



## Skördeprognos med hjälp av YARA N-sensor



Lena Engström & Kristin Piikki

## Förord

Den ekonomiskt optimala kvävegivan beror både på markens kväveleverans och på den kommande skördens storlek och båda två varierar rumsligt inom fält. Det förstnämnda kan mätas med en Yara N-sensor i ogödslade s.k. nollrutor men hur stor skörden kommer bli och hur den kommer variera spatialt är det svårare att ta hänsyn till när man ska kompletteringsgödsla höstvet. Därför finansierade Yara Sverige, Precisionsodling Sverige (POS) och Lantmännen föreliggande projekt. Syftet var att undersöka möjligheten att göra skördeprognoser från Yara N-sensor. I den här rapporten presenteras resultaten.

Författarna

Skara, april 2016

Bild framsida: Lena Engström

# Innehållsförteckning

<i>Skördeprognos med hjälp av YARA N-sensor</i> .....	1
<i>Förord</i> .....	2
<i>Innehållsförteckning</i> .....	3
<i>Sammanfattning</i> .....	4
<i>Summary</i> .....	5
<i>Bakgrund och syfte</i> .....	6
<i>Litteraturgenomgång</i> .....	6
Att prognostisera skörd från grödans spektrala signatur .....	6
Att prognostisera skörd från reflektansindex och utvecklingsstadium.....	7
Att prognostisera skörd från reflektansindex och grödmodeller.....	8
En strategi med sensormätningar i max- och normalgödslade rutor .....	9
Andra möjliga strategier att platsanpassa N-givan efter produktionsnivån .....	9
<i>Material och metoder</i> .....	9
Höstveteförsök .....	9
Beräkningar .....	9
Bedömning av skördepotential med hjälp av maxrutor .....	10
<i>Resultat och diskussion</i> .....	10
Skördenivå och optimal kvävegiva de olika åren .....	10
Samband mellan skörd och N-sensorvärde.....	10
Validering av skördeprognosmodeller .....	10
Bedömning av skördepotential utifrån maxrutor .....	13
<i>Slutsatser</i> .....	14
<i>Referenser</i> .....	15

## Sammanfattning

Syftet med projektet var att utreda möjligheten att i höstvetete använda Yara N-sensorn för prognos av skördens storlek inför kompletteringsgödning med kväve. Undersökningen består av två delar: 1) en genomgång av internationell vetenskaplig litteratur inom området och 2) sammanställning av data från 39 höstveteförsök (2012-2014) samt utvärdering av prognosmodeller för kärnskörd som baseras på SN-värdet från handburen Yara N-sensor i olika utvecklingsstadier (DC39-63).

Försöksvis validering av modellerna de enskilda åren visade att skörden 2012 och 2013 predikterades bäst vid det senaste mättillfället, vilket var DC45-55 2012 och DC56-63 2013. Medelavvikelsen (RMSECV) för den validerade modellens skördeuppskattning jämfört med uppmätt skörd var då som lägst, 11 dt/ha. 2014 predikterades skörden bäst vid DC37-42, då medelavvikelsen för valideringen var 11 dt/ha (tabell 1), men även vid DC56-63 var medelavvikelsen låg, 12 dt/ha. Vid årsvis validering, dvs prediktion av skörd för ett år i taget utifrån en modell baserad på de andra två åren var medelavvikelsen från uppmätt skörd som lägst 18 dt/ha (RMSECV) vid DC37-42. Resultaten visar på goda möjligheter att prediktera skörden vid DC37-39 då kompletteringsgödning vanligen rekommenderas, även om gödning också i senare stadier kan ge skördeökningar vissa år.

Ytterligare data från fler år och platser behövs för att kunna bygga en stabilare skördeprognosmodell som kan användas för att prediktera skörden ett kommande år, med så låg medelavvikelse som möjligt från den verkliga skörden. Det är viktigt att fortsätta göra N-sensormätningar i försök på flera platser i landet och fortsätta bygga upp databasen. Vi rekommenderar att man även går vidare och provar hur långt man kan komma med N-sensorns våglängdsband i multivariata modeller. Att kombinera grödmodeller med sensormätningar är en mer sofistikerad strategi. Det skulle kunna fungera bra men ett mer omfattande utvecklingsarbete krävs. Den enklaste strategin att börja med är förmodligen att ta fram relativa skördekartor inom fält baserat på tidigare års skördekartor, manuellt sätta skördenivån i de olika delarna utifrån erfarenhet, och lägga in dessa som bakgrunds information i N-sensorns styrning.

## Summary

The aim of the project was to investigate the possibility of using the Yara N-Sensor to predict the grain yield of a winter wheat crop in later development stages. The survey consists of two parts: 1) a review of scientific literature and 2) analyzing of data from 39 winter wheat trials (2012-2014) and evaluation of predictive models for grain yield, based on the SN value measured with the handheld Yara N-Sensor in the development stages DC39-63.

A trial-wise validation of the models for each year, showed that the grain yields in 2012 and 2013 was best predicted at the laest time of measurement, at DC45-55 in 2012 and DC56-63 in 2013. The average error (RMSECV) for the grain yield prediction of the validated models, compared with measured yield, was then at its lowest, 11 dt/ha. 2014 yield was best predicted at DC37-42, when the average error for the validation was 11 dt/ha (Table 1), but also at DC56-63 the average deviation was low, 12 dt / ha. With a year-wise validation, i.e. the prediction of yield for a year at a time by a model based on the other two years, the average deviation was at the lowest 18 dt / ha (RMSECV) at DC37-42. The results show good potential to predict the grain yield at DC37-39 when fertilization usually is recommended, although fertilization in even later stages also can cause yield increases in some years.

Additional data from multi-year and places are needed to build a more stable prediction model for grain yield, with the lowest average deviation possible. It is important to continue to make N-sensor measurements in trials in several locations in the country and continue to build the database. We also recommend to test if N-sensor wavelength bands in multivariate models can improve a prediction model. Combining prediction models with sensor measurements is a more sophisticated approach. It could work well, but more extensive research is required. The simplest strategy is probably to make relative yield maps for a field based on previous years yield maps, manually set yield levels in the different parts of the field based on experience, and use this as background information for nitrogen application with the N-sensor.

## Bakgrund och syfte

Den ekonomiskt optimala kvävegivan beror både på markens kväveleverans och på den kommande skördens storlek (Engström & Lindén, 2009) och båda två varierar rumsligt inom fält (Delin & Lindén, 2002; Wetterlind, 2010). Yara N-sensor är ett verktyg som används för att under pågående spridning anpassa kvävegödslingen till grödans varierande kvävestatus. Den optiska sensorn monteras på traktorns tak där den mäter reflekterat ljus från grödan och beräknar ett reflektansindex (SN-värdet) som motsvarar det totala kväveinnehållet i beståndet. Systemet kalibreras genom att man på en utvald yta gör en mätning samt anger gröda, utvecklingsstadium, mineraliseringspotential (låg, mellan eller hög) och förväntad skörd. Sedan varieras kvävegivan över fältet så att områden med bättre kvävestatus får en mindre giva och områden med sämre kvävestatus får en större giva, inom ett intervall (max och min) som bestäms av användaren. Om SN-värdet är mycket lågt, bedöms det bero på att beståndet är dåligt av andra orsaker än kvävebrist och kompletteringsgivan minskas (s.k. biomass cutoff). En svaghet med denna s.k. absolutkalibrering, såväl som med alla andra tillgängliga beslutsunderlag för kvävegödsling, är att det vid gödslingstillfället är svårt att uppskatta skördenivån. Systemet kan i nuläget inte heller ta hänsyn till att skördepotentialen varierar över fältet. Här finns en förbättringspotential. Frågan är om man kan använda N-sensorn, inte bara för att bedöma grödans kvävestatus, utan även för att uppskatta den kommande skördens storlek och ta hänsyn till den när kvävegivan varierar. På så sätt skulle kvävegödslingen bli mer optimal på varje plats.

