

# Kvantifisering og aggregering av indikatorer for storulykkesrisiko

**Erik Røen Pettersen**

Produktutvikling og produksjon

Innlevert: Juni 2012

Hovedveileder: Stein Haugen, IPK

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet  
Institutt for produksjons- og kvalitetsteknikk



**MASTEROPPGAVE**  
**Våren 2012**  
**for**  
**stud. techn. Erik Røen Pettersen**

**KVANTIFISERING OG AGGREGERING AV INDIKATORER FOR  
STORULYKKESRISIKO**

**(Quantification and aggregation of indicators for major accident risk)**

De senere årene har det blitt en sterk økning i oppmerksomhet rundt hvordan man måler tilstanden på risikoen knyttet til storulykker. Petroleumstilsynet har utviklet en metodikk og et sett med indikatorer som kan benyttes for hele petroleumsindustrien, men datagrunnlaget blir for lite til at dette er tilstrekkelig på selskaps- og installasjonsnivå. I tillegg er det også økt bevissthet i forhold til at det er mange forhold som påvirker storulykkesrisiko og at disse er vanskelige å få oversikt over.

I flere utførte prosjekter er det utviklet en metodikk for visualisering av indikatorer for storulykker. Metodikken baserer seg på at man finner hvilke faktorer som påvirker risiko direkte eller indirekte, etablerer sammenhengene mellom de ulike faktorene, og finner indikatorer for faktorene.

Så langt er dette i hovedsak utviklet kvalitativt, uten annet enn enkle forsøk på kvantifisering. Formålet med oppgaven er å se på hvordan metoden kan utvikles videre også kvantitativt.

1. Litteraturstudium – gjennomgang og oppsummering av relevant litteratur.
2. Begreper – Definere og forklare hvordan de ulike elementene i modellen som er utviklet kan tolkes og forstås.
3. Utvikle et forslag til hvordan dette kan modelleres kvantitativt.
4. Vurdere metoden som er utviklet og arbeidet som er utført med tanke på:
  - Arbeidsomfang
  - Hvilke krav som stilles til datainnsamling for å kunne bruke metoden i praksis
  - Styrker og svakheter med en slik modell
5. Oppsummere og gi anbefalinger for videre arbeid.

Oppgaveløsningen skal basere seg på eventuelle standarder og praktiske retningslinjer som foreligger og anbefales. Dette skal skje i nært samarbeid med veiledere og fagansvarlig. For øvrig skal det være et aktivt samspill med veiledere.

Innen tre uker etter at oppgaveteksten er utlevert, skal det leveres en forstudierapport som skal inneholde følgende:

- En analyse av oppgavens problemstillinger.
- En beskrivelse av de arbeidsoppgaver som skal gjennomføres for løsning av oppgaven. Denne beskrivelsen skal munne ut i en klar definisjon av arbeidsoppgavenes innhold og omfang.
- En tidsplan for fremdriften av prosjektet. Planen skal utformes som et Gantt-skjema med angivelse av de enkelte arbeidsoppgavenes terminer, samt med angivelse av milepæler i arbeidet.

Forstudierapporten er en del av oppgavebesvarelsen og skal innarbeides i denne. Det samme skal senere fremdrifts- og avviksrapporter. Ved bedømmelsen av arbeidet legges det vekt på at gjennomføringen er godt dokumentert.

Besvarelsen redigeres mest mulig som en forskningsrapport med et sammendrag både på norsk og engelsk, konklusjon, litteraturliste, innholdsfortegnelse etc. Ved utarbeidelsen av teksten skal kandidaten legge vekt på å gjøre teksten oversiktlig og velkrevet. Med henblikk på lesning av besvarelsen er det viktig at de nødvendige henvisninger for korresponderende steder i tekst, tabeller og figurer anføres på begge steder. Ved bedømmelsen legges det stor vekt på at resultatene er grundig bearbeidet, at de oppstilles tabellarisk og/eller grafisk på en oversiktlig måte og diskuteres utførlig.

Materiell som er utviklet i forbindelse med oppgaven, så som programvare eller fysisk utstyr er en del av besvarelsen. Dokumentasjon for korrekt bruk av dette skal så langt som mulig også vedlegges besvarelsen.

Eventuelle reiseutgifter, kopierings- og telefonutgifter må bære av studenten selv med mindre andre avtaler foreligger.

Hvis kandidaten under arbeidet med oppgaven støter på vanskeligheter, som ikke var forutsett ved oppgavens utforming og som eventuelt vil kunne kreve endringer i eller utelatelse av enkelte spørsmål fra oppgaven, skal dette straks tas opp med instituttet.

**Oppgaveteksten skal vedlegges besvarelsen og plasseres umiddelbart etter tittelsiden.**

Innleveringsfrist: 11. juni 2012

Besvarelsen skal innleveres i 1 elektronisk eksemplar (pdf-format) og 2 eksemplar (innbundet).

Ansvarlig faglærer/veileder ved NTNU: Professor Stein Haugen  
Telefon: 73 59 01 11  
Mobiltelefon: 934 83 907  
E-post: [stein.haugen@ntnu.nno](mailto:stein.haugen@ntnu.nno)

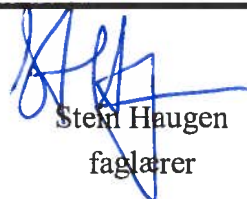
**INSTITUTT FOR PRODUKSJONS-  
OG KVALITETSTEKNIKK**



Per Schjølberg

førsteamanuensis/instituttleder

---



Stein Haugen  
faglærer



# Forord

Denne masteroppgaven er skrevet som avslutning på masterstudiet i RAMS ved institutt for produksjon og kvalitetsteknikk ved NTNU. Oppgaven er skrevet våsemesteret 2012, og utgjør de siste 30 studiepoengene ved studiet produktutvikling og produksjon.

Jeg vil takke professor Stein Haugen for veldig god veiledning i arbeidet med denne oppgaven. Han har gitt meg mange gode innspill og diskusjoner, som har vært med på å forbedre den faglige kvaliteten i oppgaven. Jeg vil også takke Safetec Nordic AS for tilgang på dokumenter og informasjon, som har vært relevante i forbindelse med arbeidet med denne oppgaven. Sist, men ikke minst, er jeg veldig takknemlig for hjelpen jeg har fått av Maren Eika Kjernli, til å forbedre språket.

Trondheim, 11. juni 2012



Erik Røen Pettersen





# Sammendrag

Flere storulykker, som Texas City og Deepwater Horizon, har de senere årene ført til en økende bevissthet rundt behovet for metoder, som er bedre egnet til å overvåke risikoen for en storulykke. En kvantitativ risikoanalyse oppdateres for sjelden til at den kan gi et oppdatert bilde av risikonivået på en installasjon. Flere prosjekt har utviklet metoder for å identifisere indikatorer for å overvåke risikonivået, men Petroleumstilsynet vurderer det fortsatt som nødvendig å utvikle nye metoder som er mer sensitive for endring i risikonivå. Det er utviklet en kvalitativ metodikk for å visualisere hvordan risikopåvirkende faktorer, påvirker risikoen for en hendelse. Denne er brukt for å identifisere indikatorer for å overvåke risikonivået. Utfordringen er at det ikke eksisterer noen metode, for kvantitativt å beregne hvordan tilstanden på indikatorene påvirker risikonivået.

I denne masteroppgaven er det gjennomført et litteraturstudie, som beskriver bruken av bayesianske nettverk og risikopåvirkende faktorer innenfor risiko- og sikkerhetsforskning. Dette er brukt for å klargjøre forutsetningene knyttet til bruk av bayesianske nettverk, og hvilke følger det får for å modellere påvirkning mellom risikopåvirkende faktorer i bayesianske nettverk. Med utgangspunkt i dette arbeidet, er det utviklet en metode for å kvantifisere påvirkningen mellom risikopåvirkende faktorer.

I den kvalitative metodikken, blir det, for å beskrive påvirkningen mellom de ulike risikopåvirkende faktorene, laget faktormodeller. En faktormodell over ulike risikopåvirkende faktorer, beskriver årsaksmessig påvirkning mellom de ulike risikopåvirkende faktorene og mellom de risikopåvirkende faktorene og hendelsen. Påvirkningen illustreres ved bruk av piler. En pil fra faktor A til faktor B, betyr at tilstanden til faktor A påvirker tilstanden til faktor B. Tilstanden til faktor A er da årsaken, og tilstanden til faktor B er virkningen. Dette gjør at en faktormodell kan forstås som et kausalt nettverk. De risikopåvirkende faktorene identifiseres på bakgrunn av kunnskap om systemet, som for eksempel en kvantitativ risikoanalyse. Et stort antall risikopåvirkende faktorer kan identifiseres, både med direkte og indirekte på-

virkning på hendelsen. For å systematisere de risikopåvirkende faktorene, blir de gruppert i ulike lag med ulik avstand fra hendelsen. Metodikken knyttet til faktormodellen, er utviklet for å bruke de risikopåvirkende faktorene, som utgangspunkt for å identifisere indikatorer for storulykkesrisiko. Faktormodellen kan dermed brukes for å identifiser direkte og indirekte indikatorer for storulykkesrisiko.

Metoden for kvantifisering av faktormodellen baserer seg på bruk av bayesianske nettverk. Det blir lagt til grunn at den grafiske strukturen i en faktormodell, kan brukes direkte som rettet ikke-syklisk graf i et bayesiansk nettverk. Dette forutsetter at faktormodellen er beskrevet på en slik måte at den er ikke inneholder noen sykliske forbindelser. De bayesianske nettverkene består av variabler, som representerer risikopåvirkende faktorer, hendelsen og indikatorer. Indikatorene er inkludert som egne variabler i de bayesianske nettverkene, med rettet forbindelse fra faktoren til indikatoren. Denne måten å inkludere indikatorene i et bayesiansk nettverk, begrenser størrelsene på de betingede sannsynlighetstabellene. Det fører også til at indikatorer for faktorer med indirekte påvirkning på hendelsen, får betydning for det beregnede risikonivået. Den foreslåtte fremgangsmåten for å fastsette de betingede sannsynlighetstabellene, er slik at det er behov for et minimum med historiske data om systemet. Dette blir vurdert som en styrke, da tilgangen på data om de ulike faktorene er svært begrenset. Utfordringen ved at de betingede sannsynlighetstabellene ikke fastsettes ved hjelp av data, er at det er vanskelig å argumentere for at den beregnede sannsynligheten for en hendelse representerer den reelle sannsynligheten. Den beregnede sannsynligheten er dermed ikke egnet for å beskrive sannsynligheten for en hendelse direkte, men ved å overvåke utviklingen i den beregnede sannsynligheten over tid, vil modellen kunne gi gode indikasjoner på om risikonivået er stabilt, økende eller synkende.

# Summary

Major accidents in recent years, like Texas City and Deepwater Horizon, have led to an increased awareness of the need for methods, suited for monitoring of major accident risk. A number of methods are developed for identification of major accident risk indicators. However the Norwegian Petroleum Safety Authority still call for methods that is more sensitive for change in the risk level. For visualizing how different risk influencing factors affect the risk associated with an event, a qualitative methodology is developed. This methodology is used for identification of major accident risk indicators. However, a method for using these major accident risk indicators for quantitative calculation of the risk level does not exist.

In this master thesis, a literature study, which describes the use of Bayesian networks and risk influencing factors in the safety and risk research, has been performed. The literature study is used to clarify the assumptions regarding use of Bayesian networks, and the limitations following from these assumptions, concerning modeling of the interaction between risk influencing factors. With basis in that work, it is developed a method for quantifying the interaction between risk influencing factors.

The qualitative methodology is used for developing factor models, which illustrate the interaction between the different risk influencing factors and the event. Not all risk influencing factors influences the event directly, some only influence the state of other influencing factors. A factor model describes the causal relationships between the risk influencing factors with the use of directed edges. An directed edge from factor A to factor B, denote that the state of factor B are influenced by the state of factor A. Factor A is then the cause, and Factor B the effect. Because of that, a factor model can be interpreted as a causal network. Domain knowledge is used to identify the risk influencing factors, for example a risk analysis may be used. The number of risk influencing factors may be large. For structuring of the risk influencing factors, they are sorted in different layers. A factor model is used for

identification of direct and indirect indicators for major accident risk.

The methodology for quantification of a factor model, develop in this thesis, is based on the use of Bayesian networks. It is assumed that the graphical structure of a factor model is valid as an acyclic directed graph for a Bayesian network. This requires the factor model to be without cyclic connections. The Bayesian network developed from a factor model consist of an event, variables representing risk influencing factors, and indicators. An indicator are modeled as a separate node, with a directed edge from the node that represent the risk influencing factor the indicator is developed from. This method for modeling of indicators in Bayesian networks significantly reduces the total number of elements in the conditioned probability tables. Because of the method for including indicators, the indicators for risk influencing factors with indirect influence on the event, also affect the calculated risk level. The proposed method for quantification requires a minimum of historical data. This is considered to be a strength because the availability of historical data is sparse. The limited use of historical data makes it difficult to argue that the estimated risk level represent the true risk associated with the event. The calculated probability is therefore not considered to represent the true risk level, however by monitoring the calculated risk trough time, the model may be used to judge if the risk is stable, increasing or decreasing.

# Innhold

Forord . . . . .	i
Sammendrag . . . . .	iii
Summary (english) . . . . .	v
<b>1 Innledning</b>	<b>1</b>
1.1 Bakgrunn . . . . .	1
1.2 Formål . . . . .	2
1.3 Avgrensninger . . . . .	2
1.4 Fremgangsmåte . . . . .	2
1.5 Oppgavens struktur . . . . .	3
<b>2 Begreper og akronymer</b>	<b>5</b>
2.1 Begreper . . . . .	5
2.2 Akronymer . . . . .	6
<b>3 Litteraturstudie</b>	<b>7</b>
3.1 Bayesianske nettverk . . . . .	7
3.1.1 D-separasjon . . . . .	10
3.1.2 Hybride bayesianske nettverk . . . . .	12
3.1.3 Dynamiske bayesianske nettverk . . . . .	12
3.2 Kausale nettverk . . . . .	13
3.2.1 Begrepet kausalitet . . . . .	13
3.3 Influensdiagram . . . . .	15
3.4 Bruk av begreper i litteraturen . . . . .	17
3.5 Anvendelser av bayesianske nettverk . . . . .	19
3.5.1 ORIM . . . . .	19
3.5.2 Risk OMT . . . . .	21

3.5.3	Hybrid kausal logikk . . . . .	24
3.5.4	Kausal modell for flysikkerhet . . . . .	25
3.6	Anvendelser av risikopåvirkende faktorer . . . . .	26
3.6.1	Risk influence analysis . . . . .	26
3.6.2	Helikoptersikkerhetsstudie I . . . . .	27
3.6.3	Helikoptersikkerhetsstudie II . . . . .	28
3.6.4	Uttrykket risikopåvirkende faktorer . . . . .	29
<b>4</b>	<b>Metodikk for å utvikle storulykkesindikatorer</b>	<b>31</b>
4.1	Beskrivelse av begrepet hendelse . . . . .	34
4.2	Beskrivelse av begrepet faktor . . . . .	35
4.3	Inndeling av faktorer . . . . .	36
4.4	Ulike faktorer . . . . .	37
4.5	Påvirkning mellom faktorer . . . . .	40
4.6	Bruk av indikatorer . . . . .	42
4.7	Tidsaspekt i modellen . . . . .	43
<b>5</b>	<b>Kvantifisering av en faktormodell</b>	<b>45</b>
5.1	Forutsetninger for bruk av bayesianske nettverk . . . . .	45
5.2	En faktormodell som bayesiansk nettverk . . . . .	46
5.2.1	CPT-er for faktorer . . . . .	47
5.2.2	CPT for hendelsen . . . . .	49
5.2.3	CPT-er for indikatorer . . . . .	50
5.2.4	Kvantifisering av konsekvensside . . . . .	51
5.2.5	Eksempel på kvantifisering . . . . .	51
<b>6</b>	<b>Vurdering av bruk av bayesianske nettverk</b>	<b>53</b>
6.1	Variabler i kvantifiseringen . . . . .	53
6.2	DAG i kvantifiseringen . . . . .	55
6.2.1	Forholdet mellom faktor og indikator . . . . .	55
6.2.2	Sykliske forbindelser . . . . .	61
6.2.3	Bruk av temporale forbindelser . . . . .	62
6.3	Fastsettelse av sannsynlighetstabeller . . . . .	64
6.4	Krav til datainnsamling . . . . .	65

6.5	Styrker og svakheter med kvantifiseringen . . . . .	65
<b>7</b>	<b>Konklusjon</b>	<b>67</b>
7.1	Anbefalinger for videre arbeid . . . . .	68
	<b>Vedlegg</b>	<b>70</b>
<b>A</b>	<b>R-kode for faktorer med indirekte påvirkning</b>	<b>71</b>
A.1	To foreldre . . . . .	71
A.2	Én forelder . . . . .	72
<b>B</b>	<b>R-kode for faktorer med direkte påvirkning</b>	<b>73</b>
<b>C</b>	<b>R-kode for eksempel</b>	<b>75</b>
<b>D</b>	<b>Digitale vedlegg</b>	<b>85</b>
<b>E</b>	<b>Forstudierapport</b>	<b>87</b>
<b>F</b>	<b>Fremdriftsrapport</b>	<b>95</b>
	<b>Referanser</b>	<b>99</b>





# Figurer

3.1	Eksempel på et bayesiansk nettverk. . . . .	8
3.2	Mulige forbindelse mellom noder. . . . .	11
3.3	Kausalt nettverk, ancetral graf til $A$ , $C$ , $E$ og $F$ og tilhørende moral graf. . . . .	11
3.4	Kausalt nettverk for bileksemplet. . . . .	14
3.5	Mulige fremstillinger av sannsynlighetsfordelingen $P(A, B, C)$ . . . . .	16
3.6	Noder brukt i influensdiagram. . . . .	17
3.7	Organisatorisk risikopåvirkende modell for lekkasjer. . . . .	20
3.8	DAG for kvantitativ modell i ORIM. . . . .	21
3.9	Illustrasjon av RIF-struktur koblet mot feiltrær. . . . .	23
3.10	Forhold mellom risiko, RIF-er og strategier for risikoreduksjon i RIA. . . . .	27
4.1	Illustrasjon av faktormodell. . . . .	32
4.2	Utdrag fra faktormodell over sannsynlighet for hydrokarbonlekkasje. . . . .	33
4.3	Illustrasjon av inndelingen av faktorer. . . . .	37
4.4	Lag for inndeling av RIF-er i HSS II og HSS III. . . . .	37
4.5	Generisk prosessmodell. . . . .	38
4.6	Et eksempel på gruppering av faktorer til én superfaktor. . . . .	40
4.7	Forholdet mellom indikatorer, faktor og hendelse i en faktormodell. . . . .	42
4.8	Forhold mellom én RIF og indikatorer. . . . .	43
5.1	Faktor $F_j$ påvirket av $F_1$ og $F_2$ . . . . .	48
5.2	DAG for bayesiansk nettverk. . . . .	52
6.1	Antall elementer i en CPT som funksjon av antall tilstander til variabelen. . . . .	54
6.2	Eksempel på bayesiansk nettverk for en faktormodell på seks faktorer. . . . .	55
6.3	Kausal påvirkning mellom indikator og RIF. . . . .	56

6.4	Bayesiansk nettverk med indikatorer med rettede forbindelser fra faktorene. . .	57
6.5	Bayesiansk nettverk med indikatorer med rettede forbindelser til faktorene. . .	58
6.6	D-separasjonstest mellom $F_4$ og $I_1$ gitt at $F_1$ er instantiert, i figurene 6.4 og 6.5.	59
6.7	Et eksempel på en faktor med to indikatorer. . . . .	60
6.8	Totalt antall elementer i CPT-ene som funksjon av antall indikatorer. . . . .	61
6.9	Eksempel på sykliske forbindelser. . . . .	62
6.10	Enkelt bayesiansk nettverk. . . . .	63
6.11	Modellering av utvikling over tid. . . . .	63

# Tabeller

5.1	Ubetinget sannsynlighetsfordeling for direkte faktor. . . . .	49
5.2	CPT for logisk-eller. . . . .	50
5.3	CPT for indikator til faktor med seks tilstander. . . . .	50
5.4	CPT for indikator til binære faktorer. . . . .	51
5.5	Bregnede verdier for $P(h)$ gitt tilstand på indikatorene. . . . .	52
D.1	Oversikt over digitale vedlegg. . . . .	85



# Kapittel 1

## Innledning

### 1.1 Bakgrunn

Flere storulykker de senere årene, som Texas City og Macondo utblåsningen, har ført til en økende oppmerksomhet rundt hvordan man kan overvåke risikoen knyttet til storulykker. Petroleumstilsynet (Ptil) påpeker i sin vurdering av ulykken på Deepwater Horizon, at det er behov for en utvikling av risikoanalyseverktøy som er mer sensitive for endringer i risikonivå (Ptil, 2011).

Det blir i en kvantitativ risikoanalyse (QRA) fokusert på tekniske systemer. Dataene som blir brukt, er i hovedsak basert på generiske modeller og sannsynligheter. Dermed er ikke disse dataene tilpasset de organisatoriske og operasjonelle betingelsene, på installasjonen QRA-en gjelder for. En QRA er normalt gyldig for en forhåndsbestemt tidsperiode. Store endringer kan føre til at QRA-en blir oppdatert, mens mindre endringer og beslutninger vil i de fleste tilfeller ikke fører til at den oppdateres. En QRA er egnet til å beregne risikoen knyttet til en installasjon over en lengre tidsperiode, men fanger ikke opp endringer i risikonivå som følge av endringer i organisatoriske og operasjonelle betingelser.

I flere utførte prosjekter er det blitt utviklet en metodikk, som visualiserer hvordan ulike risikopåvirkende faktorer (RIF-er) påvirker storulykkesrisikoen. Formålet med denne metodikken har vært å bruke RIF-er til å identifisere indikatorer for storulykkesrisiko. Indikatorene kan brukes for å vurdere utviklingen i risikonivået på en installasjon. Utfordringen er at det ikke eksisterer noen metode for å kvantitativt beregne utviklingen i risikonivå som følge av endring i indikatorene. Dette gjør at metodikken, slik den er i dag, ikke kan brukes som et kvantitativt risikoanalyseverktøy som er sensitivt for endringer, slik Ptil etterlyser.

## 1.2 Formål

Formålet med denne oppgaven er å undersøke hvordan modellen som visualiserer påvirkning mellom RIF-er, kan videreutvikles for å gjøre kvantitative beregninger. Dette er gjort ved å gjennomføre følgende punkt:

- Gjennomføre et litteraturstudie som oppsummerer relevant litteratur.
- Definere og forklare hvordan de ulike elementene i den kvalitative modellen som er utviklet kan tolkes og forstås.
- Utvikle et forslag til hvordan modellen kan videreutvikles kvantitativt.
- Vurdere den kvantitative metoden som er utviklet med tanke på:
  - Arbeidsomfang
  - Krav til datainnsamling for at metoden skal kunne brukes i praksis
  - Styrker og svakheter ved en slik modell
- Oppsummere arbeidet gjort i denne masteroppgaven og gi anbefalinger for videre arbeid.

## 1.3 Avgrensninger

Litteraturstudiet er avgrenset til å beskrive teori knyttet til bayesianske nettverk og RIF-er. Formålet med å inkludere RIF-er i litteraturstudiet har vært å beskrive hvordan det har blitt brukt i ulike prosjekter, særlig sammen med bayesianske nettverk for kvantifisering. Det har ikke vært noe arbeid for å beskrive en komplett oversikt over RIF-er. Utvikling av kvantitativ metodikk, er begrenset til bruk av bayesianske nettverk. Dette er gjort fordi bayesianske nettverk er en kjent metode, med gode algoritmer og software for å gjøre beregninger.

## 1.4 Fremgangsmåte

Litteraturstudiet i oppgaven bygger videre på arbeidet gjort i prosjektoppgaven: *Overvåking av storulykkerisiko – influensmodellering* (Pettersen, 2011). Deler av litteraturstudiet i denne oppgaven dekker de samme temaene som Pettersen (2011), og noe tekst er omarbeidet eller hentet direkte derfra. Hovedmålet med litteraturstudiet er å klargjøre forutsetningene for

bruk av bayesianske nettverk, og se på hvordan dette har blitt anvendt tidligere i risiko- og sikkerhetsforskning.

Forskningsmetoden som er brukt for å utvikle forslag til kvantifisering, er overføring av teknologi (Reisman, 1988). Dette gir muligheter til å dra nytte av kunnskapen som er opparbeidet om bayesianske nettverk innenfor forskning på kunstig intelligens og beslutningsanalyse. Det er da viktig å vurdere hvilke forutsetninger som må gjøres, dersom bayesianske nettverk skal kunne anvendes for å kvantifisere faktormodellen.

## 1.5 Oppgavens struktur

Definisjoner på begrep og akronymer brukt i denne oppgaven er presentert i kapittel 2. Kapittel 3 oppsummerer relevant litteratur, knyttet til bruk av bayesianske nettverk og begrepet RIF-er innenfor risiko- og sikkerhetsforskning. Den kvalitative metodikken for å utvikle en faktormodell, er presentert i kapittel 4. Her er bruken av ulike begreper klargjort, og videre satt i sammenheng med litteraturstudiet i kapittel 3.

Kapittel 5 oppsummerer hvilke forutsetninger som må ligge til grunn for å bruke bayesianske nettverk til å kvantifisere faktormodellen. Videre blir det også presentert en fremgangsmåte for å bruke bayesianske nettverk for å kvantifisere faktormodellen. Styrker og svakheter ved forslaget til kvantifisering er presentert i kapittel 6. Dette kapittelet inneholder også argumentasjonen bak valgene som er gjort i forbindelse med kvantifiseringen. Konklusjon og anbefalinger for videre arbeid, er presentert i kapittel 7.





# Kapittel 2

## Begreper og akronymer

Dette kapittelet inneholder definisjoner av begreper og akronymene som er brukt i rapporten. Listen over begreper inneholder ikke de begrepene som er forklart i teksten, det er kun en oversikt over begreper som blir brukt direkte uten forklaring.

### 2.1 Begreper

**Ekspertvurdering** Vurdering gjort av personer med kunnskap om systemet for å estimere ukjente verdier.

**Node** Brukes for å referere til en sirkel eller ellipse i et bayesiansk nettverk som representerer en variabel.

**Operasjonell** Refererer til elementer knyttet til måten operasjonen blir gjennomført på.

**Organisatorisk** Er løst definert som elementer knyttet til organisasjonen som drifter systemet.

**Risiko** Uttrykk for kombinasjonen av *sannsynligheten* for og *konsekvensen* av en *uønsket hendelse* (NS 5814, 2008, s. 5).

**Segment** Blir om prosessanlegg brukt for å beskrive en del av anlegget som kan isoleres fra resten av anlegget.

**Storulykke** Med storulykke menes en akutt hendelse som medfører alvorlige personskader og/eller tap av menneskeliv, alvorlig skade på miljøet og/eller tap av større økonomiske verdier. Dette er hendelser som er kjennetegnet med høy konsekvens og lav sannsynlighet (delvis tilpasset etter Ptil, 2012).

## 2.2 Akronymer

**BORA** Barriere og operasjonell risikoanalyse

**CATS** Causal model for Air Transport Safety

**CPT** Betinget sannsynlighetstabell

**DAG** Rettet ikke-syklisk graf

**DBN** Dynamiske bayesianske nettverk

**ESD** Hendelsessekvensdiagram

**HBN** Hybride bayesiansk nettverk

**HCL** Hybrid kausal logikk

**HMM** Hidden Markov model

**HSS** Helikoptersikkerhetsstudie

**MACHINE** Model of Accident Causation using Hierarchical Influence Network

**MARI** Major Accident Risk Indicators

**ORIM** Organisatorisk risikopåvirkende modell

**OTS** Operasjonell tilstand sikkerhet

**Ptil** Petroleumstilsynet

**QRA** Kvantitativ risikoanalyse

**RIA** Risk Influence Analysis

**RIF** Risikopåvirkende faktor

**Risk OMT** Risk modelling – Integration of Organizational, Human and Technical factors

**PRA** Probabilistic Risk Assessment

**SAM** System Action Management

# Kapittel 3

## Litteraturstudie

I dette litteraturstudiet presenteres bayesianske nettverk, kausale nettverk og influensdiagram. Det er, i litteraturen, en del uklarhet knyttet til bruken av disse begrepene. Litteraturstudiet beskriver også ulike metoder og prosjekter, som har brukt bayesianske nettverk for kvantifisering og risikopåvirkende faktorer (RIF-er) for å beskrive risikonivået.

### 3.1 Bayesianske nettverk

Den første utviklingen av bayesianske nettverk startet, innenfor fagmiljø hvor det ble forsket på kunstig intelligens, tidlig på 1980-tallet (Pearl, 2000). Bayesianske nettverk gjør det mulig å gjøre vurderinger under usikkerhet, og er godt egnet til å modeller ikke deterministiske sammenhenger (Jensen og Nilsen, 2007). Innenfor risikoanalyse, er bayesianske nettverk blant annet blitt bruk i SINTEFs indikatorprosjekt (Øien, 2001b) og Risk modelling – Integration of Organizational, Human and Technical factors (Risk OMT) (Vinnem et al., 2012).

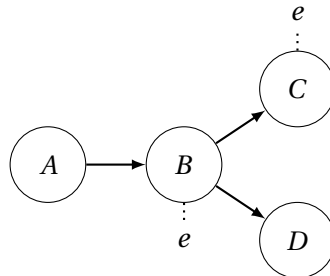
Et bayesiansk nettverk<sup>1</sup> består av en rettet ikke-syklisk graf (DAG) og en betinget sannsynlighetstabell (CPT) for hver enkelt node i DAG-en (Pearl, 1988). En DAG er en grafisk fremstilling av en gruppe variabler<sup>2</sup> (Jensen og Nilsen, 2007). Variablene er forbundet med rettede forbindelser på en slik måte at det ikke eksisterer noen rettede forbindelser  $A_1 \rightarrow \dots \rightarrow A_n$  slik at  $A_1 = A_n$ . Et eksempel på en DAG til et bayesiansk nettverk er vist i figur 3.1. Det blir i bayesianske nettverk brukt familierelasjoner for å beskrive sammenhengene

---

<sup>1</sup>Bayesianske nettverk er også omtalt i litteraturen som bayesian belief network eller belief network.

<sup>2</sup>Variabler blir i enkelte sammenhenger omtalt som stokastiske variabler eller tilfeldige variabler, for å presisere at variabelene representerer et utfallsrom.

mellom variabler. For en variabel  $B$  brukes  $pa(B)$  og  $ch(B)$  for å betegne henholdsvis gruppen av foreldre og barn til  $B$ . I figur 3.1 er  $pa(B) = A$  og  $ch(B) = (C \cup D)$ . Dersom man kjenner tilstanden til en variabel i et bayesiansk nettverk omtales det som at variabelen er *instantiert*. Grafisk blir det vist med en  $e$  inntil noden<sup>3</sup>, dette er illustrert i figur 3.1.



