



UPPSALA
UNIVERSITET

W-13 007

Examensarbete 30 hp
Juni 2013

Prediktion av svårmätbara parametrar i avloppsvatten med multivariata analysmetoder

Prediction of parameters in wastewater using
multivariate analysis

Elin Ottosson

REFERAT

Prediktion av svärmätbara parametrar i avloppsvatten med multivariata analysmetoder

Elin Ottosson

Inom avloppsvattenrening finns ett intresse att mäta olika parametrar, främst i inkommande och utgående vatten, för att få kunskap om hur väl reningen fungerar samt hur reningen eventuellt ska styras beroende på vattnets egenskaper. De vanligaste metoderna för provtagning och analys av avloppsvatten är antingen med fysiska sensorer eller genom analyser på lab. Ytterligare ett alternativ för att ta reda på egenskaper hos vattnet är att konstruera softsensorer, en sensor som bygger på modellerade värden av den parameter som ska mätas utifrån andra parametrar som mäts med fysiska sensorer.

Syftet med denna studie var att undersöka möjligheten att skapa softsensorer för COD, tot-N, tot-P, NH₄-N, NO₃-N och PO₄-P i olika steg av vattenreningen. Skapandet av softsensorer utfördes genom datainsamling, modellering och validering.

Datainsamlingen har utförts på en småskalig reningsanläggning på Hammarby Sjöstadverk i Stockholm. Värden från de befintliga fysiska sensorerna samt analyserade värden från laborativt arbete har tillsammans förbehandlats och använts i mjukvaran SIMCA för att skapa modeller för givna parametrar. Modelleringen bygger på multivariat dataanalys där syftet är att utvinna värdefull information ur ett stort set med data. Vid ett senare tillfälle insamlades oberoende data som inte ingått i modelleringsarbetet och som användes för att validera modellerna.

Resultatet av själva modelleringen gav goda modeller för tot-P och PO₄-P i inkommande vatten. Ingående data beskrivs för dessa två parametrar väl av respektive modell och de ger båda en god prediktionsförmåga. För övriga parametrar erhöles inte tillräckligt bra modeller. Valideringen visade dålig överensstämmelse mellan predikterade värden från modellerna för tot-P respektive PO₄-P i inkommande vatten och observerade värden. Detta resultat beror med stor sannolikhet på ett byte av inlopp för inkommande vatten till reningsanläggningen. Något som gav stora skillnader mellan de förhållanden som varade vid datainsamlingen för skapandet av modellerna och de förhållanden som varade vid datainsamling för valideringen. Förändringen av inkommande vatten var antagligen för stor för modellerna att klara av. Trots en dålig validering antas det utifrån själva modellerna och tidigare studier finnas goda möjligheter att skapa softsensorer som kan implementeras på Hammarby Sjöstadverk.

Nyckelord: Softsensorer, multivariat dataanalys, avloppsvattenrening, PCA, PLS

Uppsala Universitet, Institutionen för informationsteknologi

Box 337

SE-751 05 Uppsala

ABSTRACT

Prediction of parameters in wastewater using multivariate analysis

Elin Ottosson

In wastewater treatment there is a wish to measure various parameters, mainly in incoming and outgoing water, to get knowledge of how the treatment is working and how the treatment may be controlled according to the properties of the water. The most common methods for sampling and analysis of water are either with physical sensors or analyzes in the lab. A further option to determine the characteristics of the water is to design soft sensors, a sensor based on modeled values of the parameter to be measured by other parameters already measured by physical sensors.

The purpose of this study was to investigate the possibility of creating soft sensors for COD, total N, total P, NH₄-N, NO₃-N and PO₄-P in various stages in the water treatment. The creation of soft sensors has been carried out by collection of data, modeling and validation.

The collection of data has been carried out on a small scale waste water treatment plant at Hammarby Sjöstadsverk in Stockholm, Sweden. Values from the existing physical sensors and the analyzed values from laboratory work are used in the software SIMCA to create models for the given parameters. The modeling is based on multivariate data analysis where the aim is to extract valuable information from a large set of data. Independent data, not included in the modeling, were later collected and used to validate the models.

The results of the modeling provided good models for tot-P and PO₄-P in the incoming water. These models show that the input data are well described by the model and that they provide good prediction ability. For the other parameters the models were not good enough. The validation shows poor conformity between the predicted values from the models and the observed values. This result is probably due to a change in the inlet for incoming water to the treatment plant resulting in significant differences from the conditions that lasted for the data collection for the creation of the models. Despite a poor validation, it is assumed by the models and previous studies to be good opportunities to create soft sensors that can be implemented at Hammarby Sjöstadsverk.

Keywords: Soft sensors, multivariate data analysis, wastewater treatment, PCA, PLS

*University of Uppsala, Department of Information Technology
Box 337
SE-751 05 Uppsala, Sweden*

FÖRORD

Prediktion av svårsmätbara parametrar i avloppsvatten med multivariata analysmetoder har varit en del i ett befintligt projekt på IVL Svenska Miljöinstitutet i Stockholm.

Denna rapport sammanfattar mitt avslutande examensarbete på 30 högskolepoäng på Civilingenjörsprogrammet i Miljö- och Vattenteknik vid Uppsala universitet.

Handledare var Klara Westling, IVL Svenska Miljöinstitutet. Ämnesgranskare var Professor Bengt Carlsson, Institutionen för informationsteknologi, Uppsala universitet. Examinator var Professor Allan Rodhe, Institutionen för geovetenskaper, luft-, vatten- och landskapslära, Uppsala universitet. Ett stort tack till er tre som bidragit med engagemang och värdefull kunskap!

Även ett stort tack till Christian Baresel, Lars Bengtsson, Mila Harding, Jesper Karlsson och övriga på Hammarby Sjöstadsverk för all hjälp och en inspirerande arbetsmiljö. Tack till Anna Sporre som gjort ett utmärkt arbete med förberedelser av försökslinjen. Ett ständigt tack till vänner och familj.

Stockholm, juni 2013



Elin Ottosson

Copyright © Elin Ottosson och Institutionen för informationsteknologi, Uppsala universitet.

UPTEC W 13 007, ISSN 1401-5765

Publicerad digitalt hos Institutionen för geovetenskaper, Geotryckeriet, Uppsala universitet, Uppsala, juni 2013.

POPULÄRVETENSKAPLIG SAMMANFATTNING

En genomsnittlig människa i Sverige använder ungefär 200 liter vatten per dygn för bland annat personlig hygien, matlagning och tvätt. Från våra hushåll leds vattnet bort via ledningsnät och når slutligen reningsverket som ska rena vattnet innan de släpps ut till sjöar och hav. Till reningsverken kommer även dagvatten och vatten från industrier.

Vattenrening i Sverige sker vanligtvis med mekanisk, biologisk eller kemisk rening. Rening av avloppsvatten kräver kunskap om vad det inkommande vattnet innehåller. Ofta görs vattenprover på lab, dels på inkommande vatten och dels på utgående vatten. Då fås information om innehåll av bland annat näringsämnen och organiskt material och reningsgraden kan beräknas. Problemet med detta sätt att analysera vatten är att det inte ger en aktuell och kontinuerlig bild över innehållet i vattnet. Alternativet till att mäta på lab har traditionellt sett varit att använda sig av fysiska sensorer. Med fysiska sensorer är det till exempel väldigt vanligt att mäta flöde, temperatur och andra lättmätbara parametrar. Lättmätbara parametrar avser de parametrar där det finns beprövade mätmetoder och där sensorerna är enkla att använda och inte kräver allt för mycket underhåll, i form av rengöring och kalibrering. Den stora svårigheten uppstår när man även vill mäta parametrar som anses svårsmätbara. Att de är svårsmätbara kan innebära att det antingen inte finns tillgängliga sensorer på marknaden eller att de som finns är opålitliga eller väldigt dyra. Med moderna fysiska sensorer finns oftast möjligheten att mäta online. Med att mäta något online menas att det mäts kontinuerligt och är uppkopplat till någon form av station där mätvärdena lagras. Ytterligare ett alternativ till de två mätmetoder som redan nämnts är en tredje metod som bygger på att beräkna den parameter man vill mäta genom onlinemätningar av andra parametrar. De modeller som tillverkas på det här sättet kallas för softsensorer. Förutsättningen här är att det finns ett beroende mellan den parameter som ska beräknas och de parametrar som faktiskt mäts i verkligheten.

Eftersom alla dessa mätningar genererar ett stort antal mätdata är det viktigt att använda sig av en bra metod som kan hantera all data och utvinna värdefull information. Multivariat dataanalys är samlingsnamnet för de teoretiska verktyg som kan användas för att på ett säkert sätt analysera och bearbeta en stor mängd data.

På Henriksdalsberget i Stockholm i anslutning till Henriksdals reningsverk finns en anläggning för forskning och utveckling av vattenrenings- och miljöteknik. På denna anläggning finns en småskalig kopia av Henriksdals reningsverk. Denna installation ska alltså motsvara förhållandena på ett svenskt konventionellt reningsverk och har använts för försöken i denna studie.

Studien har utförts genom att samla in data dels från onlinemätningar och dels från laborativt arbete. Vid tre provtagningspunkter i reningsprocessen har under totalt 108 timmar vattenprover tagits ut och analyserats med avseende på tio olika parametrar. Tillsammans med tillhörande onlinevärden har mjukvaruprogrammet SIMCA använts för att se samband mellan parametrarna och försöka reda ut vilka parametrar som är

beroende av varandra. Utifrån dessa modeller kan softsensorer skapas och användas för mätning av olika parametrar i vattenreningen.

Denna studie visar att det troligtvis finns goda möjligheter att skapa softsensorer för tot-P (totalfosfor) och PO₄-P (fosfatfosfor). De utarbetade modellerna i denna studie har på grund av oförutsedda händelser inte testats på ett tillfredställande sätt och visar felaktiga värden i valideringen. Med utgångspunkt i själva arbetet med modelleringen och tidigare studier tros det ändå finnas goda möjligheter att skapa softsensorer för tot-P och PO₄-P. Övriga modeller är med tillgänglig data inte tillräckligt bra för att kunna användas som softsensorer.

DEFINITIONER

<i>MVA</i>	Multivariat dataanalys
<i>PCA</i>	Principal Component Analysis, metod för multivariat dataanalys
<i>PLS</i>	Partial Least Squares, metod för multivariat dataanalys
<i>SIMCA</i>	Mjukvara för multivariata dataanalyser
<i>DO</i>	Dissolved Oxygen, halt eller koncentration av löst syre
<i>COD</i>	Chemical Oxygen Demand, halt organiskt material
<i>Tot-P</i>	Totalfosfor
<i>PO4-P</i>	Fosfatfosfor
<i>Tot-N</i>	Totalkväve
<i>NH4-N</i>	Ammoniumkväve
<i>NO3-N</i>	Nitratkväve
<i>TSS</i>	Total Suspended Solids, fast material i vattnet
<i>Scores</i>	Relationer mellan observationer
<i>Loadings</i>	Relationer mellan variabler
<i>Kovarians</i>	Korrelation mellan två variabler
<i>R²</i>	Förklarad prediktion
<i>Q²</i>	Predikterad variation
<i>Uteliggare</i>	Avvikande variabel eller observation
<i>Residual</i>	Skillnad mellan observerat värde och teoretiskt modellerat värde

Innehåll

REFERAT	I
ABSTRACT	II
FÖRORD	III
POPULÄRVETENSKAPLIG SAMMANFATTNING	IV
DEFINITIONER	VI
1. INLEDNING	1
1.1 SYFTE	2
1.2 ARBETSSÄTT	2
2. BAKGRUND	3
2.1 AVLOPPSVATTENRENING MED AKTIVT SLAM	3
2.1.1 Kväveavskiljning	3
2.1.2 Fosforrening	5
2.1.3 Parametrar med betydelse för avloppsvattenrening	5
2.1.4 Onlinemätningar	6
2.2 HAMMARBY SJÖSTADSVERK	6
2.2.1 Reningsprocesser och dimensionering för linje 1	7
2.3. UTVECKLANDET AV SOFTSENSORER	8
2.4 MULTIVARIAT DATAANALYS	9
2.4.1 Förbehandling av data	10
2.4.2 Projektionsprinciper	11
2.4.3 Statistiska mått	14
2.5 TIDIGARE STUDIER	15
2.5.1 DIKA, 1996-1998	15
2.5.2 Resurseffektiv avloppsvattenrening, 2002-2007	16
2.5.3 Holistic Integrated Process CONTROL, HIPCON	16
3. METODER	17
3.1 ÖVERVAKNING OCH UNDERHÅLL	17
3.2 MÄTKAMPANJ	17
3.2.1 Labanalyser	18
3.2.2 Onlinedata	19
3.3 MODELLERING	20
3.4 VALIDERING	21
4. RESULTAT OCH OBSERVATIONER	22

4.1 ÖVERVAKNING OCH UNDERHÅLL.....	22
4.2 MÄTKAMPANJ.....	22
4.3 MODELLERING.....	22
4.3.1 Modell för Tot-P _{IN}	24
4.3.2 Modell för PO4-P _{IN}	26
4.3.3 Sammanfattning av modelleringen.....	28
4.4 VALIDERING.....	28
5. DISSKUSION.....	30
5.1 BEGRÄNSNINGAR OCH MÖJLIGHETER I MODELLERINGEN.....	30
5.1.1 Modellering av tot-P _{IN} och PO4-P _{IN}	30
5.2 VALIDERING AV MODELLERNA.....	30
5.3 PRAKTISKT IMPLEMENTATION.....	31
5.4 OSÄKERHETER OCH SVÅRIGHETER.....	31
5.5 FÖRSLAG TILL VIDARE STUDIER.....	32
5.4 JÄMFÖRELSE MED TIDIGARE STUDIER.....	32
6. SLUTSATSER.....	33
7. REFERENSER.....	34
BILAGA A.....	36
BILAGA B.....	50

1. INLEDNING

Avloppsreningsverk i Sverige ställs ständigt för nya utmaningar. Strängare krav på reningsgrad och önskan av effektivitet, både ekonomiskt och tekniskt, gör att det ligger ett stort intresse i att förbättra och utveckla de befintliga processerna. En viktig del i arbetet med att uppnå en välfungerande och effektiv rening är övervakning och kontroll av olika parametrar i vattnet. Mätningarna av dessa nyckelparametrar sker ofta på lab genom vattenprover som analyseras. En vanlig metod för detta är att ta stickprov, dessa ger dock enbart en momentan bild av processen. Ett alternativ är att analysera samlingsprov som samlas in under en viss tid, till exempel ett dygn. Den här formen av vattenprov ger en överskådlig och sammanförd bild av hur processen fungerat i det förflutna men inte heller här fås en bild av hur det faktiskt ser ut just för stunden. Alternativet till analyser på lab är onlinemätningar vilket innebär att fysiska sensorer placerade i processen kontinuerligt mäter olika parametrar som loggas i ett datasystem. Detta sätt att mäta ger en aktuell beskrivning av processen. Vissa metoder för onlinemätning är mer beprövade än andra. Att mäta temperatur online är till exempel både enkelt och billigt medan det för andra parametrar är svårare att åstadkomma bra onlinemätningar. Det kan vara svårt att hitta tillförlitliga och precisa metoder för de parametrar som ska mätas och en av de stora begränsningarna i onlinemätningar ligger i krav på underhåll och kostnad för sensorerna. Sensorerna kräver ofta rengöring och kalibrering, något som ibland är svårt att genomföra på ett tillfredställande sätt ute i verklighetens reningsverk. Priset är också en anledning till att det inte alltid känns motiverat att använda onlinesensorer.

Ytterligare en lösning för mätningar på avloppsvattnet är att skapa softsensorer. Softsensorer är en mjukvara som kan använda parametrar som redan mäts online för att beräkna andra parametrar.

Hammarby Sjöstadsverk är en försöks- och demonstrationsanläggning som ligger i anslutning till Henrikdals reningsverk i Stockholm. Försöksanläggningen drivs av Kungliga Tekniska Högskolan (KTH) och IVL Svenska Miljöinstitutet. På anläggningen finns en småskalig kopia av Henriksdals reningsverk som består av förfällning, försedimentering, sex bioreaktorer (tre oluftade följt av tre luftade), eftersedimentering och sandfilter. Denna reningslinje kallas linje 1 och används för försöken i denna studie.

Flera tidigare studier har visat att det finns goda möjligheter att skapa softsensorer för olika parametrar i inkommande avloppsvatten. *DIKA, Driftstörningar i kommunala avloppsreningsverk- en studie av syreöverföring, ytaktiva ämnen, slamegenskaper och styrmöjligheter, 1996-1998* är ett exempel på en rapport där Röttorp m.fl. har utvärderat möjligheten att skapa softsensorer på fem olika reningsverk i Sverige. Studierna är delvis platsspecifika och ger olika resultat beroende på vilka reningsverk de är utförda vid. Denna studie undersöker möjligheten att skapa soft sensorer på linje 1 på Hammarby Sjöstadsverk.

1.1 SYFTE

Syftet med detta examensarbete var att skapa softsensorer, virtuella sensorer i form av mjukvara där flera mätningar av olika parametrar vägs samman och predikterar andra parametrar.

Målet med arbetet var:

- Utveckla softsensorer för: COD, tot-N, tot-P, NH₄-N, PO₄-P i inkommande vatten, NO₃-N i sista oluftade reaktorn samt NO₃-N, NH₄-N i sista luftade reaktorn.

1.2 ARBETSSÄTT

För att uppnå syftet har en litterastudie främst rörande tekniker för multivariat dataanalys gjorts. Detta gjordes för att få förståelse för vilka tekniker som finns och vilka beräkningar som utförs och därigenom bättre kunna avgöra rimlighet och begränsningar i modellerna som skapas. Mycket tid har lagts ner på att planera och förbereda det laborativa arbetet under mätkampanjen då data insamlats. Praktiskt arbete med processövervakning och underhåll har inget egentligt syfte för projektet men har ändå varit av stor betydelse för att kunna utföra mätningarna. Dataanalysen och modellskapandet har utförts i mjukvaran SIMCA från Umetrics.

2. BAKGRUND

Avloppsvatten är normalt heterogent både med avseende på flöde och på komposition. Resultatet av reningen är beroende av information om avloppsvattnets egenskaper. Denna information kan delvis förutspås utifrån ursprung. Med kunskap om varifrån vattnet kommer kan vissa egenskaper uppskattas. Dagvatten har en typ av karakteristiska egenskaper medan vatten från hushåll eller industrier har andra egenskaper. Information om ursprung är dock inte tillräcklig för att utföra en god rening. Det är också viktigt att ha mer exakt information om fraktionerna i det inkommande vattnet, något som fås genom analys av vattenprover.

2.1 AVLOPPSVATTENRENING MED AKTIVT SLAM

Avloppsreningsverk har generellt sett tre huvudområden där bästa möjliga reduktion ska uppnås:

- Partiklar
- Organiskt nedbrytbart material
- Växtnäringsämnen

(Berghult m.fl., 2004).

För att uppnå detta används vanligtvis fysikalisk, kemisk eller mikrobiologisk rening i olika former och kombinationer. Fysikalisk rening används vanligtvis för att ta bort grova och tunga partiklar som trasor och kaffesump. Till denna avskiljning kan olika typer av galler och silar användas. Den kemiska reningen är en vanlig metod för att minska mängden fosfor samt minska mängden syreförbrukande material. Kemisk rening innebär att ett metallsalt tillsätts som fällningskemikalie. Reaktionen med avloppsvattnet bildar slamflockar innehållandes de oönskade fraktionerna som sedan kan avskiljas genom sedimentering, flotation eller filtrering. I biologisk rening utnyttjas egenskaper hos mikroorganismer för att rena vattnet (Svenskt Vatten, 2010).

Rening med hjälp av aktivt slam är en välanvänd metod för sekundär rening av avloppsvatten. Det finns två mål med en aktivslamprocess (1) oxidering av biologiskt nedbrytbart organiskt material i en luftad tank och (2) separation av den bildade biomassan från det utgående vattnet (Bitton, 1999). Aktivslamrening kan även användas med syftet att reducera kväve från inkommande avloppsvatten.

2.1.1 Kväveavskiljning

Avloppsvatten från hushåll innehåller höga halter av kväve. Kväve är ett näringsämne och då det når ut till en recipient kan övergödning uppstå (Geradi, 2002). Alger, plankton och andra organismer som bildas på grund av den stora tillgången på näringsämnen faller ner till botten och bryts ner av mikroorganismer. Dessa mikroorganismer konsumerar syre och syrebrist kan då uppkomma på botten och leda till att andra organismer dör (Carlsson m.fl., 2003).

Ekvation (1) visar hur urea från urin omvandlas till ammonium. Denna process sker redan i rörledningssystemen och utmaningen i vattenrening är därför att rena vattnet från ammonium (Geradi, 2002).



Nitrifikation är en reaktion som omvandlar kväve från en form till en annan i vattnet, denitrifikationen kan sedan ta bort kvävet helt från vattnet genom omvandling till kvävgas som avgår till luften.

Nitrifikation

Nitrifikation innebär att ammonium omvandlas via nitrit till nitrat enligt ekvation (2) och (3). Den första reaktionen utförs främst av bakterien *Nitrosomonas* och den andra reaktionen utförs av *Nitrobakterier*.



Mikroorganismerna växer långsamt och kräver syre. I processen krävs det luftning som tillför syre till vattnet. Denna syretillförsel är på grund av energibehovet en stor kostnad för reningsverk.

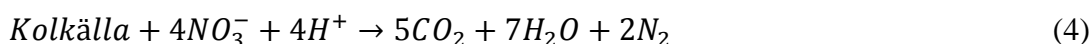
En ofullständig nitrifikation gör att slutprodukten blir nitrit istället för nitrat. Nitrit är en toxisk substans och vid intag av vatten innehållandes nitrit kan syreupptagningsförmågan i blodet minska och leda till andningssvårigheter. Orsaker som kan leda till ofullständig nitrifikation är:

- Låg temperatur
- Brist på näringsämnen
- Ökning av inkommande ammoniumhalt
- Toxiska ämnen i vattnet
- Extrema pH-värden
- Kort uppehållstid i luftning
- Tillfälligt låga syrehalter

(Geradi, 2002).

Denitrifikation

Denitrifikationen omvandlar nitrat till ofarlig kvävgas som avgår till luften enligt ekvation (4).



