

Modellering for analyse av høyfrekvente operasjonelle tap i bank

Master i Økonomi og Administrasjon, Risikostyring

Handelshøgskolen ved Universitetet i Stavanger

Hilde Brattebø Vormeland

15. juni 2012



Universitetet
i Stavanger

**DET SAMFUNNSVITENSKAPELIGE FAKULTET,
HANDELSHØGSKOLEN VED UIS
MASTEROPPGAVE**

STUDIEPROGRAM:

Master i Økonomi og Administrasjon

OPPGAVEN ER SKREVET INNEN FØLGENDE
SPESIALISERINGSRETNING:

Risikostyring

TITTEL:

Modellering for analyse av høyfrekvente operasjonelle tap i bank

ENGELSK TITTEL:

Modelling for the analysis of high frequency, low severity operational losses in banking

FORFATTER

Studentnummer:

212619

Navn:

Hilde Brattebø Vormeland

VEILEDERE:

Lasse Berg Andersen og

David Häger

OPPGAVEN ER MOTTATT I TO – 2 – INNBUNDNE EKSEMPLARER

Stavanger,/..... 2012

Underskrift administrasjon:.....

Sammendrag

Økende fokus på operasjonell risiko har preget bank- og finanssektoren de siste 20 årene, spesielt etter innføringen av Basel II regelverket i 2007. Dette innebærer at bankene er pålagt å holde regulatorisk kapital for operasjonell risiko. Den regulatoriske kapitalen er i hovedsak knyttet til sjeldne uønskede operasjonelle tapshendelser med potensielt store tap.

I denne oppgaven analyseres høyfrekvente operasjonelle tapshendelser med tilhørende små tap per hendelse, hvorpå felles årsaker (med sjeldne hendelser) kan indikere hendelser med vesentlig større tap. De høyfrekvente tapene er dokumentert med interne historiske data, problemet ligger i at det operasjonelle miljøet forandrer seg og de historiske dataene blir mindre relevante. All tilgjengelig kunnskap (blant annet casestudier, historiske data, forskning og industrierfaringer) er brukt for å identifisere høyfrekvente operasjonelle hendelser og tilhørende årsakssammenhenger. Disse er dekomponert ned til et detaljnivå i bayesianske nettverk slik at ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input kan brukes i modellene.

Ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input benyttes slik at modellen blir tillitsvekkende og tilfredstillende overordnede metodekrav i AMA (avanserte målemetoder). Overordnede metodekrav i AMA innbefatter bruk av interne og eksterne data, scenarioanalyser, samt forretningsmiljøets og virksomhetsspesifikke faktorer (Basel Committee on Banking Supervision [BCBS], 2011). Den bayesianske nettverksmodellen gjør det mulig å simulere hvilke risikoreducerende tiltak som gir størst effekt.

Det er identifisert syv forskjellige typer høyfrekvente operasjonelle tapshendelser, samt deres årsaker, i denne oppgaven. De viktigste årsakene er menneskelige feil, systemfeil, uklare retningslinjer og utilstrekkelig fullmakts- og tilgangsstyring samt felles årsaker mellom høyfrekvente og lavfrekvente tapshendelser. Disse er utilstrekkelig organisatorisk læring, etikk, utilstrekkelig kompetanse (utdanning, erfaring og opplæring), usunn arbeidsbelastning samt usunt arbeidsmiljø og påvirker tilstanden til organisasjonskulturen og grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver.

Ved å bruke modellene for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser kan banken vise at de har tatt høyde for dette i budsjetteringen (for eksempel gjennom prising av produkter) og dermed redusere kapitalbindingen for operasjonell risiko.

Opgaven viser at modellene fungerer og bankene kan legge inn interne historiske tapsdata, ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input, samt simulere risikoreducerende tiltak.

Innholdsfortegnelse

Sammendrag	iii
Innholdsfortegnelse	iv
Figurliste.....	viii
Tabelliste	x
Forkortelser	xi
Forord	xii
1 Bakgrunn	1
1.1 Mål og omfang.....	3
1.2 Videre kapittelinnndeling	4
2 Operasjonell risiko	5
2.1 Avanserte målemetoder (AMA)	6
2.2 Forventede tap i AMA	7
2.3 Kritikk av AMA.....	8
2.3.1 Manglende konsensus	9
2.3.2 Problemer med implementeringen av AMA	9
2.3.3 Kostnad versus nytte ved AMA	9
2.4 Konklusjon høyfrekvente operasjonelle tap i AMA.....	10
3 Eksisterende metoder	11
4 Bayesianske nettverk.....	13
5 Kausale sammenhenger.....	14
5.1 Relevant data	15
5.2 All tilgjengelig kunnskap.....	15
6 Modell for høyfrekvente hendelser	16
6.1 Høyfrekvente hendelser	17
6.2 Detaljnivå.....	19
6.3 Tapshendelser inndelt etter forretningsområder	19