Figur 3.1: Eksempel på et bayesiansk nettverk.

**Definisjon 1.** *En rettet ikke-syklisk graf (DAG) er en grafisk fremstilling av en gruppe variabler. Variablene er forbundet med rettede forbindelser på en slik måte at det ikke eksisterer noen rettede forbindelser  $A_1 \rightarrow \dots \rightarrow A_n$  slik at  $A_1 = A_n$  (tilpasset etter Jensen og Nilsen, 2007).*

**Definisjon 2.** *Et bayesiansk nettverk er en DAG over en gruppe diskrete variabler med gjensidige utelukkende og fullstendig dekkende tilstander. Hver variabel har en sannsynlighetstabell, betinget på foreldrene til variabelen (tilpasset etter Jensen og Nilsen, 2007; Pearl, 1988).*

De rettede forbindelsene i DAG-en i et bayesiansk nettverk kan representere kausalitet eller kun uttrykke avhengigheten mellom variabler (Jensen og Nilsen, 2007). Det er viktig at de rettede forbindelsene ikke fører til betinget uavhengighet mellom noder, som ikke holder i den virkelige verden. For å beskrive uavhengighet i bayesianske nettverk brukes d-separasjon, dette er omtalt i avsnitt 3.1.1. Dersom et bayesiansk nettverk skal brukes til å studere effekten av handlinger, er det et krav at de rettede forbindelsen representerer kausalitet, fordi handlinger har effekt i kausal retning i nettverket.

Ligning 3.1 viser den generelle kjernereglen for en felles sannsynlighetsfordeling for  $n$  variablene  $\mathcal{U} = A_1, \dots, A_n$  (se f.eks. Pearl, 1986). Den gjelder for en tilfeldig orden av variablene  $A_1, \dots, A_n$ . Den generelle kjernereglen kan forenkles til kjernereglen for bayesianske nettverk, vist i ligning 3.2, ved å ta nytte av uavhengigheter mellom variablene  $\mathcal{U}$ . Kjernereglen for bayesianske nettverk kan brukes for å uttrykke den felles sannsynlighetsfordelingen  $P(\mathcal{U})$ . Matematisk er dermed CPT-ene i et bayesianske nettverk, en kompakt fremstilling

<sup>3</sup> $e$  for evidence.

av en felles sannsynlighetstabel for alle variablene  $\mathcal{U}$  i nettverket (Jensen og Nilsen, 2007). Denne egenskapen gjør det mulig å beskrive en felles sannsynlighetstabell, basert på CPT-ene for de ulike variablene. Denne egenskapen reduserer antallet sannsynligheter som må identifiseres for å beskrive  $P(\mathcal{U})$ . Ved estimering av felles sannsynlighetstabeller direkte, må alle variabler vurderes samtidig. En fordel ved å bruke CPT-er er at sannsynlighetene i disse er enklere å forholde seg til, da man kun vurderer de variablene med direkte påvirkning (Pearl, 1988). Til tross for denne egenskapen, blir CPT-ene i et bayesianske nettverk fort så store at det er store utfordringer knyttet til å estimere de.

$$P(\mathcal{U}) = P(A_n | A_{n-1}, \dots, A_1) \cdots P(A_3 | A_2, A_1) P(A_2 | A_1) P(A_1) \quad (3.1)$$

$$P(\mathcal{U}) = \prod_{i=1}^n P(A_i | \text{pa}(A_i)) \quad (3.2)$$

Dersom én eller flere av variablene i  $\mathcal{U}$  er instantiert, kan man finne  $P(\mathcal{U}, e)$  (Jensen og Nilsen, 2007). Det vil si at man finner en felles sannsynlighetstabell, som er oppdatert med hensyn på kunnskapen man har om variablene. Dette kan gjøres ved bruk av ligning 3.3, der  $\mathbf{e}_i$  er en vektor med informasjon om hvilke tilstand en variabel er i.

$$P(\mathcal{U}, e) = \prod_{A \in \mathcal{U}} P(A | \text{pa}(A)) \cdot \prod_{i=1}^n \mathbf{e}_i \quad (3.3)$$

Antall variabler i et bayesiansk nettverk blir raskt så mange at  $P(\mathcal{U})$  ikke lar seg håndtere, slik at  $P(\mathcal{U})$  ikke kan brukes for å ta hensyn til instantierte noder. Det kan da brukes algoritmer for å oppdatere sannsynlighetene i et bayesiansk nettverk. Algoritmene er implementert i kommersiell software som for eksempel HUGIN (HUGIN, 2011), men er også tilgjengelig i åpen kildekode som for eksempel gRain-pakken (Højsgaard, 2012) til R (R Development Core Team, 2011). Det er viktig å merke seg at når man får informasjon om tilstanden til enkelte noder, er det ikke sannsynlighetsfordelingene i CPT-ene som endrer seg. Det som oppdateres er de betingede sannsynlighetene gitt de instantierte nodene (Charniak, 1991).

Arbeidet med å lage et bayesiansk nettverk for en gruppe variabler kan deles i to deler, identifikasjon av DAG-en og estimering av CPT-ene (Jensen og Nilsen, 2007). En DAG kan lages på bakgrunn om kjennskap til systemet og egenskapene ved variablene, eller den kan estimeres på bakgrunn av datasett. DAG-en er en grafisk modell som er enkel å forstå,

også uten kjennskap til bayesianske nettverk. Dette gjør det mulig å involvere personer med kunnskap om systemet det skal utvikles en DAG for, uten at de har kunnskap om bayesianske nettverk. Det er flere metoder som kan brukes for å estimere CPT-ene i et bayesiansk nettverk. Det er utviklet algoritmer som gjør det mulig å estimere CPT-er ved hjelp av data (Jensen og Nilsen, 2007). En utfordring knyttet til bruk av bayesianske nettverk innenfor risikoanalyse og -overvåking, er at tilgangen på data er svært begrenset (Røed et al., 2009). Dette gir behov for å bruke ekspertvurderinger til å estimere parametre. Et bayesiansk nettverk blir fort så stort, at antallet sannsynligheter som må vurderes manuelt, blir u håndterlig. Det vil da være nødvendig å bruke metoder som gjør det mulig å produsere CPT-er ved hjelp av antagelser, slik at antallet parametre som må vurderes manuelt reduseres. Røed et al. (2009) presenterer en slik metode, som gjør det mulig å produsere CPT-er på en slik måte.

### 3.1.1 D-separasjon

D-separasjon<sup>4</sup> og d-forbundet er to viktige egenskaper knyttet til bayesianske nettverk. I en DAG er d-separasjon kriteriet som brukes for å beskrive om variabler er uavhengige av hverandre (Pearl, 1988). D-separasjonskriteriet tar hensyn til retningen på de rettede forbindelsene i en DAG. En forbindelse mellom to noder i et bayesiansk nettverk er enten d-separert eller d-forbundet (Jensen og Nilsen, 2007). Dersom to variabler  $A$  og  $B$  er d-separert, vil kunnskap om tilstanden til  $A$  ikke påvirke vår tro om tilstanden til  $B$ . Hvis kunnskap om tilstanden til  $A$  påvirker vår oppfatning om  $B$ , er  $A$  og  $B$  d-forbundet. Dette blir omtalt som at kunnskap om en variabel blir overført til andre noder i nettverket.

**Definisjon 3.** *To variabler  $A$  og  $B$  er d-separert hvis det for alle forbindelser mellom  $A$  og  $B$  er en mellomliggende variabel  $E$ , slik at enten*

- *forbindelsen er i serie eller divergerende og  $E$  er instantiert, eller*
- *forbindelsen er konvergerende og hverken  $E$  eller noen av  $E$ s etterkommere er instantiert*

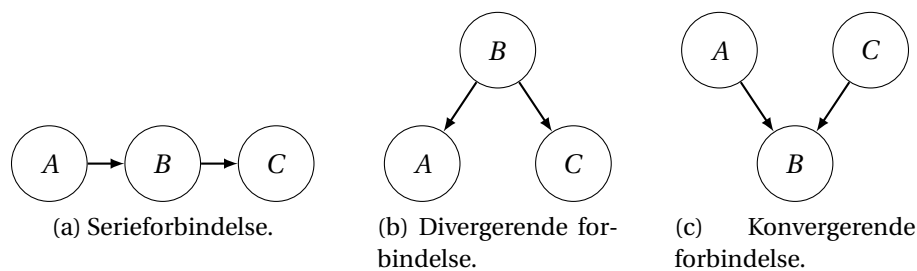
*Hvis  $A$  og  $B$  ikke er d-separert er de d-forbundet (tilpasset etter Jensen og Nilsen, 2007, s. 30).*

To variabler  $A$  og  $B$  kan enten være d-separert gitt at en variabel er instantiert, eller være d-separert gitt at en variabel ikke er instantiert. Dette er avhengig av hvordan de

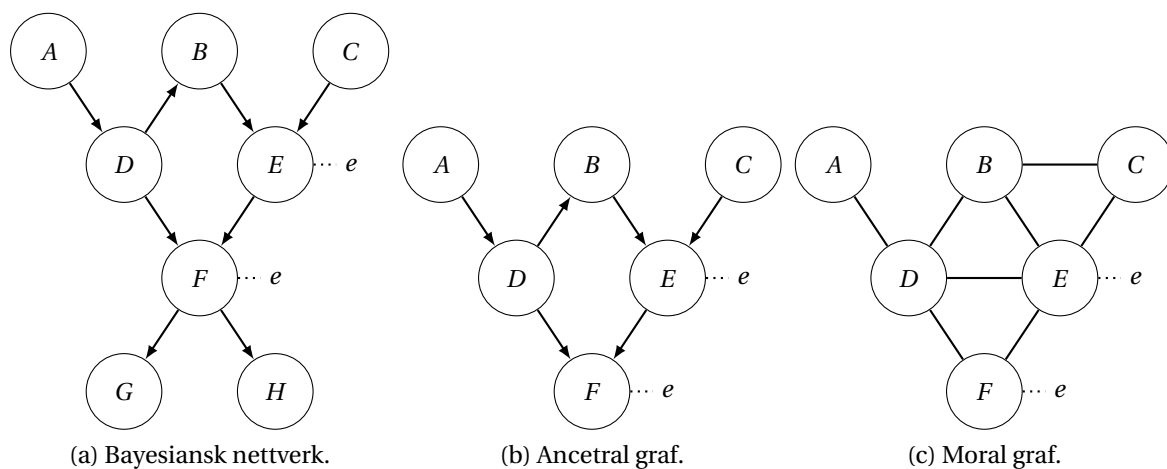
---

<sup>4</sup>D for directed graph (norsk: rettet graf).

nodene er koblet sammen. De rettede forbindelsen kan være utformet på tre ulike måter: serie, divergerende eller konvergerende. Dette er illustrert i figur 3.2. For serieforbindelser (figur 3.2a) er det slik at to variabler ( $A$  og  $C$ ) er d-separert dersom en mellomliggende variabel ( $B$ ) er instantiert. I figur 3.2b er  $A$  og  $C$  d-separert dersom  $B$  er instantiert. Generelt er det slik at hvis forelderen i en divergerende forbindelse er instantiert, vil det d-separere alle barna. For den konvergerende forbindelsen i figur 3.2c gjelder det at  $A$  og  $C$  er d-separert dersom hverken  $B$ , eller noen av  $B$ s etterkommere (ikke vist i figur) ikke er instantiert.



Figur 3.2: Mulige forbindelse mellom noder ( $A$  og  $C$ ) (tilpasset etter Charniak, 1991, s. 54).



Figur 3.3: Kausalt nettverk, ancestral graf til  $A$ ,  $C$ ,  $E$  og  $F$  og tilhørende moral graf (tilpasset etter Pettersen, 2011, s. 39).

For å avgjøre om nodene  $A$  og  $B$  er d-separert gitt, de instantierte nodene  $\mathcal{E}$ , kan man opprette den ancestrale grafen<sup>5</sup> til det bayesianske nettverket, og så finne den morale grafen<sup>6</sup> til denne (Jensen og Nilsen, 2007). Den ancestrale grafen til  $A$ ,  $B$  og  $\mathcal{E}$ , består av  $A$ ,  $B$ ,  $\mathcal{E}$  og alle nodene i det bayesianske nettverket som har rettede forbindelser til  $A$ ,  $B$  og  $\mathcal{E}$ . For å opprette den tilhørende moral grafen, må alle forbindelser gjøres ikke-rettede, og det må opprettes

<sup>5</sup>Ancestral (adjektiv) – som gjelder forfedre(ne)

<sup>6</sup>Navnet moral graf kommer fra at noder med felles barn kan betegnes som gift.

nye ikke-rettede forbindelser mellom noder som har felles barn.  $A$  og  $B$  er d-separert dersom alle forbindelser mellom  $A$  og  $B$  i moral grafen er går gjennom de instantierte nodene  $\mathcal{E}$ . Ett eksempel som illustrerer en test av om  $A$  og  $C$  er d-separert gitt at nodene  $E$  og  $F$  er instantiert er vist i figur 3.3. Figur 3.3a er det kausale nettverket, figur 3.3b er den ancestrale grafen og figur 3.3c er den morale grafen. Den morale grafen viser at  $A$  og  $C$  ikke er d-separert, og dermed er d-forbundet da det er en forbindelse  $A - D - B - C$ .

### 3.1.2 Hybride bayesianske nettverk

Hybride bayesiansk nettverk (HBN) er et bayesianske nettverk som inneholder kontinuerlige variabler (Jensen og Nilsen, 2007). Et HBN kan inneholder både diskrete og kontinuerlige variabler. Grafisk blir en node, som representerer en kontinuerlig variabel, vist som en ellipse eller sirkel med dobbel linje. Dersom det skal være mulig å utføre eksakte beregninger i et HBN, kan ingen av de diskrete variablene ha kontinuerlige foreldre. Det er også et krav at de kontinuerlige variablene antas normalfordelte. For hver kombinasjon  $\mathbf{c}$  av de diskrete foreldre, må variansen  $\sigma_{\mathbf{c}}^2$  være konstant uavhengig av de kontinuerlige foreldrene. Forventningsverdien for en kombinasjon av de diskrete variablene  $\mu_{\mathbf{c}}$  er en lineær funksjon av de kontinuerlige foreldrene  $Y_1, \dots, Y_m$ , det vil si  $\mu_{\mathbf{c}} = a_{\mathbf{c}} + \sum_{i=1}^m a_{\mathbf{c}}^i y_i$ . Dette er strenge begrensninger som kan være vanskelig å overholde. En mulighet er å diskretisere de kontinuerlige variablene, slik at det kan modelleres som et (vanlig) bayesiansk nettverk.

### 3.1.3 Dynamiske bayesianske nettverk

Dynamiske bayesianske nettverk (DBN) kan brukes til å beskrive systemer som utvikler seg over tid (Jensen og Nilsen, 2007). Ved bruk av DBN deler man tiden i diskrete tidsintervall. Det samme bayesianske nettverket gjentas for hvert tidsintervall, og det er temporale forbindelser som modellerer påvirkningen en node har på systemet ved tidsskritt lenger frem i tid. En temporal forbindelse er en rettet forbindelse som går fra et tidsintervall til et annet tidsintervall lenger frem i tid (fra  $n$  til  $n + m$  der  $m \geq 1$ ). I DBN kan ikke de temporale forbindelsene forandre seg mellom ulike tidsintervall.



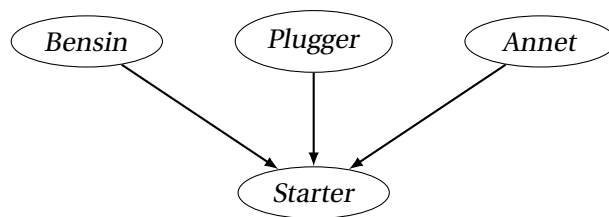
## 3.2 Kausale nettverk

Et kausalt nettverk er en DAG hvor de rettede forbindelsene modellerer årsakssammenhenger (Jensen og Nilsen, 2007). Nodene representerer variabler og de rettede forbindelsene beskriver årsakssammenhengene (kausaliteten) mellom disse. Et bayesiansk nettverk blir gjerne omtalt som en kausalt nettverk, dersom de de rettede forbindelsene kan forstås som kausal påvirkning. I praksis er kausale nettverk et spesialtilfelle av DAG. Kravet for at en DAG skal være et kausalt nettverk er at de rettede forbindelsene representerer kausalitet. Det kan være vanskelig å avgjøre kausalitet mellom variabler. Dersom det for to variabler  $A$  og  $B$  er vanskelig å avgjøre kausaliteten, vil det i mange sammenhenger være en annen variabel  $C$  som har kausal påvirkning på  $A$  og  $B$  (Jensen og Nilsen, 2007). Avhengigheten mellom  $A$  og  $B$  er da et resultat av kovarians, som følge av påvirkning fra  $C$ , og ikke kausal påvirkning mellom  $A$  og  $B$  (Pearl, 1988).

**Definisjon 4.** *Et kausalt nettverk er en DAG hvor de rettede forbindelsene representerer kausalitet. (Tilpasset etter Jensen og Nilsen, 2007)*

### 3.2.1 Begrepet kausalitet

Kausalitet er et viktig begrep i forbindelsen med kausale nettverk og bayesianske nettverk. Det er også et viktig begrep i forbindelse med influensdiagram beskrevet i avsnitt 3.3. Kausalitet eller årsakssammenhenger, beskriver sammenhengen mellom årsak og virkning. Det kan både legges en deterministisk og en probabilistisk forståelse av begrepet kausalitet. Det vil si at en årsak må føre til, eller kan føre til en virkning. Et eksempel inspirert av Jensen og Nilsen (2007), illustrerer forskjellen på denne forståelsen. En tom bensintank, vil føre til at bilen ikke vil starte. Det representerer den deterministiske bruken av begrepet kausalitet. Dersom det ikke er bensin på bilen vil den med 100 % sikkerhet ikke starte. Den probabilistiske forståelsen, vil si at en årsak kan føre til virkning. Hvis det for eksempel er sot på tennpluggene i en bil, kan det føre til at bilen ikke starter. I mange sammenhenger vil bilen fortsatt starte, til tross for at det er sot på tennpluggene. Det er dermed ikke en deterministisk sammenheng mellom sot på tennpluggene og at bilen ikke starter. I de sammenhengene hvor bilen ikke starter som følge av sot på tennpluggene, er soten årsaken og det at bilen ikke starter er virkningen. Det er dermed en kausal sammenheng mellom sot på tennpluggene og at bilen ikke starter.



Figur 3.4: Kausalt nettverk for bileksemplet.

Vår kunnskap om årsaker til at en bil ikke starter kan organiseres i et kausalt nettverk. Dette er vist i figur 3.4. I figuren er det lagt til en ekstra node *annet*, som representere at det (dessverre) også kan være andre årsaker til at en bil ikke starter. Alle variablene er binære, med tilstandene {ja; nei}. Den rettede forbindelsen mellom *bensin* og *starter*, representerer deterministisk kausal påvirkning. Mens forbindelsen, *plugger* → *starter*, viser en probabilistisk kausal påvirkning, hvor *plugger* er årsak og *starter* er virkning. Variabelen *annet* inneholder både årsaker som har deterministisk kausal påvirkning, og probabilistisk kausal påvirkning på om bilen starter eller ikke. Totalt har dermed *annet* en probabilistisk kausal påvirkning. Det kan for eksempel være brudd i strømtilførsel i bensinpumpe og kondens i bensin. Dersom bensinpumpen ikke får strøm vil det ikke komme bensin til motoren og bilen vil ikke starte (deterministisk). Det vil ofte gå greit å starte en bil som har kondens i bensinen, men det kan også føre til at det ikke starter (probabilistisk). Det vil si at det kan være kondens i bensinen og bilen fortsatt starter (*annet* = ja ; *starter* = ja).

Probabilistisk kausal påvirkning vil si at det er en sannsynlighet mellom 0 og 1 for at variabelen som er årsak, vil føre til virkning på den variabelen den har den rettet forbindelse til. Deterministisk kausal påvirkning er dermed et spesialtilfelle av probabilistisk kausal påvirkning, hvor sannsynligheten for virkningen er lik 1. Det er den probabilistiske forståelsen av kausalitet, som ligger til grunn for bruken av begrepet i Pearl (1988) og Jensen og Nilsen (2007). En probabilistisk forståelsen av begrepet kausalitet, gjør kausale nettverk til en egnet grafisk fremstilling for strukturering av kunnskap om avhengigheter mellom variablene i et system. Denne oppgaven vil bruke den probabilistiske forståelsen av uttrykket kausalitet. Det gir da mening å beskrive årsak og virkning for sammenhenger som er probabilistiske av natur. Det er en stor styrke i forbindelse med risikoanalyse og indikatormodellering, da dette har overvekt av probabilistiske sammenhenger, men hvor det fortsatt er meningsfullt å beskrive årsak og virkning mellom variabler. Med en slik forståelse av kausalitet, kan man snakke om kausal influens eller årsaksmessig påvirkning. Det vil si at det er influens/påvirkning mellom variabler, hvor den ene variabelen er årsak og den

andre er virkning. Kausal influens og årsaksmessig påvirkning er ekvivalente uttrykk. Dette er uttrykk som er brukt om hverandre i denne oppgaven.

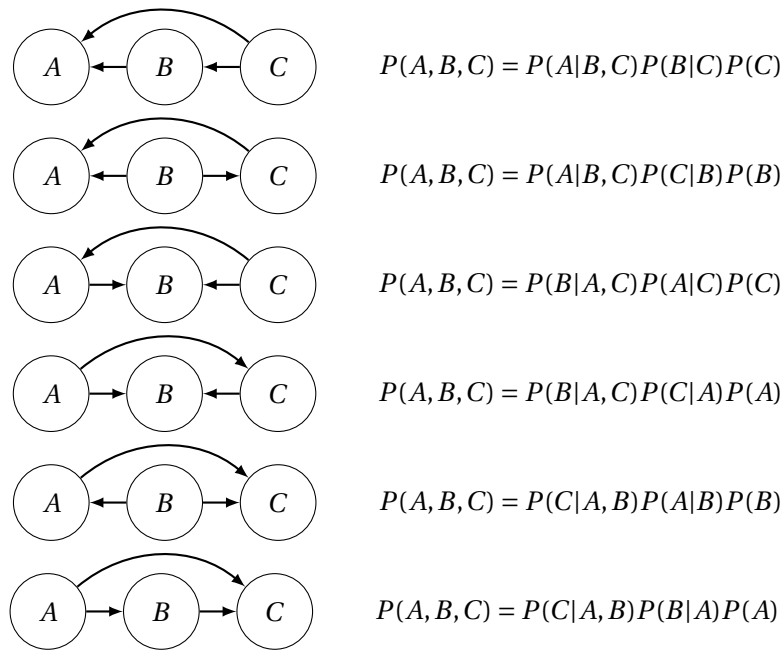
### 3.3 Influensdiagram

Influensdiagram ble introdusert av Howard og Matheson (1981)<sup>7</sup>, som en kompakt representasjon av beslutningstrær. Arbeidet med å utvikle dette ble gjort ved Decision Analysis Group ved Standard Research Institute<sup>8</sup> (Howard og Matheson, 2005a). På det tidspunktet influensdiagram ble introdusert, var den største utfordringen knyttet til beslutningsanalyse å fremskaffe kunnskap om systemet (Pearl, 2005). Det eksisterte på dette tidspunktet ingen algoritmer som gjorde det mulig å gjøre beregninger direkte i influensdiagram. Kvantitative beregninger ble gjort ved å omforme influensdiagram til beslutningstrær. Howard og Matheson (1981) definerte et influensdiagram som en rettet ikke-syklisk graf med to typer noder, beslutnings- og stokastiske noder. Influensdiagram ble introdusert som et verktøy for å manipulere hvilke betingede sannsynlighetsfordelinger som måtte defineres for å bruke den generelle kjerneregelen, vist i ligning 3.1, for å beskrive en felles sannsynlighetsfordeling for en gruppe variabler. Dette ble introdusert som en stor fordel, da det forenklet problemet med å fremskaffe kunnskap om systemet. Dette utgjorde da en forenkling av arbeidet med å definere de betingede sannsynlighetene, som er nødvendige for å gjøre kvalitative beregninger i beslutningstrær.

Rekkefølgen på variablene ved bruk av den generelle kjerneregelen, i ligning 3.1, er tilfeldig. For  $n$  variabler er det  $n!$  gyldige kombinasjoner. Den felles sannsynlighetsfordelingen  $P(A, B, C)$  har dermed 6 ulike gyldige kombinasjoner. Disse kombinasjonene er vist i figur 3.5. Alle kombinasjonene er matematisk gyldig, men det vil kunne være stor forskjell på hvor vanskelig det er å fastsette de ulike betingede sannsynlighetene. Howard og Matheson (1981) beskriver regler for grafisk manipulasjon i influensdiagram, disse reglene gjør det mulig å avdekke andre betingede sannsynligheter som beskriver den samme felles sannsynlighetsfordelingen for en gruppe variabler. Howard og Matheson (1981) legger ikke vekt på betingede sannsynligheter som en egenskap ved systemet som analyseres, men som en mulighet til å fremskaffe sannsynligheter for å kunne beskrive en felles sannsynlighetsfordelingen for alle variablene i systemet.

<sup>7</sup> Trykt på ny i decision analysis, vol. 2, nr. 3, 2005 (Howard og Matheson, 2005b).

<sup>8</sup>Nå SRI International.



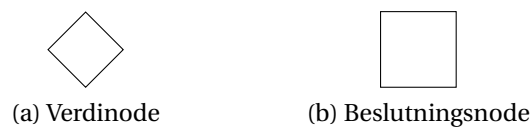
Figur 3.5: Mulige betingede sannsynligheter for å beskrive den felles sannsynlighetsfordelingen  $P(A, B, C)$  (tilpasset etter Howard og Matheson, 2005b, s. 131).

Det er utviklet algoritmer som gjør det mulig å evaluere influensdiagram direkte, uten bruk av beslutningstrær (Jensen og Nilsen, 2007). Disse algoritmene gjør beregninger i DAG-er, som består av stokastiske noder, beslutnings- og verdinoder. Dermed kan et influensdiagram forstås som en utvidelse av bayesianske nettverk som gir mulighet til å modellere beslutninger. Det vil si at et influensdiagram er et bayesiansk nettverk som er utvidet med beslutnings- og verdinoder, som blant annet kan brukes til å finne optimal beslutningsstrategi, for å maksimere utbytte.

Beslutningsnodene representerer diskrete avgjørelser som man som beslutningstaker har full kontroll over. Det må være en rettet forbindelse mellom alle beslutningsnoder, som beskriver i hvilke rekkefølge beslutningene skal tas. Stokastiske noder som har rettet forbindelse til en beslutningsnode, betyr at tilstanden til noden er kjent før beslutningen skal tas. Det antas perfekt minne ved bruk av influensdiagram, det vil si at beslutningstager husker alle tidligere beslutninger og tilstander til stokastiske variabler som har blitt observert. Verdinoder brukes til å beskrive utbyttet, knyttet til at noder med rettet forbindelse til verdinoden er i en bestemt tilstand. Et influensdiagram må ha minst én, men kan ha flere verdinoder. En verdinode kan ikke ha noen barn. Nodene er vist i figur 3.6.

**Definisjon 5.** *Et influensdiagram er en DAG som består av stokastiske-, beslutnings- og verdinoder med følgende krav (tilpasset etter Pearl, 1988; Jensen og Nilsen, 2007):*

- *De rettede forbindelsene må representere kausalitet.*
- *Stokastiskenoder og beslutningsnoder må være diskrete, med et endelig antall gjensidig utelukkende tilstander.*
- *Beslutningsnodene i influensdiagrammet må være forbundet med rettede forbindelser.*
- *Verdinodene har ingen tilstand, men uttrykker verdien av at foreldrene (stokastiske noder og beslutningsnoder) er i ulike tilstander.*
- *Verdinodene har ingen barn.*



Figur 3.6: Noder brukt i influensdiagram.

Bruken av begrepet influensdiagram i litteraturen er ikke entydig. Innenfor kunstig intelligens og beslutningsanalyse blir influensdiagram i hovedsak brukt om nettverk slik de er definert i definisjon 5 (se f.eks. Howard og Matheson, 1981; Pearl, 1988; Jensen og Nilsen, 2007). Innenfor risiko og sikkerhetsforskning blir influensdiagram<sup>9</sup> brukt om rettede grafer som beskriver hvordan ulike faktorer påvirker hverandre (se f.eks. Embrey, 1992; Hokstad et al., 1999; Øien, 2001a). Bruken av begreper i litteraturen er nærmere beskrevet i avsnitt 3.4.

### 3.4 Bruk av begreper i litteraturen

I litteraturen blir bayesianske nettverk, belief network, bayesian belief network, influensdiagram, influensnettverk, kausale nettverk og kausale bayesianske nettverk brukt for å beskrive DAG-er som er kvantifisert ved bruk av CPT-er. Bayesianske nettverk, bayesian belief network og belief network blir brukt om hverandre når formålet er å fremheve at nettverkene er kvantifisert på bakgrunn av sannsynlighetsteori, og kan være basert på subjektive vurderinger (Pearl, 1986). Det er ingen prinsipiell forskjell på betydningen av disse tre begrepene. Bayesianske nettverk blir ofte brukt mer generelt, mens bayesian belief network og belief network gjerne brukes for å fremheve at det er knyttet subjektive vurderinger til nettverkene.

Når de rettede forbindelsene i en DAG representerer kausale relasjoner mellom variablene, blir disse nettverkene betegnet som kausale nettverk eller kausale bayesianske nettverk

<sup>9</sup>Enkelte ganger blir også influensnettverk brukt om slike nettverk.

(Pearl, 1986, 2000). I Jensen og Nilsen (2007) blir en DAG hvor de rettede forbindelsene beskriver årsakssammenhengene mellom variablene, omtalt som kausale nettverk. En kvantifisering av disse nettverkene med CPT-er blir omtalt som bayesianske nettverk. Slike bayesianske nettverk, hvor de rettede forbindelsene representerer kausalitet, blir i Pearl (1986) omtalt som kausale nettverk, mens de i Pearl (2000) blir omtalt som kausale bayesianske nettverk.

Influensdiagram ble introdusert av Howard og Matheson (1981), som DAG-er bestående av stokastiske noder og beslutningsnoder. De rettede forbindelsene ble da sett på som muligheter for å manipulere de betingede sannsynlighetene, som er nødvendig for å beskrive en felles sannsynlighetsfordeling for en gruppe av variabler. Pearl (1986) bruker begrepet influensnettverk, om DAG-er som kun består av stokastiske variabler, for å fremheve retningen på de rettede forbindelsene. Det vil si sammenhenger hvor retningen på påvirkningen mellom variablene er klar. Innenfor beslutningsanalyse og kunstig intelligens blir influensdiagram i dag brukt til å beskrive DAG-er med beslutningsnoder, verdinoder og stokastiske noder, som er kvantifisert med CPT-er.