För att mikroorganismerna ska använda nitrat istället för syre för sin respiration krävs det anoxiska förhållanden vilket innebär att inget löst syre ska förekomma i vattnet. Mikroorganismerna använder kolföreningar som energikälla. Om denitrifikationsteget sker före nitrifikationen så kan det organiska materialet i inkommande vatten utnyttjas. I

annat fall måste en extern kolkälla tillsättas. Ofullständig denitrifikation kan leda till att växthusgasen lustgas avgår till luften (Geradi, 2002).

Luftning

För en aktivslamprocess med kväveskiljning krävs både luftade och oluftade zoner. En luftningsanordning placeras på botten av reaktorerna. Små luftbubblor som stiger långsamt och har relativt stor yta per volym är önskvärt eftersom kontaktiden med avloppsvattnet blir förhållandevis låg (Lindberg, 1997). Regleringen av luftflöde kan ske utifrån önskad syrehalt i bioreaktorerna. En vanligt använd syrehalt är 2-3 mg/l eftersom det ska ge de bästa förhållandena för tillväxt av mikroorganismer (Geradi, 2002). En annan reglerstrategi är att anpassa luftningsflödet utifrån utgående ammoniumhalt.

2.1.2 Fosforrening

Fosfor är liksom kväve ett näringsämne som vid utsläpp till recipient kan orsaka övergödning. Fosforrening i avloppsvatten kan utföras på flera olika sätt. Biologisk fosforrening, så kallad bio-P, utnyttjar att bakterierna har möjlighet att ta upp mer fosfor än vad de behöver för sin tillväxt. I kemisk fosforrening, som är den vanligaste metoden i Sverige, krävs en fällningskemikalie. Järnsulfat eller järnklorid är vanligt använda fällningskemikalier (Carlsson m.fl., 2003).

2.1.3 Parametrar med betydelse för avloppsvattenrening

Nedan beskrivs ett antal parametrar som generellt är av betydelse i vattenreningsprocesser och som är av särskild betydelse i denna studie.

COD – Ett sätt att mäta innehållet av organiskt material är genom kemisk syreförbrukning, COD (Chemical Oxygen Demand). COD är den mängd syre som krävs för att fullständigt oxidera det organiska kolet till koldioxid, vatten och ammoniak. (Bitton, 1999) COD mäts vanligen i enheten mg/l.

Redoxpotential – Redox kallas den sammanlagda processen av oxidation och reduktion. Det är balansen mellan oxidation (avgivande av elektroner) och reduktion (upptagande av elektroner). Mätningar av redoxpotential är viktigt när det gäller reduktion av tungmetaller. Även mikrobiologin kan kontrolleras av mätningar av redoxpotential. En hög halt av syreförbrukande ämnen ger minskad syrehalt i vattnet och även en minskad redoxpotential. Redox mäts vanligen i enheten millivolt, mV (Liu m.fl., 2002).

Konduktivitet – Konduktivitet är ett mått på vattnets förmåga att leda elektrisk ström. Denna egenskap regleras av innehållet lösta joner. Enheten för konduktivitet anges oftast i mikrosiemens per cm, $\mu\text{S}/\text{cm}$. Storleken hos ledningsförmågan beror på

- Koncentrationen av joner i lösning
- Jonslaget
- Temperaturen, då temperaturen till exempel ökar från 20 grader till 100 grader blir ledningsförmågan 3 gånger så stor. (Vattenteknik AB, 2004).

pH – pH är ett mått på innehåll av vätejoner, alltså surhetsgraden hos ett vatten. För mikroorganismer ligger ett optimalt pH-värde mellan 6,5 och 7,5. Utanför detta intervall försämras enzymernas aktivitet och mikroorganismernas tillväxt minskar (Liu m.fl., 2002). Ett pH-värde under 6 kan gynna tillväxten av svamp samt orsaka bildning av filament, något som ger problem i reningsprocessen (Bitton, 1999).

Temperatur – Temperaturen i vattnet har betydelse för tillväxt av mikroorganismer. Det är främst de nitrifierande mikroorganismerna som är känsliga för temperaturförändringar och gynnas av höga temperaturer (Liu m.fl., 2002). Under 10°C faller nitrifikationshastigheten tvärt medan den ökar näst intill proportionellt mot temperaturen vid temperaturer över 10° C. Den optimala temperaturen som ger högst nitrifikationshastighet anses vara 30°C (Geradi, 2002).

TSS – TSS står för Total Suspended solids som översätts till totala suspenderade ämnen och beskriver helt enkelt det fasta materialet som finns i vattnet (Liu, 2002).

DO – Löst syre i vattnet beskrivs av DO-halten (Dissolved Oxygen). Denna form av syre förekommer alltså fritt och inte kemiskt bundet till andra komponenter i vattnet. DO-halten har stor betydelse för nitrifikationen. 2-3 mg/l är en vanligt använd DO-halt i luftade reaktorer för vattenrening med aktivt slam (Geradi, 2002). DO-halten har även betydelse för denitrifikationen eftersom man där vill ha en halt på 0 mg/l.

2.1.4 Onlinemätningar

Onlinemätningar innebär att sensorer i processen utför kontinuerliga mätningar och det aktuella mätresultatet kan visas samtidigt som mätresultaten även lagras över tiden och kan användas bland annat för att se trender hos mätningar. Många parametrar, till exempel halterna av fosfor, kväve och organiskt material, är relativt svåra att mäta online. Sensorerna som används kan vara opålitliga och är dessutom ofta väldigt dyra och kräver kontinuerligt underhåll. Istället för att mäta parametrarna online är det vanligt förekommande att istället göra dagliga eller veckobaserade analyser i lab. Avloppsvattnets heterogenitet och bristen på tätt förekommande analyser av vattnet försvårar en effektiv kontroll och styrning av reningsprocesserna. Tillsats av fällningskemikalier är ett exempel på ett delmoment i vattenreningen som styrs utifrån kunskap om avloppsvattnets egenskaper men sällan doseras efter aktuell information om dessa egenskaper. I dagsläget är det vanligt att dosera fällningskemikalier till exempel utifrån flöde som mäts online. Ett annat exempel är luftningen som krävs för kväverening med aktivt slam och som ofta styrs med konstanta syrebörvärden. Ett alternativ skulle kunna vara att styra luftflödet med kunskap om ammoniumhalt. Extern kolkälla som tillsätts vid efterdenitrifikation kan styras utifrån nitrathalt i senare steg i reningen för att reglera tillsatsen.

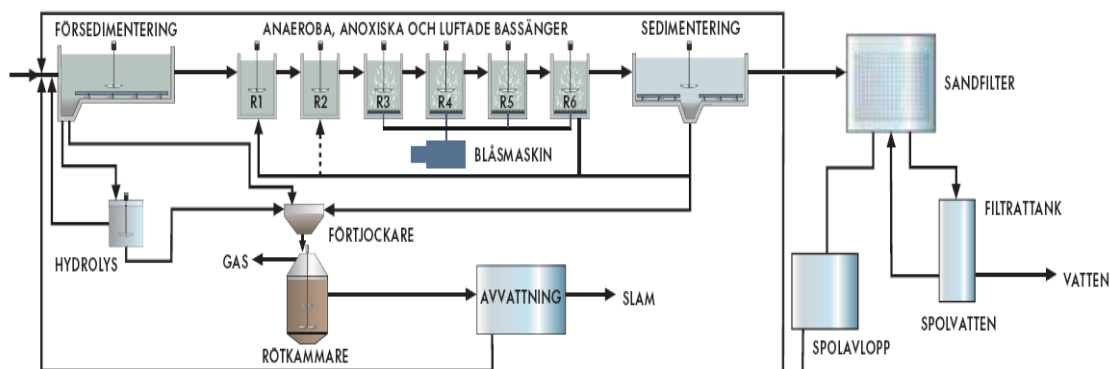
2.2 HAMMARBY SJÖSTADSVERK

Hammarby Sjöstadsvärk är en försöks- och demonstrationsanläggning som ligger i anslutning till Henrikdals reningsverk i Stockholm. Försöksanläggningen drivs av Kungliga Tekniska Högskolan (KTH) och IVL Svenska Miljöinstitutet. Verksamheten

på verket syftar till att främja effektivisering och implementering av såväl befintlig som ny teknik och nya metoder som kan leda till minskad klimatpåverkan och resursanvändning på reningsverk. Anläggningen är uppdelad i olika behandlingslinjer. (Hammarby Sjöstadswerk, 2013).

2.2.1 Reningsprocesser och dimensionering för linje 1

Försökslinjen som används i detta projekt är linje 1. Linjen består av förfällning, försedimentering, sex bioreaktorer, eftersedimentering och sandfilter enligt figur 1.



Figur 1 Blockschema över linje 1 (Hammarby Sjöstadswerk, 2013).

Vatten från Henriksdals bufferttankar pumpas in och det ingående vattnet är alltså helt autentiskt avloppsvatten. Det inkommande vattnet består av avloppsvatten från hushåll, dagvatten samt vatten från mindre industrier. Försedimenteringen är det första steget där avskilt slam pumpas vidare till slambehandling eller till hydrolystanken. Av de sex bioreaktorerna är de tre första oluftade och ger därmed en annoxisk miljö. I de tre luftade zonerna kan luftningen regleras utifrån syrehalt. Ett lägre syrebörvärde för reaktor 6 (R6) har använts för att undvika att syrerikt vatten recirkuleras tillbaka till de oluftade reaktorerna. I figuren ses att det finns möjlighet för luftning även i reaktor 3 (R3). En funktion som inte användes i dessa försök. Samtliga reaktorer har omblandare för en fullständig omrörning. Efter reaktorerna leds vattnet vidare till eftersedimentering. En viss del av slammet recirkuleras tillbaka till första reaktorn samtidigt som en viss andel överskottslam pumpas ut från eftersedimenteringen. I försedimenteringen tillsätts järn(III)klorid för att reducera inkommande fosforhalt. Det finns även möjlighet till efterfällning genom att tillsätta fällningskemikalie till eftersedimenteringen men det har inte använts i detta försök. I figur 2 ses en bild på linje 1.



Figur 2 Linje 1.

Flera parametrar i processen är justerbara för att i viss mån ha möjligheten att styra reningen. Under försökets gång har följande parametrar använts, se tabell 1. Många ändringar i processen kan göras direkt i styrsystemet för anläggningen. Andra får utföras manuellt till exempel genom att ändra reglage.

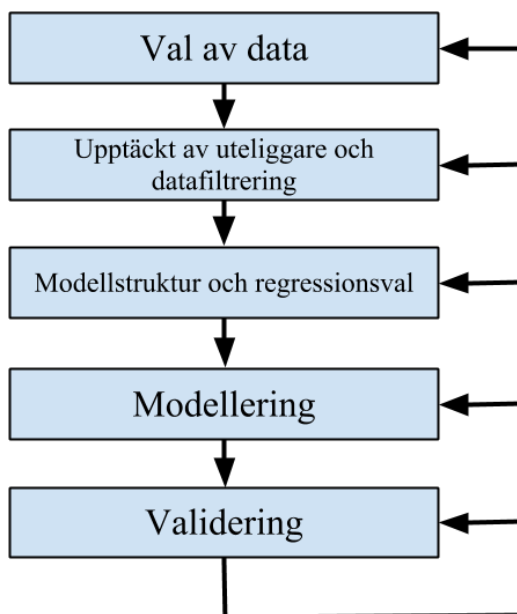
Tabell 1 Dimensioneringsparametrar och flöden för linje 1.

Dimensionering	
Inflöde (m ³ /h)	1,3
Internt recirkulationsflöde (m ³ /h)	4,9
Returslamhalt (m ³ /h)	0,72
Överskottslam (m ³ /h)	0,02
Syrebörvärde R4 (mg/l)	2
Syrebörvärde R5 (mg/l)	2
Syrebörvärde R6 (mg/l)	1
Volym försedimentering (m ³)	2,5
Volym per reaktor (m ³)	5
Volym eftersedimentering (m ³)	5,4
Volym sandfilter (m ³)	0,85

2.3. UTVECKLANDET AV SOFTSENSORER

Softsensorer är ett sätt att beräkna olika parametrar utan att använda fysiska sensorer. Istället används en form av mjukvara som kan uppskatta den parameter som ska mätas utifrån övriga parametrar som mätts med verkliga sensorer. Softsensorer kan appliceras på många olika områden och kan vara ett komplement eller helt ersätta verkliga sensorer (Lin m.fl., 2007).

Följande steg beskriver en arbetsgång för utvecklandet av softsensorer. Efter varje delsteg finns möjligheten att gå tillbaka ett eller flera steg för att göra förändringar som kan leda till bättre och mer tillförlitliga modeller. De fem aktuella stegen illustreras i figur 3 (Fortuna m.fl., 2007).



Figur 3 Blockschema med utgångspunkter för utformning av softsensorer.

- Val av data – avgöra vilken data som antas vara relevant att ha med i det fortsatta arbetet
- Upptäckt av uteliggare och datafiltrering – behandling av rådata för att uppnå en representativ modell
- Modellstruktur och regressionsval – metodval utifrån data och önskat resultat
- Modellering – praktiskt steg med modellering och även utvärdering av resultatet
- Validering – test av modellen med oberoende data

Genom att följa dessa steg finns goda möjligheter att konstruera välfungerande softsensorer. Det är dock viktigt att anpassa arbetssättet efter förutsättningarna i de processer som softsensorer användas i. En god kunskap om de specifika processerna är en förutsättning för att utveckla anpassade och tillförlitliga softsensorer.

2.4 MULTIVARIAT DATAANALYS

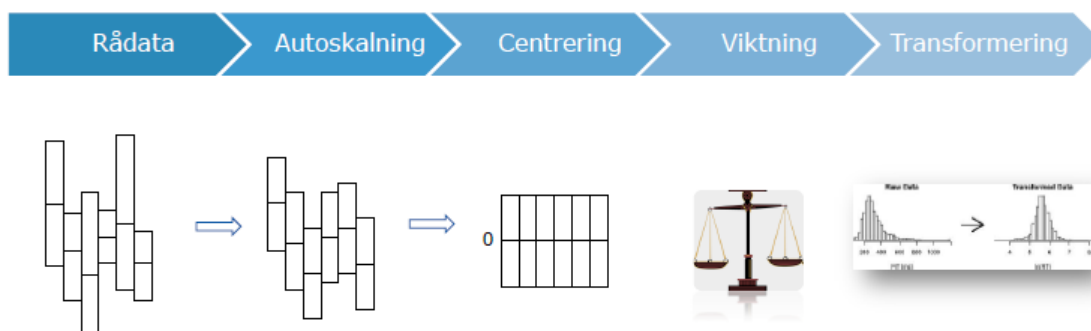
Inom många olika områden används mätningar för att förstå omgivningen. Det är ofta multipla variabler som mäts på multipla prover eller vid multipla tidpunkter (Eriksson m.fl., 2001). Denna sorts data innehåller mycket information och det krävs metoder som kan utvinna den information som är relevant. Multivariat dataanalys (MVA) är ett samlingsnamn för en grupp av statistiska tekniker som kan analysera multipla mätningar. MVA förknippas ofta med analyser av mycket stora mängder data där det krävs en stor beräkningskraft hos datorer för att ha möjligheten att utföra analyserna (Hair m.fl., 1998). I traditionell statistisk utvärdering kan viktig information försvinna

då datan är omfattande. MVA kan med fördel användas för att ge en bättre överblick då det finns en stor mängd data och det kan även användas för att förutse data.

Det finns en mängd olika tekniker för multivariat datahantering och beroende på vilket problem som ska lösas så kan en lämplig teknik väljas.

2.4.1 Förbehandling av data

I MVA är databehandlingen en mycket viktig del och särskilt analys för att hitta felaktig och avvikande data. Förbehandling av data är viktigt för att få en så bra modell som möjligt. Stegen som går igenom beskrivs i figur 4. Både innan och under bearbetning av rådata är det viktigt att kontinuerligt se över datan för att upptäcka eventuella avvikelser bland värdena.



Figur 4 Förbehandlingssteg i MVA.

Skalningen är ett viktigt steg eftersom ett stort antal värden förknippas stora varianser. Skalningen genomförs så att alla variabler ska få samma vikt i modellen. Den vanligaste formen av skalning är en autoskalning där en medelvärdscentrerung följs av division med standardavvikelsen. Autoskalning är inte lämplig för att hantera mycket brusig data eftersom medel- och standardavvikelsen påverkas av avvikande värden (Lin m.fl., 2007).

Centrerungen utförs genom att subtrahera medelvärdet från varje variabel för att behålla skillnaderna mellan objekten.

Viktningen görs för att avgöra vilka variabler som är mest betydelsefulla. De variabler som anses icke-informativa viktas lägre.

Transformerungen utför man då variabler uppvisar oönskade egenskaper, till exempel icke normalfördelning, som man vill eliminera innan data används i multivariata modeller. En transformation kan till exempel göras genom att ta logaritmen eller kvadraten av variabeln för att få den att bättre passa in i relationerna med andra variabler. Transformation kan utföras både på beroende och oberoende variabler. Transformation kan utföras baserad på teoretisk anledning då det finns en känd icke-linjär relation eller av empiriska skäl då problem uppstår grafiskt eller statistiskt. Transformerungen kan då utföras genom att man praktiskt provar sig fram för att uppnå

en optimal och lämplig transformering eller genom teoretiska förkunskaper om variablerna och relationerna mellan dem (Hair m.fl., 1998).

Uteliggare

Enligt Hair m.fl. (1998) finns fyra typer av uteliggare och det ges generella råd om hur avvikande data ska behandlas beroende på vilken kategori de tillhör

- Fel eller misstag i inskrivning av data → ta bort uteliggaren
- Extraordinärt i datan som kan förklaras → ska det extraordinära representeras i proverna ska uteliggaren tas med, annars inte
- Extraordinärt i datan som inte kan förklaras → behåll uteliggaren om den tros representera proverna
- Varje variabel finns inom rätt intervall men i kombination blir de avvikande → uteliggaren bör i de flesta fall behållas

Om det förekommer uteliggare beror självklart också på vilken detektionsmetod som används. Möjligheten finns att själv styra om det ska bli några uteliggare eller inte. Det viktiga är helt enkelt att se över datan, försöka se förklaringar och därefter besluta om eventuella uteliggare ska tas med eller inte. Risken med att ta bort uteliggare utan vidare undersökning är att modellen formas efter ens egna önskningar och inte efter verkligheten.

2.4.2 Projektionsprinciper

Principal Component Analysis (PCA) och Partial Least Squares (PLS) är båda multivariata projektionsmetoder som kan användas i flera olika områden

- Dataöversikt
- Urskiljning och klassifikation bland grupper av observationer
- Hitta kvantitativa relationer mellan variabler

Varje observation som gjorts motsvarar en vektor i ett vektorrum där antalet dimensioner hos vektorrummet bestäms av antal variabler. Observationer representeras ofta av tidpunkter för prov medan variablerna ofta representeras av mätvärden på parametrar. Den mest grundläggande delen i MVA är ofta att sammanfatta och visualisera ett dataset. Detta kan göras genom PCA och därigenom kan grupper av observationer inom datan upptäckas. Här kan det upptäckas om vissa variabler bidrar med liknande information till modellen och om någon variabel innehåller unik information (Hair m.fl., 1998).

Projektionsmetoder kräver inte en multivariat normalfördelning men kännedom om fördelningen av data är ändå intressant innan modellering.

Det finns flera olika angreppssätt för MVA och det finns många aspekter att ta hänsyn till när det gäller olika metoder. Det finns en stor mängd litteratur om olika utvärderingar och undersökningar med MVA. Fokus här kommer dock att läggas på att ge en grundläggande kunskap om de metoder som är relevanta i skapandet av

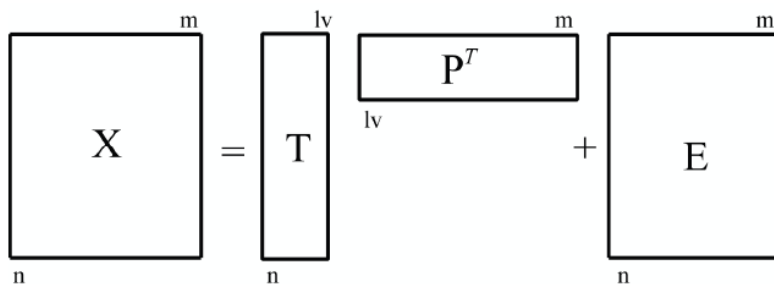
softsensorer i denna studie. Nedan kommer två projektionsmetoder att beskrivas, Principal Component Analysis (PCA) och Partial Least Squares (PLS).

2.4.2.1 Principal Component Analysis, PCA

PCA är en välanvänd metod som används för att utvinna information från data i många skilda områden, från neurovetenskap till datagrafik (Shlens, 2005).

Enligt Hair m.fl. (1998) är PCA en form av faktoranalys medan Sharma (1996) menar att PCA inte ska blandas ihop med faktoranalys även om de är relaterade. Oavsett vilket så är PCA en form av ortogonal linjär transformation. Data omvandlas till ett nytt koordinatsystem så att den största variansen av en viss projektion av data befinner sig i den första koordinaten, den så kallade första principalkomponenten. Den näst största variansen ligger i den andra kordinaten det vill säga det andra principalkomponenten. Proceduren fortsätter tills önskat antal principalkomponenter uppnås (Tavares m.fl., 2011). PCA är en metod som syftar till att analysera de interna strukturerna hos ett dataset för att upptäcka interna relationer. Analysen ska helst inte utföras på ett prov med färre än 50 observationer och helst ska provet utgöras av mer än 100 observationer (Hair m.fl., 1998). PCA bygger på att göra ett basbyte där den nya basen är en linjär kombination av den gamla basen. Det maximala antalet nya baser som kan skapas är samma som de ursprungliga baserna. De nya baserna innehåller ingen korrelation mellan varandra (Sharma, 1996).

En beskrivning av PCA ges i figur 5 och i ekvation (5) nedan.



