netværk kan derfor ikke konkluderes som værende hverken bedre eller ringere end en traditionel afstrømningsmodel. Fordelen ved et neuralt netværk er dog, at det er selvkalibrerende og løbende vil forbedres som følge af flere måledata til kalibrering.

Det er vha. korrelerede vandstandsinput med en tidslig forsinkelse muligt at forudsige vandstanden i Vejle Havn op til 420 min gennem et neuralt netværk. Ved modellering af almindelig tidevandspåvirkning uden vindpåvirkning falder dynamikken i modeloutputtet ved øget prognoselængde. Ved modellering af mere ekstreme vandstande, indeholdt vindstuvningseffekter, er der en tendens til, at netværket

ikke formår at estimere ekstraordinært lave vandstande som følge af stuvning. For at beskrive disse stuvningseffekter i netværksinputtet har det vist sig, at en såkaldt vindfaktor udarbejdet på baggrund af en konvertering af målt vindretning og -hastighed kan forbedre modelkvaliteten ved modellering af mere ekstreme vandstande indeholdt vindstuvningseffekter. Vindfaktoren har for modellering af tidevandspåvirkning stort set ingen effekt på modeloutputtet. Ved en prognoselængde på 30 min opnås høj overensstemmelse mellem modelleret og målt vandstand, hvor dynamikken er eftervist i høj grad. Ved forøgelse af prognoselængden falder dynamikken og overensstemmelsen mellem modelleret og målt reduceres, dog modellers de maksimalt forekomne vandstande stadig i høj grad. Det vurderes derfor muligt at forudsige ekstremvandstande, med en prognoselængde på op til 420 min.

Det er vha. et neuralt netværk muligt, at modellere vandstandskoten i ST. 32.21 vha. kun et enkelt vandstandsinput fra en nærliggende vandstandsmålestation, ST. 32.06 eller 32.20, såfremt styresignalet ligeledes gives som input til netværket. Gives styresignalinputtet ikke til det neurale netværk, er det kun muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.21, såfremt både ST. 32.06 og 32.20 gives som input. Tilføjes Vejle Havn som yderligere input opnås højere overensstemmelse mellem modelleret og målt vandstand i forbindelse med perioder med stuvningspåvirkning. Anvendes ST. 32.06, 32.20 og Vejle Havn opnås højeste overensstemmelse mellem modelleret og målt vandstand. Dette gælder både med og uden styresignal-inputtet, dog opnås en marginal forbedring ved også at anvende af styresignal-inputtet. Eftersom det er muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.21, vurderes det også at være muligt at modellere vandstandskoten i ST. 32.20, 32.22 og 32.23 med neurale netværk. Derudover er det påvist, at styresignalet for fordelerbygværket kan estimeres med et neuralt netværk på baggrund af omkringliggende vandstandsmålestationer.
Dertil er det, på baggrund af en fastsat kritisk kote for ST. 32.21, muligt at foretage styring af fordelerbygværket med et neuralt netværk. Styringen er ydermere valideret med en MIKE URBAN-model, hvor den maksimale afvigelse for valideringspunkterne er 4,3 %. Det neurale netværk vurderes derfor velegnet til styring af fordelerbygværket.
Med udgangspunkt i modelusikkerheden er det muligt at foretage stokastisk modelprædiktiv styring af fordelerbygværket. Dette gør det muligt at forudsige sandsynligheden for, at kritisk niveau for fordelerbygværket opnås med en prognoselængde på op til 150 min. Den høje beregningseffektivitet for neurale netværk muliggør beregning af 10.000 stokastiske datakombinationer på <0,1 s.

Nærværende rapport viser, at der er et stort potentiale i at anvende neurale netværk til hydrauliske beregninger i vandløb og indenfor det afløbstekniske område. Denne type af datadreven modellering åbner op for mange anvendelser. Forudsætningen er dog, at der er gode og relevante målinger tilgængelig - en forudsætning, der også er gældende for alle andre typer af hydrauliske og hydrologiske modeller. Neurale netværk er særligt anvendelige i situationer, hvor det kun er nødvendigt med et output indeholdende enkelte tilstandsparametre. Dette kan f.eks. være vandstandskote i et kritisk punkt, vandføring eller styresignal. For projektlokaliteten er det med neurale netværk muligt, at prognosticere vandstandskoten/vandføringen for de enkelte målestationer. Dette giver mulighed for bl.a. modelprædiktiv styring og dermed en mere optimal hydraulisk udnyttelse af systemet samt minimal driftstid for sluse- og pumpeanlægget. En minimal driftstid for sluse- og pumpeanlægget vil bidrage til opretholdelse af den høje faunaklasse for Omløbsåen og minimere driftsomkostningerne for systemet. I forbindelse med måleudfald af kritiske målestationer kan neurale netværk bruges til at erstatte disse målinger med inddata fra øvrige målestationer. Dette øger driftssikkerheden for bl.a. styringsstrategien og medvirker til at undgå tilbagefald til en mindre kompleks styringsstrategi.
Såfremt styringen af fordelerbygværket og sluse- og pumpeanlægget baseres på en fuldt distribueret model, f.eks. en MIKE URBAN-model evt. i kombination med en MIKE SHE- og/eller MIKE 21-model, vil et neuralt netværk kunne agere som model for hhv. prognosticering, backup og kvalitetssikring af inputdata til den distribuerede model.

Kapitel 14

Videre undersøgelse og forbedringer

I bestræbelsen efter at forbedre de neurale netværks evner i forbindelse med prognosticering og styring af vandet i Vejle, vil følgende afsnit komme med forslag og forbedringer, som tager udgangspunkt i og/eller udbygger allerede præsenterede emner og problemstillinger. Afsnittet behandler herigennem emnerne; datamængde, kvalitetssikring, fejlmåling samt forbedring af prognosekvalitet og -længde.

14.1 Datamængde til kalibrering og validering af neurale netværk

Det neurale netværk er en datadreven model, hvorfor netværkets tilpasningsevne afhænger af de data som det fødes med. Netværkets kalibrering til de præsenterede data afhænger bl.a. af netværkets opsætning, herunder antal neuroner m.m., men er også stærkt præget af den tilgængelige mængde af data. Ved en større mængde af data, dvs. en længere periode, vil netværket blive præsenteret for en bredere vifte af forskellige scenarier, hvorfor disse kan blive forsøgt indlært under kalibreringsfasen. Det har derfor vist sig gunstigt for netværket med en større mængde kalibreringsdata, da netværket hermed opnår en gearing af inputtet, således at flere mulige scenarier kan genereres i outputtet. Ved små datamængder vil netværket derfor udføre en lokal kalibrering til de indlærte data, hvorfor en generalisering ikke vil opnås. Opdelingen af den tilgængelige datamængde i en kalibrerings- og valideringsdatamængde styres af, hvorvidt det prioriteres, at netværket modtager en så stor kalibreringsdatamængde som muligt, eller om valideringen af netværkets kvalitet vurderes højere.

Foruden en opdeling i en kalibrerings- og valideringsmængde, kan den indsamlede datamængde også opdeles i en sommer- og vinterperiode. Herigennem vil dataene være mere specifikke og ensartede, hvilket netværket muligvis vil yde gunstigt af til modellering af sommer- og vinterrelaterede hændelser. Dette medfører dog en yderligere reduktion i den mængde data, som netværket kan kalibreres og valideres med. Derfor vil det i nærværende rapport være at foretrække med en større datamængde, da kalibrerings- og valideringsdatamængden med en eventuel opdeling i sommer- og vintermængde herigennem kunne øges, og potentialet for et bedre netværk opnås under forudsætning af, at de modellerede data er påvirket af f.eks. grøde, temperatur, solindstråling, m.m.

Netværket vil opnå yderligere forbedring ved løbende indsamling af måledata. Dette sker ved, at som tiden går, vil de opsatte målere opsamle data, som netværket kan fortsætte sin kalibrering på. Herigennem forbedres netværkets kvalitet yderligere af den voksende datamængde.

14.2 Implementering af virkelige målinger

På nuværende tidspunkt forefindes endnu ikke målinger af fordelerbygværkets overløbskote, hvorfor det ikke har vist sig muligt at undersøge effekten af en given overløbskotes påvirkning på systemet. Af den grund er der i nærværende rapport opstillet den konceptuelle vandløbsmodel, generende for de anvendte modelleringsdata. Ved idriftsættelse af systemet vil der i fremtiden kunne indsamles målinger for overløbskoten for fordelerbygværket, hvoraf der vil kunne etableres en styring af fordelerbygværket med input fra virkelige målte data. Hvorvidt de neurale netværk kan estimere en tilsvarende styring, som vist i nærværende rapport, er uvis. Dette skyldes de mange udefrakommende påvirkninger på det virkelig system, som ikke er medtaget i den konceptuelle vandløbsmodel. Dette inkluderer bl.a. aflastninger fra afløbssystemet og ændringer i Manningtallet for vandløbene. Hvorvidt disse eksterne påvirkninger kan beskrives og implementeres i de neurale netværk til styring af fordelerbygværket, er ikke undersøgt i nærværende rapport. Dette vil efter en antagelig målekampagne af relevante parametre

kunne forsøges afprøvet i netværkene, hvoraf det kan verificeres om neurale netværk kan anvendes som et datadrevet styringsværktøj med input af virkelig målinger.

Ved anvendelse af virkelige målinger til prognosticering og styring af fordelerbygværket, skal der foruden de nuværende målinger i systemet, kunne indsamles information om fordelerbygværkets overløbskote. Indsamlingen bør finde sted i realtid, hvilket muliggør løbende prædiktering og kalibrering med neurale netværk. Netværket har vist sig særdeles velegnet i realtidsoperationer da eksekveringen af netværket, inklusiv stokastisk usikkerhedsestimering, kan forløbe på <1 s. Realtidsoperationen af netværket kan klargøres til implementering i mindre systemer, så som i PLC-styring, hvilket gør, at netværksopsætningen m.m. kan eksekveres uden brug af programmet MATLAB.

14.3 Reduktion af prognoseusikkerheden

Kvaliteten af prognoserne med den dertilhørende usikkerhed, som vist i sektion 10.3.1 på side 105, baserer sig på den fuldt modellerede periode, hvorfra usikkerheden til den stokastisk modelprædiktive styring er estimeret. Den modellerede periode ligger sig derfor som grundlag for den beregnede spredning af afvigelserne, hvilket medfører, at den anvendte spredning for prognoserne påvirkes af den totale periodes afvigelser. Til dette tiltænkes det, at usikkerheden for prognoserne, implementeret vha. spredning, kunne gøres afhængig af den evaluerede periodes længde samt ift. værdien af det prognosticerede datapunkt.

Den evaluerede periodes længde, til beregning af spredning på modellens output, påvirker størrelsen af spredningen. Vælges der en længere periode, vil spredningen indeholde en mere generel tendens for modellen, idet flere scenarier indgår i beregningen. Vælges en kortere evalueringsperiode, vil spredningen give en mere lokal visning af modellens spredning. Evalueringsperiodens optimale længde for bedste afbildning af modellens usikkerhed er i nærværende rapport ikke undersøgt, men kan bruges som en videre implementering til prognoseusikkerheden.

Prognoseusikkerheden kan også implementeres som en afhængighed af, om det prognosticerede datapunkt har en høj, middel eller lav værdi, eftersom modellen formentlig vil have forskellig afvigelse. Dvs. spredningen beregnes i intervaller afhængig af forudgående datapunkters værdi, hvorefter den tilhørende spredning påføres det prognosticerede datapunkt. Herigennem distanceres der mellem, om modellen er mere eller mindre god til at ramme ekstrem- eller middelværdier. Datapunktsafhængig spredning er ikke belyst i nærværende rapport, men vurderes fordelagtig ift. at opnå en mere korrekt beskrivelse af prognoseusikkerheden.

14.4 Forbedring af prognoselængden og -kvalitet

Det har i nærværende rapport vist sig, at prognoselængden er stærkt styret at den tidslige forskydning mellem korrelationerne af de anvendte input og target. Derfor afhænger prognoselængden af den responstid som eksisterer i systemet, herigennem den fysiske afstand mellem målestationerne. For at kunne øge eller mindske de allerede præsenterede prognoselængder, tabel 12.1 på side 119, vil det være anvendeligt at opsætte yderligere målestationer med en anden lokation. Dette vil give en anden responstid i systemet, hvilket kan udnyttes til en anden prognoselængde. For at yderligere målestationer kan opsættes, vil det kræve, at systemet kan afspejle systemets respons i det ekstra antal målere. Dvs. om der kan opsættes målere således, at forskellige responstider i systemet kan opnås.

I nærværende rapport er der til modellering af vandføringen i ST. 32.06 taget udgangspunkt i nedbøren for SVK 5235. Modelleringen af ST. 32.06, med nedbør som primære drivmiddel, medfører den laveste prognosekvalitet blandt de berørte målestationer. Nedbøren som input medfører en prognose på op til

120 min for vandføringen i ST. 32.06. Til forbedring af prognosekvaliteten for ST. 32.06, vil korrelation med en tilsvarende vandstandsmålestation være at foretrække, da der herigennem har vist sig gode resultater. Heri mulighed for anden prognoselængde ved opsætning af yderligere målestation.
Ud fra figur 3.2 på side 14, som viser lokationen af ST. 32.06 på Grejs Å, er der mulighed for etablering af yderligere målestationer op- og nedstrøms ST. 32.06, hvilket vil resultere i hhv. en længere og kortere responstid end den nuværende korrelerede 30 min til ST. 32.22. Ved placering af en målestation i Grejs Å's yderligste opstrøms punkt ved udløbet fra Fårup Sø opnås den størst mulige prognoselængde på ca. 80 min til ST. 32.22[1]. Den ekstra målestations forslåede lokalitet ses i figur 3.2 på side 14. Målestationens placering er valgt mht. tilgængelighed således, at måleren kan inspiceres i tilfælde af fejl, tilstopning eller andre opstående problemer. Ved den viste placering, af ny og nuværende målestationen, vil der over tid kunne indsamles måledata til prognosticering af overløbskoten i fordelerbygværket 30 og 80 min frem i tid.

14.5 Kvalitetssikring og udpegning af fejlmålinger

De indsamlede tidsserier fra vandstandsstationerne har vist sig at indeholde et større antal synlige målefejl, som vist i figur 3.21 på side 26, hvilket gør de enkelte tidsserier periodevis uanvendelige. For at sikre at kvaliteten af tidsserierne er tilstrækkelige som styringsinput, vil en kvalitetssikring af målingerne være fordelagtigt. Til netop dette tiltænkes neurale netværk, at være anvendelige som udpeger eller indikator af potentielle målefejl i tidsserierne. Kvalitetssikringens implementering i det neurale netværk kan bl.a. ske ved at føde netværket med et TDL-input af den tidsserie som ønskes kvalitetssikret med tilhørerende target, beskrivende for hvor der i de indlærte tidsserier forekommer fejl. Herigennem kan netværket formentligt skelne mellem korrekte målinger og fejlmålinger. Det er dog højst usikkert, hvorvidt dette er muligt, men står som et uberørt emne for nærværende rapport. For at kvalitetssikring af målinger kan forløbe tilfredsstillende, vil det være et krav at udpegningen af fejlmålinger kan ske i realtid, da tidsserierne tilsvarende anvendes i realtid.

Fejlene i tidsserierne udgøres af forskellige fejltyper, heri åbenlyse visuelle fejl, som vist i figur 3.21 på side 26, hvor der sker momentane ændringer i serierne, som for det menneskelige øje er muligt at se. Hertil de skjulte fejl, hvor det med en visuel inspektion ikke umiddelbart er muligt at opdage fejlene. De skjulte fejl kan f.eks. dække over en langsomt akkumulerende ændring af vandstanden over tid forårsaget af tilstopning af måleren eller andre lokale forhold, som over tid påvirker målingerne.

Kriteriet for om der er målefejl eller ej, er svært at give en klar definition af. Det er derfor tilsvarende svært at udforme nogle matematiske betingelser herfor, da fejlene påvirker tidsserierne på forskellig vis. Det kan derfor tiltænkes, at det neurale netværk kan adaptere disse forskellige fejl og dermed give en indikator for fejl som netværksoutput. Netværket kan bl.a. fødes med den målte og/eller den modellerede tidsserie og gennem disse indikere fejlene som opstår i serierne. Den foretrukne løsning vil derfor være, at netværket udelukkende på baggrund af målingen selv, kan indikere fejl i målingerne.

Ved udpegning af fejl i tidsserierne kan det for netværket være besværligt at distancere mellem målefejl og reelle målinger. Eksterne påvirkninger, såsom ændring i Manningtallet over året, grødeskæring i vandløbene, aflastninger fra f.eks. dambrug og urbane områder, og ikke mindst reguleringer af fordelerbygværket giver alle aftryk i tidsserierne, som kan antyde fejlmålinger. Hvorvidt det neurale netværk kan anvendes i en sådan sammenhæng er i nærværende rapport ikke undersøgt, men tiltænkes som en kandidat til opgaven.

[1] Forudsætter samme systemrespons pr. strækning som for ST. 32.06 til 32.22.

Litteratur

112alarm.dk, **2015a**. 112alarm.dk. *Højvandet i Ågade i Vejle.* URL: http://www.112alarm.dk/hoejvandet-i-aagade-i-vejle/, 2015.

112alarm.dk, **2015b**. 112alarm.dk. *Oversvømmelse i Vejle 26/12-2015.* URL: http://www.112alarm.dk/oversvoemmelse-i-vejle/, 2015.

Aarhus Universitet, **2015**. Aarhus Universitet. *Nedbør, fordampning og afstrømning.* URL: http://www2.dmu.dk/1_viden/2_Publikationer/3_fagrapporter/rapporter/fr340_kort.pdf, 2015.

Alyuda Research Company, **2016**. Alyuda Research Company. *Applications for Neural Network.* URL: http://www.alyuda.com/products/forecaster/neural-network-applications.htm, 2016.

Boeree, **2009**. Dr. C. George Boeree. *General Psychology - The Neuron.* URL: http://webspace.ship.edu/cgboer/theneuron.html, 2009.

Brorsen og Larsen, **2009**. Michael Brorsen og Torben Larsen. *Lærebrog i Hydraulik.* ISBN: 978-87-7307-978-2, Handbook. Aalborg Universitetsforlag, 2009.

Campisano, Ple, Muschalla, Pleau, og Vanrolleghem, **2013**. A. Campisano, J. Cabot Ple, D. Muschalla, M. Pleau, og P.A. Vanrolleghem. *Potential and limitations of modern equipment for real time control of urban wastewater systems.* Urban Water Journal, 2013.

Demuth og Beal, **2016**. Howard Demuth og Mark Beal. *Neural Network Toolbox*, 2016.

DMI, **2014a**. DMI. *Fremtidige klimaforandringer i Danmark*, 2014a.

DMI, **2015a**. DMI. *Ekstrem nedbør i Danmark - opgørelser og analyser til og med 2014*, 2015a.

DMI, **2014b**. DMI. *Vejret i Danmark - sommer 2014.* URL: http://www.dmi.dk/vejr/arkiver/maanedsaesonaar/201402/vejret-i-danmark-sommeren-2014/, 2014.

DMI, **2015b**. DMI. *Vejret i Danmark - sommer 2015.* URL: http://www.dmi.dk/vejr/arkiver/maanedsaesonaar/vejret-i-danmark-sommer-2015/, 2015.

DMI, **2007**. DMI. *Sådan udregnes tørkeindex.* URL: http://www.dmi.dk/vejr/maalinger/toerkeindeks/saadan-udregnes-toerkeindeks/, 2007.

DMI, **2016**. DMI. *Gældende definitioner for SVK nedbørsdata.* URL: http://www.dmi.dk/fileadmin/Erhverv/Gaeldende_definitioner_for_SVK_nedboers_data_samt_definition_af_KM2-format.pdf, 2016.

FER, **2016**. FER. *The Back Propagation Algorithm.* URL: https://www.fer.unizg.hr/_download/repository/BP_chapter3_-_bp.pdf, 2016.

GeogOnline, **2015**. GeogOnline. *Storm hydrograph.* URL: http://www.geogonline.org.uk/storm_hydrograph.htm, 2015.

Hagan, Demuth, Beale, og Jesús, **2014**. Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Hudson Beale, og Orlando De Jesús. *Neural Network Design*. ISBN: 0-9717321-1-6, Handbook. 2014.

Hashmi, **2016**. Ahmed Hashmi. *Neural network & its applications*. URL: http://www.slideshare.net/Ahmed_hashmi/neural-network-its-applications, 2016.

Heath, **2010**. Greg Heath. *Training, testing and validating data set in Neural Network*. URL: http://www.mathworks.com/matlabcentral/newsreader/view_thread/295781, 2010.

J. J. Ä., **2016**. J. J. Ä. *Mølleåen, Vejle*. URL: http://www.panoramio.com/photo_explorer#view=photo&position=840&with_photo_id=113500964&order=date_desc&user=6378957, 2016.

Jensen, **2015**. David Getreuer Jensen. *Combining weather radar nowcasts and numerical weather prediction models to estimate short-term quantitative precipitation and uncertainty*. Præsentation, Ph.D. forsvar, 2015.

Karsoliya, **2012**. Saurabh Karsoliya. *Approximating Number of Hidden layer neurons in Multiple Hidden Layer BPNN Architecture*, 2012.

Krause, Boyle, og Bäse, **2005**. P. Krause, D. P. Boyle, og F. Bäse. *Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment*. Advances in Geosciences, 2005.

Krogh, **1991**. Anders Krogh. *Neurale netværk - kapitel i tidsskriftet "Naturligvis"fra Københavns Universitet*, 1991.

Kystdirektoratet, **2014**. Kystdirektoratet. *Hvad er en stormflod*. URL: http://omkystdirektoratet.kyst.dk/pages/webside_printFriendly.asp?articleGuid=59447, 2014.

Landsfeldt, **2016**. Paul Landsfeldt. *Vejle Kommune, Teknik & Miljø, Vand*. Mailkorrespondance, 2016.

Larsen, **2015a**. Torben Larsen. *Hydrodynamics of estuaries and lakes - Note on tides and tidal currents*, 2015a.

Larsen, **2015b**. Torben Larsen. *Hydrodynamics of estuaries and lakes - Note on wind effects in estuaries and lakes*, 2015b.

Lawrenc, **2005**. Mark G. Lawrenc. *The Relationship between Relative Humidity and the Dewpoint Temperature in Moist Air - A Simple Conversion and Applications*. American Meteorological Society, 2005.

Leverington, **2009**. David Leverington. *A Basic Introduction to Feedforward Backpropagation Neural Networks*, 2009.

LIFA A/S Landinspektører, **2014**. LIFA A/S Landinspektører. *Tværprofil Omløbsåen*, 2014.