Syftet med det här projektet var att utreda möjligheten att i höstvetet använda Yara N-sensor för prognos av skördens storlek vid tid för kompletteringsgödsling. Undersökningen består av två delar:

- 1) En genomgång av internationell vetenskaplig litteratur inom området.
- 2) Sammanställning av data från höstveteförsök samt utvärdering prognosmodeller för kärnskörd som baseras på SN-värdet från handburen Yara N-sensor i olika utvecklingsstadier.

## Litteraturgenomgång

### ***Att prognostisera skörd från grödans spektrala signatur***

Det finns ett flertal studier som påvisar relativt starka samband mellan reflektansindex vid tiden för gödsling och den kommande skördens storlek (Aparicio et al., 2000; Weber et al., 2012). Det finns också studier som visar att sambanden kan användas för att ta fram modeller för skördeprognoser. Modellerna baseras på reflektansindex från satellitburna mätningar (Aboelghar et al., 2014; Fisher et al., 2009), flygbilder (Panda et al., 2010), mätningar från obemannade flygfarkoster (Jensen et al., 2007) eller mätningar nära beståndet med handburna spektrometrar eller enklare instrument (Babar et al., 2006; Börjesson et al., 2002; Gehl and Boring, 2011; Hansen et al., 2002; Xue et al., 2007). Reflektansmätningarna har gjorts i olika grödor och vid olika utvecklingsstadier men generellt kan sägas att skördeprognoserna fungerar bättre ju senare på säsongen man gör reflektansmätningarna, fram till dess att beståndet börjar gulna, då sjunker prognosförmågan igen.

Ett problem med samtliga dessa prognosmodeller är att det aktuella årets skörd använts för kalibreringen. För att modellerna ska vara användbara i praktisk gödsling måste de vara

robusta nog att fungera även för nya år och gärna även andra platser än vad de har kalibrerats för. Overgaard et al. (2013) genomförde ett projekt som syftade till att utvärdera just detta. De gjorde hyperspektrala (350-2500 nm) reflektansmätningar med en bärbar spektrometer på 3 platser  $\times$  4 år och kalibrerade prognosmodeller för skörd utan att använda det aktuella försöket. Av skördevariationen kunde 60-94% förklaras av dessa generella modeller. Det motsvarade ett medelfel på 1-2 ton per hektar (spannet kommer av att flera olika uppsättningar av platser och år testades i kalibreringarna). Det fungerade betydligt bättre att göra multivariata modeller (powered partial least squares, PPLS) baserat på hela reflektansspektra än att basera prognoserna på enkla reflektansindex. Normalized difference vegetation index (NDVI), modified soil adjusted vegetation index (MSAVI), red edge inflection point (REIP) och d-chl-a-b var de index som testades. Inget av dem kunde enskilt förklara mer än 55% av skördevariationerna. Overgaard et al poängterar att om man vill ha robusta modeller, d.v.s modeller som fungerar bra för nya år och platser, krävs att de kalibreras med mätdata från flera år och flera platser. Mätningarna gjordes relativt sent i vårvete (vid blomning, DC 65 Zadoks et al., 1974).

År 2002 publicerade Börjesson m. fl. en rapport där just Hydro (nu Yara) N-sensor utvärderades för prognos av bland annat kärnskörd i brödvete (*Triticum aestivum* L.) och malkorn (*Hordeum vulgare* L). Under 2001 gjordes mätningar med en handburen N-sensor i minst två kvävegödslingsnivåer i ett antal fältförsök i Skåne och Mellansverige. Reflektansvärden för åtta olika våglängder (460 nm, 510 nm, 550 nm, 620 nm, 680 nm, 710 nm, 760 nm och 810 nm) samt reflektansindexen IR/R, IR/G, Si1 och Si2 kombinerades i en multivariat prognosmodell (Partial Least Squares regression, PLS) för kärnskörd. Sensormätningarna gjordes i utvecklingsstadierna 32 (bara korn), 45, 69 och 87. I sex kornförsök i Mellansverige låg  $r^2$  för skördeprognosen på drygt 0,2 i stadium 32 och mellan 0,7 och 0,8 i stadierna 45 och 69. När beståndet började gulna sjönk prognosförmågan snabbt och  $r^2$  var bara omkring 0.1 i stadium 87. När det gällde vete låg  $r^2$  för skördeprognoserna i tre försök i Mellansverige runt 0,8 i stadierna 45 och 69 och på knappt 0,6 i stadium 87. En slutsats som drogs var att mätningar med Hydro N-sensor fungerade tillräckligt bra för att kunna utvecklas till en praktiskt användbar metod. Sedan studien gjordes har det utförts ett stort antal fältförsök där mätningar med Yara N-sensor vid olika kvävenivåer och utvecklingsstadier ingår i försöksplanen.

### **Att prognostisera skörd från reflektansindex och utvecklingsstadium**

Raun et al. (2005) tog fram en NDVI-baserad skördeprognosmodell för höstveten som tar hänsyn till grödans utveckling. Beståndets utveckling mäts i daggrader (growing degree days, GDD). Temperatursumman beräknades över en bastemperatur på 4°C.

$$\text{Avkastning} = f\left(\frac{\text{NDVI}}{\text{GDD}}\right)$$

NDVI bestämdes med en handburen sensor, som kalibrerades med data från 30 platser och sex år. Förklaringsgraden ( $r^2$  för ett exponentiellt samband mellan predikterad och uppmätt skörd) var 0.54. Data från aktuell plats och år användes i kalibreringen men med tanke på det stora datasetet bör det ha mindre betydelse än när man enbart studerar ett eller ett par försök. De testade att kalibrera separata modeller för tre olika tvåårsperioder. Förklaringsgraden skilde sig mellan tidsperioderna men modellens parametrar var relativt lika, förmodligen för att man tagit hänsyn till GDD. I en senare artikel (Solie et al., 2012) beskrivs ett system med

maxrutor (rutor utan kvävebegränsning) som används tillsammans med dessa skördeprognoser för att variera kvävegivan över fält.

Thomason et al. (2011) provade ett liknande samband mellan ett yield prediction index (YPI) och skörd som tagits fram i 30 veteförsök i Oklahoma och Virginia, USA. De fann att antalet dagar sedan sådd fungerade lika bra som GDD för att ta hänsyn till grödans utveckling.

$$\text{Avkastning} = f(\text{YPI}) = \left( \frac{\text{NDVI}}{t} \right); \quad t = \text{antalet dagar sedan sådd}$$

### **Att prognostisera skörd från reflektansindex och grödmodeller**

Att prognostisera skörd från reflektansindex och grödmodeller i kombination görs, och har gjorts sedan länge, i både regional och nationell skala. Lobell et al. föreslog (2003) reflektansbaserad korrektion av en mycket enkel grödmodell, som baseras på absorberad strålning i det fotosyntetiskt aktiva våglängdsområdet (PAR):

$$\text{Avkastning} = \int_{t=1}^n \text{PAR} \times \text{fPAR} \times \text{RUE} \times \text{HI}$$

fPAR är andelen strålning som absorberas av grödan (ofta mycket starkt korrelerad till light interception, LI), RUE är ljusanvändningseffektiviteten (radiation use efficiency), dvs uppbyggd biomassa per absorberad foton och HI är harvest index, andelen av den ovanjordiska biomassan som utgörs av kärnan. PAR erhålls från en lokal väderstation, fPAR bestäms från en korrelation med vegetationsindex från satellitbilder (Landsat ETM) och generella tabellvärden används för RUE och HI. I regional skala fungerar metoden mycket bra med prediktionsfel på cirka 4%. Att basera modellen på fPAR som bestäms från vegetationsindex fungerade betydligt bättre än att basera modellerna på bladyteindex (leaf area index; LAI), vilket annars är vanligt.

