



Snu trenden - optimer dine innkjøp

Del 1 - Etterspørselsprognostisering

Hei, igjen. I forrige artikkel omtalte vi hvor viktig effektive innkjøp som kjerneaktivitet er for handelsbedrifter. Mange grossister og distributører vi nå snakker med er ikke så rent lite bekymret for hvordan de vanskelige økonomiske tidene kan komme til å ramme nettopp deres firma. Men nettopp *da* er det å ha kontroll på hvert steg i innkjøpsprosessen så viktig.

FINN MECKELBORG,
JON TERJE STUBBERUD
og SVERRE ROSMO

En tilsynelatende uavvendelig svekkelse av resultatet kan motvirkes og snus til svært lønnsomme resultater. Men for å få til det, må vi altså unngå de mest vanlige fallgruvene og sørge for ikke å kaste pengene ut av vinduet, men beholde dem selv.

Etterspørselsprognostisering – hva er egentlig etterspørsel?

I denne artikkelen skal vi ta for oss det første steget i prosessen mot effektive

innkjøp, nemlig prognostisering av etterspørsel. La oss starte med det viktigste først... hva er egentlig etterspørsel? Historikere og samfunnsforskere sier ofte: *Den som ikke kjenner sin historie kan vanskelig fullt ut forstå samtiden og langt mindre si noe fornuftig om fremtiden.* Vel, slik er det faktisk når vi skal lage gode prognoser også.

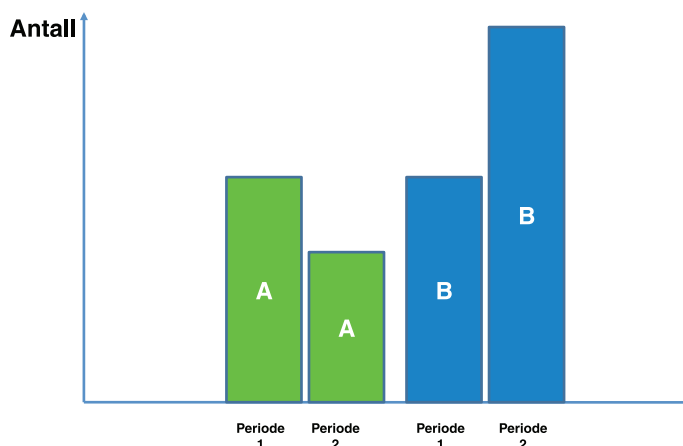
La oss illustrere dette med en enkel tilnærming. Ta en titt på de to figurene du ser her. Figur 1 til venstre illustrerer det de fleste av oss forbinder med underlaget for prognostisering, nemlig hva vi har *solgt* eller *sendt* ut fra et lagerpunkt i en gitt periode. Her illustreres to perioder med salg for produkt A

og B.

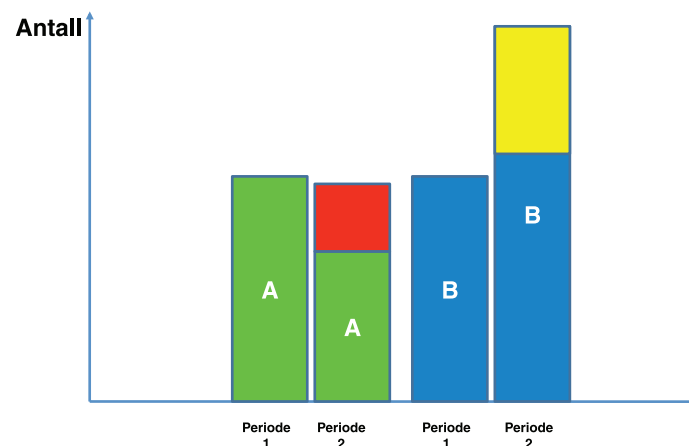
Hvor skulle vi anta at prognosen for produkt A i periode 3 basert på salgs-historikken ville ligge? Intuitivt ville vi tenke at den ville ligge betydelig lavere enn for periode 2. Og hva med produkt B for periode 3? Igjen, intuitivt betydelig *høyere* enn i periode 2.

La oss nå studere noen underliggende årsaker bak denne utviklingen illustrert i figur 2 til høyre. For produkt A gikk vi i periode 2 tom på lager. Det var en god del ordre vi faktisk ikke kunne levere. Vi hadde det vi kaller *tapt salg*. Så hvis vi *hadde* hatt varene på lager, ville vi antakelig kunne solgt en god del mer (tilsvarende den

Figur 1: Produkt A og B's salgshistorikk



Figur 2: Produkt A og B's etterspørsel



røde delen av søylen). Vi gjennomførte en kampanje i periode 2 for vare B. Ved hjelp av ulike virkemidler, f. eks annonsering og reduserte priser, solgte vi betydelig mer enn hva vi normalt ville ha solgt. Dette er illustrert i den gule delen av søylen.