Både begrepene influensnettverk og influensdiagram blir brukt innenfor risiko og sikkerhetsforskning, uten at det er noe klart skille mellom disse. I forbindelse med den andre helikoptersikkerhetsstudien (HSS II) til SINTEF, ble det utviklet en metodikk for å lage en grafisk fremstilling av påvirkning mellom RIF-er (se avsnitt 3.6.3) (Rosness, 1999; Hokstad et al., 1999). Denne fremstillingen blir omtalt som influensdiagram. Influensdiagram blir også brukt om nettverket over organisatorisk påvirkning i Organisatorisk risikopåvirkende modell (ORIM) (se avsnitt 3.5.1) (Øien og Sklet, 2001). I Model of Accident Causation using Hierarchical Influence Network (MACHINE), blir influensdiagram brukt om grafiske fremstillinger som viser påvirkning mellom ulike variabler (Embrey, 1992). Begrepet influensdiagram er brukt i System Action Management (SAM) om nettverk som beskriver påvirkning mellom ulike faktorer (Paté-Cornell og Murphy, 1996). Det er ingen entydig definisjon av begrepene, men de blir brukt om grafer som brukes for å beskrive sammenhenger mellom ulike faktorer. Bruken av begrepene influensdiagram og influensnettverk i risiko- og sikkerhetsforskning sammenfaller med Pearls (1986) bruk av begrepet influensnettverk. Denne bruken av begrepet influensdiagram skiller seg fra slik det er brukt innenfor beslutningsanalyse og kunstig intelligens i dag.

I denne oppgaven vil begrepene bli brukt slik de er definert tidligere i dette kapitlet.

Begrepet bayesianske nettverk bli brukt om DAG-er som er kvantifisert med CPT-er. Kausale nettverk vil bli brukt om DAG-er som beskriver årsakssammenhenger mellom variabler. Begrepet influensdiagram vil bli brukt om bayesianske nettverk som er utvidet med beslutningsnoder og verdinoder (slik det er beskrevet i definisjon 5). I enkelte sammenhenger er begrepet influensdiagram brukt innenfor tradisjonen i risiko- og sikkerhetsforskning, men det vil da komme klart frem av sammenhengen at det ikke dreier seg om influensdiagram, slik begrepet er definert i definisjon 5.

## 3.5 Anvendelser av bayesianske nettverk

Her er det beskrevet ulike metoder og prosjekter hvor bayesianske nettverk blir brukt for å gjøre kvantitative beregninger.

### 3.5.1 ORIM

Organisatorisk risikopåvirkende modell (ORIM) ble utviklet av SINTEF i forbindelse med prosjektet «Risikoanalyse i driftsfasen»<sup>10</sup> (Øien og Sklet, 2001). Formålet med dette prosjektet var å utvikle en metode for å oppdatere informasjonen om risikonivået på en offshoreinstallasjon, i perioden mellom oppdatering av den kvantitative risikoanalysen (QRA-en).

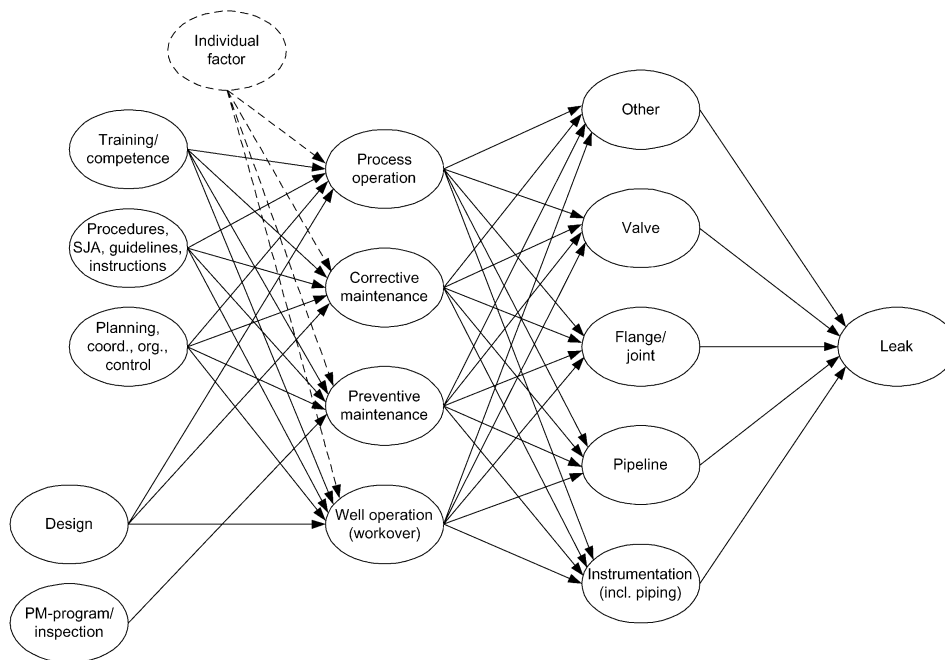
Den eksisterende QRA-en for offshore installasjonen ble brukt som utgangspunkt for å identifisere RIF-er. En RIF er definert som «et forhold (hendelse/tilstand) i et system eller en aktivitet som påvirker risikonivået til dette systemet/aktiviteten» (Øien og Sklet, 2001). Eksempel på RIF-er som ble identifisert er: prosesslekkasjer og varmt arbeid. For de ulike RIF-ene ble det identifisert indikatorer. Det skilles mellom direkte, indirekte og organisatoriske indikatorer. De direkte og indirekte indikatorene identifiseres på bakgrunn av RIF-ene. Forskjellen mellom disse er i hvor stor grad indikatoren direkte måler den tilhørende RIF-en, eller om indikatoren overvåker et mer indirekte mål på RIF-en. For RIF-en prosesslekkasjer var det ikke mulig å identifisere direkte eller indirekte indikatorer med tilstrekkelig frekvens. Det ble for denne RIF-en derfor identifisert organisatoriske risikoindikatorer.

ORIM er en modell som inneholder tre elementer: (1) kausale nettverk over tekniske, organisatoriske og menneskelige faktorer som påvirker RIF-en, (2) organisatoriske risikoindi-

---

<sup>10</sup>Også kalt indikator-prosjektet

katorer og (3) en kvantifiseringsmetode. Det kausale nettverket, vist i figur 3.7, gir en kvalitativ modell over hvordan de organisatoriske faktorene påvirker lekkasjefrekvensen. Faktorene er identifisert innenfor gruppene (fra venstre i figur 3.7): *ansvarlig/tilretteleggende*, *frontlinje-personell* og *komponent* (Øien og Sklet, 2001). Denne modellen er utviklet på bakgrunn av analyser av rapporter fra hydrokarbonlekkasjer og datakilder for generiske lekkasjehendelser (Øien, 2001a). For de organisatoriske faktorene (de fem faktorene lengst til venstre i figuren) er det identifisert ulike organisatoriske risikoindikatorer (Øien og Sklet, 2001).



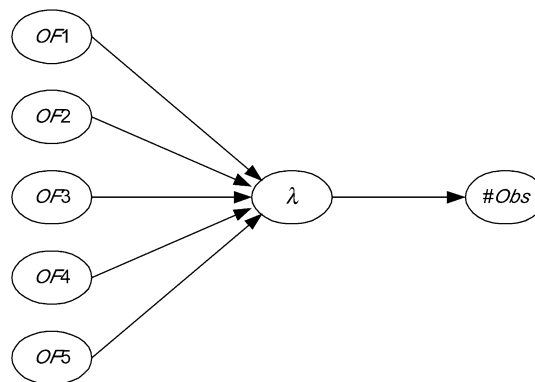
Figur 3.7: Organisatorisk risikopåvirkende modell for lekkasjer (Øien, 2001a, s. 154).

Modellen i figur 3.7 blir omtalt som et influensdiagram og bayesiansk nettverk (Øien, 2001a). I forhold til definisjon 5 er dette ikke et influensdiagram. Det er heller ikke et bayesiansk nettverk da det ikke er definert CPT-er for nodene. Den grafiske strukturen i figur 3.7 er en DAG. De rettede forbindelsene kan forstås som kausal påvirkning. Basert på definisjon 4, er figur 3.7 et kausalt nettverk.

Kvantifiseringsmetoden baserer seg på bayesianske nettverk. DAG-en som brukes i det bayesianske nettverket er vist i figur 3.8. Formålet er å gi et estimat for lekkasjefrekvensen  $\lambda$ .  $OF1, \dots, OF5$  er de organisatoriske faktorene i figur 3.7. Lekkasjefrekvensen  $\lambda$  er betinget på tilstanden til disse organisatoriske faktorene. Lekkasjefrekvensen er en skjult variabel, det vil si at det ikke er mulig å observere lekkasjefrekvensen direkte. Antallet observerte lekkasjer i en tidsperiode ( $\#Obs$ ) er et resultat av  $\lambda$ .  $\#Obs$  er derfor betinget på  $\lambda$ . Variablene  $OF1, \dots, OF5$  er modellert som diskrete variabler med tilstandene  $\{1; 2; 3; 4; 5\}$ , hvor 3



representerer gjennomsnittlig tilstand og 1 og 5 representerer henholdsvis veldig dårlig og veldig bra tilstand (Øien, 2001a). For hver av de organisatoriske faktorene er det foreslått en eller flere organisatoriske risikoindikatorer. Det antas at disse indikatorene kan brukes til å fastslå tilstanden til de organisatoriske faktorene, slik at de organisatoriske faktorene kan instantieres.  $\lambda$  er modellert som en diskret variabel med fem tilstander. Disse fem tilstandene representerer en diskretisering av en lekkasjefrekvens fra 0 til  $\geq 6$  lekkasjer per periode.  $\#Obs$  er modellert som diskret variabel, med seks tilstander som representerer fra 0 til  $\geq 5$  observerte lekkasjer i en tidsperiode.



Figur 3.8: DAG for kvantitativ modell (Øien, 2001a, s. 157).

Det er utviklet to metoder for å estimere CPT-er for DAG-en i figur 3.8 (Øien og Sklet, 2001). En metode som kun baserer seg på ekspertvurderinger, og en metode som estimerer CPT-er på bakgrunn av data. Datagrunnlaget brukt for å estimere CPT-er, er lekkasjehendelser fra Statfjord A, B og C. Dette ga et datagrunnlag på 92 hendelser. Tilstanden til de ulike organisatoriske faktorene var ikke kjent og ble estimert ved hjelp av en Hidden Markov model (HMM). Det er i denne modellen antatt at de organisatoriske faktorene er stabile innenfor en tidsperiode, og at tilstanden til de organisatoriske faktorene til, en hver tid, har vært like på de tre installasjonene. Antagelsen om at tilstanden til de organisatoriske faktorene er like kan diskuteres. Det kan også stilles spørsmål ved størrelsen på datamaterialet. CPT-en til variabelen  $\lambda$  består av  $5^6 = 15625$  sannsynligheter, disse er blitt estimert på bakgrunn av 92 lekkasjehendelser.

### 3.5.2 Risk OMT

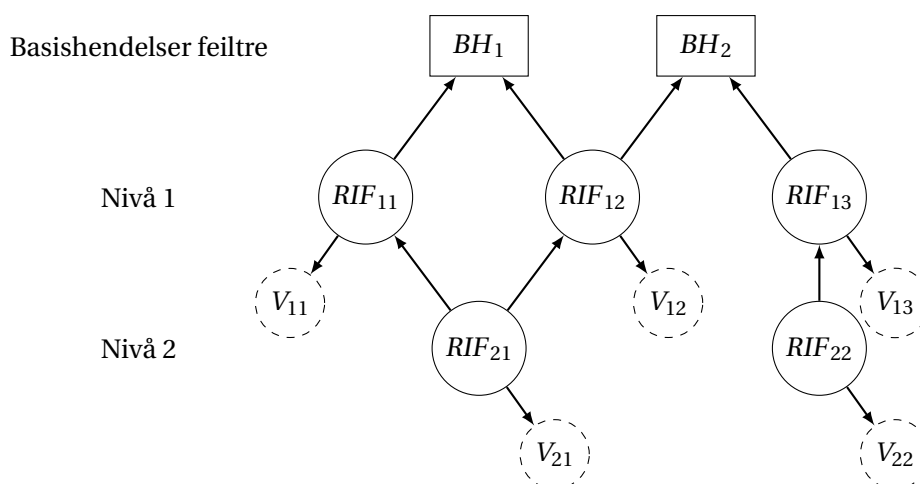
Risk modelling – Integration of Organizational, Human and Technical factors (Risk OMT) er et prosjekt som bygger videre på arbeidet gjort i prosjektet Barriere og operasjonell

risikoanalyse (BORA) (se f.eks. Haugen et al., 2007) og Operasjonell tilstand sikkerhet (OTS) (Sklet et al., 2010). Målet med Risk OMT-prosjektet var å forbedre modelleringen av RIF-er til operasjonelle barrierer, i forhold til metoden brukt i BORA (Vinnem et al., 2012). Det er i Risk OMT utviklet kvantitative modeller for å beregne lekkasjefrekvens som følge av vedlikehold. Den beregnede lekkasjefrekvenset er blant annet betinget på tilstanden til ulike RIF-er. Det gjør det mulig å vurdere effekten av ulike risikoreducerende tiltak som er antatt å påvirke RIF-ene.

I BORA-prosjektet ble det gjort et omfattende arbeid med å gå igjennom hendelser fra norsk sokkel, for å identifisere ulike årsaker til hydrokarbonlekkasje (Vinnem et al., 2009). Det ble identifisert seks ulike initielle hendelser, som, hvis alle barrieresystemer svikter, vil utvikle seg til en lekkasje. Basert på praksis fra norsk sokkel, ble de vanligste barrierene for de ulike initielle hendelsene identifisert. Påliteligheten til barrierene er modellert med feiltrær. For basishendelsene i feiltrærne er det identifisert ulike RIF-er, tilstanden på disse graderes på skalaen A til F, hvor C representerer en tilstand lik gjennomsnittet i industrien. A og F tilsvarer henholdsvis beste praksis og uakseptabel tilstand. Dette tilsvarer skalaen som er brukt i OTS-prosjektet (Sklet et al., 2010). Påvirkningen fra RIF-ene ble vurdert ved et system for vekting og vurdering av RIF-ene. RIF-ene kan på den måten brukes til å tilpasse dataene som brukes i basishendelsen i feiltrærne, til den faktiske situasjonen i organisasjonen. Haugen et al. (2007) presenterer en generalisert metodikk fra BORA-prosjektet.

Hendelses- og feiltrær er i praksis brukt på samme måte i Risk OMT, men modelleringen av RIF-er er gjort ved hjelp av bayesianske nettverk. I Risk OMT-prosjektet er RIF-ene organisert i to nivå. Dette er vist i figur 3.9. RIF-er på det øverste nivået er antatt å ha direkte påvirkning på basishendelsene i feiltrærne, mens RIF-er på nivå 2 påvirker RIF-ene på nivå 1 (Vinnem et al., 2012). Det er ingen påvirkning mellom RIF-ene innad i det samme nivået. Andre nivå RIF-er, er alle knyttet til ledelse. To generiske modeller over RIF-er er utviklet, én for planleggingsaktiviteter og én for gjennomførings- og kontrollaktiviteter.

Det er brukt to metoder for kvantitativ beregning i Risk OMT-prosjektet. (Gran et al., 2012). Den ene metoden beholder strukturen med hendelses- og feiltrær fra BORA, og beregner påvirkningen fra RIF-ene i bayesianske nettverk separat. Det tas da ikke hensyn til at bruken av bayesianske nettverk skaper avhengighet mellom basishendelsene i feiltrærne (Vinnem et al., 2012). For å ta hensyn til denne avhengigheten er det også laget en modell,



Figur 3.9: Illustrasjon av RIF-struktur koblet mot feiltrær. Stiplede noder viser hvordan de observerte verdiene på RIFene er inkludert i modellen (tilpasset etter Gran et al., 2012, ss. 586-587).

hvor hendelses-, og feiltrærne er modellert sammen med RIF-ene i bayesianske nettverk. Variablene som var en del av hendelses- og feiltrærne er modellert som binære variabler med tilstandene {svikt; ikke svikt}. RIF-strukturen beholdes, og RIF-ene er modellert som diskrete variabler med tilstandene {A; B; C; D; E; F}. Den observerte verdien på RIF-ene er modellert som egne variabler, med rettede forbindelser fra RIF-ene. Dette er illustrert i figur 3.9. Med en kausal tolkning av de rettede forbindelsene, vil det si at den observerte verdien er et resultat av den faktiske tilstanden til RIF-en.

For de binære variablene representerer CPT-ene, logisk-og eller logisk-eller for å representere strukturen i hendelses- og feiltrærne (Vinnem et al., 2012). Variablene som representerer RIF-ene blir modellert ved hjelp av en trekantfordeling. Argumentasjonen for å bruke trekantfordeling er at alle tilstandene til en variabel da får en signifikant sannsynlighet. For RIF-er på nivå to, det vil si variabler uten barn, har trekantfordelingen modal forventningsverdi lik C. Det vil si at det blir ansett som mest sannsynlig at tilstanden til disse RIF-ene er lik gjennomsnittet i industrien. CPT-ene til RIF-ene på nivå én er betinget på tilstanden til RIF-ene på nivå to. Det blir antatt at det mest sannsynlige er at tilstanden til RIF-ene på nivå én er lik tilstanden til RIF-ene på nivå to. Det vil for eksempel si at  $E(\text{RIF nivå 1} | \text{RIF nivå 2} = D) = D$ . Det blir antatt at RIF-ene på nivå to har ulik påvirkning på RIF-ene på nivå én, dette blir betegnet som strukturell viktighet. Denne variasjonen i påvirkning er blitt vurdert på skalaen lav – medium – høy. For en rett forbindelse mellom to RIF-er med høy viktighet, blir det ansett som mer sannsynlig at tilstanden på de to er like enn dersom den strukturelle viktigheten blir betegnet som lav. Dette fører til at en høy strukturell viktighet gir lavere varians.

CPT-ene til variablene som representerer observerte verdier er også vektet i forhold til en vurdering av strukturell viktighet av forbindelsen mellom variablene.

Kvantifiseringsmetodikken utviklet i Risk OMT baserer seg på følgende forutsetninger (Vinnem et al., 2012):

1. Alle relevante RIF-er er identifisert
2. RIF-ene er målbare
3. Sammenhengen mellom RIF-ene og risiko er kjent

Dersom RIF-er skal kunne brukes til å beskrive risikoen er det en forutsetning at alle RIF-er med signifikant påvirkning på risikonivået er identifisert. Dette er knyttet til utfordringene ved å argumentere for at de bayesianske nettverkene som er utviklet inneholder alle relevante variabler. I Risk OMT er RIF-ene basert på kunnskap fra BORA, OTS og et litteraturstudie (Larsen og Søyland, 2006). RIF-ene er gjort målbare ved bruk av en skala fra A til F, som er gjort relativ til tilstanden i industrien. Bruk av denne skalaen gjør det mulig å gjøre en kvalitativ vurdering av en RIF kvantitativ. Det er en utfordrende oppgave og krever mye kunnskap om tilstanden til RIF-ene av de som skal gjøre vurderingen. Sammenhengen mellom tilstanden til RIF-ene og risikonivået er vurdert ved hjelp av ekspertvurderinger. Slike ekspertvurderinger er sårbare for feil (Vinnem et al., 2012). I implementeringen av modellen i bayesianske nettverk er denne utfordringen knyttet til estimering av CPT-ene for variablene som representerer RIF-er og basishendelser i feiltrærne.

### 3.5.3 Hybrid kausal logikk

Hybrid kausal logikk (HCL) er en metode utviklet for å modellere menneskelige, organisatoriske og tekniske faktorer (Wang, 2007). I HCL brukes det hendelsessekvensdiagram (ESD)<sup>11</sup>, feiltrær og bayesianske nettverk. ESD brukes for å beskrive mulige hendelseskjeder fra en initiellhendelse. Feiltrær blir brukt til å modellere deterministiske sammenhenger som påvirker grensannsynlighetene i ESD-ene. Bayesianske nettverk blir brukt til å modellere ikke-deterministiske hendelser, knyttet til menneskelige og organisatoriske faktorer. Nodene i det bayesianske nettverket kan brukes som basishendelser i feiltrærne og de kan kobles direkte til ESD-et. På den måten får man en modell som både kan håndtere deterministiske og ikke-deterministiske sammenhenger.

<sup>11</sup>Engelsk: event sequence diagram (ESD). ESD er i praksis et hendelsestre, hvor hver forgrening kun har to mulig utfall.

Bruken av bayesianske nettverk for å beregne data til basishendelsene i feiltrærne og grensannsynligheter i ESD-et, skaper avhengighet mellom basishendelsen i feiltrærne og grensannsynlighetene (Røed et al., 2009). Dette fører til at det ikke gir eksakt løsning å beregne det bayesianske nettverket, for så å bruke resultatene i feiltrærne og ESD-et. Det er utviklet algoritmer som tar hensyn til denne avhengigheten, og gjør det mulig å gjøre eksakte beregninger (Wang, 2007). HCL-algoritmer er implementert i Trilith, som er en softwaren for Probabilistic Risk Assessment (PRA) (Groth et al., 2010). Det er vist at det er mindre ressurskrevende å bruke HCL, enn å gjøre all beregningen i bayesianske nettverk. Det eksisterer også algoritmer som gjør enkle håndberegninger mulig.

Røed et al. (2009) presenterer en anvendelse av HCL, som bygger videre på kunnskap fra BORA og OTS. Hendelses- og feiltrær fra BORA blir brukt og det er utviklet bayesianske nettverk over RIF-ene. Samlet utgjør dette en HCL-modell. Det er i praksis det samme som blir gjort i Risk OMT, men der blir eksakte beregninger gjort ved å omforme alt til bayesianske nettverk.

#### **3.5.4 Kausal modell for flysikkerhet**

Causal model for Air Transport Safety (CATS) er en modell utviklet for å kvantifisere risikoen knyttet til lufttransport, fra avgang gate til ankomst gate (Ale et al., 2006). Den kvantitative modellen tar utgangspunkt i ESD-er, feiltrær og bayesianske nettverk (Ale et al., 2009). Dette har klare likheter med HCL, men algoritmene fra HCL blir ikke brukt. ESD blir brukt til å beskrive ulike hendelseskjeder som kan lede til en ulykke. De ulike grensannsynlighetene blir beskrevet ved hjelp av feiltrær, som inneholder tekniske og menneskelige feil. Sannsynligheten for menneskelige feil blir modellert ved hjelp av bayesianske nettverk.

Feiltrærne er kvantifisert ved hjelp av data fra ulykkes- og hendelsesrapporter. Det bayesianske nettverkene over sannsynlighet for menneskelig feil, er kvantifisert ved hjelp av ekspertvurderinger. De ulike ESD-ene blir satt sammen, slik at man får en modell av koblede ESD-er. Denne modellen, skal beskrive alle mulige hendelseskjeder fra avgang gate, til ankomst gate. Den koblede ESD-en, feiltrærne og de bayesianske nettverkene som beskriver menneskelige feil, er brukt for å lage ett bayesiansk nettverk, som skal beskrive all risiko, forbundet med flytransport fra avgang gate til ankomst gate.

Det å bruke ESD, feiltrær og bayesianske nettverk, til å lage nye bayesianske nettverk, er

likt det som blir gjort i Risk OMT. Det som skiller Risk OMT fra CATS, er at i CATS blir ESD-ene koblet sammen slik at det kun blir laget ett felles bayesiansk nettverk. Mens det i Risk OMT blir laget ett bayesiansk nettverk for hver initielle hendelse det er laget ESD for.

### **3.6 Anvendelser av risikopåvirkende faktorer**

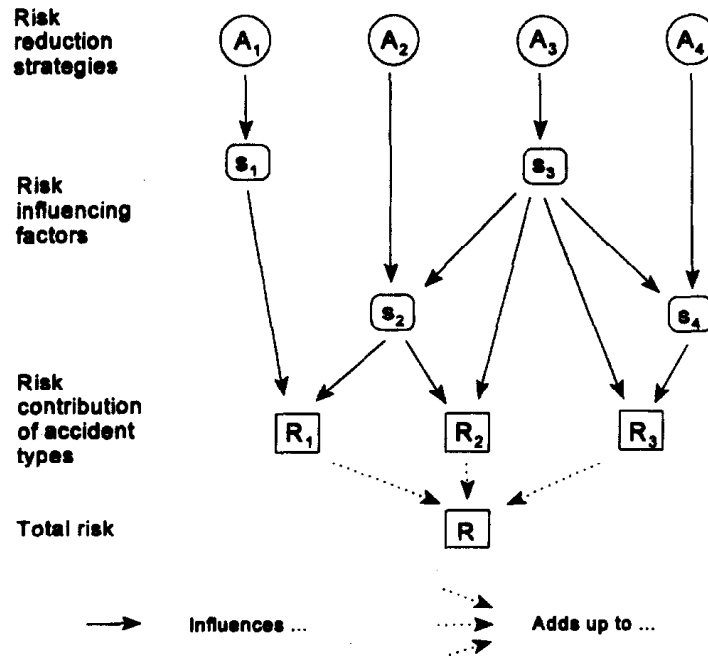
I ORIM er RIF-er brukt for å identifisere indikatorer, som kan brukes for å gi oppdatert informasjon om risikonivå mellom oppdatering av QRA-en til en offshoreinstallasjon. Ved bruk av BORA og Risk OMT, kan generelle data for lekkasjefrekvenser, tilpasses driftsbetingelsene på en installasjon, ved ved å gjøre en vurdering av tilstanden på relevante RIF-er. Disse metodene er omtalt i avsnitt 3.5, under bayesianske nettverk. Risk Influence Analysis (RIA) omtalt her, er en metode som bruker RIF-er til å gjøre en vurdering av risikoreducerende tiltak. Denne metoden baserer seg ikke på bruk av bayesianske nettverk til kvantifisering. RIA ble brukt i HSS I. I HSS II ble modelleringen av RIF-er utvidet, ved bruk av grafer som viser hvordan RIF-ene er antatt å påvirke risikonivået.

#### **3.6.1 Risk influence analysis**

Risk Influence Analysis (RIA) er en metode som ble utviklet for å analysere store geografisk spredde system, som for eksempel transportsystemer (Rosness, 1998). Den ble først brukt i forbindelse med HSS I (se avsnitt 3.6.2). Metoden er utviklet for å gi beslutningsstøtte på et høyt nivå i organisasjoner eller på myndighetsnivå. Det er metode for å finne mulige strategier for, og vurdere forventet effekt av strategier for risikoreduksjon. Den er ikke utviklet for å vurdere hvorvidt risikoen knyttet til system er akseptabel. Det blir i RIA antatt at det eksisterer relativt stabile egenskaper ved systemet, som kan grupperes i et antall RIF-er. En RIF er definert som: «a set of conditions which influence the level of specified risks related to a given activity or system» (Rosness, 1998, s. 156). Disse RIF-ene er antatt stabile over tid, og endres kun som et resultat av at risikoreducerende tiltak blir innført. Risikoen knyttet til systemet er avhengig av tilstanden til de ulike RIF-ene.

For systemet som analyseres identifiseres det et sett gjensidig utelukkende ulykkestyper. Den totale risikoen knyttet til systemet er et resultat av risikobidraget fra de ulike ulykkestypene som kan oppstå. Sannsynligheten for, og forventet konsekvens av hver av de ulike ulykkestypene påvirkes av de RIF-ene, som igjen påvirkes av de ulike strategiene for risiko-

reduksjon. Dette er illustrert i figur 3.10. Det antas i RIA at et hvert enkelt risikoreducerende tiltak kun påvirker én RIF, og at alle RIF-er har direkte påvirkning på en eller flere ulykkestyper. En RIF kan også påvirke en eller flere andre RIF-er.



Figur 3.10: Forhold mellom risiko, RIF-er og strategier for risikoreduksjon (Rosness, 1998, s. 157).

I den kvantitative analysen estimeres risikobidraget fra de ulike ulykkestypene gitt den nåværende tilstand til de ulike RIF-ene. Gitt den nåværende tilstanden til RIF-ene, estimeres frekvens og konsekvens for hver ulykkestype. Dette gjøres ved hjelp av ekspertvurderinger og referanse til historiske data. Ny frekvens og forventet konsekvens estimeres for hver ulykkestype på bakgrunn av endring i en RIF. Dette gjøres på bakgrunn av ekspertvurderinger. Denne prosessen gjentas for alle ulykkestyper og alle risikoreducerende tiltak. En utfordring knyttet til RIA er avhengigheten av ekspertavgjørelser. Effekten av de risikoreducerende tiltakene vurderes uavhengig av hverandre, det er ikke mulig å gjøre vurderinger av samspilleffekter ved implementering av to eller flere strategier for risikoreduksjon. Kostnaden knyttet til implementering av risikoreducerende tiltak vurderes ikke. RIA kan brukes som input til en kost-nytte-analyse.

### 3.6.2 Helikoptersikkerhetsstudie I

HSS I ble gjennomført av SINTEF på oppdrag fra A/S Norske Shell og Statoil. Det geografiske området i studien var begrenset til Nordsjøen og den nordlige delen av norsk sokkel (Ingstad

et al., 1990). Hovedmålet med studien var å gi beslutningsstøtte for fordeling av midler til forskning på helikoptersikkerhet. HSS I er det første prosjektet hvor RIA ble brukt (Rosness, 1998).

Det ble i HSS I identifisert 24 ulike risikofaktorer. En risikofaktor ble definert som: «a set of conditions influencing the fatal accident risk» (Ingstad et al., 1990, s. 4). En risikofaktor i HSS I tilsvarer en RIF i den generelle metodikken RIA. Risikofaktorene ble identifisert på bakgrunn av tidligere studier, ulykkes- og hendelsesrapporter. For hver hendelse ble det identifisert en eller to risikofaktorer. Risikofaktorene for hver hendelse ble vektet, slik at summen av vektene ble 100. Den samlede viktigheten av en risikofaktor ble avgjort ved å summere vektene fra hendelsene. De ulike datakildene som ble brukt, ble holdt separat. Det ble dermed identifisert ulik viktighet på bakgrunn av de forskjellige datakildene.

