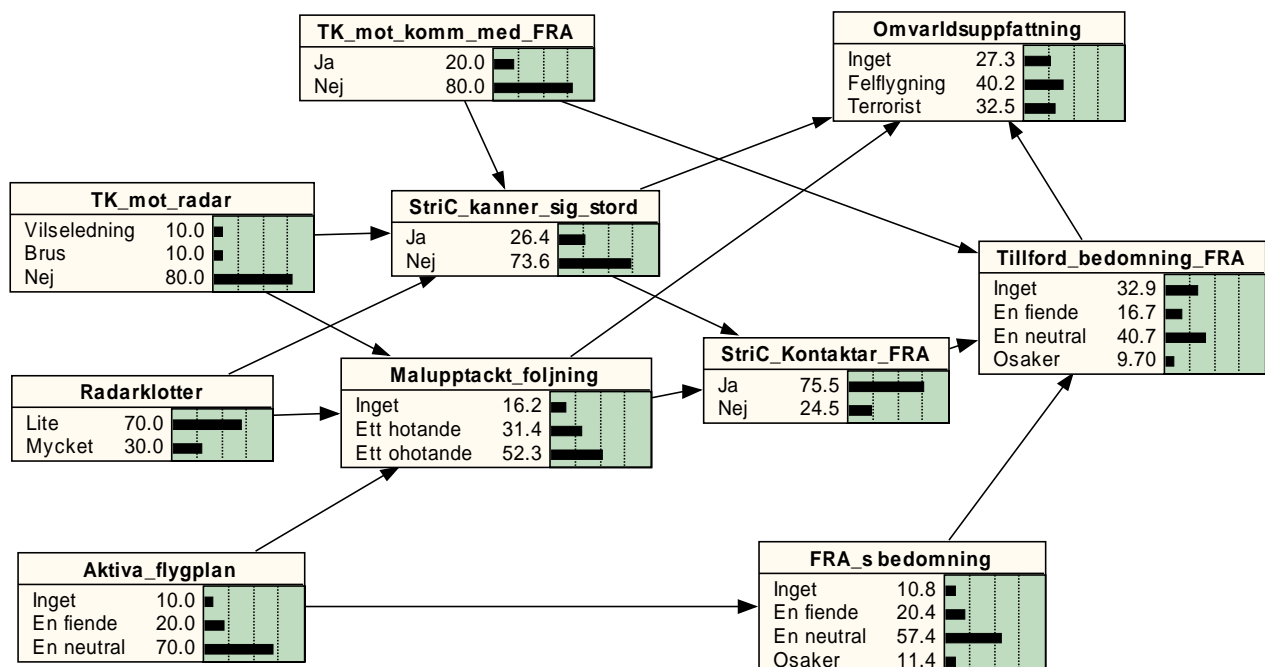


Johan Blixt, Benny Jansson, Karin Mossberg

# Bayesianska nätverk och dess tillämpningar inom OA-verksamheten





TOTALFÖRSVARETS FORSKNING SINSTITUT

Försvarsanalys  
164 90 Stockholm

FOI-R--1411--SE

Juni 2005

ISSN 1650-1942

**Metodrapport**

Johan Blixt, Benny Jansson, Karin Mossberg

# Bayesianska nätverk och dess tillämpningar inom OA-verksamheten

<b>Utgivare</b> Totalförsvarets Forskningsinstitut - FOI Försvarsanalys 164 90 Stockholm	<b>Rapportnummer, ISRN</b> FOI-R--1411--SE	<b>Klassificering</b> Metodrapport
	<b>Forskningsområde</b> 2. Operationsanalys, modellering och simulering	
	<b>Månad, år</b> Juni 2005	<b>Projektnummer</b> E1416
	<b>Delområde</b> 22 Metod och utredningsstöd	
	<b>Delområde 2</b>	
<b>Författare/redaktör</b> Johan Blixt Benny Jansson Karin Mossberg	<b>Projektledare</b> Karin Mossberg	
	<b>Godkänd av</b> Elisabeth André Turlind	
	<b>Uppdragsgivare/kundbeteckning</b> Försvarsmakten	
	<b>Tekniskt och/eller vetenskapligt ansvarig</b> Henrik Christiansson	
<b>Rapportens titel</b> Bayesianska nätverk och dess tillämpningar inom OA-verksamheten		
<b>Sammanfattning (högst 200 ord)</b> Rapporten ger en översikt av vad Bayesianska nätverk (BN) är, hur och när Bayesianska nätverk kan användas samt vilka problem som lämpligen kan modelleras med metoden. Rapporten kan fungera som en kort introduktion för den som vill sätta sig in i området och inte har några förkunskaper om Bayesianska nätverk.  Vi har särskilt tittat på användbarheten av metoden på sådana problem som finns inom Försvarsmakten och som Försvarsanalys OA-grupper kan tänkas tillfrågas att lösa.  Vi har tittat närmare på tre olika programvaror som stödjer utvecklandet och användandet av Bayesianska nätverk, Hugin, Netica och GeNIe, och diskuterar deras inbördes styrkor och svagheter. Alla tre programmen är lätta att använda och det går snabbt att bygga en BN-modell – man kan bygga en fullt fungerande prototyp på bara någon timme.  Vi bedömer att Bayesianska nätverk är användbara på flera sorters problem, dels sådana som OA-grupperna löser idag, som exempelvis framtagning av avdömningsunderlag, dels sådana som OA-grupperna traditionellt inte brukar lösa, men där de skulle kunna erbjuda sina tjänster. Exempel i den senare kategorin är sensorfusion/datafusion och bedömning av värdet på underrättelser.		
<b>Nyckelord</b> Bayesianska nätverk, beslutsproblem, OA-grupper, tillämpningar		
<b>Övriga bibliografiska uppgifter</b>	<b>Språk</b> Svenska	
<b>ISSN</b> 1650-1942	<b>Antal sidor:</b> 35 s.	
<b>Distribution enligt missiv</b>	<b>Pris:</b> Enligt prislista	

<b>Issuing organization</b> FOI – Swedish Defence Research Agency Defence Analysis SE-164 90 Stockholm	<b>Report number, ISRN</b> FOI-R--1411--SE	<b>Report type</b> Methodology report
	<b>Programme Areas</b> 2. Operational Research, Modelling and Simulation	
	<b>Month year</b> June 2005	<b>Project no.</b> E1416
	<b>Subcategories</b> 22 Operational Analysis and Support	
	<b>Subcategories 2</b>	
<b>Author/s (editor/s)</b> Johan Blixt Benny Jansson Karin Mossberg	<b>Project manager</b> Karin Mossberg	
	<b>Approved by</b> Elisabeth André Turlind	
	<b>Sponsoring agency</b> Swedish Armed Forces	
	<b>Scientifically and technically responsible</b> Henrik Christiansson	
<b>Report title (In translation)</b> Bayesian Networks and their usage within the OA-teams		
<b>Abstract (not more than 200 words)</b> <p>The report gives an overview of what Bayesian networks (BN) are, how and when they can be used and what types of problems they are suitable for. The report can be used as a short introduction to Bayesian networks for those without previous knowledge of the method.</p> <p>Our emphasis has been on the applicability of the method to the types of problems that are common in the Armed Forces and that the OA-teams of Defence Analysis might be asked to solve.</p> <p>We have examined three different programs for building and analysing Bayesian networks, namely Hugin, Netica and GeNIe, and we discuss their strengths and weaknesses. All three programs are easy to use, models can be built quickly and it is possible to build a fully functional prototype in about an hour.</p> <p>We believe that Bayesian networks can be used to handle several types of problems, some that are handled by the OA-teams today, like combat assessments, and others that the OA-teams do not solve today, but could possibly do in the future. Examples in the latter category are data and sensor fusion and evaluation of the value of intelligence.</p>		
<b>Keywords</b> Bayesian Networks, Decision Problems, OA-teams, practice		
<b>Further bibliographic information</b>	<b>Language</b> Swedish	
<b>ISSN</b> 1650-1942	<b>Pages</b> 35 p.	
	<b>Price acc. to pricelist</b>	



# Innehållsförteckning

<b>SAMMANFATTNING .....</b>	<b>6</b>
<b>1. BAKGRUND .....</b>	<b>7</b>
1.1 PROJEKTET OA-METODER .....	7
1.2 METODFÖRDJUPNINGAR .....	7
1.3 SYFTE MED RAPPORTEN OCH VEM SOM BÖR LÄSA DEN .....	7
1.4 VARDAGSNÄRA ALTERNATIVT VERKSAMHETSÄRÄ EXEMPEL .....	7
1.5 GENOMFÖRANDE .....	8
1.6 FORTSÄTTNING INOM OAM.....	8
<b>2. EN INTRODUKTION TILL BAYESIANSKA NÄTVERK .....</b>	<b>9</b>
2.1 OBJEKTIVA OCH SUBJEKTIVA SANNOLIKHETER.....	9
2.2 BAYESIANSKA NÄTVERK .....	10
2.2.1 Bayes sats.....	10
2.2.2 Bayesianska nätverk – ett exempel.....	10
2.3 INFLUENSDIAGRAM.....	13
2.4 ATT UPPDATERA BAYESIANSKA NÄTVERK MED INFORMATION.....	16
2.5 VIDARE LÄSNING .....	17
<b>3. NÄR OCH HUR MAN ANVÄNDER BAYESIANSKA NÄTVERK.....</b>	<b>18</b>
3.1 KOPPLING MELLAN PROBLEM OCH METOD.....	18
3.2 BESLUTSPROBLEM SOM LÄMPAR SIG FÖR BAYESIANSKA NÄTVERK.....	19
3.3 VAD MAN BÖR TÄNKA PÅ INNAN MAN BÖRJAR BYGGA EN MODELL .....	20
3.4 ATT FACILITERA EN EXPERTGRUPP .....	20
<b>4. EXEMPEL PÅ PROBLEM SOM MODELLERATS MED BAYESIANSKA NÄTVERK .....</b>	<b>22</b>
4.1 MILITÄRA TILLÄMPNINGAR .....	22
4.2 ÖVRIGA ERFARENHETER PÅ FOI FÖRSVARSANALYS .....	23
<b>5. ETT EXEMPEL FRÅN FÖRSVARSANALYS: TELEKRIKSMODELLEN.....</b>	<b>24</b>
5.1 EN ENKEL SENSORMODELL .....	24
5.2 EN UTÖKAD MODELL FÖR ATT BESKRIVA INVERKAN AV TELEKRIK PÅ STRIC .....	25
<b>6. DISKUSSION .....</b>	<b>27</b>
6.1 STYRKOR HOS BAYESIANSKA NÄTVERK .....	27
6.2 SVÅRIGHETEN ATT SÄTTA RÄTT APRIORISANNOLIKHETER.....	27
6.3 FALLGROPAR .....	28
6.4 STORA OCH SMÅ MODELLER .....	28
6.5 ANVÄNDBARHET PÅ FÖRSVARSMAKTENS PROBLEM.....	29
<b>REFERENSER.....</b>	<b>30</b>
<b>BILAGA 1 – DATORSTÖD FÖR MODELLERING AV BAYESIANSKA NÄTVERK .....</b>	<b>32</b>
1. TRE PROGRAMVAROR .....	32
1.1 Hugin Expert .....	32
1.2 Netica.....	33
1.3 GeNIe.....	33
2. EN JÄMFÖRELSE AV PROGRAMMEN .....	34
<b>BILAGA 2 – LATHUND FÖR BYGGE AV STRUKTUREN I EN BN-MODELL .....</b>	<b>35</b>

## Sammanfattning

Rapporten ger en översikt av vad Bayesianska nätverk (BN) är, hur och när Bayesianska nätverk kan användas, samt vilka problem som lämpligen kan modelleras med metoden. Rapporten kan fungera som en kort introduktion för den som vill sätta sig in i området och inte har några förkunskaper om Bayesianska nätverk.

Vi har särskilt tittat på användbarheten av metoden på sådana problem som finns inom Försvarmakten och som Försvarsanalys OA-grupper kan tänkas tillfrågas att lösa.

En styrka med Bayesianska nätverk är att man i dem kan väga samman all information man har, även om informationen är osäker. Dessutom är det möjligt att kombinera objektiva och subjektiva sannolikheter i samma modell. Det innebär att man kan arbeta med sannolikheter som baseras på både empiriska data och uppskattningar av experter.

Vi har tittat närmare på tre olika programvaror som stödjer utvecklandet och användandet av Bayesianska nätverk, nämligen Hugin, Netica och GeNIe, och diskuterar deras inbördes styrkor och svagheter. Alla tre programmen är lätta att använda och det går snabbt att bygga en BN-modell – man kan bygga en fullt fungerande prototyp på bara någon timme.

Ofta äger man inte själv det problem som ska modelleras. Det är då fördelaktigt att utveckla en modell tillsammans med en grupp personer som känner till problemet. I rapporten beskriver vi hur forskare på CSIR (Sydafrikas motsvarighet till FOI) arbetar med att facilitera grupper i samband med att de bygger Bayesianska nätverk – en metod som vi framgångsrikt har använt oss av.