The World Food Studies model (WOFOST) är en betydligt mer sofistikerad grödmodell med inte mindre än 69 parametrar som beskriver hur grödan utvecklas samt assimilerar, omsätter och fördelar resurser. Modellen baseras på dagliga väderdata (min- och maxtemperatur, nederbörd, luftfuktighet, vindhastighet och PAR) och beräknar skördens uppbyggnad dag för dag. Den är formulerad så att den är lätt att tillämpa spatialt. Huang et al. (2015) provade att integrera LAI uppskattat från reflektansmätningar från satellit (Landsat TM) i WOFOST för att korrigera modellberäkningarna efter grödans faktiska tillväxt under säsongen och fann att detta förbättrade skördeprognoserna. Modellens förklaringsgrad ( $r^2$ ) var 0.27 och medelfelet var ungefär 2 ton per hektar efter den reflektansbaserade korrigeringen. Utan den var  $r^2 = 0.23$  och medelfelet nästan 4 ton per hektar. Studien gjordes för höstvetete i Hebei-provinsen i Kina. Likaså använde, Tripathy et al. (2013) reflektansbaserade uppskattningar av LAI (från SPOT-VEGETATION) för att korrigera WOFOST-prediktioner under pågående säsong. Deras predikterade regionala höstveteskördar i Punjabprovinsen i Indien hade ett medelfel < 5%. Det finns fler liknande studier (Dente et al., 2008; Li et al., 2014) och även prognossystem i drift. Det europeiska skördeprognosystemet MARS använder NDVI, fPAR, och biomassaproduktivitet från fyra satelliter för att korrigera WOFOST-prognoser med aktuell grödstatus. Det här systemet använder också historiska skördar för att förbättra prognoserna och levererar prognosrapporter en gång per månad.

Samtliga dessa system kombinerar grödmodeller med reflektansmätningar från satellit för spatiala skördeprognoser. De utvärderas i regional skala och då får man just ett mått på hur väl



de fungerar regionalt, inte hur väl de kan prognostisera skördevariationer inom fält. På fältnivå fungerar systemen ofta betydligt sämre (Lobell, 2013). Flera av dem använder också så pass lågupplösta satellitdata att de inte är tillämpbara inom fält. Det är tänkbart att man istället kan utveckla ett liknande system i mindre skala, där reflektansmätningar med Yara N-sensor korrigerar en grödmodell, som drivs av en lokal väderstation (förf. anm.).

### **En strategi med sensormätningar i max- och normalgödslade rutor**

En metod, där skillnaden i skörd mellan en yta/ruta som gödslats med mer än nog kväve (maxruta) och en yta/ruta som är representativ för övriga fältet (normalgödslat) utnyttjas för att beräkna kvävebehovet på en plats, har utvecklades av Biggs *et al.* (2002). Han patenterade ett koncept för att mäta reflektansen med en optisk sensor i en maxruta och en närliggande normalgödslad ruta och sen beräkna en kvävegiva baserad på kvoten mellan de två mätningarna. Denna metod användes vid utvecklandet av kvävegödslingsrekommendationer för grödsensorn GreenSeeker®(Trimble) och bygger på att det finns ett samband mellan skörd och sensorvärde från en mätning i en gröda. Skillnaden i uppskattad skörd mellan maxruta och normalgödslad ruta är en indikation på om mer kväve skulle kunna ge mer skörd och om man bör komplettera med mer kväve. I Sverige utförs idag mätningar med N-sensorn i både maxrutor och nollrutor för att ha som vägledning för att bedöma kvävebehovet i höstvetete under växtsäsongen, men inga officiella metoder för hur dessa mätningar ska användas finns.

### **Andra möjliga strategier att platsanpassa N-givan efter produktionsnivån**

Man kan även tänka sig andra strategier för att platsanpassa kompletteringsgivan av kväve efter både N-status och produktionsnivå. Om man inte kan säga något om absolutnivån på skörden kan man ändå anpassa mängden kväve efter relativa skördenivåer inom fält. Exempelvis delade Robinson *et al.* (2009) in fält i zoner med olika skördenivå, baserat på topografi och mätningar med proximala marksensorer och Dang *et al.* (2011) använde flera tidigare års NDVI-baserade skördekartor för att hitta problemområden där produktionsnivån aldrig översteg 75-percentilen av fältets produktion. Ett stort antal metoder för att zonindela fält har publicerats genom åren.

## **Material och metoder**

### **Höstveteförsök**

I denna studie användes skördedata och N-sensormätningar (med handburen Yara N-sensor) från höstveteförsök med kvävestegar (0, 80, 120, 160, 200, 240 och 280 kg N/ha) som utförts 2012 (14 st), 2013 (14 st) och 2014 (11 st) på olika platser i södra Sverige. Alla led gödslades med huvuddelen av sin kvävegiva innan DC 30. I led med totalkvävegivorna 240 och 280 kg N/ha tillfördes även 40 respektive 80 kg N/ha vid DC 32. Mätningar med N-sensorn gjordes vid 3-4 olika tidpunkter mellan DC30 och DC63 i alla led i kvävestegarna. Ett medelvärde för SN-värdet från fyra N-sensormätningar erhöles för varje försöksruta (N-led).

### **Beräkningar**

Sambandet mellan skörd och SN-värde vid olika mättillfällen beskrivs som linjärt. Dessa modeller (samband) testades sedan genom att försöksvis korsvalidering gjordes. Ett försök i taget plockas då bort och sen predikteras dess skörd utifrån en modell som parametriserats med de resterande försöken för det året. Årvis validering gjordes enligt samma princip men då plockades alla försök från ett visst år bort i taget och sedan predikterades skörden med en modell gjord på de övriga åren. Medelavvikelsen mellan predikterade och mätta värden

(RMSECV) och absolut medelfel beräknades. De båda måtten säger ungefär samma sak men RMSECV är något känsligare för outliers (Janssen & Heuberger, 1995). Enligt Raun et al. (2005) förbättras sambandet med skörd om man delar sensorvärdet med antal dagar från sådd till mättillfälle med aktiv tillväxt (daggrader >0 eller >4°C), eftersom man då får med effekten av olika platser och år. Detta testades för 2014 i denna studie.

### **Bedömning av skördepotential med hjälp av maxrutor**

För att öka kunskapen om vad det innebär att använda N-sensorn kombinerat med maxrutor (Se Biggs et al., 2002), beräknades i försöken från 2012, 2013 och 2014 skillnaden i SN-värde vid DC37-39 mellan en maxruta och övriga N-led (ej ogödslat led) med lägre kvävegivor och jämfördes med skillnaden i skörd i motsvarande led.

## **Resultat och diskussion**

### **Skördenivå och optimal kvävegiva de olika åren**

2012, som var ett år med nederbörd över det normala, var optimal kvävegiva (OptN) 219 kg N/ha och skörden vid optimum 100 dt/ha i medeltal för 14 försök. År 2013, som hade en längre torrperiod i juni, var OptN 112 kg N/ha och skörden 72 dt/ha i medeltal för 14 försök och år 2014, som hade en längre torrperiod i juli var OptN 207 kg N/ha och skörden 130 dt/ha i medeltal för 11 försök.