Figur 5 Matriser i PCA.

$$X = TP^T + E \quad (5)$$

där

T innehåller de nya koordinaterna, scores

P innehåller koefficienterna som transformerar de gamla koordinaterna till de nya, loadings

E innehåller det som inte förklaras av TP^T

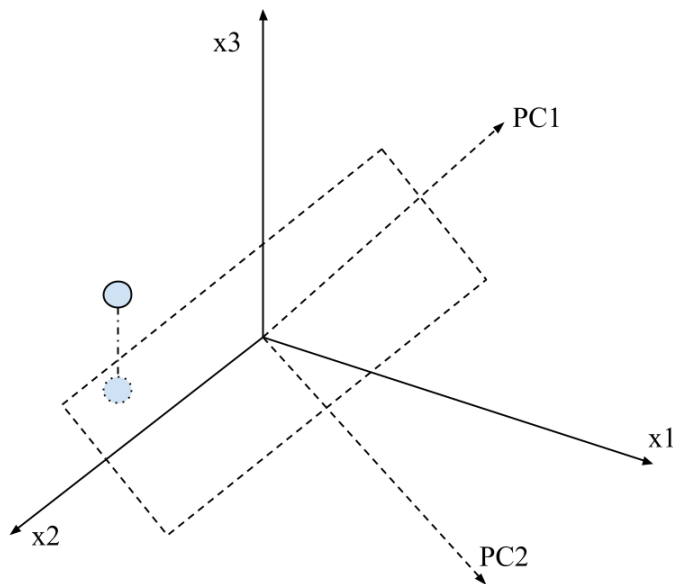
lv är antal principalkomponenter

m är antal X-variabler

n är antal observationer

(Björk, 2007).

I figur 6 ses principen över hur dimensionen av data reduceras från x_1 , x_2 och x_3 till den nya basen med principalkomponenterna, PC1 och PC2. I figuren visas ett streckat plan som spänns upp av principalkomponenterna. I detta plan visas en streckad projektion av den heldragna observationen, symboliserad av en cirkel.

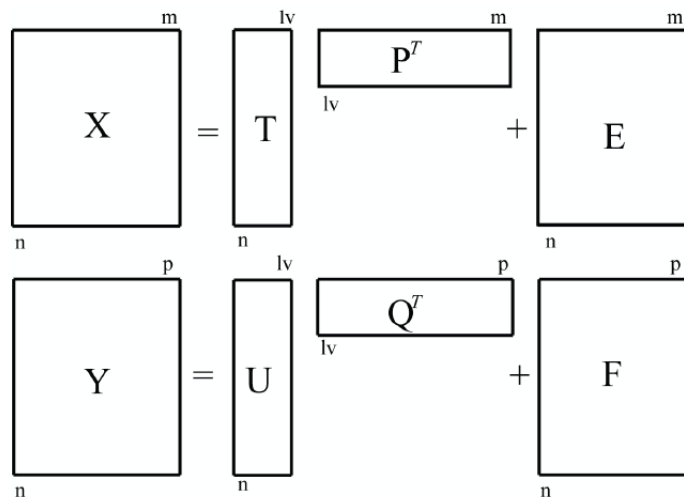


Figur 6 Principiell skiss över basbyte med principalkomponenter.

2.3.2.2 *Partial Least Squares, PLS*

Partial Least Squares och Projections to Latent Structures står båda för samma metod (PLS). En latent struktur innebär en underliggande struktur som är svår att direkt observera (Everitt, 1984). PLS har samma grund som PCA men den stora skillnaden är att det här finns en målvariabel, Y . Regressionsanalys är en mycket vanlig teknik som används för analys av relationer mellan en beroende variabel och flera icke-beroende variabler. Variablerna i ett dataset måste därför delas upp i dessa två kategorier. Meningen med PLS är ofta att kunna förutse en beroende variabel, Y , utifrån andra oberoende variabler, X . Minsta kvadratmetoden går ut på att regressionskoefficienterna beräknas utifrån att minimera den totala summan av de kvadrerade residualerna (Hair m.fl., 1998).

I PLS vill man hitta ett vektorrum som ger den största kovariansen mellan X och Y . Det krävs då ett set av scores för X respektive Y . Figur 7 visar hur detta sambanden kan beskrivas med matriser. Ekvation (6), (7) och (8) beskriver matriserna med ekvationer.



Figur 7 Matriser i PLS.

$$X = TP^T + E \quad (6)$$

$$Y = UQ^T + F \quad (7)$$

$$U = bT + G \quad (8)$$

där

U innehåller de nya koordinaterna, scores

Q innehåller koefficienterna som transformerar de gamla koordinaterna till de nya, loadings

F och G innehåller det som inte förklaras av UQ^T respektive bT

lv är antal principalkomponenter

p är antal Y-variabler

n är antal observationer

b är lutningen för den inre reaktionen för sambandet mellan T och U

För X i ekvation (6) gäller samma beteckningar som i PCA (Björk, 2007).

2.4.3 Statistiska mått

R^2 visar hur stor del av variationen i datan som förklaras av modellen och är ett mått på passform, alltså hur bra modellen passar datan. Ett stort R^2 -värde, nära 1, är nödvändigt men inte tillräckligt. Dåliga modeller som inte kan prediktera kan fås trots att R^2 -värdet är högt. Ett lågt R^2 -värde fås vid dålig reproducerbarhet i datan, alltså mycket brus eller av andra anledningar då de oberoende variablerna inte förklarar den beroende variabeln (Eriksson m.fl., 2001).

Q^2 visar hur stor del av variationen i datan som predikteras av modellen enligt korsvalidering. Q^2 indikerar modellens prediktionsförmåga och ett stort värde på Q^2 ($Q^2 > 0,5$) indikerar på god prediktionsförmåga. Ett lågt Q^2 -värde fås när det finns mycket brus, när relationen mellan de oberoende variablerna och den beroende variabeln är dålig. Lågt Q^2 -värde fås även när modellen domineras av ett fåtal spridda extremvärden (Eriksson m.fl., 2001).

2.5 TIDIGARE STUDIER

Det finns många studier där multivariata dataanalyser används i en mängd olika områden. Mest intressant för det här projektet är de tidigare studier som har utförts för att undersöka möjligheterna för att skapa softsensorer inom avloppsvattenrening. Nedan kommer tre olika studier kort sammanfattas. Gemensamt för dessa studier är slutsatsen att det finns goda möjligheter att skapa och använda softsensorer som övervakning och förbättring av reningsprocesser.

2.5.1 DIKA, 1996-1998

Ett av studiens tre delområden var ”tillämpning av multivariat teknik på processdata för identifiering av driftstörningar”. Datainsamling har skett på fem olika reningsverk i Sverige (Borlänge, Gävle, Haparanda, Karlstad och Örebro). Med insamlad data gjordes PLS-modeller för att se om inkommande fosforhalt kunde beräknas ur andra inkommande parametrar (Röttorp m.fl., 1999).

Borlänge

Baserad på data från perioden 97-11-12 till 98-09-16. Med en PLS-modell kan halten totalfosfor i inkommande vatten beräknas utifrån konduktiviteten, vattenflöde och COD i inkommande avloppsvatten. COD alternativt TOC (totalt organiskt kol) har mätts online. Avvikelsen mellan beräknat och analyserat värde för totalfosfor är i de flesta fallen mindre än 15 %. Mätningarna skedde under en vecka där dygnssamlingsprover användes.

Gävle

Baserad på data från perioden 97-11-18 till 98-09-30. Försöken i Gävle gav en något sämre modell än den som utvecklades i Borlänge men storleksordningen totalfosfor kunde beräknas utifrån vattenflöde och halten COD i inkommande vatten. Här saknades konduktivitetmätare i inkommande vatten.

Karlstad

Baserad på data från perioden oktober 1997 till november 1998. PLS-modellen består av två komponenter. Upp till 30 % avvikelse förekommer men modellen anses ha relativt god noggrannhet som kan bestämma storleksordning på inkommande fosforhalt utifrån COD, flöde och konduktivitet.

Örebro

Baserad på data från perioden november 1997 till november 1998. Dålig prediktionsförmåga gör att det bara går att säga om det är låga, normala, eller höga fosforvärden. Ett lågt vattenflöde tillsammans med hög konduktivitet och hög halt COD ger en hög halt fosfor. I denna modell bidrar även pH till beräkningarna av totalfosfor.

För samtliga avloppsreningsverk gav en hög halt inkommande COD också en hög halt inkommande totalfosfor. För Karlstad gav en låg konduktivitet en hög halt fosfor. För Borlänge och Örebro gällde motsatsen, en låg konduktivitet gav alltså en låg halt fosfor. I Karlstad hade vattenflödet en minskad betydelse för inkommande halt av fosfor. En förklaring till detta skulle kunna vara mindre flödesvariationer under

provtagningsdygnet jämfört med övriga vattenverk. Ytterligare PCA och PLS-modeller utfördes för bland annat syrets överföringshastighet i avloppsvatten i förhållande till hastigheten i rent vatten mot övriga processparametrar (till exempel tensider och fettsyror). En ytterligare fördel med multivariata modeller är möjligheten att sammanställa processdata i realtid samt möjligheten att se hur processdata samvarierar för att på ett lätt sätt avgöra vilka parametrar som har betydelse för olika processförändringar.

2.5.2 Resurseffektiv avloppsvattenrening, 2002-2007

Några av delprojekten inom hela programmet var:

- Processidentifiering genom modellering av realtidsdata för en bättre övervakning
- Implementering av softsensorer som ett alternativ till reella mätningar
- Avancerad styrning av fällningsprocessen i reningsverk

Sammanfattning av resultatet visar att det finns möjlighet för skapande av softsensorer för COD, tot-N, NH₄-N, tot-P, PO₄-P i inkommande vatten baserat på flöde, konduktivitet, TSS och pH. Medelprediktionsfelet ligger mellan 13 % för tot-N och 31 % för COD. Beräkningar tyder på att en implementation för reglering av fällningskemikalie i förfällning skulle leda till minskad kemikalieförbrukning med 30 % (Nilsson m.fl., 2007).

2.5.3 Holistic Integrated Process CONTROL, HIPCON

Syftet med detta treåriga EU-projekt som utfördes 2003-2006 var att utveckla metodik och teknik för holistisk processhantering i ett livscykelperspektiv som kan implementeras i Europeiska industrier. Ett av de mer specifika målen i projektet var att skapa modeller som kan beskriva egenskaper hos inkommande vatten på Henriksdals reningsverk i Stockholm.

I projektet utvecklades softsensorer för prediktion av COD, fosfor och kväve i inkommande vatten. Softsensorerna byggde på onlinedata från TSS, konduktivitet, flöde och pH. Softsensorerna installerades på Henriksdals reningsverk för övervakning eftersom de ansågs pålitliga. Potentialen att reducera fällningskemikalie vid användandet av dessa softsensorer beräknades till 30 % vilket platsspecifikt skulle innebära en besparing på 630 000 kr/år. En minskad användning av fällningskemikalie skulle också ge bättre kvalitet på slammet som då innehåller mindre tungmetaller från fällningskemikalier (IVL Svenska miljöinstitutet, 2007).

3. METODER

För att uppnå målet att utveckla softsensorer för COD, tot-N, tot-P, NH₄-N, PO₄-P i inkommande vatten, NO₃-N i sista oluftade reaktorn samt NO₃-N, NH₄-N i sista luftade reaktorn har arbetet utförts i fyra olika delmoment.

- Övervakning och underhåll
- Mätkampanj
- Modellering
- Validering

Dessa delar har i stort sett utförts i tur och ordning med undantag för övervakning och underhåll som även har skett parallellt med övriga delar.

3.1 ÖVERVAKNING OCH UNDERHÅLL

Eftersom arbetet med utveckling av softsensorer har önskade förhållanden som efterliknar ett konventionellt reningsverk har ett visst underhållsarbete utförts på försökslinjen. Under projektets gång har regelbundna provtagningar genomförts för att på så sätt se till att processen var väl fungerande. De parametrar som analyserats för ingående vatten är tot-N, tot-P, NH₄-N, och PO₄-P. För utgående vatten har samma parametrar analyserats med tillägg av NO₃-N. Processövervakningen har också medfört praktiskt underhåll av försökslinjen.

3.2 MÄTKAMPANJ

För att samla in mätdata till modelleringsarbetet utfördes en mätkampanj under en vecka med provtagning i 108 timmar. Mätkampanjen utfördes med syftet att samla in mätdata, dels genom att analysera vatten på lab och dels genom att samla in onlinedata för samma vatten. Automatiska provtagare användes vid tre olika provtagningspunkter. Provtagningspunkterna var:

- Inkommande vatten, IN
- Reaktor 3 (den sista oluftade reaktorn), R3
- Reaktor 6 (den sista luftade reaktorn), R6

Var 6:e minut tog provtagarna ut en liten mängd volym som ackumulerades och samlades ihop till ett vattenprov under 2 timmar. Därefter fortsatte samma förlopp för insamling av nästa prov. En tidsförskjutning på 30 minuter gjordes vid fyra tillfällen för att bättre täcka dygnets alla timmar. Provtagningsstider samt tidsförskjutning ses i tabell 2. De fetmarkerade tiderna representerar de provtagningsstidpunkterna som användes vid valideringen.

Tabell 2 Provtagningsstider under mätkampanjen.

Mån	Tis	Ons	Tors	Fre
00:00	00:30	01:00	01:30	00:00
02:00	02:30	03:00	03:30	02:00
04:00	04:30	05:00	05:30	04:00
06:00	06:30	07:00	07:30	06:00
08:00	08:30	09:00	09:30	08:00
10:00	10:30	11:00	11:30	10:00
12:30	13:00	13:30	14:00	
14:30	15:00	15:30	16:00	
16:30	17:00	17:30	18:00	
18:30	19:00	19:30	20:00	
20:30	21:00	21:30	22:00	
22:30	23:00	23:30		

3.2.1 Labanalyser

De parametrar som analyserades på lab för varje provpunkt ses i tabell 3. Alla dessa parametrar mättes i enheten mg/l.

Tabell 3 Parametrar för labanalys.

Inkommande						Reaktor 3	Reaktor 6		
COD	Tot-N	NH4-N	PO4-P	Tot-P	TSS	NO3-N	NH4-N	NO3-N	TSS

Alla analyser förutom TSS utfördes med kyvetter från Hach Lange. En given vattenvolym pipetterades till en färdigpreparerad glaskyvet och därefter tillsattes reagenser i givna volymer. Resultatet erhålls när kyvetterna analyserades i en spektrofotometer. En spektrofotometer är ett optiskt instrument för mätning av absorptionen av ljus av given våglängd i färgade lösningar. Ur absorptionen kan koncentrationen beräknas av det färgade ämnet i lösningen. Samtliga prover filtrerades innan analys, vilket innebär att det är de lösta fraktionerna av ämnena som analyserats. TSS beräknades genom att en bestämd volym vatten filtrerades genom ett filter med känd vikt. Filtret torkades i en ugn uppvärmd till 105°C under minst en timme. Därefter vägdes filtret och TSS beräknades i enheten mg/l. I figur 8 ses en del av utrustningen för arbetet på lab.



Figur 8 Bild från lab med kyvetter, vattenprover och filtrering.

Tidsförskjutning beräknades för uppehållstiderna mellan inkommande vatten, R1, R3 och R6 för att använda egenskaper från vatten i tidigare steg till modellering för R3 och R6.

3.2.2 Onlinedata

Sensorer för onlinemätningar sitter på ett flertal ställen i processen. De onlinevärden som loggats har en upplösning på någon sekund men ett medelvärde sparas var 6:e minut. Från detta värde beräknades ett nytt medelvärde för varannan timme för att representera värdena som fås på labbet. I tabell 4 ses de onlineparametrar som ursprungligen använts i modelleringen. I det totala luftflödet ingår även en viss del luft som går till omblandning i försedimenteringen. Luftflödet till varje reaktor beräknades utifrån det totala luftflödet med luftflödet till försedimenteringen borträknat samt öppenheten hos varje luftventil (ventilläge i %) till respektive reaktor.

Tabell 4 Aktuella onlineparametrar med enheter.

Onlineparametrar

IN Flöde (m³/h)
 IN Temp (° C)
 IN pH (pH)
 IN redox (mV)
 IN kond (µS/cm)
 R1 ph (pH)
 R1 redox (mV)
 R4 syrehalt (mg/L)
 R5 syrehalt (mg/L)
 R6 syrehalt (mg/L)
 Totalt luftflöde (m³/h)
 Luftflöde R4, R5, R6 (m³/h)
 R4 Ventilläge (%)
 R4 Luftflöde (m³/h)
 R5 Ventilläge (%)
 R5 Luftflöde (m³/h)
 R6 Ventilläge (%)

R6 Luftflöde (m³/h)
Fällningskemikalie (g Fe/h)

3.3 MODELLERING

SIMCA är en mjukvara från Umetrics och programmet kan användas för att transformera data till information inom en mängd olika områden (Eriksson m.fl., 2001). Insamlad data organiserades med tidpunkterna som rader, *objekt* och kolumnerna med de olika parametrarna är *variabler*. Arbetet i SIMCA startades med uppladdning av all insamlad data, 29 parametrar och 53 observationer. Därefter undersöktes varje parameter för sig. Datan behandlades genom att exkludera parametrar som inte ansågs vara relevanta för modellen. Antal principalkomponenter kunde manuellt väljas och måtten R2 och Q2 användes i bedömningen av vilka förbindelser som gav de bästa resultaten. Först utfördes en PCA för att se beteendet hos datan och hur observationerna förhöll sig till varandra. I detta steg av analysen kunde avvikande observationer och uteliggare upptäckas. Därefter valdes en variabel till att bli den ”beroende variabeln”, Y, det vill säga den variabeln där vi ville se hur den beror av de andra oberoende variablerna X. Det var i det här steget en PLS skapades. Om datan inte var normalfördelad fanns möjlighet att transformera datan till en mer lämplig struktur.

Vissa variabler kunde ha en skevhet som i vissa fall går att eliminera genom att utföra en *transformering*. Ett värde på skevhet nära noll antyder på en symmetrisk distribution av data. En positiv skevhet motsvarar en distribution som drar åt höger och ett negativt värde på skevheten motsvarar en distribution som drar åt vänster (Eriksson m.fl., 2001). Transformerings som utförs för att minimera skevheten kan till exempel vara logaritmisk eller exponentiell.

En *score plot* är en grafisk tolkning som visar hur observationerna förhåller sig till varandra och kan också upptäcka uteliggare som uppför sig på ett oväntat sätt jämfört med övriga observationer. En *loading plot* är en grafisk tolkning där korrelationen mellan variabler kan ses. De olika kvadranterna motsvarar negativ respektive positiv korrelation och avståndet från origo ger betydelsen för aktuell parameter. Ett ökat avstånd innebär en större tyngd i modellen. Dessa två grafer har samma riktningar så en jämförelse av dem tillsammans kan vara värdefull för att utvinna information. Om en observation i *score plot* har liknande position som en variabel i *loading plot* är det troligt att observationen påverkas av variabeln.

Koefficienterna för modellen kan fås fram enligt formen av följande ekvation:

$$Y = \textit{konstant} + aX_1 + bX_2 + \dots + pX_n. \quad (9)$$

Med denna formel kan värden predikteras och sedan kan en jämförelse mellan predikterad och observerade värden göras för att där se hur bra modellen beskriver de värden som observerats.

3.4 VALIDERING

Validering utfördes för att testa modellerna på oberoende data som inte ingått i framställningen av modellen.

Under en vecka togs vattenprov vid sex tillfällen för inkommande vatten, R3 och R6 och analyserades på samma tio parametrar som under mätkampanjen. Proverna var även här insamlade under två timmar. Vilken tidpunkt som vattenprovet skulle tas var helt slumpat. De tider där provtagningen pågick för valideringsveckan är markerade med fetstil i tabell 2. Valideringen utgår från de modeller som tillverkats i SIMCA och med de koefficienter som fås därifrån. Genom att använda samma indata som i modellerna kunde predikterade värden beräknas med hjälp av koefficienterna från modellerna. Dessa beräknade värden jämfördes sedan med de faktiska värden som analyserades på lab. Vid valideringen önskas någorlunda liknande förhållanden som under insamlingen av mätdata för skapandet av modellerna.

4. RESULTAT OCH OBSERVATIONER

4.1 ÖVERVAKNING OCH UNDERHÅLL

Det regelbundna arbetet med övervakning av processen fungerade bra. Då det uppstod problem åtgärdades de så snart som möjligt. Några av de störningar som uppkom i processen var flytslam och igensättning av rör. Flytslam är slam som inte sedimenterar utan istället flyter upp till ytan. Detta förekom många gånger i försedimenteringen och spolades då bort för att förhindra slamflykt (att sedimenteringsbassängen svämmar över och slamförhållandena förändras på grund av att slam försvinner). Igensättningen av rör emellan reaktorer åtgärdas med högtryckstvätt med förlängning som löser upp propparna i rören. Material som gick sönder lagades eller ersattes med nytt. Vid ett tillfälle gick två slampumpar sönder, vilket resulterade i att biologin bröts ner. Det tog flera veckor innan biologin återhämtades och slam från Henriksdals reningsverk tillsattes för att snabbare återbygga en välfungerande rening.

4.2 MÄTKAMPANJ

Mätkampanjen avbröts två gånger innan en fullständig mätkampanj slutligen utfördes. Första gången avbröts den på grund av att det upptäcktes att alla önskade onlinevärden inte loggades i styrsystemet. Andra gången avbröts mätkampanjen då det under några dagar regnade intensivt och avloppsvattnet späddes ut med regnvatten. Samtliga labanalyser uppvisade låga värden, många under givna mätintervall och det ansågs motiverat att än en gång avbryta mätningarna. Vid tredje försöket utfördes mätkampanjen slutligen utan några större svårigheter. Totalt gjordes drygt 530 analyser på lab. Rådata från mätkampanjen finns i bilaga B.

4.3 MODELLERING

Fällningskemikaliedos samt inflöde togs bort för samtliga modeller eftersom dessa parametrar var i stort sett konstanta och därför inte ger någon relevant beskrivning i modellerna. Fällningskemikalien som tillsätts i försedimenteringen har för övrigt bara betydelse för observationerna i R3 och R6. Värden på TSS från labanalyser har använts till modelleringen. Det finns onlineutrusning för att mäta torrsustans men vid mätkampanjen var den inte testad.

Modeller för följande parametrar utformades:

IN

- COD
- Tot-N
- Tot-P
- NH₄-N
- PO₄-P

R3 (sista oluftade bioreaktorn)

- NO₃-N

R6 (sista luftade bioreaktor)

- NO₃-N
- NH₄-N

I analys av resultatet sågs att endast tot-P och PO₄-P gav tillräckligt bra modeller. Därför är det endast resultatet av dessa två modeller som redovisas här. Resultatet för modelleringen av övriga parametrar finns i bilaga A. Resultatet av modelleringen i SIMCA beskrivs med respektive grafer för *Scores*, *Loadings* och predikterade värden mot observerade värden för varje parameter som vi vill utveckla softsensorer för. Nedan finns en kort beskrivning för att tolka dessa tre olika grafer. Kapitlet avslutas med en sammanfattning för alla parametrar där även modellernas koefficienter finns med.