6.3.1 Foretaksfinansiering (FO)	21
6.3.2 Egenhandel og formidling (EF)	21
6.3.3 Privatmarkedet (PM).....	22
6.3.4 Bedriftsmarkedet (BM)	24
6.3.5 Betalingsformidling (BF).....	25
6.3.6 Tilknyttede tjenester (TT)	26
6.3.7 Kapitalforvaltning (KF)	27
6.3.8 Fellesfunksjoner (FF).....	27
6.4 Hendelsene med tilhørende årsaker	29
6.4.1 Tap som følge av feil input av data.....	29
6.4.2 Tap på grunn av oversittelse av tidsfrister	30
6.4.3 Utilstrekkelig rapportering (pålagt)	31
6.4.4 Feilaktig rådgivning/informasjon som fører til tap	32
6.4.5 Tap som følge av rammebrudd	33
6.4.6 Tap på grunn av bedrageri	34
6.4.7 Følgetap i forbindelse med brudd	35
6.4.8 Skade på fysiske eiendeler og ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen.....	35
6.5 Årsakssammenhengene	37
6.5.1 Usunn arbeidsbelastning	37
6.5.2 Kommunikasjonssvikt.....	37
6.5.3 Menneskelige feil.....	37
6.5.4 Tastefeil.....	39
6.5.5 Systemfeil	39
6.5.6 Utilstrekkelig kontrollert.....	39
6.5.7 Intern svindel	40
6.5.8 Ekstern svindel.....	40
6.5.9 Feilaktig bevisst rammebrudd i god tro	40

6.5.10	Mulighet til å begå bevisst rammebrudd.....	41
6.5.11	Mulighet til å overstyre kontroller	41
6.5.12	Ubevisst rammebrudd	41
6.5.13	System ute av drift	41
6.6	Sub-modeller	41
6.6.1	Tilstand organisasjonskultur	41
6.6.2	Grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver	42
7	Kobling mellom årsaksmodell og tapsmodell.....	42
7.1	Frekvens.....	42
7.1.1	Poissonfordelingen.....	42
7.1.2	Kobling mellom frekvens og årsaksbildet	43
7.1.3	Frekvens ”tap på grunn av oversittelse av tidsfrister” – KF	43
7.2	Tapsalvorlighet	45
7.2.1	Normalfordeling.....	46
7.2.2	Tapsalvorlighet ”tap på grunn av oversittelse av tidsfrister” – KF.....	46
7.2.3	Aggregert tapsalvorlighetsfordeling	48
7.2.4	Kobling mellom tapsalvorligheten og årsaksbildet.....	49
7.3	Test av modellen ”tap på grunn av oversittelse av tidsfrister” – KF.....	50
8	Resultater og konklusjon.....	53
8.1	Svakheter i analysen	55
9	Forslag til videre arbeid.....	55
10	Litteraturliste	56
	Vedlegg 1: Felles BN med alle høyfrekvente hendelser samt årsaker.....	61
	Vedlegg 2: BN for høyfrekvente hendelser foretaksfinansiering (FO).....	62
	Vedlegg 3: BN for høyfrekvente hendelser egenhandel og formidling (EF).....	63
	Vedlegg 4: BN for høyfrekvente hendelser privatmarkedet (PM).....	64
	Vedlegg 5: BN for høyfrekvente hendelser bedriftsmarkedet (BM).....	65

Vedlegg 6: BN for høyfrekvente hendelser betalingsformidling (BF)	66
Vedlegg 7: BN for høyfrekvente hendelser tilknyttede tjenester (TT)	67
Vedlegg 8: BN for høyfrekvente hendelser kapitalforvaltning (KF)	68
Vedlegg 9: BN for høyfrekvente hendelser fellesfunksjoner (FF).....	69
Vedlegg 10: Tilstand organisasjonskultur – sub-modell BN	70
Vedlegg 11: Grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver – sub-modell BN	71