Skalering av historikk gir riktigere etterspørsel!

I figuren ser du at vi for vare A har kompensert for det tapte salget og for vare B har vi redusert tilsvarende kampanjesalget. Ved å *skalere* historikken har vi nå fått rensket ut to erfaringsmessig veldig viktige «støysendere» og vi har etablert begrepet *etterspørsel*, nemlig *salg + tapt salg – kampanje/aktivitetssalg*. For oss er dette faktisk den første og en av de mest alvorlige fallgruvene ved all prognostisering; nemlig at tallmaterialet vi prognostiserer på er feil! Hvorfor er dette da så viktig å ha kontroll på?

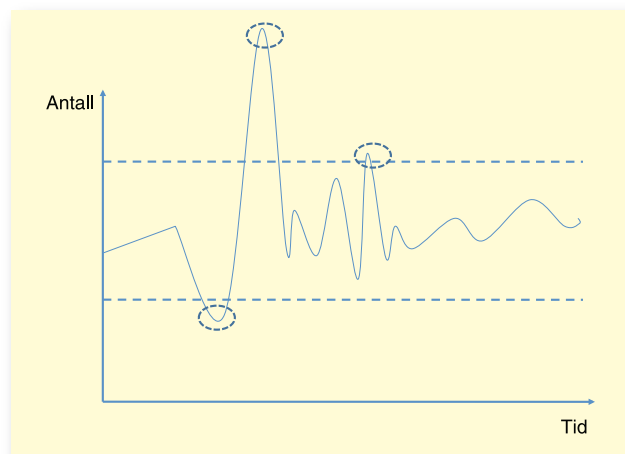
Skalering av historikk – effekt på prognosene

La oss ta en titt på figurene igjen. Prognosen for vare A i periode 3 vil med korrekt utregnet etterspørsel faktisk ikke falle dramatisk, den vil være nesten uforandret. Og det er jo bra, for ellers ville jo det å gå tom på lager faktisk selvforsterkes i prognosene. Og prognosen i periode 3 for vare B skal ikke øke så kraftig som vi ellers ville ha ment var fornuftig; den vil bare øke moderat. Så, ved å *skalere* historikken vår, har vi nå skapt et mye riktigere fundament for den prognosemodellen som skal gjøre jobben. I stedet for å bli utsolgt av vare A, har vi nå muligheten til å sende de riktige signalene tilbake til leverandøren. Og i stedet for å kjøpe på oss et alvorlig overlager av vare B, kommer vi nå ut av det med balanse i lageret.

Skalering av historikk – effekter på sikkerhetslager

Hvilke andre konsekvenser har det å skalere historikken? De aller fleste prognosemodeller har en beregning som sier noe om variasjonsbredden. Både for at vi skal forstå hvilke feilmarginer eller utfallsrom som måtte eksistere samt å hjelpe oss med å beregne andre størrelser, slik som sikkerhetslager. For jo større usikkerheten er

Figur 3: Håndtering av etterspørsel utenom det normale - tilfeldige avvik?



omkring fremtidig etterspørsel, jo mer må vi også gardere oss. Og en strategi er da å bygge sikkerhetslager. Hvordan vil en prognosemodell oppfatte en ikke-skalert historikk når det gjelder variasjonsbredde? Jo, her vil det jo være betydelig variasjon og det må det tas høyde for i sikkerhetslageret. Og hvis vi skalerer historikken? Da vil variasjonen bli vesentlig redusert. Så prognosene blir på den ene siden mer presise *samtidig* som behovet for sikkerhetslager går ned!

Det er andre gode effekter av å skalere lageret også, f.eks. vår mulighet til å prioritere varer og leverandører som er utsolgte etter både verdi og antall samt at vi kan samle historikk knyttet til kampanjer og ikke minst lære hvordan utsolgt samvarierer med kampanjer. Men den diskusjonen får vi spare til en annen gang.