Score plot

De så kallade scores, som i graferna benämns t₁, t₂ och så vidare, är de nya variablerna som sammanfattar X-variablerna. Dessa nya variabler är ortogonala och alltså helt fristående från varandra. Det finns lika många score-vektorer som det finns komponenter i modellen. Score nummer 1 (t₁) förklarar den största variationen av X, t₂ förklarar den näst största variansen och så vidare. Detta medför att score plot blir ett plan uppspänt av scores som visar hur observationerna är relaterade till varandra. Observationer utanför ellipsen i grafen definieras som uteliggare. Förutom uteliggare visas även eventuella grupper och likheter beroende på hur observationerna är lokaliserade i grafen. En gruppering av observationer i grafen innebär alltså att dessa observationer uppvisar liknande egenskaper.

Loading plot

I denna plot visas relationerna mellan de oberoende X-variablerna och den beroende Y-variabeln. Normalt är det den första och andra komponenten som har störst betydelse för modellen och för att förklara Y-variabeln och därför finns de beskrivna på varsin axel. X-variabler med stor korrelation till Y-variabeln befinner sig långt bort från origo, på positiv eller negativ sida. För samtliga modeller i denna studie innebär variabler i tredje kvadranten en negativ korrelation. Variabler som ligger nära varandra har en hög korrelation sinsemellan.

Predikterade mot uppmätta värden

Denna plot visar de observerade värdena mot de predikterade värdena av den valda Y-variabeln. Varje observation har sitt observerade värde på y-axeln respektive predikterade värde på x-axeln i grafen. Den streckade regressionslinjen har en lutning på 45° och vid en god predikterbarhet hos modellen ska observationerna vara lokaliserade nära linjen. R²-värdet för regressionslinjen indikerar hur väl predikterade och observerade värden faller samman. En dålig modell ger stor spridning runt regressionslinjen och observationer långt från linjen är uteliggare och kan om det anses motiverat tas bort från modellen.

4.3.1 Modell för Tot-P_{IN}

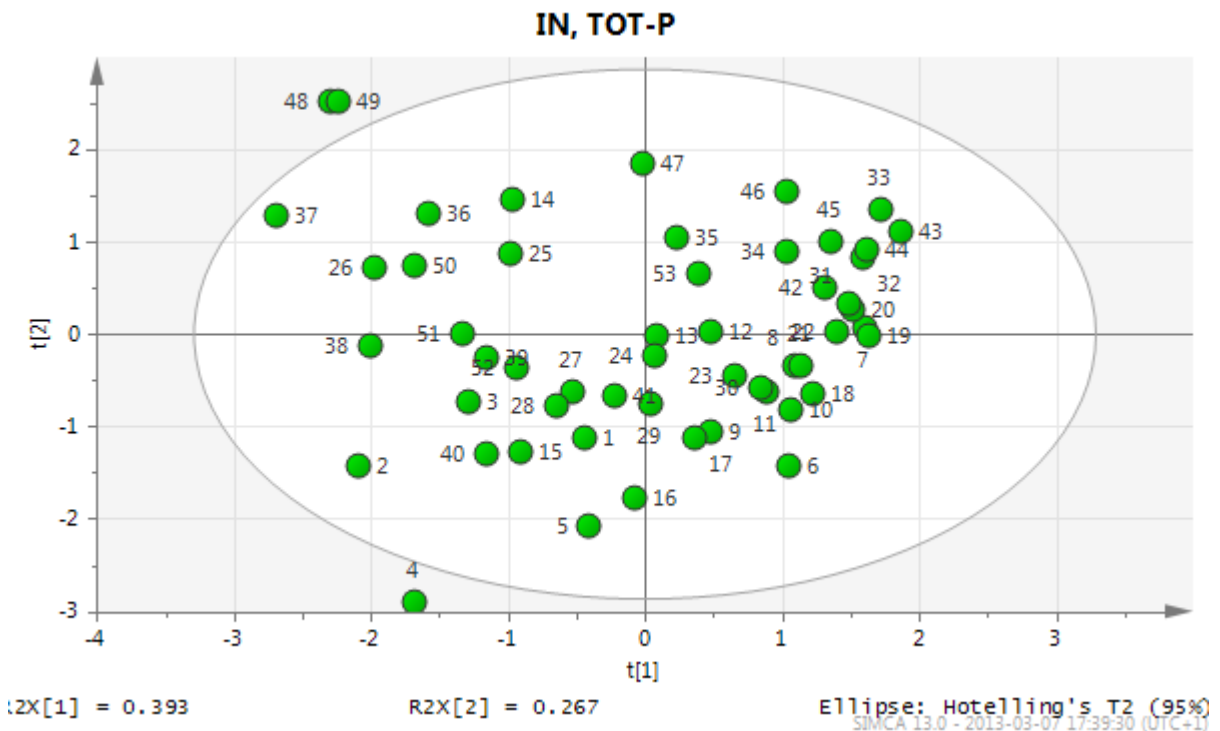
PLS-modellen för tot-P i inkommande vatten gav till synes ett bra resultat med relativt höga värden på de statistiska måtten, se tabell 5. I ekvation (10) ses modellen med siffrvärden.

Tabell 5 Statistiska mått för PLS-modellen av tot-P_{IN}.

R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för predikterade värden mot observerade värden
0,918	0,636	0,70

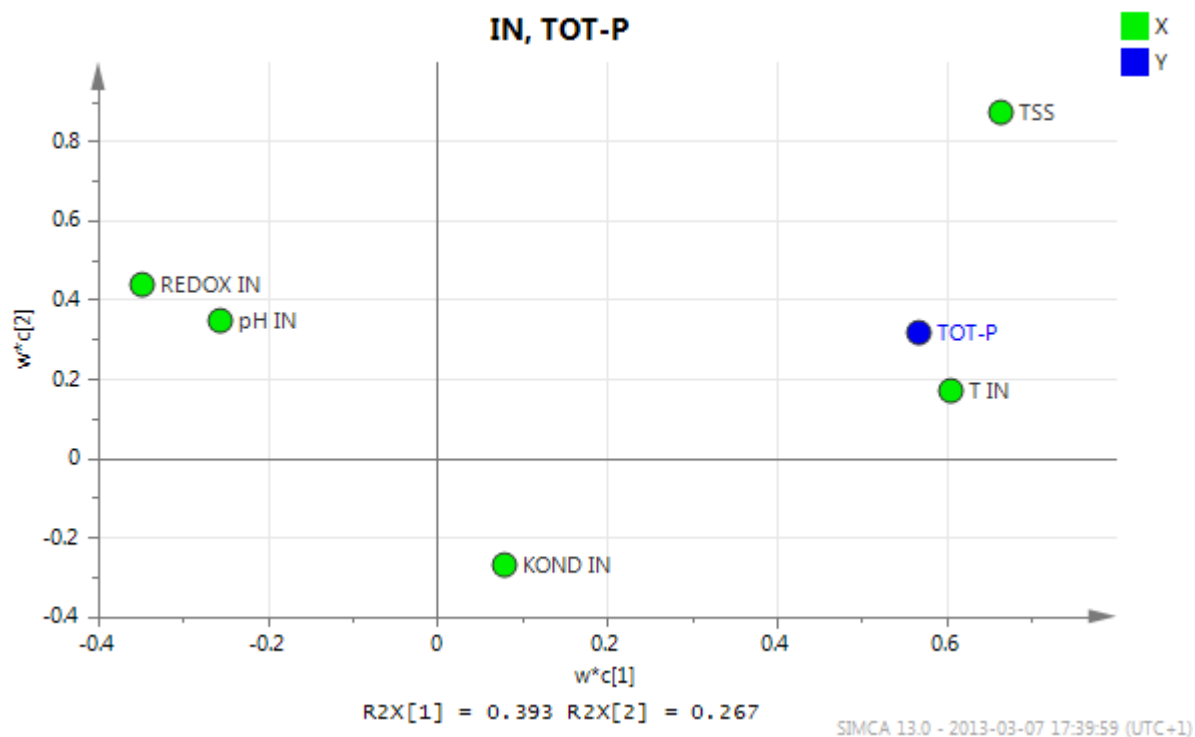
$$Tot - P_{IN} = 1,8123 + 0,270976 \cdot TSS_{IN} + 0,358956 \cdot T_{IN} + 0,0189042 \cdot pH_{IN} + 0,151619 \cdot Redox_{IN} + 0,0508265 \cdot Kond_{IN} \quad (10)$$

Figur 9 visar att det finns tre observationer som ligger utanför ellipsen, observation 4, 48 och 49.



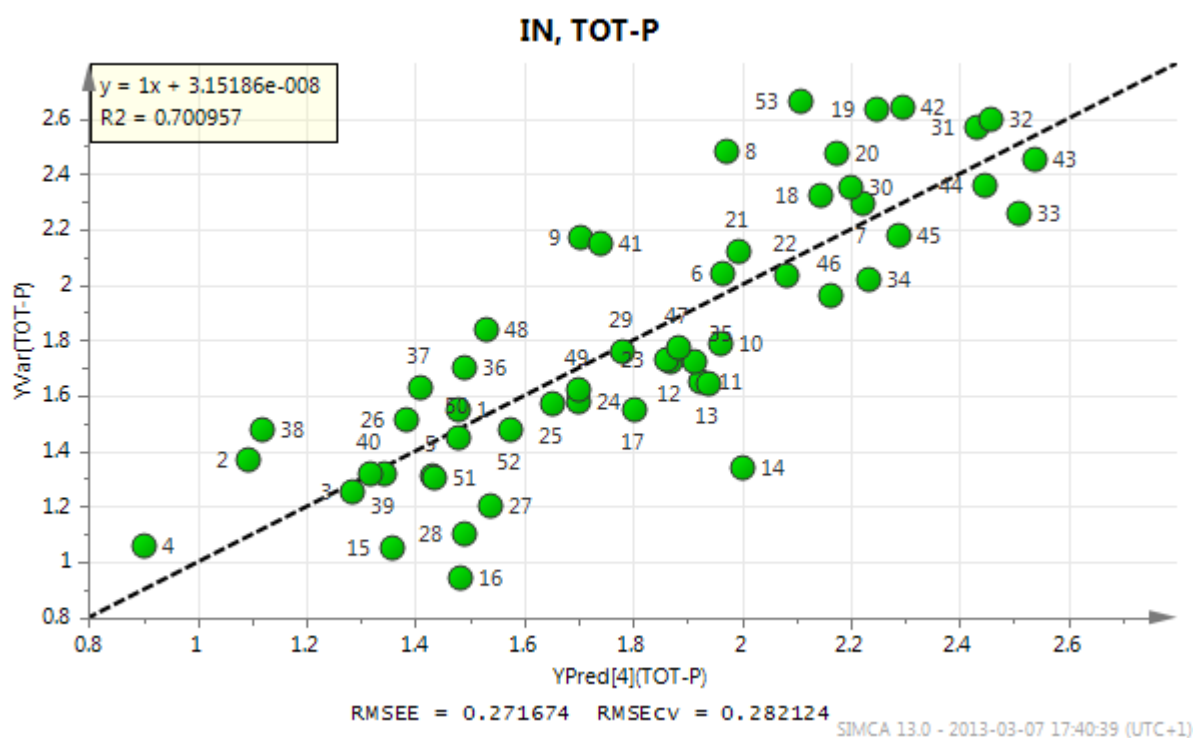
Figur 9 Score plot för tot-P_{IN}.

I figur 10 ses hur tot-P_{IN} beror av övriga parametrar i modellen. Samtliga parametrar har en positiv korrelation med tot-P_{IN}. Störst betydelse har temperaturen och TSS och minst betydelse konduktiviteten.



Figur 10 Loading plot för tot-P_{IN}.

I figur 11 ses predikterade värden mot observerade värden där R2-värdet är 0,70.



Figur 11 Predikterade värden mot observerade värden för tot-P_{IN}.

4.3.2 Modell för PO4-P_{IN}

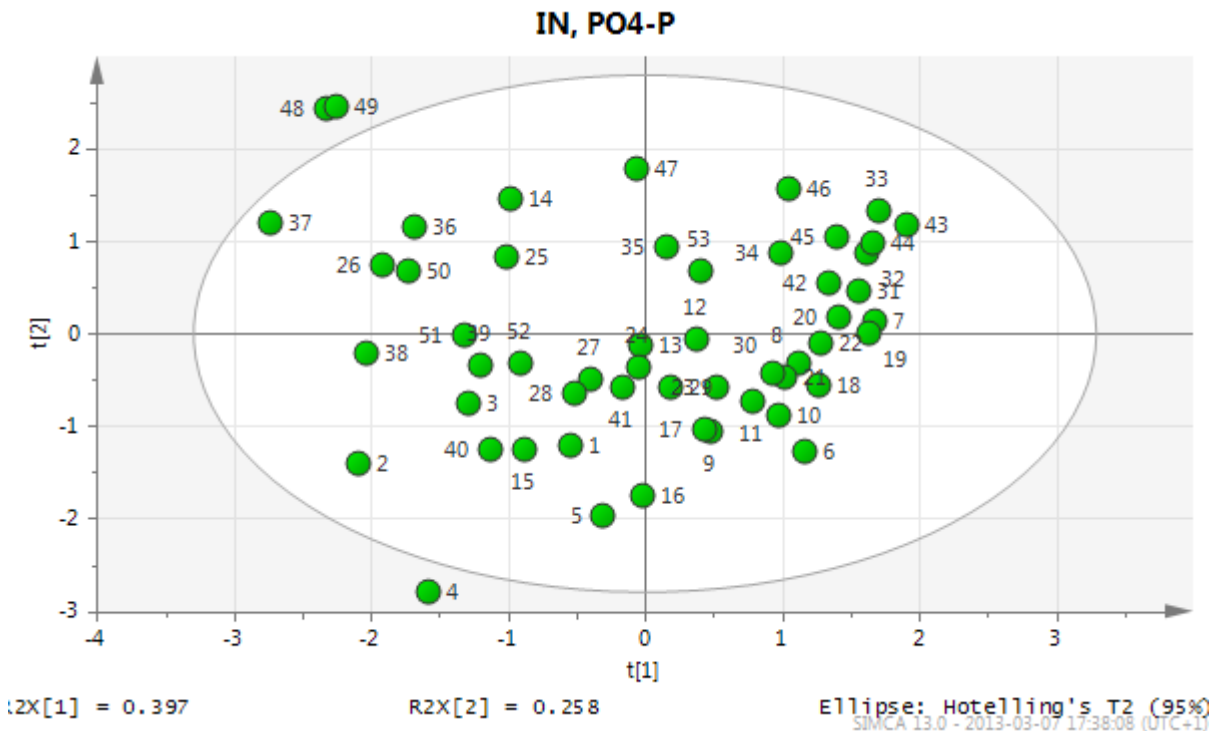
PLS-modellen för PO4-P i inkommande vatten gav till synes ett bra resultat med relativt höga värden på de statistiska måtten, se tabell 6. I ekvation (11) ses modellen med siffervärden.

Tabell 6 Statistiska mått för PLS-modellen av PO4-P_{IN}.

R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för predikterade värden mot observerade värden
0,916	0,561	0,63

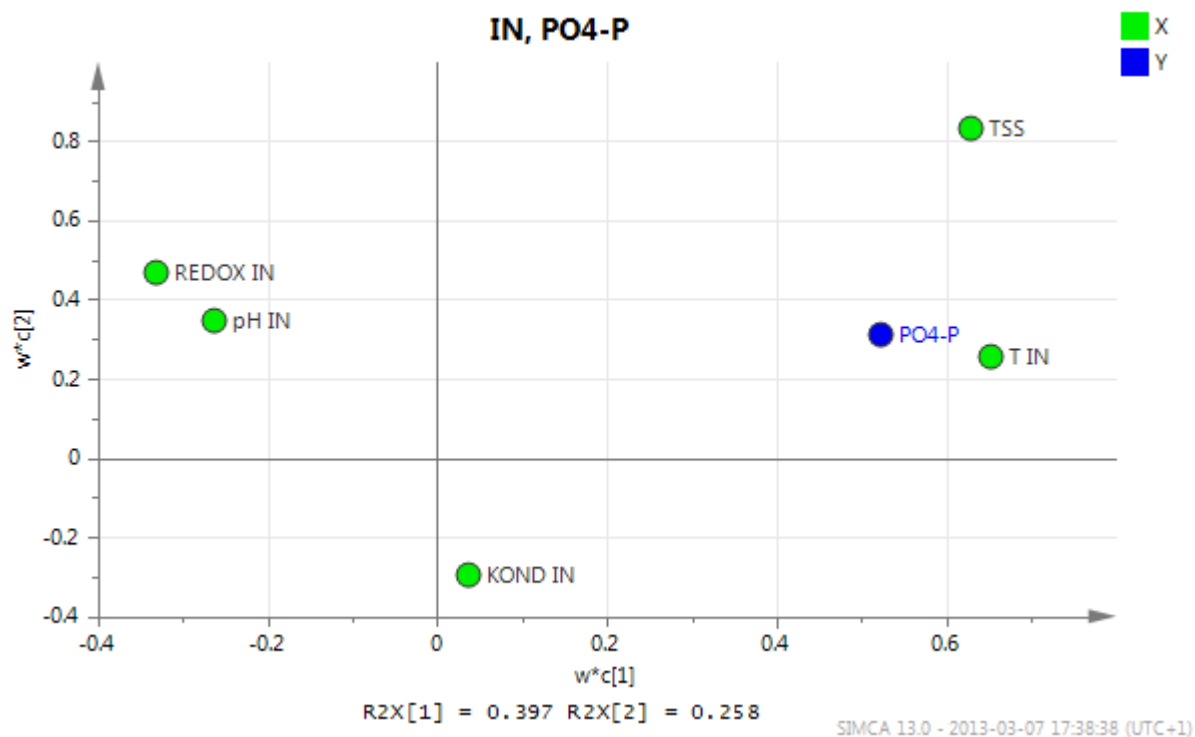
$$PO_4 - P_{IN} = 1,54872 + 0,182581 \cdot TSS_{IN} + 0,344069 \cdot T_{IN} + 0,00269488 \cdot pH_{IN} + 0,171185 \cdot Redox_{IN} + 0,0551863 \cdot Kond_{IN} \quad (11)$$

I figur 12 ses att observation 4,48 och 49 skiljer sig från övriga observationer. Samma gällde för observationerna vid analys av tot-P_{IN}.



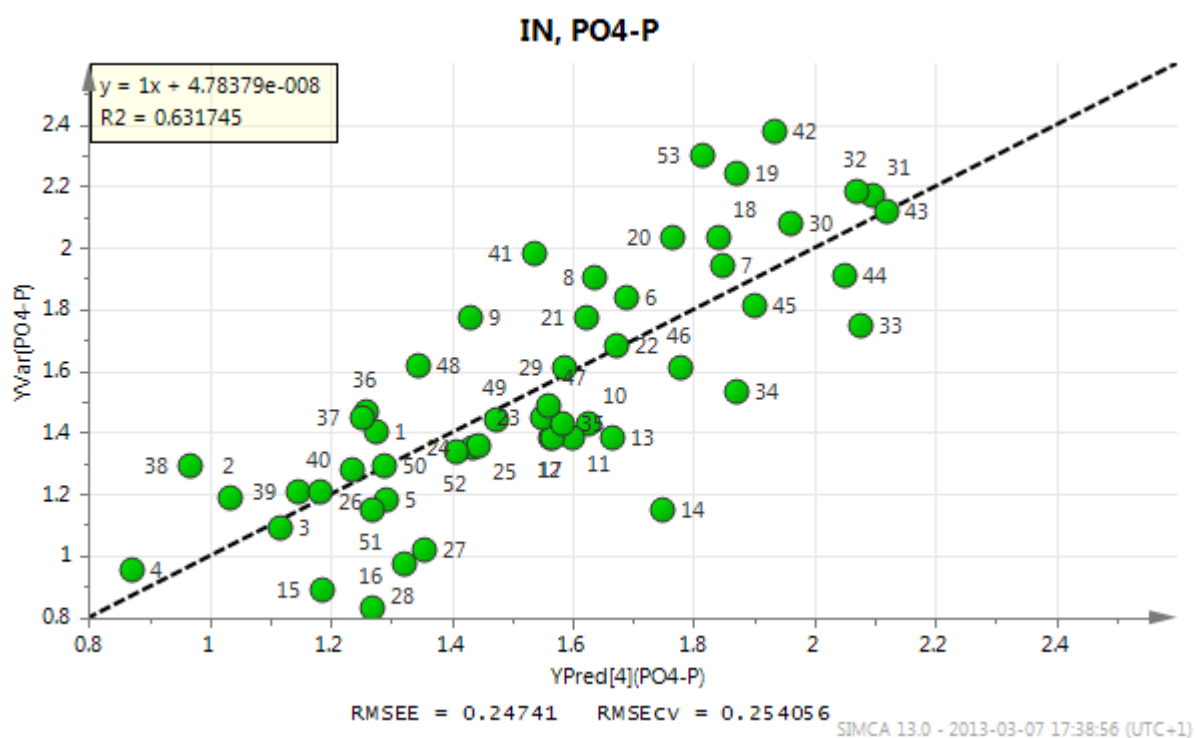
Figur 12 Score plot för PO4-P_{IN}.

I figur 13 ses hur PO4-P_{IN} beror av övriga parametrar i modellen. Samtliga parametrar har en positiv korrelation med PO4-P_{IN}. Störst betydelse i modellen har TSS och temperaturen och minst betydelse har konduktiviteten.



Figur 13 Loading plot för PO4-P_{IN}.

I figur 14 ses predikterade värden mot observerade värden där R2-värdet är 0,63.



Figur 14 Predikterade värden mot observerade värden för PO4-P_{IN}.

4.3.3 Sammanfattning av modelleringen

I tabell 7 ses en sammanfattning av samtliga modeller. Det som visas är R2- och Q2-värden för PLS-modellen samt R2-värden för observerade värden mot predikterade värden. Där ses också koefficienterna för ingående parametrar i prediktionsmodellerna, där C står för en konstant.

Tabell 7 Sammanfattande tabell för modelleringen.