Figurliste

Figur 1.1: Tapsfordelingen med forventede og uventede operasjonelle tap.....	1
Figur 1.2: Høyfrekvente operasjonelle tap.....	2, 53
Figur 1.3: Lavfrekvente operasjonelle tap.....	2
Figur 3.1: Frekvens: N_t	11
Figur 3.2: Tapsalvorlighet: L_i	11
Figur 4.1: Kausal sammenheng mellom foreldrenode (A) og barnenode (B) (BN).....	13
Figur 5.1: All tilgjengelig kunnskap.....	16
Figur 6.1: Identifiserte høyfrekvente operasjonelle hendelser.....	20
Figur 6.2: Høyfrekvente hendelser foretaksfinansiering.....	21
Figur 6.3: Høyfrekvente hendelser egenhandel og formidling.....	21
Figur 6.4: Høyfrekvente hendelser privatmarkedet.....	23
Figur 6.5: Høyfrekvente hendelser bedriftsmarkedet.....	24
Figur 6.6: Høyfrekvente hendelser betalingsformidling.....	25
Figur 6.7: Høyfrekvente hendelser tilknyttede tjenester.....	26
Figur 6.8: Høyfrekvente hendelser kapitalforvaltning.....	27
Figur 6.9: Høyfrekvente hendelser fellesfunksjoner.....	28
Figur 6.10: Tap som følge av feil input av data (BN).....	29
Figur 6.11: Tap på grunn av oversittelse av tidsfrister (BN).....	30
Figur 6.12: Utilstrekkelig rapportering (pålagt) (BN).....	31
Figur 6.13: Feilaktig rådgivning/informasjon som fører til tap (BN).....	32
Figur 6.14: Tap som følge av rammebrudd (BN).....	33
Figur 6.15: Tap på grunn av bedrageri (BN).....	34
Figur 6.16: Følgetap i forbindelse med brudd (BN).....	35
Figur 6.17: Skade på fysiske eiendeler og ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen (BN).....	36
Figur 6.18: Kompetansemodell (Lai, 2004).....	37
Figur 6.19: Menneskelige feil (BN).....	38
Figur 7.1: Prediktiv feilrate oversittelse av tidsfrister – KF (BN).....	44
Figur 7.2: Prediktert antall tapshendelser oversittelse av tidsfrister - KF (BN).....	45

Figur 7.3: Tapsalvorlighet oversittelse av tidsfrister – KF (BN).....	47
Figur 7.4: Prosentvis endring i kurs – tapsalvorlighet KF (BN).....	47
Figur 7.5: Tapsalvorlighet – Kapitalforvaltning (KF).....	49
Figur 7.6: Sannsynlighet for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister kapitalforvaltning (BN).....	51
Figur 7.7: Poissonfordelingen til predikert antall tap – test	52
Figur 7.8: Tapsalvorlighet oversittelse av tidsfrister – test (BN).....	52

Tabelliste

Tabell 2.1: Hendelseskategorier Basel II.....	5
Tabell 6.1: Forretningsområder Basel II.....	17
Tabell 6.2: Høyfrekvente tapshendelser knyttet til hendelseskategori og forretningsområde..	18

Forkortelser

BN = Bayesianske nettverk

NPT = "Node Probability Table"/ Nodesannsynlighetstabell

VaR = "Value at Risk"

OpVaR = Operasjonell "Value at Risk"

OpRisk = "Operational Risk"/ Operasjonell Risiko

LDA = "Loss Distribution Approach"

UiS = Universitetet i Stavanger

AMA = "Advanced Measurement Approach" (avanserte målemetoder) fra Basel II regelverket

KRI = "Key Risk Indicators"

Forretningsområdene:

FO = Foretaksfinansiering

EF = Egenhandel og formidling

PM = Privatmarkedet

BM = Bedriftsmarkedet

BF = Betalingsformidling

TT = Tilknyttede tjenester

KF = Kapitalforvaltning

FF = Fellesfunksjoner

Hendelseskategoriene:

IF = "Internal fraud"/ Interne misligheter

EF = "External fraud"/ Eksterne misligheter

EPWS = "Employment practice and workplace safety"/ Ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen

CPBP = "Clients, products and business practice"/ Kunder, produkter og arbeidspraksis

DPA = "Damage to physical assets"/ Skade på fysiske eiendeler

BDSF = "Business disruption and system failure"/ Avbrudd i drift og/eller systemer

EDPM = "Execution, delivery and process management"/ Oppgjør, levering og annen transaksjonsbehandling

Forord

Opgaven er skrevet som en del av masterstudiet i Økonomi og Administrasjon, med spesialisering i Risikostyring, som avsluttes våren 2012, ved Universitetet i Stavanger.