Linacre, **1977**. Edward T. Linacre. *A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone*. Agricultural Meteorology, 1977.

Lloyd, **2014**. Matthew Lloyd. *What are the pros and cons of neural networks from a practical perspective?* URL: https://www.quora.com/What-are-the-pros-and-cons-of-neural-networks-from-a-practical-perspective, 2014.

MATLAB, **2016a**. MATLAB. *Feedforwardnet*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/feedforwardnet.html, 2016.

MATLAB, **2016b**. MATLAB. *Design Layer-Recurrent Neural Networks*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ug/
design-layer-recurrent-neural-networks.html, 2016.

MATLAB, **2016c**. MATLAB. *Design Time Series NARX Feedback Neural Networks*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ug/
design-time-series-narx-feedback-neural-networks.html, 2016.

MATLAB, **2010**. MATLAB. *initnw - Nguyen-Widrow layer initialization function*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/initnw.html, 2010.

MATLAB, **2015a**. MATLAB. *Trainlm - Levenberg-Marquardt backpropagation*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/trainlm.html, 2015.

MATLAB, **2016d**. MATLAB. *Log-sigmoid transfer function*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/logsig.html, 2016.

MATLAB, **2015b**. MATLAB. *Train and Apply Multilayer Neural Networks*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ug/
train-and-apply-multilayer-neural-networks.html, 2015.

MATLAB, **2016e**. MATLAB. *Linear transfer function*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/purelin.html, 2016.

MATLAB, **2016f**. MATLAB. *Hyperbolic tangent sigmoid transfer function*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ref/tansig.html, 2016.

MATLAB, **2015c**. MATLAB. *Multilayer Neural Network Architecture*. URL:
http://se.mathworks.com/help/nnet/ug/
multilayer-neural-network-architecture.html, 2015.

Miljøministeriet, Naturstyrelsen, Transportministeriet, og Kystdirektoratet, **2011**. Miljøministeriet, Naturstyrelsen, Transportministeriet, og Kystdirektoratet. *Endelig udpegning af risikoområder for oversvømmelse fra vandløb, søer, havet og fjorde*, 2011.

Neurosolutions, **2015**. Neurosolutions. *What are Neural Networks & Predictive Data Analytics?* URL:
http://www.neurosolutions.com/products/ns/whatisNN.html, 2015.

Nordjyllands Amt, **2006**. Nordjyllands Amt. *Afstrømningsmålinger i Nordjyllands Amt 2005*, 2006.

Rasmussen, Schneidelbach, Johansen, og Svendsen, **2014**. Michael Mølskov Rasmussen, Kristoffer Stenkær Schneidelbach, Jacob Sondrup Johansen, og Lars Edvard Svendsen. *Bachelorprojekt - Afledning af regn- og spildevand i Svenstrup*, 2014.

Rasmussen, **1992**. Michael Robdrup Rasmussen. *Neurale netværk*. Aalborg Universitet Afgangsprojekt, 1992.

Ravn, **2016**. Kjartan Gunnarsson Ravn. *Vejle Spildevand A/S*. Samtale, 2016.

Thordarson, **2015**. Fannar Örn Thordarson. *Grey Box*. URL:
http://energy.imm.dtu.dk/models/grey-box.html, 2015.

Scanlon, Raffensperger, og Hornberger, **2000**. Todd M. Scanlon, Jeff P. Raffensperger, og George M. Hornberger. *Shallow subsurface storm flow in a forested headwater catchment*, 2000.

Thorndahl, **2015**. Søren Thorndahl. *Urban Hydroinformatics Lecture 7.* Forelæsning d. 28/10-2015, 2015.

University of Wisconsin Madison, **2016**. University of Wisconsin Madison. *A Basic Introduction To Neural Networks.* URL: `http://pages.cs.wisc.edu/~bolo/shipyard/neural/local.html`, 2016.

Vejle Amt, **1993**. Vejle Amt. *Regulativ for Grejs Å*, 1993.

Vejle Amts Folkeblad, **2015**. Vejle Amts Folkeblad. *Sluseanlæg kræver opkøbning af jord langs åen.* URL: `http://vafo.dk/article/20150218/ARTIKLER/150219326`, 2015.

Vejle Kommune, **2015**. Vejle Kommune. *Sluse- og pumpeanlæg ved Omløbsåen.* URL: `http://www.plan.vejle.dk/Byudvikling-og-projekter/Igangvaerende-anlaegs-og-byggeprojekter/Sluse-og-pumpeanlaeg-ved-Omloebsaaen.aspx`, 2015.

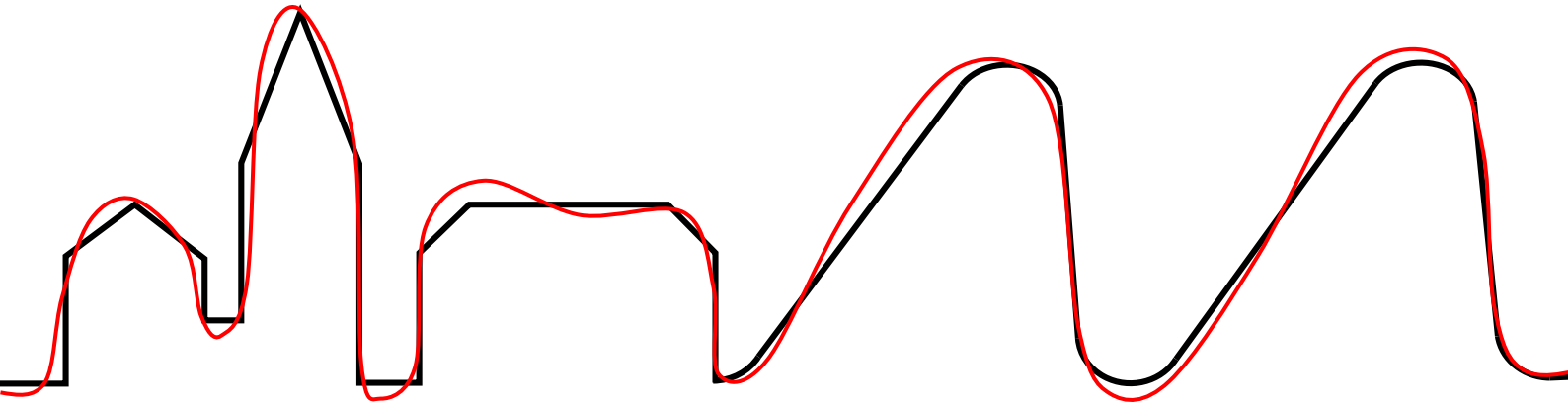
Vejle Spildevand A/S, **2016**. Vejle Spildevand A/S. *Vejle Spildevand A/S*, 2016.

Vestergaard, Larsen, og Frier, **1991**. Kristian Vestergaard, Torben Larsen, og Jens-Ole Frier. *Q-h kurver for grødefyldte vandløb*, 1991.

Weather Underground, **2015**. Weather Underground. *Weather data.* URL: `http://www.wunderground.com/`, 2015.

Hydraulisk modellering og modelprædiktiv styring med Neurale Netværk

– Bilag –



Afgangsprojekt sep. 2015 – jun. 2016

———

Michael Mølskov Rasmussen

Kristoffer Stenkær Schneidelbach

———

Byggeri & Anlæg • Vand & Miljø • Aalborg Universitet

Bilag A

Bilags-USB

Oversigt over vedhæftede filer på vedlagte bilags-USB. De vedhæftede filer dækker scripts udarbejdet i MATLAB og konceptuel vandløbsmodel opstillet i MIKE URBAN samt tilhørende inddata, randbetingelser m.v. Dertil digital udgave af nærværende rapport. Der er mht. kompatibiliteten af MATLAB-filerne valgt at vedhæfte det rå filformat (*.mat) samt tilhørende print af script til transportabelt dokumentformat (*.pdf).

A.1 MALTAB-scripts

A.1.1 Konvertering af Orbicon-data

A.1.2 Konvertering af km2-data

A.1.3 Download fra DMI

A.1.4 Download fra Weather Underground

A.1.5 Beregning af estimeret fordampning

A.1.6 2-bassins lineær reservoir model (LRM.2)

A.1.7 3-bassins lineær reservoir model (LRM.3)

A.1.8 Neuralt Netværk LRM

A.1.9 Beregning af tørkeindeks

A.1.10 Neuralt Netværk ST. 32.06

A.1.11 Neuralt Netværk Vejle Havn

A.1.12 Generering af styresignal til fordelerbygværk

A.1.13 Neuralt Netværk ST. 32.21 (MIKE URBAN)

A.1.14 Neuralt Netværk estimering af styresignal

A.1.15 Neuralt Netværk stokastisk modellering

A.2 Konceptuel model

A.2.1 MIKE URBAN-vandløbsmodel

A.3 Elektronisk rapport

A.3.1 Hydraulisk modellering og modelprædiktiv styring med Neurale Netværk

Bilag B

Dataoversigt

I nærværende rapport er der anvendt en lang række data, som stammer fra forskellige dataleverandører. Her ses en oversigt over dataens type, leverandør, tidlig- og dataopløsning samt henvisning til MATLAB-script til rip og/eller konvertering af data. Dataoversigten ses i tabel B.1.

Tabel B.1. Dataoversigt. MATLAB-scriptene findes på bilags-USB A.1.1 - A.1.4.

Tidsserie	**Type**	**Leverandør**	**Tidslig opløsning**	**Dataopløsning**	**MATLAB-script**
Stationsnr. / lokalitet	-	-	min		-
ST. 32.06	Vandstandskote	Orbicon	10	1 mm	A.1.1
ST. 32.20	Vandstandskote	Orbicon	5	1 mm	A.1.1
ST. 32.21	Vandstandskote	Orbicon	5	1 mm	A.1.1
ST. 32.22	Vandstandskote	Orbicon	15	1 mm	A.1.1
ST. 32.23	Vandstandskote	Orbicon	15	1 mm	A.1.1
Vejle Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
Juelsminde Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
Ballen Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
Grenå Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
Vesterø Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
Skagen Havn	Vandstandskote	DMI	10	10 mm	A.1.3
SVK 5230	Regnintensitet	SVK	1	0,2 mm	A.1.2
SVK 5232	Regnintensitet	SVK	1	0,2 mm	A.1.2
SVK 5235	Regnintensitet	SVK	1	0,2 mm	A.1.2
SVK 5239	Regnintensitet	SVK	1	0,2 mm	A.1.2
Billund Lufthavn	Temperatur	Weather Underground	10, 20 & 30	0,1 °C	A.1.4
	Vindretning	Weather Underground	10, 20 & 30	1 °	A.1.4
	Vindhastighed	Weather Underground	10, 20 & 30	0,36 $\mathrm{m \cdot s^{-1}}$	A.1.4
	Relativ luftfugtighed	Weather Underground	10, 20 & 30	1 %	A.1.4
	Lufttryk	Weather Underground	10, 20 & 30	1 Pa	A.1.4

MATLAB-scriptsene omtalt i tabel B.1 interpolerer alle de loadede data til en ens tidslig opløsning svarende til 1 min. Derudover ensrettes enheder. Desuden konverteres alle tidsakser og data til at følge dansk sommer- (UTC+1) og vintertid (UTC+2).

Bilag C

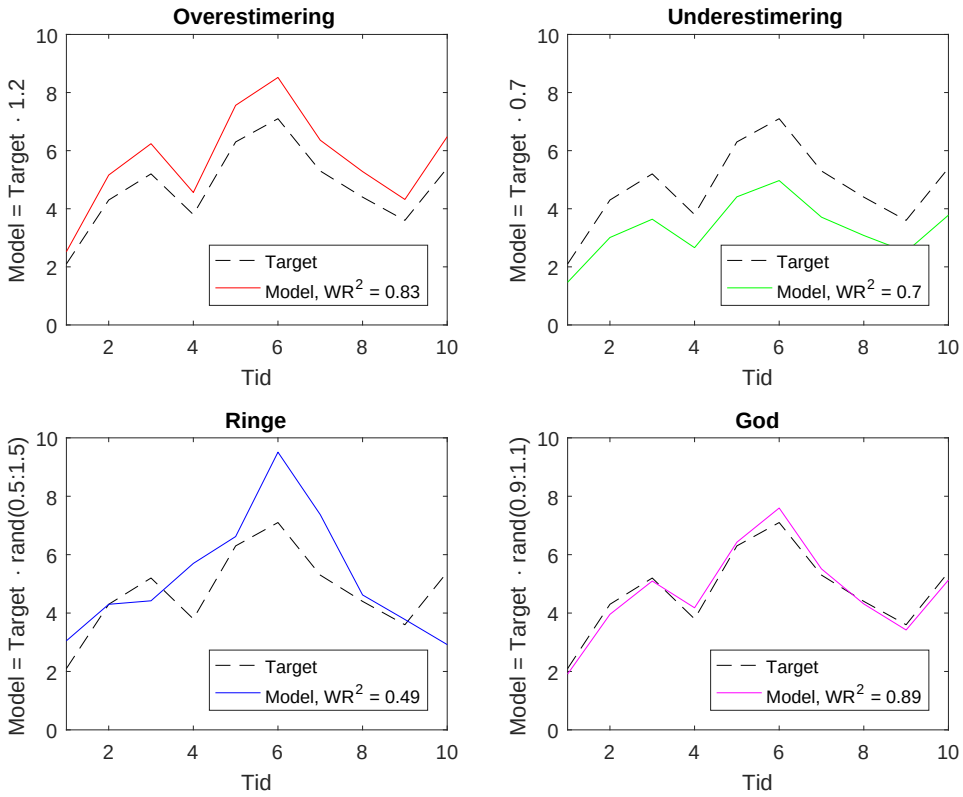
Evalueringsmetode, QH-relation og Manningformel

C.1 Vægtet determinationskoefficient

Foruden evaluering af den almindelige determinationskoefficient R^2 er det hertil nyttigt at evaluere hældningen b mellem observation og model, hvilket vil udmyndige sig i en ændret hældning ved en over- eller underestimering. Sammenholdes disse, frembringes den vægtede determinationskoefficient WR^2, som udregnes efter ligning (C.1) [Krause et al., 2005].

$$WR^2 = \left\{ \begin{array}{ll} |b| \cdot R^2 & \text{for } b \leq 1 \\ |b|^{-1} \cdot R^2 & \text{for } b > 1 \end{array} \right\} \tag{C.1}$$

Hertil er der vist et eksempel på kunstige data for hvordan WR^2 ændre sig ift. de evaluerede data af model og observation. Eksemplet i figur C.1 viser en model hvor en konsekvent hhv. over- og underestimering forekommer, hertil hvor modellen giver en ringe og god eftervisning af observationerne.



Figur C.1. WR^2 for hhv. over- og underestimering, ringe og god eftervisning af target. Ordinataksen angiver modellens opsætning til eftervisning af target.

Figur C.1 illustrerer hvordan de forskellige modelleres kvalitet resulterer i forskellige WR^2-værdier.

C.2 Tilpasning af QH-relation og Manningformel

Der er med udgangspunkt i vandstands- og vandføringsmålinger foretaget en tilpasning af en QH-relation samt tilpasning af Manningtallet i Manningformlen, hvor Manningformlen anvendes for LRM-modellerne

og QH-relationen til de neurale netværk. QH-relationen og Manningformlen er hhv. formuleret som følgende ligning (C.2) og (C.3) [Brorsen og Larsen, 2009]:

$$Q = k_1 \cdot y^{k_2} \tag{C.2}$$

$$Q = M \cdot R^{\frac{2}{3}} \cdot I^{\frac{1}{2}} \cdot A \tag{C.3}$$

hvor:

Q	Vandføring	$[\mathrm{m}^3 \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
k_1	Konstant 1	$[-]$
y	Vanddybde	$[\mathrm{m}]$
k_2	Konstant 2	$[-]$
M	Manningtal	$[\mathrm{m}^{\frac{1}{3}} \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
R	Hydraulisk radius $\left(\frac{A}{P}\right)$, P = våd perimeter	$[\mathrm{m}]$
I	Bundlinjegradient	$[\mathrm{m} \cdot \mathrm{m}^{-1}]$
A	Tværsnitsareal	$[\mathrm{m}^2]$

Til minimeringen af afvigelsen mellem målinger og formler, er der anvendt *GRG Solving Algorithm* i Excel, som optimerer lineære samt ikke-lineære udtryk.

C.2.1 Manningformel

Variablene til optimering af Manningformlen, ligning (C.3), udføres på Manningtallet alene, idet at bundlinjegradienten samt vandløbsbredden er fastsat. Tilpasningen af QH-relationen samt Manningformlen udføres individuelt på målingerne for ST. 32.06 og 32.22. Her tilpasses Manningtallet til alle måledataene for hele året, hvilket giver et gennemsnitligt Manningtal. De estimerede variable i Manningformlen, heriblandt Manningtallet, ses i tabel C.1 for ST. 32.06 og 32.22.

Tabel C.1. Optimerede input til Manningformel for ST. 32.06 og 32.22.

	Symbol	**Værdi**	**Enhed**
ST. 32.06			
Vandløbsbredde*	B	6	m
Bundlinjegradient**	I	2,6	$\mathrm{mm} \cdot \mathrm{m}^{-1}$
Manningtal	M	28	$\mathrm{m}^{1/3} \cdot \mathrm{s}^{-1}$
ST. 32.22			
Vandløbsbredde*	B	6	m
Bundlinjegradient**	I	2,3	$\mathrm{mm} \cdot \mathrm{m}^{-1}$
Manningtal	M	20	$\mathrm{m}^{1/3} \cdot \mathrm{s}^{-1}$

*Opmålt af Orbicon.
**Udregnet på baggrund 1.6 m højdemodel.

Ud fra de estimerede Manningtal i tabel C.1, er der herefter påført en variation, som vist i figur 7.3 på side 61, hvortil årsvariationen i Manningtallet ilægges.

C.2.2 QH-relation

Tilpasningen af QH-relationen, ligning (C.2), anvender en anden fremgangsmåde end for Manningformlen. Her tilpasses en kurve for hver sæson på året ud fra en inddeling af målingerne i fire sæsoner. De ubekendte konstanter k_1 og k_2 optimeres først til mindste afvigelse ift. vintermålingerne. Herefter holdes k_1 konstant, hvorefter k_2 optimeres ift. de individuelle målinger for hver af de resterende sæsoner; sommer, forår og efterår. De estimerede k_1 og k_2 for de fire sæsoner for hhv. ST. 32.06 og 32.22 ses i tabel C.2.

Tabel C.2. Optimerede input til QH-relation for ST. 32.06 og 32.22.

Sæson	k_1	k_2	Enhed
Station 32.06			
Vinter	6,401	1,431	—
Forår	6,401	1,426	—
Sommer	6,401	1,558	—
Efterår	6,401	1,495	—
Station 32.22			
Vinter	7,873	2,335	—
Forår	7,873	2,492	—
Sommer	7,873	2,475	—
Efterår	7,873	2,494	—

Ud fra de estimerede værdier i tabel C.2 er der udformet en QH-kurve for hver sæson for hver station, som vist på hhv. figur 3.18 på side 24 og 3.19 på side 24 for hhv. ST. 32.06 og 32.22.

Bilag D

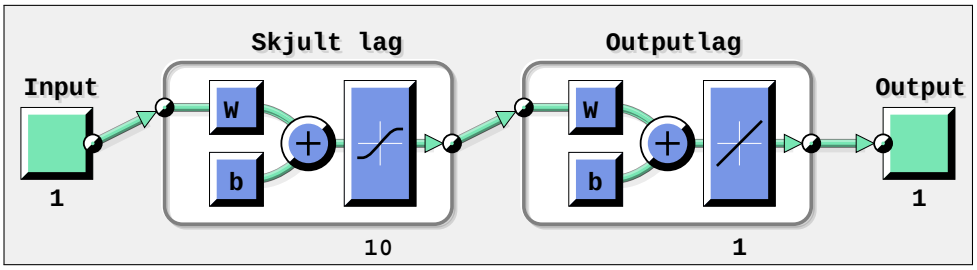
Afstrømningsmodellering

D.1 Neurale netværksdesign

I nærværende rapport er der behandlet tre forskellige typer af netværksdesign. De tre netværksdesign dækker over, Feedforward -, Layer-Recurrent - og Nonlinear Autoregressive neuralt netværk.

D.1.1 Feedforward Neuralt Netværk

Feedforward neurale netværk (FFNN) er et netværk, hvori der er direkte forbindelse mellem input og output. Dette vil sige, at netværket momentant generer et output af inputtet, hvorfor der er i netværkets design ikke eksisterer nogen form for hukommelse. FFNN-netværkets design ses i figur D.1.

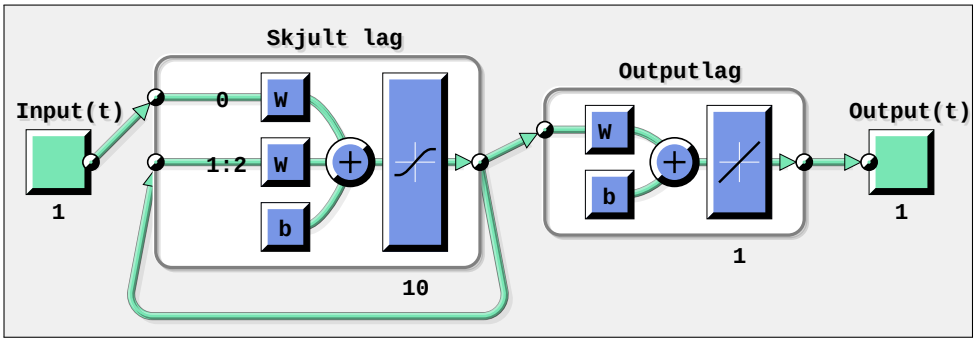


Figur D.1. FFNN-netværk. Grønne kvadrater viser input- og outputdata, hvor antallet af input og output er vist med tal. Blå kvadrater med W og b viser tilførelsen af hhv. vægtninger og bias. Blå rektangler viser neuroner hvori transferfunktionen er skitseret, hertil er antallet af neuroner i laget vist med tal under hvert lag.

FFNN-netværket, som vist i figur D.1, er opbygget af 2 lag, 1 skjult og 1 outputlag. Netværket har 10 neuroner i det skjulte lag og 1 neuron i outputlaget. Hertil er der 1 input og 1 output.

D.1.2 Layer-Recurrent Neuralt Netværk

Layer-Recurrent neurale netværk (LRN) er et netværk, med samme base som FFNN-netværket. Hertil er der tilagt en tilbagegående strøm af information fra det skjulte lag, som vist i figur D.2.