Bayesianska nätverk har ett begränsat användningsområde, men de kan vara kraftfulla för att analysera vissa typer av problem. Vi anser att när man arbetar med problem där man hanterar sannolikheter så är BN en tänkbar metodkandidat.

Vi bedömer att Bayesianska nätverk är användbara på flera sorters problem. Dels sådana som OA-grupperna löser idag, som exempelvis framtagning av avdömningsunderlag, dels sådana som OA-grupperna traditionellt inte brukar lösa, men där de skulle kunna erbjuda sina tjänster. Exempel i den senare kategorin är sensorfusion/datafusion och bedömning av trovärdigheten av underrättelser.



# 1. Bakgrund

Här ger vi en kort bakgrund till varför vi har studerat Bayesianska nätverk (BN). Vi berättar också kort om hur vi har lagt upp arbetet som den här rapporten grundar sig på.

## 1.1 Projektet OA-metoder

Projektet OA-metoder (OAM) har funnits sedan år 2000 under olika namn och med olika innehåll. Under 2004, det år som arbetet bakom den här rapporten gjordes, syftade projektet till att stödja Försvarmaktens studieverksamhet, både på kort och på lång sikt. Stödet gavs då antingen direkt till studiegrupperna eller via FOI:s OA-grupper.

Det kortsiktiga stöd som projektet bidrog med innefattade bland annat hjälp med att välja och använda metoder. Det långsiktiga stödet syftade främst till att öka kompetensen inom metoder som var lämpliga att använda i de studier som skulle komma att vara aktuella inom Försvarmakten (FM) de närmaste åren.

## 1.2 Metodfördjupningar

Under de senaste åren har OAM valt att fokusera årsvis på ett specifikt metodområde. Under år 2003 gjordes en satsning på Modellering och Simulering och under 2004 drevs ett fördjupat arbete med fokus på Bayesianska nätverk.

Det övergripande syftet med fördjupningen inom Bayesianska nätverk har varit att ta reda på hur pass användbar metoden är på de problem som finns inom OA-verksamheten. För att kunna göra det har vi först byggt upp en kompetens om Bayesianska nätverk i allmänhet och därefter en kompetens i att identifiera problem och frågeställningar som med fördel kan modelleras med Bayesianska nätverk.

## 1.3 Syfte med rapporten och vem som bör läsa den

I den här rapporten presenterar vi våra erfarenheter från arbetet med Bayesianska nätverk. Rapporten ger en översikt av vad Bayesianska nätverk är, hur och när Bayesianska nätverk kan användas, främst inom militära tillämpningar, samt vilken programvara som finns tillgänglig på marknaden för att stödja utvecklandet av Bayesianska nätverk.

Rapporten vänder sig i första hand till analytiker på FOI Försvarsanalys som själva vill tillämpa metoden på ett problem. Vi tror också att rapporten kan fungera som en kort introduktion för den som vill sätta sig in i området och inte har några förkunskaper om Bayesianska nätverk.

## 1.4 Vardagsnära alternativt verksamhetsnära exempel

Vi har i flera fall valt att ta enkla och vardagsnära exempel då vi beskriver hur man kan använda Bayesianska nätverk. Risken med mer specifika militära exempel är att fokus lätt hamnar på tekniska detaljer i exemplet snarare än de övergripande principerna. Naturligtvis hoppas vi att läsaren själv översätter de olika exemplen till möjliga tillämpningar i sin egen verksamhet. Observationen av färgen av en bil kan exempelvis ersättas av observationen av en ubåt. Beslutet om huruvida vi ska ta med paraplyet eller ej då väderprognosen spår sol kan bytas ut mot beslutet att montera en störsändare på ett spaningsplan – eller att avstå – då vi

har fått underrättelser om att fienden inte befinner sig i området. Det är helt upp till läsaren att använda sin fantasi.

## 1.5 Genomförande

När vi startade projektet började vi med att läsa in oss på området och ta kontakt med andra forskare som använt sig av Bayesianska nätverk på problem som liknar dem som finns inom OA-verksamheten. Nästa steg blev att hitta en lämplig programvara att utveckla nätverken i. Det finns ett flertal sådana på marknaden och vi gjorde därför en översikt av programmen och försökte bedöma dem efter deras kapacitet och användarvänlighet.

Den 26 mars 2004 höll vi ett seminarium på FOI Försvarsanalys. Seminariet hade två syften. Dels ville vi föra ut kunskap om vad Bayesianska nätverk var och hur man kan använda dem, dels ville vi hitta problem inom OA-verksamheten där vi kunde tillämpa Bayesianska nätverk.

Under seminariet lyckades vi identifiera några olika problem där vi ansåg att vi skulle kunna tillföra något med hjälp av Bayesianska nätverk. Vi arbetade vidare med ett av problemen, att undersöka hur telekrigsåtgärder påverkar omvärldsuppfattningen i StriC.<sup>1</sup> De övriga problem vi lyckats identifiera föll ifrån antingen på grund av att det inte fanns tillräckligt med indata eller för att vi inte lyckades sätta samman en arbetsgrupp med de personer som förstod problemet.

## 1.6 Fortsättning inom OAM

Efter att ha arbetat med Bayesianska Nätverk ett år och aktivt letat efter problem att tillämpa metoden på så är vår slutsats att det finns problem på OA-grupperna som skulle kunna angripas med hjälp av BN, men att det är få problem som är så pass omfattande att det är motiverat att engagera OAM. Bayesianska nätverk har ett begränsat användningsområde, men de kan vara kraftfulla för att analysera ”rätt” sorts problem. Tre militära områden som vi tror att BN lämpar sig väl för är sensorfusion/datafusion, bedömning av trovärdigheten hos underrättelser och avdömningsunderlag.

Vi anser att det är viktigt att vi har kompetens om BN på Försvarsanalys och att vi kan identifiera de typer av problem som metoden kan tillämpas på. Den kompetensen finns nu, och om någon blir inspirerad av rapporten och vill ha hjälp med att bygga ett Bayesianskt nätverk så är de välkomna att höra av sig till någon av författarna.

Under 2005 kommer OAM att fokusera på Multimålmeter.

---

<sup>1</sup> StriC = StridsledningsCentral

## 2. En introduktion till Bayesianska nätverk

I det här kapitlet ger vi en introduktion till Bayesianska nätverk. Vi beskriver logiken i nätverken, hur de byggs upp av noder och länkar och hur de kan uppdateras med information. Den som redan vet vad ett Bayesianskt nätverk är kan hoppa över introduktionen och gå vidare till nästa kapitel.

### 2.1 Objektiva och subjektiva sannolikheter

Det finns huvudsakligen två sätt att tolka sannolikhetsbegreppet. Det ena är att sannolikheten är den relativa frekvensen av ett visst utfall i ett försök som kan upprepas (oändligt) många gånger. Detta synsätt kallas *frekventistiskt*. Den andra tolkningen är att sannolikheten är den *subjektiva* bedömning vi gör av att en viss händelse ska inträffa. Det synsättet kallas ibland *Bayesianskt*.

Ett klassiskt exempel på en frekventistisk sannolikhet är utfallet av tärningskast. Om vi gör ett stort antal kast och noterar hur många gånger vi får upp en etta och sedan delar det antalet med det totala antalet kast, så får vi en skattning av sannolikheten för att tärningen ska visa en etta. Förutsättningarna för experimentet måste hela tiden vara desamma, men små detaljer, som exempelvis rörelser i handleden, kommer att ge olika utfall varje gång. I praktiken kan vi säga att frekvensen går mot ett gränsvärde. Gränsvärdet är den *relativa frekvensen*.

Den här typen av sannolikheter kan också kallas för *objektiva* sannolikheter eftersom det inte spelar någon roll vem som utför försöket. Resultatet är alltså inte knutet till en viss person.

I vardagslivet använder vi ofta begreppet sannolikhet i en annan betydelse. Om man exempelvis ber någon att uppskatta sannolikheten för att Sverige ska ta sig till VM-final i fotboll så kan de flesta ge en sådan uppskattning, trots att turneringen inte är ett experiment i den tidigare betydelsen och alltså inte kan upprepas ett stort antal gånger under samma betingelser. Sådana sannolikheter, som avspeglar vad vi tror, och är grundade på vår tidigare erfarenhet, kallas *subjektiva sannolikheter*.<sup>2</sup> Att sannolikheterna är subjektiva innebär att de kan variera från person till person.

I en beslutssituation är man oftast hänvisad till subjektiva sannolikheter. Dels beror det på att det oftast inte existerar några frekventistiska sannolikheter, som exempelvis risken för att det bryter ut ett krig i Mellanöstern nästa år. Dels beror det på att det kan kosta för mycket att ta reda på ett bra närmevärde till den sannolikhet man behöver – vill du exempelvis veta hur stor sannolikheten är för att en viss typ av skydd verkligen skyddar dig mot malaria måste du göra omfattande tester. Om det är befogat eller inte beror på vad du ska ha informationen till.

Eftersom uppskattningarna av subjektiva sannolikheter varierar beroende på vilken person som gör uppskattningen, vill man ofta ta hjälp av experter inom det aktuella området för att få en så bra uppskattning som möjligt. Det är dock inte alltid lätt att få en expert att uttala sig om sannolikheter uttryckt i procent. Därför finns det en rad metoder som kan användas för att hjälpa experter att göra bedömningar. Dessa bygger exempelvis på hypotetiska vadslagningar eller lotterier [Golub 1997]. Det finns också tekniker för att väga samman (eller iterera) bedömningar från flera experter. Tre sådana tekniker är Delphi-metoden, uppskattning av sannolikhetsfördelningar och punktuppskattningar [Johansson 2002].

I ett Bayesianskt nätverk kan man blanda objektiva och subjektiva sannolikheter med varandra. Programvaran gör ingen skillnad på dem, vilket i praktiken innebär att man kan väga

---

<sup>2</sup> På engelska kallas subjektiva sannolikheter ofta för "degree of belief". Den svenska översättning skulle då bli "grad av övertygelse", eller trovärdighet – vilket bättre illustrerar innebörden av begreppet.

samma statistiska (objektiva) data och expertutlåtanden (subjektiva) – något som inte alltid medges i andra metoder.

## 2.2 Bayesianska nätverk

### 2.2.1 Bayes sats

Bayesianska nätverk har fått sitt namn från Thomas Bayes (1702–1761) och den sats som han härledde för betingade sannolikheter (sannolikheter som beror på tillståndet av andra variabler). Följande exempel visar hur man kan använda Bayes sats då man resonerar kring sådana sannolikheter:

Antag att vi vet att 50 % av alla rödhåriga personer har fräknar. Vad är då sannolikheten för att en fräknig person har rött hår? Bayes sats kan i det här fallet formuleras:

$$p(\text{Rödhårig}|\text{Fräknig}) = \frac{p(\text{Fräknig}|\text{Rödhårig}) p(\text{Rödhårig})}{p(\text{Fräknig})}$$

där beteckningen  $p(\text{Rödhårig}|\text{Fräknig})$  utläses ”sannolikheten för att en person är rödhårig givet att den är fräknig”. Enklaste sättet att visa satsens giltighet är att sätta upp en sannolikhetstabell, som exempelvis skulle kunna se ut som i tabell 1.

	Rödhårig	Ej rödhårig	Summa
Fräknig	5 %	15 %	20 %
Ej fräknig	5 %	75 %	80 %
Summa	10 %	90 %	

Tabell 1. Tabellen visar sannolikheterna för att en (slumpvis utvald) person är rödhårig samt fräknig, samt sannolikheterna för kombinationerna av dessa egenskaper. (Påhittade värden.)

Ur tabell 1 kan vi beräkna att sannolikheten för att man är fräknig, *under förutsättning att man är rödhårig*,  $p(\text{Fräknig}|\text{Rödhårig}) = 5/(5+15) = 33\%$ . Vi kan också se att  $p(\text{Rödhårig}) = 10\%$  och  $p(\text{Fräknig}) = 20\%$ . Insättning i Bayes formel ovan ger att  $p(\text{Rödhårig}|\text{Fräknig}) = 50 * 10 / 20 = 25\%$  vilket stämmer med vad tabellen ger;  $p(\text{Rödhårig}|\text{Fräknig}) = 5/(5+15) = 25\%$ .

Om man nu tänker sig att det finns en korrelation mellan fräknighet och känslighet hos huden för starkt solsken och vi vill ha svar på frågan ”vad är sannolikheten för att en rödhårig person tål starkt solsken?” blir det mer komplicerat. Det går att visa att svaret är:

$$p(\text{Soltålig}|\text{Rödhårig}) = p(\text{Soltålig}|\text{Fräknig}) p(\text{Fräknig}|\text{Rödhårig}) + p(\text{Soltålig}|\text{Ej fräknig}) p(\text{Ej fräknig}|\text{Rödhårig})$$

men om man sedan vill utvidga modellen med en koppling mellan födelseort och sannolikheten för rödhårighet börjar beräkningar för hand att bli opraktiska. Det är då lättare att använda datorprogram som hanterar den bakomliggande matematiken. Det finns en formalism för hur nätverk av betingade sannolikheter ska beskrivas, som bygger på en upprepad användning av Bayes sats. Dessa nätverk kallas Bayesianska nätverk och exempel på hur dessa ser ut ges i kommande avsnitt.