	R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för obs. mot pred.
COD _{IN}	1	0,37	0,45
Tot-N _{IN}	1	0,0946	0,19
NH4-N _{IN}	1	0,308	0,44
PO4-P _{IN}	0,916	0,561	0,63
Tot-P _{IN}	0,918	0,636	0,70
NO3-N _{R3}	0,821	0,262	0,45
NO3-N _{R6}	0,772	0,11	0,35
NH4-N _{R6}	0,583	0,0027	0,27

4.4 VALIDERING

I tabell 7 ses att enbart fosfor har tillräckligt intressanta modeller och därför har validering endast utförts på dessa två modeller. Övriga modeller har för låga värden på de statistiska måtten. Även modellerna för COD har potential att bli tillräckligt bra men med ingående data från denna studie har inte prediktionsförmågan blivit bra nog. Därför går modellen för COD inte vidare till valideringsteget.

Genom att använda ekvation (10) och (11) som getts från PLS för tot-P_{IN} och PO4-P_{IN} kan valideringsdata användas för beräkning av dessa två parametrar och sedan jämföras mot de värden som erhöles genom analys på lab.

I tabell 8 ses all data som användes för valideringen. Uppmätta och modellerade värden visar mycket dålig överensstämmelse.

Tabell 8 Valideringsdata.

PO4-P _{IN}	Tot-P _{IN}	TSS _{IN}	T _{IN}	pH _{IN}	Redox _{IN}	Kond _{IN}	Modellerad PO4-P _{IN}	Modellerad Tot-P _{IN}
4,14	4,56	280	15,71	7,37	-305,1	590,9	5,92	37,25
2,68	2,74	182	16,33	6,74	-273,7	510,9	-6,37	15,68
3,10	3,38	443	15,46	7,46	-290,1	548,6	38,22	83,69
3,22	3,76	293	14,05	7,55	-236,7	521,8	19,50	50,65
3,08	3,46	263	15,19	7,67	-244,5	558,6	13,08	41,75
3,02	3,38	173	16,34	7,75	-245,5	525,2	-3,13	17,63

I tabell 9 visas skillnaden mellan ingående parametrar i modellerna vid de två olika mättillfällena. Temperatur, pH, redox och TSS har generellt högre värden under valideringen medan det omvända gällde för konduktivitet. Värdena som visas är medelvärden över respektive mätperiod.

Tabell 9 Skillnader hos parametrar vid mätkampanj och validering.

	Mätkampanj	Validering
T _{IN} (°C)	12,9	15,8
pH _{IN}	6,5	7,4
Redox _{IN} (mV)	-315	-290
Kond _{IN} (µS/cm)	605	545
TSS (mg/l)	132	273

5. DISSKUSION

Resultaten av försöken visar att det troligtvis finns goda möjligheter att skapa softsensorer för tot- P_{IN} och PO_4-P_{IN} medan övriga parametrar inte ger tillräckligt bra modeller. Den största bristen för att säkert kunna avgöra möjligheten för utvecklandet av softsensorer ligger för denna studie i en otillräcklig validering.

5.1 BEGRÄNSNINGAR OCH MÖJLIGHETER I MODELLERINGEN

De parametrar som direkt utesluts från modellerna är dosen fällningskemikalie som varit konstant och flödet som varit näst intill konstant. Konstant inflöde av vatten användes eftersom det för tillfället var det enda som var praktiskt genomförbart.

Vissa andra förändringar har gjorts under arbetets gång utifrån vad som är praktiskt genomförbart med provtagningspunkter och mätpunkter. Det finns möjlighet att mäta TSS online och eftersom det är vanligt att det görs på många reningsverk hade det varit önskvärt att det hade tagits med redan från början.

Redox för inkommande vatten var en parameter som påvisade en viss skevhet men försök med olika former av transformering lyckades inte eliminera denna skevhet. Det gick alltså inte att få en symmetrisk fördelning av observationerna för variabeln Redox In. Det hade varit önskvärt att få bort skevheten men en god modell som bygger på denna variabel kan ändå uppnås.

Att exkludera observationer är ingenting som skall göras utan en närmare eftertanke. Här är det viktigt att analysera rådata för att först hitta en eventuell orsak till att observationen skiljer sig från övriga. Observationer i denna studie har tagits bort då det känns troligt att avvikelsen beror på misstag i det laborativa arbetet.

För R3 och R6 finns för lite onlinedata att använda till att bygga tillräckligt bra modeller. Förhoppningen att tidsförskjutningen av onlinevärden för inkommande vatten skulle kunna visa något för R3 och R6 var antagligen optimistisk. Det är svårt att förutse hur vattnets karaktär kommer att förändras utifrån begynnelsevärden under den biologiska reningen eftersom det är en levande process. Därför vore det bättre att göra onlinemätningarna direkt vid respektive provtagningspunkt.

5.1.1 Modellering av tot- P_{IN} och PO_4-P_{IN}

De enda modellerna som anses användbara är de för fosfor, tot-P och PO_4-P , i inkommande vatten. Även om PO_4-P och tot-P till synes ger relativt bra modeller utgående från de statistiska måtten är det väldigt viktigt att göra en analys av resultatet och om det verkar rimligt att de valda parametrarna faktiskt har betydelse i prediktionen. Ekvation (10) och (11) beskriver modellerna.

5.2 VALIDERING AV MODELLERNA

Enligt Eriksson m.fl. (2001) är en av de viktigaste faktorerna för en lyckad validering att processförhållandena ska vara liknande som vid den ursprungliga datainsamlingen. Mellan den första mätkampanjen och valideringsveckan ändrades inloppet för inflödet på Hammarby Sjöstadsverk vilket ger en annan karaktär på det inkommande vattnet.

Tanken med modellen är att den ska fungera på olika sorts inkommande vatten men om sammansättningen ändras för mycket kan modellen bli otillförlitlig. Bytet av inloppstation var planerat men beroende på examensarbetets tidsramar var det omöjligt att utföra en validering med ”rätt” vatten. Under valideringsveckan fanns även brister i de biologiska reningsstegen men detta har inte påverkat slutresultatet i och med att valideringen endast utfördes på modellerna för tot-P och PO4-P för inkommande vatten och inte för något av efterföljand steg. Modellerna tillsammans med data från mätperioden för valideringen ger ett mycket dåligt resultat, se tabell 8, vilket antas bero på de stora skillnaderna i egenskaper hos vattnet mellan provtagningen för mätkampanjen och provtagningen för valideringen.

5.3 PRAKTISKT IMPLEMENTATION

Tanken med att implementera softsenorer i vattenreningsprocesser är att kunna få en tillförlitlig och kontinuerlig processövervakning. Modellerna som tagits fram går inte att förlita sig på med tanke på byte av inkommande vatten och validering. En av de viktigaste utvärderingsparametrarna är att bedöma hur länge en modell som beskriver de aktuella processvariationerna kan användas innan den måste uppdateras. En anledning till att en uppdatering krävs är ändrade driftförhållanden, något som redan skett på linje 1. Det är viktigt att komma fram till en metod som kan och kommer att användas av de som jobbar med det dagligen, processoperatörerna. Det är även väldigt viktigt att sensorerna i processen är kalibrerade och rengjorda. Om de fysiska sensorerna visar fel så kommer även softsensorerna att visa fel. Och meningen med soft sensorerna går förlorad.

Det är i dagsläget inte aktuellt med en praktisk implementation men efter vidare studier kan det mycket väl bli aktuellt att implementera softsensorer på Sjöstadsverkets linje 1.

5.4 OSÄKERHETER OCH SVÅRIGHETER

Vissa beräkningar har utförts ganska grovt och påverkar därmed resultatet, tyvärr är det svårt att göra noggrannare uppskattningar. Det totala luftflödet till de luftade reaktorerna mättes samt luftningsventilernas läge (öppenhet i %). Eftersom ventilerna ska ge ett proportionellt luftflöde utifrån öppenhet gjordes beräkningar för att avgöra hur mycket luftflöde som kom till varje enskild reaktor. Ventilerna verkar dock inte ge ett proportionellt flöde i verkligheten och beräkningen ger eventuellt en något missvisande bild av det luftflöde som egentligen når reaktorerna.

Onlineutrustningen som använts kan anses som relativt robust och trovärdig men självklart finns osäkerheter även här. Onlineutrustningen för pH, redox och konduktivitet i inkommande vatten ligger i en balja där vattnet med jämna mellanrum sugts undan. Under den tid då de inte är i kontakt med vatten utan istället hänger löst i luften fås självklart felaktiga värden. Detta är något som sker i ungefär 15 sekunder var tionde minut. Och betydelsen av detta har ansetts vara förkastbar när de slutgiltiga medelvärdena beräknas. Onlinemätarna har kontrollerats, kalibrerats och även jämförts med handmätare för att verifiera sensorerna.

Laborationsarbete i sig är alltid en osäkerhet. Den mänskliga faktorn kan ge slumpmässiga eller konsekventa fel. För att ha en större chans att upptäcka detta har slummässiga dubbelprov utförts men fortfarande finns en stor mängd prov där det kan finnas spår av felaktig hantering. Dubbelprov för samtliga analyser skulle vara en bra lösning för en större säkerhet men är varken praktiskt eller ekonomiskt genomförbart.

5.5 FÖRSLAG TILL VIDARE STUDIER

Direkt efter avslutningen av den första mätkampanjen har kommande mätkampanjer börjats planera. Det vore bra att samla in så mycket mätdata som möjligt, gärna med fler provtagningspunkter och flera olika sensorer. Detta skulle kunna ge en bättre förståelse och bevakning av hela processen. Tester med varierat inflöde är något som bör utföras. Det skulle vara intressant att göra en utökad analys av hur alla värden korrelerar, även labvärden emellan. Det vore intressant att titta mer ingående på de ekonomiska aspekterna, särskilt intressant vore det att undersöka möjligheten för andra reglerstrategier gällande dosering av fällningskemikalier samt se hur konstader för detta skulle förändras.

Det har redan bestämts att onlineutrustning i kommande försök kommer att flyttas från R1 till R3. Att detta inte gjordes vid starten av dessa försök var ett tänkt upplägg där provtagning skulle ske ur samtliga sex reaktorer. Något som sedan inte utfördes eftersom det inte var praktiskt genomförbart. Det har även bestämts att online TSS-mätningar ska göras för inkommande vatten och i R6 eftersom det finns användbar utrustning där.

5.4 JÄMFÖRELSE MED TIDIGARE STUDIER

Det denna studie har gemensamt med övriga som togs upp i bakgrunden är möjligheten att skapa softsensorer för fosfor. En intressant aspekt i jämförelse med tidigare studier är förbudet mot fosfater i tvättmedel som kom 1 mars 2008 (Regeringskansliet, 2008). Förbudet uppkom för att begränsa utsläppen av fosfor till Östersjön. Den inkommande fosformängden till reningsverk har därmed minskat och kanske även möjligheten att prediktera fosforhalter.

Viktigt att tänka på är även skillnaden i olika vattenreningsverk. Det kan inte anses möjligt att direkt överföra en modell från ett reningsverk till ett annat. Däremot är det intressant att undersöka samband i vilka parametrar som verkar ha betydelse. Intressant är även att en parameter kan ge en negativ korrelation på ett ställe och en positiv korrelation på ett annat. Detta gäller till exempel för reningsverket i Karlstad där en låg konduktivitet ger en hög halt fosfor men för Borlänge och Örebro gällde att en låg konduktivitet gav en låg halt fosfor (Röttorp m.fl., 1999). HIPCON är kanske den studie som är mest intressant eftersom förhållandena är mest lika. Om det skulle vara möjligt att få data till det projektet skulle det vara intressant att studera likheter och skillnader där.

6. SLUTSATSER

Labanalyser, onlinedata och modeller i denna studie påvisar att det finns möjlighet att prediktera tot-P samt PO4-P i inkommande vatten för linje 1 på Hammarby Sjöstadsverk utifrån den onlinemätutrustning som finns tillgänglig.

På grund av byte av inkommande vatten har valideringen som krävs för att bekräfta modellerna inte kunnat utföras på ett tillfredställande sätt. Modellerna anses ändå vara tillförlitliga för förutsättningarna som gällde när försöken utfördes. Nya modeller måste dock konstrueras med ny data för att de ska inneha en prediktionsförmåga som fungerar under de aktuella förhållandena.

För övriga parametrar är modellerna tyvärr för dåliga för att kunna användas som softsensorer.

För att kunna säga mer om modellerna skulle egentligen en validering gjorts med samma vatten som under mätkampanjen. Fler observationer och byte av vissa mätpunkter skulle kunna ge bättre modeller och därmed också bättre möjlighet att skapa softsensorer för samtliga parametrar.

7. REFERENSER

- Berghult, B., och Elfström, A.B. 2004. *Vattnets kemi för människan och miljön*. Liber AB. Malmö. ISBN: 91-47-01827-5.
- Bitton, G. 1999. *Wastewater microbiology*. John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 0-471-32047-1.
- Björk, A. 2007. *Chemometric and signal processing methods for real time monitoring and modeling: applications in the pulp and paper industry*. Doktorsavhandling, Kungliga tekniska högskolan.
- Carlsson, B., och Hallin, S. 2003. *Reglerteknik och mikrobiologi i avloppsreningsverk*. Svenskt vatten, Publikation 2003-27.
- Everitt B.S. 1984. *An introduction to latent variable models*. Chapman and Hall. ISBN: 0412253100.
- Eriksson L., Johansson, E., Kettane-Wold, N., och Wold, S. 2001. *Multi- and megvariate data analysis: principles and applications*. Umetrics academy. ISBN: 91-973730-1-X.
- Fortuna, L., Graziani, S., Rizzo, A., Xibilia, M.G. 2007. *Soft sensors for monitoring and control of industrial processes*. Springer-Verlag, London. ISBN 978-1-84628-480-9.
- Geradi, M.H. 2002. *Nitrification and denitrification in the activated Sludge process*. John Wiley & Sons ISBN: 0-471-06508-0.
- Hair, J.F., Andersson, R.E., Tatham, R.L., Black, W.C. 1998. *Multivariate data analysis, 5 th edition*. Prentice-Hall International, Inc. Upper Saddle River, New Jersey. ISBN: 0-13-930587-4.
- Hammarby Sjöstadsverk. 2013. <http://www.sjostadsverket.se/> (2013-02-10).
- IVL Svenska Miljöinstitutet. 2007. *Holistic integrated process CONtrol, Final report from the HIPCON project*. Rapportnummer: HIP07-95-v1-R.
- Körner, S. och Wahlgren, L. 2005. *Statistiska metoder*. Studentlitteratur. Lund. ISBN: 91-44-04420-8.
- Lin B., Recke, B. Knudsen, J.K.H., Jørgensen, S.B. *A systematic approach for soft sensor development*. Computers and Chemical Engineering 31 (2007) s. 419-425.
- Lindberg, C-F. 1997. *Control and estimation strategies applied to the activated sludge process*. Doktorsavhandling, Uppsala Universitet.
- Liu, D.H.F. och Lipták, B.G. 2002. *Wastewater treatment*. Lewis Publishers. ISBN: 1-56670-515-0.

Nilsson, S., Nilsson, Å., Rahmberg, M., Röttorp, J. 2007. *Resurseffektiv avloppsrening, Samlad rapport över programmet 2002-2006*. IVL Rapport B1760.

Regeringskansliet. 2008. Pressmeddelande: Förbud mot fosfater i tvättmedel. <http://www.regeringen.se/sb/d/10349/a/99552> (2013-03-25).

Röttorp, J., Allard, A-S., Ek, M., Kaj L., Remberger, M., Solyom, P., Eriksson, L., 1999. *DIKA, Driftstörningar i kommunala avloppsreningsverk- en studie av syreöverföring, ytaktiva ämnen, slamegenskaper och styrmöjligheter, 1996-1998*. IVL Rapport B 1328 A.

Sharma, S. 1996. *Applied multivariate techniques*. John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 978-0-471-31064-8.

Svenskt vatten. 2010. *Avloppsteknik 2 - Reningsprocessen*. Stockholm.

Tavares, G., Zsigraiová Z. *Data driven multivariate technique for fault detection of waste water treatment plant*. Waste Management 31 (2011) s. 1635-1644.

Vattenteknik AB. 2004. *Vattenbehandlingsmetoder*. ISBN: 91-631-5877-9.

BILAGA A

I bilaga A finns modellerna för samtliga parametrar som inte anses tillräckligt bra för att skapa softsensorer.

1. INKOMMANDE VATTEN

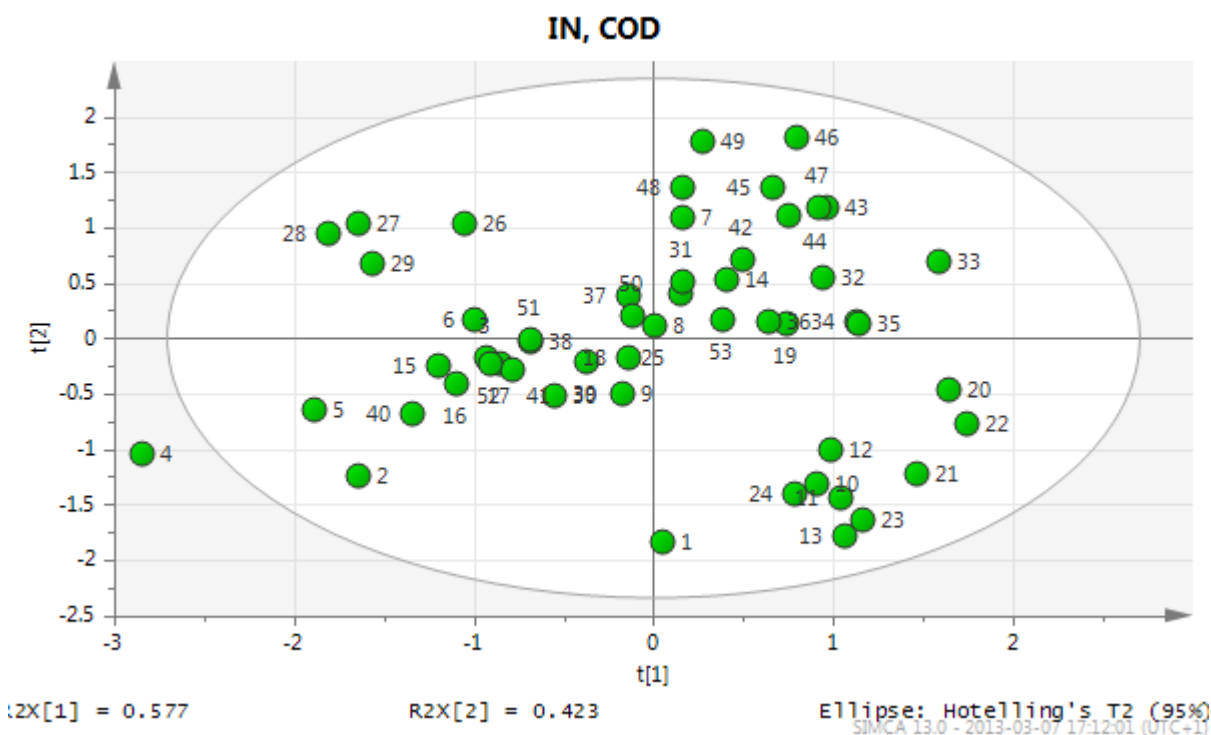
1.1 COD

PLS-modellen för COD i inkommande är något bristfällig. Värdena på de statistiska måtten är acceptabla men inte tillräckligt höga för en god modell, se tabell A1.

Tabell 10 Statistiska mått för PLS-modellen.

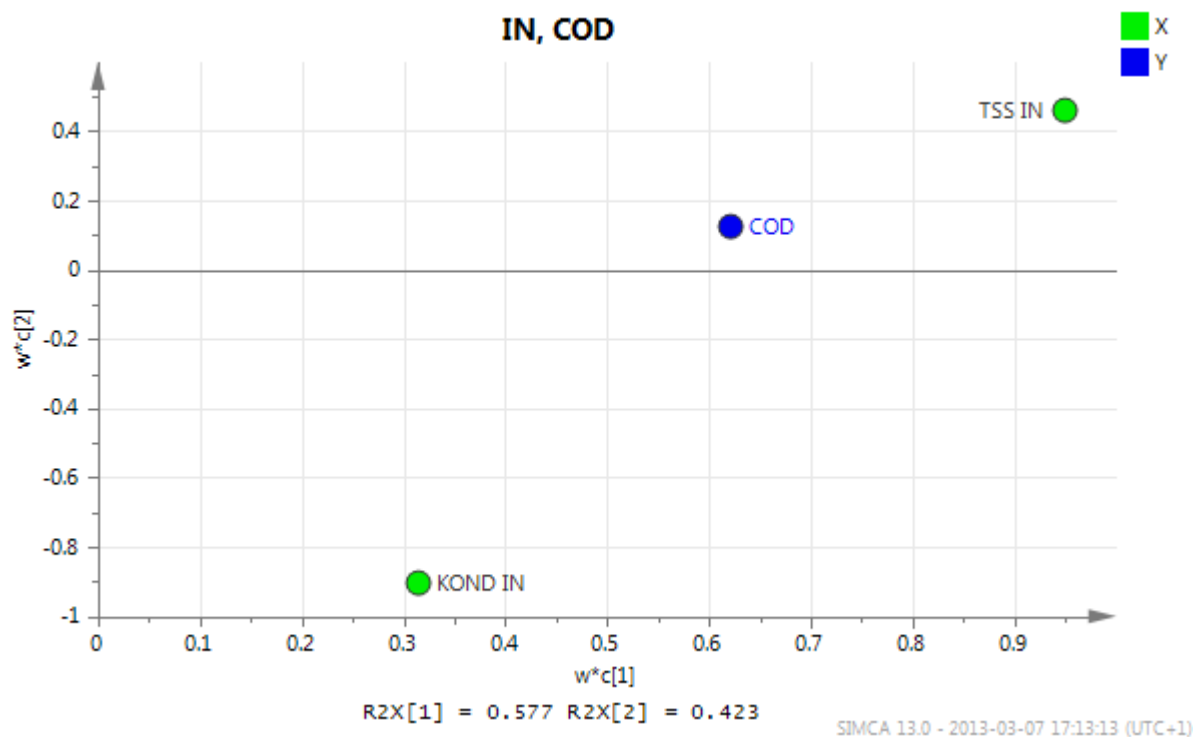
R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för predikterade värden mot observerade värden
1	0,37	0,45/0,68

I figur A1 ses att alla observationer förutom observation 4 ligger inom konfidensintervallet. En viss gruppering av observationer kan ses men överlag är de jämt fördelade.