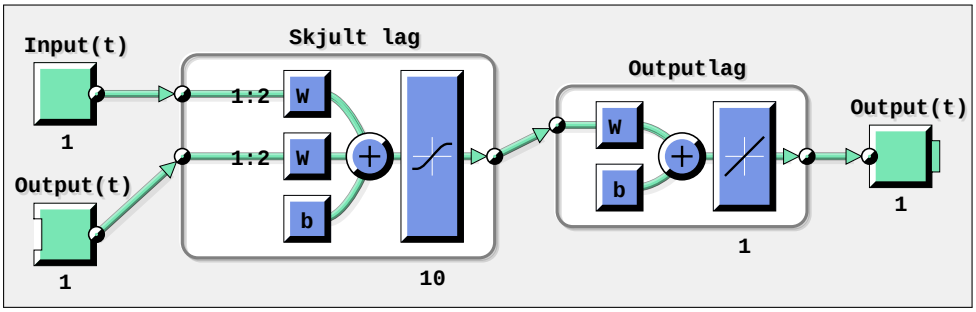


Figur D.2. LRN-netværk. Grønne kvadrater viser input- og outputdata, hvor antallet af input og output er vist med tal. Hertil viser tallene på de grønne linjer eventuelle forsinkelser på forbindelserne, angivet i antal tidsskridt. Blå kvadrater med W og b viser tilførelsen af hhv. vægtninger og bias. Blå rektangler viser neuroner hvori transferfunktionen er skitseret, hertil er antallet af neuroner i laget vist med tal under hvert lag.

Den tilbagegående strøm af informationer har tilagt en hvis forsinkelse, således at den information som inputtet giver, først bliver brugt i efterfølgende netværksberegninger sammen med nyt input. Hermed indlægges en hvis *hukommelse* i netværket, således at forrige input påvirker nuværende output.

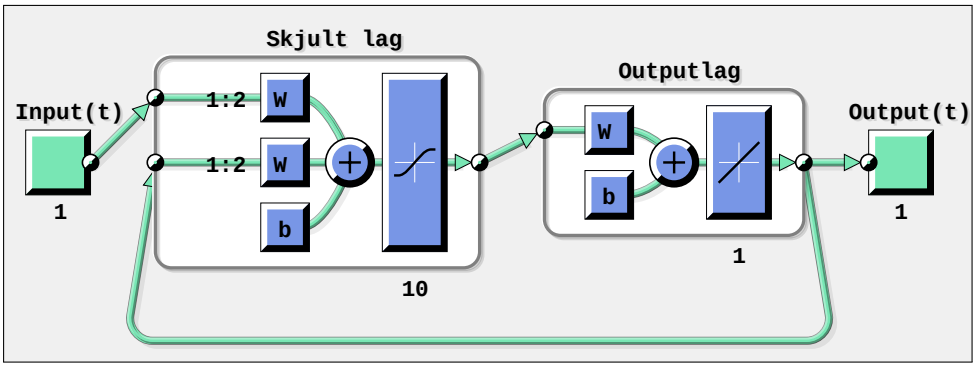
D.1.3 Nonlinear Autoregressive Neuralt Netværk

Nonlinear Autoregressive neuralt netværk (NARX) er et netværk, som anvendes i to stadier i modsætning til FFNN- og LRN-netværkene, som anvendes uændret. Dvs. at NARX-netværket opsættes som et åbent netværk under kalibrering, hvorefter det redesignes til et lukket netværk ved dets anvendelse. NARX-netværkets design minder om LRN-netværket, dog er den tilbagegående strøm af information lidt anderledes. NARX-netværket anvender i stedet det faktuelle output som et input, som vist i figur D.3.



Figur D.3. NARX-netværk (åbent-loop). Grønne kvadrater viser input- og outputdata, hvor antallet af input og output er vist med tal. Grønne kvadrater med ændret facon, viser direkte forbindelser fra output til input. Hertil viser tallene på de grønne linjer eventuelle forsinkelser på forbindelserne, angivet i antal tidsskridt. Blå kvadrater med W og b viser tilførelsen af hhv. vægtninger og bias. Blå rektangler viser neuroner hvori transferfunktionen er skitseret, hertil er antallet af neuroner i laget vist med tal under hvert lag.

I figur D.3 ses det, at det beregnede output direkte anvendes som input til netværket. Hermed fodres netværket med de faktuelle output under kalibreringen. Netværksdesignet ændres dog efter dets kalibrering til et lukket netværk, som vist i figur D.4, hvoraf netværket forberedes til anvendelse.

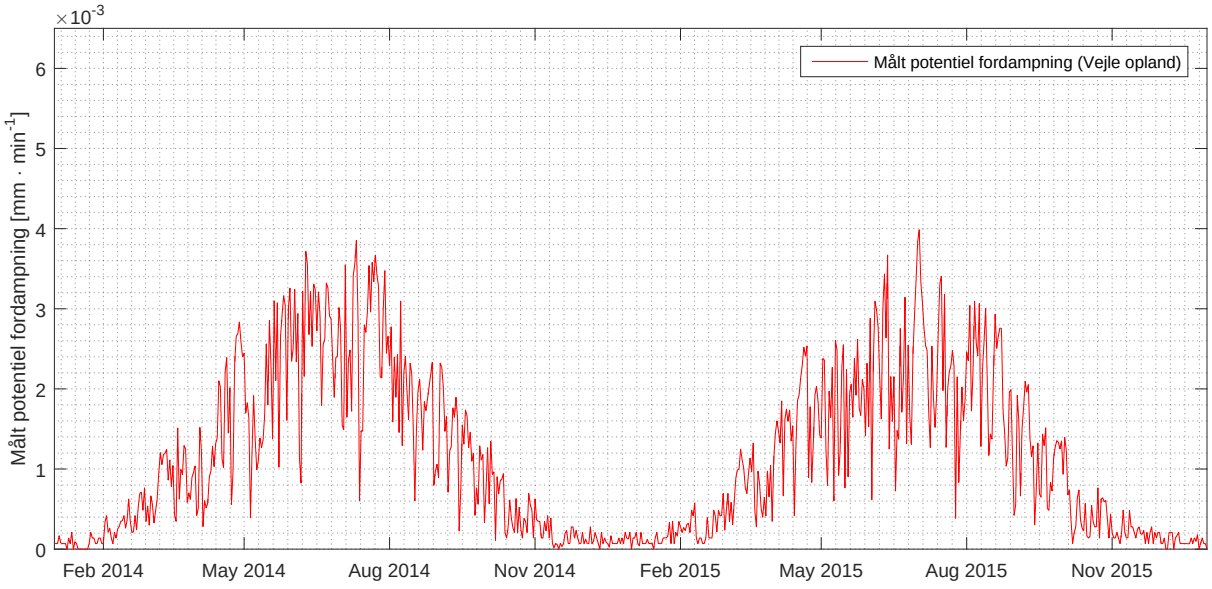


Figur D.4. NARX-netværk (lukket-loop). Grønne kvadrater viser input- og outputdata, hvor antallet af input og output er vist med tal. Hertil viser tallene på de grønne linjer eventuelle forsinkelser på forbindelserne, angivet i antal tidsskridt. Blå kvadrater med W og b viser tilførelsen af hhv. vægtninger og bias. Blå rektangler viser neuroner hvori transferfunktionen er skitseret, hertil er antallet af neuroner i laget vist med tal under hvert lag.

Figur D.4 viser, at fordringen af det faktuelle output til input fjernes og erstattes med det estimerede output som input. Dette skyldes, at netværket i dets anvendelse ikke kender det faktuelle output, hvorfor det estimerede anvendes i stedet.

D.2 Målt potentiel fordampning

Den potentielle fordampning for Vejle oplandet er målt og vist i figur D.5 for år 2014 og 2015.



Figur D.5. Målt potentiel fordampning for år 2014 og 2015.

Den målte potentielle fordampning er registreret med en opløsning på døgnbasis.

D.3 Opsætning af 2-bassins lineær reservoir model (LRM.2)

Den lineære reservoir model er sat op i et MATLAB-script, hvori modellen er gennemført. MATLAB-scriptet kan ses på bilags-USB A.1.6.

D.3.1 Beregningsgrundlag

Den lineære reservoir model tager udgangspunkt i vandførings- og vandbalanceligningen, som løses numerisk. Til beregningen af den lineære reservoir model fastsættes de initiale vandstande samt vandføringer, hvoraf der med vandførings- og vandbalanceligningen, hhv. ligning (D.1) og (D.2), kan bestemmes nye vandstande og vandføringer til kommende tidsskidt.

$$y^{t+1} = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{for } y^{t+1} \leq 0 \\ y^t + \dfrac{Q_{in}^t - Q_{out}^t - Q_{E_p}^t}{A \cdot \Delta t} & \text{for } y^{t+1} > 0 \end{array} \right\} \tag{D.1}$$

$$Q_{out}^{t+1} = \frac{y^{t+1} \cdot A}{\Delta t} \cdot \frac{1}{u} \tag{D.2}$$

hvor:

y^t	Vanddybde i bassin som funktion af tid	$[\mathrm{m}]$
Q_{in}^t	Tilførte vandføring til bassin som funktion af tid, $\left(Q_{in}^t = P^t \cdot A_0\right)$	$[\mathrm{m}^3 \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
Q_{out}^t	Udledte vandføring fra bassin som funktion af tid	$[\mathrm{m}^3 \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
$Q_{E_p}^t$	Fordampet vandføring fra bassin som funktion af tid, $\left(Q_{E_p}^t = E_p^t \cdot A_0\right)$	$[\mathrm{m}^3 \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
A	Overfladeareal af bassin	$[\mathrm{m}^2]$
Δt	Beregningsskridt	$[\mathrm{min}]$
u	Udledningsfaktor fra bassin	$[\mathrm{min}]$

Det bemærkes i ligning (D.1), at der er indlagt en betingelse for, at vanddybden i bassinerne ikke kan gå under 0 m, uanset den beregnede vanddybde. Idet at modellen er opbygget med to bassiner, beregnes der hhv. en vanddybde y og vandføring Q for hvert bassin, hvor disse regnes til samme beregningsskidt.

D.3.2 Kalibrerede variable og modelresultater

Variablene til den lineære reservoir model er kalibreret med *trial and error*-metoden, hvor evalueringen sker ved beregning af WR^2 med tilhørende visuel betragtning af kurvernes forløb. Modellen er valgt kalibreret ift. vandføringsmålinger for ST. 32.06 med input bestående af nedbør og fordampning med konstant Manningtal for hele perioden. De kalibrerede variable til LRM.2 ses i tabel D.1.

Tabel D.1. Kalibrerede variable til LRM.2.

Egenskab	Symbol	Værdi	Enhed
Beregningsskridt	Δ_t	1	min
Oplandsareal	A_0	73	km^2
Areal bassin 1	A_1	5000	m^2
Areal bassin 2	A_2	5000	m^2
Udledningsfaktor bassin 1	u_1	1800	-
Udledningsfaktor bassin 2	u_2	24000	-
Regulator bassin 1 til 2	R	0,7	-
Initiale vandstand bassin 1	$\mathrm{y}_{1_{\mathrm{init}}}$	1	m
Initiale vandstand bassin 2	$\mathrm{y}_{2_{\mathrm{init}}}$	6	m

LRM.2 består af det opsatte MATLAB-script med de tilhørende kalibrerede variable fra tabel D.1.

D.4 Estimering af potentiel fordampning

En simpel sammenhæng mellem den aktuelle temperaur, dugpunktet samt beliggenhed, er fundet af Linacre [1977], hvoraf den potentielle fordampning kan estimeres. Formlen er som følgende, ligning (D.3) [Linacre, 1977].

$$E_p = \frac{700 \cdot \frac{T+0.006 \cdot h}{100-lat} + 15 \cdot (T - T_d)}{80 - T} \tag{D.3}$$

Heri skal dugpunktet anvendes, hvoraf Lawrenc [2005] har fundet en simpel sammenhæng mellem dugpunktet, den aktuelle temperaur samt den relative luftfugtighed. Formlen for dugpunktet er givet ved ligning (D.4) [Lawrenc, 2005].

$$T_d \approx T - \frac{100 - RH}{5} \tag{D.4}$$

hvor:

E_p	Aktuel potentiel fordampning	$[\mathrm{mm} \cdot \mathrm{d}^{-1}]$
T	Aktuel temperatur	[°C]
h	Kote, sat til kote $15\,\mathrm{m}$ DVR90	[m]
lat	Breddegrad, sat til $9.5\,^{\mathrm{o}}$	[°]
T_d	Aktuel dugpunkt	[°C]
RH	Aktuel relativ luftfugtighed	[%]

Ud fra ligning (D.3) og (D.4) samt de indsamlede data, er der for den tidslige opløsning bestemt den aktuelle potentielle fordampning, hvor resultatet heraf ses på figur 7.2 på side 60. MATLAB-script til estimering af fordampning på bilags-USB A.1.5.

D.5 Opsætning af 3-bassins lineær reservoir model (LRM.3)

LRM.3 tager udgangspunkt i samme metode og fremgangsmåde som LRM.2, beskrevet i bilags-afsnit D.3. LRM.3 er tilsvarede sat op i et MATLAB-script, hvori modellen er gennemført. MATLAB-scriptet for modellen kan ses på bilags-USB A.1.7.

D.5.1 Beregningsgrundlag

LRM.3 anvender samme beregningsgrundlag som LRM.2, beskrevet i bilags-sektion D.3.1. Dog er der tilført betingelser for bassin 1 og 2, således at vandføringen og vanddybden for disse bassiner korrigeres. For bassin 1 er der lavet en betingelse for, at der ved forekomsten af negative vanddybder i bassinet ikke sker en transport af vand fra bassin 2 til 1, og der forekommer derfor altid kun transport fra bassin 1 til 2. Betingelsen ses udtrykt i ligning (D.5).

$$Q_1^{t+1} = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{for } y_1^{t+1} \leq 0 \\ \dfrac{y_1^{t+1} \cdot A_1}{\Delta t} \cdot \dfrac{1}{u} & \text{for } y_1^{t+1} > 0 \end{array} \right\} \tag{D.5}$$

For bassin 2 er der påsat en betingelse for, at der ved beregning af negative vanddybder i bassinet sker en korrektion af vanddybden til 0, hvilket medfører, at vandføringen ud af bassinet altid er positiv. Betingelsen for bassin 2 ses udtrykt i ligning (D.6).

$$y_2^{t+1} = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{for } y_2^{t+1} \leq 0 \\ y_2^t + \dfrac{Q_{in}^t - Q_{out}^t - Q_{E_p}^t}{A_2 \cdot \Delta t} & \text{for } y_2^{t+1} > 0 \end{array} \right\} \tag{D.6}$$

Med de aktive betingelser for bassinerne er variablene i LRM.3 kalibreret.

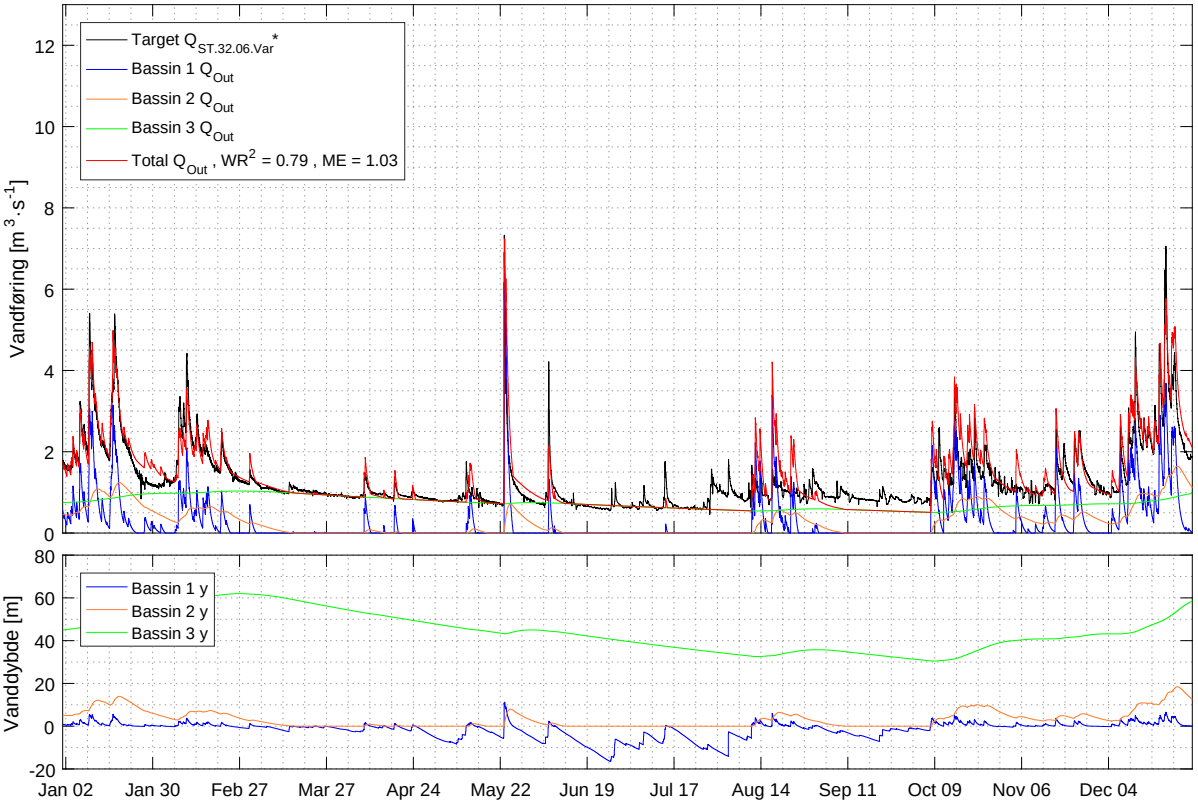
D.5.2 Kalibrering af variable

Til LRM.3 indgår et yderligere sæt variable ift. LRM.2, tilhørende det tilførte tredje bassin. Metoden til kalibreringen af variablene i modellen er tilsvarende justeret ud fra en visuel betragtning af outputtet sammenholdt med WR^2. Modellen er kalibreret ift. ST. 32.06 med vandføringsdata, hvor inputtene til modellen består af nedbør og målt fordampning. LRM.3 er kalibreret til følgende værdier, tabel D.2.

Tabel D.2. Kalibrerede variable til LRM.3.

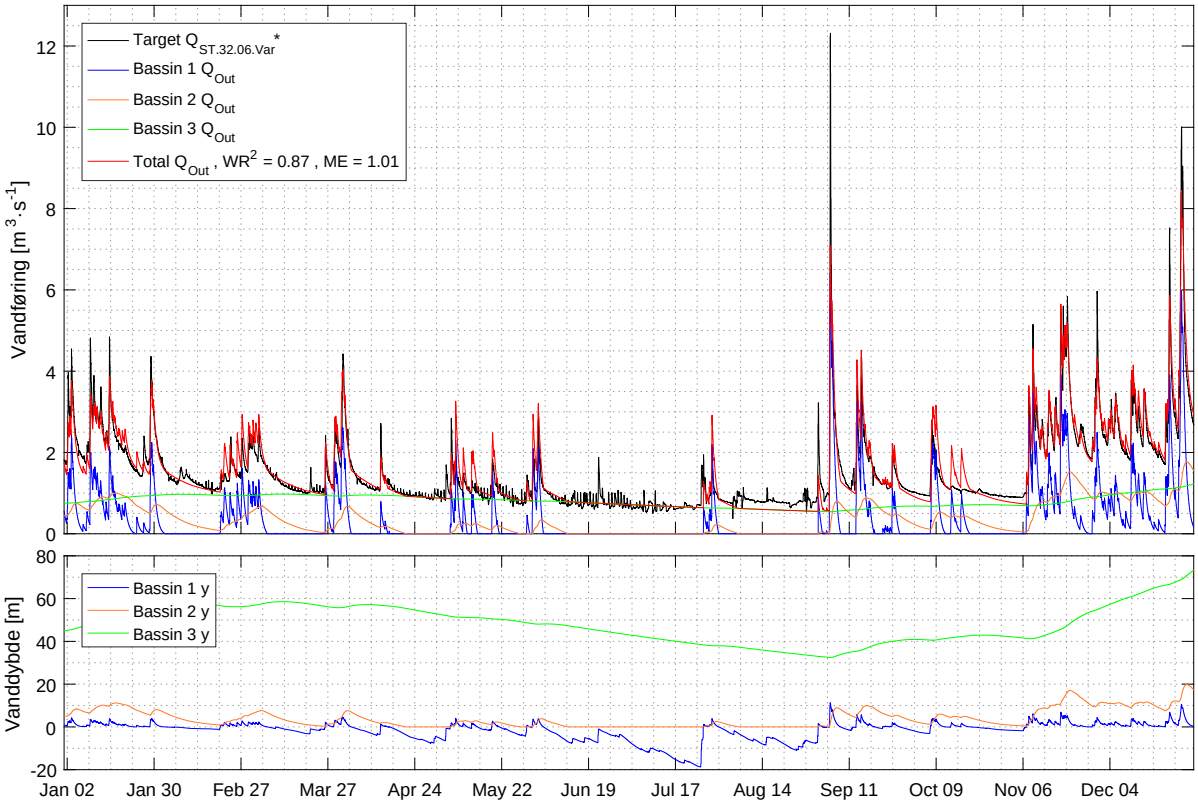
Egenskab	Symbol	Værdi	Enhed
Beregningsskridt	Δ_t	1	min
Oplandsareal	A_0	1,65	km^2
Areal bassin 1	A_1	5000	m^2
Areal bassin 2	A_3	5000	m^2
Areal bassin 3	A_2	5000	m^2
Udledningsfaktor bassin 1	u_1	1500	–
Udledningsfaktor bassin 2	u_2	14000	–
Udledningsfaktor bassin 2	u_3	300000	–
Regulator bassin 1 til 2	R_1	0,83	–
Regulator bassin 2 til 3	R_2	0,75	–
Initiale vandstand bassin 1	$y1_{init}$	1	m
Initiale vandstand bassin 2	$y2_{init}$	5	m
Initiale vandstand bassin 3	$y3_{init}$	45	m
Fordampningsfordeling bassin 1 og 2	F_1	0,75	–

Tabel D.2 viser de kalibrerede variable i modellen, heri ses det tillagte sæt variable til bassin 3. Den sidste parameter i tabellen, *Fordampningsfordeling bassin 1 og 2*, F_1, viser hvor stor en andel af fordampningen som går til bassin 1, hvor den resterende del går i bassin 2.
Resultaterne af den kalibrerede LRM.3 ift. vandføringsmålingerne for ST. 32.06 er vist på figur D.6 og D.7 for hhv. kalibrerings- og valideringsperioden.



Figur D.6. Vandføringsoutput fra LRM3 sammenlignet med vandføringsmålinger fra ST. 32.06 for kalibreringsperioden (år 2014). *Vandføring beregnet af årstidsvarierende QH-relation. **vandstandsmålinger omregnet til vandføring med ligning* (C.2) *forudsat varierende* k_2.