I HSS I ble det identifisert åtte ulike ulykkestyper. Basert på historiske data ble sannsynlighet og konsekvens for hver ulykkestype identifisert. Estimat for nåværende sannsynlighet og konsekvens, ble basert på endring i operasjonelle forhold og historisk sannsynlighet og konsekvens. Dette brukes for å finne risikobidraget fra hver enkelt ulykkestype. Med utgangspunkt i de ulike datakildene og ekspertvurderinger fra prosjektgruppen, ble sannsynligheten for at en risikofaktor skal bidra til en ulykkestype vurdert. Vurderingen ble gjort på skalaen 0 – 0,2 – 0,4 – 0,8. Viktighetene av de ulike risikofaktorene blir estimert med produktet av estimatene for risikobidraget fra hver ulykkestype og sannsynligheten for at risikofaktoren bidrar til ulykkestypen. Ved å summere viktigheten fra de ulike ulykkestypene, bestemmes total viktighet for hver risikofaktor. Prosjektgruppen har så estimert potensiale for forbedring av de ulike risikofaktorene. Dette er gjort på bakgrunn av ekspertvurdering. Denne vurderingen ble gjort for en periode (10-15 år), hvor det ble antatt at de operasjonelle betingelsene er uendret.

### **3.6.3 Helikoptersikkerhetsstudie II**

HSS II ble gjennomført for å følge opp arbeidet gjort i HSS I (Hokstad et al., 1999). Hovedmålet med HSS II var å estimere risikonivået i knyttet til helikoptertrafikk i Nordsjøen og komme med forslag til tiltak for å forbedre sikkerhetsnivået. Det blir i HSS II skilt mellom de samme ulykkestypene som blir brukt i HSS I. Konseptet med risikofaktorer blir videreført, men blir i HSS II omtalt som RIF-er. Disse RIF-ene påvirker det overordnede risikonivået knyttet til helikoptertransport i Nordsjøen. Det antas at disse RIF-ene er forholdsvis stabile



innenfor den perioden som analyseres.

I HSS II ble det utviklet en grafisk fremstilling, over hvordan RIF-ene er antatt å påvirke risikonivået (Hokstad et al., 2001). Denne fremstillingen blir omtalt som influensdiagram. HSS II inneholder et influensdiagram over RIF-er for konsekvens og et over RIF-er for sannsynlighet. De ulike RIF-ene er noder i influensdiagrammene, og det blir brukt rettede forbindelser til å vise påvirkning fra en RIF til en annen. De nodene som er antatt gjensidig påvirkning på hverandre blir det brukt forbindelser med påvirkning i begge retninger. RIF-ene er delt inn i tre nivå i influensdiagrammene. (1) *Operasjonelle* RIF-er, dette er RIF-er som har direkte påvirkning på ulykkesfrekvens eller -konsekvens. RIF-ene i dette nivået er knyttet til de daglige aktivitetene forbundet med helikoptertransport. (2) *Organisatoriske* RIF-er, det er RIF-er som er knyttet til ulike organisasjoners evne til å støtte og kontrollere den daglige driften av helikoptertransporten. (3) *Myndighets- og kunderelaterte* RIF-er, er RIF-er knyttet til krav og kontrollaktiviteter fra myndigheter og kunder.

Kvantifiseringen i HSS II tar kun hensyn til de RIF-ene i influensdiagrammet med direkte påvirkning på sannsynlighet, eller konsekvens (Hokstad et al., 1999). Det vil si de *operasjonelle* RIF-ene. Kvantifiseringen av frekvens og konsekvens er noe ulik. RIF-ene for frekvens er kvantifisert, ved at tilstanden til de ulike RIF-ene blir fastsatt. Dette blir gjort ved hjelp av data fra ulykkes- og hendelsesrapporter. Hvor ofte dårlig tilstand på en RIF fører til en ulykkestype, blir fastsatt ved hjelp av ekspertvurderinger. Dette blir brukt for å finne bidraget hver enkelt RIF har på frekvensen av ulykker. Fordi tilgangen på data om konsekvens av ulykker er liten, er RIF-ene for konsekvens kvantifisert ved hjelp av ekspertvurderinger.

HSS II ble oppdatert med HSS III i 2010 (Herrera et al., 2010). Den er en videreføring av influensmodelleringen og kvantifiseringen som ble gjort i HSS II. Influensdiagrammene er utformet på den samme måten og har de samme nivåene, men enkelte av RIF-ene er endret og noen nye er lagt til.

#### **3.6.4 Uttrykket risikopåvirkende faktorer**

Rosness (1998) introduserer, i RIA, RIF-er som faktorer som har påvirkning på risikonivået knyttet til en aktivitet. Det blir antatt at disse ikke endrer seg over tid, men kun endrer seg som et resultat av at det blir innført risikoreduserende tiltak, dette blir lagt til grunn i helikoptersikkerhetsstudiene. Antagelsen om at RIF-en er stabil over tid er nødvendig for at kvantifiseringen som brukes i RIA skal være gyldig. I en studie av hurtiggående båter, ble for

eksempel kompetanse, trening og motivasjon identifisert som én RIF (Rosness, 1998).

Definisjonen som brukes på en RIF i indikatorprosjektet er tilpasset fra Rosness (1999), som er definisjonen som brukes i RIA. I indikatorprosjektet blir det identifisert variabler fra QRA-en til installasjonen, som har stor påvirkning på det beregnede risikonivået. Disse blir brukt som RIF-er. Dette gir RIF-er av en mer teknisk karakter, da det i hovedsak er tekniske systemer som er modellert i en QRA. De organisatoriske faktorene som blir identifisert i ORIM er ikke RIF-er, men faktorer som påvirker tilstanden til RIF-en hydrokarbonlekkasje. Disse organisatoriske faktorene har klare likhetstrekk med det som blir identifisert som RIF-er i RIA.

I BORA blir RIF-er identifisert for de ulike basishendelsene i feiltrærne, for at analysen skal være bedre tilpasset installasjonen (Haugen et al., 2007). RIF-ene er her tett knyttet opp mot egenskaper ved organisasjonen, personellet og oppgaven som skal gjennomføres. Fordi det skal identifiseres en gruppe relevante RIF-er for hver grunnhendelse i feiltrærne, blir RIF-ene i BORA mer spesifikke enn RIF-ene i RIA. RIF-ene i Risk OMT er like de som blir brukt i BORA.

Til tross for at definisjonen av RIF-er i RIA og indikatorprosjektet er forholdsvis like, er de RIF-ene som identifiseres ulike. Utgangspunktet for hvordan RIF-ene identifiseres og hvilke deler av systemet de skal beskrive, har betydning for hva som er relevante RIF-er. RIF-ene i BORA er mer spesifikke enn RIF-ene i RIA og indikatorprosjektet. I RIA og indikatorprosjektet skal RIF-ene være relevante for risikoen i hele systemet/installasjonen, mens det i BORA kun skal identifiseres RIF-er for basishendelser i feiltrærne. Fordi det i RIA skal gjøres vurderinger av effekten av risikoreducerende tiltak, er det nødvendig å anta at RIF-ene ikke vil endre seg av andre grunner i perioden. I indikatorprosjektet er formålet å overvåke hvordan risikoen utvikler seg over tid, ved å bruke RIF-ene. Det er derfor nødvendig å anta at RIF-ene vil kunne endre tilstand i drift, og at dette vil påvirke risikonivået. Det samme gjelder for RIF-ene i BORA og Risk OMT. Avhengig av hva som er formålet ved bruk av RIF-er, er det derfor nødvendig å gjøre antagelser om egenskapene til RIF-ene.

## Kapittel 4

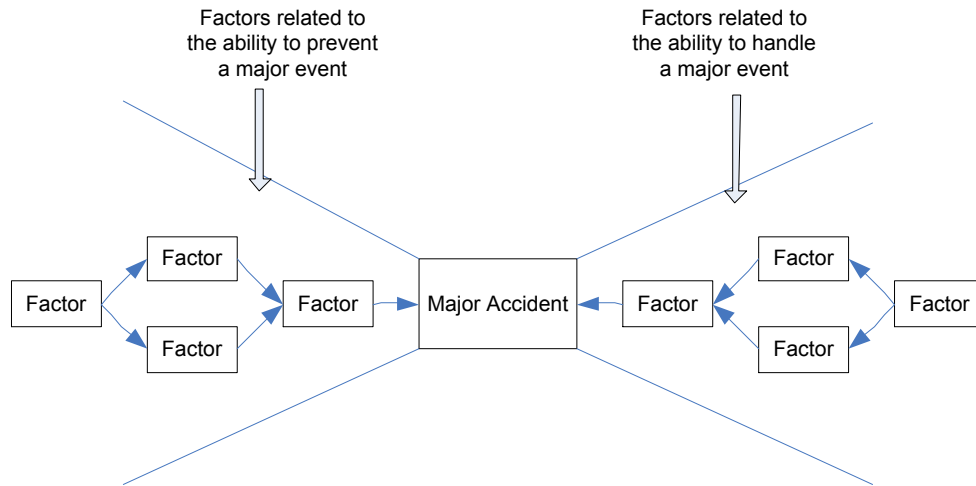
# Vurdering av metodikken for å utvikle storulykkesindikatorer

For å identifisere indikatorer for storulykkesrisiko, er det utviklet en metodikk som identifiserer indikatorer ved hjelp av en faktormodell (Seljelid et al., 2012; Haugen et al., 2012). En faktormodell beskriver påvirkning mellom ulike RIF-er og RIF-enes betydning for risikonivået knyttet til en ulykkestype. En faktormodell er en grafisk fremstilling av de ulike RIF-ene, som beskriver mulige årsaker til og potensielle effekter av endringer i RIF-ene. Formålet med dette kapittelet, er å beskrive hvordan de ulike elementene i en faktormodell kan tolkes og forstås.

Metodikken for å utvikle storulykkesindikatorer bygger videre på kunnskap fra indikatorprosjektet til SINTEF (se f.eks. Øien og Sklet, 2001), BORA (Haugen et al., 2007), Risk OMT (Vinnem et al., 2012), OTS (Sklet et al., 2010) og Major Accident Risk Indicators (MARI) (Haugen et al., 2011). Formålet med metodikken er å identifisere indikatorer som kan brukes til å overvåke storulykkesrisikoen i driftsfasen av en offshoreinstallasjon (Seljelid et al., 2012). Metodikken er en videreføring av modellering av påvirkning mellom RIF-er utviklet i MARI.

Metodikken legger til grunn at det eksisterer RIF-er som har påvirkning på risikonivået knyttet til en ulykkestype. En RIF blir omtalt som en faktor. Faktorene organiseres i en faktormodell, hvor faktorene kan ha direkte og/eller indirekte påvirkning på risikonivået. En faktormodell brukes for å utvikle indikatorer, ved at det identifiseres indikatorer for de ulike faktoren i modellen. I metodikken vurderes hver enkelt ulykkestype for seg, og det lages en faktormodell for hver ulykkestype man ønsker å identifisere indikatorer for. Valg av hvilke ulykkestyper som er relevante, kan gjøres på bakgrunn av en eksisterende QRA,

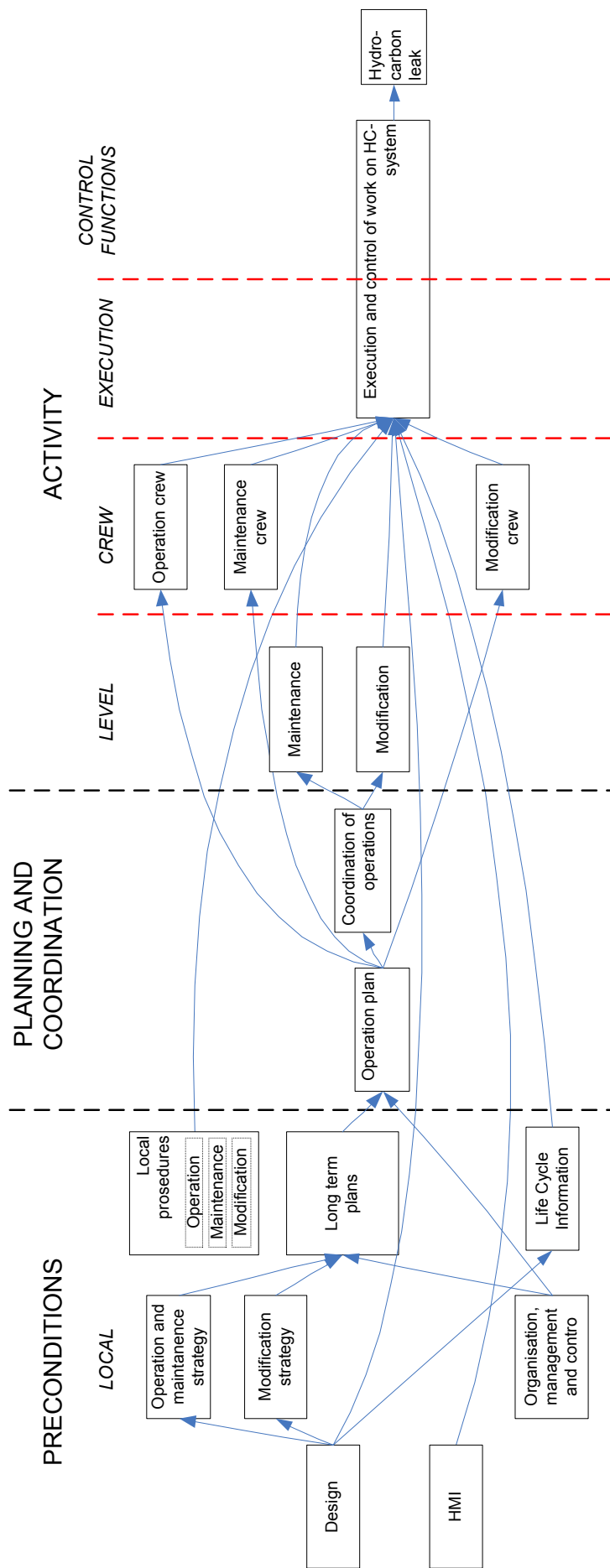
eller annen kunnskap om systemet som skal analyseres (Haugen et al., 2011). Det vil da være viktig å vurdere risikobidraget fra de ulike ulykkestypene, og i hvor stor grad man kan forvente endring i risikonivået knyttet til ulykkestypene. Generelt vil man kunne bruke større ressurser på ulykkestyper med stort bidrag til risikonivået og, hvor risikonivået er forventet å kunne variere over tid.



Figur 4.1: Illustrasjon av faktormodell (Seljelid et al., 2012, s. 11).

Figur 4.1 illustrerer en prinsipiell faktormodell, den viser hvordan ulike faktorer påvirker hendelsen både direkte og indirekte. Venstre side av figuren inneholder faktorer som påvirker sannsynligheten for ulykkestypen. Faktorene på høyre side er faktorer som har påvirkning på konsekvensen av en eventuell ulykke. I praksis lages det to faktormodeller for hver ulykkestype, én for sannsynlighet, og én for konsekvens. Seljelid et al. (2012) presenterer en faktormodell over faktorer som påvirker sannsynligheten for en hydrokarbonlekkasje. Modellen er laget i forbindelse med arbeidet med å utvikle metodikken. Et utdrag fra denne modellen er vist i figur 4.2. Figur 4.2 er eksempel på en faktormodell som kan utgjøre venstre side av faktormodellen i figur 4.1.

Faktormodellen i figur 4.1 kan oppfattes som en variant av et bow-tie-diagram, men er prinsipielt forskjellig. Et bow-tie-diagram viser potensielle farekilder som kan lede opp til en uønsket hendelse og mulige konsekvenser av hendelsen (Rausand, 2011). Proaktive og reaktive barrierer knyttet til hendelsen, kan også illustreres. Det vil si at et bow-tie-diagram illustrerer mulige årsaks- og hendelseskjeder og hvordan disse påvirkes av barrierene i systemet. En faktormodell illustrerer ikke dette, men viser hvilke faktorer som påvirker sannsynligheten for, og konsekvensene av hendelsen. Pilene i en faktormodell representerer influens, det vil si hvordan de ulike faktorene påvirker hverandre og hendelsen.



Figur 4.2: Et utdrag fra en faktormodell over sannsynlighet for hydrokarbonlekkasje (Haugen et al., 2012, s. 6).

## 4.1 Beskrivelse av begrepet hendelse

For hver faktormodell, må det identifiseres en hendelse som representerer ulykkestypen faktormodellen er utviklet for. En storulykke vil være et resultat av en hendelseskjede som utvikler seg fra en sikker tilstand. Flere ulike hendeseskjeder vil kunne lede til den samme typen storulykke. Det er derfor viktig at hendelsene som brukes, er slik at de på en best mulig måte dekker mulige hendelseskjeder som kan utvikle seg til den samme ulykkestypen. Ulykkestypen hydrokarbonlekkasjer kan ha mange ulike årsaker. Hendelsen *hydrokarbonlekkasje fra prosessanlegg* vil blant annet dekke både lekkasjer som følge av feil under vedlikehold og lekkasje som følge av korrosjon. Dermed kan flere hendelseskjeder dekkes av den samme hendelse. Utfordringen med dette er at antallet faktorer som påvirker sannsynligheten for en hendelse øker. Men effekten er at antallet faktormodeller som må utvikles reduseres. Det er også et spørsmål hvor langt ut i hendelsekjeden, det kan defineres en relevant hendelse. Dersom man definerer en hendelse som *antent hydrokarbonlekkasje*, vil ikke lekkasjer som ikke antennes være dekt av hendelsen. Selv om store deler av hendelseskjedene, som leder opp til antent og ikke antent hydrokarbonlekkasje er like. Dette er eksempel på at det får betydning for videre modellering, hvordan hendelsene defineres.

Seljelid et al. (2012, s. 11) definerer en hendelse som: «the first significant deviation from normal operation». *Antent hydrokarbonlekkasje* vil ikke være en hendelse som faller inn under denne definisjonen. Da dette ikke er det første signifikante avvik fra en normal operasjon. Argumentasjonen for denne definisjonen, er at faktorene på sannsynlighetssiden da vil være knyttet til normal drift, mens konsekvenssiden vil inneholde faktorer knyttet til krisehåndtering. Dette fører til at faktorer som er knyttet til normal drift vil bli modellert i en egen faktormodell, som tar for seg normal drift. Mens faktorer knyttet til organisasjonens evne til å respondere på en ulykke, også vil bli modellert i en egen modell. Dette gir, for hver hendelse, én modell som kan brukes til å vurdere organisasjonens evne til å håndtere normal drift, og én for krisehåndtering.

Gassutblåsningen på Snorre A i 2004, er et eksempel på at organisasjoner kan prestere ulikt i drift og krisehåndtering (Rosness et al., 2010). Det ble i granskningen av denne hendelsen, avdekket flere avvik knyttet til driften av boreoperasjoner (Brattbakk et al., 2005; Schiefloe og Vikland, 2005). Enkelte av utfordringene som ble avdekket i granskningen, hadde vært i organisasjonen i lang tid før hendelsen. Organisasjonens evne til å håndtere gassutblåsningen var god, og hindret at hendelsen utviklet seg til en storulykke. Å ha én

modell over faktorer som påvirker normal drift, og én over faktorer for krisehåndtering, for én ulykkestype, vil kunne være med på avdekke slike problemer. Siden definisjonen på en hendelse er det første signifikante avviket fra normal operasjon, åpner det for at en faktormodell kunne være til hjelp for å avdekke utfordringer, lik de på Snorre A.

## 4.2 Beskrivelse av begrepet faktor

Faktorene i en faktormodell blir også omtalt som RIF-er. Det er uttrykk som i sammenhengen knyttet til faktormodeller blir brukt om hverandre. En faktor blir definert som: «an aspect of a system or an activity, of which status/condition directly or indirectly might influence the probability of an event to occur, and/or the consequences of the event if it occurs» (Seljelid et al., 2012, s. 16). Det er viktig å merke seg at denne definisjonen åpner for at en faktor, kan ha indirekte påvirkning på risikoen forbundet med en hendelse. Dette fører til at enkelte av indikatorene som utvikles vil være indirekte indikatorer, ved at det er indikatorer for faktorer med indirekte påvirkning på hendelsen. Det er viktig å merke seg at påvirkningen som beskrives i definisjonen, kan være både positiv og negativ. Det vil si at påvirkningen fra en faktor kan føre til lavere eller høyere risikonivå, avhengig av tilstanden til faktoren.

Definisjonen som brukes om en faktor, er noe uklar om hva som kan være en faktor. Det er ikke klart om det refereres til et teknisk system, eller om det er systemer knyttet til organisasjonen, som for eksempel styringsystemer. Faktormodellen over sannsynlighet for hydrokarbonlekkasje, presentert i Seljelid et al. (2012), inneholder faktorer både knyttet til tekniske systemer, og til styringsystem i organisasjonen. Den inneholder også faktorer utenfor driftsorganisasjonens kontroll. Ut fra faktorene i faktormodellen til Seljelid et al. (2012), må et aspekt ved aktiviteten tolkes som at aktivitet henspeiler på arbeid som uføres av personell på installasjonen. Eksempel på dette er faktoren *arbeid på hydrokarbonførende system*. På bakgrunn av faktorene presentert i Seljelid et al. (2012), kan relevante aspekt som påvirker risikoen for en hendelse være knyttet til, men ikke begrenset av:

- Omgivelsene
- De tekniske systemene
- Organisasjonen
- Aktivitetene

Hvilke faktorer som er relevante vil være avhengig av hendelsen modellen er utviklet for. Det må derfor, for hver faktormodell som skal utvikles, tolkes hva som er relevant. Dette arbeidet må basere seg på kunnskap om hendelsen det skal utvikles en faktormodell for. En risikoanalyse vil kunne være et godt utgangspunkt for dette. Tilgang til en generisk liste over aktuelle faktorer, vil også kunne være en god støtte i arbeidet med å identifisere relevante faktorer. Rapporter fra ulykker og nestenulykker vil også kunne gi nyttig informasjon om hva som kan være relevante faktorer.

Det vesentlige for faktorene i en faktormodell er ikke hva de er knyttet til, men at de har signifikant påvirkning på risikoen knyttet til hendelsen modellen er utviklet for. Jeg foreslår derfor at en faktor defineres som: «et relevant element som direkte og/eller indirekte påvirker sannsynligheten for en hendelse og/eller konsekvensen av en hendelse». Denne definisjonen legger til grunn at «et relevant element», er et element knyttet til hendelsen som har signifikant påvirkning på risikonivået. Det er underforstått fra sammenhengen, at det er tilstanden på faktoren som har påvirkning på risikonivået. Og dermed at dersom tilstanden til faktorene endrer seg, så vil det påvirke risikoen knyttet til hendelsen. Denne definisjonen åpner også for at én faktor både kan ha direkte og indirekte påvirkning.

### 4.3 Inndeling av faktorer

I en faktormodell blir de ulike faktorene delt inn i lag (Haugen et al., 2012). Det er identifisert tre hovedgrupper av faktorer, disse gruppene er: (1) *operasjon*<sup>1</sup>, (2) *planlegging og koordinering*, og (3) *driftsbetingelser*<sup>2</sup>. *Operasjon* er delt inn i undergruppene: *nivå*, *personell*, *gjennomføring* og *kontrollfunksjoner*. *Driftsbetingelser* blir delt inn i undergruppene: *eksterne*, *selskap* og *lokale*. Plasseringen av de ulike lagene i forhold til hverandre, er illustrert i figur 4.3. Der *kontrollfunksjoner* lengst til høyre i figuren er laget nærmest hendelsen.

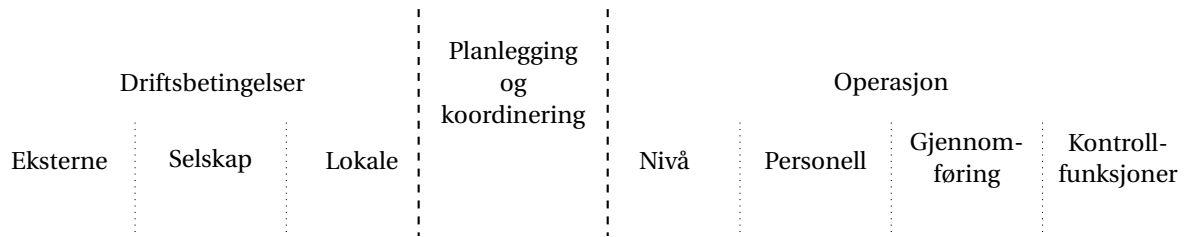
Inndelingen i lag i figur 4.3 har likheter med inndelingen i lag som er brukt i HSS II og HSS III. Der blir RIF-ene delt inn i *operasjonelle* RIF-er, *organisasjonsmessige* RIF-er og *myndighets- og kunderelaterte* RIF-er. De *operasjonelle* RIF-ene er laget nærmest hendelsen og *myndighets- og kunderelaterte* RIF-er er laget lengst unna hendelsen. Dette er illustrert i figur 4.4. Denne inndelingen kan ikke sammenlignes direkte med en faktormodell, fordi modellene er utviklet fra ulikt perspektiv. En faktormodell er utviklet for å beskrive

---

<sup>1</sup>Engelsk: activity

<sup>2</sup>Engelsk: preconditions





Figur 4.3: Illustrasjon av inndelingen av faktorer (tilpasset etter Seljelid et al., 2012, s. 14).

de RIF-ene som har påvirkning på en ulykkestype, i hovedsak knyttet til ett selskap. Mens formålet i HSS II og HSS III, er å beskrive alle faktorene innenfor helikoptertransport som har påvirkning på risikonivået i den samme modellen, på tvers av ulike selskaper og myndigheter. Dette gjør at RIF-ene i helikoptersikkerhetsstudiene og en faktormodell er av litt ulik karakter, som igjen gjør det vanskelig å sammenligne lagene direkte.



Figur 4.4: Lag for inndeling av RIF-er i HSS II og HSS III (tilpasset etter Hokstad et al., 1999, ss. 28-29).

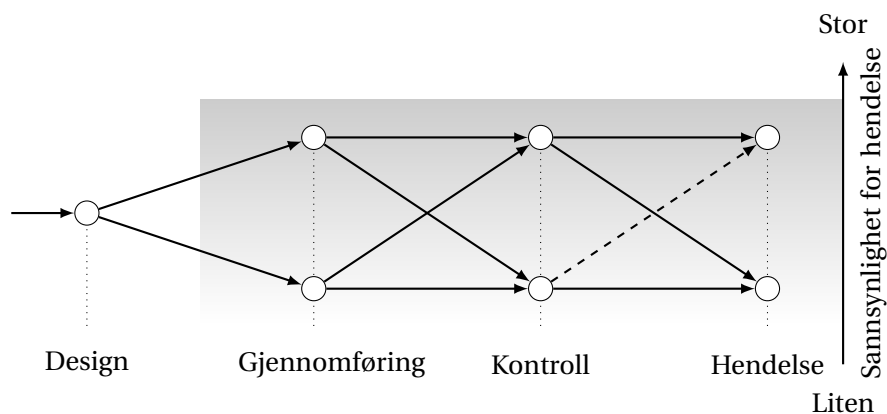
Laget *operasjonelle* RIF-er i HSS II og HSS III inneholder RIF-er knyttet til den daglige driften av helikoptertransport. Disse RIF-ene er antatt å ha direkte påvirkning på risikonivået. Dette laget har likheter med *operasjons* laget og *planlegging og koordinerings* laget i en faktormodell. RIF-ene i laget *myndighets- og kunderelaterte* RIF vil i en faktormodell være i underinndelingen *eksterne* i laget *driftsbetingelser*. Det er ingen klare paralleller mellom laget *organisasjonsmessige* RIF-er og noen av lagene i en faktormodell. Men RIF-ene som er organisert i dette laget, vil i en faktormodell også plasseres i underinndelingen *eksterne* i laget *driftsbetingelser*.

## 4.4 Ulike faktorer

Formålet med en faktormodell er å inkludere alle relevante faktorer som kan påvirke risikonivået knyttet til en hendelse, den vil derfor inneholde ulike typer faktorer. Faktorene kan klassifiseres på ulike måter. Det kan skilles mellom faktorer med direkte og indirekte påvirkning, klassifiseres i forhold til laget faktoren tilhører, eller om faktoren kan påvirkes av

den organisasjonen faktormodellen er utviklet for.

Som beskrevet i avsnitt 4.2, kan en faktor ha direkte og/eller indirekte påvirkning på hendelsen. I en faktormodell, vil en faktor med direkte påvirkning, ha rettet forbindelse direkte til hendelsen. En faktor med indirekte påvirkning på hendelsen, vil i en faktormodell ha en rettet forbindelse til en annen faktor, nærmere hendelsen i modellen. Faktorene med direkte påvirkning, kan fremstilles i en prosessmodell. Figur 4.5 illustrerer en forenklet prosessmodell, over faktorer knyttet til arbeid på hydrokarbonførende system med direkte påvirkning på sannsynligheten for hydrokarbonlekkasje. Det er viktig å merke seg at figur 4.5 ikke er en faktormodell, men illustrerer at en prosess kan gjennomføres på ulike måter, som igjen fører til ulik sannsynlighet for en hendelse. Faktorene *design*, *gjennomføring* og *kontroll* er representert i modellen. Det er en forenklet modell, som kun skiller mellom to mulige slutttilstander med henholdsvis lav og høy sannsynlighet for en hendelse. I praksis vil ikke en prosess kun føre til lav eller stor sannsynlighet for en hendelse, men kunne ta alle verdier mellom 0 og 1.



Figur 4.5: Generisk prosessmodell.

Faktoren *design*, lengst til venstre i figur 4.5, kan lede prosessen inn på en bane i retning stor sannsynlighet for en *hendelse* (pil opp mot høyre), eller på en bane i retning lav sannsynlighet (pil ned mot høyre). Det vil si at dårlig *design* enten kan øke sannsynligheten for en hendelse, eller at god *design* kan redusere sannsynligheten for at en *hendelse* oppstår. De horisontale pilene i figur 4.5, representerer at måten *gjennomføring* eller *kontroll* gjøres på, ikke må endrer sannsynligheten for at en *hendelse* skal oppstå. Dersom man ved *gjennomføring* er på en bane mot høy sannsynlighet, kan god *gjennomføring* føre til at banen endres mot lav sannsynlighet (pil ned mot høyre fra *gjennomføring*). Det vil si at

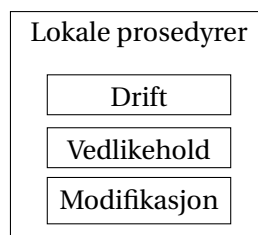
god *gjennomføring* kompensere for dårlig *design*. Dårlig *gjennomføring* kan føre til at prosessen ledes inn på en bane mot høy sannsynlighet for en *hendelse* til tross for at *designet* er bra. Det vil si at prosessen følger pilen fra den nedre sirkelen på *gjennomføring*, oppover mot øvre sirkelen på *kontroll*. Faktoren *kontroll* skal i utgangspunktet forsøke å avdekke at prosessen er på vei mot en tilstand med høy sannsynlighet for lekkasje. Det vil si at god *kontroll* kompensere for dårlig *gjennomføring* og/eller *design*, representert med pil fra øvre sirkel på *kontroll*, til nedre sirkel på *hendelse*. Men det er også en mulighet at det blir gjort feil under *kontrollen* som fører til at sannsynligheten for at en *hendelse* øker. I de fleste tilfeller vil ikke en mangelfull *kontroll* føre til at en prosess som er på vei mot lav sannsynlighet for en *hendelse*, endres mot stor sannsynlighet. Denne pilen er derfor stiplet. Et eksempel på feil som kan gjøres under *kontroll*, som fører til økt sannsynlighet for en *hendelse*, er feil i forbindelse med lekkasjetester. En lekkasjetest som gjennomføres feil kan føre til at en lekkasje oppstår, som følge av at isolering av segmenter blir brutt.