One size fits all

Hvis man tenker over det, oppfører jo hver vare vi har seg på forskjellige måter. En ting er at de er unike i seg selv. Men hva hvis vi har den lagret på mange lokasjoner? Flere av våre kunder har opptil 40-50 lagerlokasjoner. Og for ikke å snakke om hvis vi har butikker – et par av våre kunder styrer sin vareflyt unikt ned på hver vare på over 1.000 butikker. På en lokasjon kan varen være saktegående og ha høy variasjon, mens den på en annen lokasjon kan være en toppselger og samtidig selge veldig jevnt. Og på en tredje lokasjon er det en jevnt stigende trend i etterspørselen. Og i en fjerde er det kraftig sesongvariasjon, eller så avviker sesongen på den lokasjonen fra de andre. Og slik kunne vi fortsette å ramse opp ting som skaper individuelle karakteristika for hver

eneste vare.

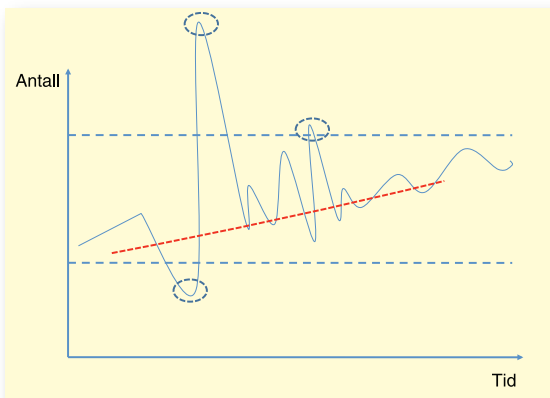
Og her er da en annen viktig fallgruve; nemlig *ikke* å ha en prognosemodell som fanger opp nettopp dette. Jo mer parametrene i en prognosemodell er faste (de regulerer seg ikke selv etter hver vares individuelle utvikling), jo mer vil man enten måtte jobbe med avvik (i den grad systemet produserer slike varsler) eller så må man akseptere at man bommer med prognosen – med de konsekvensene det får.

Hva gjør vi hvis det skjer noe unormalt?

Vi har alle erfart det; det skjer egentlig mer enn vi har godt av: En vare «skjærer ut» og oppfører seg besynderlig. Ta en titt på figur 3 over: Her har varen over en tidsperiode hatt avvik utenom det normale. Spørsmålet er bare hva vi *gjør* når det skjer. For skje, dét vil det. En vanlig fallgruve er da å overreagere.

Man får ikke med seg at dette er en ren tilfeldighet. Kanskje man har fått kjeft tidligere for at prognosene var for lave og nå vil sikre seg at det ikke skjer igjen og dermed øker prognosen uten egentlig å ha noen grunn for det? Denne fallgraven har ofte med manglende systemstøtte og ren psykologi for innkjøperen. Det er dessverre mye overlager og ukurans der ute som kommer direkte av dette. →

Artikkelforfatterne Finn Meckelborg, Jon Terje Stubberud og Sverre Rosmo er partnere i Inventory Investment AS – www.inven.no. De har sammen designet og implementert optimeringsløsninger for innkjøp og vareforsyning hos handelsbedrifter i de fleste bransjer og bedriftstørrelser i Norden og i Europa. De tilbyr konsulenttjenester og optimeringsløsninger innen innkjøp og vareforsyning til det norske og nordiske markedet.



Figur 4: Håndtering av etterspørsel utenom det normale - systematiske avvik?

Men hva hvis disse avvikene *ikke* skyldes tilfeldigheter? I figur 4 har vi laget et eksempel hvor de avvikene vi har fått skyldes *systematiske* avvik; varen trender faktisk oppover. Da er vi ved neste fallgrube; nemlig det å ikke få dette med seg og da heller ikke la det avspeile seg i fremtidige prognoser. Det blir da tilsvarende galt. Og resultatet er vi jo alle kjent med.

Hvordan bør så dette håndteres? Først må vi sørge for at alle avvik utenom det normale tas vare på for deg slik at du kan undersøke og analysere dem i ro og mak. Dernest må vi sørge for «toppene» i etterspørselen uansett ikke får lov til fullt ut å påvirke ditt tall for etterspørselsvariasjon. Får de lov til det, vil du mer eller mindre automatisk pådra deg et sikkerhetslager og kapitalbinding ingen har bedt deg om og som du selv heller ikke trenger for å opprettholde din service. Til slutt må jo trendstyrken få lov til å påvirke dine kommende etterspørselsprognoser slik at du til enhver tid holder tritt med en opp- eller nedgang.