Figur D.6 viser vandføringen ud af hvert bassin, hertil den totale vandføringen udgjort af de tre bassiner med tilhørende kalibreringstarget. WR^2 og ME er vist for den totale vandføring fra modellen. Foruden vandføringerne er vandstanden i de tre bassiner vist, hvor de tre bassiners individuelle responser bemærkes. Tilsvarende resultater fra LRM.3 for valideringsperioden er vist i figur D.7.



Figur D.7. Vandføringsoutput fra LRM.3 sammenlignet med vandføringsmålinger fra ST. 32.06 for valideringsperioden (år 2015). *Vandføring beregnet af årstidsvarierende QH-relation.

Valideringsperioden, figur D.7, viser tilsvarende vandføringerne samt vandstandene i og fra de tre bassiner. Hertil ses også WR^2 og ME for den totale vandføring ud af modellen.

D.6 Beregning af tørkeindeks

Tørkeindekset beregnes på baggrund af nedbør P og målt potentiel fordampning $\mathrm{E_{p\ målt}}$. Beregningen opsættes som et bassin uden udløb, hvor eneste bidrag og fjernelse er hhv. nedbør og fordampning. I bassinet beregnes vandstanden, som er et udtryk for tørkeindekset. Vanddybden i bassinet kan maksimalt tilgå $\mathrm{H_{max}}$ og minimalt $\mathrm{H_{min}}$. Beregningerne er udarbejdet i et MATLAB-script, hvori beregningen af vandstanden H er som udtrykt i ligning (D.7).

$$H^{t+1} = \left\{ \begin{array}{ll} H_{max} & \text{for } H^{t+1} > H_{max} \\ H_{min} & \text{for } H^{t+1} < H_{min} \\ H^{t+1} = h^t + P^t - E^t_{pmålt} & \text{for } H_{min} \leq H^{t+1} \leq H_{max} \end{array} \right\} \tag{D.7}$$

Ligning (D.7) viser, at der ved beregning af en vandstand større end $\mathrm{H_{max}}$ ikke vil ske en videre forøgelse. Tilsvarende er gældende ved beregnet vandstand mindre end $\mathrm{H_{min}}$, hvor yderligere mindskelse af vandstanden ikke forekommer. Denne beregning foretages for hele perioden, hvorefter vandstanden omregnes til det selvdefinerede tørkeindeks $\mathrm{T_i}$, som vist i ligning (D.8).

$$T_i = \frac{(h - 100)}{10} \cdot (-1) \tag{D.8}$$

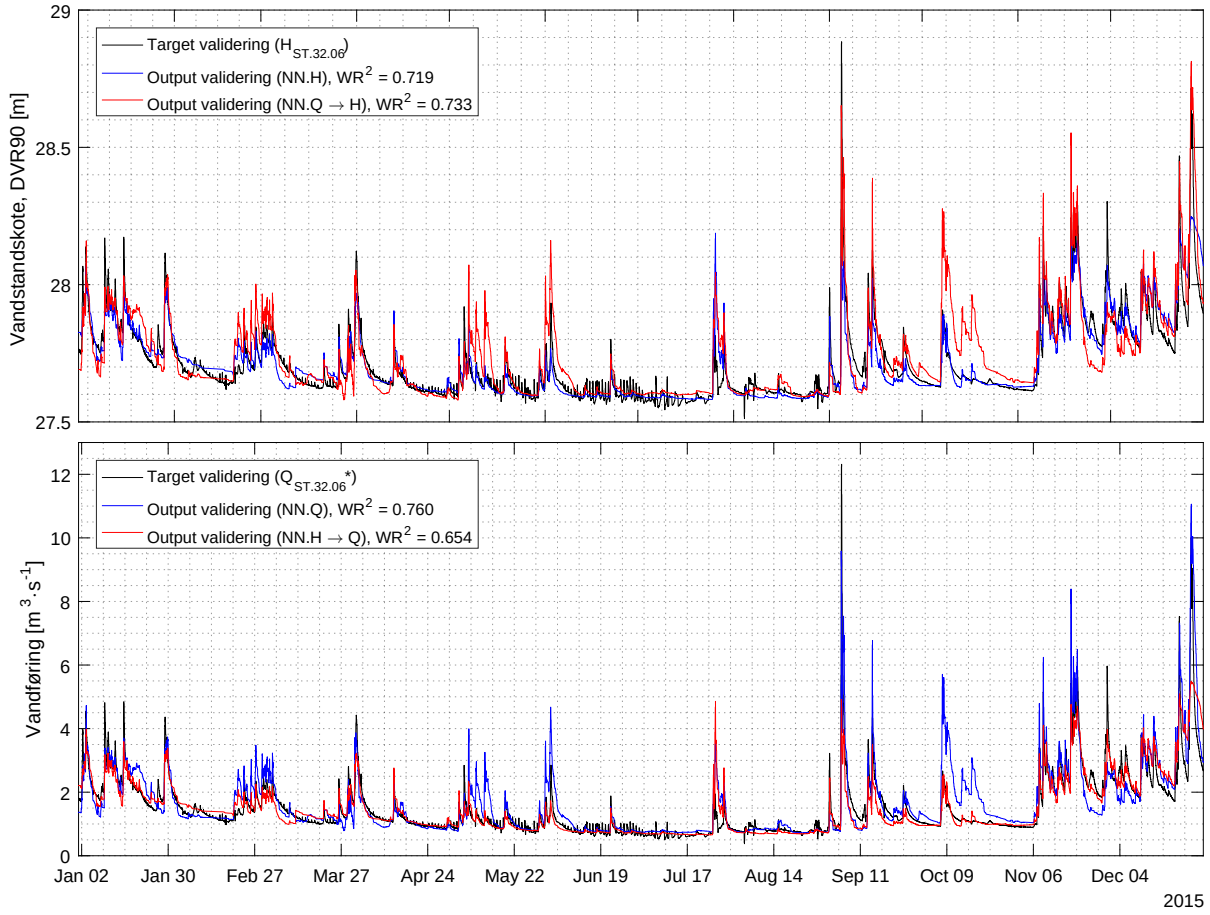
Det bemærkes, at tørkeindekset er omvendt proportional med vandstanden, da en lav vandstand udtrykker høj tørke, hvor et højt tørkeindeks indikerer stor tørke. MATLAB-script til beregning af tørkeindeks ses på bilags-USB A.1.9.

D.7 Omregning af netværksoutput

Netværkets vandføringsoutput er omregnet til en vandstand vha. QH-relationen. Foruden omregningen er tidsserieplot af vandføring og vandstand vist.
Omregningen fra vandføring til vandstand tager udgangspunkt i QH-relationen, som vist i ligning (C.2). Heri isoleres vandstanden, som den ønskede parameter, hvorfor ligning (D.9) fremkommer.

$$H = \left(\frac{Q}{k_1}\right)^{\frac{1}{k_2}} + H_0 \tag{D.9}$$

Ud fra ligning (D.9) og et kendt nulpunkt for vandløbskoten, kan vandføringen omregnes til vandstandskote. Tidsserierne fra netværk NN.6.Q og NN.7.H, hvor vandstand er omregnet til vandføring og vise versa, er vist i figur D.8. Vandføringen er omregnet til vandstandskote af ligning (D.9) og vandstandskote til vandføring ved ligning (C.2).



Figur D.8. Tidsserierne fra netværk NN.6.Q og NN.7.H, omregnet til hhv. vandstand og vandføring. Hertil er target vist respektivt til deres tidsserier. *Vandføring beregnet af årstidsvarierende QH-relation.

Bilag E

Vandstandsmodellering

E.1 Temporal respons mellem stationer

Det er til beregningen af den tidslige respons mellem vandstandsstationerne anvendt bølgeudbredelseshastigheden, som værende den hurtigst mulige hastighed hvorpå responset fra en station kan observeres i en anden station. Sammenholdes bølgens udbredelseshastighed med distrancen mellem stationerne, kan responstiden herimellem bestemmes. Bølgeudbredelseshastigheden er defineret som følgende.

E.1.1 Bølgeudbredelseshastighed

Bølgeudbredelseshastigheden, forårsaget af en defineret fladvandsbølge uden ændring af facon, vil forplante sig med hastigheden *c*. Bølgeforplantningen finder erfaringsmæssigt sted uden energitab af betydning for beregningen, hvortil bølgens højde er minimal ift. dens længde og vanddybden. Opstilles kontinuitets- og energiligningen, fremkommer følgende ligning (E.1) for bølgens udbredelseshastighed. [Brorsen og Larsen, 2009]

$$c = \sqrt{g \cdot D} \tag{E.1}$$

hvor:

c	Bølgeudbredelseshastigheden	$[\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-1}]$
g	Tyngdeaccelerationen	$[\mathrm{m} \cdot \mathrm{s}^{-2}]$
D	Middeldybde over antagende strækning	$[\mathrm{m}]$

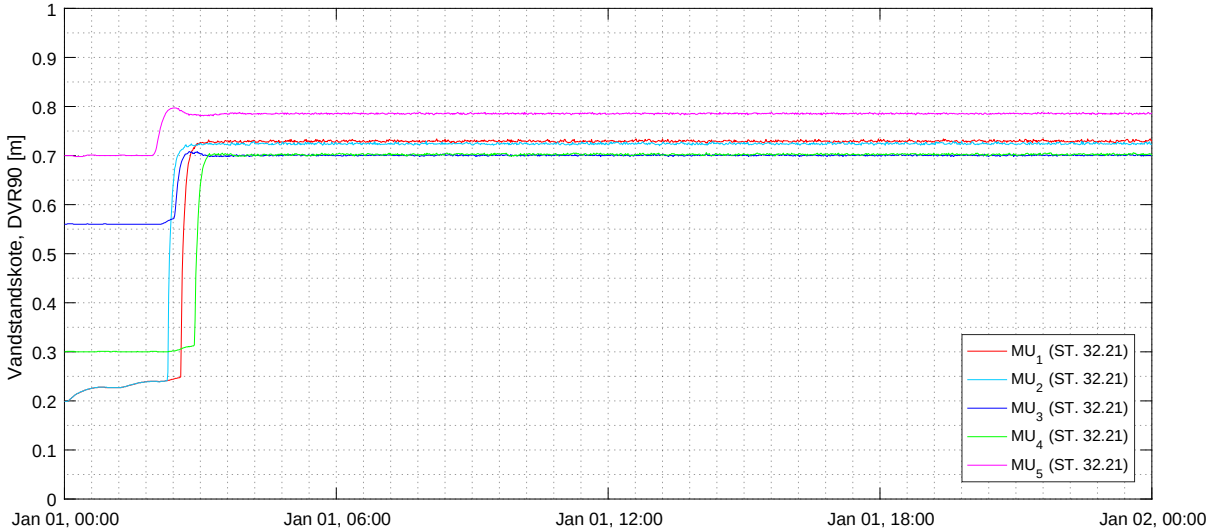
Bølgens udbredelseshastighed beregnes ud fra en antaget gennemsnitsvanddybde over den antagende strækning.

Bilag F

Validering af styresignal

F.1 Validering af responsflade for styresignal

MIKE URBAN-modellen er anvendt som valideringsværktøj til den estimerede responsfladen fra det neurale netværk, figur 10.7 på side 103. MIKE URBAN-modellen gennemført med fem forskellige kombinationer, hvortil følgende udfald er fundet, figur F.1.



Figur F.1. Vandstandskote i ST. 32.21 estimeret af MIKE URBAN. Target er 0,7 m efter modelstationaritet vurderes opnået.

Den repræsenterende værdi for hver kombination udtages efter 20 timers modelperiode i MIKE URBAN-modellen. MIKE URBAN-modellen ses vedlagt på bilags-USB A.2.

Bilag G

Konfiguration af neurale netværk

G.1 Konfiguration af neurale netværk

Tabel G.1. Parameter til konfigurering af FFNN-netværk.

Parameter	Konfiguration
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	5 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (70), validering (15) og test (15)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	10 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	200 iterationer pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	6 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.2. Parameter til konfigurering af LRN-netværk.

Parameter	Konfiguration
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	5 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (70), validering (15) og test (15)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	10 neuroner
Layer delay	1:2 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	200 iterationer pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	6 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.3. Parameter til konfigurering af NARX-netværk.

Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	5 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (-), validering (-) og test (-)
Opdelingsfunktion	-
Neuroner i skjulte lag	10 neuroner
Layer delay	1:2, 1:2 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	$200\,\mathrm{iterationer}$ pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	6 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.4. Parameter til konfigurering af neuralt netværk for LRM.2 og LRM.3.

Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	10 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (75), validering (20) og test (5)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	4 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	$1500\,\mathrm{iterationer}$ pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	10 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.5. Parameter til konfigurering af neuralt netværk for ST. 32.06.

Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	10 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (75), validering (20) og test (5)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	4 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	1500 iterationer pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	10 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.6. Parameter til konfigurering af neuralt netværk for Vejle Havn.

Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	10 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (75), validering (20) og test (5)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	2 - 8 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	1500 iterationer pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	10 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.7. Parameter til konfigurering af neuralt netværk for ST. 32.21 (MIKE URBAN).

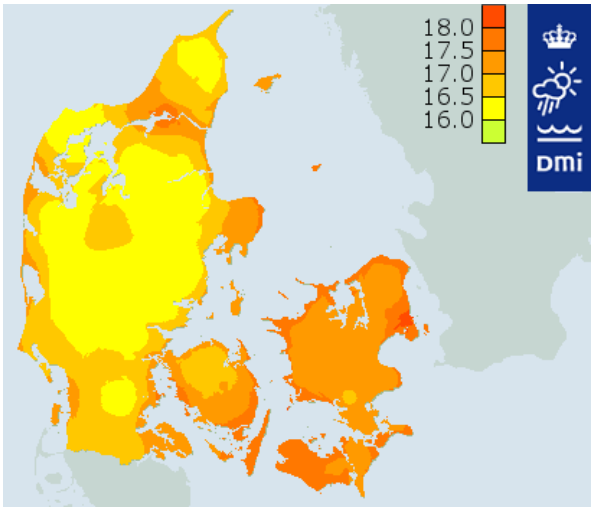
Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	10 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (75), validering (20) og test (5)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	2 - 8 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	$1500\,\mathrm{iterationer}$ pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	10 på hinanden følgende fejlforbedringer

Tabel G.8. Parameter til konfigurering af neuralt netværk for styresignal.

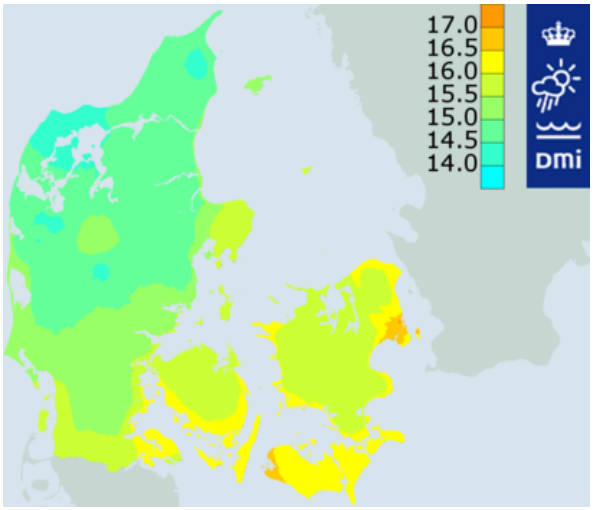
Parameter	**Konfiguration**
Kalibreringsfunktion	Levenberg-Marquardt backpropagation (TrainLM)
Transferfunktion(er)	Tan-sigmoid (Skjult lag), Purelin (Outputlag)
Evalueringsfunktion	Mean Square Error (MSE)
Eksekveringssekvens	10 eksekveringer
Initialiseringsfunktion	Nguyen-Widrow lag initial funktion
Opdeling af input	Kalibrering (75), validering (20) og test (5)
Opdelingsfunktion	Dividerand distribueret index
Neuroner i skjulte lag	8 neuroner
Layer delay	0:0 delays
Lag i netværk	2, ét skjult lag og ét output lag
Maksimalt tilladte iterationer	$1500\,\mathrm{iterationer}$ pr. eksekvering
Minimum afvigelse	0 afvigelse mellem target og output (MSE)
Minimum afvigelsesgradient	10^{-10} på hinanden efterfølgende iterationer
Maksimum fejlmål	10 på hinanden følgende fejlforbedringer

Bilag H

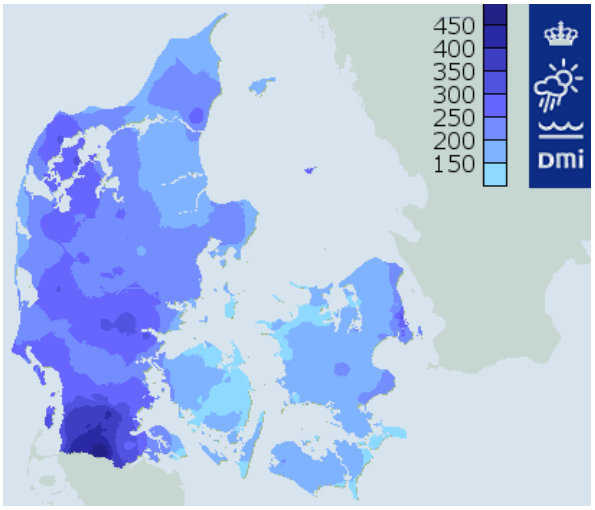
Vejrlige karakteristika år 2014 og 2015



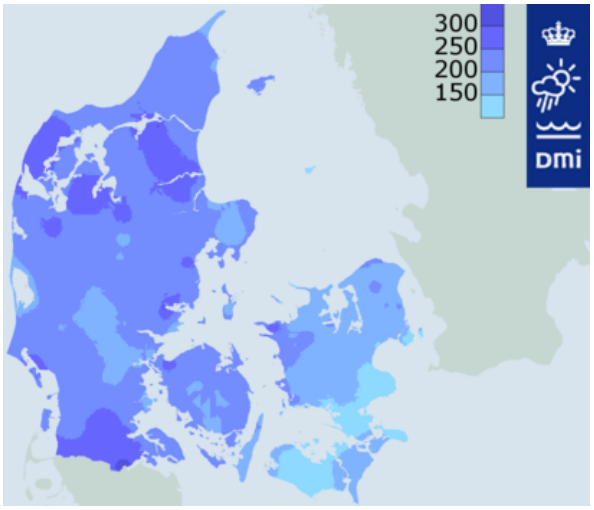
Figur H.1. Middeltemperatur i Danmark sommeren 2014. [DMI, 2014b]



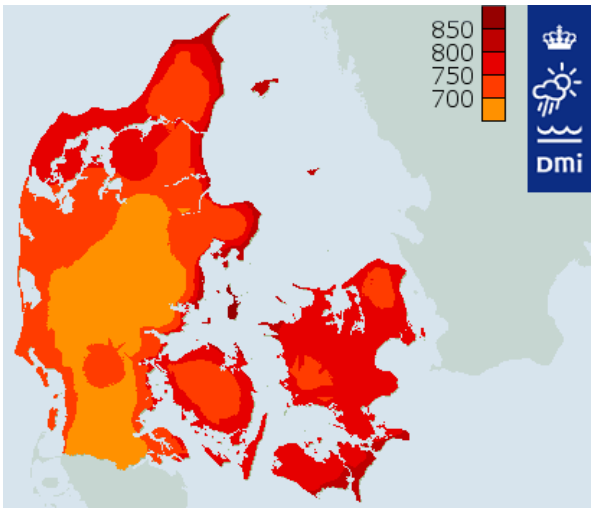
Figur H.2. Middeltemperatur i Danmark sommeren 2015. [DMI, 2015b]



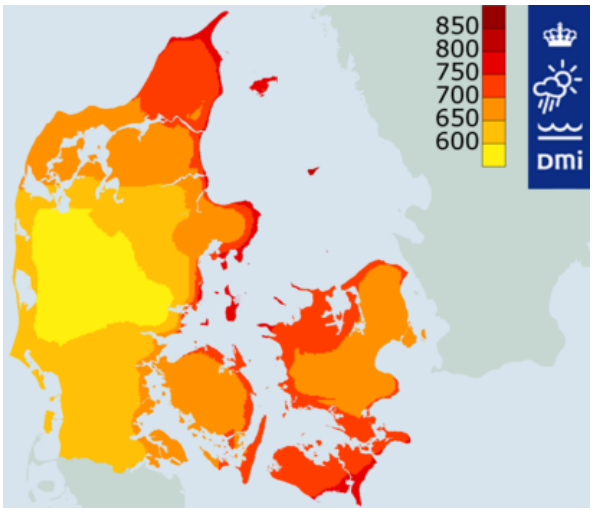
Figur H.3. Akkumuleret nedbør i Danmark sommeren 2014. [DMI, 2014b]



Figur H.4. Akkumuleret nedbør i Danmark sommeren 2015. [DMI, 2015b]



Figur H.5. Soltimer i Danmark sommeren 2014. [DMI, 2014b]

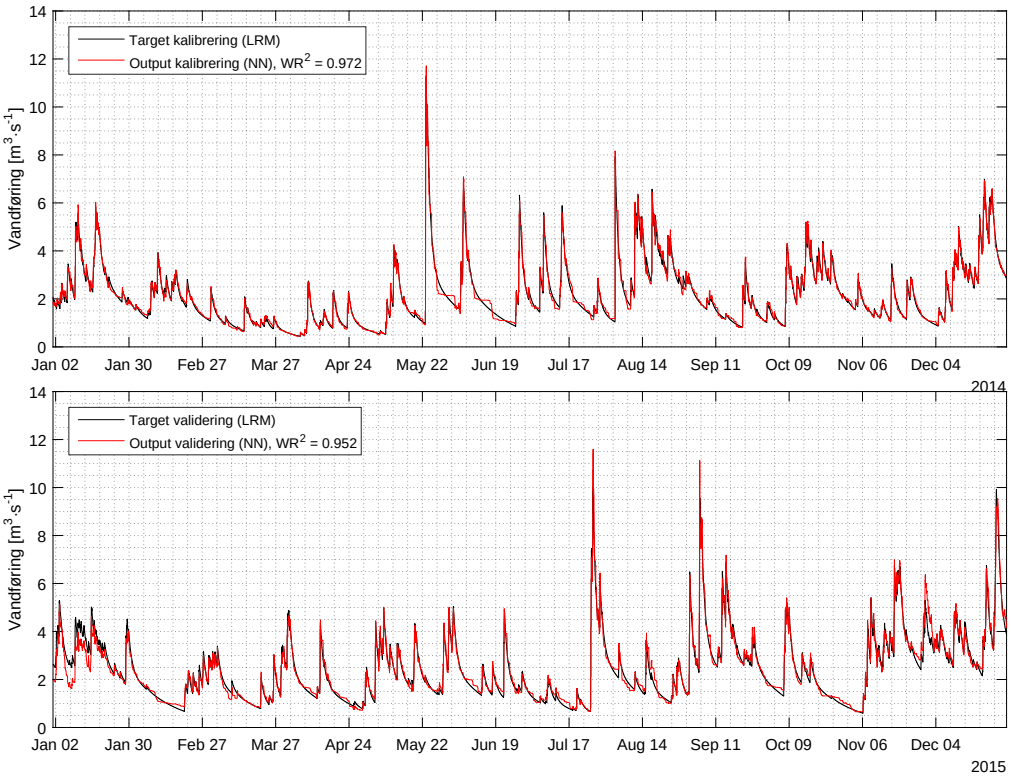


Figur H.6. Soltimer i Danmark sommeren 2015. [DMI, 2015b]