### **Samband mellan skörd och N-sensorvärde**

Sambandet med skörd var bättre, dvs förklaringsgraden ( $r^2$ ) ökade vid senare utvecklingsstadier för de enskilda åren (tabell 1). För alla åren tillsammans var sambandet som bäst ( $r^2 = 0,8$ ) vid DC37-42. I den tidigare svenska studien som gjordes av Börjesson et al. (2002) låg  $r^2$  på 0,8 och skördeprognoserna fungerade bäst i stadierna 45 och 69 och sjönk sedan till 0,6 i stadium 87. Några tidigare mätningar gjordes inte i vete i den studien. Sambandet mellan skörd och olika sensorvärden har i internationell litteratur beskrivits som ibland som rätlinjigt (Nidumolu *et al.* 2008) och ibland som exponentiellt (Enclona et al. 2004; Raun et al. 2005). När en exponentiell regressionsmodell anpassades till data i denna studie ökade förklaringsgraden endast med någon procent (data visas inte) jämfört med anpassning till en rät linje.

Sambandet mellan skörd och SN-värde delat med antal dagar från sådd ( $GDD > 0$ ) förbättrades något jämfört med sambandet mellan skörd och SN-värde utan hänsyn till uppnådd temperatursumma vid DC30-34 och DC45-55 men ej vid DC37-42 (endast data från 2014, visas ej). När SN-värdet delades med antal dagar från sådd med bastemperatur på 3°C eller 4°C ( $GDD > 3$  eller  $GDD > 4$ ) var sambandet något sämre än antal dagar från sådd med bastemperaturen 0°C ( $GDD > 0$ ).

### **Validering av skördeprognosmodeller**

Vid försöksvis validering av modellerna de enskilda åren, baserade på sambandet mellan skörd och SN-värdet vid de olika mättillfällena, visade att skörden 2012 och 2013 predikterades bäst vid det senaste mättillfället, vilket var DC45-55 2012 och DC56-63 2013 (tabell 1). Medelavvikelsen (RMSECV) för den validerade modellens skördeuppskattning jämfört med uppmätt skörd var då som lägst, 11 dt/ha. 2014 predikterades skörden bäst vid DC37-42, då medelavvikelsen för valideringen var 11 dt/ha (tabell 1), men även vid DC56-63 var medelavvikelsen låg, 12 dt/ha. Vid årsvis validering, dvs prediktion av skörd för ett år i taget utifrån en modell baserad på de andra två åren var medelavvikelsen från uppmätt skörd som

lägst 18 dt/ha (RMSECV) vid DC37-42. Vi bedömer att tre år är ett för dåligt underlag för att ge en stabil skördeprognosmodell. Modellen behöver förbättras och få en lägre medelavvikelse från uppmätt skörd och för det behövs mer data från fler år. Det kan dels åstadkommas genom att sammanställa ytterligare historiska mätningar i försök och dels genom att man fortsätter att lägga till mätdata till kalibreringsdataset för varje år som går. Det är alltså viktigt att fortsätta göra N-sensormätningar i försök på flera platser i landet.

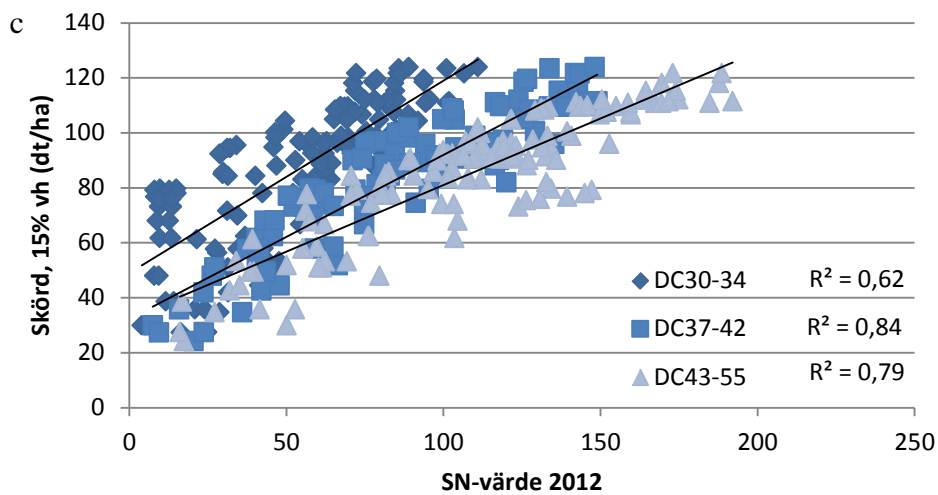
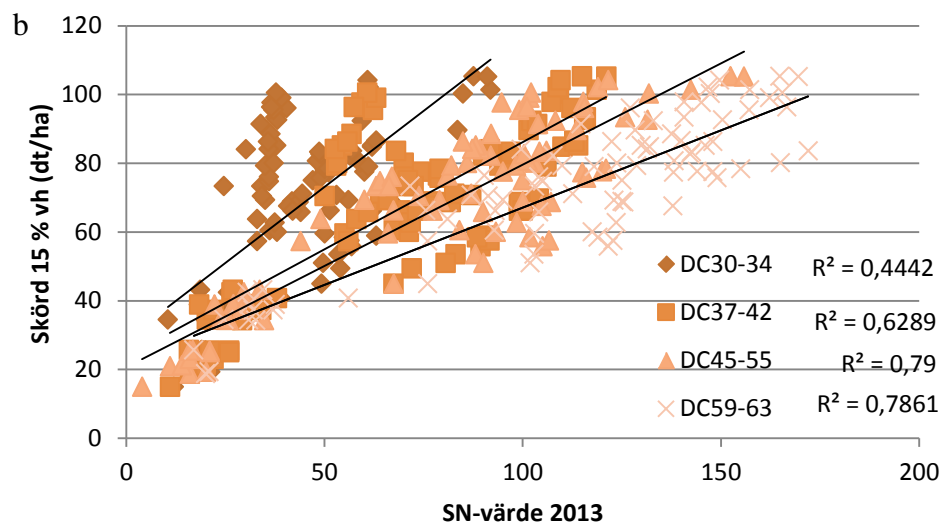
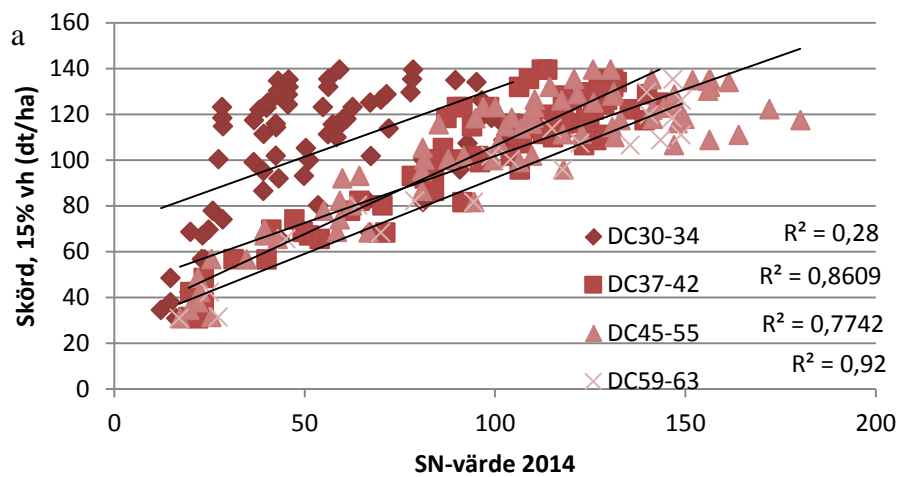
Resultaten visar på goda möjligheter att prediktera skörden vid DC37-39 då kompletteringsgödsling vanligen rekommenderas, även om gödsling även i senare stadier kan ge skördeökningar vissa år. Speciellt 2014, då kväveoptimum och skördar var ovanligt höga, fanns en risk att man gödslade för lite och därmed inte utnyttjade skördepotentialen. Ett sådant år hade en mätning vid DC37-42 som gav information om en högre skördnivå än beräknat, möjliggjort en anpassning av N-givan. Prediktionsmodellen går troligtvis att förbättra med fler år och försök.