OpRisk-gruppen (forskningsgruppe) ved Universitetet i Stavanger etablerer en AMA-modell (avanserte målemetoder) som skal brukes for å beregne kapitalkravet til Basel II-regelverket knyttet til operasjonell risiko i banker. I denne AMA-modellen skal det brukes all tilgjengelig kunnskap for å analysere og utvikle bayesianske nettverk for sjeldne operasjonelle tapshendelser, slik at risikoreduserende tiltak kan simuleres.

I masteroppgaven min ønsker jeg å analysere og modellere de høyfrekvente operasjonelle tapene ved hjelp av all tilgjengelig kunnskap. Målet er at modellene kan brukes i sammenheng med modell for AMA og sjeldne tap, samt simulere risikoreduserende tiltak.

Operasjonell risiko er et interessant tema, og arbeidet med oppgaven har vært en inspirerende og tidkrevende prosess som har vært svært lærerik. Jeg ble interessert i bayesiansk nettverksmodellering fordi det er en nyttig metode, og jeg har tilegnet meg mer verdifull kunnskap om metoden gjennom arbeidet med oppgaven.

I forbindelse med oppgaven jeg vil spesielt takke veilederne mine, Lasse Berg Andersen og David Häger, for god veiledning og konstruktive tilbakemeldinger. Videre vil jeg takke 6 store norske banker for innsynet jeg har fått i hendelsesdatabasen, som har hjulpet meg mye med forståelsen av de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene.

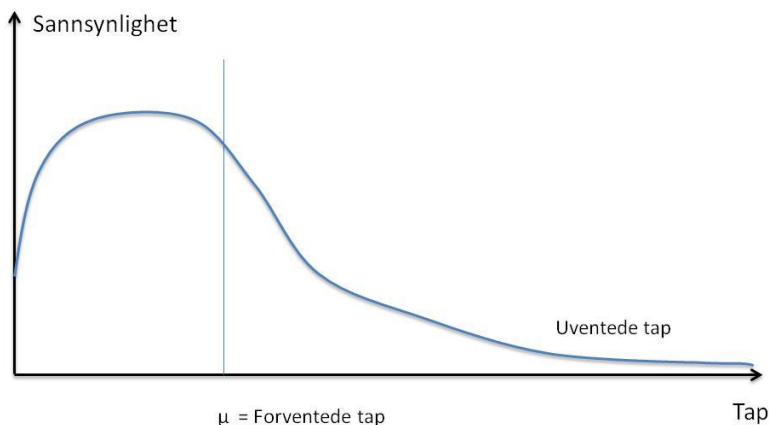
Stavanger 15. juni 2012

Hilde Brattebø Vormeland

1 Bakgrunn

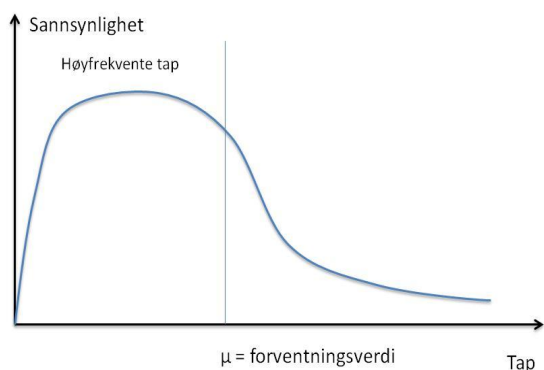
De siste 20 årene har styring av operasjonell risiko fått et økende fokus i bank- og finansnæringen, spesielt etter at Basel II regelverket ble innført i 2007 gjennom Kapitalkravsforskriften (Finansdepartementet, 2006). Regelverket innebærer at bankene nå er pålagt å holde regulatorisk kapital for operasjonell risiko. Det er uønskede operasjonelle hendelser som har drevet frem utviklingen av dette regelverket.

Operasjonelle hendelser kan deles inn i høyfrekvente og lavfrekvente hendelser. Høyfrekvente hendelser inntreffer ofte, men tapene er små. Disse skyldes for eksempel tastefeil eller kredittkortsvindel. Lavfrekvente hendelser inntreffer sjelden, men resulterer i et vesentlig stort tap som kan føre til konkurs, det kan være store interne eller eksterne svindler. Eksempler på lavfrekvente hendelser er Société Générale (2008) og Barings Bank (1995) som på grunn av uautorisert handel opplevde henholdsvis vesentlig store tap og konkurs. Figur 1.1 viser fordelingen til de operasjonelle tapshendelsene, med akser for sannsynlighet for å inntreffe og tap per hendelse.