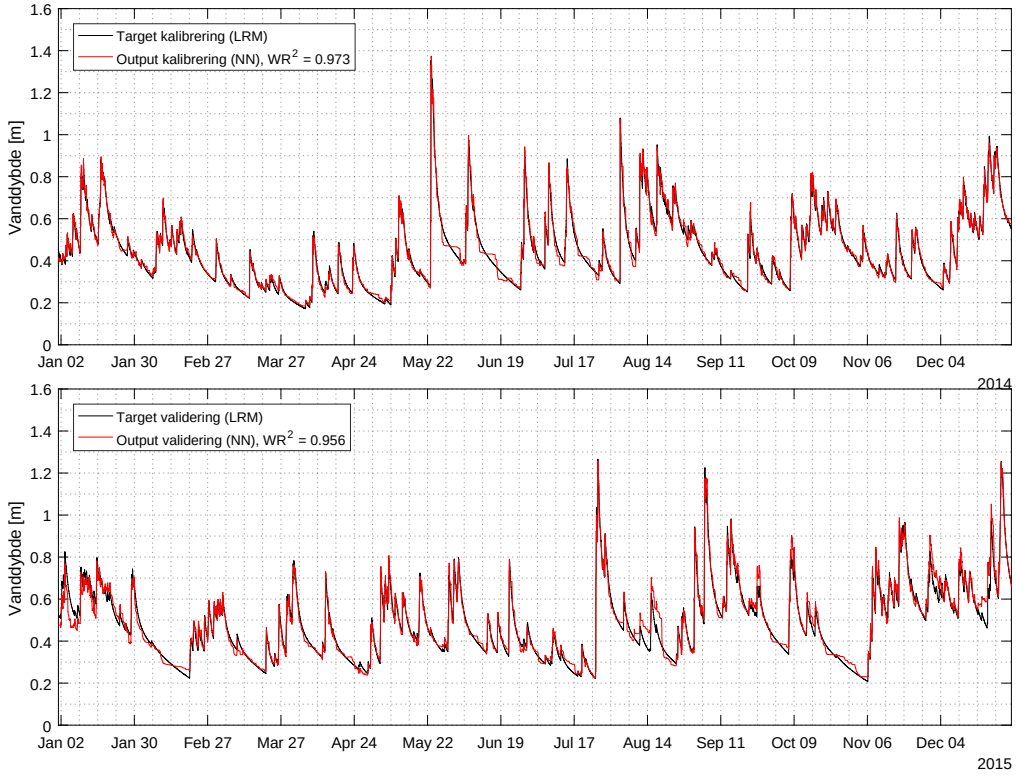
Bilag I

Hydrografer fra neurale netværk

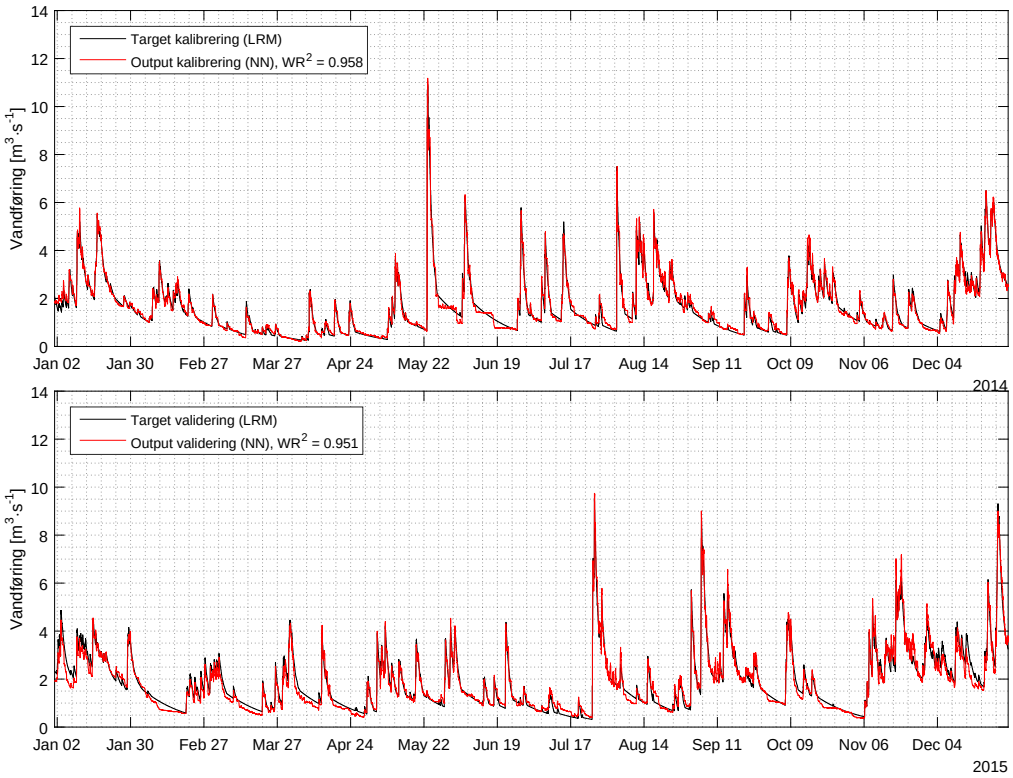
I.1 Afstrømningsmodellering af lineær reservoir model



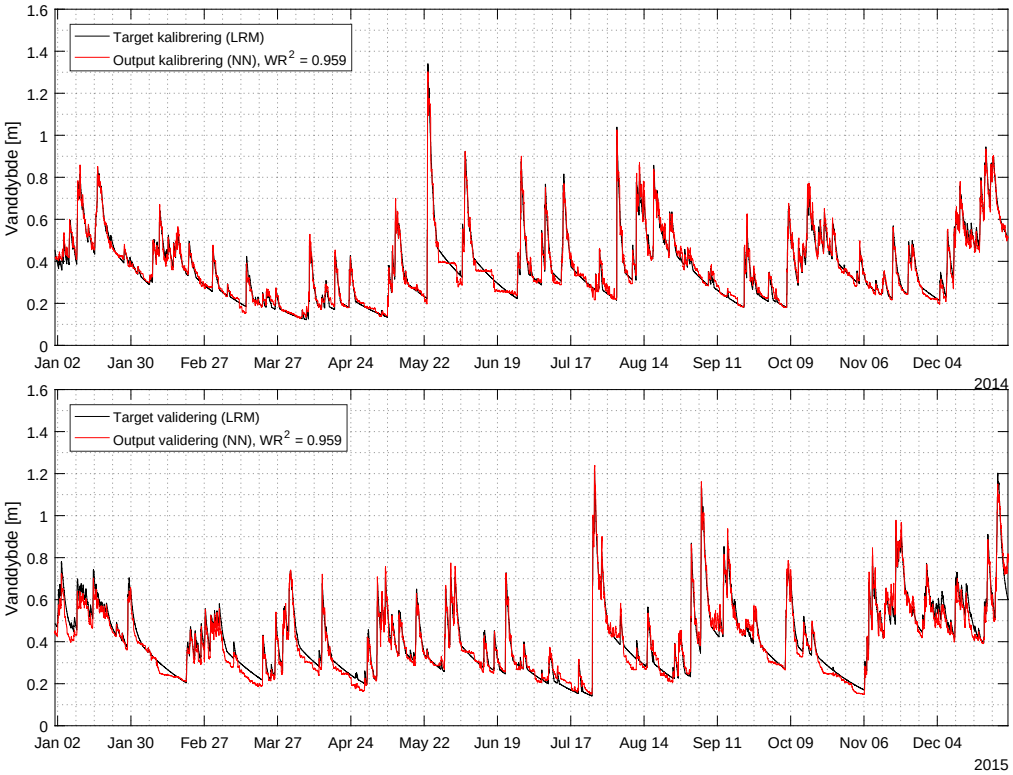
Figur I.1. NN.1.1.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



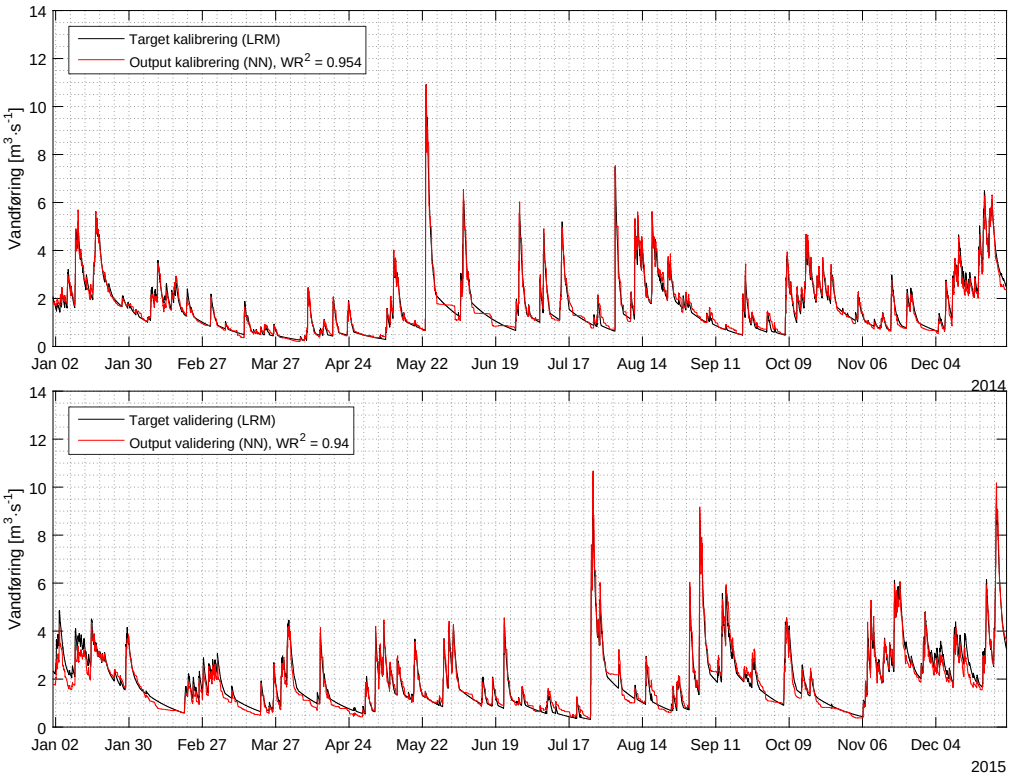
Figur I.2. NN.1.1.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



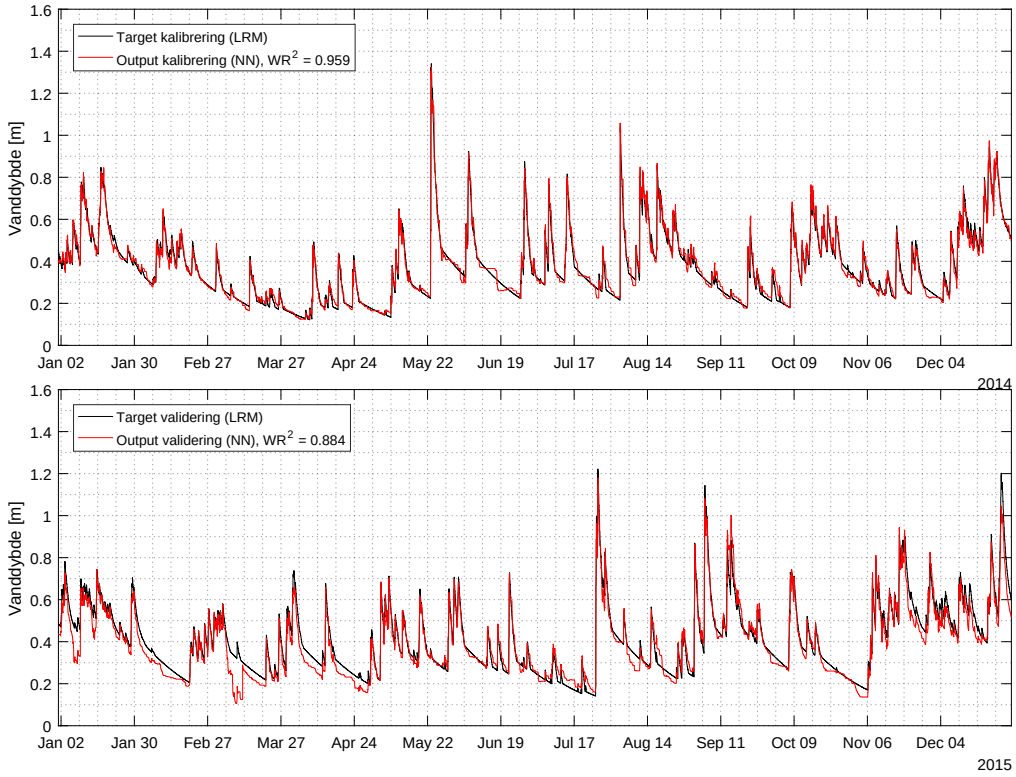
Figur I.3. NN.2.1.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



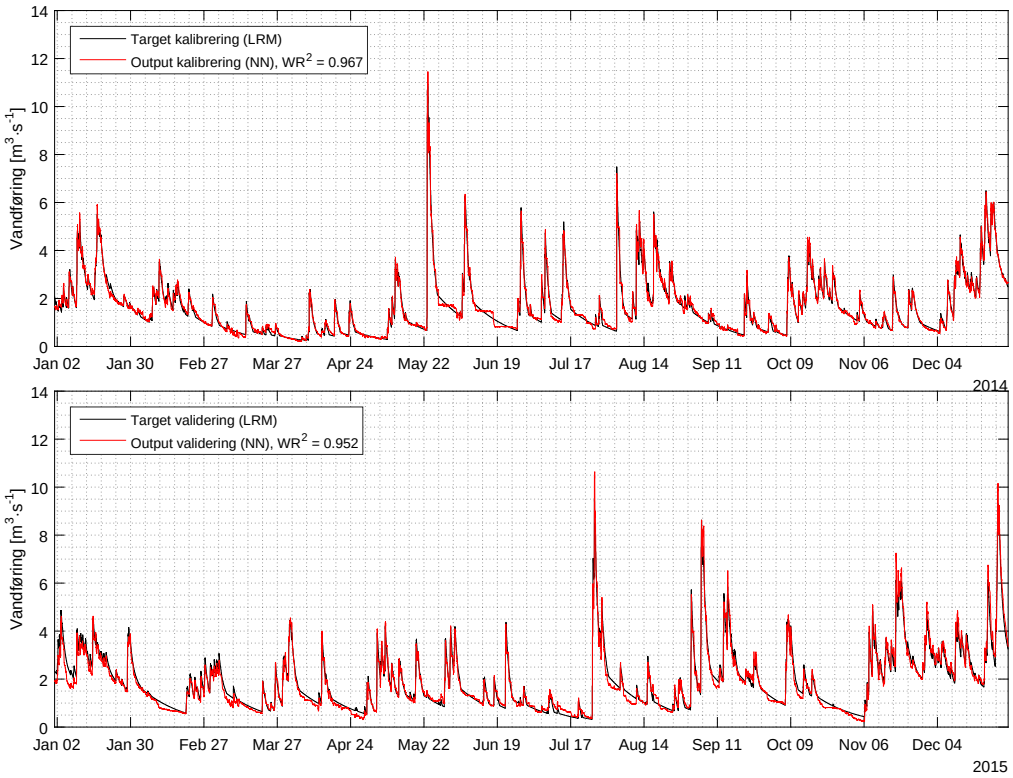
Figur I.4. NN.2.1.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



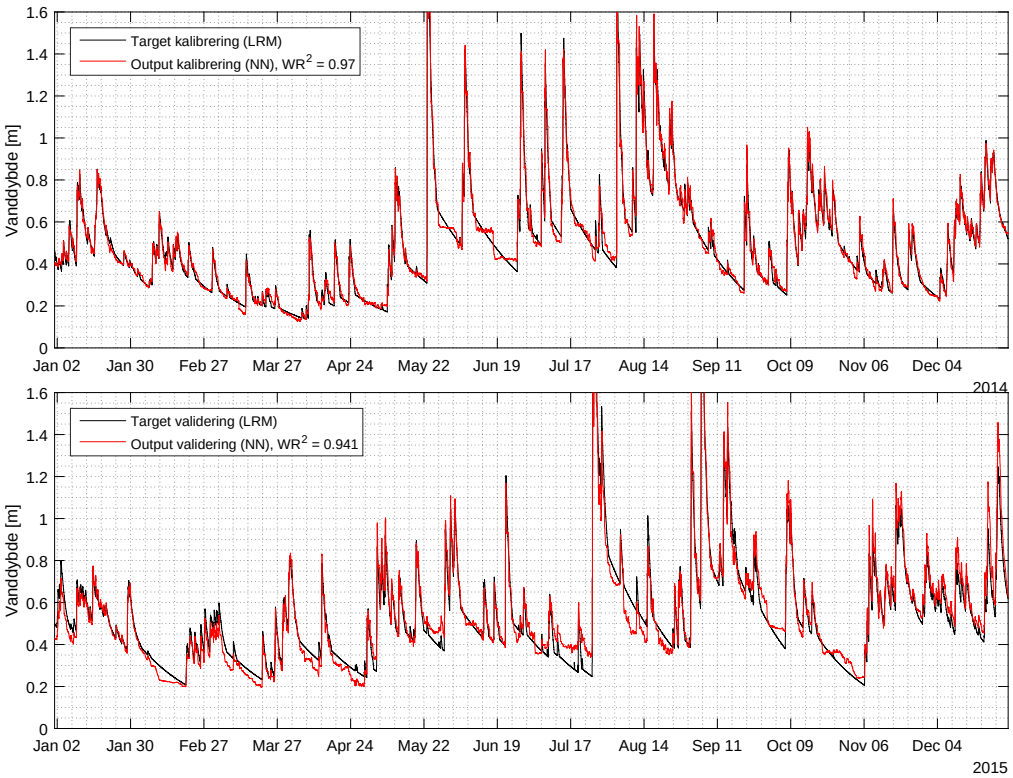
Figur I.5. NN.2.2.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



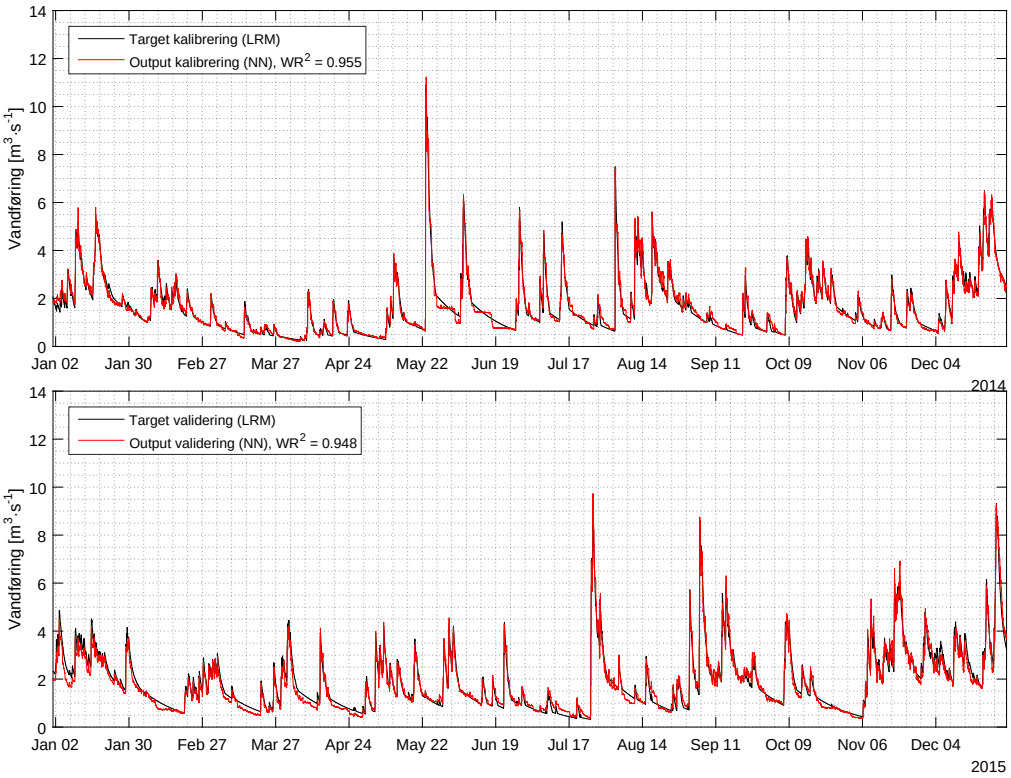
Figur I.6. NN.2.2.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