Den positive sirkelen

Får du til dette, skjer en lang rekke positive effekter samtidig! – Du får mer treffsikre prognoser, du får *samtidig* mindre sikkerhetslager, du holder tritt med utviklingen (og får da hverken kjeft for å ha for høyt lager eller for lav service), *og* – så må vi ikke glemme at innkjøperen nå får langt mindre å passe på; det blir færre avvik, mindre usikkerhet – mindre å bekymre seg for – altså kan du dra nytte av det du egentlig betaler innkjøperen for, nemlig hans/hennes *hjernekraft!*

Men det finnes mange andre grunner til at man bommer med sine prognoser – vi rekker ikke mer enn et par til her: Et eksempel er bruk av min/maks-baserte bestillingssystemer. Men det kan

også være at man kun tar en meget begrenset del av historikken i betraktning. Vi har sett mange bruke de siste 12-16 ukene som basis. Da er det vanskelig å få et fullstendig bilde. Og enda verre blir det hvis man har artikler som har betydelig sesongvariasjon. Da blir en slik tilnærming praktisk talt umulig å håndtere på automatisert basis. Og da blir det følgelig masse arbeid med prognosene. Og de vil, nesten uansett hva man gjør, ikke stemme. Og da bygger man opp lageret for sent, går tom, overreagerer og i utgangen av sesongen har man typisk altfor mye på lager som til og med kan ha blitt ukurant ved inngangen til neste sesong.

Finnes det flere fallgruver knyttet til etterspørselsprognostisering. Jada, en masse! Men alt har en ende, så også denne artikkelen. Så vi avslutter her med et virkelig klassisk problem vi nok alle kjenner igjen – og kanskje du strir med det til daglig i ditt selskap også?

Erstatninger eller nye varer

Vi skal nå erstatte vare A med vare B. Vare A er moden for utfasing av forskjellige årsaker og vare B skal nå komme som et nytt friskt pust. Vare A har en leverandørpakning på 24 mens vare B har en leverandørpakning på 30. Dessuten regner våre markedsanalytikere at vare B etter hvert kommer til å selge en god del mer enn vare A. Dette er et tilsynelatende enkelt problem. Her er det imidlertid en masse å passe på – og mange ting som går galt.

Først ønsker vi å koble sammen disse varene på en logisk måte. For fra et visst tidspunkt ønsker vi å starte utfasingen av vare A. Fra et passe tidspunkt ønsker vi da at salget på vare A skal legge seg på vare B. Dessuten ønsker vi ikke å starte på bar bakke med

vare B. Siden vare B er så lik vare A, ønsker vi å ta historikken fra vare A, men i justert form over til vare B slik at vare B egentlig fremstår med like lang fartstid som vare A (eller vare A's forgjengere...!) – og at historikken også avspeiler pakningsendringen. Og som ikke det var nok – historikken bør samtidig justeres til å avspeile det salgsnivået vare B vil ha i forhold til vare A. Men hva hvis vare B egentlig kommer til å ha et sesongmønster i tråd med en *annen* vare, vare C? Da ønsker vi å modellere dette inn i vare B også.

Og så er det varebalansen, da – hvordan regner vi beholdning på vare A i forhold til vare B? – vel, det er et problem vi tar opp på et senere tidspunkt.

Denne fallgraven står alene for veldig mye overlager, ukurans, tapt salg og tapt fortjeneste i norske handelsbedrifter. Og ikke minst en masse trøbbel og manuelt arbeid for innkjøperne. Det fine er at problemet er løsbart og til og med kan automatiseres slik at stegene i prosessen gjennomføres praktisk talt uten manuelle operasjoner fra innkjøperen.

Etterspørselsprognostisering = første steg mot økt lønnsomhet

Man kan kanskje fristes til å tenke at det vi har beskrevet ovenfor kun tjener til å lette *innkjøperens* hverdag. Ja, det er riktig, det *gjør* det – mer enn man skulle tro. Men det viktigste, er til slutt hva det *gjør* for resultatene i en handelsbedrift. Våre erfaringer tilsier at ved å unngå disse fallgruvene, er det ikke uvanlig å kunne øke prognoseøyaktigheten med 15-30 % (og noen ganger mer, avhengig av metodikk i bruk). Dette har mange sideeffekter vi da ser direkte i regnskapene og i balansen. I enkelte tilfeller har vi sett at prognosefeil alene har stått for 5-10 % unødvendig lagerbygging og 3-5 % tap av servicegrad. Noen ganger til og med mer... – og for ikke å snakke om økte belastninger på kundeforhold.

Men, som vi postulerte i den første artikkelen; *innkjøp er jo ingen kunst – det er en hel vitenskap!*

I neste artikkel skal vi ta for oss steg 2 i innkjøperprosessen, nemlig ledetidsprognostisering. Ledetid, ja. Der kan det vel ikke være så mye som kan gå galt – ledetid er jo ledetid. Eller?