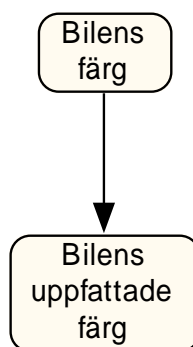
### 2.2.2 Bayesianska nätverk – ett exempel

Ett Bayesianskt nätverk består av noder och riktade länkar mellan noderna. Det finns två typer av noder: föräldranoder, som inte har några länkar riktade in mot sig och barnnoder, som

påverkas av andra noder via länkar. I figur 1 visas ett exempel på det enklaste nätverket som går att konstruera – ett tvånoders-nätverk. Det består av två noder med en riktad länk mellan noderna. Nätverket får inte innehålla loopar eftersom dessa inte kan hanteras på ett entydigt sätt med Bayesiansk statistik.

I exemplet kan vi tänka oss att en bil har använts vid ett brott och att ett vittne har observerat färgen på bilen. Den översta noden (föräldranoden) representerar färgen på bilen. Varje nod kan finna sig i ett antal olika tillstånd. Tillstånden i föräldranoden kan här exempelvis representeras av färgerna blå och grön. Den undre noden (barnnoden) representerar de färger som ett vittne till brottet kan tänkas uppfatta att bilen har. Barnnoden har också olika tillstånd. I det här fallet kan vi tänka oss att de är desamma som hos föräldranoden (alltså blå eller grön).

I exemplet har vi ett klart kausalt samband eftersom bilens färg kommer att påverka vad vittnet tror sig se. Därför går pilen från ”Bilens färg” till ”Bilens observerade färg”. Den riktade länken måste inte representera ett kausalt samband men när man använder BN för modellering är det oftast att föredra.



Figur 1. Ett tvånoders Bayesianskt nätverk som beskriver sambandet mellan färgen hos en bil och hur färgen uppfattas av en person.

För en föräldranod måste man ange apriorisannolikheterna för de olika tillstånden i noden (se tabell 2). Apriorisannolikheten är den sannolikhet vi kan ansätta för att en slumpvis vald bil har en viss färg om vi inte har någon annan information att tillgå (ingen har exempelvis observerat bilen). I det här exemplet vet polisen att alla bilar i området är antingen blå eller gröna och man vet dessutom att 90 % av alla bilar är gröna.

Bilens färg	
Blå	Grön
10 %	90 %

Tabell 2. Apriorisannolikheter för föräldranoden i figur 1.

För barnnoden måste vi också ange sannolikheten för de olika tillstånden (de uppfattade färgerna), men nu måste vi ange hur sannolikt det är att vi uppfattar en viss färg hos bilen under förutsättning att den verkligen har en viss färg (alltså för vart och ett av tillstånden i föräldranoden).

Under idealiska förhållanden kommer naturligtvis den uppfattade färgen att vara densamma som den verkliga, men om det var mörkt och vittnet bara såg bilen en kort stund innebär det

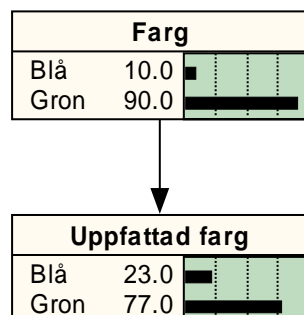
en risk för att vittnet misstog sig. För att få en uppfattning av om hur bra observatör vittnet var genomförde polisen i det här fallet ett antal tester som gav att vittnet i 95 % av fallen korrekt identifierade blå bilar och i 85 % av fallen korrekt identifierade gröna bilar.

Denna typ av sannolikheter kallas *betingade sannolikheter* eftersom de beror på tillståndet hos andra noder – om bilens färg är blå så är sannolikheten 95 % att vittnet uppfattar den blå, men om bilens färg är grön så är sannolikheten att vittnet uppfattar den som blå endast 15 %. Tabeller med betingade sannolikheter betecknas ofta med CPT, vilket står för Conditional Probability Table. En CPT för barnnoden i bil exemplet visas i tabell 3.

		Bilens färg	
		Blå	Grön
Bilens uppfattade färg	Blå	95 %	15 %
	Grön	5 %	85 %

Tabell 3. Betingade sannolikheter för barnnoden i figur 1.

När vi nu har alla noder, tillstånd och sannolikheter definierade så har vi den information som behövs för att konstruera ett komplett Bayesianskt nätverk som kan implementeras, exempelvis i datorverktyget Netica (se bilaga 1, avsnitt 1.2). I grundtillståndet ser nätverket ut som i figur 2.

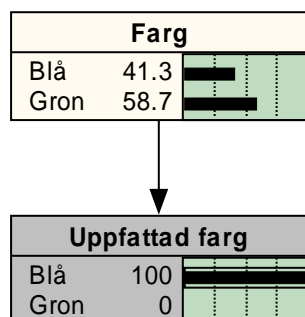


Figur 2. Nätverket i figur 1 implementerat i Netica tillsammans med de sannolikheter som anges i tabellerna 2 och 3. Sannolikheter på 23 % och 77 % som man ser i barnnoden representerar sannolikheterna för att ett vittne tycker sig observera en blå eller grön bil om man utgår från att 10 % av dem i verkligheten är blå och resten är gröna.

Så här långt är matematiken trivial och vi hade lika gärna kunnat beräkna sannolikheterna för hand (sannolikheten för att vittnet tror sig se en grön bil är exempelvis  $0,9 * 0,85 + (1-0,9) * (1-0,95) = 0,77$ ). Om vi lät vittnet observera slumpvis valda bilar från området under samma betingelser som under brottet så skulle vittnet alltså i 77 % av fallen säga att bilen var grön.

Man kan använda BN för att på det här viset räkna ”framåt” för att utifrån ett antal förutsättningar beräkna hur sannolika olika utfall är. Men styrkan hos BN är möjligheten att räkna ”baklänges” och på så sätt kunna säga något om vad som sannolikt orsakade ett givet utfall. Ett exempel finns i figur 3. Trots att vittnet har sagt att bilen vid brottet var blå, så är det troligaste att bilen var grön! Visserligen kan man tycka att vittnet var en ganska bra observatör som identifierade 95 % av alla blå bilar rätt, men i det här fallet var apriorisannolikheten för grön så hög att det trots allt är mest sannolikt att det var en grön bil vittnet såg. Exempel-

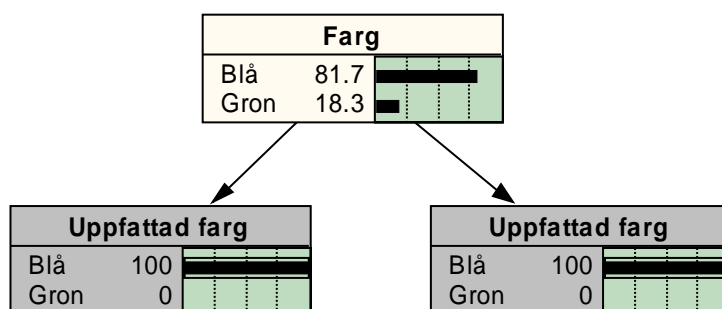
vis finner man analogt ofta att tester för ovanliga sjukdomar måste ha mycket höga tillförlitligheter för att det ska vara meningsfullt att göra dem.



Figur 3. I nätverket har vi låst tillståndet hos barnnoden så att den är "blå" (nodens färg har ändrats till grå för att visa att vi har fastställt nodens läge till "blå"). Sannolikheterna i föräldranoden representerar nu sannolikheten för att bilen verkligen var blå respektive grön under förutsättningen att vittnet trodde sig observera en blå bil.

I de flesta programvaror finns det också en möjlighet att ange tillståndet hos en nod som en sannolikhetsfördelning mellan olika tillstånd. Om vittnet exempelvis bara var 90 % säker på att bilen var blå skulle vi kunna ange detta i nätverket ovan. Detta kallas för "mjuk evidens", till skillnad från "hård evidens" då man låser ett av tillstånden till 100 %. Man kan även i vissa program ge ett intervall för sannolikheterna (vittnet var 80–90 % säker) eller mer komplicerade fördelningar.

Man skulle i vårt bilexempel kunna försöka hitta ett ytterligare vittne och sedan väga samman deras observationer för att göra en säkrare slutsats. I figur 4 har vi utökat det Bayesianska nätverket med ett vittne till. Det andra vittnet har också observerat att bilen är blå med samma tillförlitlighet som det första vittnet. Att två vittnen oberoende av varandra uppfattar att bilen är blå gör att vi kan dra slutsatsen att bilen med hög sannolikhet (81,7 %) var blå.

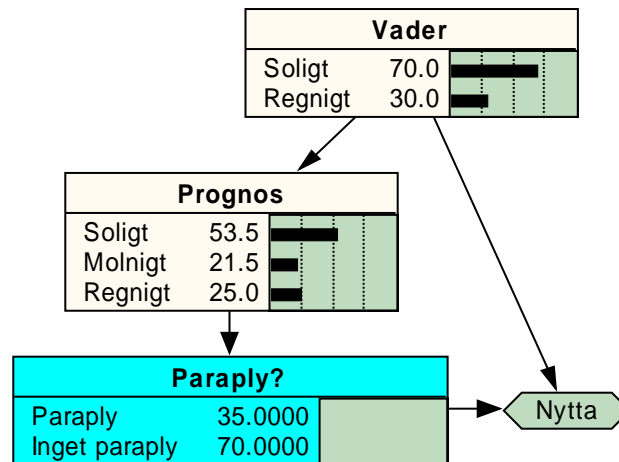


Figur 4. Nätverket visar hur det enkla tvånoders-nätverket skulle kunna utvecklas om man har två vittnen som båda har iakttagit färgen hos bilen. Även här är tillstånden i barnnoderna låsta och båda vittnena har observerat "blå" bilar.

### 2.3 Influensdiagram

Man använder ofta BN för att få en större förståelse för en situation för att sedan fatta ett beslut i en fråga. I bilexemplet i avsnittet 2.2.2 skulle beslutet kunna vara huruvida man ska gå ut med en efterlysning efter en bil med en viss färg.

Det finns en möjlighet att hantera beslut direkt i ett nätverk med hjälp av två nya typer av noder, nämligen värdenoder (utility nodes på engelska) och beslutsnoder (decision nodes). Ett nätverk som innehåller den typen av noder brukar kallas influensdiagram. Ett klassiskt exempel på ett influensdiagram finns i figur 5. Diagrammet illustrerar en mycket enkel beslutssituation där vi ska bestämma ifall vi ska ta med paraplyet eller ej, baserat på morgonens väderprognos.



Figur 5. Ett influensdiagram som beskriver sambandet mellan vädret under den kommande dagen och väderprognosen. Värdet av de olika kombinationerna av tillstånd för "Väder" och "Paraply?" definieras i värdenoden "Nytta" (se tabell 4). Beslutsnoden "Paraply?" beskriver värdet av de olika valen.

Observera att sambandet mellan *Väder* och *Prognos* i det här exemplet inte är kausalt eftersom dagens väder inte ger väderprognosen (eller tvärtom). I verkligheten är både dagens väder och väderprognosen en funktion av tidigare väder. Genom att samla enkel statistik över den icke-kausala kopplingen mellan prognos och väder kan vi dock bygga en fungerande modell utan att behöva modellera hur vädret beror på tidigare väder, vilket ju är en uppgift som engagerar många meteorologer.

Paraply?	Väder	Nytta
Paraply	Soligt	20
Inget paraply	Soligt	100
Paraply	Regnigt	70
Inget paraply	Regnigt	0

Tabell 4. Informationen i värdenoden i figur 5.

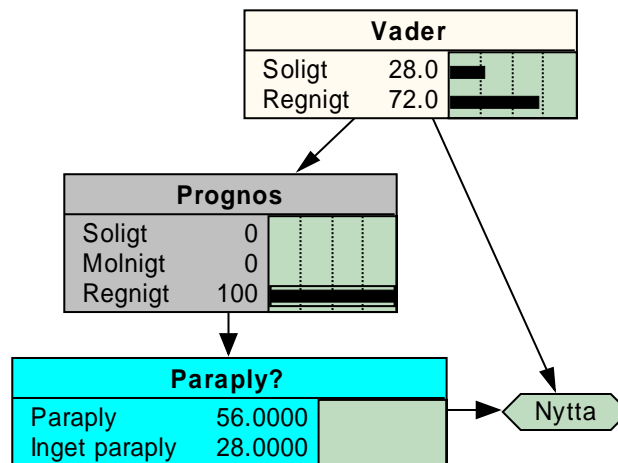
När man lägger till besluts- och värdenoder till ett nätverk måste man även lägga till länkar mellan de nya noderna och det befintliga nätverket. Till värdenoder lägger man länkar från de noder som påverkar värdet medan man för beslutsnoder bara lägger till länkar från de noder som man kan ta hänsyn till när beslutet fattas. Det är därför det inte finns någon länk från "Väder" till "Paraply?" eftersom vi inte vet vad vädret kommer att bli när vi fattar vårt beslut om att ta med paraply eller inte. Om det finns fler beslut i ett nätverk kan man även bli tvungen att lägga till länkar mellan dessa för att visa i vilken ordning besluten skall tas.