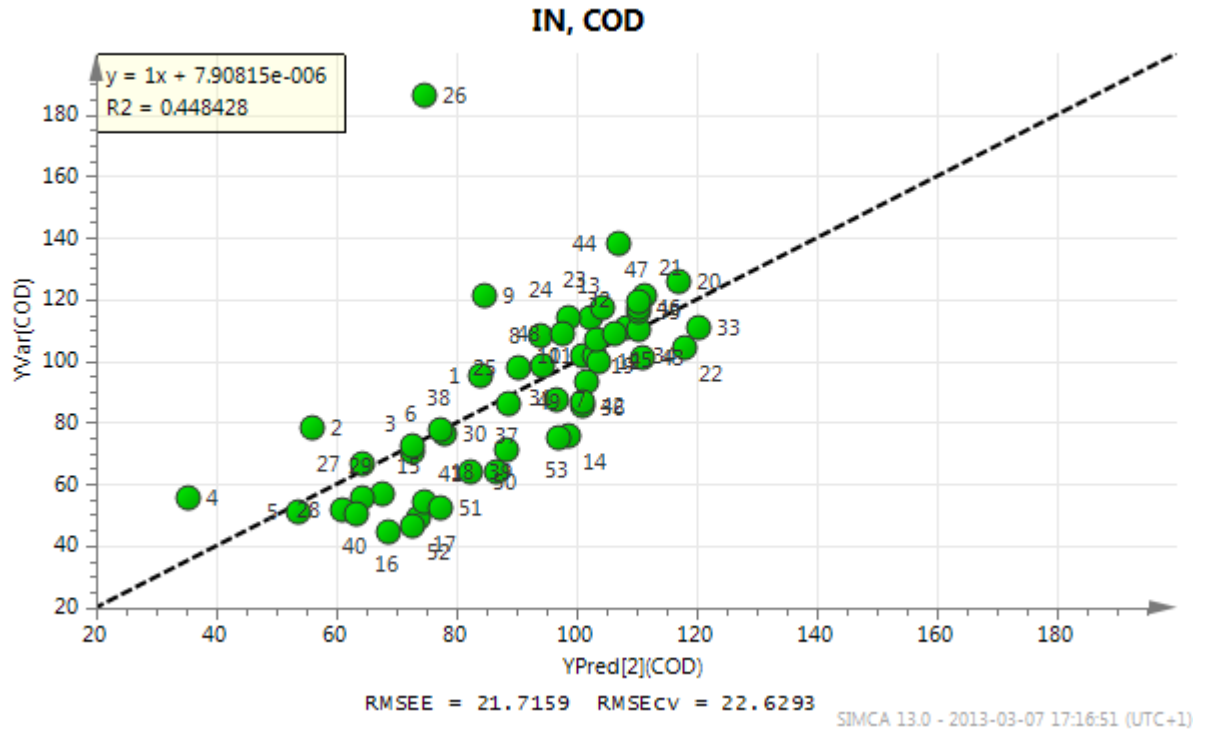
Figur A1 Score plot för COD_{IN}.

I figur A2 ses hur COD beror av övriga parametrar i modellen. TSS för inkommande vatten är den parameter som har störst betydelse.

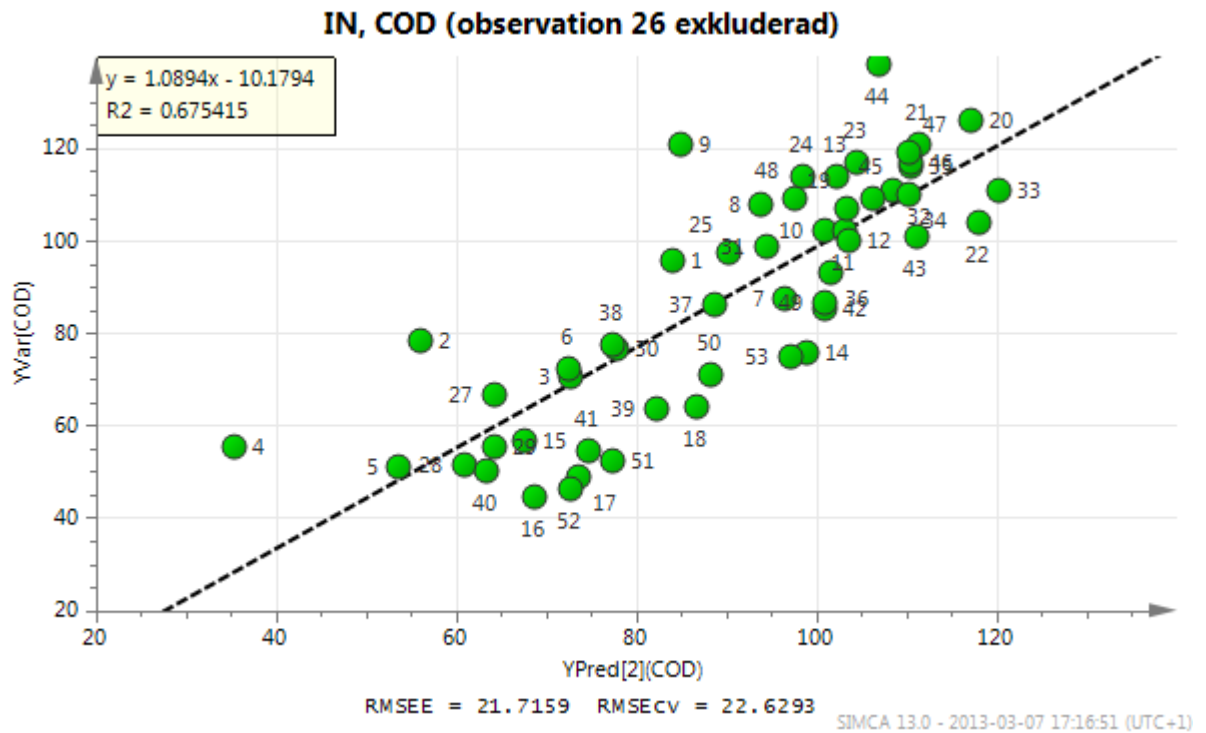


Figur A2 Loading plot för COD_{IN} .

I figur A3 ses predikterade värden mot observerade värden då alla observationer är inkluderade. Det ses att observation 26 avviker rejält från övriga. I rådata ses att värdet på COD är mycket högre än övriga observationer. I figur A4 ses resultatet för predikterade värden mot uppmätta värden då observation 26 exkluderats ur modellen. Observationerna följer bättre regressionslinjen för de predikterade värdena och R^2 värdet har förbättrats från 0,45 till 0,68.



Figur A3 Predikterade värden mot observerade värden för COD_{IN}.



Figur A4 Predikterade värden mot observerade värden för COD_{IN}, observation 26 exkluderad.

Diskussion

För COD på inkommande har observation 26 exkluderat. Observation 26 är enligt bilaga A stort avvikande från övriga värden och det kan antas att det skett ett misstag på

lab. Predikterade värden blir då att stämma bättre överens med uppmätta värden, vilket ses i figur A4. Jämfört med flera av de andra parametrarna har COD en relativt bra modell. Dess prediktionsförmåga når nästan upp till det rekommenderade $Q^2 < 0,5$ som antyder på predikterbarhet. Det är ingen överraskning att COD har en stark korrelation med TSS, som det visar i modellen. Genom förbättringar av modellen då observation 26 exkluderas finns det goda möjligheter för en modell med tillräckligt bra predikterbarhet. Sammanfattningsvis för COD finns det antagligen goda möjligheter att förutse COD utifrån TSS.

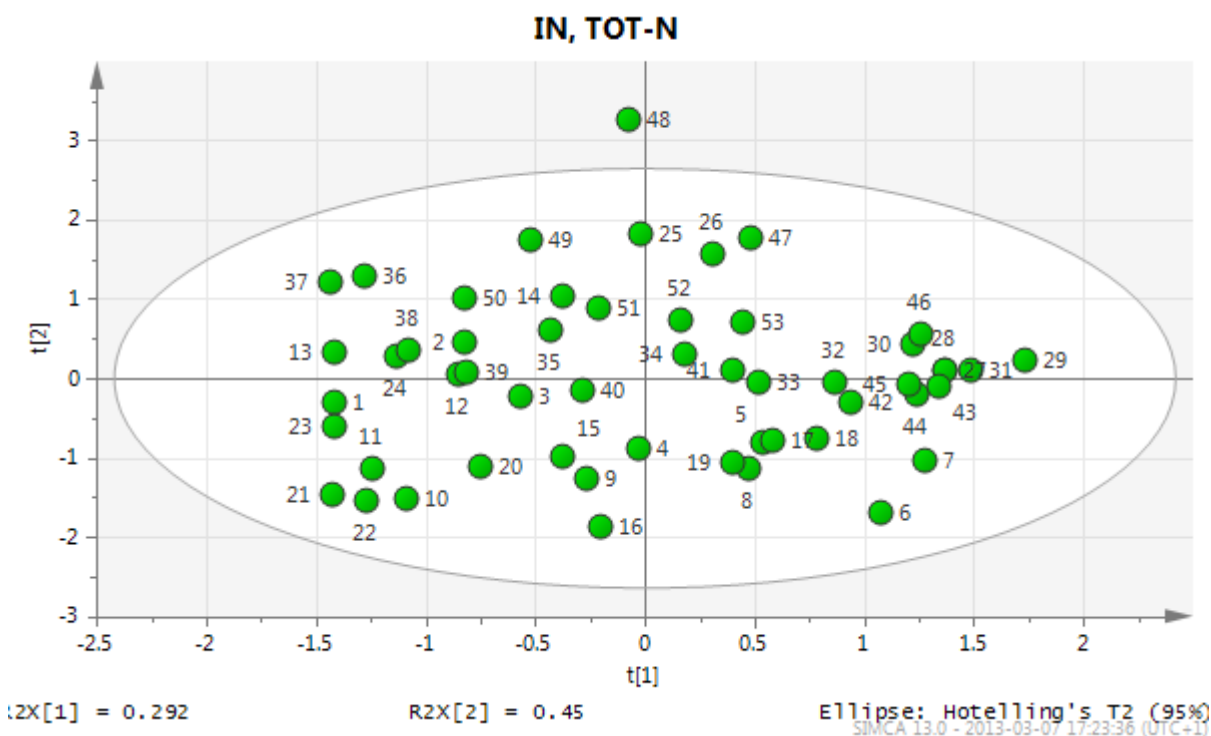
1.2 TOT-N

PLS-modellen för tot-N i inkommande är otillräcklig. Värdena på de statistiska måtten är för dåliga för en god modell, se tabell A2.

Tabell A2 Statistiska mått för PLS-modellen.

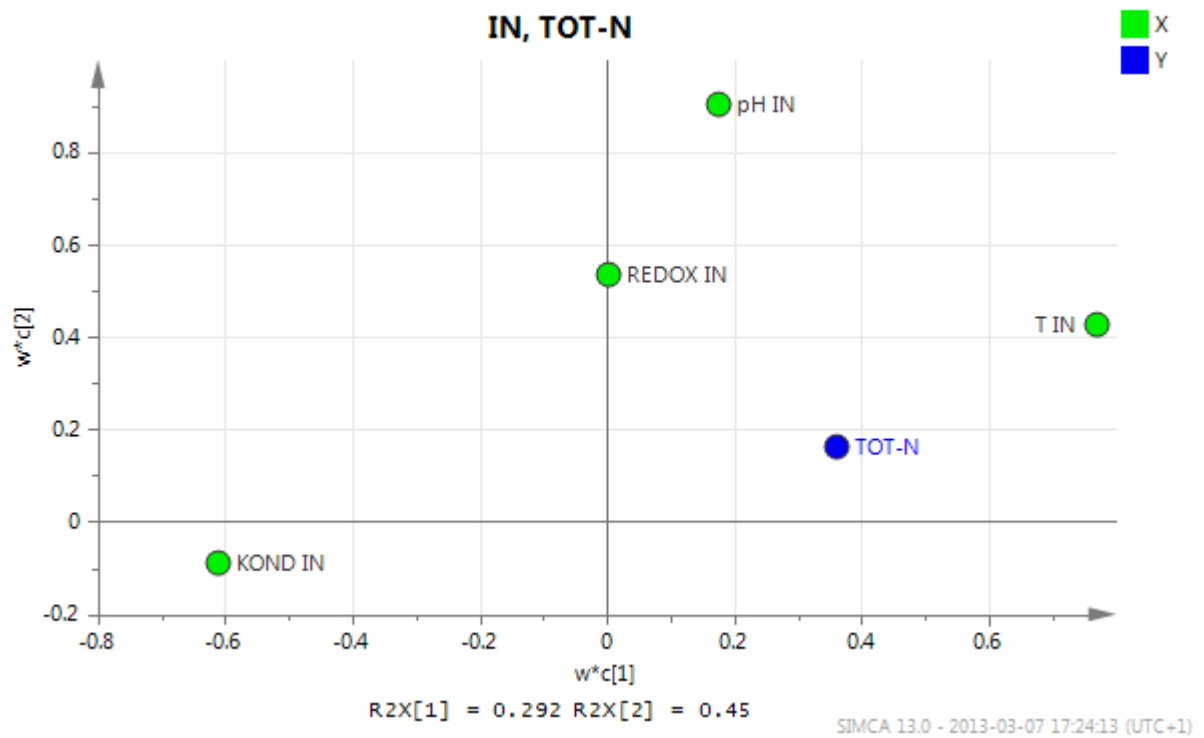
R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för predikterade värden mot observerade värden
1	0,0946	0,19

I figur A5 ses att observation 48 skiljer sig från övriga observationer.



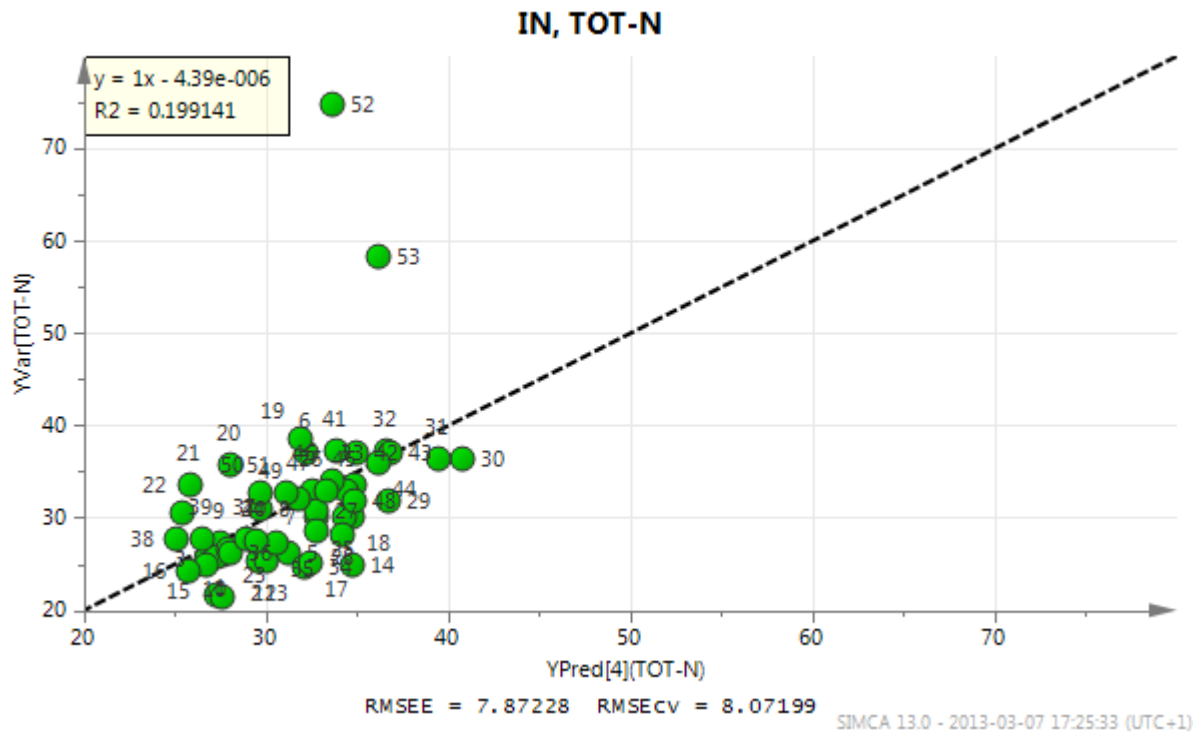
Figur A5 Score plot för tot-N_{IN}.

I figur A6 ses hur tot-N beror av övriga parametrar i modellen. Samtliga parametrar har en positiv korrelation med tot-N. Samtliga parametrar har ungefär lika stor betydelse i modellen.

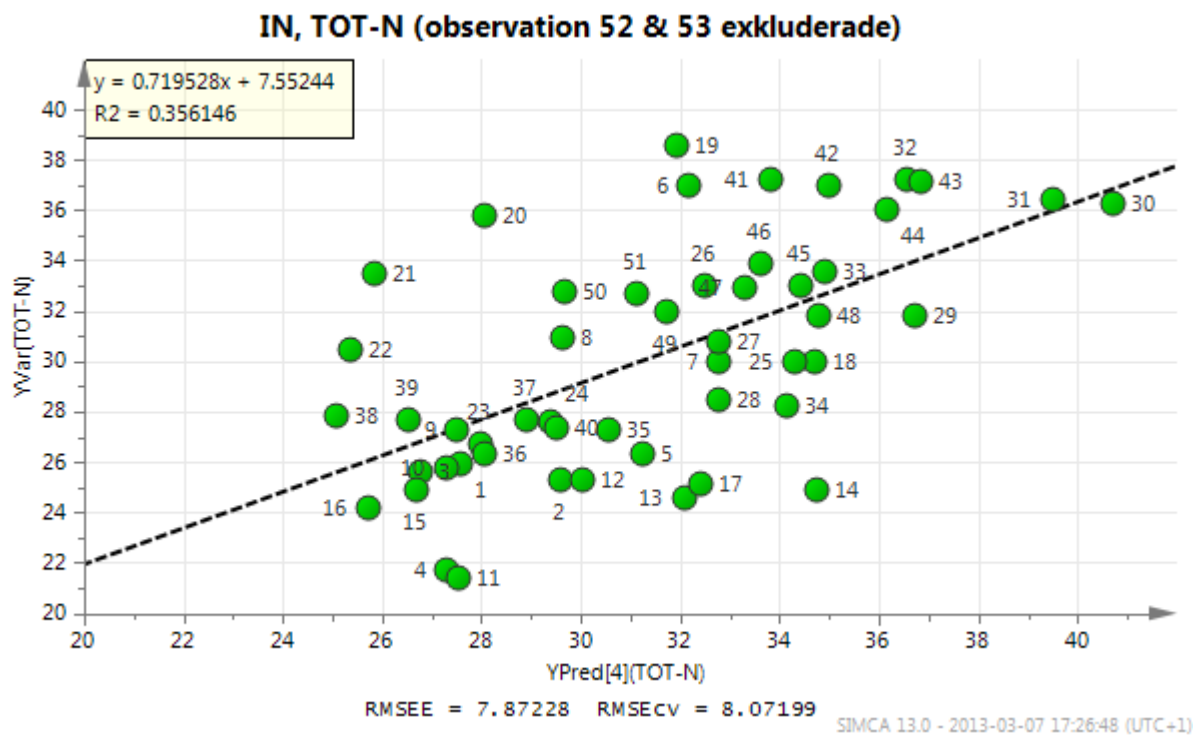


Figur A6 Loading plot för tot-N_{IN}.

I figur A7 ses predikterade värden mot observerade värden då alla observationer är inkluderade. Det ses att observation 52 och 53 avviker rejält från övriga. I rådata ses att värdet på tot-N är mycket högre här än vid övriga observationer. I figur A8 ses resultatet för predikterade värden mot uppmätta värden då observation 52 och 53 exkluderats ur modellen. Observationerna följer bättre regressionslinjen för de predikterade värdena och R² värdet har förbättrats från 0,20 till 0,36.



Figur A7 Predikterade värden mot observerade värden för tot-N_{IN}.



Figur 15 Predikterade värden mot observerade värden för tot-N_{IN}, observation 52 och 53 exkluderade.

Diskussion

Genom att ta bort de två observationer för inkommande tot-N som avviker från övriga (observation 52 och 53) förbättras prediktionsförmågan. Det anses motiverat att ta bort

dessa punkter eftersom labresultaten från dessa skiljer sig avsevärt från övriga, antagligen på grund av misstag i laborationen.

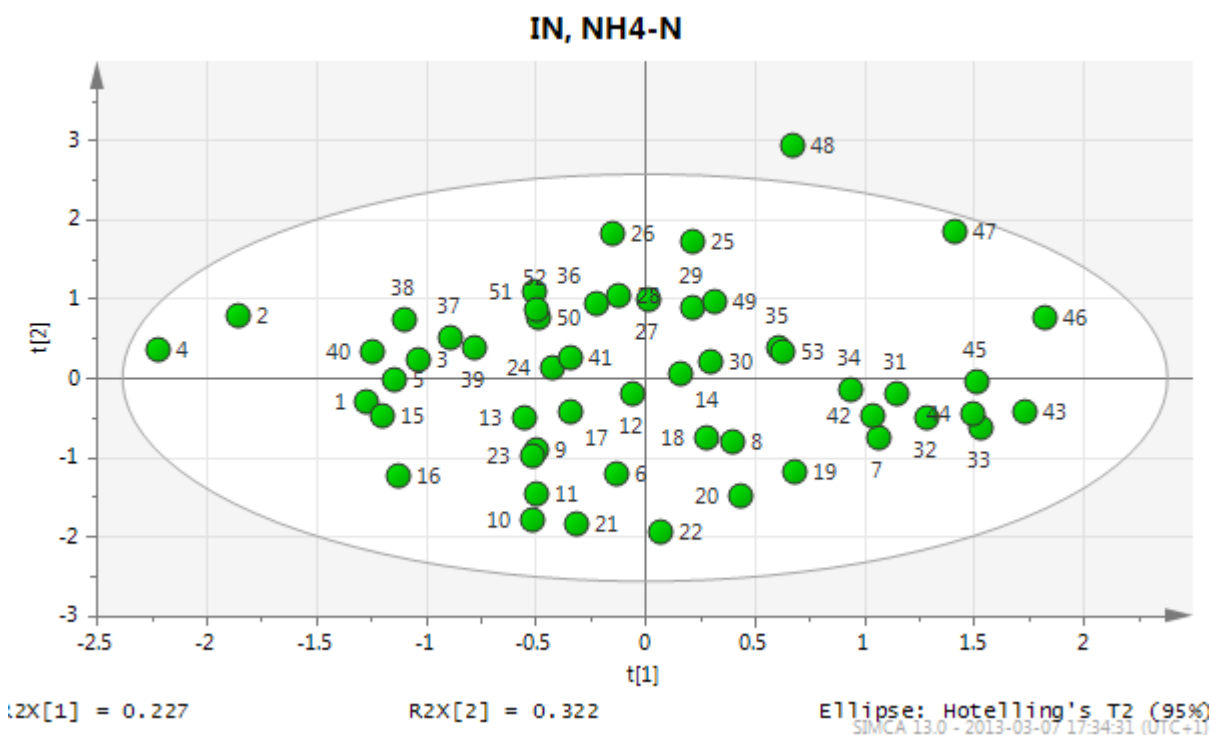
1.3 NH4-N

PLS-modellen för NH4-N i inkommande är otillräcklig. Värdena på de statistiska måtten är för dåliga för en god modell, se tabell A3.