Faktorene med direkte påvirkning, blir påvirket av faktorer med indirekte påvirkning. Med referanse til figur 4.5, vil det si at indirekte faktorer påvirker sannsynligheten for at operasjonen følger banen mot lav eller høy sannsynlighet for en *hendelse*. En faktor som har påvirkning på *kontroll* vil påvirke sannsynligheten for at *kontrollen* kan oppdage en eventuell feil. Det vil si at den vil påvirke sannsynligheten for at det vil oppdages at prosessen er i en tilstand med høy sannsynlighet for lekkasje, representert med øverste sirkelen på *kontroll*.

Grupperingen av faktorer i ulike lag, gir likheter mellom faktorene innenfor det samme laget. Det er for eksempel i laget *planlegging* og *koordinering*, faktorer som beskriver planleggings- og koordineringsoppgaver som er nødvendige for å gjennomføre den daglige driften. Eller laget *operasjon*, som inneholder faktorer som er nær hendelsen. Ut i fra denne inndelingen i lag, kan man også identifisere hvilke faktorer som er under direkte påvirkning fra driftsorganisasjonen på installasjonen, hvilke faktorer som blir påvirket av selskapet som drifter installasjonen, og hvilke faktorer som er utenfor direkte påvirkning fra selskapet.

Faktormodellene som er presentert i Haugen et al. (2012) og Seljelid et al. (2012) inneholder faktorer som er en gruppering av flere faktorer. Et eksempel på dette er vist i figur 4.6, for faktoren *lokale prosedyrer*. *Lokale prosedyrer* fungerer her som en superfaktor. Superfaktorer kan ses på som en faktor i modellen som, på lik linje med de andre faktorene, som har påvirkning på andre faktorer og/eller hendelsen. En superfaktor beskriver så store

elementer av det som påvirker risikonivået, at det er meningsfullt å dele de inn i faktorer. For eksempel er *lokale prosedyrer* en faktor som vil ha påvirkning på risikonivået, men utfordringen er at det kan være vanskelig å gjøre en samlet vurdering av en faktor på denne størrelsen. Ved å identifisere mindre faktorer, som for eksempel *lokale prosedyrer for vedlikehold*, vil det være lettere å gjøre en vurdering av tilstanden. Superfaktorene kan også brukes til å gruppere faktorer. Dette blir gjort for like faktorer og for faktorer som har lik påvirkning i nettverket. Med lik påvirkning, menes en gruppe faktorer som påvirker de samme faktorene. Grupperingen av faktorer i superfaktorer, får følger for hvordan påvirkning modelleres mellom faktorene i modellen, dette er nærmere behandlet i avsnitt 4.5.



Figur 4.6: Et eksempel på gruppering av faktorer til én superfaktor (tilpasset etter Haugen et al., 2012, s. 6).

## 4.5 Påvirkning mellom faktorer

En faktormodell blir i Haugen et al. (2012) presentert som influensmodellering. Det er på linje med terminologien som er brukt i HSS II, HSS III og ORIM. I HSS II og HSS III er det identifisert påvirkning mellom RIF-er både mellom lagene og innenfor samme laget i modellen. Påvirkningen er i HSS II og HSS III ikke begrenset til å være rettet. Mellom enkelte faktorer er det også definert forbindelser med påvirkning i begge retninger. Dette for å modellere at to faktorer både påvirker og blir påvirket av hverandre. I ORIM blir det også kun identifisert påvirkning mellom det som kan ses på som lag i modellen. Alle forbindelsene mellom faktorer i ORIM er rettede, slik som i en faktormodell.

De rettede forbindelsen i en faktormodell, kan forstås som retningen på påvirkningen. Det vil si at hvis faktor A påvirker tilstanden til faktor B, vil tilstanden til faktor B vil ikke påvirke tilstanden til faktor A. I en faktormodell blir det definert påvirkning mellom faktorer i ulike lag i retning hendelsen, i likhet med HSS II, HSS III og ORIM. Det blir i tillegg også beskrevet påvirkning mellom faktorer innenfor det samme laget i en faktormodell. Dette gjør at en faktormodell er friere til å beskrive påvirkning mellom faktorer. Fordi det kun

tillates rettede forbindelser i en faktormodell, må det for alle faktorer defineres en retning på påvirkningen. Det vil derfor ikke være mulig å modellere relasjoner mellom faktorer av typen faktor A påvirker faktor B og faktor B påvirker faktor A, noe som er gjort i HSS II og HSS III.

De rettede forbindelsene i en faktormodell, illustrerer hvilke faktorer som er antatt å påvirker hverandre. Det er ikke meningsfullt å tolke de rettede forbindelsene, med referanse til figur 4.2, som at *vedlikeholdspersonell* fører til *gjennomføring og kontroll av hydrokarbonførende system* og at det igjen fører til *hydrokarbonlekkasje*. En annen tolkning av forbindelsene er at avvik innenfor faktor *vedlikeholdspersonell*, fører til økt sannsynlighet for avvik innenfor faktoren *gjennomføring og kontroll av hydrokarbonførende system*. Og avvik innenfor faktoren *gjennomføring og kontroll av hydrokarbonførende system* fører til økt sannsynlighet for at det oppstår en *hydrokarbonlekkasje*. Dette gir en mer meningsfull forståelse av de rettede forbindelsene i faktormodellen. Den ene faktoren kan da tolkes som årsak og den andre faktoren som virkning. Dersom det er slik at for alle forbindelsene, at en faktor kan forstås som årsak og en annen faktor kan forstås som virkning, vil en faktormodell kunne forstås som et kausalt nettverk. Det vil si at en faktormodell beskriver årsakssammenhengene som kan lede opp til en lekkasje. Dersom dette skal være mulig er det en forutsetning å legge en probabilistisk forståelse av begrepet kausalitet til grunn. De rettede forbindelsene vil da beskrive hvilke andre faktorer som kan være årsak til avvik innenfor en faktor, og hvilke faktorer som kan føre til en hendelse dersom det oppstår avvik innenfor faktorene.

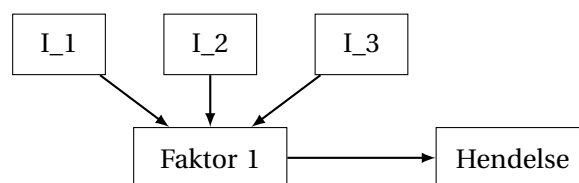
En utfordring er at faktorene i en faktormodell ikke er så entydig definert som for eksempel variablene i bileksemplet, i avsnitt 3.2.1. Det er særlig en utfordring knyttet til faktorene som er organisert som superfaktorene. En faktor vil da kunne være påvirket av kun deler av superfaktoren. Ved å kun kjenne tilstanden til superfaktoren, vil man ikke kunne avgjøre hva det vil få å si for påvirkningen, dersom kun deler superfaktoren har påvirkning på den faktoren som blir vurdert.

Som en del av arbeidet med å verifisere en faktormodell for hydrokarbonlekkasjer, har det blitt gjennomgått granskningsrapporter fra hydrokarbonlekkasjer på norsk sokkel (Johansen et al., 2012). De direkte og indirekte årsakene og avvikene som er identifisert i granskningrapporten, er sammenlignet mot faktorene i faktormodellen. For hver enkelt hendelse ble de ulike årsakene satt inn i tilhørende faktor i faktormodellen. Denne bruken

av en faktormodell, legger til grunn at en faktormodell kan brukes til å beskrive kausale sammenhenger. En faktormodell kan da forstås som et kausalt nettverk<sup>3</sup>.

## 4.6 Bruk av indikatorer

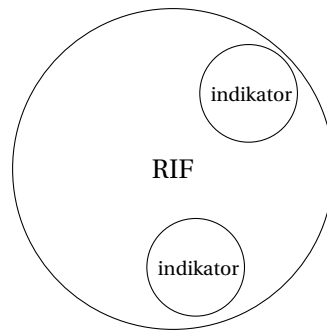
En indikator kan forstås som en målbar variabel som kan brukes alene, eller sammen med andre indikatorer for å beskrive tilstanden til en faktor. På den måten kan tilstanden til én eller flere indikatorer brukes for å beskrive tilstanden til en faktor. Tilstanden til faktoren påvirker da risikoen knyttet til hendelsen. Dette er illustrert i figur 4.7. Der er I\_1, I\_2 og I\_3, indikatorer for faktor 1. Faktor 1 har direkte påvirkning på risikoen forbundet med hendelsen. Som tidligere nevnt, må ikke en faktor påvirke hendelsen direkte. Dersom faktor 1, i figur 4.7, hadde vært en indirekte faktor, ville den hatt påvirkning på en annen faktor, i stedet for direkte påvirkning på hendelsen.



Figur 4.7: Forholdet mellom indikatorer, faktor og hendelse i en faktormodell (tilpasset etter Seljelid et al., 2012, s. 19).

En indikator er definert som: «a variable that can be used to describe the condition of a factor» (Seljelid et al., 2012, s. 19). Enkelte faktorer vil også kunne fungere som en indikator. Faktorer i aktivitetslaget i en faktormodell er eksempler på faktorer som vil kunne bli brukt direkte som indikatorer (Seljelid et al., 2012). Det er utfordringer knyttet til hvor godt en indikator er i stand til å beskrive tilstanden til en faktor. For enkelte faktorer vil en indikator være tilstrekkelig for å beskrive tilstanden. Men i de fleste sammenhenger vil man være avhengig av å bruke flere indikatorer. Dette kan illustreres ved hjelp av figur 4.8. De enkelte indikatorene er her, kun i stand til å beskrive deler av faktoren. Det er klare utfordringer knyttet til å identifisere gode indikatorer, som samlet kan gi et godt beskrivelse av tilstanden til faktoren. Det er derfor viktig å gjøre en vurdering av, i hvilke grad indikatorene som er identifisert, er i stand til å gi et godt bilde på tilstanden til faktoren.

<sup>3</sup>Dette forutsetter at det ikke defineres noen sykliske forbindelser, slik at faktormodellen tilfredsstillere kravene til en DAG.



Figur 4.8: Forholdet mellom én RIF og indikatorer (tilpasset etter Seljelid et al., 2012, s. 19).

## 4.7 Tidsaspekt i modellen

Dersom modellen skal brukes til å overvåke hvordan risikonivået utvikler seg over tid, må det tas hensyn til tidsaspektet. Slik modellen er presentert i Seljelid et al. (2012) er tidsaspektet ikke vurdert. En eventuell effekt av tidsforsinkelse på påvirkningen mellom faktorene er ikke modellert. Det er to elementer knyttet til tidsaspektet i modellen:

1. Identifisere forsinkelser mellom endring i tilstand på faktor og effekt på risikonivå.
2. Finne en fornuftig frekvens for oppdatering av indikatorene.

For de enkelte faktorene i modellen, vil man kunne argumentere for at den historiske utviklingen av tilstanden til faktoren er minst like viktig eller viktigere for risikonivået ved tiden  $t$ , som tilstanden på faktoren ved  $t$ . Dette vil gjelde faktorer med indirekte påvirkning, som for eksempel *lokale prosedyrer*. Denne formen for forsinkelse, vil ha betydning for hvordan man skal tolke kunnskapen man har om tilstanden til de ulike faktorene. Hvis man for eksempel identifiserer en forbedring i faktorer med indirekte påvirkning på risikonivået, vil man ikke automatisk kunne trekke den slutningen at risikoen forbundet med hendelsen er lavere. Det er mulig at risikonivået først vil bli redusert et stykke frem i tid, fordi historien til tilstanden til faktoren er viktigere. Og dermed at risikonivået først blir redusert når faktoren har vært i god tilstand over en lengre tidsperiode. Fremgangsmåter for å håndtere dette er beskrevet i avsnitt 6.2.3.

Det må også defineres en fornuftig frekvens for å oppdatere indikatorene. Hvor ofte det er behov for å oppdatere estimatet vil være avhengig av hvor raskt det antas at tilstanden på faktorene vil endre seg, og hvor stort behovet er for en oppdatert vurdering av risikonivået. Det vil være knyttet kostnader til å oppdatere indikatorverdiene. Det vil derfor være en avveining mellom ønsket om å oppdatere indikatorene ofte, for raskt å observere eventuelle

endringer, og å redusere frekvensen for oppdatering, for å redusere kostnadene knyttet til innsamling av data. Det vil trolig være forskjell på hvor raskt tilstanden til de ulike faktorene i modellen endrer seg. Ved bruk av en faktormodell, vil det være interessant å avdekke hvilke faktorer som er mest ustabile. Dette vil være faktorer hvor det er behov for en høyre frekvens for oppdatering av tilhørende indikatorer, enn faktorer som er mer stabile over tid.



# Kapittel 5

## Kvantifisering av en faktormodell

Dette kapitlet inneholder en oppsummering av hvilke forutsetninger som må ligge til grunn for å bruke bayesianske nettverk til kvantifisering. Kapitlet inneholder også en metode for å kvantifisere faktormodellen. Metoden for kvantifisering er tilpasset sannsynlighetssiden av faktormodellen. Det er også oppsummert hva som må endres, dersom metoden skal tilpasses konsekvenssiden av en faktormodell. Argumentasjonen som ligger bak metoden for kvantifisering er presentert i kapittel 6. Kapittel 6 inneholder også en vurdering av styrker og svakheter ved denne fremgangsmåten for å kvantifisere en faktormodell.

### 5.1 Forutsetninger for bruk av bayesianske nettverk

Definisjon 2 av bayesianske nettverk, på side 8, gir krav til variablene og krav til forbindelsene mellom variablene. Variablene i et bayesiansk nettverk må være diskrete<sup>1</sup>. Tilstandene til variablene må være gjensidig utelukkende og fullstendig dekkende. Definisjonen stiller også krav til at variablene må organiseres i en DAG. DAG-en må være utformet på en slik måte at de betingede og ubetingede avhengighetene mellom variablene tilfredsstill systemets virkelige egenskaper.

To hendelser er gjensidig utelukkende, dersom de ikke kan oppstå samtidig. Tilstandene til en variabel er gjensidig utelukkende dersom det ikke er mulig å være i mer en én tilstand ved ett tidspunkt. For en variabel  $A$ , med tilstandene  $a_1, a_2, \dots, a_n$ , må da ligning 5.1 være oppfylt. At tilstandene til en variabel er fullstendig dekkende, vil si at tilstandene til variabelen må dekke alle mulig utfall. Det vil si at ligning 5.2 må være oppfylt.

---

<sup>1</sup>Det er mulig å håndtere kontinuerlige variabler. Kvantitativ modellering av kontinuerlige variabler blir omtalt som HBN (se avsnitt 3.1.2). HBN innfører ytterligere krav til modelleringen, og er ikke vurdert her.

$$P(a_i \cap a_j) = \emptyset \quad \text{for } a_i \neq a_j \quad (5.1)$$

$$P(a_1) + P(a_2) + \dots + P(a_n) = 1 \quad (5.2)$$

For at variablene skal være organisert i en DAG må de tilfredsstillende definisjon 1, på side 8. Dette stiller krav til at de rettede forbindelsene mellom variablene må være utformet på en slik måte at det ikke eksisterer noen sykliske forbindelser. Det vil si at det ikke for noen av variablene i nettverket, skal være mulig å komme tilbake til den samme variabelen ved å følge de rettede forbindelsene gjennom andre variabler. DAG-en definerer også avhengigheten mellom variablene. Det er viktig at d-separasjonsegenskapene i DAG-en tilfredsstillende avhengigheten mellom variablene som eksisterer i den virkelige verden. For at en DAG over variable skal kunne brukes som et bayesiansk nettverk, må man kunne fastsette CPT-er for alle variablene. CPT-ene kan estimeres på bakgrunn av data eller ved bruk av ekspertvurderinger.

Forutsetningene som må oppfylles for at det skal være mulig å bruke bayesianske nettverk til å kvantifisere en faktormodell, kan oppsummeres i tre punkt:

1. Krav til variable
2. Krav til grafisk struktur
3. Krav om CPT-er

## 5.2 En faktormodell som bayesiansk nettverk

Ved å kvantifisere en faktormodell, er formålet å utvikle en modell som kan brukes for å få et oppdatert estimat på risikonivået i driften av en installasjon. Tidsperioden estimatet skal gjelde for betegnes som  $\tau$ . Formålet med metoden for kvantifisering som er presentert her, er å bruke sannsynlighetssiden av en faktormodell til å beregne sannsynligheten for å oppleve én eller flere hendelser i tidsperioden estimatet gjelder for.

Det blir i kvantifiseringen lagt til grunn, at den grafiske strukturen til faktormodellen som skal kvantifiseres, kan brukes direkte som DAG for det bayesianske nettverket. Indikatorene er inkludert som egne noder. De er modellert med rettet forbindelse fra faktoren til

indikatoren. For å kvantifisere faktormodellen, må man da fastsette CPT-er for faktorene, indikatorene og hendelsen.

Et bayesianske nettverk basert på en faktormodell, vil inneholde tre typer faktorer:

1. Faktorer med indirekte påvirkning på hendelsen uten foreldre.
2. Faktorer med indirekte påvirkning på hendelsen med én eller flere foreldre.
3. Faktorer med direkte påvirkning på hendelsen.

Faktorene med indirekte påvirkning, både med og uten foreldre, er modellert som diskrete variabler med tilstandene {A; B; C; D; E; F}. Der A representeres best mulige tilstand, C er gjennomsnittet i industrien og F representere verst tenkelige tilstand. Dette er lik klassifiseringen som er brukt i BORA, Risk OMT og OTS. Faktorene med direkte påvirkning representeres med binære variabler med tilstandene {årsak til én eller flere hendelser i tidsperioden; ingen bidrag til hendelser i tidsperioden}. Indikatorene blir representert i nettverket som diskrete variabler med tilstandene {A; B; C; D; E; F}. Skille mellom antall tilstander for faktorer med direkte og indirekte påvirkning, fører til at CPT-ene for indikatorene for direkte og indirekte faktorer må beskrives ulikt. Hendelsen representerer summen av bidragene fra faktorene med direkte påvirkning, og er modellert som en binær variabel med tilstandene {én eller flere hendelser i tidsperioden; ingen hendelser i tidsperioden}.

### 5.2.1 CPT-er for faktorer

Fremgangsmåten for å fastsette CPT-er for faktorene, vil være avhengig av typen faktor. Med utgangspunkt i en historiske frekvens  $\lambda_h$ , kan det beregnes en historisk sannsynlighet  $p_h$  for én eller flere hendelser i  $\tau$ . Formålet med kvantifiseringen av faktorene, er at CPT-ene er definert på en slik måte at det kan beregnes en sannsynlighet  $p$  for én eller flere hendelser i  $\tau$ , som blir justert for vår kunnskap om tilstanden til faktorene.

#### Faktor med indirekte påvirkning uten foreldre

For indirekte faktorer uten foreldre vil CPT-en bestå av seks elementer. Elementene  $p_{im}$  i sannsynlighetstabellen for en faktor  $F_i$  uten foreldre, vil representere sannsynligheten for at faktoren er i de ulike tilstandene A til F. Dersom man har historiske data for tilstanden

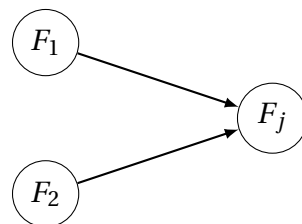
til  $F_i$  vil det kunne brukes til å fastsette sannsynlighetsfordelingen til  $F_i$ . Hvis dette ikke er tilgjengelig, vil fordelingen til  $F_i$  måtte avgjøres ved hjelp av ekspertvurderinger.

### Faktor med indirekte påvirkning med foreldre

Antallet elementer i CPT-en til en indirekte faktor  $F_j$  med foreldre, vil fort bli så stor at den er vanskelig å håndtere. Dersom  $F_j$  har to foreldre vil CPT bestå av 216 elementer. Det er så mange elementer at det ikke vil være mulig å fastsette hvert enkelt element i CPT-en manuelt ved hjelp av ekspertvurderinger. Behovet for data vil også være stort, dersom CPT-en skal kunne estimeres ved bruk av data. Det vil være mulig å beskrive CPT-en ved hjelp av metoden presentert i Røed et al. (2009). Denne metoden legger til grunn at det er mest sannsynlig at  $F_j$  er i den samme tilstanden som faktoren(e)  $F_i$  den er betinget på. Det er derfor innført et mål  $Z_j$  på avstand mellom tilstanden til  $F_j$  som blir vurdert, og tilstanden til  $F_i$ ene som  $F_j$  er betinget på.  $Z_j$  beregnes ved hjelp av ligning 5.3 (Røed et al., 2009).

$$Z_j = \sum_{i=1}^n |Z_{ij}| w_i \quad Z_j \in [0,5] \quad (5.3)$$

Der  $n$  er antallet  $F_i$ er med påvirkning på  $F_j$ .  $|Z_{ij}|$  er avstanden mellom tilstanden til  $F_i$  med påvirkning og  $F_j$  det skal beskrives CPT for. For  $F_j = a$  og  $F_i = d$  er  $Z_{ij} = 3$ .  $j$  er de mulige tilstandene til faktorene.  $w_i$  er viktigheten av faktor  $i$ . For situasjonen i figur 5.1, må  $Z_j$  for  $F_j$  beregnes for alle mulige kombinasjonene av faktorene  $F_j, F_1$  og  $F_2$ . Det vil si at det må beregnes 216  $Z_j$ er.



Figur 5.1: Faktor  $F_j$  påvirket av  $F_1$  og  $F_2$ .

$Z_j$ -ene brukes til å fastsette CPT-en for faktoren ved hjelp av ligning 5.4 (Røed et al., 2009). Der  $R$  er en skaleringsfaktor som styrer spredningen i sannsynlighetsfordelingen over de mulige kombinasjonene.  $R = 0$  resulterer i uniform sannsynlighetsfordeling. Stor  $R$  fører til stor sannsynlighet for at faktorer er i samme tilstanden som sine foreldre. R-kode for å beregne  $P_j$  for en situasjon med to foreldre, som i figur 5.1, er gitt i vedlegg A.

$$P_j = \frac{e^{-RZ_j}}{\sum_{j=a}^f e^{-RZ_j}} \quad P_j \in [0, 1] \quad (5.4)$$

### Faktor med direkte påvirkning

CPT-en for en faktor  $F_d$  med direkte påvirkning, kan fastsettes ved hjelp av en historisk frekvens  $\lambda_{dh}$ .  $\lambda_{dh}$  beskriver frekvensen for hvor ofte faktoren  $F_d$  historisk har vært årsak til en hendelse. For en konstant frekvens  $\lambda$ , kan sannsynligheten for én eller flere hendelser i perioden  $[0, t]$  beregnes ved hjelp av ligning 5.5. Sannsynligheten  $p_d$  for at  $F_d$  er årsak til én eller flere hendelser i  $\tau$  kan da fastsettes ved bruk av ligning 5.5. Målet med CPT-en til  $F_d$ , er at den skal være utformet slik at  $P(F_D)$  er lik tabell 5.1. Det vil da være slik at dersom ingen av nodene i nettverket er instantiert, vil sannsynligheten for én eller flere hendelser i  $\tau$  være lik  $1 - e^{-\lambda \cdot \tau}$ . R-kode for å beregne CPT-en for én faktor med direkte påvirkning med to foreldre, er gitt i vedlegg B.

$$P(\text{én eller flere hendelser i } t) = F(t) = 1 - e^{-\lambda \cdot t} \quad (5.5)$$

$F_D$	$P(F_D)$
Årsak til én eller flere hendelser i $\tau$	$1 - e^{-\lambda \cdot \tau}$
Ikke årsak til hendelser i $\tau$	$e^{-\lambda \cdot \tau}$

Tabell 5.1: Ubetinget sannsynlighetsfordeling for direkte faktor.

### 5.2.2 CPT for hendelsen

Frekvensen  $\lambda_h$  for en hendelse  $H$  vil være gitt av ligning 5.6, der  $n$  er antallet faktorer med direkte påvirkning på hendelsen. Sannsynligheten  $p_h$  for en eller flere hendelser i  $\tau$ , vil da være  $p_h = 1 - e^{-\lambda_h \cdot \tau}$ . Det vil oppstå én eller flere hendelser i  $\tau$ , hvis én eller flere av faktorene med direkte påvirkning fører til en hendelse.  $H$  kan dermed modelleres med en logisk-eller. I en situasjon hvor  $H$  er påvirket av to faktorer, er CPT-en gitt i tabell 5.2<sup>2</sup>. CPT-en for  $H$  er dermed beskrevet kun ved hjelp av logiske relasjoner i faktormodellen.

$$\lambda_h = \sum_{d=1}^n \lambda_{dh} \quad (5.6)$$

<sup>2</sup>↯ betyr ikke.

$F_1$		hendelse		$\neg$ hendelse	
$F_2$		hendelse	$\neg$ hendelse	hendelse	$\neg$ hendelse
$H$	hendelse	1	1	1	0
	$\neg$ hendelse	0	0	0	1

Tabell 5.2: CPT for logisk-eller.

### 5.2.3 CPT-er for indikatorer

Fremgangsmåten for kvantifisering åpner for én eller flere indikatorer per faktor. CPT-en for en indikator er kun betinget på tilhørende faktor. CPT-en til en indikator vil da beskrive hvor sannsynlig det er å observere en indikatorverdi, gitt tilstanden på faktoren. Det vil for eksempel si at gitt at faktoren er i tilstanden  $c$ , vil CPT-en beskrive hvor sannsynlig det er at observert indikatorverdi er henholdsvis  $a, b, c, d, e$  eller  $f$ . Eller, hvis det ikke er observert at faktoren bidro til noen hendelser i  $\tau$ , hvor sannsynlig vil det være at den observerte indikatorverdien var  $a, b, c, d, e$  eller  $f$ .

#### Indikatorer for faktorer med seks tilstander

CPT-en for en indikator for en faktorer med seks tilstander, beskriver hvor sannsynlig det er at indikatoren er i samme tilstand som faktoren. Det vil si at CPT-en modellerer usikkerheten knyttet til at indikatoren er i stand til å måle riktig tilstand hos faktoren. Det er forskjell på hvor god en indikator er til å måle tilstanden til en faktor. For å håndtere det, kan det defineres flere generelle CPT-er, som modellerer ulik usikkerhet knyttet til indikatoren. På bakgrunn av kunnskap om kvaliteten på en indikator, kan da en av de generelle CPT-ene for indikatorene velges. Tabell 5.3 er et eksempel på en CPT for indikator nummer  $j$  for faktor  $i$ ,  $I_{ij}$ . Den representerer at det er 60 % sannsynlig at  $I_{ij}$  vil være i samme tilstand som faktoren  $F_i$

$F_i$		$a$	$b$	$c$	$d$	$e$	$f$
$I_{ij}$	$a$	0,6	0,12	0,075	0,05	0,04	0,02
	$b$	0,16	0,6	0,1	0,075	0,05	0,04
	$c$	0,12	0,12	0,6	0,1	0,07	0,06
	$d$	0,06	0,07	0,1	0,6	0,12	0,12
	$e$	0,04	0,05	0,075	0,1	0,6	0,16
	$f$	0,02	0,04	0,05	0,075	0,12	0,6

Tabell 5.3: CPT for indikator til faktor med seks tilstander.

### Indikatorer for binære faktorer

For indikatorene til binære faktorer, er fastsettelse av CPT-er noe mer komplisert. CPT-en skal beskrive  $P(I|H)$ , det vil si hvor sannsynlig det er at indikatoren er i hver enkelt tilstand, gitt at det har skjedd en hendelse. CPT-ene for indikatorer med direkte påvirkning, vil da være på formen gitt i tabell 5.4.

	$F_d$	hendelse	$\neg$ hendelse
$I_{dj}$	$a$	0,10	0,22
	$b$	0,14	0,20
	$c$	0,16	0,18
	$d$	0,18	0,16
	$e$	0,20	0,14
	$f$	0,22	0,10

Tabell 5.4: CPT for indikator til binære faktorer.

#### 5.2.4 Kvantifisering av konsekvensside

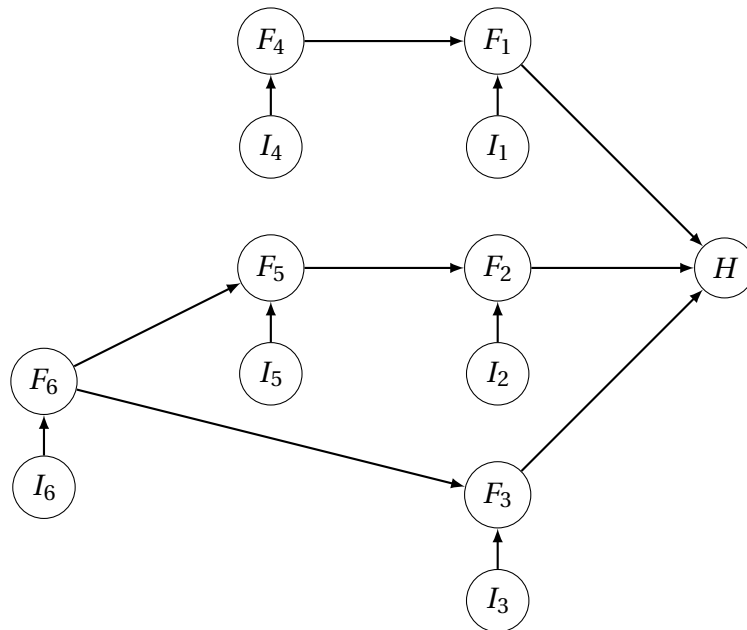
Ved kvantifisering av konsekvenssiden, vil det være behov for å identifisere ett måltall for konsekvens. En mulighet er forventet tap av liv dersom en hendelse skulle oppstå. Konsekvenssiden kan da kvantifiseres ved at faktorene og hendelsen defineres som diskrete variabler, med tilstandene  $\{A; B; C; D; E; F\}$ . De indirekte faktorene uten foreldre og de indirekte faktorene med foreldre, kan da kvantifiseres på samme måte som for sannsynlighetssiden.

CPT-ene til faktorene med direkte påvirkning og hendelsen, kan de fastsettes på samme måte som CPT-ene for indirekte faktorer med foreldre på sannsynlighetssiden. Dette vil gi en sannsynlighetsfordeling for hendelsen som beskriver hvor sannsynlig det er at hendelsen er i de ulike tilstandene  $\{A; B; C; D; E; F\}$ . CPT-en for alle indikatorene, vil da kunne beskrives som indikatorene for indirekte faktorer på sannsynlighetssiden. Ved å for eksempel estimere forventet tap av liv ved at hendelsen er i de ulike tilstandene, vil det være mulig å gi en kvantitativt beskrivelse av konsekvensen, som følge av de observert indikatorene.