Till värdenoden "Nytta" finns en tabell (se tabell 4) som visar hur vi värderar de olika utfallen. Det bästa utfallet är naturligtvis om det är soligt och vi inte har paraplyet med oss (värde = 100 i tabellen), men det är även ganska trevligt om det regnar och vi var förutseende att ta med paraplyet (värde = 70). Det är ganska trist att släpa runt på ett paraply om det är soligt (värde = 20) och värst är det att gå i regnet utan paraply (värde = 0).

De värden som har angetts i värdenoden används sedan av beslutsnoden för att beräkna *värdet* av den situation som beskrivs i nätet. Tillstånden i nätverket i figur 5 beskriver en situation där vi inte har någon information utöver apriori-informationen (att det är soligt 70 % av dagarna) samt hur väderleksprognoser korrelerar med vädret. Det motsvarar att vi inte har lyssnat på väderleksprognosen. I detta fall kan vi se att "Inget paraply" har ett värde av 70 medan "Paraply" har ett värde av 35. Det innebär att om vi vill maximera värdet av nyttan så ska vi lämna paraplyet hemma.

Figur 6 visar hur situationen ser ut om vi istället lyssnar på väderleksprognosen. Här har prognosen förutsett regn och då är "Paraply" det bästa alternativet. För prognoserna "Soligt" och "Molnigt" skulle däremot nätverket rekommendera "Inget paraply" (visas ej i figuren).



Figur 6. Samma nätverk som i figur 5, men här har vi specificerat vilket tillstånd noden "Prognos" befinner sig i – nämligen "Regnigt".

## 2.4 Att uppdatera Bayesianska nätverk med information

Det finns två sätt att uppdatera ett BN med information. Det första är att utöka nätverket genom att lägga till nya noder med information (som i bilexemplet i figur 4 där vi fick bättre tillförlitlighet genom att lägga till observationen från ett andra vittne). Det andra sättet är att uppdatera sannolikheterna i modellen, och det är normalt detta som avses när man talar om att uppdatera ett BN med information.

I tabell 5 visas ett BN som beskriver hur en persons längd och hårlängd är korrelerade till personens kön. Den första kolumnen visar en uppskattning av hur korrelationen ser ut för anställda på Försvarsanalys under våren 2004 (baserat på de ungefär hundra personer som finns i personaldatabasen).

Ursprunglig modell			Efter uppdatering																				
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Längd</th> <th>Lång</th> <th>Kort</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Man</td> <td>84,0</td> <td>16,0</td> </tr> <tr> <td>Kvinna</td> <td>16,0</td> <td>84,0</td> </tr> </tbody> </table>	Längd	Lång	Kort	Man	84,0	16,0	Kvinna	16,0	84,0			<table border="1"> <thead> <tr> <th>Längd</th> <th>Lång</th> <th>Kort</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Man</td> <td>83,2</td> <td>16,8</td> </tr> <tr> <td>Kvinna</td> <td>16,0</td> <td>84,0</td> </tr> </tbody> </table>	Längd	Lång	Kort	Man	83,2	16,8	Kvinna	16,0	84,0		
Längd	Lång	Kort																					
Man	84,0	16,0																					
Kvinna	16,0	84,0																					
Längd	Lång	Kort																					
Man	83,2	16,8																					
Kvinna	16,0	84,0																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Hårlängd</th> <th>Korthårig</th> <th>Långhårig</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Man</td> <td>98,0</td> <td>2,0</td> </tr> <tr> <td>Kvinna</td> <td>71,0</td> <td>29,0</td> </tr> </tbody> </table>	Hårlängd	Korthårig	Långhårig	Man	98,0	2,0	Kvinna	71,0	29,0			<table border="1"> <thead> <tr> <th>Hårlängd</th> <th>Korthårig</th> <th>Långhårig</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Man</td> <td>97,0</td> <td>3,0</td> </tr> <tr> <td>Kvinna</td> <td>71,0</td> <td>29,0</td> </tr> </tbody> </table>	Hårlängd	Korthårig	Långhårig	Man	97,0	3,0	Kvinna	71,0	29,0		
Hårlängd	Korthårig	Långhårig																					
Man	98,0	2,0																					
Kvinna	71,0	29,0																					
Hårlängd	Korthårig	Långhårig																					
Man	97,0	3,0																					
Kvinna	71,0	29,0																					

Tabell 5. Ett Bayesianskt nätverk som visar korrelationen mellan längd, hårlängd och kön hos de anställda på Försvarsanalys. Den vänstra kolumnen visar CPT:erna för noderna "Längd" och "Hårlängd", alltså en uppskattning av hur parametrarna förhåller sig till varandra på Försvarsanalys idag. Till höger visas hur relationerna ändras om vi anställer en ny person, i detta fall en kort, långhårig man.

Om vi anställer en ny person som är en kort, långhårig man och lägger denna observation till vårt nätverk kommer sannolikheterna i det att uppdateras och resultatet syns i andra kolumnen i tabell 5. Som synes har könsfördelningen ändrats och även de betingade sannolikheterna för "Man".

En intressant observation är att eftersom både längd och hårlängd är korrelerat till könet så kommer även längd och hårlängd att vara korrelerade till varandra. Vet vi hårlängden på en

person kommer detta alltså att påverka vår uppfattning om sannolikheten för att personen ifråga är lång eller kort – trots att dessa egenskaper inte direkt påverkar varandra. Det är viktigt att komma ihåg att denna påverkan går via vår uppfattning om personens kön (långt hår innebär större sannolikhet för kvinna vilket innebär ökad sannolikhet för kort person). Om vi låser uppfattningen om en persons kön så kommer inte längre hårlängden att påverka vår uppfattning om personens längd eller vice versa. Det finns metoder/teoribildningar [Jensen 2002] för att analysera ett BN och se vilka noder som påverkas av andra noder beroende på tillståndet hos mellanliggande noder. Man kan till exempel analytiskt ta reda på vilka noder som påverkas om man ändrar tillståndet i en nod. Har man redan implementerat nätverket i ett program kan man dock lika gärna undersöka det den vägen.

Ett aktuellt exempel på hur man uppdaterar ett BN med information är de Bayesianska spam-filter som finns i ett antal e-postprogram. När filtret levereras har det en lista över ord som normalt indikerar att de brev som innehåller dem är spam (Viagra, sex ...). Filtret kommer, baserat på den listan, att markera inkommande brev som spam eller som legitim post. Filtret kommer naturligtvis att göra fel då och då och antingen markera riktig post som spam eller, vilket brukar vara det vanligaste, markera spam som riktig post. I programmen finns det verktyg för att kategorisera om brev som blivit felkategoriserade. I takt med att brevmängden som har kategoriserats ökar så kommer filtret att få en allt bättre uppfattning om hur stor sannolikhet ett ord har för att vara ett spamord och därmed kommer felkategoriseringarna gradvis att bli allt färre. En av styrkorna med BN är att filtret kommer att anpassa sig till den sorts brev som varje specifik användare brukar få. För de flesta kommer säkert ordet ”Viagra” att vara en mycket stark spamindikator medan det för en del personer som arbetar för Viagra-tillverkaren Pfizer kommer att vara mer neutralt och kanske till och med en indikator på icke-spam.

## 2.5 Vidare läsning

Det finns webbaserade ”tutorials” för två av de program som vi har använt.<sup>3</sup> Dessa ger en kortfattad och lättläst introduktion till BN samtidigt som man får en inblick i vad man kan göra med programmen. Vill man ha en mer grundlig beskrivning av hur man kan bygga upp och analysera nätverk så rekommenderar vi två böcker av Finn Jensen; ”Bayesian Networks and Decision Graphs” [Jensen 2001] och ”An Introduction to Bayesian Networks” [Jensen 2002].

---

<sup>3</sup> För Netica: [www.norsys.com/tutorials/netica/nt\\_toc\\_A.htm](http://www.norsys.com/tutorials/netica/nt_toc_A.htm) och Hugin: [http://developer.hugin.com/Getting\\_Started/](http://developer.hugin.com/Getting_Started/).

### 3. När och hur man använder Bayesianiska nätverk

Här beskriver vi vilka problem som passar att modellera med Bayesianiska nätverk och vilka problem som inte gör det. Vi beskriver också vad man bör tänka på då man väl bestämt sig för att ta fram en modell i form av ett Bayesianiskt nätverk. Slutligen presenterar vi en arbetsgång som kan användas då man tar fram modeller tillsammans med en grupp experter.

#### 3.1 Koppling mellan problem och metod

Ackoff [1974] och Pidd [1996] har kategoriserat problem efter hur pass väldefinierad frågeställningen är samt entydigheten hos problemets lösning, se tabell 6.

	<b>Pussel</b>	<b>Problem</b>	<b>Oreda</b>
<b>Frågeställning</b>	<i>Given</i>	<i>Given</i>	<i>Ofullständig</i>
<b>Lösning</b>	<i>Entydig</i>	<i>Ej entydig</i>	<i>Ej entydig</i>

Tabell 6. Pussel, problem och oredor<sup>4</sup> enligt Ackoff och Pidd.

Kategoriindelningen har länge använts på Försvarsanalys och torde vara känd för de flesta, varför vi inte går in mer i detalj på betydelsen av de olika begreppen här.

För att kunna använda Bayesianiska nätverk så måste man ha en definierad frågeställning, man måste med andra ord ha ett pussel eller ett problem. De problem vi oftast arbetar med inom OA-verksamheten är ”oredor”. För att bryta ner en oreda till ett problem måste man använda sig av andra typer av metoder än BN, som exempelvis strukturerad brainstorming [Eriksson 2003] eller morfologisk analys [Ritchey 1998].

När man väl har försäkrat sig om att man har ett problem (enligt Ackoffs/Pidds kategorisering) så är nästa steg att undersöka om Bayesianiska nätverk är rätt metod att angripa problemet med. Sannolikheten för att BN är rätt metod ökar om de system man vill analysera:

- innehåller specificerade osäkerheter.
- är kausala (där det finns orsakssamband mellan olika variabler).
- är statiska (till skillnad från dynamiska, där man är intresserad av vad som händer över tiden).
- har ”naturen” till motståndare (d.v.s. det finns ingen aktiv antagonistisk motståndare som anpassar sitt agerande efter vårt agerande för att gynna sig själv).

Speciellt lämpade är Bayesianiska nätverk om man dessutom vill:

- väga samman subjektiva och objektiva sannolikheter.
- tillföra information efter hand.

I metodvalet måste man också väga in vilken information man vill få ut från modellen.

Styrkan hos Bayesianiska nätverk ligger i att de kan ge en uppskattning av:

- *sannolikheten* för en viss händelse.
- *sannolikheten* för att en viss händelse eller kombination av händelser har orsakat det man observerar.

---

<sup>4</sup> På engelska: puzzles, problems and messes.

Om man däremot har:

- system som innehåller cykliska samband mellan olika variabler,
- dynamiska system,
- eller problem där det finns en antagonistisk motståndare som kan agera olika beroende på vad vi tar för beslut (se beslut under konkurrens i avsnitt 3.2)

så ska man förmodligen välja en annan metod än Bayesianska nätverk för att analysera sitt problem. Man kan dock tänka sig att behandla delar av problemet med Bayesianska nätverk.

### 3.2 Beslutsproblem som lämpar sig för Bayesianska nätverk

I beslutsteorin brukar man se ett beslutsproblem som ett val mellan olika alternativ. De olika besluten kan leda till bra eller dåliga utfall beroende på olika framtida omständigheter (teknik-utveckling, hotbild, väder, etcetera) som man inte känner till då man fattar beslutet.

Beroende på hur mycket information man har då man fattar beslutet kan man dela in besluts-situationer i olika kategorier. Dessa kan klassificeras som beslut under [Lignell 1991]:

- Säkerhet*: Varje handling (val av ett alternativ) antas med säkerhet leda till ett bestämt utfall. (Det kan låta enkelt att välja alternativ om man med säkerhet vet vilket utfall varje alternativ leder till, men har man ett beslutsproblem under säkerhet så ligger ofta svårigheten att bestämma värdet av utfallen för de olika alternativen.)
- Risk*: Varje handling antas leda till ett av en mängd möjliga utfall, där varje utfall uppträder med en sannolikhet vilken antas vara känd för beslutsfattaren.
- Osäkerhet*: Situationen är densamma som under risk, men sannolikheterna för de olika utfallen är okända och kanske inte ens meningsfulla.
- Konkurrens*: Vi har samma situation som under *osäkerhet*, och därutöver en motståndare som kan påverka tillståndet för att gynna sig själv. För att belysa den här typen av problem kan man använda sig av spelteori.
- Genuin osäkerhet*: Vi vet inte ens vilka möjliga tillstånd det finns.