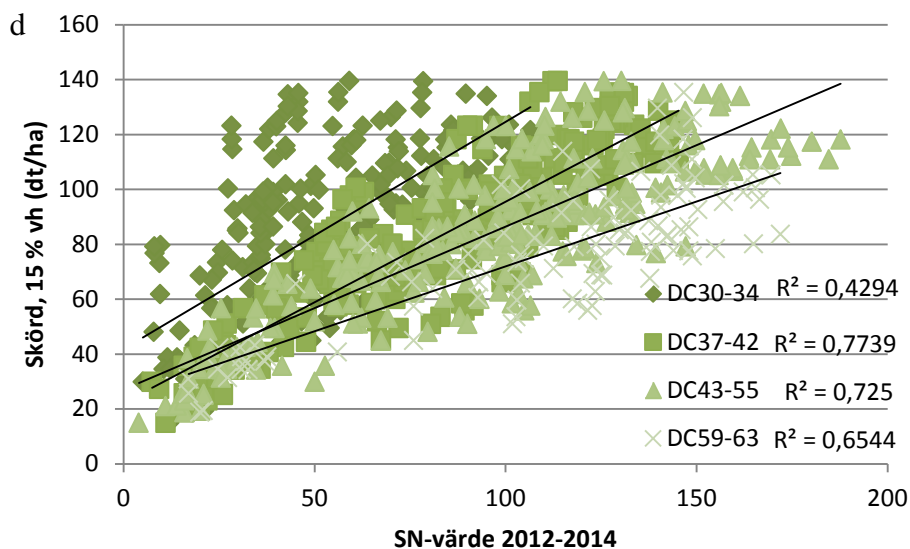
Studien som gjordes av Overgaard et al. (2013), visar att en prediktionsmodell baserad på totalt 7 försök (med kvävestegar) från 4 år, förbättrades ju fler år och försöksplatser som den kalibrerades med. Reflektansvärden för flera våglängder och index användes och bästa modellen kunde förklara 95 % av variationen ( $r^2$ ) och prediktionsfelet (RMSEP) var 15,6 dt/ha i vårvete. Reflektansmätningar gjorda vid DC 65 användes eftersom skörden av vårvete predikteras som bäst då (Overgaard et al., 2010).

**Tabell 1. Resultat från försöksvis och årsvis validering av skördeprognosmodeller vid olika utvecklingsstadium (DC30-63), baserade på samband mellan skörd (dt/ha) och SN-värde (Yara N-sensor) för enskilda år och tre år tillsammans. 14 försök 2012, 14 försök 2013 och 11 försök 2014.**

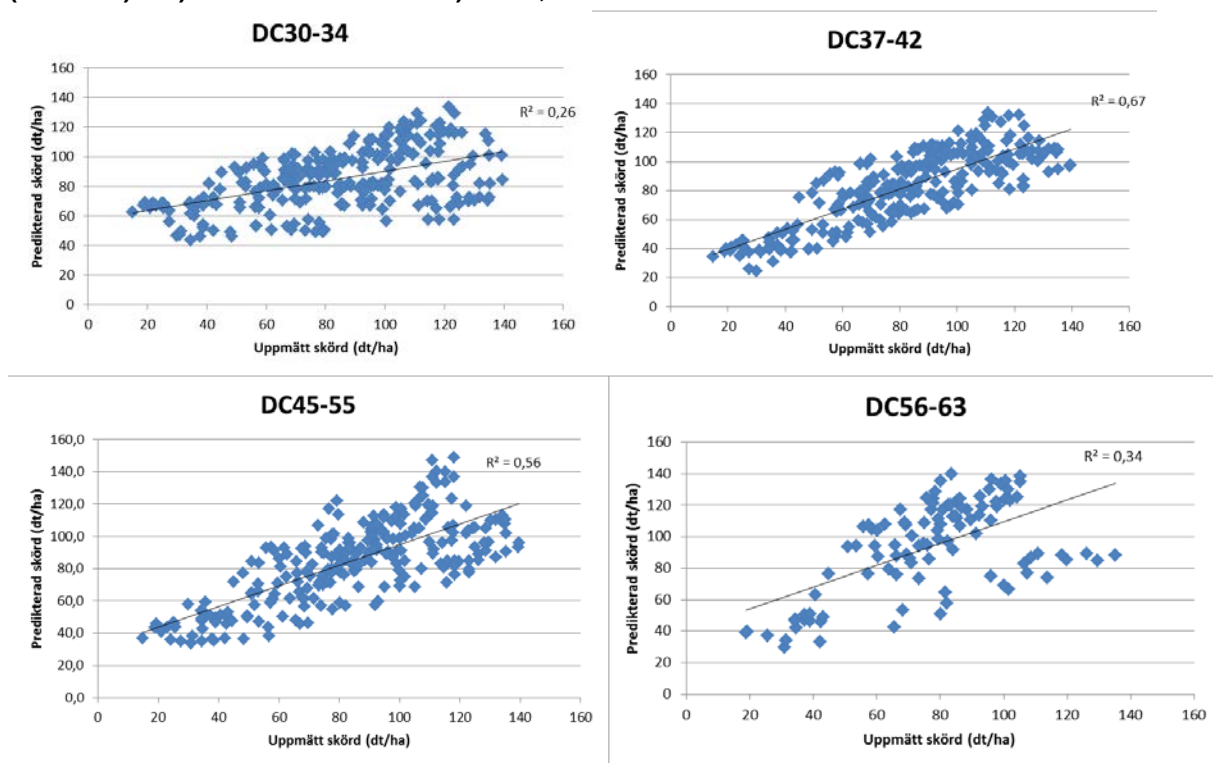
	$r^2_{\text{mod}}^a$	$r^2_{\text{val}}^b$	RMSECV	Stdav (skörd)	Medelfel (absolutv.)	Stdav (medelfel)
<b>2012</b>						
DC30-34	0,62	0,56	16	25	14	9
DC37-42	0,79	0,58	16	25	13	9
DC45-55	0,78	0,76	11	23	8	7
<b>2013</b>						
DC30-34	0,44	0,34	20	24	16	12
DC37-42	0,63	0,55	16	24	12	10
DC45-55	0,79	0,74	13	25	10	7
DC56-63	0,79	0,75	11	21	9	6
<b>2014</b>						
DC30-34	0,28	0,29	24	28	20	13
DC37-42	0,86	0,84	11	28	9	7
DC45-55	0,77	0,64	21	28	15	14
DC56-63 <sup>c</sup>	0,92	0,84	12	31	10	7
<b>Tre år</b>						
DC30-34	0,43	0,26	26	30	21	15
DC37-42	0,77	0,66	18	29	15	10
DC45-55	0,73	0,56	20	30	16	12
DC56-63 <sup>d</sup>	0,65	0,34	30	25	27	13

<sup>a</sup>) determinationskoefficient för skördeprognosmodell, <sup>b</sup>) determinationskoefficient för validerad modell, <sup>c</sup>) endast tre försök, <sup>d</sup>) endast två år.