#### 5.2.5 Eksempel på kvantifisering

Figur 5.2 er en DAG for en faktormodell over seks faktorer  $F_1, \dots, F_6$ . Denne er kvantifisert ved bruk av fremgangsmåten presentert i denne oppgaven. Tabell 5.5 viser beregnet sannsynlighet  $P(h)$  for én eller flere hendelser i  $\tau$  gitt tilstanden på indikatorene ( $\leftarrow$ ) representerer at in-

dikatorene ikke er instantiert). Kvantifiseringen representerer  $\lambda_h = 0,45$ , fordelt på  $\lambda_1 = 0,1$ ,  $\lambda_2 = 0,2$  og  $\lambda_3 = 1,5$ . Sannsynlighetsfordelingene  $P(F_4)$  og  $P(F_6)$  fastsatt manuelt, og det er antatt korreksjonsfaktorer som justerer  $\lambda$ -ene for faktorene med direkte påvirkning, for å ta hensyn til tilstanden på foreldrene. Tabellene 5.3 og 5.4 er brukt som CPT-er for indikatorene  $I_i$ . Alle beregningene er gjort ved hjelp av gRain-pakken (Højsgaard, 2012) til R (R Development Core Team, 2011). Kode er gitt i vedlegg C.



Figur 5.2: DAG for bayesiansk nettverk.

Verdiene i tabell 5.5 er kun ment å illustrere hvordan metoden for kvantifisering kan brukes for å justere  $P(h)$  i forhold til tilstanden på indikatorene. Eksempelet viser at tilstanden på indikatorene har stor betydning for den beregnede  $P(h)$ . Ved å endre dataene som er brukt som input for å styre spredningen i sannsynlighetstabellene, vil det være mulig å oppnå både større og mindre variasjon i  $P(h)$ , som følge av tilstanden på indikatorene.

$I_1$	$I_2$	$I_3$	$I_4$	$I_5$	$I_6$	$P(h)$
-	-	-	-	-	-	0,106
<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	<i>a</i>	0,029
<i>b</i>	<i>b</i>	<i>b</i>	<i>b</i>	<i>b</i>	<i>b</i>	0,050
<i>c</i>	<i>c</i>	<i>c</i>	<i>c</i>	<i>c</i>	<i>c</i>	0,080
<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	<i>d</i>	0,140
<i>e</i>	<i>e</i>	<i>e</i>	<i>e</i>	<i>e</i>	<i>e</i>	0,216
<i>f</i>	<i>f</i>	<i>f</i>	<i>f</i>	<i>f</i>	<i>f</i>	0,382

Tabell 5.5: Beregnede verdier for  $P(h)$  gitt tilstand på indikatorene.



# Kapittel 6

## Vurdering av bruk av bayesianske nettverk

Dette kapitlet inneholder argumentasjonen som ligger bak fremgangsmåten for å kvantifisere en faktormodell, som er presentert i kapittel 5. Kapitlet inneholder også en vurdering av styrker og svakheter ved metoden for å kvantifisere en faktormodell.

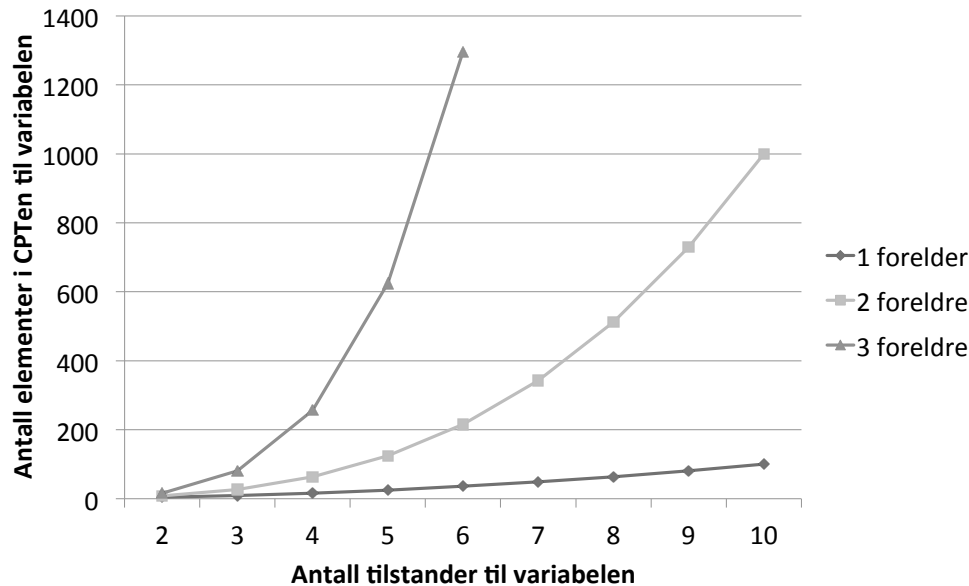
### 6.1 Variabler i kvantifiseringen

For en variabel, er antallet sannsynligheter i CPT-en avhengig av antallet foreldre og antallet tilstander til de ulike variablene. Antallet sannsynligheter  $p_n$  i CPT-en til en diskret variabel  $B$  med  $A_n$  diskrete foreldre, hvor variablene  $B, A_1, \dots, A_n$  har  $m$  tilstander, er gitt av ligning 6.1. Hvor mange tilstander som blir definert for hver variabel, vil derfor ha betydning for størrelsen på CPT-ene i et bayesiansk nettverk. Figur 6.1 viser hvordan antallet betingede sannsynligheter øker som funksjon av antall tilstander. Denne figuren viser at det særlig er et poeng å forsøke å redusere antall tilstander for variabler som har flere foreldre. Fordi størrelsen på CPT-ene øker eksponentielt med antall tilstander til en variabel, dersom variabelen har én eller flere foreldre.

$$p_n = m^{n+1} \tag{6.1}$$

For å kunne kvantifisere en faktormodell, må man definere de ulike tilstandene til faktorene og hendelsen. Variablene som representerer faktorer med direkte påvirkning og hendelsen er kvantifisert som binære variabler. Binære variabler er egnet for å beskrive hendelser som enten oppstår eller ikke. De binære variablene graderer ikke faktorene og hendelsen på en skala fra god til dårlig direkte, men gjør dette indirekte ved at de binære

variablene brukes til å beskrive sannsynligheten for én eller flere hendelser i  $\tau$ . Dette gjør det vanskeligere å vurdere tilstanden på faktoren direkte, i stede blir effekten av tilstanden på faktoren synliggjort. Faktorene med direkte påvirkning vil være påvirket av flere indirekte faktorer og vil dermed ha mange foreldre. Bruken av binære variabler vil ha stor betydning, ved at det reduserer størrelsen på CPT-ene drastisk.



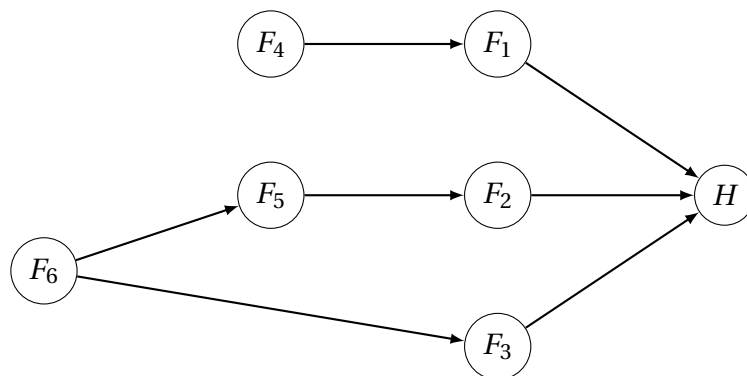
Figur 6.1: Antall elementer i CPT-en til en variabel som funksjon av antall tilstander i en diskret variabel.

Faktorene med indirekte påvirkning på hendelsen er definert som diskrete variabler med seks tilstander. Dette er gjort for at det skal være mulig å gradere tilstanden på faktoren. Dermed kan tilstanden på de indirekte faktorene brukes for å justere sannsynligheten for at faktorene med direkte påvirkning fører til en hendelse. Det er to grunner til at det er foreslått å bruke skalaen som er brukt i BORA og OTS. Graderingen er gjort relativ i forhold til tilstanden i industrien. På den måten kan historiske frekvenser for hendelser i industrien, vurderes opp mot tilstanden på faktorene. Man kan da bruke tilnærmingen som er brukt i BORA, ved å justere den historiske frekvensen i forhold til tilstanden på faktorene. Kunnskap fra OTS-gjennomganger vil være veldig relevant som datagrunnlag og vil kunne brukes direkte på to måter. (1) En OTS-gjennomgang kan brukes for å fastsette tilstanden på faktorer. (2) Dersom man har indikatorer for en faktor, kan OTS-gjennomgangen brukes for å verifisere indikatorene til faktoren.

## 6.2 DAG i kvantifiseringen

DAG-en til et bayesiansk nettverk kan fastsettes på bakgrunn av kunnskap om systemet, eller den kan læres på bakgrunn av data. De fleste faktorene i en faktormodell er i praksis skjulte variabler, og tilgangen til data er derfor svært begrenset. Det vil dermed ikke være praktisk mulig å lære strukturen til DAG-en på bakgrunn av data. En faktormodell for et system blir utviklet på bakgrunn av kunnskap om systemet fra flere personer. En faktormodell representerer dermed den beste mulige kunnskapen som er tilgjengelig om sammenhengen mellom de ulike faktorene. Fordi faktormodellen brukes direkte som DAG i kvantifiseringen, vil det redusere arbeidsomfanget som er forbundet med å kvantifisere faktormodellen.

Dersom faktormodellen brukes som DAG i et bayesiansk nettverk, vil den grafiske strukturen i faktormodellen bestemme betingede og ubetingede uavhengigheter mellom faktorene og hendelsen. Sannsynlighetsfordelingen for hendelsen  $H$  vil være betinget på foreldrene til hendelsen  $pa(H)$ , slik at  $P(H) = P(H|pa(H))$ . Dette fører til at dersom alle faktorene med direkte påvirkning er instantiert, vil ikke tilstanden på de indirekte faktorene påvirker det beregnede risikonivået. Figur 6.2 er et bayesiansk nettverk over seks faktorer  $F_1, \dots, F_6$ , som påvirker risikoen for en hendelse  $H$ .  $pa(H) = (F_1 \cup F_2 \cup F_3)$ , dermed er  $P(H) = P(H|F_1, F_2, F_3)$ .



Figur 6.2: Eksempel på bayesiansk nettverk for en faktormodell på seks faktorer.

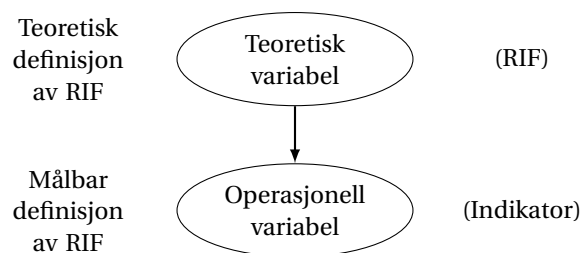
### 6.2.1 Forholdet mellom faktor og indikator

Prinsipielt vil det være tre måter å bruke indikatorer i et bayesiansk nettverk, som er basert på en faktormodell:

1. Indikatorerne kan brukes til å instantiere faktorene i nettverket.

2. Indikatorene kan representeres med egne noder med rettede forbindelser til faktoren.
3. Indikatorene kan representeres med egne noder med rettede forbindelser fra faktoren.

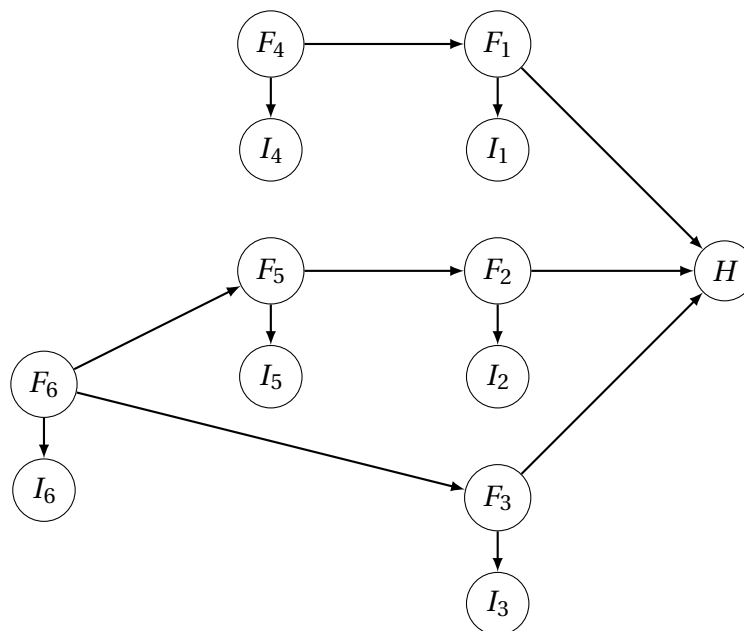
I figur 6.2 er  $H$  d-separert  $F_4$  gitt at  $F_1$  er instantiert. Det vil si at dersom man kjenner tilstanden til  $F_1$ , vil ikke det å få vite tilstanden til  $F_4$ , endre vår oppfatning om tilstanden til  $H$ . Den nedre delen av DAG-en i figur 6.2 er noe mer komplisert, på grunn av den konvergerende forbindelsen mellom  $F_3$  og  $F_5$ . Uavhengig av om  $F_2$  er instantiert eller ikke, vil det å få informasjon om faktoren  $F_5$  eller  $F_6$  påvirke vår oppfatning om tilstanden til  $H$ , fordi informasjon kan passere gjennom  $F_3$  (så lenge  $F_3$  ikke er instantiert). Det samme vil gjelde for  $F_3$  så lenge  $F_2$  ikke er instantiert. Hvis man bruker indikatorene til å instantiere faktorene i nettverket, vil det føre til at kun faktorer med direkte påvirkning får betydning for den beregnede risikoen knyttet til hendelsen  $H$ . For eksemplet i figur 6.2, vil det føre til at indikatorene knyttet til faktorene  $F_4, F_5$  og  $F_6$ , ikke vil påvirke beregnet risiko i noden  $H$ .  $H$  er d-separert  $F_4, F_5$  og  $F_6$ , gitt at  $F_1, F_2$  og  $F_3$  er instantiert. I ORIM blir den kvantitative modelleringen utført ved at indikatorene brukes til å instantiere nodene i nettverket, som representerer de organisatoriske faktorene (Øien og Sklet, 2001). Det bayseianske nettverket som brukes til kvantifiseringen i ORIM, inneholder ikke faktorer med indirekte påvirkning på lekkasjefrekvensen, som nettverket er laget for å beregne. Det at de organisatoriske faktorene instantieres, fører derfor ikke til at andre noder blir d-separert fra lekkasjefrekvensen.



Figur 6.3: Kausal påvirkning mellom indikator og RIF (tilpasset etter Øien, 2001c, s. 131).

Øien (2001c) beskriver indikatorer som en målbar representasjon av en RIF. Det vil si at verdien på indikatoren blir påvirket av tilstanden på RIF-en. I figur 6.3, illustreres det hvordan dette vil gi RIF-en kausal influens på indikatoren, verdien på indikatoren vil dermed være et resultat av tilstanden på RIF-en. Denne forståelsen av forholdet mellom en RIF og en indikator, kan brukes i en faktormodell. Ett eksempel på dette er vist i figur 6.4, i dette bayseianske nettverket er det én indikator per faktor, men i praksis vil det kunne være flere indikatorer per faktor. Figur 6.4 er et bayseiansk nettverk over de samme faktorene

som i figur 6.2, med de samme rettede forbindelsene mellom nodene som representerer faktorer. Ved å inkludere indikatorene på denne måten, vil ingen av faktorene bli d-separert fra hendelsen, når indikatorene instantieres. Det vil si at indikatoren for en indirekte faktor, vil få betydning for det beregnede risikonivået knyttet til hendelsen.

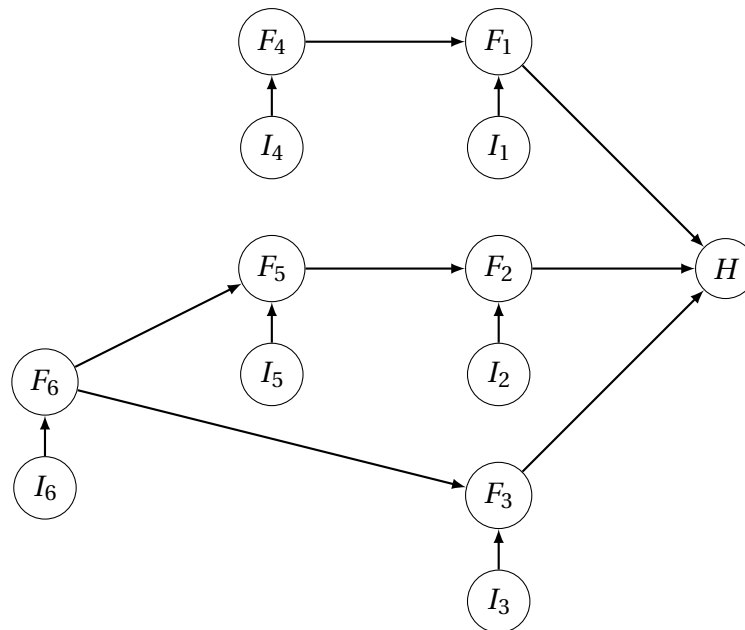


Figur 6.4: Bayesiansk nettverk hvor indikatorer er inkludert som egne noder med rettet forbindelse fra faktorene.

Seljelid et al. (2012) inkluderer indikatorer med rettet forbindelse fra indikatoren og til faktoren. Se figur 4.7 på side 42. Det bayesianske nettverket over seks eksempelfaktorer, vil da være gitt av figur 6.5. I dette nettverket vil det også være slik at dersom indikatorene ( $I_1$ ,  $I_2$  og  $I_3$ ) for faktorene med direkte påvirkning instantieres, vil dette ikke d-separere hendelsen fra faktorene med indirekte påvirkning. Dermed vil indikatorene  $I_4$ ,  $I_5$  og  $I_6$  også få betydning for det beregnede risikonivået. Disse tre måtene å inkludere indikatorer på, fører til at det må tas stilling til følgende spørsmål:

1. Skal indikatorene for indirekte faktorer få betydning for det beregnede risikonivået?
2. Hvilken sammenheng er det mellom faktor og indikator i det faktiske systemet?
3. Er det mulig å fastsette CPT-er for de ulike måtene å inkludere indikatorer på?

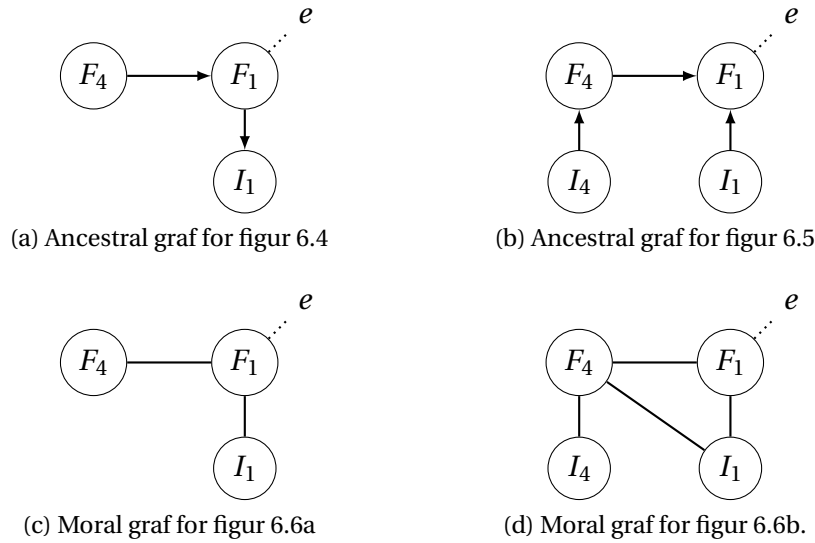
Hvis indikatorene for en faktor, til en hver tid, beskriver tilstanden til faktoren perfekt, vil man kjenne tilstanden til faktoren. Denne kunnskapen vil da kunne brukes til å instantiere faktorene med direkte påvirkning. Det vil i praksis, i nesten alle tilfeller, ikke være mulig å



Figur 6.5: Bayesiansk nettverk hvor indikatorer er inkludert som egne noder med rettet forbindelse til faktorene.

beskrive en faktor perfekt. Om man har kunnskap om  $F_4$ , i figur 6.2, vil dette påvirke hva vi tror om tilstanden til  $F_1$ , som igjen vil forplante seg til  $H$ . Hvis  $F_1$  instantieres på bakgrunn av informasjon fra en indikator, vil  $F_4$  være d-separert fra  $H$ . Dette vil føre til at informasjonen man har om  $F_4$ , ikke vil påvirke vår tro om sannsynligheten for  $H$ , selv om man ikke med sikkerhet kan fastslå tilstanden til  $F_1$ , fordi det er knyttet usikkerhet til indikatorene. Man vil derfor se bort fra kunnskap om resten av systemet, hvis en faktor instantieres på bakgrunn av kunnskap fra indikatorer. Hvis man velger å bruke informasjon fra indikatorer til å instantiere faktorer, vil det ikke være noe poeng for kvantifiseringen å ha indikatorer for andre faktorer en de med direkte påvirkning. Fordi det er vanskelig å beskrive tilstanden til en faktor ved hjelp av indikatorer, vil indikatorer for indirekte faktorer også øke vår kunnskap om risikoen knyttet til en hendelse. Faktorene i det bayesianske nettverket vil være skjulte variabler, som man ikke kan observere direkte. Indikatorene brukes for å få kunnskap om tilstanden til faktorene. Jeg mener det vil være galt å se bort fra kunnskapen man har om tilstanden til indirekte faktorer i kvantifiseringen, og indikatorene er derfor inkludert som egne noder i bayesianske nettverk som er basert på faktormodeller.

Om indikatorer inkluderes med rettede forbindelser til eller fra faktoren, gir ulike d-separasjonsegenskaper i nettverket. Forskjellen i d-separasjonsegenskapene er illustrert i figur 6.6. Der testes det om  $F_4$  og  $I_1$  er d-separert gitt at  $F_1$  er instantiert, i henholdsvis figur 6.4 og figur 6.5. Figur 6.6a er ancestral graf fra figur 6.4 og figur 6.6b for figur 6.5.

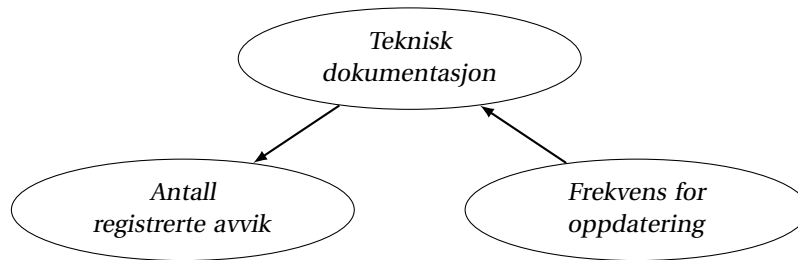


Figur 6.6: Test av d-separasjon mellom  $F_4$  og  $I_1$  gitt at  $F_1$  er instantiert, for figurene 6.4 og 6.5.

Figur 6.6c viser at  $F_4$  og  $I_1$  er d-separert når  $F_1$  er instantiert, fordi forbindelsen mellom  $F_4$  og  $I_1$  er blokkert av den instantierte noden  $F_1$ . Dette betyr at når indikatorer blir modellert med rettede forbindelser fra tilhørende faktor og denne faktoren er instantiert, vil indikatorene være d-separert fra de andre faktorene i nettverket.  $F_4$  og  $I_1$  er ikke d-separert når  $I_1$  har rettet forbindelse til  $F_1$ , dette er vist i figur 6.6d. Her er det kommunikasjon mellom  $F_4$  og  $I_1$  på grunn av forbindelsen  $F_4—I_1$ . Dette fører til at når indikatorene er inkludert med en rettet forbindelse til tilhørende faktor og denne faktoren er instantiert, vil fortsatt indikatorverdien påvirke vår tro om faktorene som er forfedre til den instantierte faktoren. Denne forskjellen i d-separasjonsegenskaper er knyttet til at nodene som representerer faktorer instantieres. Fordi man ikke kan måle tilstanden på faktorene direkte, kun indikatorene, vil ikke faktorene bli instantiert. Så lenge kun indikatorene instantieres vil ikke noen av faktorene bli d-separert fra hendelsen, dette gjelder både når indikatorene har rettet forbindelse til og fra hendelsen de er indikator for.

*Frekvens for oppdatering av teknisk dokumentasjon og antall registrerte avvik i teknisk dokumentasjon*, er to indikatorer som kan brukes for å beskrive tilstanden til faktoren *teknisk dokumentasjon*. Faktoren og indikatorene er vist i figur 6.7. Bakgrunnen for å bruke *frekvens for oppdatering* som indikator, er tanken at dersom man oppdaterer dokumentasjonen ofte, vil det være større sannsynlighet for at den er korrekt. Dermed er *tilstand på teknisk dokumentasjon* virkning og *frekvens for oppdatering* årsak. Dette gir en årsaksmessig påvirkning fra *frekvens for oppdatering* til *teknisk dokumentasjon*, vist

med en rettet forbindelse i figur 6.7. *Antall registrerte avvik i teknisk dokumentasjon*, er et resultat av tilstanden på den *tekniske dokumentasjonen*. Dermed er *teknisk dokumentasjon* årsak og *antall registrerte avvik* virkning, dette gir en en rettet forbindelse fra *teknisk dokumentasjon* og til *antall registrerte avvik*. Figur 6.7 er dermed et kausalt nettverk for forholdet mellom faktoren og indikatorene. Figur 6.7 er et eksempel på at det både kan være rettede forbindelser, fra og til variabler som brukes som indikator for en faktor.

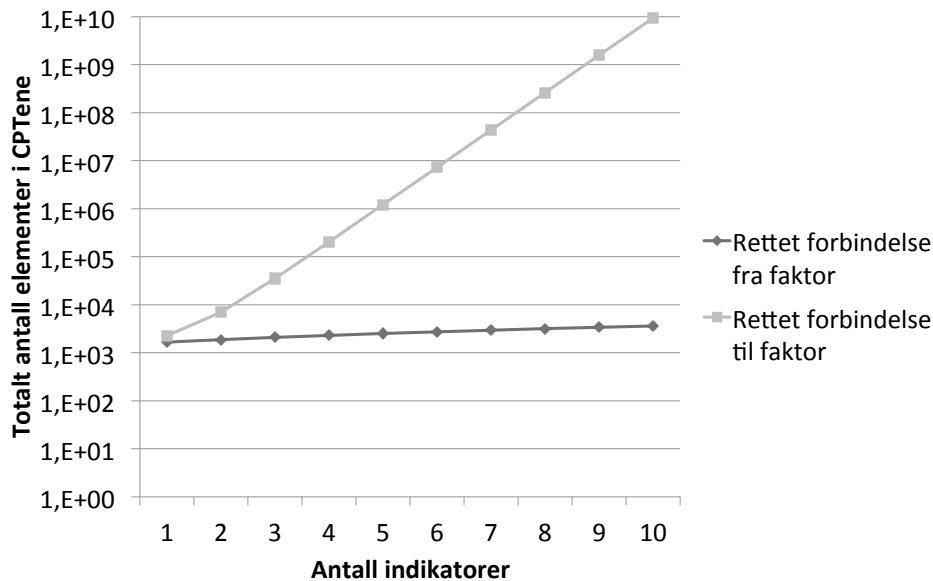


Figur 6.7: Et eksempel på en faktor med to indikatorer.

Om indikatorene modelleres med rettet påvirkning til eller fra faktoren, påvirker antallet sannsynligheter i CPT-ene. CPT-ene i figur 6.4, som har indikatorer med rettet forbindelse fra faktoren, består av totalt 1668 elementer. I figur 6.5, hvor indikatorene har rettede forbindelser til faktorene, består CPT-ene totalt av 2268 elementer. Forskjellen er ikke så stor når det kun er én indikator per faktor. Det er derimot stor forskjell på hvor raskt antallet sannsynligheter øker, når antallet indikatorer per faktor øker. For tilfeller hvor indikatorer har rettet forbindelse fra faktorene, øker antallet sannsynligheter lineært med antallet indikatorer. Dersom indikatorene har rettet påvirkning til faktoren, vil antallet sannsynligheter øke eksponentielt med antallet indikatorer. Figur 6.8 viser hvordan det totale antallet elementer i CPT-ene for nettvekkene, i figurene 6.4 og 6.5, øker som funksjon av antallet indikatorer per faktor, merk logaritimisk skala. Det er ikke sannsynlig at det vil være mulig å beskrive tilstanden til en faktor med kun én indikator. Det er derfor en fordel, med tanke på antall elementer i CPT-ene, å inkludere indikatorer med rettet forbindelse fra tilhørende faktor.

Å inkludere indikatorer med rettet forbindelse fra tilhørende faktor, fører til at indikatorene ikke har noen barn. Det vil da være en mulighet å modellere indikatorene som normalfordelte kontinuerlige variabler, fordi kravet til HBN er at ingen av de kontinuerlige variablene kan ha diskrete barn. Det vil kunne være en stor fordel, dersom enkelte indikatorer er vanskelig å tilnærme som diskrete variabler med seks tilstander. Utfordringen er at denne retningen på påvirkningen, kan gi d-separasjonsegenskaper som bryter med egenskapene til





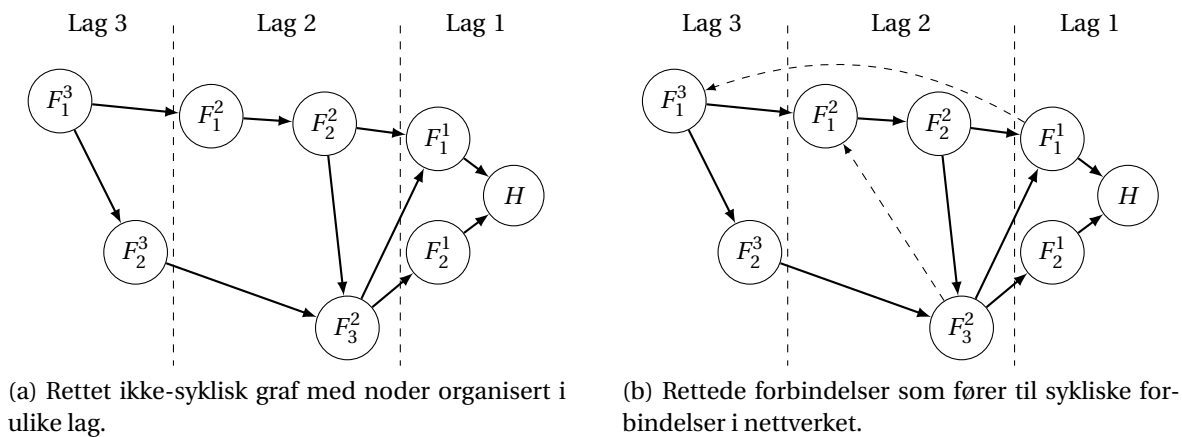
Figur 6.8: Totalt antall elementer i CPT-ene som funksjon av antall indikatorer.

det faktiske systemet. Til tross for dette mener jeg at beste løsning er å modellere indikatorene betinget på faktorene.