Bayesianska nätverk beskriver normalt beslutssituationer där man fattar beslut under antingen (a) säkerhet eller (b) risk. Beslut som tas under (c) osäkerhet, (d) konkurrens eller (e) genuin osäkerhet kan däremot inte modelleras med BN på ett enkelt sätt.<sup>5</sup>

Då man tar ett beslut under risk eller osäkerhet kan man göra det utifrån olika principer (eller kriterier). Tre vanliga sådana kriterier är (det finns betydligt fler) [Waters 1998]:

- Att välja det alternativ som ger högst *förväntansvärde*. Det är ett bra val då man gör många upprepade val och har "råd" att riskera att det sämsta utfallet inträffar ibland.
- *Walds kriterium* (även kallat "pessimistiskt kriterium"), vilket innebär att man väljer det alternativ som har det bästa "sämsta utfall". Det är sätt att gardera sig mot de värsta möjliga utfallen.
- *Savage-kriterium*, det så kallade "ångern-kriteriet", där man väljer det alternativ som minimerar den möjliga "ångern" av att ha valt fel alternativ. (Ett bra exempel är fallet då man köper aktier och i efterhand värderar sitt köp efter hur mycket man ångrar att man inte köpte en annan sort.) Det här kriteriet kan tyckas vara märkligt, men i praktiken är det ofta användbart eftersom det tenderar att välja alternativ som ger ett robust utfall (där variationen i utfallet är inte så stort vid olika framtida omständigheter).

---

<sup>5</sup> Det går att hantera beslut som fattas under (c) osäkerhet eftersom man med det Bayesianska synsättet tillåter sig att gissa de sannolikheter man inte har. Det finns dock en risk att man glömmer bort på vilka premisser modellen är gjord och sätter alltför stor vikt vid de resultat som en sådan modell ger.

I en Bayesiansk *beslutsmodell* (som består av värde- och beslutsnoder, se avsnitt 2.3) väljs alltid det alternativ som ger det högsta förväntansvärdet, alltså det alternativ som i medeltal skulle ge det bästa resultatet om man upprepar beslutet ett stort antal gånger. Men som vi har sett ovan så är förväntansvärdet inte ett bra beslutskriterium i alla situationer.

Det är viktigt att man reflekterar över om det enda kriterium som finns till hands i ett BN (förväntansvärdet) är rätt val för det problem man har.

### 3.3 Vad man bör tänka på innan man börjar bygga en modell

Innan man bygger en modell måste man fundera över *vad* modellen ska användas till, och *vem* som ska använda den. Modellens syfte avgör vilka aspekter av ett problem som måste modelleras och kommer alltså att styra vilka noder, tillstånd och länkar som bör tas med.

Vilka som ska vara med i processen att utveckla modellen beror bland annat på vem som i slutändan ska använda modellen. Om analytikern (utvecklaren) själv ska använda modellen för att förstå ett problem så kan han/hon nöja sig med att hämta in information om problemet (via litteratur, intervjuer, workshops) och sedan bygga modellen själv. Är det någon annan som ska använda modellen så är det viktigt att denna person är med under hela utvecklingen så att han/hon förstår hur modellen fungerar och accepterar de förenklingar som har gjorts.

Generellt bör man fundera över:

- Vem äger problemet (och vill i slutändan ha svar på ett antal frågor)?
- Vem har kunskap om problemet?
- Vem ska utveckla modellen?
- Hos vem måste den färdiga modellen förankras?

Oftast är fler personer involverade och det är då viktigt att ha en arbetsprocess som tar tillvara allas kunskaper och intressen.

### 3.4 Att facilitera en expertgrupp

I vissa fall kan det vara fördelaktigt att utveckla en modell tillsammans med en grupp personer. Vi förutsätter i den vidare texten att denna grupp består både av personer som äger problemet och av experter som känner till hur det modellerade systemet fungerar. Analytikerns roll blir då – utöver att ta fram modellen – att facilitera gruppen.

En grupp på CSIR<sup>6</sup>, har länge arbetat på det sättet. I det här avsnittet beskriver vi deras erfarenheter av att utveckla Bayesianska nätverk tillsammans med en grupp av experter.

På CSIR arbetar man oftast i par, vilket gör det möjligt att växelvis facilitera samt att fokusera på både modell- och gruppsykologiska aspekter. Den ena personen agerar facilitator och leder gruppen i arbetet att bygga den grafiska strukturen i det Bayesianska nätverket, och den andra personen dokumenterar processen samt utvecklar en BN-modell i programmet Hugin.

Den generella processen för att bygga ett Bayesianskt nätverk delas in i fyra steg som itereras:

1. Bestäm vilka noder som behövs för att beskriva systemet.
2. Bestäm tillstånden för respektive nod.
3. Bestäm sambanden mellan noderna (länkarna).
4. Bestäm de betingade sannolikheterna.

---

<sup>6</sup> CSIR = Council for Scientific and Industrial Research (Sydafrikas motsvarighet till FOI)

På CSIR har man valt att inleda arbetet med att formulera en ”jackpotfråga” som är den viktigaste frågan som beslutsfattaren vill ha svar på. Ett exempel på en jackpotfråga som man skulle kunna ha ställt sig innan man utvecklade modellen i figur 5 är ”Ska jag ta med mig paraplyet eller ej?”. Ett mer realistiskt exempel är frågan ”Hur påverkas StriC:s omvärlds-uppfattning om noderna sätts ur funktion eller tillförs felaktig information?”, som vi använde i den studie som presenteras i kapitel 5.

Jackpotfrågan syftar till att tidigt skapa en tydlig problemformulering samt att hitta avgränsningar i problemet. Att ena gruppen kring en jackpotfråga innebär också att gruppen ges möjlighet att diskutera problemet tillsammans innan själva arbetsprocessen startar. Här är det också lämpligt att identifiera vem beslutsfattaren är och vem som berörs av beslutet.

Därefter följer arbetet med att identifiera viktiga variabler (10–20 stycken är en lämplig mängd) som påverkar svaret på jackpotfrågan. Dessa variabler blir noder i ett Bayesianskt nätverk. Man bör notera vilka variabler som man själv har kontroll över och vilka som är osäkra (exempelvis vädret). Sedan måste man gå vidare och hitta orsaks- och verkanssamband mellan noderna. Här är det bra om facilitatorn kan gå igenom alla noder systematiskt. Slutligen ska de olika tillstånden hos variablerna identifieras. Det är en fördel om man kan hålla nere antalet tillstånd eftersom det påverkar antalet sannolikheter som man senare måste precisera. När detta är klart är det dags att föra över modellen till datorverktyget.

De kausala sambanden kvantifieras i form av betingade sannolikheter mellan de olika nodernas tillstånd (CPT:er). Denna information kan man antingen ta fram tillsammans i gruppen eller samla in i efterhand. Om möjligt kan sannolikheter hämtas in via observationer, men då tillgången till empiriska data ofta är begränsad kan analytikern tvingas använda alternativa källor för att fylla nätverket med indata. Antingen kan sannolikheter hämtas in via enkäter till berörda personer eller genom att man låter samma experter som var med i gruppen uppskatta värdena. Erfarenhetsmässigt räcker det ofta med att välja sannolikheterna från skalan 0 %, 25 %, 50 %, 75 % och 100 % och sedan förfina dem efterhand om det behövs.<sup>7</sup>

Facilitatorns roll under processen är att hjälpa gruppen att bygga nätverket. Ett bra hjälpmedel i det sammanhanget är vanliga gula post-it-lappar som kan symbolisera de olika noderna och enkelt flyttas runt på en white board allteftersom modellen revideras. Facilitatorn har i uppgift att hela tiden ställa frågor till gruppen för att verifiera att den skissade strukturen på ett riktigt sätt representerar problemet som modelleras, och om så inte är fallet – att korrigera modellen.

Att arbeta med en grupp är fördelaktigt när problemområdet är svårgreppbart och inte låter sig beskrivas utan att samla relevant kompetens. En annan fördel är att mottagare av problemet lättare förstår hur modellen fungerar och accepterar förenklingar om de är delaktiga i uppbyggnaden av modellen. Viktigt är att gruppen så långt det är möjligt hålls homogen under hela processen samt att avvägningar och avgränsningar i diskussionen noga dokumenteras, helst synligt under processens gång så att alla i gruppen kan se dem hela tiden.

En annan erfarenhet från CSIR är att en stor BN-modell behöver ett interface om man ska överlämna modellen till någon utanför utvecklargruppen. Ett interface gör det lättare för användaren att arbeta med den färdiga modellen. I vår egen verksamhet (på FOI) är det oftast en operationsanalytiker som använder en modell och då ställs inte samma krav på användargränssnittet eftersom vi får anta att operationsanalytikern är insatt i hur modellen fungerar. Man bör vara medveten om att det krävs rätt så mycket merjobb i form av användarvänlighet och dokumentation om man ska utveckla en modell för att ”ge bort” till en användare.

---

<sup>7</sup> Enligt Alta de Waal, analytiker på CSIR

## 4. Exempel på problem som modellerats med Bayesianska nätverk

När vi startade vår metodfördjupning inom Bayesianska nätverk så började vi med att göra en litteratursökning på vad som har gjorts inom området tidigare, inom och utanför FOI. Här redovisar vi resultatet av den undersökningen samt listar de BN-projekt som påbörjats på Förvarsanalys.

### 4.1 Militära tillämpningar

Bayesianska nätverk används inom flera olika områden, bland annat textanalys, bildbehandling, beslutssystem för att ställa diagnoser inom medicinen och andra typer av beslutsstöds-system.<sup>8</sup> När vi genomförde vår litteraturundersökning valde vi att först se vad som gjorts inom FOI och sedan vidga oss till militära tillämpningar inom Sverige.

De arbeten som gjorts inom FM-familjen är företrädesvis utförda inom FOA/FOI. Det finns ett fåtal rapporter där man använt sig av Bayesiansk statistik (och alltså inte nätverk) för att studera exempelvis tillförlitlighetsteknik och mållokalisering [Broberg 1971, Gustafson 1973, Olander 1988, Arnborg 2000, Falk 2004]. Dessutom har det på senare tid kommit ett antal rapporter där man använt BN för att hantera problem inom informationsfusionsområdet och för att representera och känna igen militära organisationer och deras uppträdande:

Johan Björnfot (examensarbetare på Institutionen för Data- och Informationsfusion, FOI) har använt sig av BN för att ur observationer av militärfordon i kolonn kunna dra slutsatser om vilken sorts förband fordonen tillhör [Björnfot 2000]. Thomas Kaijser (Institutionen för Data- och Informationsfusion, FOI) har använt BN för observation och följning av markmål [Kaijser 2004].

Robert Suzić (Institutionen för Systemmodellering, FOI) har i en rapport [Suzić 2003a] använt sig av BN för att beskriva militära organisationer och deras beteende medan han i en senare rapport [Suzić 2003b] använt BN för att beskriva och dra slutsatser om fientliga förbands motiv och omvärldsuppfattning från deras rörelser i terrängen. Suzić har även i samarbete med Ronnie Johansson (NADA, KTH) vidareutvecklat arbetet i den sistnämnda rapporten genom att lägga till mekanismer för att styra de sensorer som används för att följa de fientliga förbandens rörelser [Johansson 2004].

Erik Lindberg (Institutionen för Militär Operationsanalys, FOI) har skrivit ett examensarbete [Lindberg 2002] som i huvudsak handlar om Bayesiansk statistik, men i bilaga två beskrivs tre militära tillämpningar av BN.

I en rapport om informationsfusion [Cantwell 2000] görs en genomgång av de intressantaste forskargrupperna som arbetar med Bayesiansk teori och nätverk, och i rapporten finns ett antal referenser till gruppernas arbeten. För dessa grupper rör det sig dock främst om metodutveckling snarare än modellering av ”skarpa” problem med BN.

Vi har bara hittat en handfull arbeten gjorda i Sverige om BN med militära tillämpningar utanför FOA/FOI. På KTH<sup>9</sup> har man använt Bayesianska nätverk tillsammans med spelteoretiska metoder för att studera C2-frågor [Brynielsson 2004a, Brynielsson 2004b] medan man på Växjö universitet och Linköpings universitet gjort examensarbeten om informations- & datafusion [Hugdahl 2001] och situationsuppfattning för stridspiloter [Ivansson 2002].

Internationellt finns det däremot stora mängder arbeten tillgängliga. En sökning på ”military+bayesian+networks” gav exempelvis 25.000 träffar på [www.google.se](http://www.google.se).

<sup>8</sup> [en.wikipedia.org/wiki/Bayesian\\_network](http://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_network)

<sup>9</sup> Decision Support Group, NADA: [www.nada.kth.se/theory/dsg/](http://www.nada.kth.se/theory/dsg/)



## 4.2 Övriga erfarenheter på FOI Försvarsanalys

På FOI Försvarsanalys har Tom Ritchey, Maria Stenström och Anna-Lena Lökvist-Andersen initierat flera BN-arbeten under 2004. De har även inlett ett samarbete med sydafrikanska CSIR och Alta de Waal, som är analytiker där. Tom, Maria och Anna-Lena har påbörjat fyra arbeten på FOI (som i skrivande stund inte har avslutats):

### *Tekla*

Teklamodellen utvecklas åt Räddningsverket och syftar till att vara ett tränings- och beslutsunderlag inom räddningstjänsten. Modellen påvisar ett "bästa" alternativ för att släcka en specifik brand eller göra en insats mot ett läckage med hänsyn till miljöeffekter på kort och lång sikt i händelsens närområde.