Tabell 11 Statistiska mått för PLS-modellen.

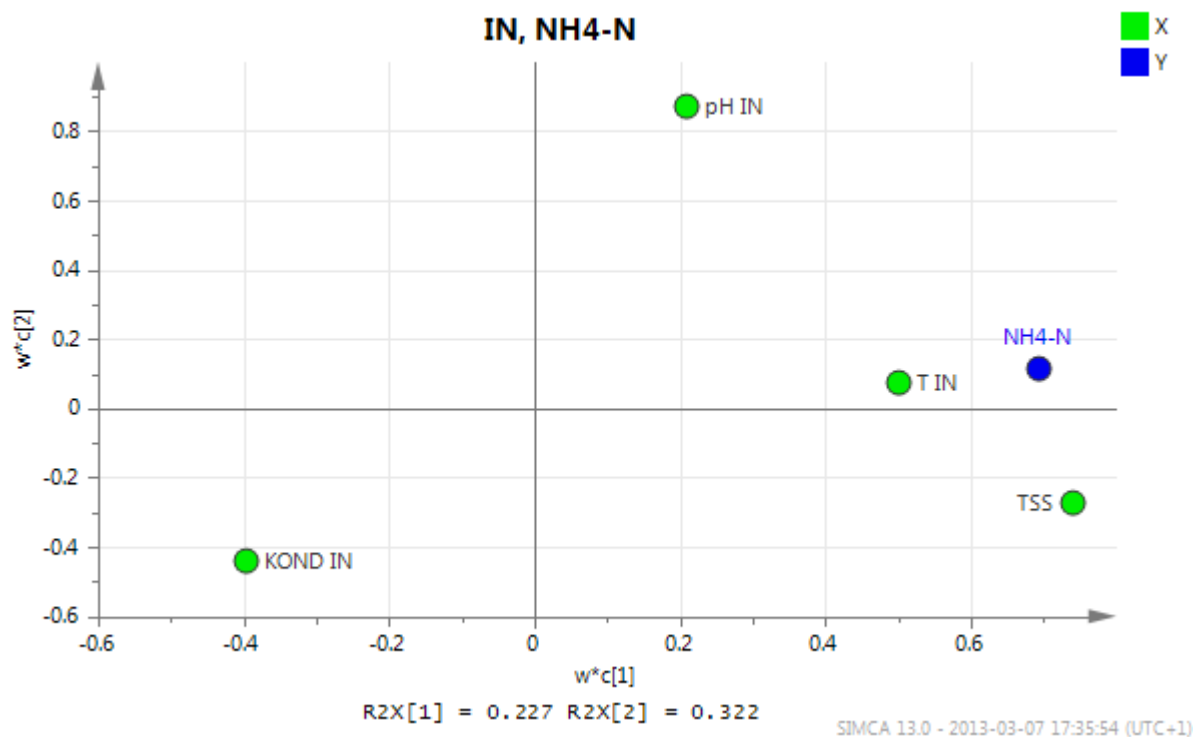
R2 för PLS	Q2 för PLS	R2 för predikterade värden mot observerade värden
1	0,308	0,44

Figur A9 visar att observation 48 ligger utanför konfidensintervallet.



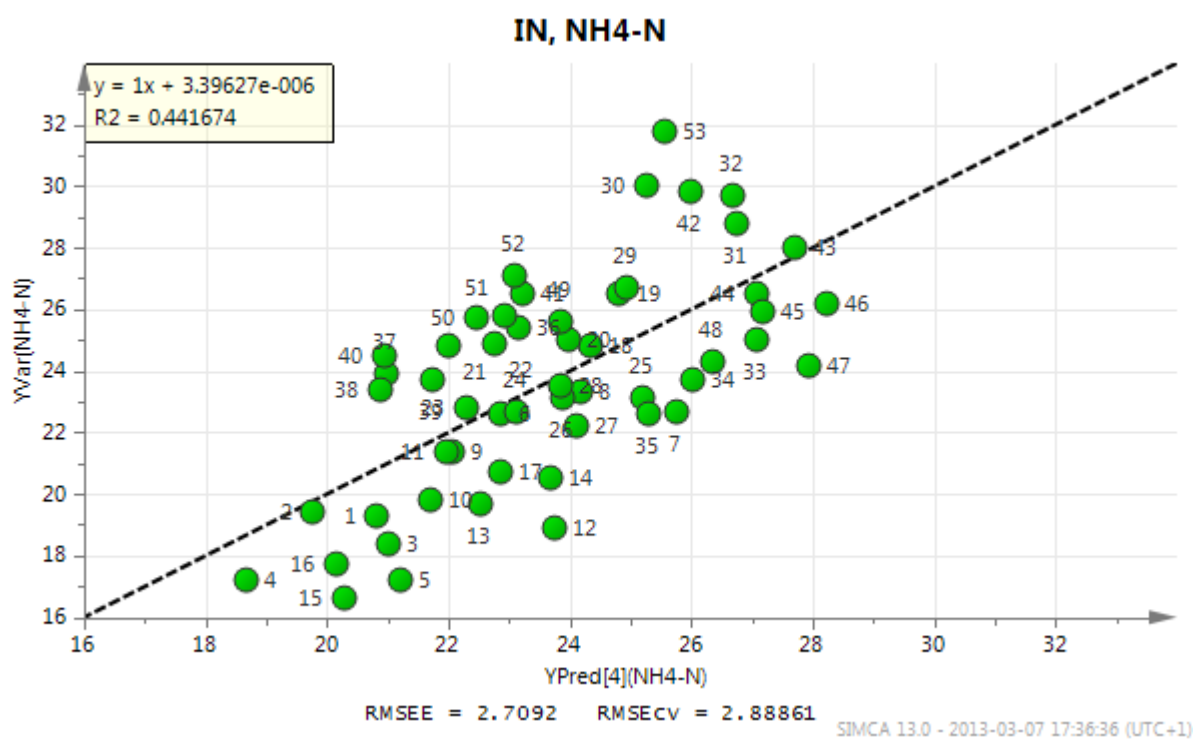
Figur A9 Score plot för NH4-N_{IN}.

I figur A10 ses hur NH4-N beror av övriga parametrar i modellen. Konduktiviteten har en negativ korrelation med NH4-N, övriga har en positiv korrelation. Samtliga parametrar har ungefär lika stor betydelse i modellen.



Figur A10 Loading plot för NH4-N_{IN}.

I figur A11 ses predikterade värden mot observerade värden där R2-värdet är 0,44.



Figur 16 Predikterade värden mot observerade värden för NH4-N_{IN}.

2. REAKTOR 3

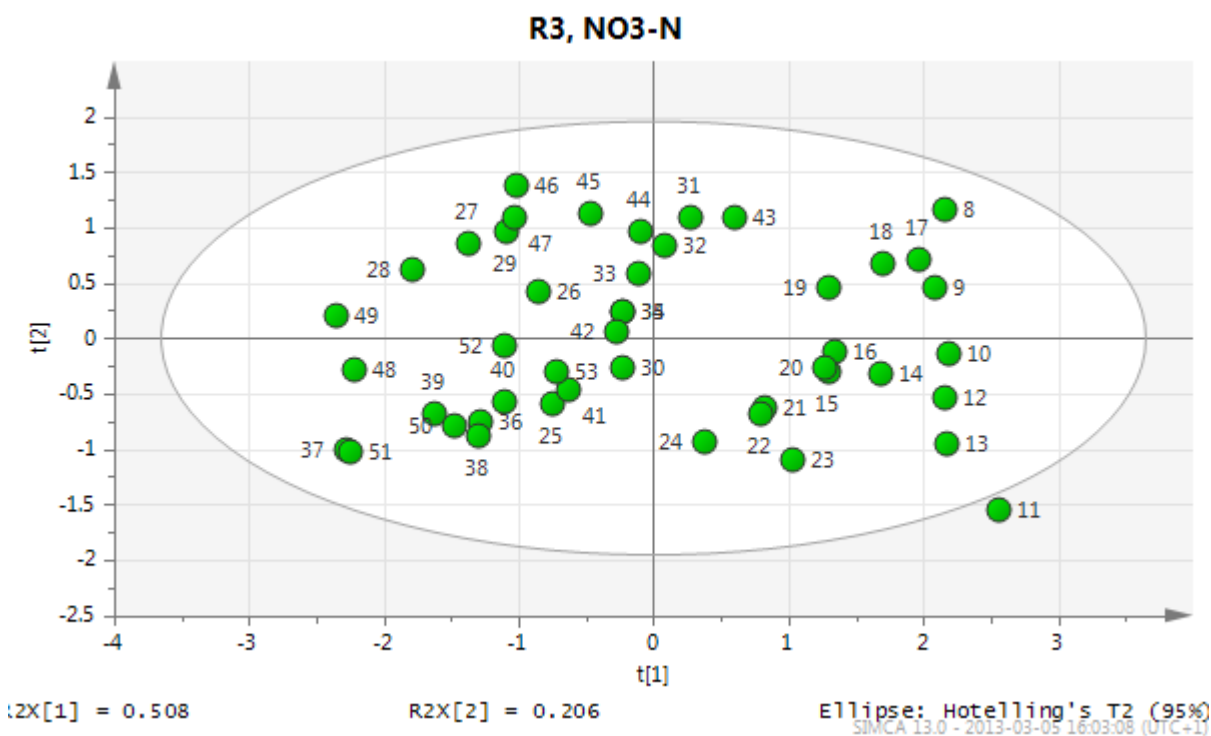
2.1 NO₃-N

PLS-modellen för NO₃-N i reaktor 3 är otillräcklig. Värdena på de statistiska måtten är för dåliga för en god modell, se tabell A4.

Tabell 12 Statistiska mått för PLS-modellen.

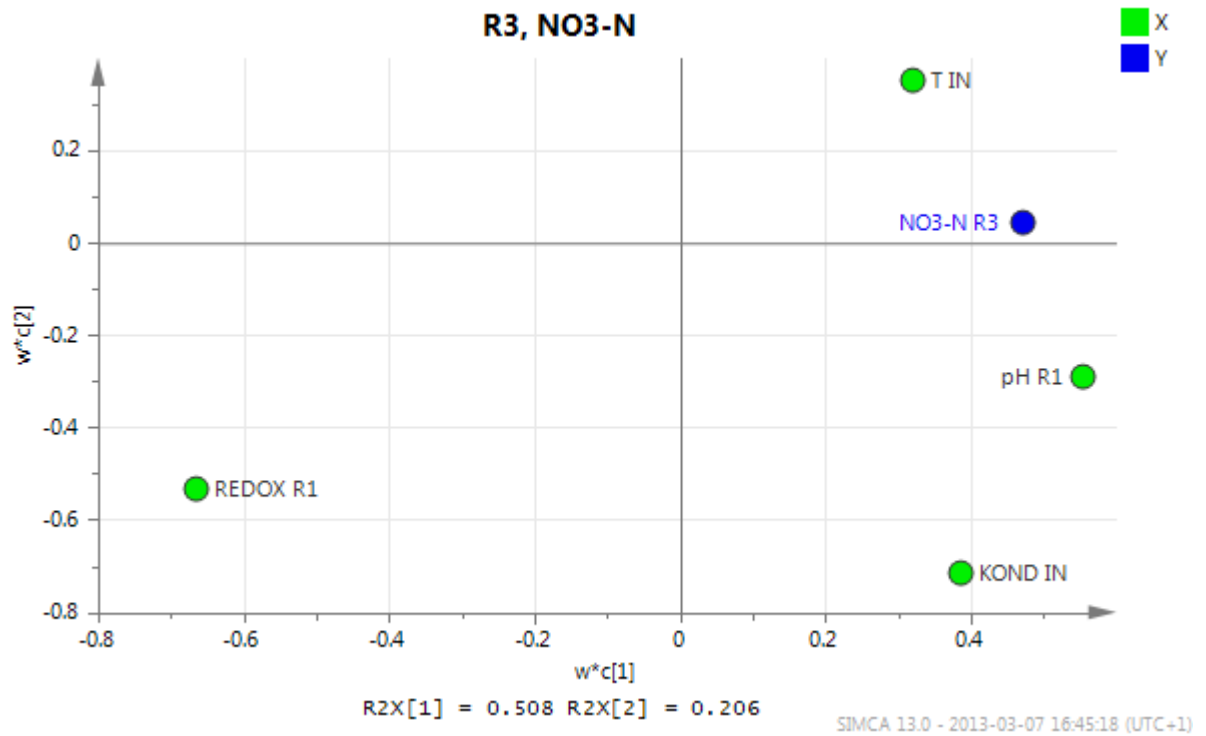
R ² för PLS	Q ² för PLS	R ² för predikterade värden mot observerade värden
0,821	0,262	0,45

I figur A12 ses att observation 11 ligger strax utanför det givna konfidensintervallet.



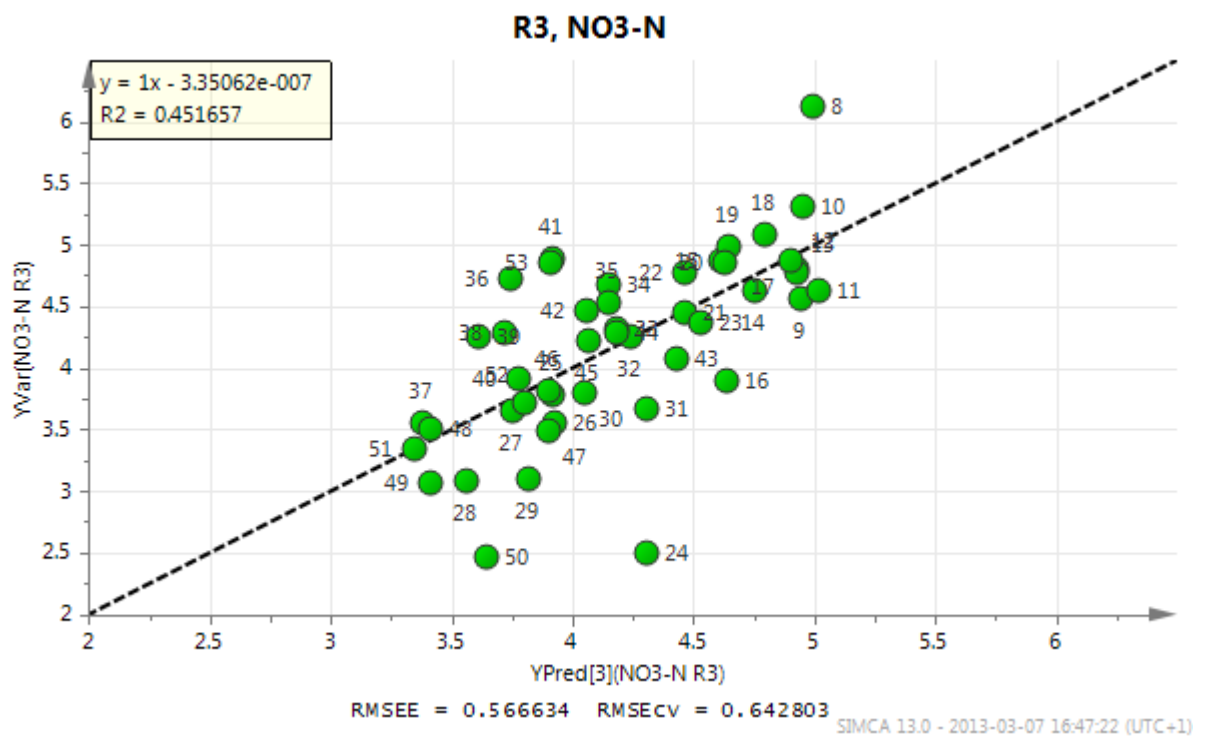
Figur 17 Score plot för NO₃-N_{R3}.

I figur A13 ses hur NO₃-N_{R3} beror av övriga parametrar i modellen. Redox har en negativ korrelation med NO₃-N_{R3}, övriga har en positiv korrelation. Störst betydelse i modellen har redox och minst betydelse har temperaturen.



Figur A13 Loading plot för NO3-N_{R3}.

I figur A14 ses predikterade värden mot observerade värden där R2-värdet är 0,45.



Figur A14 Predikterade värden mot observerade värden för NO3-N_{R3}.

3. REAKTOR 6

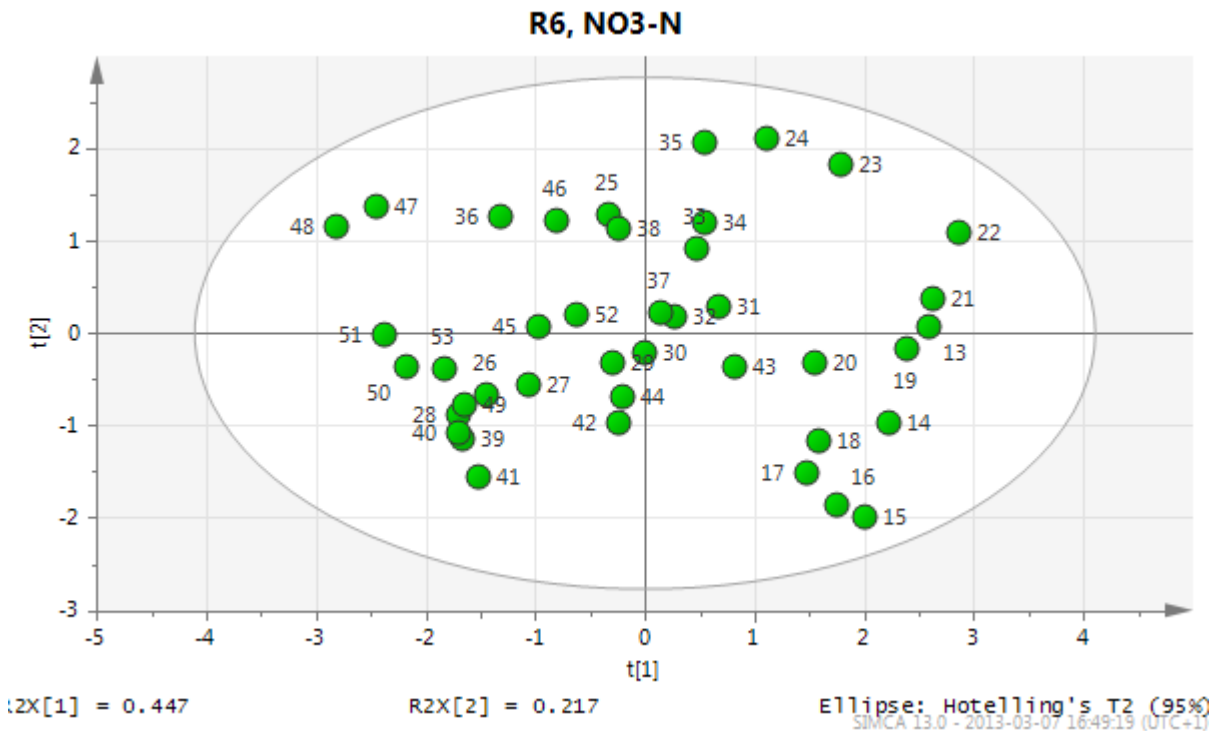
3.1 NO₃-N

PLS-modellen för NO₃-N i reaktor 6 är otillräcklig. Värdena på de statistiska måtten är för dåliga för en god modell, se tabell A5.

Tabell A5 Statistiska mått för PLS-modellen.

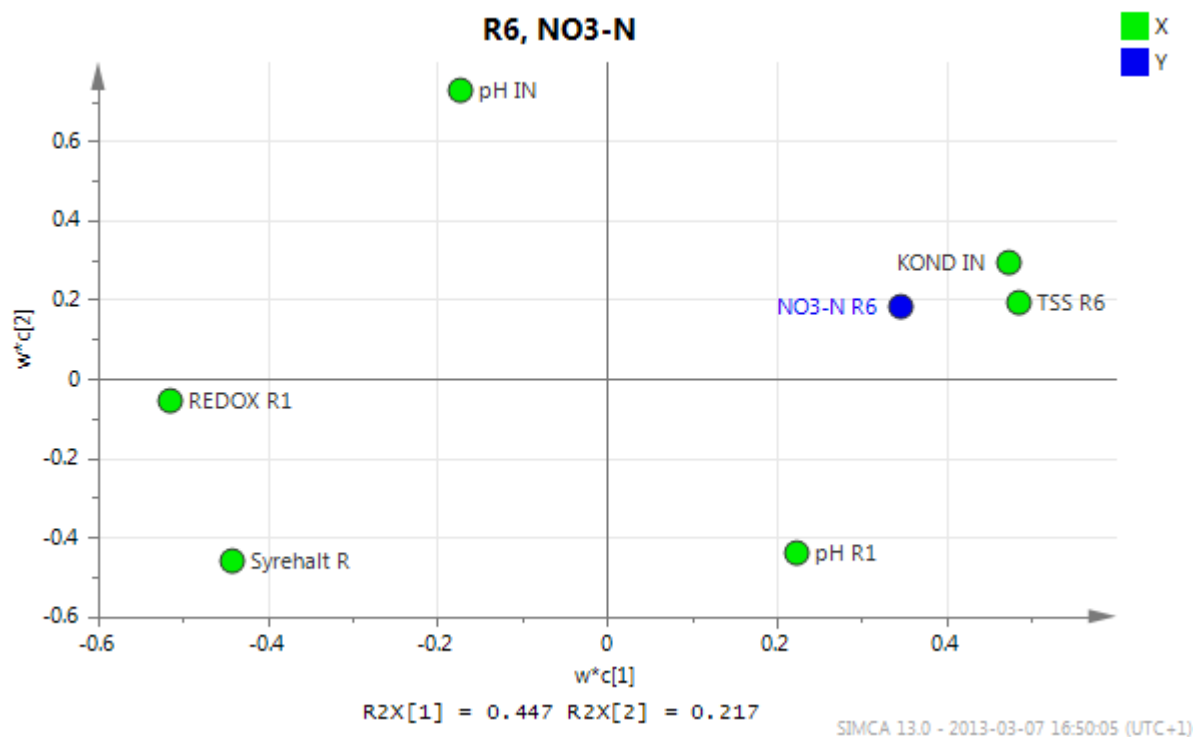
R ² för PLS	Q ² för PLS	R ² för predikterade värden mot observerade värden
0,772	0,11	0,35

I figur A15 ses att alla observationer ligger inom det givna konfidensintervallet.