**Figur 1.** Sambandet mellan höstveteskörd och SN-värde (N-sensor) vid olika utvecklingsstadier (DC30-63) a-c) enskilda år och för d) tre år, 2012-2014.



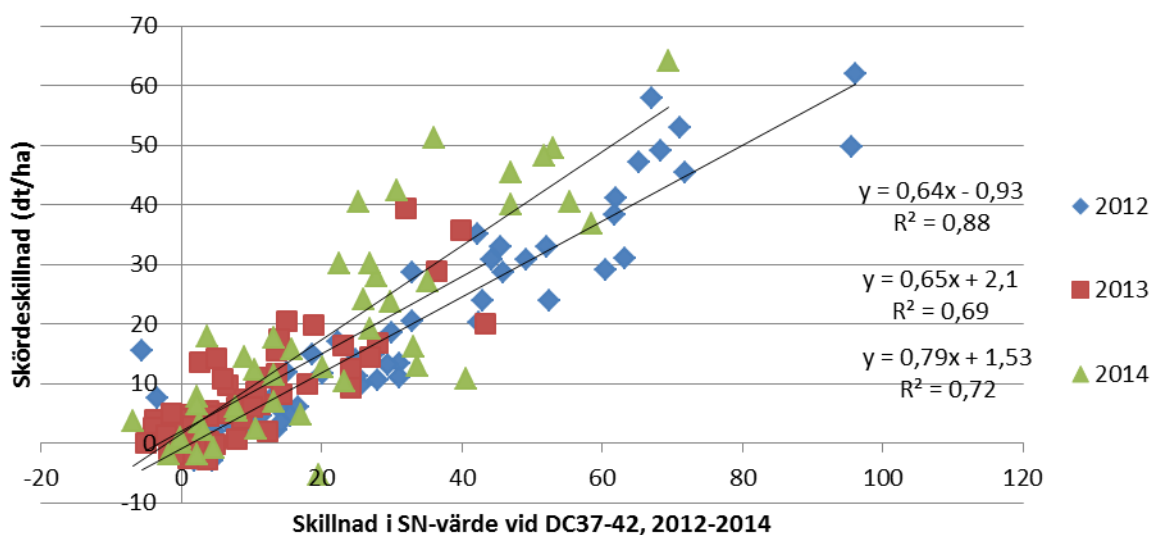
**Figur 2.** Validerad modell (årsvis) för samband mellan skörd och SN-värde (Yara N-sensor) vid a) DC30-34, b) DC37-42, c) DC45-55 och d) DC59-65, 2012-2014 (vid DC56-63 endast 2013 och 2014). Se tabell 1 för valideringsmått.

### **Bedömning av skördepotential utifrån maxrutor**

Skillnaden i skörd mellan maxruta (gödslad med 240 kg N/ha) och övriga led (som gödslats med 80-200 kg N/ha) vid DC37-42) varierade mellan 3 och 39 dt/ha både 2012 och 2014. 2013 var variationen lägre, 1-18 dt/ha. Ett bra samband ( $r^2 > 70$ ) mellan skillnaden i SN-värde och skillnaden i skörd (mellan maxruta och övriga N-led) kunde konstateras alla åren (figur 3) och bekräftar att det finns goda möjligheter att använda en maxruta för att uppskatta potentiell skörd på ett fält vid DC37-42.

**Tabell 2. Skillnad i SN-värde (N-sensorn) samt skördeskillnad (dt/ha) mellan maxruta (240 kg N/ha) och N-led med lägre N-givor (80-200 kg N/ha) vid DC37-42. Medeltal för 2012 (14 försök), 2013 (14 försök) och 2014 (11 försök).**

N-led	2012		2013		2014	
	År:	2012	2013	2014	2012	2014
	Skillnad SN	Skillnad Skörd	Skillnad SN	Skillnad Skörd	Skillnad SN	Skillnad Skörd
80	61	39	22	18	45	38
120	40	23	10	9	27	22
160	18	11	4	4	13	12
200	7	3	0	1	3	4



**Figur 3. Skillnad i SN-värde (N-sensorn) samt skördeskillnad mellan maxruta (240 kg N/ha) och N-led med lägre N-givor (80, 120 och 200 kg N/ha) vid DC37-42, 14 försök 2012, 14 försök 2013 och 11 försök 2014.**

## Slutsatser

- Resultaten visar att skörden kan uppskattas som bäst med N-sensor-mätningar mellan DC37 och DC63. Därmed finns det goda möjligheter att anpassa kvävegivan vid en kompletteringsgödning i DC37-39.
- Ett bra samband mellan skillnaden i SN-värde och skillnaden i skörd, mellan maxruta och övriga N-led, konstateras alla åren och bekräftar att det finns goda möjligheter att använda en maxruta för att uppskatta potentiell skörd på ett fält vid DC 37-42.
- Ytterligare data från fler år och platser behövs för att kunna bygga en stabilare skördeprognosmodell som kan användas för att prediktera skörden ett kommande år, med så låg medelavvikelse som möjligt från den verkliga skörden. Det är viktigt att fortsätta göra N-sensormätningar i försök på flera platser i landet och fortsätta bygga upp databasen.
- Vi rekommenderar att man även går vidare och provar prova hur långt man kan komma med N-sensors våglängdsband i multivariata modeller. Studien av Overgaard et al. (2013) visar att detta kan vara en framkomlig väg. Det är viktigt att modellerna kalibreras med data från flera platser och år och det fungerar troligen bäst om man även tar hänsyn till grödans utveckling, t ex med GDD eller antal dagar sedan sådd.

- Att kombinera grödmodeller med sensormätningar är en mer sofistikerad strategi. Det skulle kunna fungera bra men ett mer omfattande utvecklingsarbete krävs.
- Den enklaste strategin att börja med är förmodligen att ta fram relativa skördekartor inom fält baserat på tidigare års skördekartor, manuellt sätta skördenivån i de olika delarna baserat på erfarenhet, och lägga in dessa som bakgrunds information i N-sensorns styrning.