### *OXA Riskanalys*

Projektet OXA (oexploderad ammunition) skall använda BN för att skapa ett besluts- och riskanalysunderlag då militära skjutfält övergår till att användas för civilt bruk. Idag finns en väl fungerande modellprototyp. Arbetet har beställts av FM och en slutprodukt skall levereras 2005.<sup>10</sup>

### *Olyckor*

Projektet skall bygga en BN-modell som visar på samband mellan olyckor och olika förebyggande åtgärder, exempelvis information i skolor och brandvarnare. Ett inledande arbete har beställts av Räddningstjänsten i Stockholm, Göteborg och Malmö.

### *Arméövningsutvärdering*

Med hjälp av ett BN skall en modell för utvärdering av övningar tas fram. BN-modellen kopplas till en AHP-modell<sup>11</sup> och slutprodukten skall utformas så att en utvärderare matar in data för övningsförutsättningar och resultat för att kunna göra en bedömning på det övade förbandets förmåga. Arbetet har beställts av FM GRO Armé OA (OA-gruppen på Försvarsmaktens grundorganisationsledning).

Tom Ritchey, Maria Stenström och Anna-Lena Lökvist-Andersen har i sitt arbete identifierat få problem som kan lösas direkt med BN. Innan en BN-modell utvecklas måste problemets variabler vara tydligt definierade. Därför krävs ofta inledningsvis att problemet struktureras med en annan metod (jämför avsnitt 3.1). I projekten "Tekla", "OXA" och "Olyckor" har de därför använt sig av morfologisk analys för att hitta lämpliga variabler och tillstånd till ett BN. I projektet "Armé, övningsutvärdering" fanns däremot ett väldefinierat problem som direkt lämpade sig för att modelleras med BN.

Att arbeta med grupper ställer stora krav på analytikern. Tom och Maria är av den bestämda uppfattningen att minst två analytiker skall arbeta tillsammans då en BN-modell utvecklas. Detta ger möjlighet att växeldra samt att fokusera på både modell- och gruppsykologiska aspekter.

Erfarenheten har också visat att analytikern måste vara medveten om vilken typ av arbete som kan utföras i grupp och vad som lämpar sig som backofficearbete. Detta varierar mellan olika grupper men generellt kan sägas att stora modelländringar ofta måste "sanktioneras" av hela gruppen medan mindre ändringar i slutfasen av ett projekt med fördel görs backoffice av analytikern och någon enstaka gruppmedlem.

---

<sup>10</sup> Den som är intresserad av modellen kan kontakta Peter Westrin, FOI Försvarsanalys.

<sup>11</sup> Analytical Hierarchy Process – en multimålmetsod

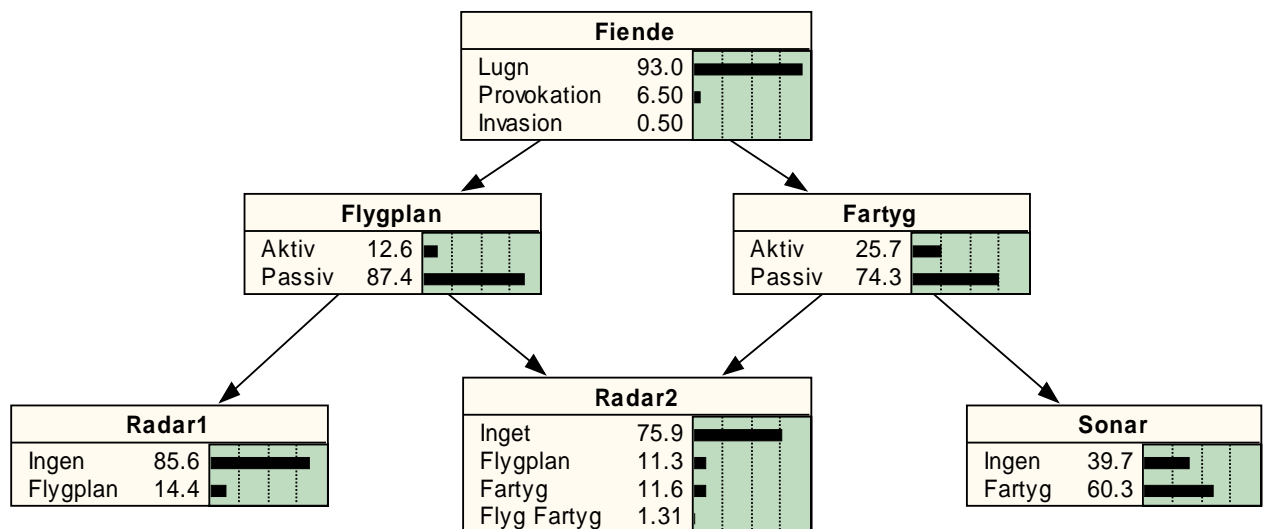
## 5. Ett exempel från Försvarsanalys: Telekrigsmodellen

Här beskriver vi ett exempel där vi själva har applicerat Bayesianska nätverk på ett av Försvarsanalys problem. Tillsammans med projektet Telekrig i NätverksBaserat Försvar (Tk NBF), som ägde problemet, tog vi fram en modell över hur StriC:s omvärldsuppfattning påverkas av telekrigsåtgärder mot sensor- och kommunikationssystem. Vi beskriver här våra erfarenheter från arbetet. Inledningsvis beskrivs också en enkel sensormodell som illustrerar de bakomliggande principerna för vad vi ville åstadkomma.

### 5.1 En enkel sensormodell

Under vårt inledande arbete byggde vi ett antal modeller i syfte att lära oss styrkorna och svagheterna med Bayesianska nätverk. En av dessa modeller var en sensormodell som visas i figur 7. Modellen visar hur en antagonists intentioner styr användandet av dess sjö- och luftstridskrafter och hur deras uppträdande sedan kan detekteras av våra sensorer.

Modellen visar något av styrkan med BN eftersom man i en och samma modell kan hantera strategiska överväganden (vad vi tror om fiendens intentioner), doktrinfrågor (hur fienden använder sina stridskrafter givet deras intentioner) och sensorfusion (våra möjligheter att upptäcka fienden givet stridskrafternas uppträdande och våra sensorer).



Figur 7. En BN-modell som beskriver hur fiendens intention (lugn, provokation eller invasion) styr uppträdandet hos flygplanen och fartygen i ett område. Flygplanens och fartygens uppträdande kommer i sin tur påverka vad vi uppfattar med våra sensorer – två radarsensorer och en sonar. Modellens styrka är att då vi väl har beskrivit sambanden mellan de olika noderna så kan modellen utifrån den information vi får från våra sensorer ”räkna baklänges” och göra en uppskattning av vilken intention fienden har.

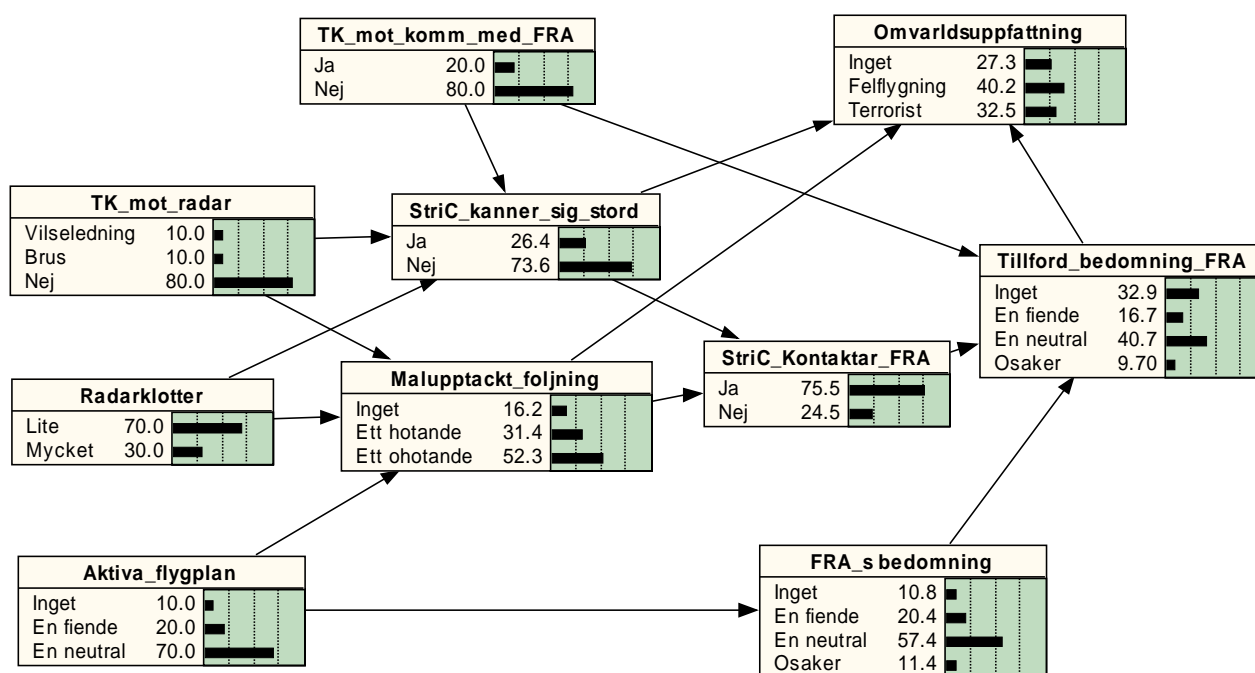
Sannolikheterna i de övre lagren i modellen är till största del subjektiva sannolikheter medan sannolikheterna i de nedre lagren, på sensornivå, som används för att beskriva sensorernas prestanda är mer objektiva. Modellen är naturligtvis mycket schematisk, men möjligheten att från sensordata direkt kunna skatta fiendens intentioner är tilltalande.

I samband med BN-seminariet (se avsnitt 1.5) visade vi sensormodellen och diskuterade kring den. Från den modellen föddes tanken att försöka använda BN för att analysera inverkan av telekrig mot ett sensorsystem. En modell som den ovan skulle nämligen relativt enkelt kunna utökas med fiendens telekrigsåtgärder och på så sätt skulle man kunna studera hur känslig vår omvärldsuppfattning är för telekrigsåtgärder.

## 5.2 En utökad modell för att beskriva inverkan av telekrig på StriC

Projektet Tk NBF har under 2004 studerat befintliga moderna spanings- och ledningssystem för att undersöka om beslutsprocessen i dem kan störas med telekrigsåtgärder. Deras övergripande frågeställning har varit hur FM:s sårbarhet påverkas av en angriparens telekrigföring då försvaret blir nätverksanpassat. Speciellt har de studerat StriC vid F20 i Uppsala eftersom det är ett av de få system som kan anses vara nätverksbaserade redan idag.

Tillsammans med Tk-projektet beslöt vi att utveckla en BN-modell för att se om den kunde ge en förståelse för inverkan av olika telekrigsåtgärder på StriC. Tobias Jonason (FOI Försvarsanalys) var sammanhållande från Tk-projektet, som i övrigt bestod av Roland Heickerö, Lars Falk och Per Hyberg.



Figur 8. En modell över hur StriC kan påverkas av telekrigsåtgärder. Modellen togs fram tillsammans med projektet Tk NBF, en grupp på fyra personer. Totalt sågs vi vid fyra tillfällen.

Vi inledde arbetet med en workshop tillsammans med Tk-projektet där vi följde den arbetsgång som vi har beskrivit i avsnitt 3.4. En kort version av arbetsgången finns även beskriven i bilaga 2. Inom OAM delade vi ut roller som facilitator, dokumenterare och modellerare. Arbetsgången under workshopen (som varade drygt tre timmar) gick bra att följa, vi hann med det vi hade förutsatt oss och vid dagens slut hade vi redan ett första utkast på noder och sambanden mellan dessa. Jackpotfrågan formulerades:

*”Hur påverkas StriC:s omvärldsuppfattning (genom telekrig) om noderna sätts ur funktion eller tillförs felaktig information?”*

Vi kunde snabbt bygga en första version av en modell från utkastet under den inledande workshopen. Efter flera varvs itereringar kom den slutligen att se ut som i figur 8. Det är svårt att uppskatta hur lång tid som gick åt att bygga modellen eftersom vi arbetade med många saker parallellt, men vi uppskattar att det tog knappt en manvecka att föra en dialog med Tk-projektet, bygga modellen och slutligen fylla den med data.