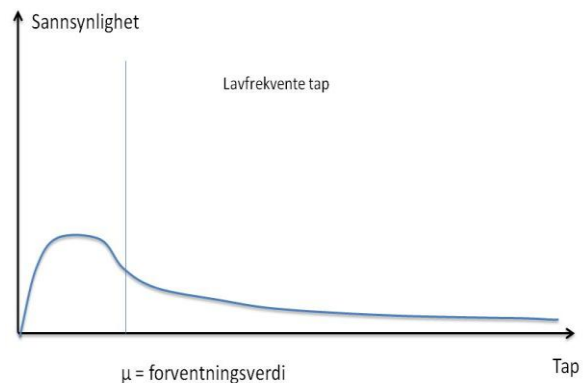


Figur 1.1: Tapsfordelingen med forventede og uventede operasjonelle tap

Tapsfordelingen genereres ved å analysere høyfrekvente og lavfrekvente hendelser og man kan lese av en forventningsverdi (forventede tap) på tapsfordelingen. Høyfrekvente tapshendelser gir en tapsfordeling med stor "kropp" og kort hale, vist i figur 1.2, som er resultatet av at slike hendelser inntreffer ofte, og har tilhørende små tap. Lavfrekvente tapshendelser har en tapsfordeling med liten "kropp" og lang tynn hale, vist i figur 1.3. Dette tilsier lav sannsynlighet for at hendelsene inntreffer, men når de først inntreffer har de store tap. Grafene kan ha mange ulike former, figur 1.2 og 1.3 er eksempler på utformingen av typiske høyfrekvente og lavfrekvente tapsfordelinger.



Figur 1.2: Høyfrekvente operasjonelle tap



Figur 1.3: Lavfrekvente operasjonelle tap

Hovedfokuset i Basel II regelverket har vært å predikere tap for de lavfrekvente (sjeldne) hendelsene som har tilhørende store tap. En lavfrekvent hendelse skal man ifølge regelverket ha en kapitalbuffer for slik at et tap kan dekkes inn for å avverge konkurser i bank- og finansnæringen. Kapitalkravet knyttet til uventede, lavfrekvente, tap beregnes ved bruk av interne og eksterne data, scenarioanalyser, samt forretningsmiljøet og virksomhetsspesifikke faktorer (Basel Committee on Banking Supervision [BCBS], 2011). Halehendelsene inntreffer sjelden flere ganger i samme bank med samme årsaker. Ved bruk av all tilgjengelig kunnskap i analysen samt modellering med bayesianske nettverk vil årsakssammenhenger visualiseres bedre. Dette gjør at man kan se årsakene bak at halehendelser oppstår (Andersen og Häger, 2012), hvorpå beslutningsgrunnlaget for risikoreducerende tiltak blir bedre.

Identifisering av årsakssammenhenger for sjeldne operasjonelle tap ved hjelp av all tilgjengelig kunnskap er en del av forskningen til OpRisk-gruppen ved Universitetet i Stavanger (UiS). OpRisk-gruppen ved UiS har siden 2007 forsket på operasjonell risiko innen bank og finans med fokus på å styrke næringens evne til å håndtere denne risikokategorien. Her inngår stokastiske modeller for kvantitativ analyse som et ledd i AMA-modellen.

Noen avanserte målemetoder (AMA) tar utgangspunkt i tapsfordelingen som beskriver dataene for å predikere de uventede tapene og den regulatoriske kapitalen knyttet til operasjonell risiko. I dag bygges modellene for de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene utelukkende rundt interne historiske data. Problemet er at det operasjonelle miljøet rundt tilgjengelig data endres, og dermed blir de historiske dataene mindre relevante. Fokus på utelukkende bruk av historiske data er en uheldig suboptimalisering. Det er vanskelig å si noe om fremtidige operasjonelle tapshendelser, og derfor bør all tilgjengelig kunnskap benyttes for å få et mer tillitsvekkende bilde på fremtidens høyfrekvente operasjonelle tapshendelser i

bank. Ved å identifisere årsakssammenhengene bak de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene kan det simuleres hvilke tiltak som vil redusere risikoen, og således skape bedre beslutningsstøtte.