### 6.2.2 Sykliske forbindelser

For at en rettet graf skal være uten sykliske forbindelser, må kravene i definisjon 1, på side 8, overholdes. Det vil si at det for variablene  $A_1, A_2, \dots, A_n$  ikke kan eksistere noen forbindelser,  $A_1 \rightarrow \dots \rightarrow A_n$ , slik at  $A_1$  er den samme variabelen som  $A_n$ . Figur 6.9a viser et eksempel på en DAG, hvor nodene er delt inn i tre lag. Noden  $F_i^j$  er faktor nr  $i$  i lag  $j$ , noden  $H$  representere hendelsen modellen er utviklet for. Dersom det opprettes en forbindelse fra en node i et lag 1, til en node i lag 2 eller 3, eller fra en node i lag 2, til en node i lag 3, vil det kunne føre til at nettverket får minst en syklisk forbindelse. For eksempel vil en forbindelse  $F_1^1 \rightarrow F_1^3$  føre til at nettverket får de sykliske forbindelsene  $F_1^1 \rightarrow F_1^3 \rightarrow F_1^2 \rightarrow F_2^2 \rightarrow F_1^1$ ,  $F_1^1 \rightarrow F_1^3 \rightarrow F_1^2 \rightarrow F_2^2 \rightarrow F_3^2 \rightarrow F_1^1$  og  $F_1^1 \rightarrow F_1^3 \rightarrow F_2^3 \rightarrow F_3^2 \rightarrow F_1^1$ , dette er vist i figur 6.9b (ser da bort fra den stiplede forbindelsen mellom  $F_3^2$  og  $F_1^2$ ). Generelt vil alle forbindelser  $F_i^n \rightarrow F_i^m$  som går mellom lag, der  $n < m$ , lag 1 er nærmest hendelsen og  $F_i^n$  er en etterkommer av  $F_i^m$ , føre til at den rettede grafen vil inneholde minst en syklisk forbindelse.

Det kan også oppstå en syklisk forbindelse innenfor det samme laget i modellen. Det vil skje dersom det opprettes en forbindelse  $F_n^j \rightarrow F_m^j$ , der  $F_n^j$  er en etterkommer av  $F_m^j$ . Dette er illustrert i figur 6.9.  $F_3^2$  er en etterkommer av  $F_1^2$  på grunn av forbindelsen  $F_1^2 \rightarrow F_2^2 \rightarrow F_3^2$ . Forbindelsen  $F_3^2 \rightarrow F_1^2$  (i figur 6.9b) fører til at det oppstår en syklisk forbindelse  $F_3^2 \rightarrow F_1^2 \rightarrow$



Figur 6.9: Eksempel på rettede forbindelser som fører til at det oppstår sykliske forbindelser.

$F_2^2 \rightarrow F_3^2$ . Generelt er det slik at det må være minst en syklisk forbindelse i en rettet graf, dersom grafen inneholder en rettet forbindelse  $A \rightarrow B$  og  $A$  er en etterkommer av  $B$ .

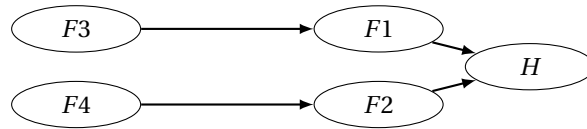
Haugen et al. (2011) setter krav til relasjonene som skal defineres mellom de ulike RIF-ene i MARI, om at det ikke kan være forbindelsene fra et lag nærme hendelsen til et lag lenger unna hendelsen. Dette kravet kan ikke alene forhindre at sykliske forbindelser oppstår. For å sikre at nettverket tilfredsstillter kravene til en DAG, er det i tillegg et krav at det ikke kan være noen sykliske forbindelser innenfor det samme laget. Disse to kravene til den grafiske strukturen, vil være tilstrekkelig for å sikre at den grafiske strukturen vil være en DAG. Kravene til den grafiske strukturen, vil begrense hvilke påvirkninger som kan modelleres.

### 6.2.3 Bruk av temporale forbindelser

Indikatorer brukes for å overvåke driften av en installasjon over tid. Den kvalitative modellen illustrerer hvordan ulike RIF-er påvirker hverandre, men det er ikke vurdert om det er forsinkelse ved noe av denne påvirkningen. En mulighet for å modellere utvikling over tid er DBN.

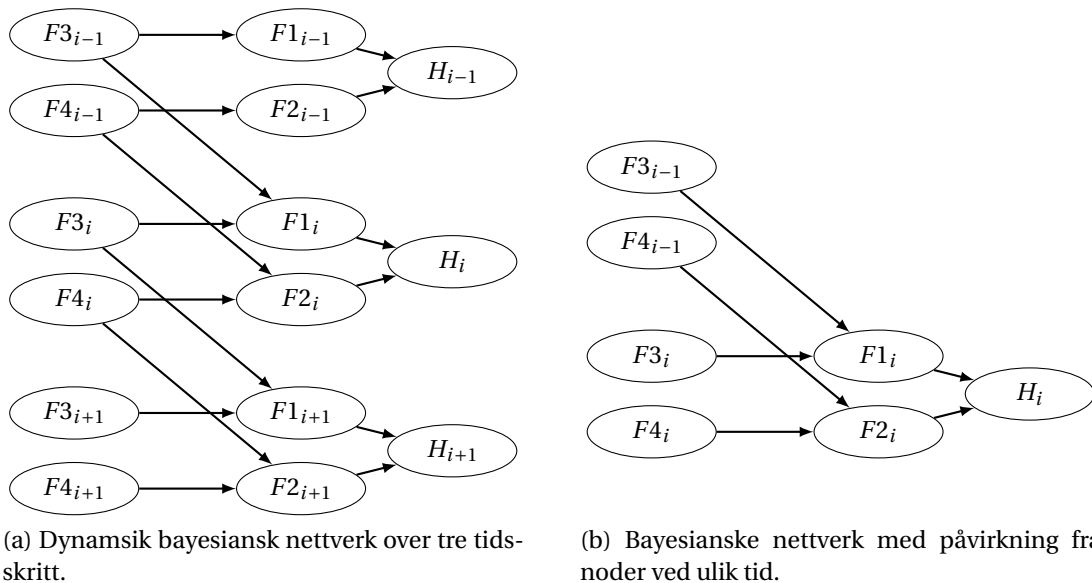
Figur 6.10 viser et enkelt bayesiansk nettverk med fem noder. Sannsynlighet for en hendelsen  $H$ , er modellert med direkte påvirkning fra faktorene  $F_1$  og  $F_2$  og indirekte påvirkning fra faktorene  $F_3$  og  $F_4$ . Faktorene  $F_1$  og  $F_2$  kan for eksempel representere variablene *drift av hydrokarbonsystem* og *arbeid på hydrokarbonsystem*. Det vil si faktorer hvor endring i tilstand raskt vil få direkte virkning på sannsynlighet for en hendelse.  $F_3$  og  $F_4$  representerer faktorer som påvirker tilstanden til faktorene med direkte påvirkning. Det kan for eksempel være *prosedyrer for drift* og *prosedyrer for vedlikehold*. Det kan argumenteres

for at det vil ta tid før en endring i disse faktorene får påvirkning på sannsynligheten for en hendelse. Dersom man endrer en prosedyre vil det for eksempel kunne ta tid før effekten av denne endringen vil observeres i måten arbeidet blir utført på. Dersom forsinkelsen på påvirkningen er i størrelsesordenen  $\tau$  eller større, vil det være behov for å ta hensyn til forsinkelsen ved kvantifisering.



Figur 6.10: Enkelt bayesiansk nettverk.

DBN kan brukes for å modellere denne forsinkelsen. For det bayesianske nettverket i figur 6.10 kan dette gjøres ved å gjenta nettverket for hvert tidskritt og opprette temporale forbindelser mellom disse. Det er vist i figur 6.11a, her er faktorene med direkte påvirkning på  $H$  avhengig av de indirekte faktorene både ved samme tid og det foregående tidskrittet. Det vil si at  $P(F1_i|F3_{i-1}, F3_i)$  og  $P(F2_i|F4_{i-1}, F4_i)$ . Hvor stor forsinkelsen i effekt av endring er, vil dermed bli modellert ved hjelp av de betingede sannsynlighetstabellene for  $F1$  og  $F2$ .



Figur 6.11: Modellering av utvikling over tid.

Ved bruk av DBN vil hvert tidskritt representere én tidsperiode, med lengde  $\tau$ , som man ønsker å beregne risikonivået for. Tilstanden ved tidskritt  $i$  kan da brukes til prediksjon av risikonivået frem i tid, ved bruk av de temporale forbindelsene. Bruk av DBN kompliserer kvantifisering av en faktormodell, og øker antallet betingede sannsynligheter som må fastsettes. For å forenkle modelleringen av forsinkelse i påvirkning mellom faktorer, kan en

faktor modelleres med flere noder som representerer ulike punkt i tid. Dette er illustrert i figur 6.11b, her er faktorene  $F3$  og  $F4$  modellert med to noder hver. Dermed kan  $H_i$  beregnes på bakgrunn av tilstandene til faktorene  $F3$  og  $F4$  både ved  $t = i - 1$  og  $t = i$ . Identifikasjon av hvilke forbindelser i en faktormodell hvor det er forsinket påvirkning, må basere seg på kjennskap til hvor raskt endringer forplanter seg. Det er sannsynlig at det er faktorer med indirekte påvirkning som er organisert i lag unna hendelsen, som for eksempel laget *driftsbetingelser*, hvor dette vil være mest aktuelt. Inkludering av flere noder for samme faktor i et bayesiansk nettverk vil trolig være å foretrekke, da det representerer en forenkling sammenlignet med full modellering i DBN.

### 6.3 Fastsettelse av sannsynlighetstabeller

Hovedutfordringen ved å kvantifisere en faktormodell er å beskrive alle de CPT-ene. For å redusere utfordringen knyttet til tilgang på data, baserer prosedyrene for å fastsette CPT-er seg på ekspertvurderinger. Valget om å modellere indikatorene med rettede forbindelser fra faktoren de er indikator for, forenkler også arbeidet betraktelig med å fastsette de CPT-ene.

Fordi indikatorene er inkludert med rettede forbindelser fra faktorene, vil CPT-en til en faktor kun være betinget på andre faktorer. Det gjør at indikatorene som brukes, kan endres uten at CPT-ene til faktorene blir endret. Det vil da være mulig å fastsette CPT-ene for faktoren og hendelsen uavhengig av indikatorene. Dette vil være en stor fordel i arbeidet med å beskrive CPT-er. CPT-ene kan da fastsettes i to trinn: (1) CPT-er for faktorer og hendelsen, kun betinget på andre faktorer og (2) CPT-er for indikatorene. CPT-en for en indikator er kun betinget på faktoren den er indikator for. Dette fører til at dersom man endrer eller legger til en indikator, vil det kun være CPT-en for denne indikatoren som må fastsette, alle andre CPT-er i nettverket vil være uforandret.

Hver indirekte faktor uten foreldre, må vurderes for å fastsette en ubetinget sannsynlighetsfordeling for denne faktoren. For de indirekte faktorene med foreldre vil fort CPT-ene bli veldig store, da dette er faktorer som kan ha mange foreldre. Denne utfordringen er løst ved å fastsette CPT-ene ved bruk av enkle forutsetninger. Dette er en forenkling som reduserer arbeidet med å fastsette CPT-ene betraktelig. CPT-en til en hendelse modelleres som en logisk-ELLER, da faktorene med direkte påvirkning er definert slik at én faktor alene kan føre til en hendelse. Hver enkelt indikator må vurderes individuelt for å fastsette CPT-ene

for dem. Dersom man utvikler et antall generiske CPT-er, som modellerer ulike egenskaper ved indikatorene, vil det være mulig å velge blant disse for å fastsette CPT-en til en indikator. Det samme vil også kunne gjøres for faktorer uten foreldre. Dette vil kunne forenkle arbeidet med å fastsette CPT-ene til faktorene uten foreldre og indikatorene.

## 6.4 Krav til datainnsamling

Kvantifiseringsmetoden er utformet slik at behovet for data, for å lage det bayesianske nettverket er minimalt. Metoden forutsetter at det er mulig å fastsette en historisk frekvens for hendelsen, og hvor stor andel av frekvensen som kan tilskrives de ulike faktorene med direkte påvirkning. For å fastsette CPT-ene faktorene uten foreldre og indikatorene, vil man kunne nyttegjøre seg av tilgang på data, men de kan også beskrives på bakgrunn av ekspertvurderinger.

Bruk av en kvantifisert faktormodell for å overvåke risikonivået i drift, krever jevnlig innsamling av data om tilstanden på indikatorene. Hvor ofte det er behov for å samle inn data om indikatorene vil være avhengig av hvor raskt man antar at de vil kunne endre seg. Ekstrabelastningen knyttet til arbeidet med å avdekke tilstanden på indikatorene vil være avhengig av hvilke data som allerede er tilgjengelig i organisasjonen. Haugen et al. (2011) peker på at det vil være flere personer i ulike deler av organisasjonen, som vil være ansvarlig for å samle data om indikatorene. Så selv om den totale arbeidsmengden med å samle data for å bruke modellen vil kunne være stor, vil belastningen spres over flere personer.

## 6.5 Styrker og svakheter med kvantifiseringen

En grunnleggende forutsetning for bruk av den kvantifiserte modellen er at faktorene eksisterer og at disse har påvirkning på risikonivået. Denne forutsetningen ligger også til grunn for å bruke en faktormodell til å identifisere indikatorer. Ved bruk av bayesianske nettverk forutsettes det at sannsynlighetsfordelingen til en faktor, kun er avhengig av foreldrene til faktoren. For en faktormodell vil det si at sannsynlighetsfordelingen til hendelsen kun er avhengig av faktorene med direkte påvirkning. Dette forutsetter at det i en faktormodell er identifisert alle påvirkninger mellom faktorene, slik at CPT-ene som defineres, er betinget på alle relevante faktorer. En utfordring med dette er at det stiller krav til faktormodellen om at alle relevante påvirkninger mellom faktorene må defineres.

Kvaliteten på faktormodellen blir dermed veldig viktig for hvor god den kvantitative modellen blir.

Bruk av bayesianske nettverk forutsetter at faktormodellen ikke inneholder noen sykliske forbindelser. Det er også en forutsetning at faktorene og hendelsen kan tilnærmes med diskrete variabler. En kontinuerlig variabel kan diskretiseres, det vil da være avhengig av hvor mange tilstander som brukes hvor nøyaktig den tilnærmer seg en kontinuerlig fordeling. Det vil også være mulig å modellere indikatorer som kontinuerlige variabler. Dette forutsette at disse kan tilnærmes med en normalfordeling, og at de har rettede forbindelser fra tilhørende faktor. Den kvantitative modellen vil da være et HBN.

For å fastsette CPT-ene til faktorene med indirekte påvirkning, er det det forutsatt at det er mer sannsynlig at en faktor er i samme tilstand som sine foreldre, enn en tilstand som er ulik sine foreldre. Dette er en grunnleggende forutsetning for kvantifiseringen, det er viktig at den er gyldig for at den kvantitative modellen skal være gyldig. Hvor sterk denne koblingen er, blir styrt av  $R$  i ligning 5.4. Denne forutsetningen beskriver resultatet av påvirkningen er mellom faktorene, og er en videreføring av forutsetningen om at det eksisterer faktorer som har påvirkning på risikonivået.

En svakhet med kvantifiseringen er at den i liten grad tar utgangspunkt i data. Det er derfor svært vanskelig å argumentere for at det vil være mulig å bruke modellen til å beregne den faktiske sannsynligheten for en hendelse. Dermed vil beregnet sannsynlighet for en hendelse alene ikke kunne si så mye om selve risikonivået. Derimot, vil man basert på antagelsen om at faktorene har påvirkning på risikonivået og at faktorene kan beskrives ved hjelp av indikatorene, kunne argumentere for at utviklingen av den beregnede sannsynligheten for en hendelse, vil kunne si noen om trenden i den faktiske utviklingen i risikonivået. Den beregnede sannsynligheten for en hendelse, kan ses på som en samlet indikator, som oppsummerer tilstanden i organisasjonen. På den måten vil det være mulig å si noe om den samlede trenden, som vil være vanskelig å avgjøre dersom indikatorene vurderes individuelt.

# Kapittel 7

## Konklusjon

Bayesianske nettverk kan på en god måte beskrive en felles sannsynlighetsfordeling til en gruppe variabler. Kunnskap om variablene kan struktureres ved hjelp av en DAG, det fører til at antallet sannsynligheter som er nødvendig for å beskrive den felles sannsynlighetsfordelingen til variablene reduseres. Bayesianske nettverk er godt egnet for å håndtere ikke deterministiske sammenhenger mellom variabler, det gjør de egnet til bruk innenfor risikoanalyse. Flere metoder og prosjekter har brukt bayesianske nettverk, men det har vært en del uklarheter knyttet til bruken av begreper. Denne rapporten presenterer hvordan begrepene har vært brukt innenfor ulike fagfelt, og klargjør hvordan begrepene kan brukes knyttet opp mot en faktormodell.

RIF-er er brukt innenfor flere prosjekter for å beskrive faktorer som har påvirkning på risikonivået. Selv om definisjonen av RIF-er er tilnærmet lik i RIA, indikatorprosjektet, BORA og metodikken for å utvikle en faktormodell, er hva som blir identifisert som relevante RIF-er forholdsvis ulikt. Utgangspunktet for hvordan RIF-ene identifiseres, og hva som er formålet med modellen, har betydning for hva som er relevante RIF-er. RIF er dermed ikke et entydig definert begrep.

En faktormodellen kan forstås som et kausalt nettverk, som beskriver hvordan RIF-er har direkte og/eller indirekte påvirkning på risikoen knyttet til en hendelse. Ved å stille enkelte krav til den grafiske strukturen i en faktormodell, kan den brukes direkte som DAG i et bayesiansk nettverk. Metoden for å kvantifisere en faktormodell, som er presentert i denne rapporten, bruker faktormodellen som DAG. Kvantifiseringen er tilpasset sannsynlighetssiden av en faktormodell, men det er også skissert hvordan den kan tilpasses til konsekvenssiden. Dersom indikatorer brukes til å instantiere nodene som representerer

faktorer i et baysiansk nettverk, vil det føre til at hendelsen blir d-separert fra faktorene med indirekte påvirkning. For å unngå at de indirekte faktorene blir d-separert fra hendelsen, må indikatorene modelleres som egne variabler i de bayesianske nettverket. I kvantifiseringen er indikatorene modellert som egne variabler med rettet forbindelse fra faktoren den er indikator for. Dette har stor betydning for å redusere størrelsen på antall elementer i CPT-ene. Det gjør det også mulig, på en effektiv måte, å generere CPT-er for faktorene og hendelsen, som ikke er avhengig av indikatorene. For å ta hensyn til at kausal influens kan være forsinket over tid, kan det i det bayesianske nettverket opprettes noder som representerer tilstanden til den samme faktoren ved ulik tid.

Behovet for tilgang på data for å definere CPT-ene i en faktormodell er lite, CPT-ene er i all hovedsak basert på ekspertvurderinger. Arbeidsomfanget knyttet til å utvikle en kvantitativ modell for en hendelse, begrenses ved å bruke faktormodellen for hendelsen direkte som DAG, og at store deler av CPT-ene til faktorene kan genereres basert på enkle forutsetninger. CPT-ene til faktorene uten foreldre og indikatorer må vurderes manuelt, men det vil være mulig å forenkle dette arbeidet ved å velge mellom forhåndsdefinerte CPT-er. Bruk av en kvantifisert faktormodell i driftsfasen på en installasjon, vil kreve ressurser knyttet til innsamling av data om indikatorene. Men denne belastningen vil deles mellom flere avdelinger og personer. Fordi CPT-ene er basert på et minimum av data, er det usikkert i hvilken grad de er i stand til å beskrive det faktiske risikonivået på installasjonen. Et instantiert bayesianske nettverk basert på en faktormodell, vil derfor ikke kunne brukes til å fastsette det faktiske risikonivået. Men ved å overvåke den beregnede sannsynligheten for en hendelse over tid, vil kvantifiseringen kunne brukes til å si noe den relative utviklingen i risikonivået. På den måten vil den kvantitative modellen kunne brukes til å se på den samlede utviklingen til indikatorene. Det kan gi en oversikt over utviklingen i risikonivået, som ikke vil være mulig dersom utvikling i indikatorene vurderes enkeltvis.

## 7.1 Anbefalinger for videre arbeid

Anbefalinger for videre arbeid, for å teste kvaliteten og forbrede metoden for kvantifisering, er gitt i listen under. Listen inneholder også andre relevante problemstillinger, som har blitt avdekket i forbindelse med arbeidet med denne oppgaven.

- Teste foreslått metode for kvantifisering i en pilotstudie, hvor det er utviklet en faktor-



modell for å identifisere indikatorer. Det vil gi praktisk erfaring med å kvantifisere en full faktormodell, arbeidsmengde knyttet til innsamling av data i drift, og undersøke om metoden oppleves nyttig av ledelsen og personellet på en installasjon.

- På bakgrunn av data innsamlet i ett eller flere pilotstudier, undersøke muligheten for å estimere CPT-er på bakgrunn av data, eller en kombinasjon av data og ekspertvurderinger. Dette vil kunne forbedre den kvantitative modellens evne til å beskrive det faktiske risikonivået.
- Klargjøre forholdet mellom faktor og indikator. Det er uklarheter knyttet til retningen på påvirkning mellom faktor og indikator. Bedre innsikt i årsakssammenhengene mellom faktorer og indikatorer, vil kunne gi bedre grunnlag for å vurdere effekten av at indikatorene er inkludert i bayesianske nettverk med rettet forbindelse fra faktoren den er indikator for.
- Utvikle en oversikt over generiske faktorer og indikatorer, som kan brukes som støtte i arbeidet med å lage faktormodeller. Dette vil kunne forenkle arbeidet med å utvikle nye faktormodeller for en ulykkestype.
- Vurdere faktormodellens evne til å håndtere faktorer knyttet til konsekvenser av en hendelse. Arbeidet med å lage faktormodeller for en hendelse har i hovedsak vært knyttet opp mot sannsynligheten for en hendelse. Det er derfor interessant å kartlegge om det må tas noen ekstra hensyn, dersom det skal lages faktormodeller for konsekvens av en hendelse.



# Vedlegg A

## R-kode for faktorer med indirekte påvirkning

### A.1 To foreldre

R-kode for å beregne betinget sannsynlighetsfordeling for indirekte faktor med to foreldre, tilsvarende situasjonene i figur 5.1.

```
1 #Mekansistisk metode for fastsetting av betinget sannsynlighetsfordeling for en faktor
   med indirekte paavirkning og to foreldre.
2
3 w1 = 0.5 #vekt for viktighet av faktor F1
4 w2 = 0.5 #vekt for viktighet av faktor F2
5 R = 1 # Skalleringsfaktor for spredning i diskret sannsynlighetsfordeling
6
7 # Alle kombinasjoner av avstander i Zj
8 Zj=array(dim=c(6,6,6))
9 for(n in 1:6) {
10  for(m in 1:6) {
11    for(a in 1:6) {
12      Zj[n,m,a] = abs(n-a)*w1+abs(m-a)*w2
13    }
14  }
15 }
16
17 # Betinget sannsynlighetsfordeling for Fj
18 Pj=array(dim = c(6,6,6))
```

```

19 for(n in 1:6) {
20   for(m in 1:6) {
21     for(a in 1:6) {
22       sum = 0
23       for(i in 1:6) {
24         sum = sum + exp(-R*Zj[n,m,i])
25       }
26       Pj[n,m,a] = (exp(-R*Zj[n,m,a])) / (sum)
27     }
28   }
29 }

```

## A.2 Én forelder

R-kode for å beregne betinget sannsynlighetsfordeling for indirekte faktor med én forelder.

```

1 #Mekansistisk metode for fastsetting av betinget sannsynlighetsfordeling for en faktor
   med indirekte paavirkning og en forelder.
2 R = 1 # Skalleringsfaktor for spredning i diskret sannsynlighetsfordeling
3
4 # Alle kombinasjoner av avstander i Zj
5 Zj=array(dim=c(6,6))
6 for(n in 1:6) {
7   for(a in 1:6) {
8     Zj[n,a] = abs(n-a)
9   }
10 }
11
12 #Betinget sannsynlighetsfordeling Pj for Fj med en forelder
13 Pj=array(dim = c(6,6))
14 for(n in 1:6) {
15   for(a in 1:6) {
16     sum = 0
17     for(i in 1:6) {
18       sum = sum + exp(-R*Zj[n,i])
19     }
20     Pj[n,a] = (exp(-R*Zj[n,a])) / (sum)
21   }
22 }

```

# Vedlegg B

## R-kode for faktorer med direkte påvirkning

R-kode for å beregne betinget sannsynlighetsfordeling for direkte faktor med to foreldre.

```
1 # For faktor Fj med direkte paavirkning paa hendelsen
2 # Fastsetter sannsynlighetsfordeling for Fj betinget paa to faktorer med lik fordeling
   Pi
3 # Antar lik vektning av foreldrene.
4
5
6 Pi = c(0.05, 0.275, 0.35, 0.167, 0.108, 0.05) #ubetinget sannsynlighetsfordeling til
   faktorene som paavirker Fj
7
8 Q = c(0.5, 0.75, 1, 2, 3, 4) #vekter for aa beskrive forskjell A til F.
9
10 P = 0.1 # sannsynligeht basert paa historisk frekvens
11
12 i = 2 # antall foreldre til Fj
13 w = 1/i # vekt av hver forelder (antar lik vekt)
14
15 l_Pj = 6^i
16
17 Qa = array(dim=c(6,6))
18
19 for(n in 1:6) {
20   for(m in 1:6) {
21     Qa[n,m] = w*(Q[n]+Q[m])
```

```
22 }
23 }
24
25 Pia = array(dim = c(6,6))
26 for (n in 1:6) {
27   for (m in 1:6) {
28     Pia[n,m] = (Pi[n]*Pi[m])
29   }
30 }
31
32 sum =sum(Pia*Qa)
33 Pb = P/ (sum)
34
35 temp=Qa*Pb
36 PjH = c()
37 k = 1
38 for (n in 1:6) {
39   for (m in 1:6) {
40     PjH[k] = temp[n,m]
41     k = k + 1
42   }
43 }
44
45 Pjh = 1-PjH # betinget sannsynlighet for ikke hendelse Pj
46
47 Pj = c(1:l_Pj) #Betinget fordeling for Fj
48
49 m=1
50 for (n in 1:l_Pj) {
51   Pj[m] = PjH[n]
52   m = m+2
53 }
54
55 m=2
56 for (n in 1:l_Pj) {
57   Pj[m] = Pjh[n]
58   m = m+2
59 }
```

# Vedlegg C

## R-kode for eksempel

R-kode for eksempelet i avsnitt 5.2.5. Koden lager ett bayesiansk nettverk med DAG som tilsvarer figur 6.4. Det kan gjøres beregninger i nettverket direkte ved bruk av gRain-pakken til R. Det bayesianske nettverket som lages, blir også også eksportert som en HUGIN-fil (.net), som kan brukes for å gjøre beregninger i HUGIN. En utfordring ved bruk av gRain-pakken er at alle CPT-ene for de ulike elementene må være definert som vektorer, for å håndteres av funksjonen `cptable`, som brukes for å definere hver node i det bayesianske nettverket.

```
1 #Historiske frekvenser for faktorer med direkte paavirkning
2 lambda_1 = 0.1
3 lambda_2 = 0.2
4 lambda_3 = 0.15
5 lambda_h = lambda_1 + lambda_2 + lambda_3
6
7 #Sannsynligheter for de direkte faktorene basert paa historisk frekvens.
8 p1 = 1 - exp(-lambda_1*(1/4))
9 p2 = 1 - exp(-lambda_2*(1/4))
10 p3 = 1 - exp(-lambda_3*(1/4))
11 ph = 1 - exp(-lambda_h*(1/4))
12
13 # Faktor for spredning av diskret fordeling for F5
14 R = 1
15
16 # Korreksjonsfaktorer for aa beskrive spredning i sannsynlighet for direkte faktor
    aarsak til hendelse. BORA tilnaerming.
17 Q = c(0.5, 0.75, 1, 1.5, 2, 3) #vektorer for aa beskrive forskjell A til F.
18
```

```

19 # sannsynlighetsfordeling for F4
20 P4 = c(0.05, 0.275, 0.35, 0.167, 0.108, 0.05)
21
22 # sannsynlighetsfordeling for F6
23 P6 = c(0.05, 0.275, 0.35, 0.167, 0.108, 0.05)
24
25 # Matrise for alle kombinasjoner av Zj'er for indirekte faktor med en forelder
26 Zj=array(dim=c(6,6))
27 for(n in 1:6) {
28   for(a in 1:6) {
29     Zj[n,a] = abs(n-a)
30   }
31 }
32
33
34 #Betinget sannsynlighetsfordeling Pj for Fj med en forelder
35 Pj=array(dim = c(6,6))
36 for(n in 1:6) {
37   for(a in 1:6) {
38     sum = 0
39     for(i in 1:6) {
40       sum = sum + exp(-R*Zj[n, i])
41     }
42     Pj[n,a] = (exp(-R*Zj[n,a]))/(sum)
43   }
44 }
45
46 # CPT for F1
47 Pb1 = p1/sum(P4*Q)
48 P1H = Q*Pb1
49 P1h = 1-P1H
50 P1 = c(1:12)
51 m=1
52 for (n in 1:6) {
53   P1[m] = P1H[n]
54   m = m+2
55 }
56
57 m=2

```



```

58 for (n in 1:6) {
59   P1[m] = P1h[n]
60   m = m+2
61 }
62
63 #CPT for F5
64 P5 = c(1:36)
65 k = 1
66 for(i in 1:6) {
67   for(j in 1:6) {
68     P5[k] = Pj[i, j]
69     k = k+1
70   }
71 }
72
73 # CPT for F3
74 Pb3 = p3/sum(P6*Q)
75 P3H = Q*Pb3
76 P3h = 1-P3H
77 P3 = c(1:12)
78 m=1
79 for (n in 1:6) {
80   P3[m] = P3H[n]
81   m = m+2
82 }
83
84 m=2
85 for (n in 1:6) {
86   P3[m] = P3h[n]
87   m = m+2
88 }
89
90 #Pi=P6
91
92 # CPT for F2
93 k = 1
94 temp = Pj *P6
95 Puj = c(1:6)
96 for(i in 1:6) {