## Referenser

- Aboelghar, M., Ali, A.R., Arafat, S., 2014. Spectral wheat yield prediction modeling using SPOT satellite imagery and leaf area index. *Arab J Geosci*, 7(2): 465-474.
- Aparicio, N., Villegas, D., Casadesus, J., Araus, J.L., Royo, C. 2000. Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agronomy Journal*, 92(1): 83-91.
- Babar, M.A., van Ginkel, M., Klatt, A., Prasad, B., Reynolds, M.P. 2006. The potential of using spectral reflectance indices to estimate yield in wheat grown under reduced irrigation. *Euphytica*, 150(1-2): 155-172.
- Biggs, G.I., Blackmer, T.M., Demetriades-Shah, T.H., Holland, K.H., Schepers, J.S., Wurm, J.H. 2002. Method and apparatus for real-time determination and application of nitrogen fertiliser using rapid, non-destructive crop canopy measurements. U.S. Patent 6,393,927. Date issued 28 May.
- Börjesson, T., Ivarsson, K., Larsolle, A., Wikström, L. 2002. Kvalitetsprognoser för brödvete och malkorn med reflektansmätning i växande gröda, Precisionsodling Sverige. Teknisk rapport 1.
- Dang, Y.P., Pringle, M.J., Schmidt, M., Dalal, R.C., Apan, A. 2011. Identifying the spatial variability of soil constraints using multi-year remote sensing. *Field Crops Research*, 123(3): 248-258.
- Delin, S., Lindén, B. 2002. Relations between net nitrogen mineralization and soil characteristics within an arable field. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B. Soil and Plant Sci.* 52, 2, 78-85.
- Dente, L., Satalino, G., Mattia, F., Rinaldi, M. 2008. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote Sensing of Environment*, 112(4): 1395-1407.
- Enclona, E.A., Thenkabail, P.S., Celia, D., Diekmann, J. 2004. Within-field wheat yield prediction from IKONOS data: A new matrix approach. *Int. J. Remote Sens.* 25:377-388. doi:10.1080/0143116031000102485
- Engström, L., Lindén, B., 2009. Importance of soil mineral N in early spring and subsequent net N mineralisation for winter wheat following winter oilseed rape and peas in a milder climate. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B – Plant Soil Science* 59: 402-413.
- Fisher, P.D., Abuzar, M., Rab, M.A., Best, F., Chandra, S. 2009. Advances in precision agriculture in south-eastern Australia. I. A regression methodology to simulate spatial variation in cereal yields using farmers' historical paddock yields and normalised difference vegetation index. *Crop & Pasture Science*, 60(9): 844-858.
- Gehl, R.J. & Boring, T.J. 2011. In-Season Prediction of Sugarbeet Yield, Quality, and Nitrogen Status Using an Active Sensor. *Agronomy Journal*, 103(4): 1012-1018.
- Hansen, P.M., Jörgensen, J.R., Thomsen, A. 2002. Predicting grain yield and protein content in winter wheat and spring barley using repeated canopy reflectance

- measurements and partial least squares regression. *Journal of Agricultural Science*, 139: 307-318.
- Huang, J., Tian, L. Liang, S. Ma, H. Becker-Reshef, I. Huang, Y. Su, W. Zhang, X. Zhu, D. & Wu, W. 2015. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 204: 106-122.
- Janssen, P.H.M., & Heuberger, P.S.C. 1995. Calibration of process-oriented models. *Ecological Modelling*, 83: 55-66.
- Jensen, T., Apan, A., Young, F., Zeller, L. 2007. Detecting the attributes of a wheat crop using digital imagery acquired from a low-altitude platform. *Computers and Electronics in Agriculture*, 59(1-2): 66-77.
- Li, Y., Zhou, Q. G. Zhou, J. Zhang, G. F. Chen C.& Wang, J. 2014. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions. *Ecological Modelling*, 291: 15-27.
- Lobell, D.B. 2013. The use of satellite data for crop yield gap analysis. *Field Crops Research*, 143: 56-64.
- Lobell, D.B., Asner, G.P., Ortiz-Monasterio, J.I., Benning, T.L. 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 94(2): 205-220.
- Nidumolu, U., Sadras, V., Hayman, P., Crimp, S. 2008. Comparison of NDVI seasonal trajectories and modeled crop growth dynamics. In M.J. Unkovich (ed) issues, paddock action: Proc. Aust.Agron. Conf., 14th, Adelaide, SA, Australia. September 2008. Available at [http://www.regional.org.au/au/asa/2008/concurrent/managing-site-season/5783\\_nidumolu.hrm](http://www.regional.org.au/au/asa/2008/concurrent/managing-site-season/5783_nidumolu.hrm) (verified 5 Jan. 2012). Regional Inst., Gosford, NSW, Australia.
- Overgaard, S.I., Isaksson, T., Korsæth, A. 2013. Prediction of wheat yield and protein using remote sensors on plots-Part I: Assessing near infrared model robustness for year and site variations. *Journal of near Infrared Spectroscopy*, 21(2): 117-131.
- Overgaard, S.I., Isaksson, T. Kvaal, K., Korsæth, A. 2010. Comparisons of two handheld, multispectral field radiometers and hyperspectral airborne imager in terms of predicting spring wheat grain yield and quality by means of powered partial least squares regression. *J.Near Infrared Spectrosc.* 18, 247. Doi: 10.1255/jnirs.892.
- Panda, S.S., Ames, D.P., Panigrahi, S. 2010. Application of Vegetation Indices for Agricultural Crop Yield Prediction Using Neural Network Techniques. *Remote Sens-Basel*, 2(3): 673-696.
- Raun, W.R., Solie, J.B, Stone, M.L., Martin, K.L., Freeman, K.W., Mullen, R.W., Zhang, H., Schepers, J.S., Johnson, G.V. 2005. Optical sensor based algorithm for crop nitrogen fertilization. *Commun. Soil Sci. Plant Anal.* 36: 2799-2781. doi: 10.1080/00103620500303988
- Robinson, N.J., Rampant, P.C., Callinan, A.P.L., Rab, M.A., Fisher, P.D. 2009. Advances in precision agriculture in south-eastern Australia. II. Spatio-temporal prediction of crop yield using terrain derivatives and proximally sensed data. *Crop & Pasture Science*, 60(9): 859-869.
- Solie, J.B., Monroe, A.D., Raun, W.R., Stone, M.L. 2012. Generalized Algorithm for Variable-Rate Nitrogen Application in Cereal Grains. *Agronomy Journal*, 104(2): 378-387.
- Thomason, W. E., Phillips, S. B. Davis, P. H. Warren, J. G. Alley M. M.& Reiter, M. S. 2011. Variable nitrogen rate determination from plant spectral reflectance in soft red winter wheat. *Precision Agriculture*, 12(5): 666-681.
- Tripathy, R., Chaudhari, K. N. Mukherjee, J. Ray, S. S. Patel, N. K. Panigrahy S. & Parihar, J. S. 2013. Forecasting wheat yield in Punjab state of India by combining



- crop simulation model WOFOST and remotely sensed inputs. *Remote Sens Lett*, 4(1): 19-28.
- Weber, V. S., Araus, J. L. Cairns, J. E. Sanchez, C. Melchinger A. E. & Orsini, E. 2012. Prediction of grain yield using reflectance spectra of canopy and leaves in maize plants grown under different water regimes. *Field Crops Research*, 128: 82-90.
- Wetterlind, J. 2010. Mätningar med Yara N-senor för att skatta markens kvävelevererande förmåga/Using Yara N-sensor to estimate soil nitrogen mineralisation. SLU, Sveriges lantbruskuniversitet, Institutionen för mark och miljö, Precisionsodling och pedometri. Rapport 4.
- Xue, L.H., Cao, W.X., Yang, L.Z. 2007. Predicting grain yield and protein content in winter wheat at different N supply levels using canopy reflectance spectra. *Pedosphere*, 17(5): 646-653.
- Zadoks, J.C., Chang, T. T., Kónzak, C.F. 1974. A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed research*, 14(6): 415-421.