I denne oppgaven skal det utvikles en modell for analyse av de høyfrekvente tapshendelsene, som gir det største bidraget til forventede tap knyttet til operasjonell risiko innen bank. Ved å bruke bayesianske nettverk skal det utvikles en detaljert modell som kan brukes av forskjellige banker med deres input. Problemstillingen er:

Hvordan etablere en tillitsvekkende modell for kvantitativ analyse av høyfrekvente operasjonelle tapshendelser på AMA-nivå?

1.1 Mål og omfang

Et sentralt mål for å svare på problemstillingen er å *etablere en kvantitativ modell for analyse av høyfrekvente operasjonelle tapshendelser i bank.*

Modellen skal ta utgangspunkt i dagens beste praksis samt føringer gitt av gjeldende regelverk (Basel II og Kapitalkravsforskriften (Finansdepartementet, 2006)) og skal ha følgende attributter:

- Gi rom for organisasjonsspesifikk input
- Gi støtte til beslutninger om risikoreduserende tiltak
- Tilfredstille brukervennlighet ("usetest") i daglige risikostyringsaktiviteter
- Tilfredstille overordnede metodekrav i AMA (BCBS, 2011):
 - o Interne data
 - o Eksterne data
 - o Scenarioanalyser
 - o Forretningsmiljøets og virksomhetsspesifikke faktorer

Det skal brukes all tilgjengelig kunnskap inn i bayesianske nettverk for å utvikle en detaljert modell. Modellen skal kunne brukes i alle banker, med organisasjonsspesifikk input. Denne modellen skal gi en mer troverdig, tillitsvekkende og mer realistisk prediksjon i forhold til fremtidens høyfrekvente operasjonelle hendelser enn det nåværende modeller gir. Ved hjelp av årsakssammenhengene i modellen kan det implementeres kunnskap på nivåer der det allerede er eksperter. I tillegg kan risikoreduserende tiltak, ved hjelp av simulering, foreslås på et grunnlag som gir mer tilstrekkelig kunnskap enn det nåværende modeller kan gi.

Videre skal det undersøkes om det finnes *felles årsaker mellom høyfrekvente og lavfrekvente operasjonelle tapshendelser*.

Felles årsaker mellom høyfrekvente og lavfrekvente operasjonelle tapshendelser kan gi en indikasjon på langt alvorligere hendelser med vesentlig store tap. Dette kan bidra til å etablere Key Risk Indicators (KRI).

1.2 Videre kapittelinnledning

Videre følger en kort presentasjon av hva som inngår i de ulike kapitlene.

I *kapittel 2* beskrives operasjonell risiko, Basel II-regelverket, samt de høyfrekvente tapshendelsenes rolle i AMA.

Videre presenteres det, i *kapittel 3*, eksisterende metoder som bruker historiske data for å beregne fremtidige høyfrekvente tap.

Kapittel 4 beskriver bayesianske nettverk, og hvorfor metoden er bedre egnet for modellering av høyfrekvente operasjonelle tapshendelser enn de eksisterende metodene er.

I *kapittel 5* presenteres kausale sammenhenger og relevant data samt begrunnelse for at all tilgjengelig kunnskap bør inkluderes i modellene for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser.

I *kapittel 6* presenteres modellene utviklet i analysen i oppgaven for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser. Hendelsene blir inndelt i forretningsområder, og tilhørende årsaker beskrives.

Kapittel 7 beskriver koblingen mellom årsaksmodellene og tapsprediksjonen og viser hvordan og at modellene fungerer.

Konklusjonen på problemstillingen, samt oppfyllelsen av målsetningene presenteres i *kapittel 8*.

Forslag til videre arbeid presenteres i *kapittel 9*.

2 Operasjonell risiko

Operasjonell risiko defineres som “the risk of loss resulting from inadequate or failed internal processes, people and systems or from external events” (BCBS, 2006: 144). Oversatt blir dette *risikoen for tap som følge av utilstrekkelige interne prosesser eller systemer, menneskelige feil, eller eksterne hendelser*. Dette er den formelle definisjonen fra Bank of International Settlements som står bak Basel II regelverket, men det finnes flere definisjoner og tolkninger av hva operasjonell risiko innebærer (Moosa, 2007). Ved operasjonell risiko skal det ifølge Moosa (2007) tas hensyn til de tre dimensjonene: årsak, hendelse og konsekvens. BCBS (2006) har utviklet syv hendelseskategorier som tapene kan plasseres i. Disse vises i tabell 2.1.