```

```
97  Puj[i] = sum(temp[,i])
98  }
99
100 k = 1
101 temp = Pj *P6
102 Puj = c(1:6)
103 for (i in 1:6) {
104   Puj[i] = sum(temp[,i]) #beregner ubetinget fordeling for F5
105 }
106
107 Pb2 = p2/sum(Puj*Q)
108 P2H = Q*Pb2
109 P2h = 1-P2H
110 P2 = c(1:12)
111 m=1
112 for (n in 1:6) {
113   P2[m] = P2H[n]
114   m = m+2
115 }
116
117 m=2
118 for (n in 1:6) {
119   P2[m] = P2h[n]
120   m = m+2
121 }
122
123 # CPT for Hendelse
124 PHA = array(data = NA, dim = c(2,8))
125 PHA[1,1] = 1
126 PHA[1,2] = 1
127 PHA[1,3] = 1
128 PHA[1,4] = 1
129 PHA[1,5] = 1
130 PHA[1,6] = 1
131 PHA[1,7] = 1
132 PHA[1,8] = 0
133 PHA[2,1] = 0
134 PHA[2,2] = 0
135 PHA[2,3] = 0
```

```
136 PHA[2,4] = 0
137 PHA[2,5] = 0
138 PHA[2,6] = 0
139 PHA[2,7] = 0
140 PHA[2,8] = 1
141
142 PH = c(1:16)
143 k= 1
144 for (i in 1:8) {
145     for (j in 1:2) {
146         PH[k] = PHA[j, i]
147         k = k + 1
148     }
149 }
150
151 #CPT for indikatorer med indirekte paavirkning
152 Ii = array(dim=c(6,6))
153 Ii [1,1] = 0.6
154 Ii [2,1] = 0.16
155 Ii [3,1] = 0.12
156 Ii [4,1] = 0.06
157 Ii [5,1] = 0.04
158 Ii [6,1] = 0.02
159 Ii [1,2] = 0.12
160 Ii [2,2] = 0.6
161 Ii [3,2] = 0.12
162 Ii [4,2] = 0.07
163 Ii [5,2] = 0.05
164 Ii [6,2] = 0.04
165 Ii [1,3] = 0.075
166 Ii [2,3] = 0.1
167 Ii [3,3] = 0.6
168 Ii [4,3] = 0.1
169 Ii [5,3] = 0.075
170 Ii [6,3] = 0.05
171 Ii [1,4] = 0.05
172 Ii [2,4] = 0.075
173 Ii [3,4] = 0.1
174 Ii [4,4] = 0.6
```

```
175 Ii [5,4] = 0.1
176 Ii [6,4] = 0.075
177 Ii [1,5] = 0.04
178 Ii [2,5] = 0.05
179 Ii [3,5] = 0.07
180 Ii [4,5] = 0.12
181 Ii [5,5] = 0.6
182 Ii [6,5] = 0.12
183 Ii [1,6] = 0.02
184 Ii [2,6] = 0.04
185 Ii [3,6] = 0.06
186 Ii [4,6] = 0.12
187 Ii [5,6] = 0.16
188 Ii [6,6] = 0.6
189
190 PIi= c(1:36)
191 k = 1
192 for(i in 1:6){
193   for(j in 1:6){
194     PIi[k] = Ii[j,i]
195     k = k+1
196   }
197 }
198
199 #CPT for indikatorer til faktorer med direkte paavirkning
200 # Id = array(dim=c(6,2))
201 # Id[1,1] = 0.05
202 # Id[2,1] = 0.07
203 # Id[3,1] = 0.12
204 # Id[4,1] = 0.2
205 # Id[5,1] = 0.26
206 # Id[6,1] = 0.3
207 # Id[1,2] = 0.3
208 # Id[2,2] = 0.26
209 # Id[3,2] = 0.2
210 # Id[4,2] = 0.12
211 # Id[5,2] = 0.07
212 # Id[6,2] = 0.05
213
```

```

214 Id = array(dim=c(6,2))
215 Id[1,1] = 0.1
216 Id[2,1] = 0.14
217 Id[3,1] = 0.16
218 Id[4,1] = 0.18
219 Id[5,1] = 0.20
220 Id[6,1] = 0.22
221 Id[1,2] = 0.22
222 Id[2,2] = 0.20
223 Id[3,2] = 0.18
224 Id[4,2] = 0.16
225 Id[5,2] = 0.14
226 Id[6,2] = 0.10
227
228 PId= c(1:12)
229 k = 1
230 for(i in 1:2){
231   for(j in 1:6){
232     PId[k] = Id[j, i]
233     k = k+1
234   }
235 }
236
237 #Beskriver bayesiansk nettverk
238 library(gRain)
239
240 level = c("A", "B", "C", "D", "E", "F") # Tilstander til en indirekte faktor
241 level_d = c("Hendelse", "Ikke_hendelse") # Tilstander til en faktor med direkte
      paavirkning
242
243 F6 = cptable(~F6, values = P6, levels = level)
244 F5 = cptable(~F5 | F6, values = P5, levels = level)
245 F4 = cptable(~F4, values = P4, levels = level)
246 F3 = cptable(~F3 | F6, values = P3, levels = level_d)
247 F2 = cptable(~F2 | F5, values = P2, levels = level_d)
248 F1 = cptable(~F1 | F4, values = P1, levels = level_d)
249 H = cptable(~H | F1 : F2 : F3, values = PH, levels = level_d)
250
251 I1 = cptable(~I1 | F1, values = PId, levels = level)

```

```

252 I2 = cptable(~I2 | F2, values = PId, levels = level)
253 I3 = cptable(~I3 | F3, values = PId, levels = level)
254 I4 = cptable(~I4 | F4, values = Pli, levels = level)
255 I5 = cptable(~I5 | F5, values = Pli, levels = level)
256 I6 = cptable(~I6 | F6, values = Pli, levels = level)
257
258 plist = compileCPT(list(F6, F5, F4, F3, F2, F1, H, I6, I1, I2, I3, I4, I5))
259 net = grain(plist)
260
261 saveHuginNet(net, "faktormodel.net") #lager HUGIN-fil av "net"

```

R-kode for å instantiere indikatorene i figur 5.2 er gitt under.

```

1 # R-kode for aa instantiere noder i det bayesianske nettverket i "eksempel.R"
2
3 netA = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("A", "A", "A", "A", "A"))
4
5 netB = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("B", "B", "B", "B", "B"))
6
7 netC = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("C", "C", "C", "C", "C"))
8
9 netD = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("D", "D", "D", "D", "D"))
10
11 netE = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("E", "E", "E", "E", "E"))
12
13 netF = setFinding(net, nodes = c("I6", "I5", "I4", "I3", "I2", "I1"), states = c("F", "F", "F", "F", "F"))
14
15 p = querygrain(net, nodes = c("H"), type = "marginal")
16 pa = querygrain(netA, nodes = c("H"), type = "marginal")
17 pb = querygrain(netB, nodes = c("H"), type = "marginal")
18 pc = querygrain(netC, nodes = c("H"), type = "marginal")
19 pd = querygrain(netD, nodes = c("H"), type = "marginal")
20 pe = querygrain(netE, nodes = c("H"), type = "marginal")
21 pf = querygrain(netF, nodes = c("H"), type = "marginal")

```

22

```
23 write.table(p, file="P.txt")
```

```
24 write.table(pa, file="PA.txt")
```

```
25 write.table(pb, file="PB.txt")
```

```
26 write.table(pc, file="PC.txt")
```

```
27 write.table(pd, file="PD.txt")
```

```
28 write.table(pe, file="PE.txt")
```

```
29 write.table(pf, file="PF.txt")
```





# Vedlegg D

## Digitale vedlegg

Tabel D.1 inneholder en oversikt over de digitale vedleggene levert sammen med denne oppgaven.

Filnavn	Beskrivelse
indirekte1.R	R-kode i vedlegg A.1
indirekte2.R	R-kode i vedlegg A.2
direkte.R	R-kode i vedlegg B
eksempel.R	R-kode for å beskrive det bayesianske nettverket i eksemplet i avsnitt 5.2.5
instantiert.R	R-kode for å instantiere indikatorene i eksemplet i avsnitt 5.2.5
faktormodel.net	HUGIN-fil for det bayesianske nettverket i eksemplet i avsnitt 5.2.5, generert fra R, ved bruk av eksempel.R

Tabell D.1: Oversikt over digitale vedlegg.

Merk: kandidaten har kun hatt tilgang på HUGIN lite, som har en begrensing på maks 50 tilstander. Nettverket i faktormodell.net har flere enn 50 tilstander og kandidaten har derfor ikke kunne åpne denne filen. Imidlertid er det gjort tester ved å generere nettverk med mindre en 50 tilstander og disse har fungert direkte i HUGIN. faktormodel.net er lagt med som en mulighet for å se på modellen i GUI, men kandidaten kan ikke garantere at filen er kjørbar.



# **Vedlegg E**

## **Forstudierapport**

# Kvantifisering og aggregering av indikatorer for storulykkesrisiko

## Forstudierapport

stud.techn. Erik Røen Pettersen  
erikroen@stud.ntnu.no

5. februar 2012

### **1 Forord**

Dette dokumentet er forstudierapport for masteroppgaven kvantifisering og aggregering av indikatorer for storulykkesrisiko. Masteroppgaven gjennomføres som den avsluttende delen av studiet produktutvikling og produksjon, ved institutt for produksjons og kvalitetsteknikk på NTNU.

### **2 Bakgrunn**

Flere storulykker de senere årene har gitt en økende oppmerksomhet knyttet til hvordan storulykkesrisiko kan overvåkes. Det er gjennomført flere prosjekt som har utviklet en metodikk for å visualisere ulike risikopåvirkende faktorer. Formålet med disse prosjektene, har blant annet vært å utvikle metoder for å overvåke storulykkesrisikoen til installasjoner i driftsfasen. Det har i stor grad begrenset seg til kvalitativ vurdering av risikopåvirkende faktorer og kun enkelte forsøk på kvantifisering.

Analyser av hendelser med storulykkespotensiale, har vist at hendelsene i mange sammenhenger er et resultat av flere avvik. For enkelte av disse hendelsene var kombinasjonene av avvik nødvendig for at hendelsen skulle inntreffe. En metode for å kvantifisere effekten av ulike risikopåvirkende faktorer, må ta hensyn til flere avvik kan oppstå samtidig og forsterke hverandre.

### 3 Prosjektbeskrivelse

Hovedmålet med denne masteroppgaven, er å utvikle en metodikk for å kvantifisere hvordan ulike risikopåvirkende faktorer påvirker hverandre, og hvordan dette samlet påvirker storulykkesrisikoen. Oppgaven tar utgangspunkt i en kvalitativ metodikk for visualisering av risikopåvirkende faktorer, formålet er å se på muligheter for å videreutvikle denne kvantitativt. Arbeidet skal dokumenteres i en rapport som skal leveres den 11. juni 2012.

#### 3.1 Problemstillingene oppgaven

For å få en bedre forståelse av problemstillingene i oppgaven er de ulike punktene presentert og vurdert.

##### 1. Litteraturstudium - gjennomgang og oppsummering av relevant litteratur.

Formålet med litteraturstudiet, er å danne et grunnlag for å utvikle metoden for kvantitativ modellering av risikopåvirkende faktorer. Litteraturstudiet skal inneholde relevant teori knyttet til influensmodellering og relevante anvendelser av dette. Det vil bli lagt vekt på å anvendelser av influensmodellering og risikopåvirkendefaktorer. En foreløpig litteraturliste er presentert i vedlegg B.

Litteraturstudiet vil ikke inneholde anvendelser av indikatorer, hvor indikatorer brukes individuelt uten aggregering til en samlet oversikt over risikonivået. Det vil heller ikke bli gjort arbeid for å skape et komplett bilde over litteraturen om risikopåvirkende faktorer.

##### 2. Begreper - Definere og forklare hvordan de ulike elementene i modellen som er utviklet kan tolkes og forstås.

Det er aktuelt å definere begreper knyttet til følgende elementer i oppgaven:

- Den kvalitative metodikken som er utviklet.
- Den kvantitative metoden som skal utvikles i dette prosjektet.
- Begreper brukt i litteraturstudiet.

Som en del av arbeidet med å definere begreper knyttet til den kvalitative metodikken, må det også forklares hvordan denne metodikken kan tolkes og forstås. Dersom det bringes nye elementer inn i modellen i arbeidet med kvantifiseringen vil disse også måtte forklares.

Et mål for dette punktet, er at oppgaven inneholder en liste over aktuelle begreper som er brukt i oppgaven, slik at de er entydig definert. Det er også ønskelig at listen vil kunne fungere som et oppslagsverk over begrep knyttet til fagområdet oppgaven omhandler.

##### 3. Utvikle et forslag til hvordan dette kan modelleres kvantitativt.

Dette punktet vil basere seg på arbeidet som er gjort i punkt 1 og 2. Den kvantitative modellen vil ta utgangspunkt i influensmodellering, og arbeidet som er gjort for å lage en kvalitativ modell for visualisering av risikopåvirkende faktorer.

Formålet med denne oppgaven, er å lage en metodikk som kan brukes for kvantitativ beregning av risikonivået av en installasjon i driftsfasen. Det vil trolig være nødvendig å begrense arbeidet til en ulykkestype, f.eks. hydrokarbonlekkasjer da det kvalitative arbeidet som er gjort har fokusert på denne ulykkestypen.

#### **4. Vurdere metoden som er utviklet og arbeidet som er utført med tanke på:**

- **Arbeidsomgang**
- **Hvilke krav som stilles til datainnsamling for å kunne bruke metoden i praksis**
- **Styrker og svakheter med en slik modell**

Formålet med dette punktet, er å gjøre en vurdering av den kvantitative metoden som skal utvikles. Vurderingen av metoden skal inneholde et anslag av arbeidsomfanget knyttet til å tilpasse metoden til en installasjon og hvor mye det vil kreve å følge opp metoden i drift. Det skal også gjøres en vurdering av hvilke krav metoden krever til innsamling av data, både generelle og installasjonspesifikke.

Modellen skal også vurderes opp mot styrker og svakheter. Det vil trolig være store utfordringer knyttet til å validere den kvantitative metodikken.

#### **5. Oppsummere og gi anbefalinger til videre arbeid.**

Dette punktet vil i hovedsak bli en del av oppsummeringen og konklusjonen i oppgaven. Formålet er å oppsummere det arbeidet som er blitt gjort i oppgaven og hva som er aktuelle områder for videre arbeid basert på hva som er avdekt i oppgaven.

### **3.2 Milepeler**

En liste over milepeler er presentert under. Vedlegg A inneholder ett gantt-skjema som viser planlagt fremdrift for de ulike delene av masteroppgaven.

**06.02.2012** Levere forstudierapport

**28.03.2012** Litteraturstudie ferdig

**30.03.2012** Levere fremdriftsrapport

**11.05.2012** Ferdig med å utvikle metode

**18.05.2012** Ferdig med å vurdere metode

**11.06.2012** Levere masteroppgave



## B Foreløpig litteratur

### Andvendelser av influensmodellering

#### Helikoptersikkerhetsstudie 3

- Ivonne A. Herrera, Solfrid Håbrekke, Tony Kråknes, Per R. Hokstad og Ulla Forseth. Helikoptersikkerhetsstudie 3 (HSS-3) Hovedrapport. Rapport, SINTEF, Trondheim, 2010.
- Ivonne A. Herrera, Solfrid Håbrekke, Tony Kråknes og Per R. Hokstad. Helikoptersikkerhetsstudie 3 (HSS-3) Vedleggsrapport. Rapport, SINTEF Teknologi og samfunn, Trondheim, 2010.
- Ivonne A Herrera, Erik Hollnagel og Solfrid Håbrekke. Proposing safety performance indicators for helicopter offshore on the Norwegian Continental Shelf. Paper presentert på PSAM 10, Seattle, USA, 2010.
- T Kråkenes, S Håbrekke og Ivonne A Herrera. Risk Influence Modeling of Recent Developments in Helicopter Safety on the Norwegian Continental Shelf. Paper presentert på ESREL 2009, Prague, Czech Republic, 2009.

#### Helikoptersikkerhetsstudie 2

- Per Hokstad, Erik Jersin, Geir Klingenberg Hansen og Lars Bodsberg. Helicopter Safety Study 2 – Volume I: Main Report. Rapport, SINTEF, Trondheim, 1999.

#### Helikoptersikkerhetsstudie 1

- T Ulleberg, O Ingstad, R Rosness og T Sten. Helicopter Safety Study. Paper presentert på the First International Conference on Health, Safety and Environment, side 833–838, Hague, Netherlands, 1991.
- O Ingstad, R Rosness, T Sten, T Ulleberg, M Rausand og S Lydersen. Helicopter Safety Study Main Report. Rapport, SINTEF, Trondheim, 1990.

#### SINTEF indicator project

- Knut Øien og Snorre Sklet. Risk Analysis during Operation (The Indicator Project) Executive Summary. Rapport, SINTEF Industrial Management, Trondheim, 2001.
- Knut Øien. *Risk Control of Offshore Installations – A framework for the Establishment of Risk Indicators*. Doktorgradsoppgave, The Norwegian University of Science and Technology, 2001.



## Building safety

- K. Øien, I.B. Utne og I.a. Herrera. Building Safety indicators: Part 1 – Theoretical foundation. *Safety Science*, 49(2):148–161, februar 2011. ISSN 09257535.
- K. Øien, I.B. Utne, R.K. Tinmannsvik og S. Massaiu. Building Safety indicators: Part 2 – Application, practices and results. *Safety Science*, 49(2):162–171, februar 2011. ISSN 09257535.
- Knut Øien, R. K. Tinmannsvik, S. Massaiu og F. Størseth. Building Safety Development of new models and methods for the identification of early warning indicators Summary report. Rapport November 2010, 2010.

## Luftfart

- B.J.M. Ale, L.J. Bellamy, R. van der Boom, J. Cooper, R.M. Cooke, L.H.J. Goossens, A.R. Hale, D. Kurowicka, O. Morales, A.L.C. Roelen og J. Spouge. Further development of a Causal model for Air Transport Safety (CATS): Building the mathematical heart. *Reliability Engineering & System Safety*, 94(9):1433–1441, september 2009. ISSN 09518320.

## Maritim transport

- P. Trucco, E. Cagno, F. Ruggeri og O. Grande. A Bayesian Belief Network modelling of organisational factors in risk analysis: A case study in maritime transportation. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(6):845–856, juni 2008. ISSN 09518320.

## Jernbane

- E Albrechtsen og P Hokstad. An analysis of barriers in train traffic using risk influencing factors. 2003.

## Annen relevant litteratur

- Ragnar Rosness. Risk Influence Analysis A methodology for identification and assessment of risk reduction strategies. *Reliability Engineering & System Safety*, 60:153–164, 1998.
- Jan Erik Vinnem. A method for developing and structuring risk activity indicators for major accidents.
- A. P. Dawid. Influence Diagrams for Causal Modelling and Inference. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 70(2):161, august 2002. ISSN 03067734.

- A Falsafain, S M Taheri og M Mashinchi. Fuzzy Estimation of Parameters in Statistical Models. *International Journal of Computational and Mathematical Sciences*, 2(2):79–85, 2008. ISBN 8415683111.
- Jinqiu Hu, Laibin Zhang, Lin Ma og Wei Liang. An integrated method for safety pre-warning of complex system. *Safety Science*, 48(5):580–597, juni 2010. ISBN 1340102137. ISSN 09257535.

# **Vedlegg F**

## **Fremdriftsrapport**

# Kvantifisering og aggregering av indikatorer for storulykkesrisiko

## Fremdriftsrapport

stud.techn. Erik Røen Pettersen

erikroen@stud.ntnu.no

30. mars 2012

### **1 Fremdrift**

Litteraturen i den foreløpige litteraturlisten, som var en del av forstudierapporten er vurdert. De oppføringene jeg har ansett som relevante, for litteraturstudiet, er lest. Det har også kommet til ny litteratur, som er vurdert relevant for litteraturstudiet. Det har vært utfordrende å finne en god struktur på litteraturstudiet, skrivingen av dette har derfor tatt lengre tid en forutsatt.

Oppgave 2 i oppgaveteksten er å forklare og vurdere den kvalitative metodikken for å identifisere indikatorer. Første utkast til dette er skrevet, og det jobbes kontinuerlig med å forbedre dette. Jeg vurderer fremdriften her til å være etter plan.

Arbeidet med å se på muligheter for en kvantitativ videreutvikling av metoden for å identifisere indikatorer er kommet godt i gang. Ett første utkast til krav for å kunne bruke bayesianske nettverk til modelleringen er utarbeidet. Dette vil videre blir brukt til får å vurdere hvilke begrensninger disse kravene gir, og hvilke implikasjoner det får for en kvantitativ modell. Fremdriften er her som planlagt, eller noe bedre en planlagt. Denne oppgaven vil begrense seg til å se på mulighetene for å bruke bayesianske nettverk, slik det er beskrevet i forstudierapporten.

## 2 Avvik

Etter milepelene i forstudierapporten, skulle litteraturstudiet vært fullført den 28.03.2012. Det er på det nåværende tidspunkt ikke fullført. Ny milepel for fullført litteraturstudie er satt til 18.04.2012. Det kan bli behov for å oppdatere innholdet i litteraturstudiet også etter den datoen. Dette for at litteraturstudiet på best mulig måte skal reflektere innholdet i resten av oppgaven. Ingen av de andre oppgavene er forsinket i forhold til planen.

En oppdatert liste over de gjenværende milepelene er gitt under.

**28.03.2012** Litteraturstudie ferdig

**11.05.2012** Ferdig med å utvikle metode

**18.05.2012** Ferdig med å vurdere metode

**11.06.2012** Levere masteroppgave

## 3 Oppsummering

Generelt er jeg fornøyd med fremdriften i masteroppgaven. Det gjenstår noe arbeid for å fullføre litteraturstudiet, det vil gjøres parallelt med arbeidet på de andre oppgavene. De andre delene av oppgaven er gjennomført etter plan, eller noe før plan.



# Referanser

Ale, B. J. M., Bellamy, L. J., Cooke, R. M., Goossens, L. H. J., Hale, A. R., Roelen, A. L. C., og Smith, E. (2006). Towards a causal model for air transport safety—an ongoing research project. *Safety Science*, 44(8):657–673.

Ale, B. J. M., Bellamy, L. J., van der Boom, R., Cooper, J., Goossens, L. H. J., Hale, A. R., Kurowicka, D., Morales, O., Roelen, A. L. C., og Spouge, J. (2009). Further development of a causal model for Air Transport Safety (CATS): Building the mathematical heart. *Reliability Engineering and System Safety*, 94(9):1433–1441.

Brattbakk, M., Lorents-Øystein Østvold, van der Zwaag, C., og Hiim, H. (2005). Gransking av gassutblåsning på Snorre A, brønn 34/7-P31 A 28.11.2004. Teknisk rapport, Petroleumtilsynet.

Charniak, E. (1991). Bayesian Networks without Tears. *AI Magazine*, 12(4):50–63.

Embrey, D. E. (1992). Incorporating management and organisational factors into probabilistic safety assessment. *Reliability Engineering and System Safety*, 38(1–2):199–208.

Gran, B. A., Bye, R., Nyheim, O. M., Okstad, E. H., Seljelid, J., Sklet, S., Vatn, J., og Vinnem, J. E. (2012). Evaluation of Risk OMT model for maintenance work on major offshore process equipment. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25(3):582–593.

Groth, K., Wang, C., og Mosleh, A. (2010). Hybrid causal methodology and software platform for probabilistic risk assessment and safety monitoring of socio-technical systems. *Reliability Engineering and System Safety*, 95(12):1276–1285.

Haugen, S., Seljelid, J., Mo, K., og Nyheim, O. M. (2011). *Major Accident Indicators for Monitoring and Predicting Risk Levels*. Paper presentert på SPE International Conference

on Health, Safety and Environment in Oil and Gas Exploration and Production, Vienna, Austria.

Haugen, S., Seljelid, J., Nyheim, O. M., Sklet, S., og Jahnsen, E. (2012). *A generic method for identifying major accident risk indicators*. Paper, skal presenteres på PSAM-11/ESREL 2012, Helsinki, Finland.

Haugen, S., Seljelid, J., Sklet, S., Vinnem, J. E., og Aven, T. (2007). Operational risk analysis Total analysis of physical and non-physical barriers H3.1 Generalisation Report Rev 1. Teknisk rapport, Preventor AS.

Herrera, I. A., Håbrekke, S., Kråkenes, T., Hokstas, P. R., og Forseth, U. (2010). Helikopter-sikkerhetsstudie 3 (HSS-3) — Hovedrapport. Rapportnr.: SINTEF A14973, SINTEF.

Højsgaard, S. (2012). Graphical Independence Networks with the gRain Package for R. *Journal of Statistical Software*, 46(10):1–26.

Hokstad, P., Jersin, E., Hansen, G. K., Sneltvedt, J., og Sten, T. (1999). Helicopter Safety Study 2 – Volume 1: Main Report. Rapportnr.: STF38 A99423, SINTEF.

Hokstad, P., Jersin, E., og Stein, T. (2001). A Risk influence model applied to North Sea helicopter transport. *Reliability Engineering and System Safety*, 74(3):311–322.

Howard, R. A. og Matheson, J. E. (1981). Influence Diagrams. I Howard, R. A. og Matheson, J. E., redaktører, *Readings on the Principles and Applications of Decition Analysis*, side 719–762. Strategic Decisions Group, Melono Park, California.

Howard, R. A. og Matheson, J. E. (2005a). Influence Diagram Retrospective. *Decition Analysis*, 2(3):144–147.

Howard, R. A. og Matheson, J. E. (2005b). Influence Diagrams. *Decition Analysis*, 2(3):127–143.

HUGIN (2011). *Hugin GUI help*. HUGIN 7.5.

Ingstad, O., Rosness, R., Stein, T., Ulleberg, T., Rausand, M., og Lydersen, S. (1990). Helicopter Safety Study – Main Report. Rapportnr.: STF75 A90008, SINTEF.

Jensen, F. V. og Nilsen, T. D. (2007). *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer, Berlin.



- Johansen, T. S., Pettersen, E. R., Kvalheim, S. A., Seljelid, J., Nyheim, O. M., og Haugen, S. (2012). *Validation and testing of a multi level risk model for hydrocarbon leaks in the offshore petroleum industry*. Paper, skal presenteres på PSAM-11/ESREL 2012, Helsinki, Finland.
- Larsen, M. L. og Søyland, A. (2006). Operasjonell Tilstand Sikkerhet. Teknisk rapport, NTNU Samfunnsforskning AS og Safetec Nordic AS.
- NS 5814 (2008). *Krav til risikovurderinger*. Standard Norge, Oslo.
- Øien, K. (2001a). A framework for the establishment of organizational risk indicators. *Reliability Engineering and System Safety*, 74(2):147–167.
- Øien, K. (2001b). *Risk Control of Offshore Installations – A Framework for the Establishment of Risk Indicators*. Doktoravhandling, Norwegian University of Science and Technology.
- Øien, K. (2001c). Risk indicators as a tool for risk control. *Reliability Engineering and System Safety*, 74(2):129–145.
- Øien, K. og Sklet, S. (2001). Metodikk for utarbeidelse av organisatoriske risikoindikatorer. Rapportnr.: STF38 A00422, SINTEF.
- Paté-Cornell, M. E. og Murphy, D. M. (1996). Human and management factors in probabilistic risk analysis: the SAM approach and observations from recent applications. *Reliability Engineering and System Safety*, 53:115–126.
- Pearl, J. (1986). Fusion, Propagation, and Structuring in Belief Networks. *Artificial Intelligence*, 29(3):241–288.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publisher, inc, San Mateo, California.
- Pearl, J. (2000). *Causality: models, reasoning, and inference*. Cambridge university press, Cambridge, UK, 1. utgave.
- Pearl, J. (2005). Influence Diagrams—Historical and Personal Perspectives. *Decision Analysis*, 2(4):232–234.

- Pettersen, E. R. (2011). *Overvåking av storulykkerisiko – influensmodellering*. Fordypningsprosjekt, Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet, Trondheim.
- Ptil (2011). Deepwater Horizon-ulykken — Vurderinger og anbefalinger for norsk petroleumsvirksomhet. Teknisk rapport, Petroleumstilsynet.
- Ptil (2012). *Risiko for storulykke*. Hentet 29.02.2012, fra <http://www.ptil.no/storulykke/risiko-for-storulykke-article3704-13.html>.
- R Development Core Team (2011). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Rausand, M. (2011). *Risk Assessment – Theory, Methods, and Applications*. John Wiley & Sons Inc., Hoboken, New Jersey.
- Reisman, A. (1988). On Alternative Strategies for Doing Research in the Management and Social Sciences. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 35(4):215–220.
- Røed, W., Mosleh, A., Vinnem, J. E., og Aven, T. (2009). On the use of the hybrid causal logic method in offshore risk analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, 94(2):445–455.
- Rosness, R. (1998). Risk Influence Analysis – A methodology for identification and assessment of risk reduction strategies. *Reliability Engineering and System Safety*, 60(2):153–164.
- Rosness, R. (1999). *The methodology and process of Risk Influence Analysis*. Doktoravhandling, Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet, Trondheim.
- Rosness, R., Grøtan, T. O., Guttormsen, G., Herra, I., Steiro, T., Størseth, F., Tinmannsvik, R., og Wærø, I. (2010). Organisational Accidents and Resilient Organisations: Six Perspectives. Revision 2. Rapport nr.: SINTEF A17034, SINTEF
- Schiefloe, P. M. og Vikland, K. M. (2005). Årsaksanalyse etter Snorre A hendelsen 28.11.2004. Teknisk rapport, Studio Apertura og Statoil.
- Seljelid, J., Nyheim, O. M., Haugen, S., Sklet, S., og Jahnsen, E. (2012). Methodology for development of major accident risk indicators. Safetec Doc. No ST-03520-3 Rev. No. 1, Safetec Nordic.

- Sklet, S., Ringstad, A. J., Steen, S. A., Tronstad, L., Haugen, S., Seljelid, J., Kongsvik, T., og Wærø, I. (2010). *Monitoring of human and Organizational Factors Influencing the Risk of Major Accidents*. Paper presentert på SPE International Conferance on Health, Safety and Environment in Oil and Gas Exploration and Production, Rio de Janeiro, Brasil.
- Vinnem, J. E., Bye, R., Gran, B. A., Kongsvik, T., Okstad, E. H., Seljelid, J., og Vatn, J. (2012). Risk modelling of maintenance work on major process equipment on offshore petroleum installations. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25(2):274–292.
- Vinnem, J. E., Seljelid, J., Haugen, S., Sklet, S., og Aven, T. (2009). Generalized methodology for operational risk analysis of offshore installations. *Jurnal of Risk and Reliability*, 223(1):87–97.
- Wang, C. (2007). *Hybrid Causal Logic Methodology for Risk Assessment*. Doktoravhandling, University of Maryland, College Park.