**Förteckning över rapporter utgivna i serien *Precisionsodling Sverige, Tekniska rapporter*:**

- 39 Engström, L. & Piikki, K. 2016. Skördeprognos med hjälp av YARA N-sensor.
- 38 Lundström, C. 2016. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2015.
- 37 Söderström, M. & Piikki, K. 2016. Digitala åkermarkskartan detaljerad kartering av textur i åkermarkens matjord.
- 36 Söderström, M., Stadig, H., Nissen, K. & Piikki, K. 2015. CropSAT: kväve-rekommendationer och grödstatuskartering inom fält genom en kombination av satellitdata och N-sensorer
- 35 Piikki, K., Söderström, M., Wetterlind, J. Stenberg, B. & Jarvis, N. 2015. Digital soil mapping for modelling of transport pathways for pesticides to surface water.
- 34 Gustavsson, K., Berge, T. W. & Hauge Madsen, K. 2015. Hållbart jordbruk genom precisionsodling - En förstudie från Öresund-Kattegat-Skagerrak-området.
- 33 Söderström, M & Stadig, H. 2015. Test av portable röntgenfluorescens (PXRF) för bestämning av jordart, näringsämnen och tungmetaller direkt i fält – en pilotstudie
- 32 Lundström, C (red). 2015. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2014.
- 31 Lundström, C (red). 2015. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2014.
- 30 Piikki, K., Wetterlind, J., Söderström, M. & Stenberg, B. 2013. Jordartskartering av matjord och alv direkt i fält.
- 29 Krijger, A-K. 2013. Kontrollerad trafik (CTF) – en förstudie
- 28 Ståhl, P., Söderström, M & Adolfsson, N. 2013. Gradering av rotogräs i ekologisk odling med hjälp av fotografering från obemannat flygplan (UAV).
- 27 Lundström, C (red). 2013. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2012.
- 26 Söderström, M. 2013. Digital markkartering av Skånes åkermark med fjärranalys.
- 25 Piikki, K., Söderström, M., Stenberg, M. & Roland, J. 2012. Variation i marken inom fältförsök.
- 24 Lundström, C (red). 2012. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2011.
- 23 Lundström, C (red). 2011. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2010.
- 22 Lundström, C (red). 2010. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2009.
- 21 Söderström, M. 2009. Interpolerade markkartor – några riktlinjer.
- 20 Söderström, M., Börjesson, T., Pettersson, C.G., Nissen, K. & Hagner, O. 2009. Prognoser för malkornskvalitet med fjärranalys.
- 19 Börjesson, T. & Söderström, M. 2009. Bedömning av kvalitetsskillnader över tid i vallar avsedda för hösilage med Yara N-sensor.
- 18 Lundström, C (red). 2009. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2008.
- 17 Jacobsen, A. & Söderström, M. 2008. Regional analyse af samspillet mellem satellitdata og jordbundsvariation. Delrapport 2 i SLF-projektet (dnr SLF 297/02):

- "Kostnadseffektiv markkartering genom stratifierad datainsamling baserad på fjärranalys"
- 16 Jacobsen, A. & Söderström, M. 2008. Anvendelse af geostatistik og remote sensing data til kortlægning af jordens lerindhold.
  - 15 Söderström, M. 2008. Den traditionella markkarteringens användbarhet för precisionsodling.
  - 14 Lundström, C. (red); 2008. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2007.
  - 13 Börjesson, T., Lorén, N., Larsolle, A., Söderström, M., Nilsson, J. och Nissen, K. 2008. Bildanalys som redskap för platsspecifik ogräsbekämpning.
  - 12 Söderström, M., 2008. PrecisionWizard 3 – hantera precisionsodlingsdata och gör egna styrfiler till Farm Site Mate och Yara N-Sensor.
  - 11 Söderström, M., Gruvaeus, I. och Wijkmark, L., 2008. Gammastrålningsmätning för detaljerad kartering av jordarter inom fält.
  - 10 Söderström, M., Wijkmark, L., Martinsson, J. och Nissen, K., 2008. Avstånd mellan körspår – en jämförelse mellan traditionell spårmarkör och autostyrning med GPS.
  - 9 Delin, S.(red.), 2007. Verksamhet i AGROVÄST-projektet Precisionsodling Sverige, POS, 2006
  - 8 Engström, L., Börjesson, T och Lindén, B. 2007. Beståndstäthet tidigt på våren i höstvetete – samband med skörd, topografi, förrådskalium och biomassa (Yara N-sensor- och NIR-mätningar)
  - 7 Söderström, M., och Nissen, K., 2006. Insamling av GIS-data och navigering med GPS.
  - 6 Söderström, M., 2006. PrecisionWizard - Gör styrfiler till FarmSiteMate och Yara N-sensor.
  - 5 Delin, S.(red.), 2006. Dokumentation från seminariet ”Precisionsodling - avstämning av verksamhet och vision hos olika aktörer”, Skara den 19 april 2006.
  - 4 Delin, S.(red.), 2006. Verksamhetsberättelse för Precisionsodling Sverige, POS, 2005.
  - 3 Delin, S. 2005. Verksamhetsberättelse för Precisionsodling Sverige (POS) 2003-2004.
  - 2 Börjesson, T., Åstrand, B., Engström, L. och Lindén, B., 2005. Bildanalys för att beskriva beståndsstatus i höstraps och höstvetete och ogräsförekomst i vårsäd.
  - 1 Nyberg, A., Börjesson, T. och Gustavsson, A-M., 2004. Bildanalys för bedömning av klöverandel i vallar – Utvärdering av TrefoilAnalysis.

**Förteckning över rapporter utgivna av Institutionen för jordbruksvetenskap Skara i serien *Precisionsodling Sverige, Tekniska rapporter* (ISSN:1651-2804):**

1. Börjesson, T, Ivarsson, K., Engquist, A., Wikström, L. 2002. Kvalitetsprognoser för brödvete och malkorn med reflektansmätning i växande gröda.
2. Börjesson, T., Nyberg, A., Stenberg, M. och Wetterlind, J. 2002. Handburen Hydro sensor i vall -prediktering av torrsubstansavkastning och kvalitetsegenskaper.
3. Söderström, M. (red.). 2003. Precisionsodling Sverige 2002, Verksamhetsberättelse från arbetsgrupperna.
4. Jonsson, A. och Söderström, M. 2003. Precisionsodling - vad är det?

5. Nyberg, A., Lindén, B., Wetterlind, J. och Börjesson, T. 2003. Precisionsodling av vall: Mätningar med en handburensensor i vallförsök med nötflytgödsel på Tubbetorp i Västergötland, 2002.
6. Nyberg, A., Stenberg, M., Börjesson, T. och Stenberg, B. 2003. Precisionsodling av vall: Mätningar i växande vall med ett bärbart NIR-instrument – en pilotstudie.

**Förteckning över rapporter utgivna av Institutionen för jordbruksvetenskap Skara i serien *Precisionsodling i Väst, Tekniska rapporter*:**

1. Rapport från en studieresa till norra Tyskland.
2. Thylén, L & Algerbo, P-A. Teknik för växtplatsanpassad odling.
3. Seminarium och utställning i Skara den 10 mars 1998.
4. Delin, S. 2000. Hantering av geografiska data inom ett jordbruksfält.
5. Lundström, C. Delin, S. och Nissen, K. 2000. Precisionsodling - teknik och möjligheter.



AGROVÄST-projektet *Precisionsodling Sverige* syftar till att utveckla och tillämpa användbara metoder inom precisionsodlingen till nytta för det praktiska jordbruket.

I projektet arbetas med precisionsodling i form av utvärdering och tolkning av samt teknik för markkartering, kalkning, gödsling, bestämning av mark- och grödegenskaper, växtskydd samt miljöeffekter av precisionsodling.

Projektet genomförs i samarbete mellan bl.a. Lantmännen AB, Sveriges lantbruksuniversitet (SLU), Yara AB, hushållningssällskap, Greppa Näringen och Institutet för jordbruks- och miljöteknik (JTI).

---

**Distribution:**

Sveriges lantbruksuniversitet  
Institutionen för mark och miljö  
Box 234  
532 23 Skara  
Tel. 0511-670 00

Internet: <http://www.slu.se/mark>  
<http://www.agrovast.se/precision>  
<http://www.precisionskolan.se>