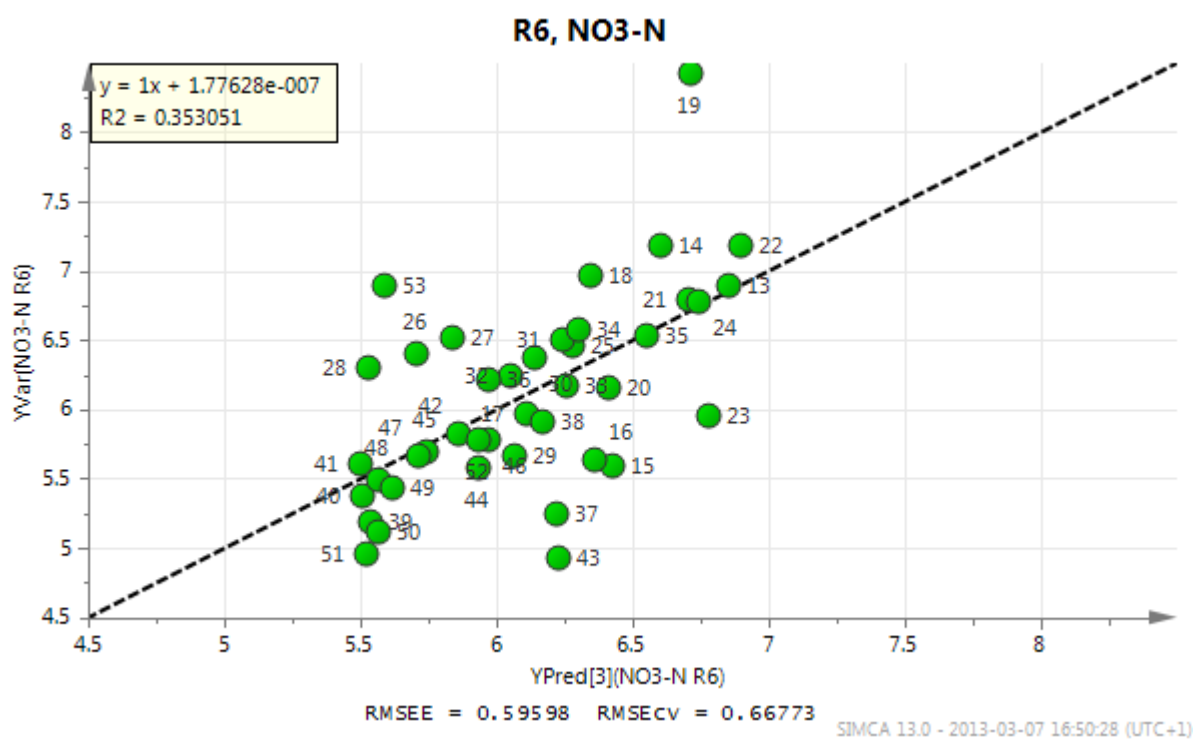
Figur A15 Score plot för NO₃-N_{R6}.

I figur A16 ses hur NO₃-N beror av övriga parametrar i modellen. Redox i R1 och syrehalt i R6 har en negativ korrelation med NO₃-N, övriga har en positiv korrelation. Samtliga parametrar har ungefär lika stor betydelse i modellen.



Figur A16 Loading plot för $\text{NO}_3\text{-N}_{R6}$.

I figur A17 ses predikterade värden mot observerade värden där R^2 -värdet är 0,35.



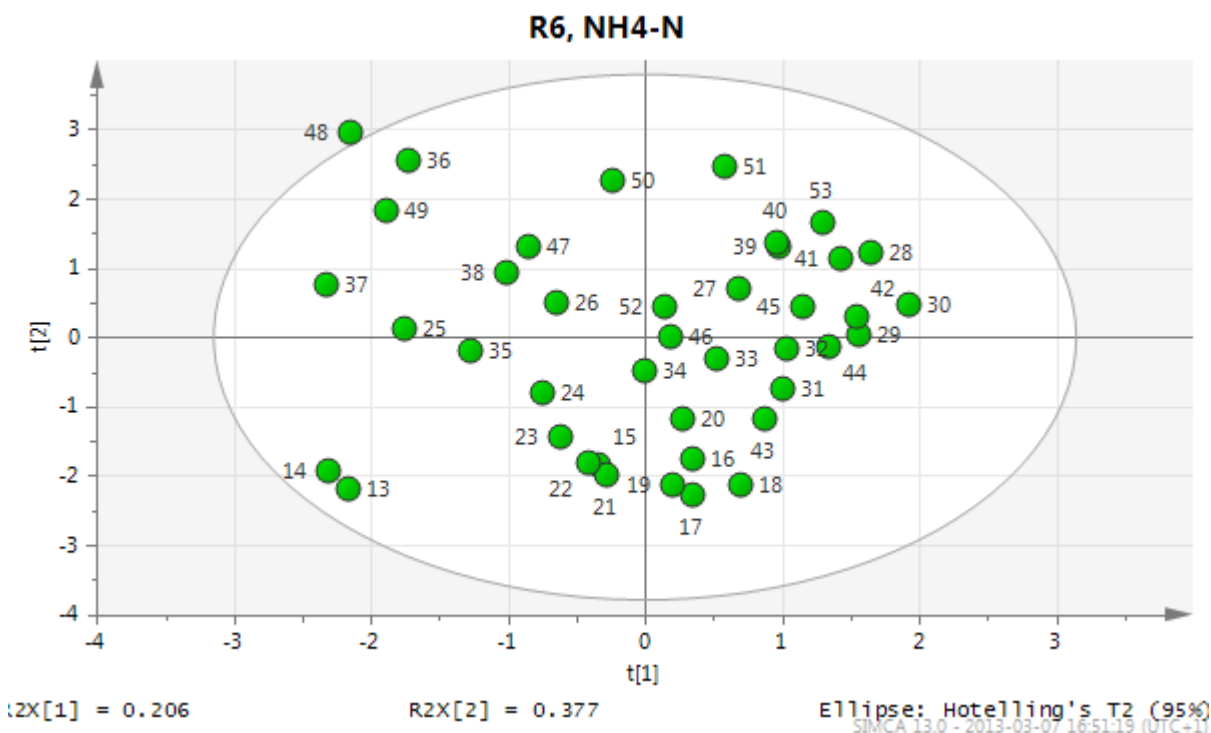
Figur 18 Predikterade värden mot observerade värden för $\text{NO}_3\text{-N}_{R6}$.

3.2 $\text{NH}_4\text{-N}$

PLS-modellen för NH₄-N i R6 är otillräcklig. Värdena på de statistiska måtten är extremt dåliga och ger en dålig modell, se tabell A6.

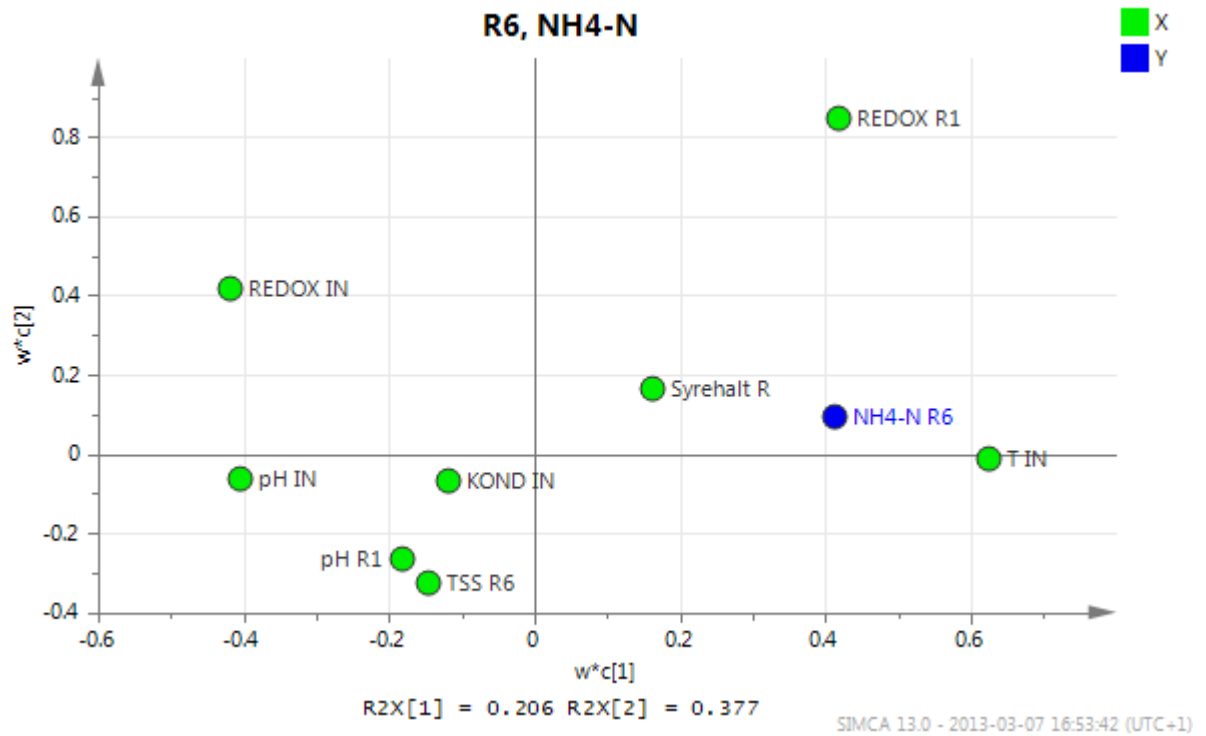
Tabell 13 Statistiska mått för PLS-modellen.

R ² för PLS	Q ² för PLS	R ² för predikterade värden mot observerade värden
0,583	0,00272	0,27



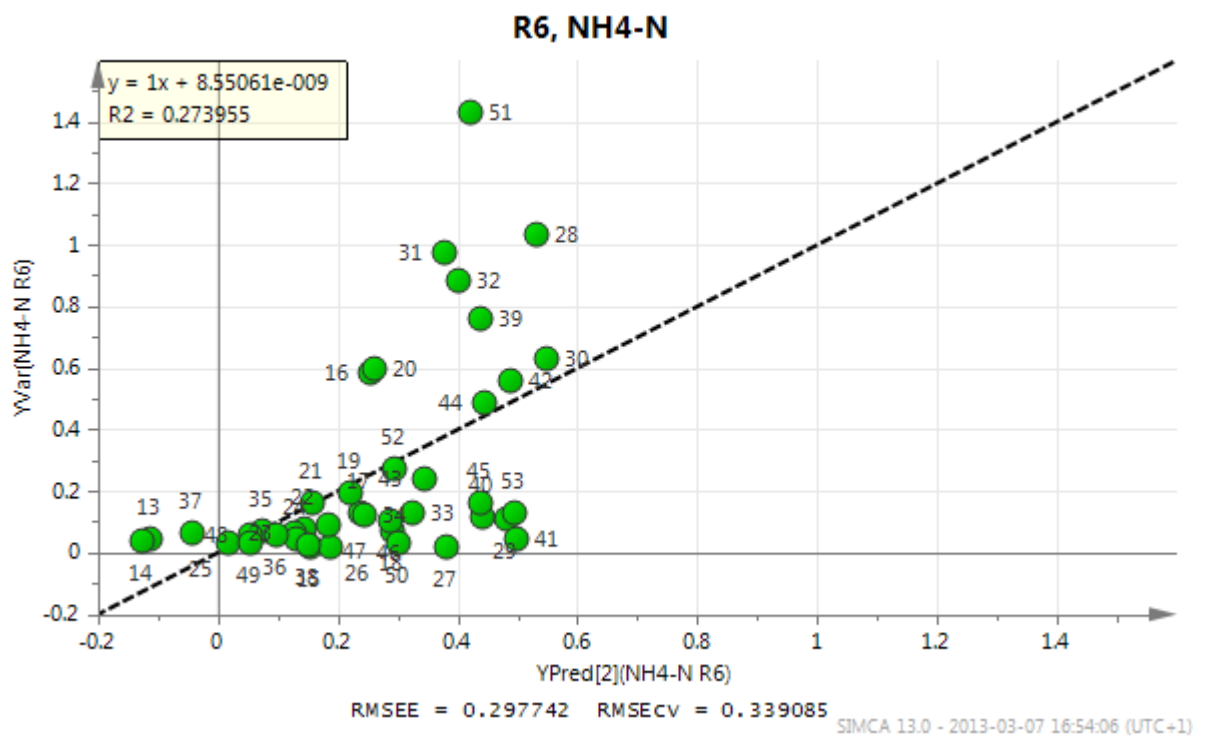
Figur A18 Score plot för NH₄-N_{R6}.

I figur A19 ses hur NH₄-N beror av övriga parametrar i modellen. pH_{IN}, pH_{R1}, kond_{IN} och TSS_{R6} har en negativ korrelation med NH₄-N, övriga har en positiv korrelation. Störst betydelse i modellen har redox_{IN} och redox_{R1} och minst betydelse har konduktiviteten.



Figur A19 Loading plot för NH4-N_{R6}.

I figur A20 ses predikterade värden mot observerade värden där R2-värdet är 0,27. Det syns tydligt att observationerna skiljer sig mycket från de predikterade värdena.



Figur 19 Predikterade värden mot observerade värden för NH4-N_{R6}.

BILAGA B

I bilaga B finns rådata från mätkampanjen för värden analyserade på lab samt värden från onlinemätningar.

Labvärden (samtliga i enheten mg/l)

	COD IN	Tot-N IN	NH4-N IN	PO4-P IN	Tot-P IN	TSS IN	NO3-N R3	NH4-N R6	NO3-N R6	TSS R6
00:30	114	24.6	19.7	1.38	1.64	150	4.77	0.046	6.9	1800
02:30	75.6	24.9	20.5	1.15	1.34	156	4.63	0.035	7.18	1810
04:30	56.5	24.9	16.6	0.886	1.05	80	4.87	0.018	5.59	1850
06:30	44.7	24.2	17.7	0.829	0.942	82	3.9	0.586	5.64	1840
08:30	48.7	25.1	20.7	1.38	1.55	94	4.87	0.126	5.97	1690
10:30	64	30	24.8	2.03	2.32	124	5.09	0.072	6.97	1783
13:00	107	38.6	26.5	2.24	2.63	164	4.98	0.195	8.43	1833
15:00	126	35.8	25	2.03	2.47	192	4.86	0.6	6.15	1780
17:00	121	33.5	24.8	1.77	2.12	174	4.45	0.159	6.79	1780
19:00	104	30.5	24.9	1.68	2.03	192	4.77	0.078	7.18	1793
21:00	117	26.7	22.8	1.45	1.73	156	4.36	0.067	5.96	1770
23:00	114	27.6	22.7	1.35	1.58	144	2.49	0.047	6.78	1803
01:00	97.6	30	23.1	1.36	1.57	134	3.78	0.031	6.46	1733
03:00	186	33	23.1	1.28	1.51	104	3.55	0.017	6.4	1730
05:00	66.5	30.8	22.2	1.02	1.2	80	3.65	0.02	6.52	1787
07:00	51.3	28.5	23.5	0.971	1.1	72	3.09	1.03	6.3	1717
09:00	55.4	31.8	26.7	1.61	1.76	78	3.1	0.11	5.66	1803
11:00	76.6	36.3	30	2.08	2.35	102	3.8	0.63	6.38	1803
13:30	98.6	36.4	28.8	2.17	2.57	146	3.67	0.974	6.51	1743
15:30	111	37.2	29.7	2.18	2.6	178	4.25	0.884	6.24	1703
17:30	111	33.6	25	1.75	2.26	206	4.32	0.132	6.17	1730
19:30	110	28.2	23.7	1.53	2.02	180	4.67	0.125	6.58	1710
21:30	116	27.3	22.6	1.43	1.72	180	4.53	0.072	6.53	1763
23:30	93	26.3	25.4	1.47	1.7	160	4.72	0.06	6.22	1730
01:30	86.2	27.7	23.9	1.45	1.63	132	3.55	0.061	5.24	1773
03:30	77.4	27.8	23.4	1.29	1.48	104	4.29	0.025	5.91	1730
05:30	63.7	27.7	23.7	1.21	1.32	114	4.26	0.763	5.19	1710
07:30	50.1	27.4	24.5	1.21	1.32	68	3.91	0.116	5.38	1693
09:30	54.3	37.2	26.5	1.98	2.15	96	4.88	0.044	5.61	1707
11:30	85.4	37	29.8	2.38	2.64	162	4.46	0.556	5.83	1737
14:00	101	37.1	28	2.12	2.45	188	4.07	0.241	4.93	1767
16:00	138	36	26.5	1.91	2.36	178	4.28	0.485	5.58	1760
18:00	109	33	25.9	1.81	2.18	178	4.22	0.159	5.69	1673
20:00	117	33.9	26.2	1.61	1.96	190	3.81	0.105	5.78	1670
22:00	119	32.9	24.2	1.49	1.77	186	3.49	0.088	5.67	1660
00:00	109	31.8	24.3	1.62	1.84	158	3.51	0.06	5.49	1653
02:00	86.7	32	25.6	1.44	1.62	168	3.07	0.03	5.43	1707
04:00	71	32.8	25.7	1.29	1.45	130	2.46	0.033	5.12	1717
06:00	52.5	32.7	25.8	1.15	1.3	104	3.35	1.43	4.95	1700
08:00	46.4	74.7	27.1	1.34	1.48	92	3.71	0.269	5.78	1703
10:00	75	58.2	31.8	2.3	2.66	150	4.85	0.126	6.9	1703

Onlinevärden

Dessa värden är de onlineparametrar som slutligen ingick i en eller flera modeller.

	T IN	pH IN	REDOX IN	KOND IN	pH IN	REDOX R1	Syrehalt R6	Luftflöde R6	Luftflöde R4, R5, R6
00:30	12.81	6.51	-329.5	666.1	6.55	21.75	1.04	0.43	2.57
02:30	12.61	6.41	-285.5	596.1	6.55	20.61	1.02	0.39	2.58
04:30	12.85	6.27	-389.2	602.3	6.55	38.14	1.04	0.32	2.51
06:30	13.15	6.27	-410.9	605.8	6.53	38.72	1.05	0.23	2.31
08:30	13.49	6.31	-419.1	606.2	6.53	12.92	1.02	0.24	2.32
10:30	13.64	6.34	-424.5	616.8	6.52	24.58	1.04	0.31	2.34
13:00	13.30	6.35	-428.6	645.2	6.50	31.20	1.03	0.35	2.28
15:00	12.99	6.33	-424.5	655.2	6.49	39.66	1.03	0.41	2.29
17:00	12.90	6.31	-422.4	665.7	6.48	25.27	1.00	0.52	2.29
19:00	12.90	6.37	-425.2	698.2	6.48	31.96	1.01	0.47	2.23
21:00	12.88	6.52	-429.8	667.9	6.47	36.15	1.01	0.35	2.20
23:00	12.79	6.58	-408.5	654.8	6.46	45.27	1.02	0.24	2.10
01:00	12.64	6.67	-313.4	592.2	6.49	46.40	1.03	0.23	2.12
03:00	12.57	6.52	-337.7	547.0	6.49	47.02	1.06	0.23	2.20
05:00	12.93	6.44	-386.4	543.7	6.48	66.90	1.04	0.20	2.20
07:00	13.35	6.41	-398.8	550.5	6.48	69.65	1.04	0.20	2.20
09:00	13.68	6.43	-412.5	580.4	6.48	60.47	1.04	0.26	2.21
11:00	13.88	6.41	-411.0	621.2	6.49	71.12	1.05	0.38	2.24
13:30	13.74	6.41	-402.7	596.8	6.48	40.43	1.00	0.46	2.23
15:30	13.46	6.37	-399.9	611.3	6.47	43.77	1.01	0.49	2.19
17:30	13.34	6.44	-395.8	618.1	6.46	43.07	1.01	0.53	2.14
19:30	13.08	6.48	-399.4	626.5	6.46	38.64	1.00	0.47	2.12
21:30	12.55	6.60	-364.2	624.5	6.46	47.18	1.01	0.35	2.13
23:30	11.94	6.58	-250.8	613.4	6.45	75.15	1.04	0.30	2.08
01:30	11.96	6.49	-251.0	598.6	6.49	51.15	1.03	0.33	2.16
03:30	12.26	6.52	-348.9	604.1	6.47	65.46	1.00	0.32	2.21
05:30	12.98	6.44	-383.7	612.1	6.48	64.79	1.09	0.19	2.17
07:30	12.98	6.44	-383.7	612.1	6.48	64.79	1.08	0.17	2.19
09:30	13.31	6.40	-385.6	600.2	6.50	64.98	1.08	0.19	2.21
11:30	13.54	6.35	-407.1	589.1	6.50	61.44	1.03	0.26	2.20
14:00	13.62	6.37	-405.3	586.5	6.49	34.06	1.02	0.35	2.22
16:00	13.52	6.36	-399.4	586.0	6.47	47.09	1.04	0.35	2.20
18:00	13.35	6.44	-408.4	574.8	6.46	51.23	1.01	0.47	2.19
20:00	13.10	6.56	-408.3	563.2	6.46	44.62	0.99	0.39	2.15
22:00	12.56	6.74	-358.3	573.2	6.46	56.60	1.05	0.19	2.11
00:00	12.02	6.70	-211.5	555.6	6.46	67.20	1.04	0.19	2.10
02:00	12.09	6.52	-222.7	570.6	6.49	55.33	1.07	0.21	2.18
04:00	12.42	6.54	-322.3	608.0	6.48	75.87	1.09	0.18	2.21
06:00	12.76	6.54	-352.1	599.0	6.47	82.27	1.07	0.17	2.24
08:00	13.06	6.50	-367.5	616.4	6.47	48.46	1.05	0.19	2.26
10:00	13.31	6.49	-376.1	600.2	6.47	71.68	1.06	0.22	2.28