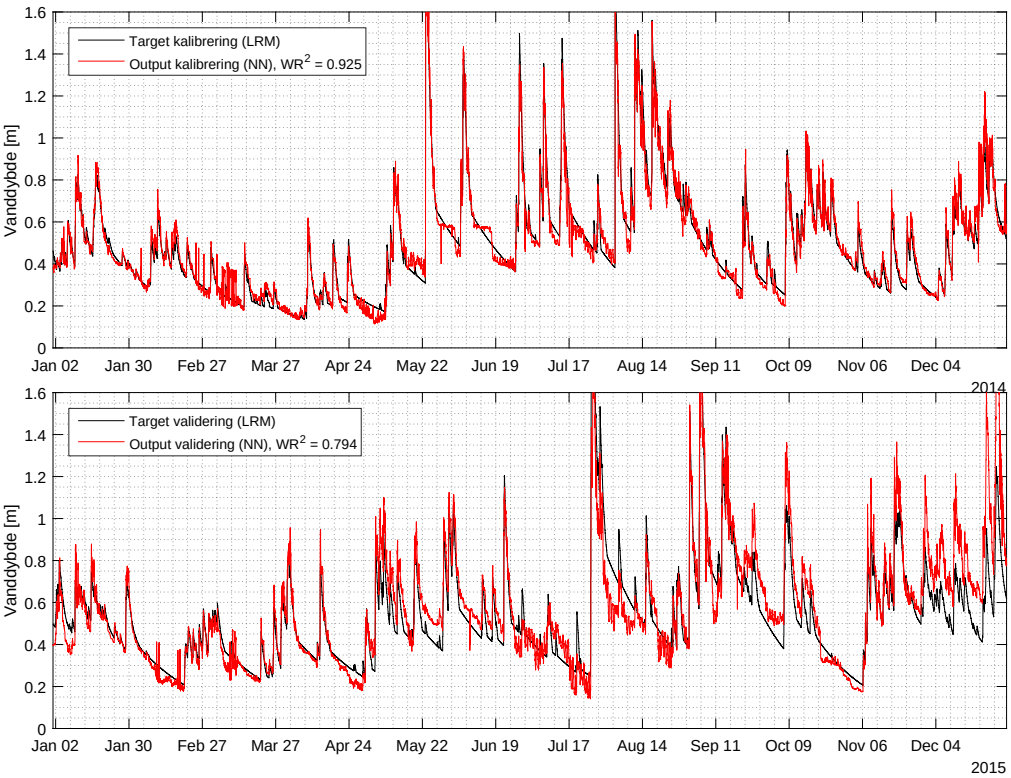
Figur I.7. NN.3.1.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



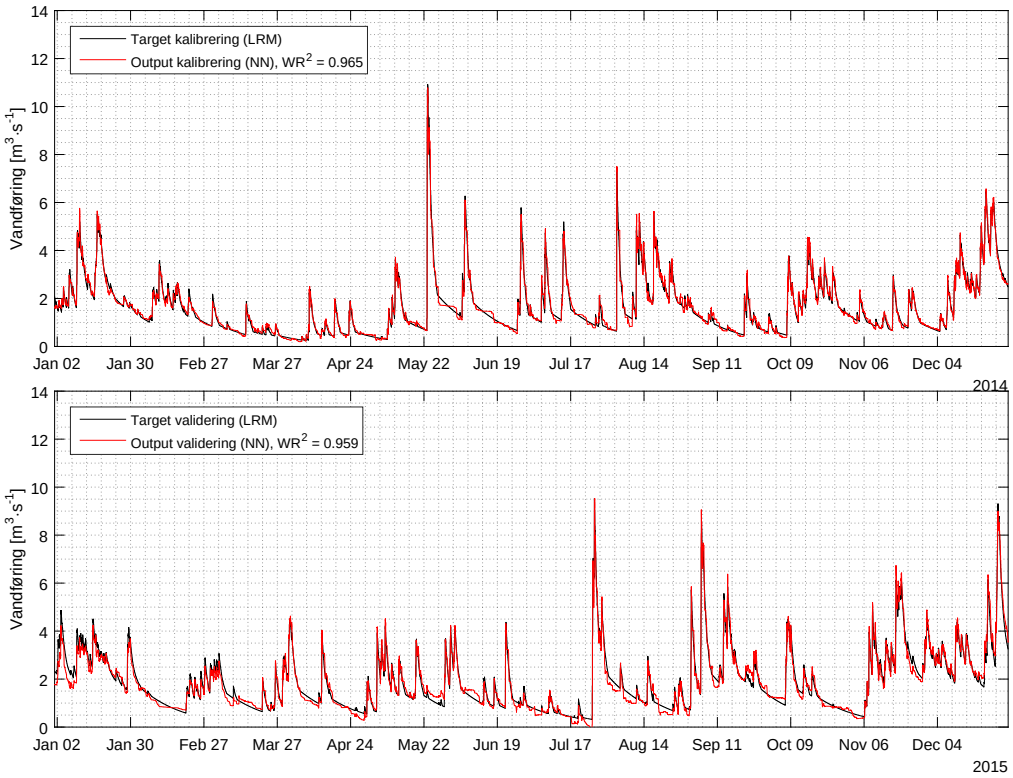
Figur I.8. NN.3.1.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



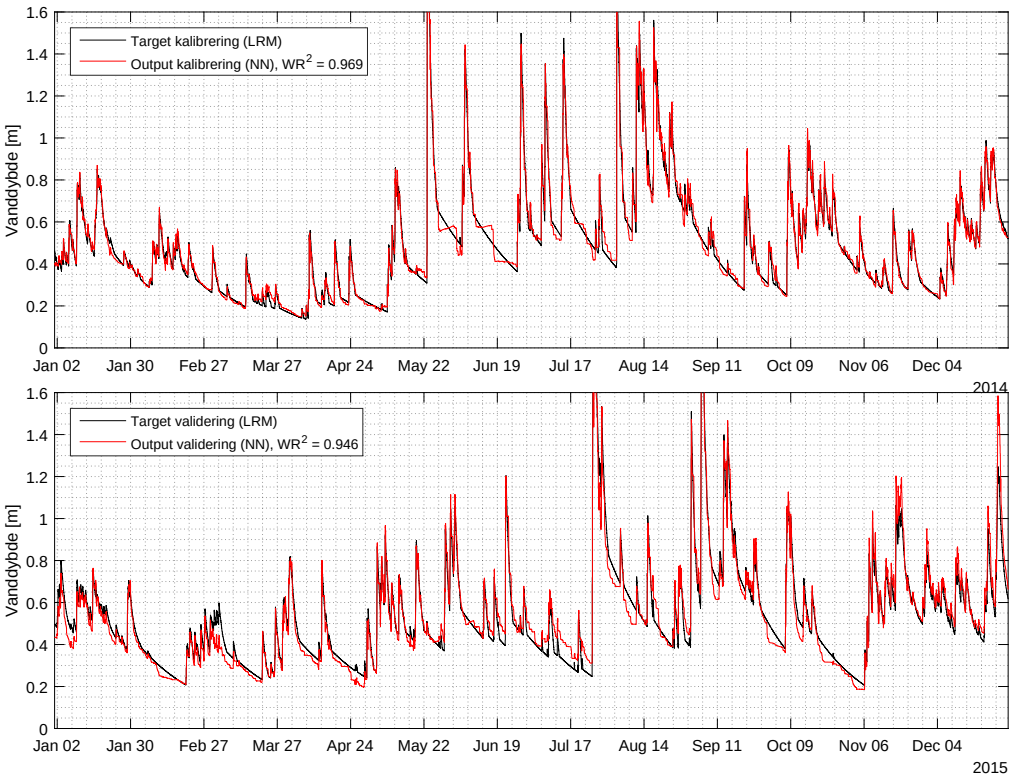
Figur I.9. NN.3.2.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



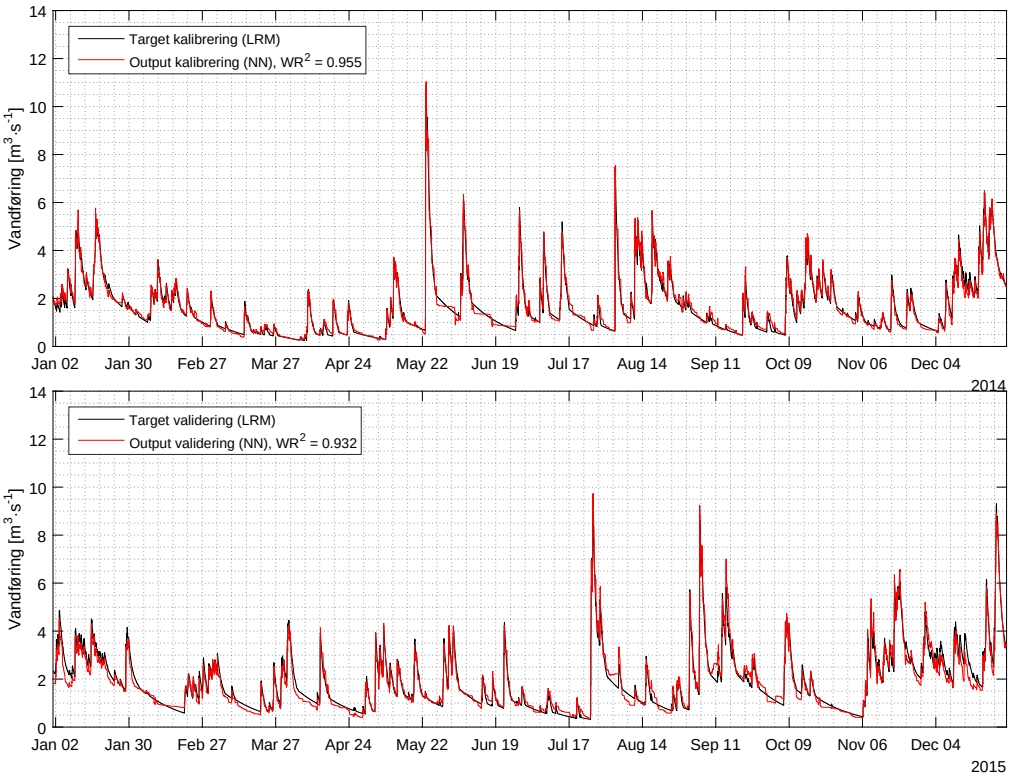
Figur I.10. NN.3.2.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



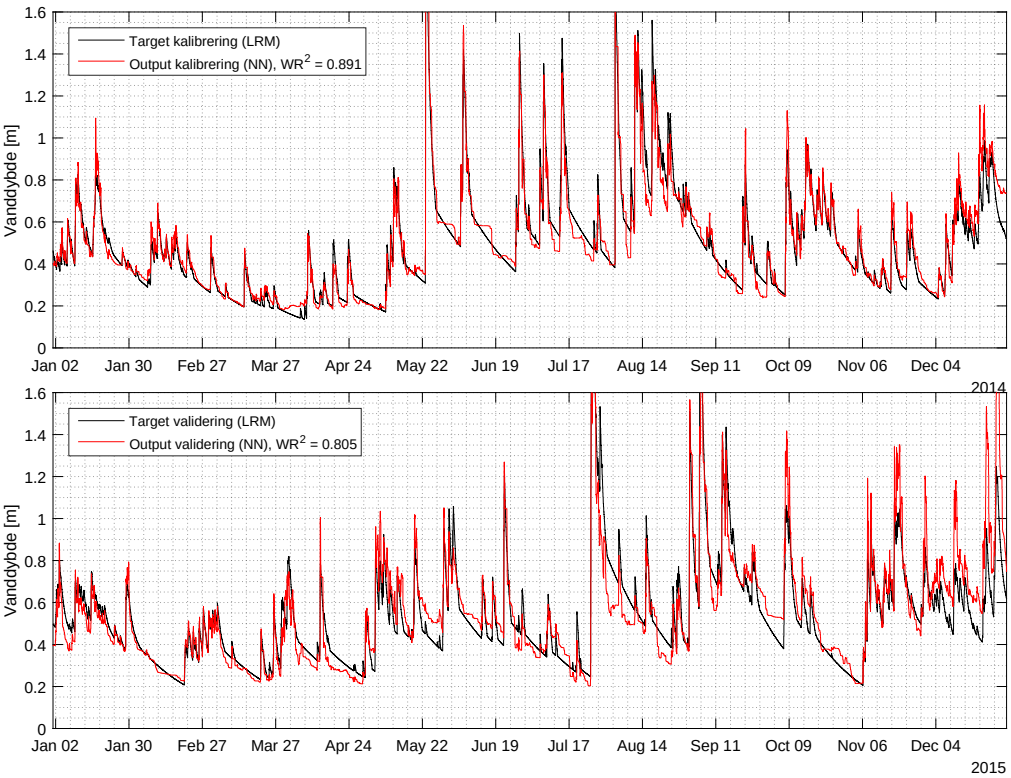
Figur I.11. NN.3.3.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



Figur I.12. NN.3.3.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.

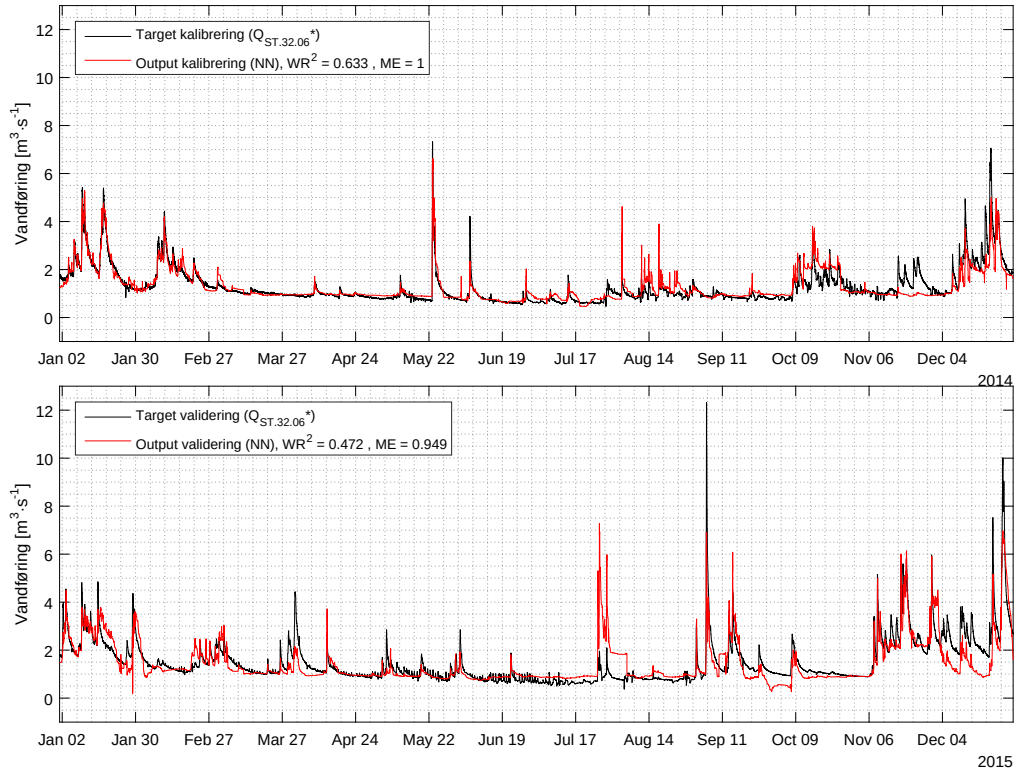


Figur I.13. NN.3.4.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.

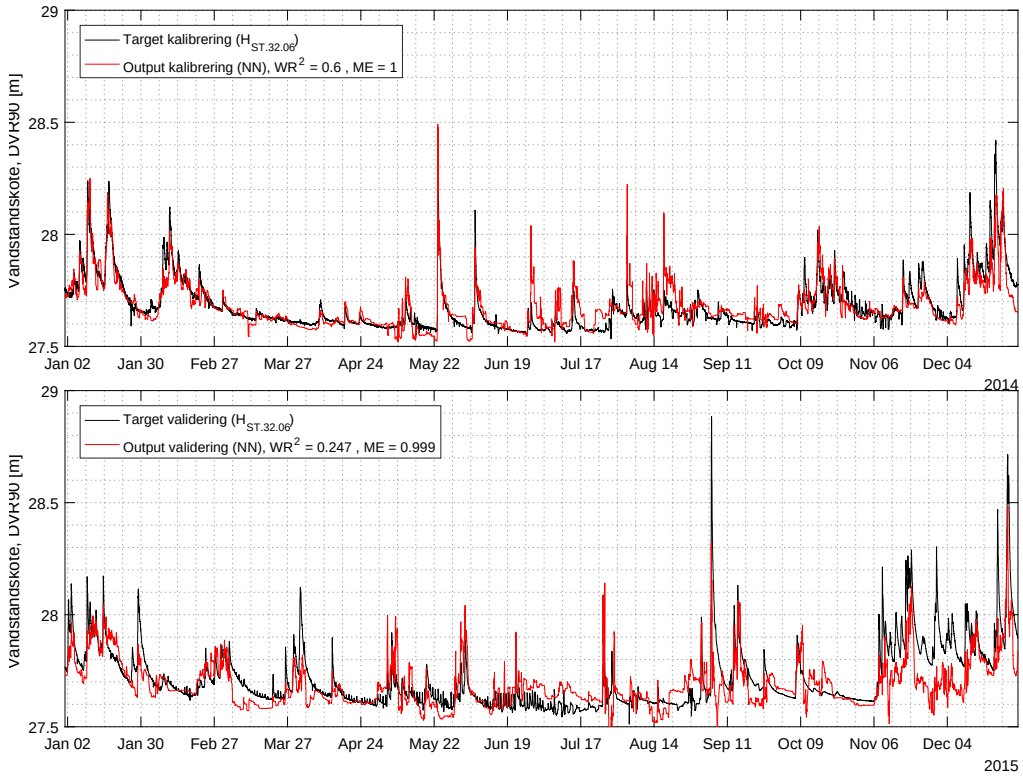


Figur I.14. NN.3.4.y. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.

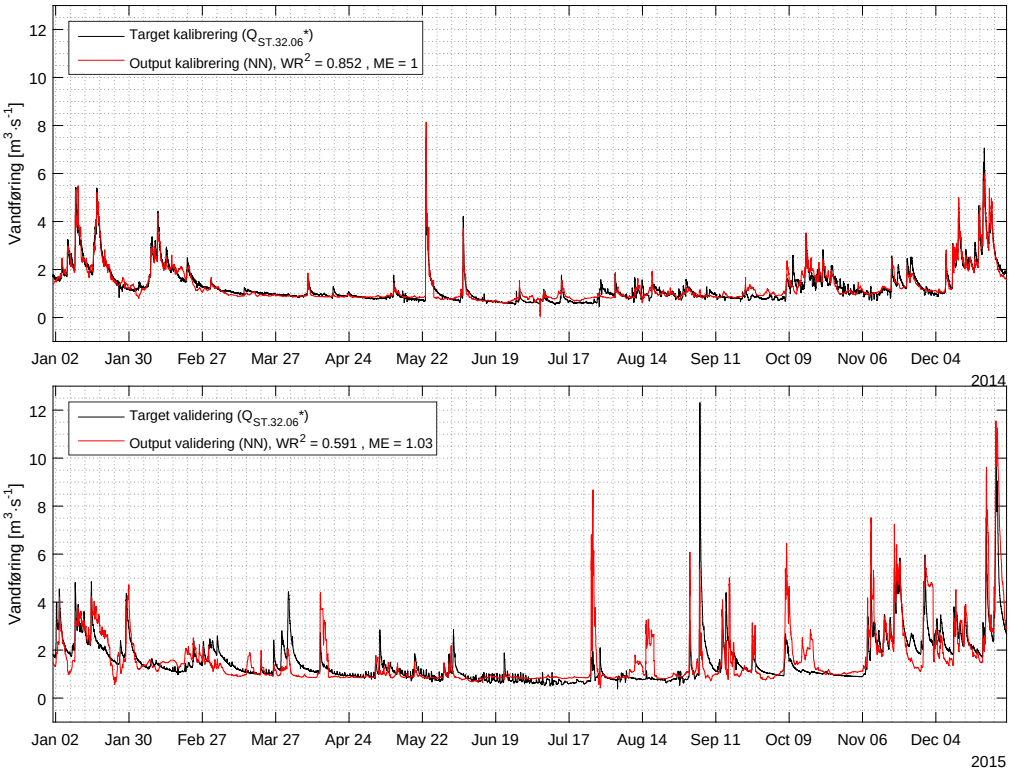
I.2 Afstrømningsmodellering af målte data



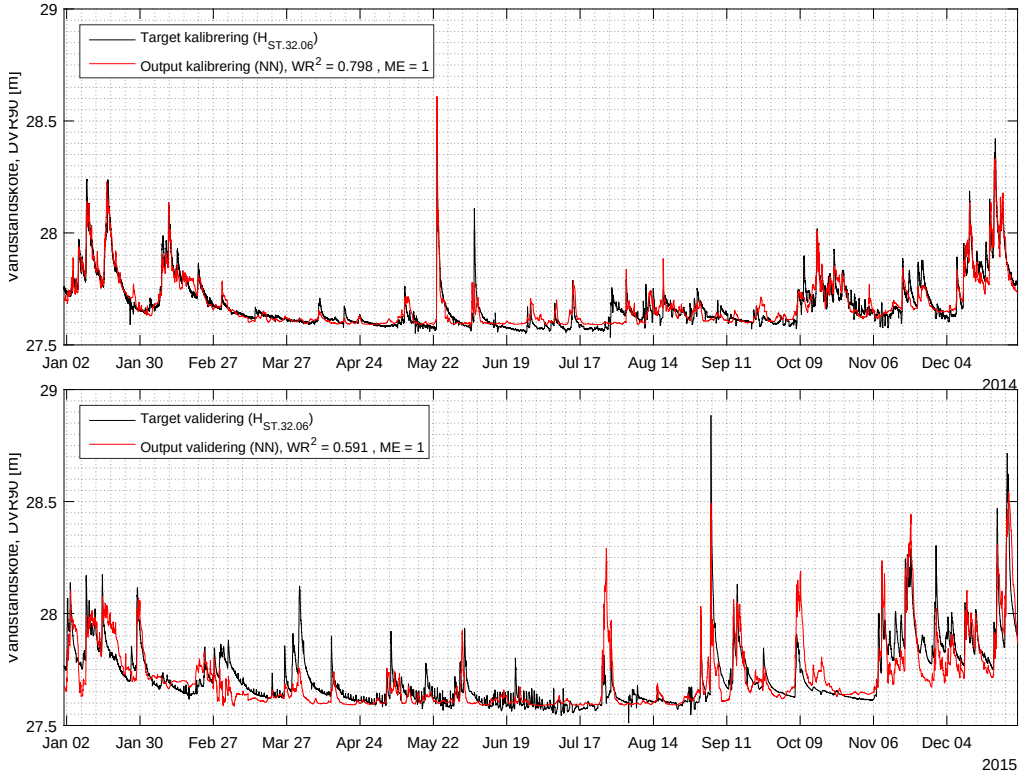
Figur I.15. NN.4.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