Hendelseskategorier	Eksempel
IF: "Internal fraud"/ Interne misligheter	Underslag
EF: "External fraud"/ Eksterne misligheter	Dokumentforfalskning
EPWS: "Employment practice and workplace safety"/ Ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen	Diskriminering
CPBP: "Clients, products and business practice"/ Kunder, produkter og arbeidspraksis	Hvitvasking av penger
DPA: "Damage to physical assets"/ Skade på fysiske eiendeler	Terrorisme
BDSF: "Business disruption and system failure"/ Avbrudd i drift og/eller systemer	Strømstans
EDPM: "Execution, delivery and process management"/ Oppgjør, levering og annen transaksjonsbehandling	Manglende dokumentkrav

Tabell 2.1 Hendelseskategorier Basel II

Årsaker, hendelser, konsekvenser og hendelseskategoriene vil bli brukt og analysert i kapittel 6.

I Basel II regelverket er det tre forskjellige metoder for å beregne kapitalkravet til operasjonell risiko; basismetoden, standardmetoden og avanserte målemetoder (AMA) (BCBS, 2006). Basismetoden er den enkleste metoden og bruker totalinntekten som utgangspunkt til den operasjonelle risikoeksponeringen i banken, og beregner kapitalkravet som 15% av gjennomsnittlig positiv inntekt de 3 siste årene (BCBS, 2006). Standardmetoden deler inn i 8 forretningsområder og bruker inntekten i hver av forretningsområdene som

utgangspunkt til kapitalkravet. Her brukes også gjennomsnittlig positiv inntekt fra de 3 siste årene, men forskjellen fra basismetoden er at det er ulike, forhåndsbestemte, satser på mellom 12 og 18% i hver av forretningsområdene som bestemmer kapitalkravet (BCBS, 2006). Basis- og standardmetoden tar utgangspunkt i en %-sats av inntekten de 3 siste år og ser bort fra tapshendelser. AMA er en mer avansert metode som tar utgangspunkt i operasjonelle tapshendelser. Det er ingen fast metode, men det stilles en del krav til den, og banken eller samarbeidspartnere utvikler den selv. For norske banker må metoden bli godkjent av Finanstilsynet, jfr. Kapitalkravsforskriften, § 3-1 (Finansdepartementet, 2006).

Ifølge Häger, Andersen, Aven og Bø (2007) har Basel II regulativet resultert i et fokus på å kvantifisere risiko, istedenfor å fokusere på årsakene til at tapshendelser oppstår. Den regulatoriske kapitalen har som formål å takle konsekvensene av store tapshendelser, og det er ikke lagt vekt på å forstå de kausale mekanismene og forebygge mot at disse tapene oppstår.

2.1 Avanserte målemetoder (AMA)

Value at Risk (VaR) er konseptet bak utformingen av AMA i Basel II regelverket for måling av operasjonell risiko (Moosa, 2008b). VaR har blitt en vanlig metode for å måle risiko og stammer opprinnelig fra måling av markedsrisiko, men har blitt utvidet til kredittrisiko og operasjonell risiko. Konseptet gir i måling av markedsrisiko og kredittrisiko et tall (i penger), som viser risikoen på hele porteføljen, som er enkelt å forholde seg til. Problemet med VaR er at det tas en del snarveier og forutsetninger. I tillegg kartlegger VaR hvor galt det for eksempel kan gå i 99% av tilfellene, mens det er i de resterende 1% av tilfellene en får de store katastrofene, de uventede tapene. VaR-metoden kartlegger kun tap i form av et tall, og det ses verken på hendelser eller årsaker til tapene. Uten hendelser og årsaker vil det være vanskelig å vite hvilke tiltak som skal settes inn for å redusere tapene.

OpRisk-gruppen ved UiS bygger en AMA-modell som bruker bayesianske nettverk for å ta med all tilgjengelig informasjon for å få et bedre beslutningsgrunnlag som stemmer bedre med virkeligheten. Denne modellen er knyttet opp mot sjeldne hendelser med store operasjonelle tap.

Kapitalkravet i AMA er ifølge BCBS (2006) risikomålet generert av bankens interne operasjonelle risikostyringssystem. Ingen konkrete metoder er foreskrevet i regelverket, men kapitalkravet skal tilsvare 99,9 prosentilen på tapsfordelingen generert av bankens egen modell (BCBS, 2006). Kapitalkravet for operasjonell risiko skal med andre ord dekke hendelsene som skjer i 0,1% av tilfellene, og er ikke knyttet til høyfrekvente tapshendelser.