I modellen övervakar StriC ett flygrestriktionsområde inom vilket det råder flygförbud. Det kan hända att det kommer in flygplan i området, förmodligen är det då ett civilt flygplan som har navigerat fel, men det kan också röra sig om ett fientligt flygplan som ska utföra en terroristattacker. StriC har i uppgift att upptäcka och följa planet och kanske ta hjälp av FRA (Försvarets radioanstalt) för att identifiera det. Fienden å sin sida vill antingen dölja en attack genom att störa radarsystemet och/eller kommunikationen med FRA eller så vill de få StriC att tro att en attack är på gång, exempelvis genom att generera falska radarekon, trots att så inte är fallet.

Modellens stora svaghet är att den inte på ett bra sätt hanterar de olika tidsaspekter som finns. Exempelvis är StriC:s omvärldsuppfattning något som gradvis växer fram och inte något statiskt som i modellen. Som modellen ser ut nu kan den bara ge sannolikheten för att StriC har en felaktig omvärldsuppfattning. Det man kanske snarare vill ha svar på är hur länge StriC låter sig vilseledas av telekrigsåtgärderna. Det går att i viss utsträckning få in tidsaspekterna i modellen genom att specificera vid vilka tidpunkter de olika tillstånden gäller, men för att få en mer användbar modell krävs nog att man använder sig av en metod som mer explicit hanterar tidsförlopp. En annan svaghet hos modellen är att det inte går att modellera de loopar i beslutskedjan som förekommer i verkligheten.

Efter att ha experimenterat med modellen kunde Tk-projektet konstatera att upplösningen var för låg för att de skulle kunna ha en direkt nytta av modellen. De beslöt därför att göra en Morfologisk Analys tillsammans med representanter för StriC för att kunna identifiera och specificera ytterligare noder, med tanken att dessa skulle kunna utnyttjas i ett mer detaljerat BN. När denna rapport skrivs så har vi inte arbetat vidare med det Bayesianska nätverket.

## 6. Diskussion

Här diskuterar vi styrkor och svagheter hos Bayesianska nätverk rent generellt och redovisar de erfarenheter vi fått under vårt arbete. Vi diskuterar också hur pass användbar vi tror att metoden är på Försvarsmaktens problem – som är vårt traditionella OA-område.

### 6.1 Styrkor hos Bayesianska nätverk

Vi har i rapporten på ett flertal ställen nämnt vilka problem som lämpar sig att modellera med BN och vilka insikter man kan uppnå om man gör det. Nedan gör vi ett försök att räkna upp de fördelar vi tycker är viktigast:

En styrka med Bayesianska nätverk är att man i dem kan väga samman all information man har, även om den är osäker. Strukturen tvingar oss också att tydliggöra det vi *inte* vet. En annan styrka är att man kan ta hänsyn till apriorisannolikheter. Dessutom är det möjligt att kombinera objektiva och subjektiva sannolikheter i samma modell. Detta innebär att analytikern tillåts arbeta både med empiriska data samt med expertutlåtanden.

Bayesianska nätverk är dessutom oftast robusta även om vi saknar information. I praktiken går det ofta bra att skatta de sannolikheter man är osäker på, särskilt om man uppdaterar nätverket efter hand med nya data.

I Bayesianska nätverk finns möjligheten att räkna ”baklänges” och på så sätt kunna säga något om vad som sannolikt orsakade ett givet utfall. Man kan bygga en enkel modell som beskriver de kausala sambanden i rätt följd. Om man sedan matar in data i de noder som ligger ytterst i nätverket (konsekvenserna), så kan modellen beräkna sannolikheterna för tillstånden i föräldranoderna (orsakerna).

Det går lätt och snabbt att bygga en BN-modell med de verktyg som finns tillgängliga (se bilaga 1). Det är enkla verktyg som alla OA kan ha tillgång till. Om man har ett problem som är något så när väl lämpat för modellering med BN kan man bygga en fullt fungerande prototyp på bara någon timme medan en färdig modell kan ta två dagar, varav en är för framtagning av noder, tillstånd och beroenden och den andra för bestämning av sannolikheterna.

### 6.2 Svårigheten att sätta rätt apriorisannolikheter

Det är inte ovanligt att vi kan modellera en situation hyfsat bra så när som på att ansätta apriorisannolikheter. Sensormodellen i figur 7 är ett sådant exempel. Vi har relativt mycket data som gör att vi kan ansätta sannolikheterna för att våra sensorer ska kunna upptäcka olika plattformar, men hur ska vi kunna ansätta en realistisk sannolikhet för att en fiende vill invadera oss (givet att vi inte har någon annan information)?

Erfarna användare av Bayesianska nätverk brukar påstå att det inte spelar så stor roll vad man ansätter för sannolikheter från början om man bara har tillräckligt många observationer av tillstånden i nätverket som man kan uppdatera det med efter hand. I praktiken så påverkar apriorisannolikheterna i så fall inte det slutliga resultatet så mycket. Man kan därför tillåta sig en viss frihet beträffande vilka sannolikheter man ansätter.

Man bör också komma ihåg att Bayesianska nätverk kan användas för att räkna på subjektiva sannolikheter. Resultatet är då naturligtvis baserat på subjektiva ansatser och utger sig inte för att vara objektivt. Det är bättre att utgå från en subjektiv uppskattning än att avstå från att analysera problemet. För användaren av en modell gäller som vanligt att man måste överväga vad resultatet egentligen visar, baserat på de antaganden man gjort från början.

### 6.3 Fallgropar

De fallgropar som finns när man arbetar med BN är mer eller mindre samma fallgropar som alltid finns när man arbetar med modellering och simulering. Det som kan vara lite speciellt är att det är så enkelt att bygga en modell i form av ett BN att det är lätt att man börjar implementera en modell innan man är klar med den konceptuella modellen. Det är naturligtvis enkelt att göra om modellen, men det är ändå lätt att man låser sig vid en tidig implementation och då särskilt om man har fyllt i en stor tabell med betingade sannolikheter.

Om systemet är mindre väl lämpat för modellering med BN kan man tvingas lägga till ”artificiella” noder för att få ett önskat beteende. Att bestämma hur detta ska göras kan i sig ta tid, men det stora problemet är snarare att de betingade sannolikheterna på dessa noder inte har någon direkt koppling till verkligheten och därför kan vara svåra att sätta.

Om man har ett system med många beroenden mellan noderna kommer CPT:erna (tabellerna med de betingade sannolikheterna) att bli mycket stora och svåröverskådliga. I de program som vi undersökt finns inget riktigt bra stöd för att hantera detta. I värsta fall bör man överväga att förenkla modellen genom att ta bort de beroenden som har minst inverkan på systemet. Man kan även få stora CPT:er om man har många tillstånd på varje nod men detta är relativt enkelt att hantera så länge man har högst två föräldranoder.

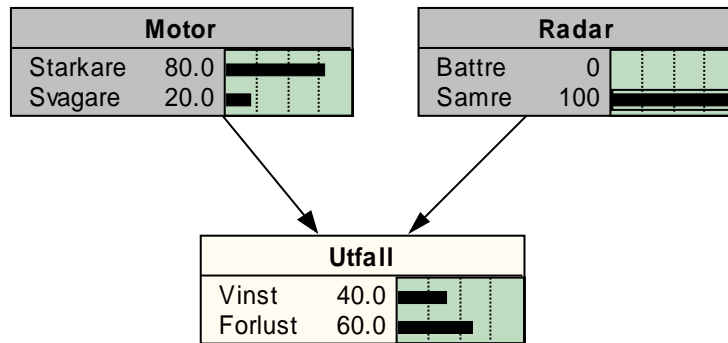
En erfarenhet från vårt arbete blev av grupp dynamisk art snarare än en insikt i hur det är att arbeta med Bayesianska nätverk: Om man inte inledningsvis lyckas samla *alla* som vill kunna påverka hur modellen ser ut och vad den ska användas till så finns det risk för att man själv måste jämka samman olika syften med modellen. Det är bättre om man lyckas samla hela gruppen från början och låter deltagarna diskutera sinsemellan.

### 6.4 Stora och små modeller

Det är lätt hänt att man bara tänker på stora och imponerande modeller när man tänker på modellering och simulering, men man bör inte glömma bort att även mindre och enklare modeller kan ge intressanta resultat. Vi har gett ett antal exempel i kapitel 2 på sådana modeller och anser att BN är väl lämpat för just den sortens modeller.

För en duellsituation mellan olika flygplanstyper skulle man exempelvis kunna använda ett BN för att beräkna sannolikheten för att ett flygplan vinner duellen givet olika egenskaper hos flygplanen (se figur 9). Denna enkla modell går sedan att utvidga genom att låta fler faktorer inverka på utfallet (Radarsignatur, Beväpning, m.m.) men även genom att ha fler tillstånd på noderna (i stället för Motor = Starkare / Svagare kan man ha Mycket starkare / Något starkare / Lika starka / Något svagare / Mycket svagare).

Genom att på detta sätt börja i liten skala kommer man gradvis att bygga upp en kompetens som förhoppningsvis innebär att man i slutändan kan ge sig i kast med större system men kanske främst att man kan avgöra vilka system som kan eller bör modelleras med BN.



Figur 9. En modell som illustrerar hur man kan använda BN för avdömningar. Om vi är ganska säkra (80 %) på att ett flygplan har starkare motor och helt säkra på att det har sämre radar än ett annat flygplan så ger detta, enligt denna modell, en vinstsannolikhet i en duell-situation på 40 %.

## 6.5 Användbarhet på Försvarmaktens problem

Bayesianska nätverk är naturligtvis inte användbara på alla problem som OA-grupperna idag hjälper FM att lösa. Å andra sidan så är de problem vi idag arbetar med begränsade av de metoder vi för närvarande behärskar. Vi anser att så fort man arbetar med problem där man hanterar sannolikheter så är BN en tänkbar metodkandidat, kanske inte för att hantera hela problemet men eventuellt delar av det. I kapitel 3 finns visst stöd för att avgöra om ett givet problem lämpar sig för BN. Vi bedömer att Bayesianska nätverk är användbara på flera sorters problem, dels sådana som OA-grupperna löser idag, som exempelvis att ta fram avdömningsunderlag, dels sådana som OA-grupperna traditionellt inte brukar lösa, men där de skulle kunna erbjuda sina tjänster. Exempel i den senare kategorin är sensorfusion/datafusion och bedömning av värdet på underrättelser.

## Referenser

Ackoff, Russell L.; *Redesigning the future: A Social Approach to Societal Planning*. ISBN 0471002968. John Wiley & Sons, Inc., 1974.

Arnborg, Stefan; Artman, Henrik; Brynielsson, Joel; Wallenius, Klas; "Information Awareness in Command and Control: Precision, Quality, Utility" i *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion (FUSION 2000)*, sidor ThB1/25-32, Paris, Frankrike, juli 2000.

Björnfot, Johan; *Modellering av kolonnproblemet – en studie inom området informationsfusion*. FOA-R--00-01448-505--SE, 2000.

Broberg, H.; Gustafson, I.; Sandin, F.; *Redovisning av litteraturstudie i Bayesiansk metodik*. FTL A 16:10, 1971.

Brynielsson, Joel; Arnborg, Stefan; "Bayesian Games for Threat Prediction and Situation Analysis" i *Seventh International Conference on Information Fusion [FUSION 2004]*, volym 2, sidor 1125-1132, Stockholm, Sverige, juni 28-juli 1, 2004a.

Brynielsson, Joel; "Game-Theoretic Reasoning in Command and Control" i *15<sup>th</sup> Mini-EURO Conference: Managing Uncertainty in Decision Support Models (MUDSUM 2004)*, Coimbra, Portugal, September 2004b.

Cantwell, John; Schubert, Johan; Svensson Per; *Informationsfusion. Förslag till "strategisk forskningskärna" år 2001–2005*. FOA-R--00-01632-505--SE, 2000.

Eriksson, E. Anders; *Metoder för strukturerad brainstorming*. FOI-R--0662--SE, 2003.

Falk, Lars; *Kvantitativa beslut i nätverksbaserat försvar*. FOI-R--1390--SE, 2004.

Golub, Andrew Lang; *Decision Analysis. An Integrated Approach*, kapitel 4. ISBN 047115511X, USA, Wiley, 1997.

Gustafson, Inger; *Bayesiansk metodik vid sammanvägning av tillförlitlighetsinformation från prediktering och försök*. FTL A 16:38, 1973.

Hugdahl, Lisette; Karlsson, Elin; *Informations- & datafusion*. ISSN 1650-2647, ISRN VXU/MSI/MA/E/--01064/--SE, 2001.

Ivansson, Johan; *Situation Assessment in a Stochastic Environment using Bayesian Networks*. LITH-ISY-EX-3267-2002, 2002.

Jensen, Finn Verner; *Bayesian Networks and Decision Graphs*. ISBN 0-387-95259-4. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2001.

Jensen, Finn Verner; *An Introduction to Bayesian Networks*. ISBN 1-85728-332-5. London, England: Taylor & Francis, 2002.

Johansson, Henrik; *Sammanfattning av fas 3 i projektet Ekonomisk optimering av det industriella brandskyddet*. Brandteknik, Lunds tekniska högskola, Lunds universitet, Rapport 3125, Lund 2002.