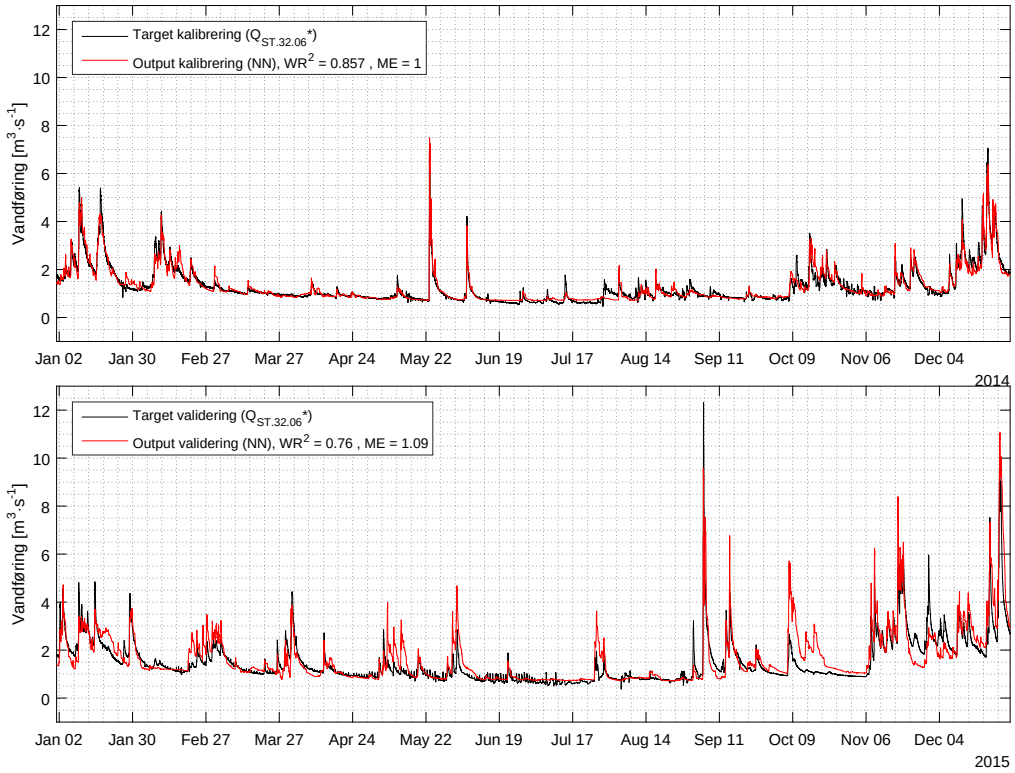
Figur I.16. NN.4.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



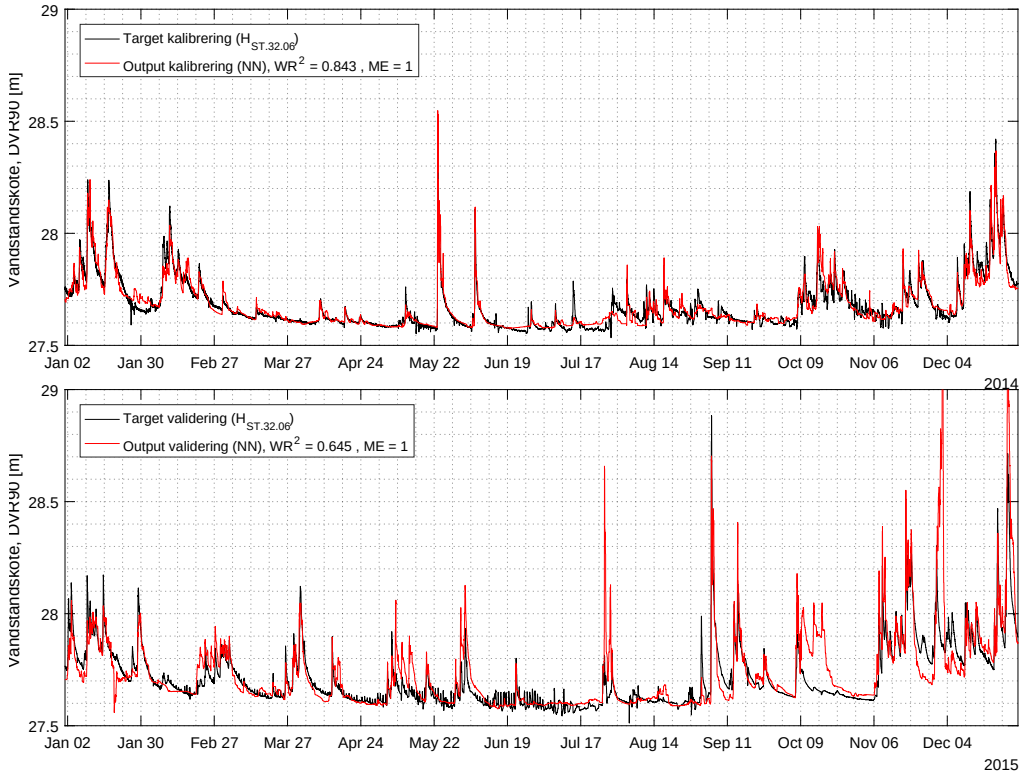
Figur I.17. NN.5.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



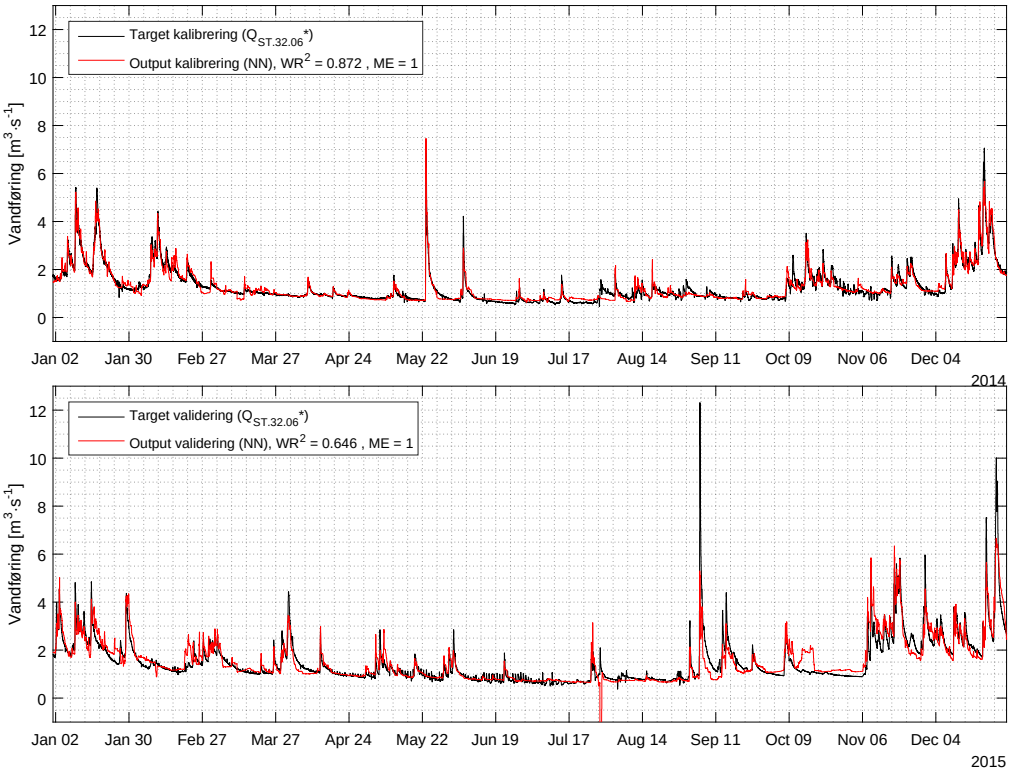
Figur I.18. NN.5.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



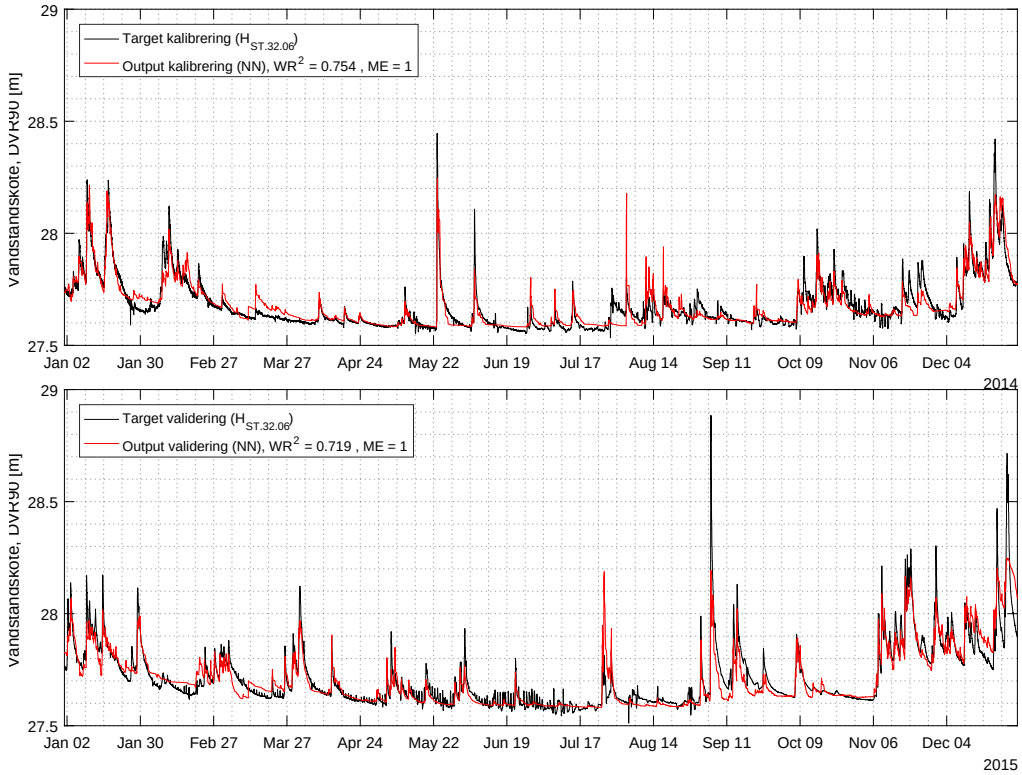
Figur I.19. NN.6.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



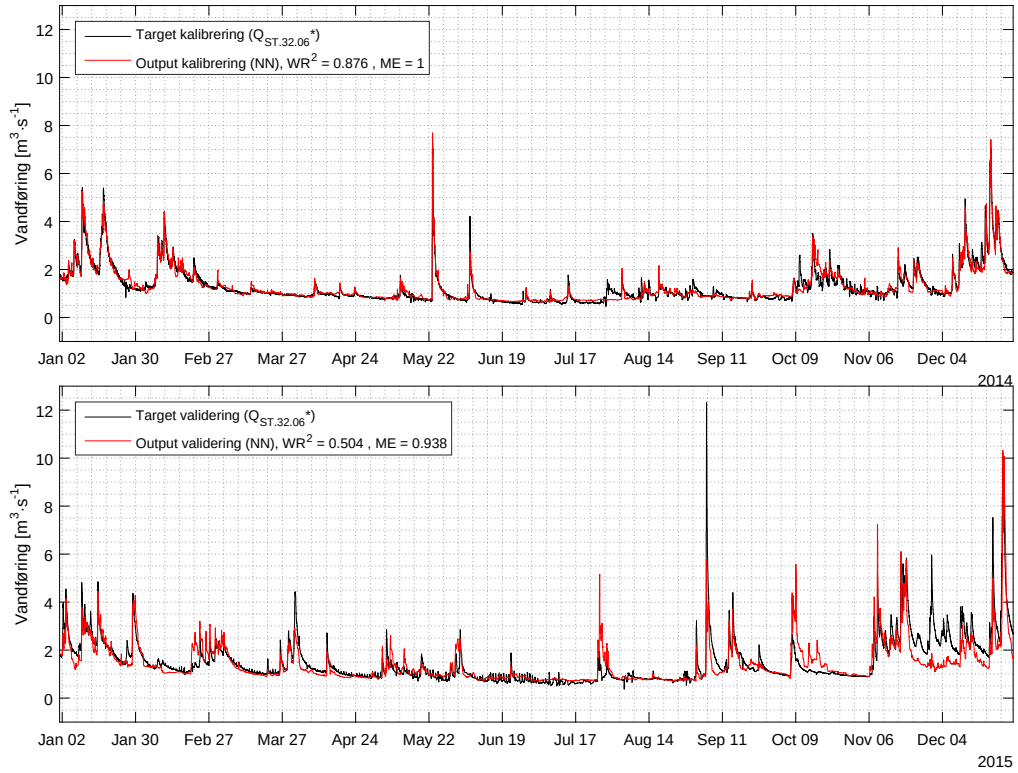
Figur I.20. NN.6.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



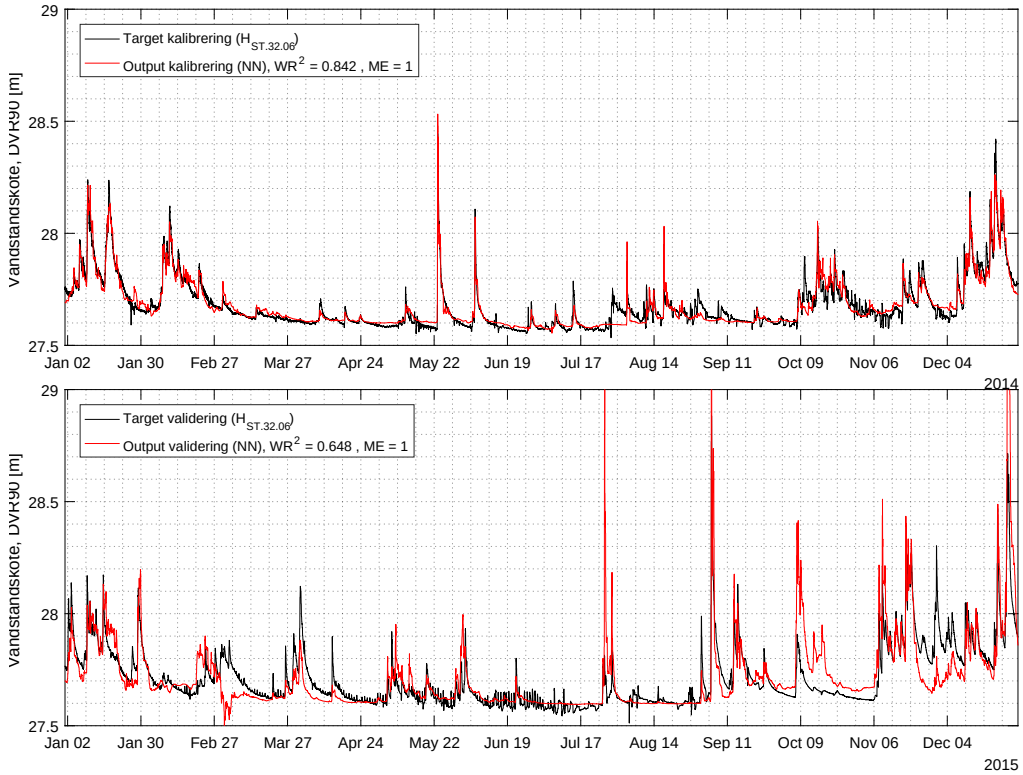
Figur I.21. NN.7.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



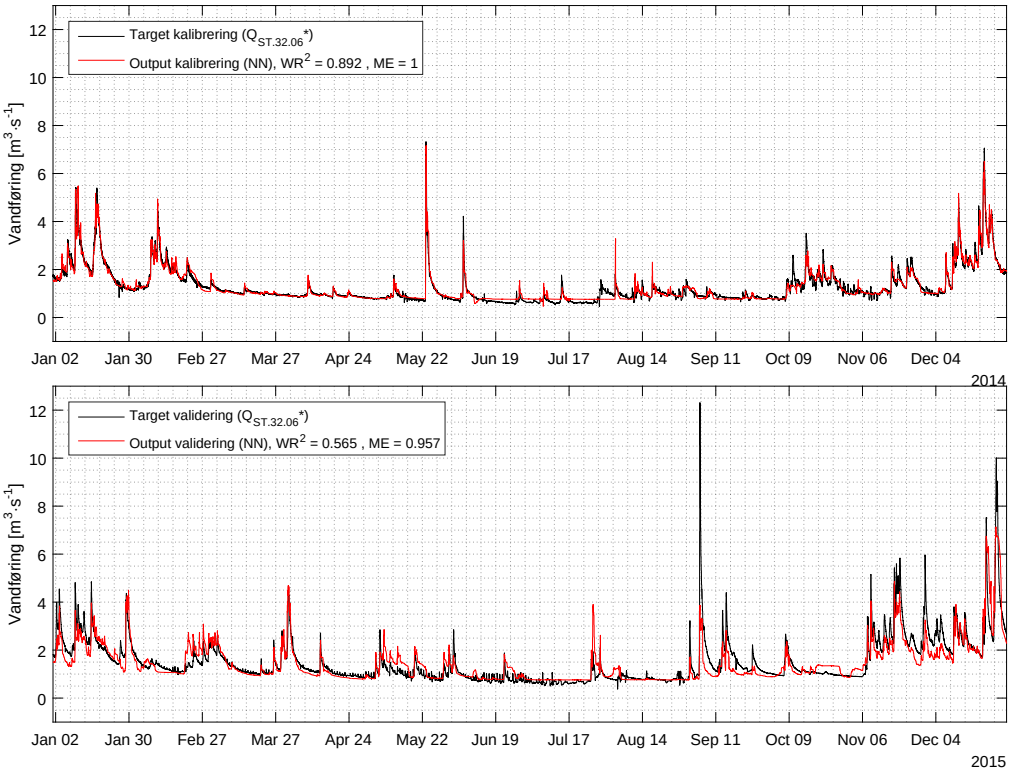
Figur I.22. NN.7.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



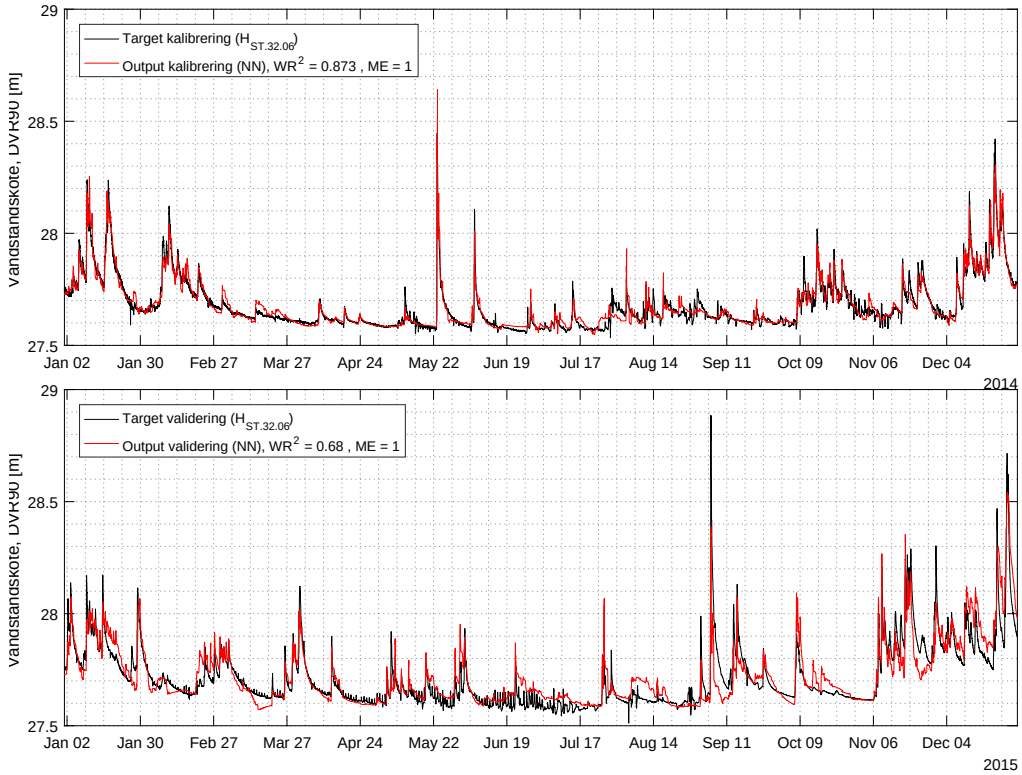
Figur I.23. NN.8.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



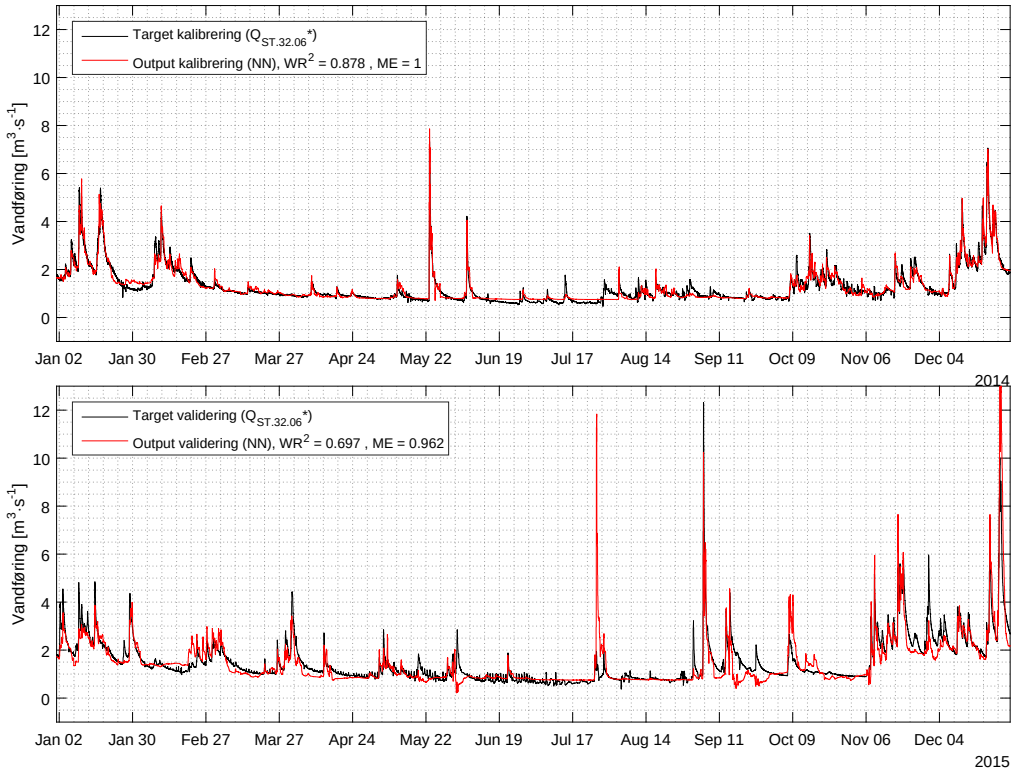
Figur I.24. NN.8.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