Johansson, L. Ronnie M.; Suzić, Robert; "Bridging the Gap between Information Need and Information Acquisition" i *Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion*, volym 2, sidor 1202-1209, juni 28-juli 1, 2004

Kaijser, Thomas; *Om modeller för observation och följdning av markmål baserade på Dolda Markovprocesser och Bayesianska nät*. FOI-R--1192--SE, 2004

Korb, Kevin B.; Nicholson, Ann E.; *Bayesian Artificial Intelligence*. ISBN 1584883871, Boca Raton, FL, USA: Chapman & Hall/CRC, 2004.

Lignell, Maria; von Porat, Charlotta; *Vad är metod för en samhällsvetare? Citatsamling*. FOA 14 D 10202 juni 1991.

Lindberg, Erik; *Bayesiansk hypotesprövning för utvärdering av fiendens handlingsalternativ*. KTH, TRITA-NA-E02070, 2002.

Olander, Nils; *Några metoder för osäkra resonemang*. FOA rapport C 30492-3.3, 1988.

Pidd, Mike; *Tools for thinking*. ISBN 0-471-96455-7, England, Wiley, 1996.

Ritchey, Tom; "Fritz Zwicky, 'Morphologie' and Policy Analysis" i *16<sup>th</sup> EURO Conference on Operational Analysis*, Bryssel, 1998. (Går att ladda ner via [www.foi.se/ma](http://www.foi.se/ma).)

Suzić, Robert; *Generic Representation of Military Organisation and Military Behaviour: UML and Bayesian Networks*. FOI-S--1089--SE, 2003a.

Suzić, Robert; *Representation and Recognition of Uncertain Enemy Policies Using Statistical Models*. FOI-S--1087--SE, 2003b.

Waters, Donald; *A Practical Introduction to Management Science*. ISBN 0201178478. Pearson Higher Education, 1998.

## Bilaga 1 – Datorstöd för modellering av Bayesianska nätverk

Det finns en mängd olika programvaror för att bygga och analysera Bayesianska nätverk. Här presenterar vi tre av dem och jämför deras prestanda.

### 1. Tre programvaror

Vi har arbetat med tre olika programvaror under arbetets gång: Hugin, Netica och GeNIe. Programmen beskrivs kortfattat nedan. Utöver dessa tre finns det ett stort antal program som kan användas för att bygga och analysera Bayesianska nätverk. Vi har inte gjort någon systematisk genomgång av alla dessa program utan bara testat program tills vi hittat något som varit bra nog för våra behov. En sammanställning av program för BN (och "Graphical Models") går att hitta på <http://www.ai.mit.edu/~murphyk/Bayes/bnsoft.html>. Denna lista (något bearbetad) finns även tillgänglig i bokform [Korb 2004] samt på webben.<sup>12</sup> Där har man även tittat på några av de intressantare programmen mera i detalj. Hugin och Netica verkar vara de två kommersiella program som har störst spridning medan GeNIe verkar vara det intressantaste av gratisprogrammen. Alla tre programmen har väl täckt upp de behov vi haft under arbetets gång.

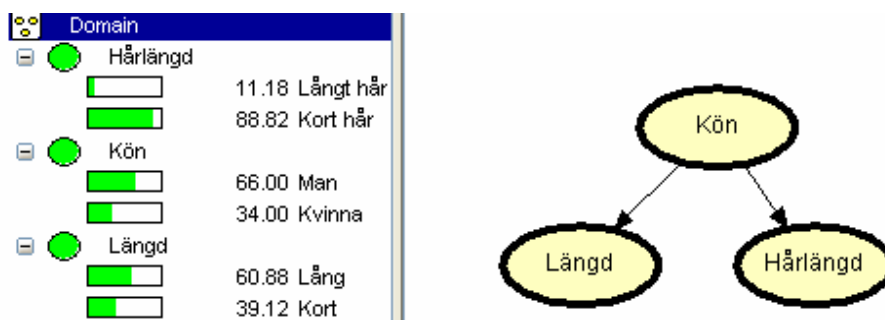
#### 1.1 Hugin Expert

Tillverkare: Hugin Expert A/S, Danmark, [www.hugin.com](http://www.hugin.com).

Det finns ett antal varianter av *Hugin*, från *Hugin Educational* (6.300 danska kronor) till *Hugin Developer* (47.800 danska kronor) som innehåller verktyg för att bygga fristående program. De varianter som torde vara aktuella för FOI är *Hugin Explorer* (23.800 danska kronor) och möjligtvis *Hugin Researcher* (12.745 danska kronor för akademiska institutioner).

Alla varianterna finns för Windows 98/NT/2000/XP, Solaris 7–8 och Red Hat Linux 7.0. *Hugin Developer* och *Researcher* finns även för Mac OS X.

Vi har använt demoversionen *Hugin Lite* (huvudsakligen version 5.7 men även 6.4) som är en begränsad version av *Hugin Developer/Hugin Researcher*. Begränsningen består i att programmet bara kan hantera 50 tillstånd och bara 500 fall vid träning av ett nätverk.



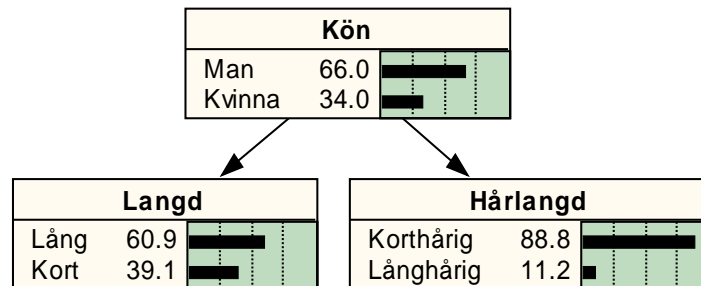
Figur 10. Gränssnitt till programmet Hugin. Nätverket beskriver den modell som redovisas i avsnitt 2.4.

<sup>12</sup> [www.csse.monash.edu.au/bai/book/appendix\\_b.pdf](http://www.csse.monash.edu.au/bai/book/appendix_b.pdf). Vi har också lagt upp en kopia av sidan på OAM:s interna hemsida (FOI Intranät).

## 1.2 Netica

Tillverkare: Norsys Software Corp., Canada, [www.norsys.com](http://www.norsys.com).

*Netica* finns för Windows 95/98/NT4/2000/XP och PowerPC Macintosh (ej nativt under OS X). Programmet kostar US \$585. Vi har använt version 1.12 i demoläge vilket innebär att man maximalt kan ha 15 noder i ett nätverk.

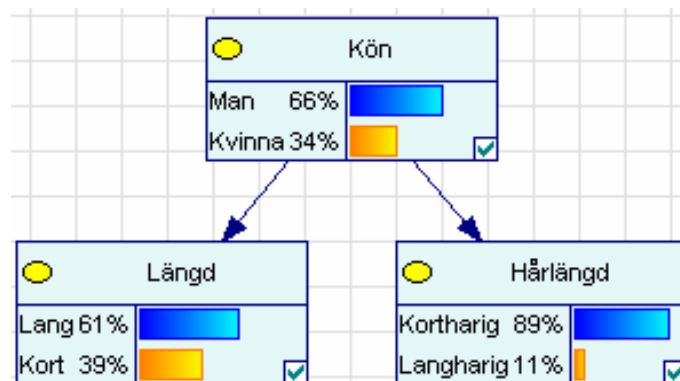


Figur 11. Gränssnitt till programmet *Netica*. Nätverket beskriver den modell som redovisas i avsnitt 2.4.

## 1.3 GeNIe

Tillverkare: Decision Systems Laboratory, University Of Pittsburgh, USA, [www.sis.pitt.edu/~genie/](http://www.sis.pitt.edu/~genie/).

*GeNIe* är ett gratisprogram som endast finns för Windows (oklart vilka versioner). *GeNIe* är det grafiska användarskalet (Graphical Network Interface) för *SMILE* (Structural Modeling, Inference, and Learning Engine) en allmän motor för "graphical probabilistic and decision-theoretic models". *SMILE* finns för Solaris, Linux och Windows. Vi har använt version 2.0 av *GeNIe*.



Figur 12. Gränssnitt till programmet *GeNIe*. Nätverket beskriver den modell som redovisas i avsnitt 2.4.

## 2. En jämförelse av programmen

Netica och GeNIe är klart lättare att komma igång med än Hugin. I bägge programmen jobbar man direkt i det körbara nätverket genom att markera eller dubbelklicka på noderna medan man i Hugin måste byta mellan ett köra- och ett redigeringsläge. Hugin är även generellt sett något mer bakvänt. Gränssnitten till de olika programmen syns i figurerna 10, 11, 12.

Vid inmatning av apriorisannolikheter och betingade sannolikheter är Netica det klart sämsta programmet; alla värden måste matas in i procent och det går inte att klistra in mer än en cell i taget från exempelvis Excel. I Hugin och GeNIe kan man däremot kopiera flera celler i taget och har man exempelvis observerat 23 fall med tillstånd A och 12 med tillstånd B så kan man direkt mata in 23 och 12 i tabellerna och sedan låta programmen räkna om andelarna till procent. I Hugin och Netica är det möjligt att beräkna betingade sannolikheter i CPT:erna via ekvationer, medan man i GeNIe måste mata in alla värden för hand. I gengäld har GeNIe ett antal andra finesser för inmatning som till exempel möjligheten att enkelt ändra ordningen på tillstånden i tabellerna. Alla tre programmen använder decimalpunkt (vilket främst är ett problem vid kopiering från Excel) och Netica och GeNIe har bägge problem med svenska tecken i nodnamn och/eller tillståndsnamn.

Det går att träna nätverk med Netica och Hugin men inte GeNIe. Med ”tränas” menas att man uppdaterar nätverket genom att lägga till observationer via en fil eller direkt i nätverket. Det går också att sätta alla sannolikheter från scratch genom att låta programmen analysera en fil med observationer. Hugin kan även generera ett färdigt nätverk från en fil med observationer genom att ”gissa” orsakssambanden mellan de olika noderna medan Netica bara kan generera noderna och deras tillstånd från en sådan fil.

I Hugin (version 6.4) kan man arbeta objektorienterat och alltså skapa objekt (bestående av noder, länkar och sannolikheter) som sedan kan användas flera gånger i en och samma modell. Detta kan exempelvis användas för att få in enklare tidsberoenden i en modell genom att göra ett dygnsblock och sedan länka samman sju sådana block till en vecka.

GeNIe kan läsa och skriva filer från andra nätverksprogram (exempelvis Hugin och Netica), det är dock inte alltid som det fungerar. Netica kan läsa Hugin-filer medan Hugin bara kan hantera sina egna filformat.

Alla programmen kan hantera beslutsnoder för byggandet av influensdiagram. De modeller vi byggt så här långt har alla varit så små (15 noder eller färre) att kompileringen har varit mer eller mindre omedelbar. Alla programmen har fler funktioner än de som gått igenom här (exempelvis verktyg för känslighetsanalys) men dessa har vi så här långt inte använt.

Tabell 7 sammanfattar för- och nackdelarna med de olika programmen.

	<b>Hugin</b>	<b>Netica</b>	<b>GeNIe</b>
Allmän användarvänlighet	–	+	+
Användarvänlighet vid inmatning av sannolikheter	0	–	+
Generering av sannolikheter via ekvationer	+	+	–
Anpassat till svenska	+	–	0
Träning av nätverk	+	+	–
Generering av nätverk från observationer	+	0	–
Objektorienterade modeller	+	–	–
Filformatshantering	0	–	+
Influensdiagram	+	+	+

Tabell 7. En jämförelse av styrkor (+) och svagheter (-) hos de olika programmen.

## Bilaga 2 – Lathund för bygge av strukturen i en BN-modell

### Arbetsgrupp

Sydafrikanska CSIR arbetar i grupp om två personer – en facilitator och en ”Hugin-roddare”.

### Arbetsmetod

CSIR använder följande metod för att bygga den grafiska strukturen i ett Bayesianskt nätverk:

1. Formulera jackpotfrågan. (Identifiera hypotesen för problemet.)  
*Syfte? Skapa en tydlig problemformulering? Hitta avgränsningar? Ensa gruppen?  
Kan vi hjälpa gruppen att hitta frågan på något listigt sätt?*
2. Identifiera noder. (Identifiera viktiga variabler hos hypotesen.)  
*Motsvarande strukturerad brainstorming om kunskapen inte finns nedtecknad hos  
problemägaren? Skriv nod-rubriker på gula ovaler?*
3. Bygg nätverket. (Hitta orsaks- och verkanssamband, länkar, mellan variablerna.)  
*De gula ovalerna struktureras och sammankopplas på whiteboard-tavla.  
Facilitator(erna) i dialog med gruppen?*
4. Identifiera tillstånd. (Identifiera vilka olika tillstånd de olika variablerna i nätverket  
kan anta.)  
*Facilitator(erna) i dialog med gruppen?*

Steg 3 och 4 kan göras i omvänd ordning, men det kan vara lättare att identifiera tillstånden efter att länkarna har upprättats.

Slutligen kvantifieras de kausala sambanden i ”conditional probability tables”.