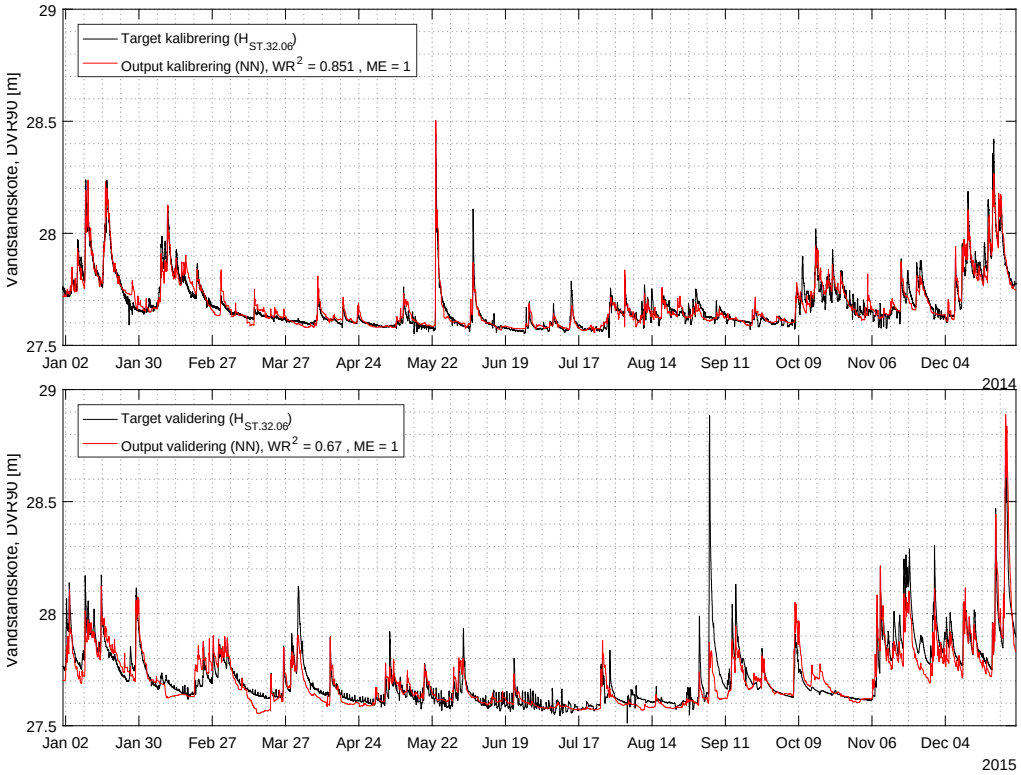
Figur I.25. NN.9.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



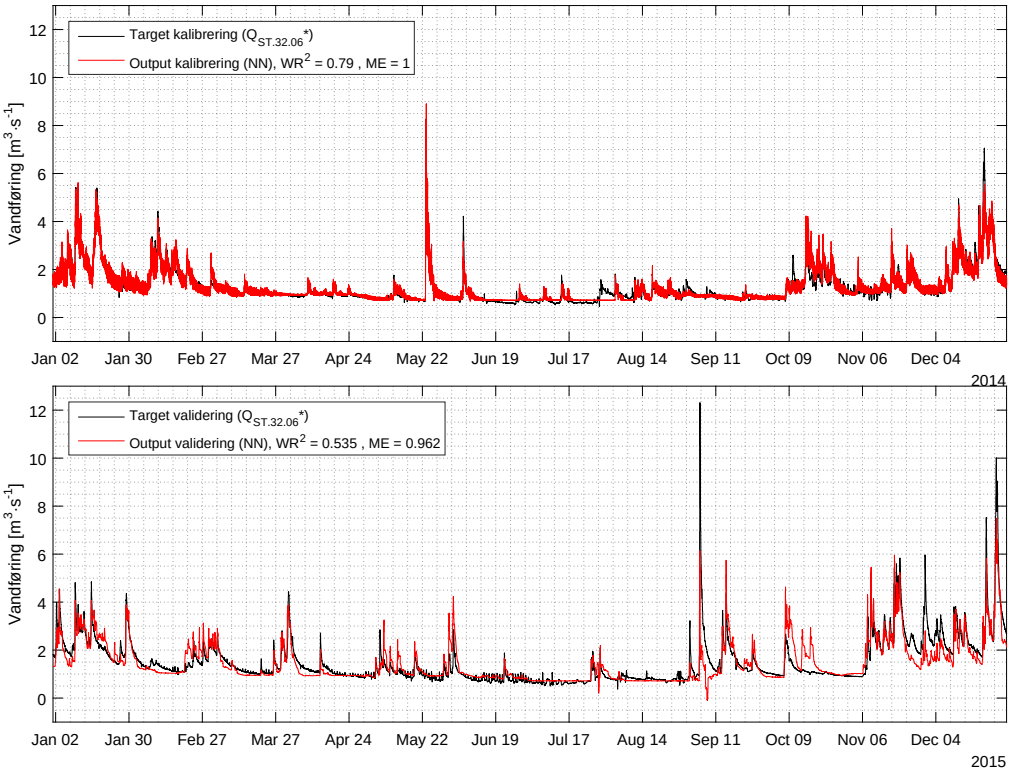
Figur I.26. NN.9.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



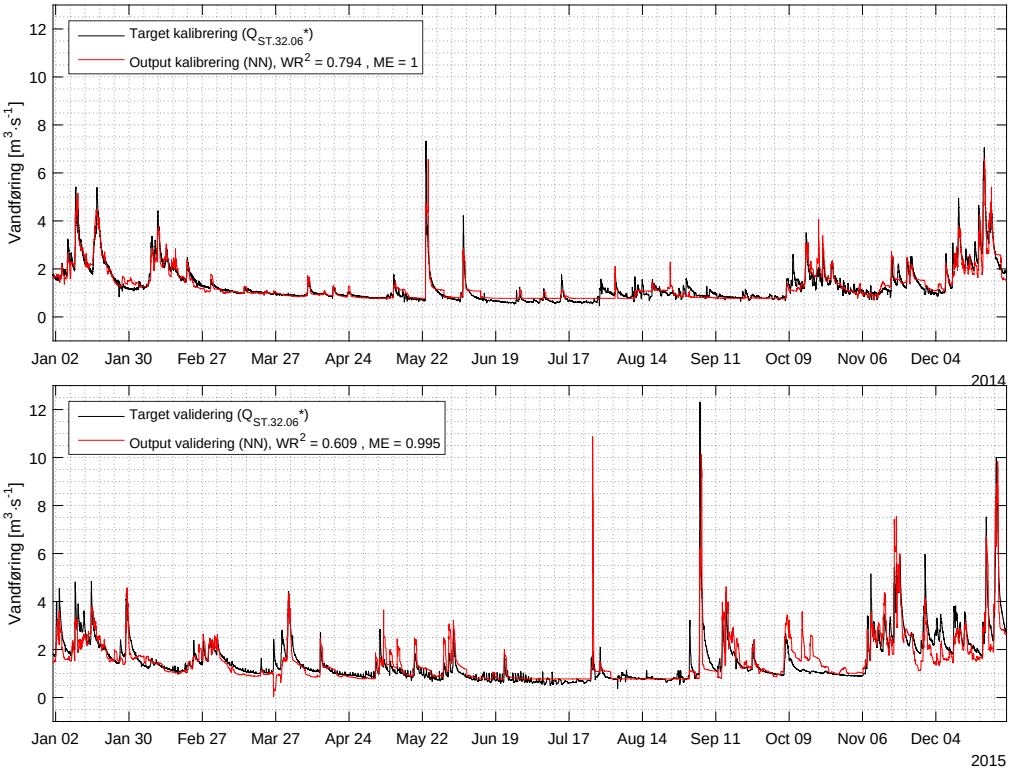
Figur I.27. NN.10.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



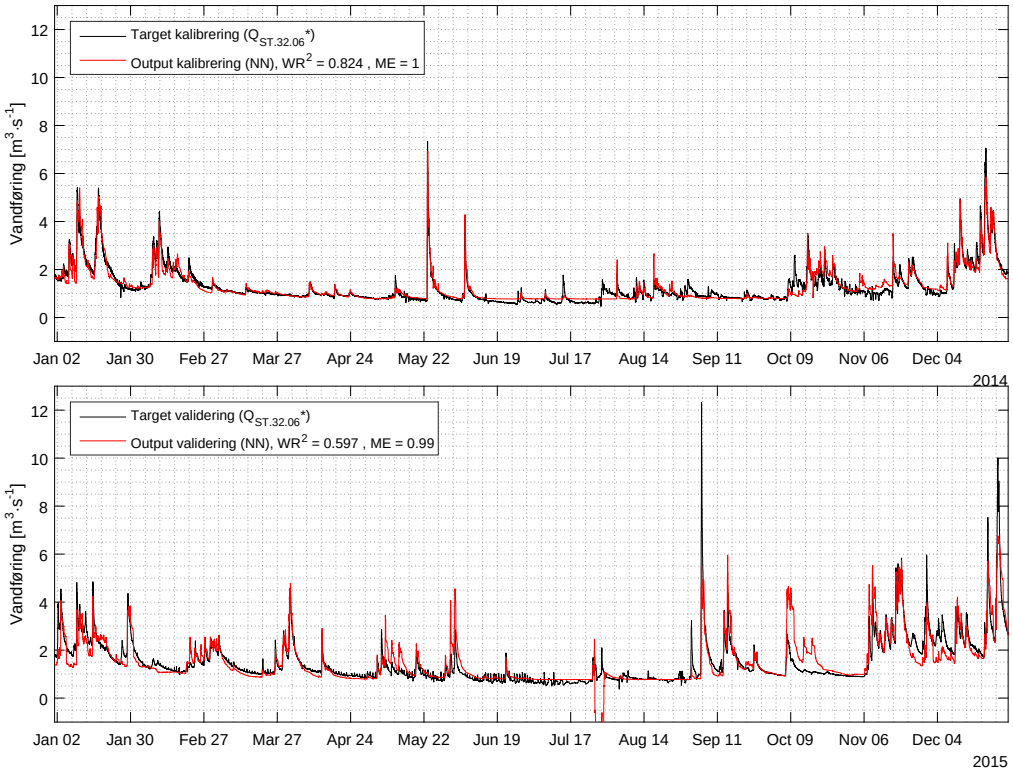
Figur I.28. NN.10.H. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



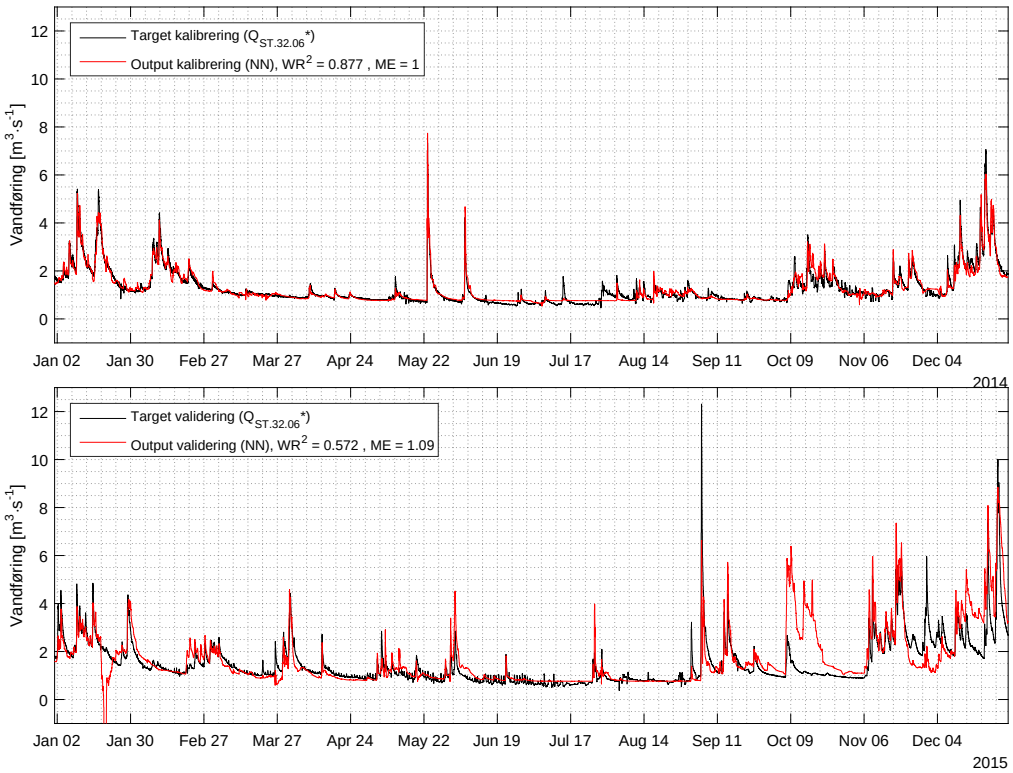
Figur I.29. NN.11.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



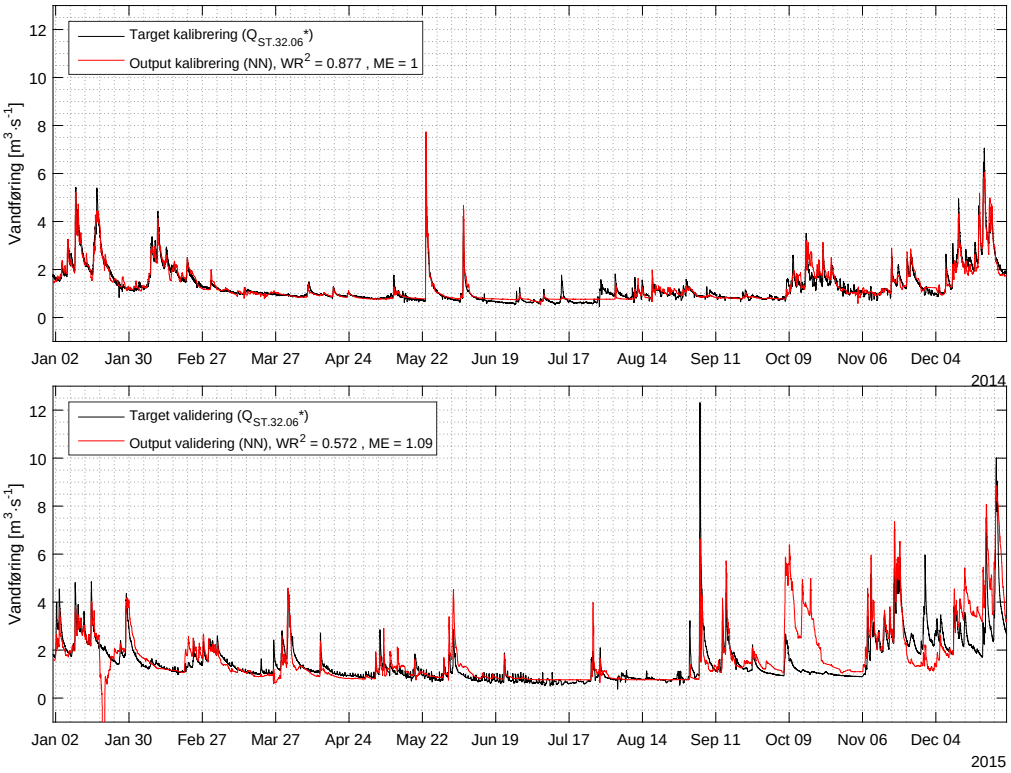
Figur I.30. NN.12.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



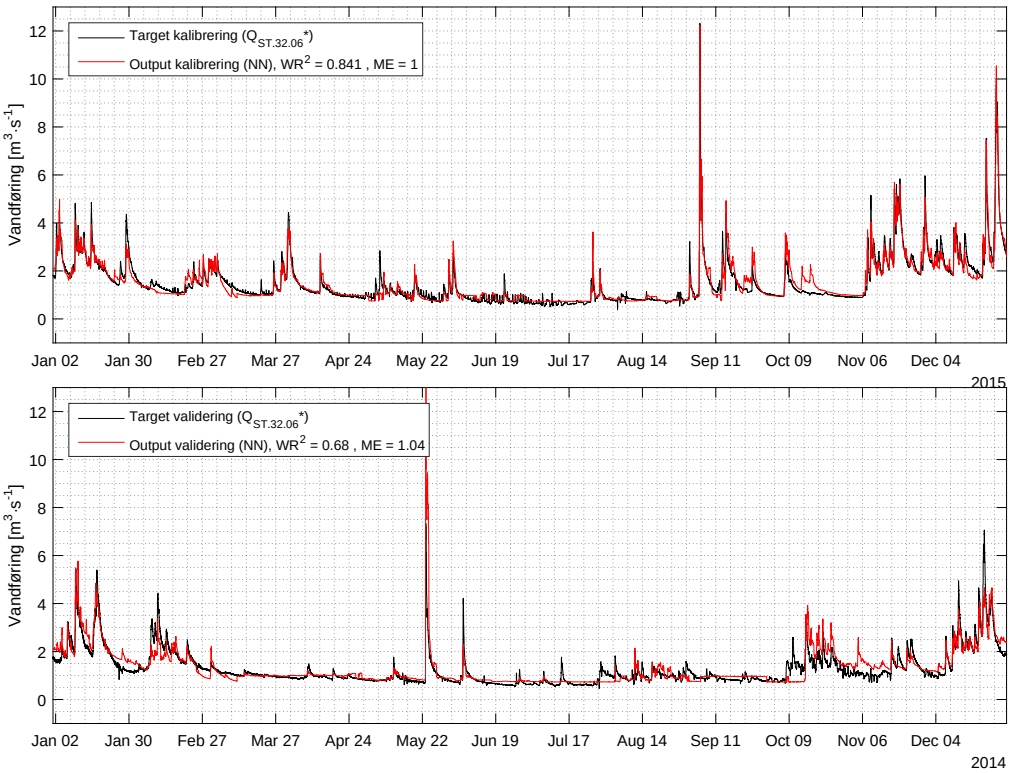
Figur I.31. NN.13.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



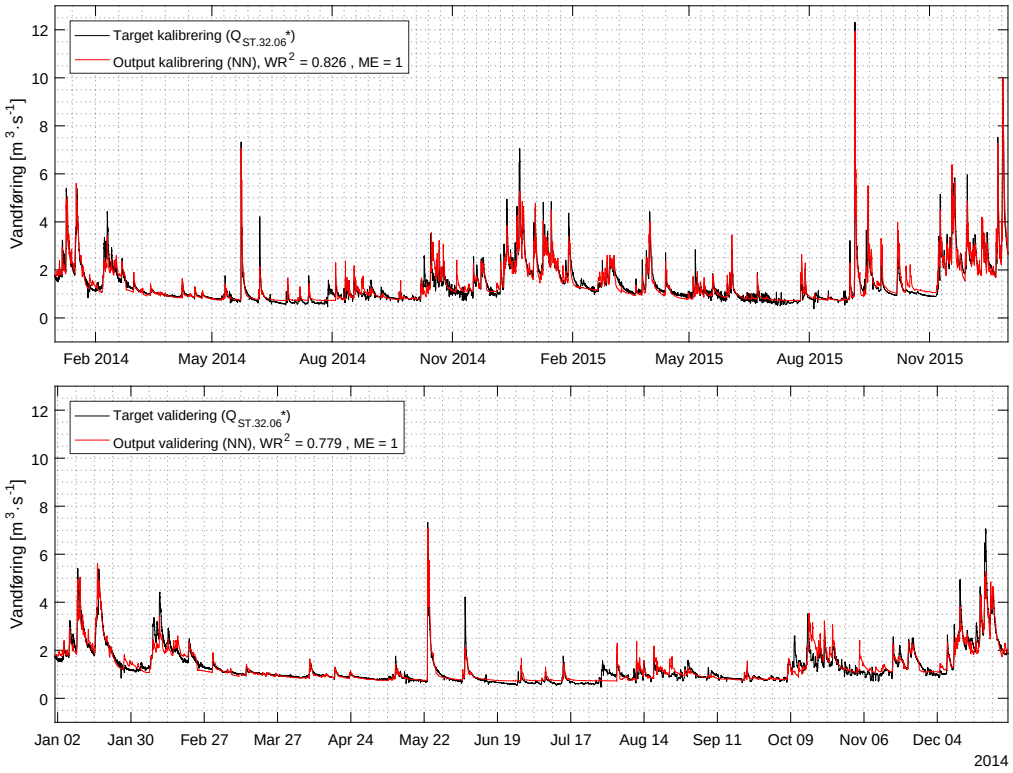
Figur I.32. NN.14.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



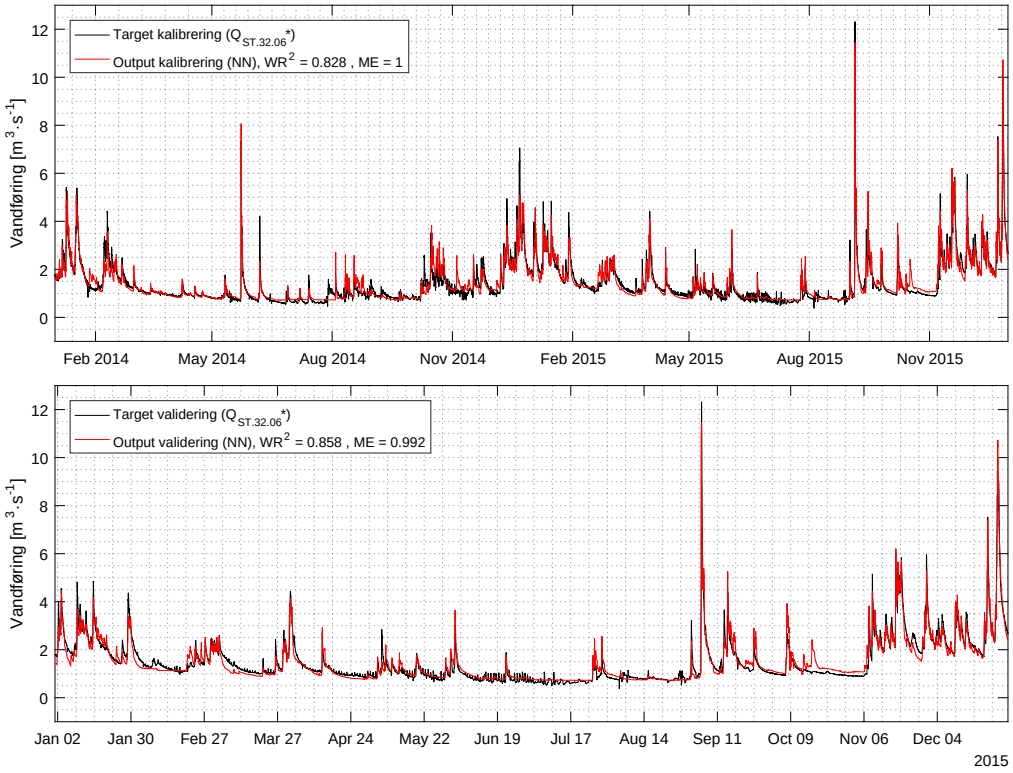
Figur I.33. NN.15.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



Figur I.34. NN.6.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



Figur I.35. NN.6.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.



Figur I.36. NN.6.Q. Øverste plot viser kalibreringen, mens nederste plot viser valideringen.