2.2 Forventede tap i AMA

Ifølge Basel II regelverket (BCBS, 2001b) skal den regulatoriske kapitalen i utgangspunktet bare dekke uventede tap knyttet til operasjonell risiko. Forventede tap regnes som operasjonelle kostnader. Om de kan regnes som operasjonelle kostnader avhenger av regelverket for regnskapsføring i det enkelte land. Komiteen i regelverket foreslår at kapitalkravet for operasjonell risiko baseres på forventede og uventede tap, men det tillater en reduksjon for operasjonelle kostnader (BCBS, 2001b).

I Basel II regelverket og AMA, § 669(b), skal den regulatoriske kapitalen være forventede tap pluss uventede tap med mindre banken kan demonstrere at forventede tap er tilstrekkelig tatt hensyn til gjennom de operasjonelle kostnadene (BCBS, 2006). Ifølge BCBS (2005) mener AIGOR ("The Operational Risk Subgroup of the Basel Committee Accord Implementation Group") at bedre klarifisering av § 669(b) i regelverket vil gjøre implementeringen av AMA mer konsistent. Det er vanskelig å finne noen eksakt, god forklaring på hvordan forventede tap skal håndteres i Basel II regelverket og i AMA.

I en undersøkelse BCBS (2009) har utført er tapshendelsene innen operasjonell risiko som skjer hyppigst innenfor Execution, Delivery and Process Management (EDPM) (30,6%), med External Fraud (26,3%) på andre plass. (2002 tall: EDPM 35%, External Fraud 44%) I EDPM inngår feil ved utførelse og oppgjør av handler, for eksempel tastefeil, der de fleste tap skyldes menneskelige feil. External Fraud er hacking, informasjonstyveri eller svindelforsøk eksternt til banken, der det ikke er ansatte i organisasjonen som medvirker. Tapshendelsene med høyest årlige tap var Clients, Products and Business Practices (CPBP) som innebærer blant annet markedsmanipulasjon og feilaktig handel. I samme undersøkelse (BCBS, 2009) fremkommer det at forventet tap utgjør i gjennomsnitt rundt 11 % av den operasjonelle risikokapitalen. Hva som ligger i "forventet tap" her samt dens beregning er vanskelig å si.

Det er kun europeiske og nord-amerikanske AMA banker som inkluderer forventet tap i sin regulatoriske kapital (BCBS, 2009), og de europeiske bankene inkluderer signifikant mer forventet tap i AMA-kapitalen enn nord-amerikanske AMA banker gjør. Den gjennomsnittlige andelen i nord-amerikanske banker var 7,8 % og 13,5 % i europeiske banker. Noe av differansen kan være relatert til en høyere frekvens av små tap i europeiske AMA banker, som da øker den totale forventede tap stammer fra. I undersøkelsen er det ikke skrevet noe om grunnen til at det er lavere frekvens av små tap i nord-amerikanske banker kontra europeiske banker. Årsaker kan for eksempel være en bedre

hendelsesrapporteringskultur i europeiske banker, som blant annet avhenger av organisasjonskulturen i banken, eller det kan være en høyere terskel på å rapportere inn tapshendelser i nord-amerikanske banker enn i europeiske banker.

Tap under EUR 20 000 utgjør i antall et gjennomsnitt på 91,29 % av alle tap, med tilhørende 26,26 % av de totale tapene målt i Euro (BCBS, 2009). Totalt for de 121 bankene er dette EUR 12 164 millioner fordelt på 9 897 083 tapshendelser. Dette viser hvor mye disse høyfrekvente hendelsene faktisk utgjør og hvor viktige de er for hele risikobildet. Det kan være slik at terskelen for å registrere tap er en høyere grense enn EUR 20 000, for eksempel EUR 50 000, og da vil mange av disse hendelsene som i gjennomsnitt utgjør i antall 91,29 % av alle tap ikke være rapportert inn. Dette fører til at mye verdifull informasjon og kunnskap går tapt.

Før Basel II regelverket ble innført i 2007, var Internal Measurement Approach en del av den avanserte modellen for beregning av kapitalkravet. Under Internal Measurement Approach, som var en tidlig versjon av AMA, beregnes forventet tap (EL) på følgende måte (BCBS, 2001a): $EI * PE * LGE = EL$. Bankens aktiviteter blir kategorisert inn i flere forretningsområder og et bredt spekter av operasjonelle tapstyper blir definert for hvert forretningsområde. Innenfor hvert forretningsområde spesifiseres en exposure indicator (EI) som indikerer størrelsen på risikoen for hver forretningsenhets operasjonelle risiko. PE representerer sannsynligheten for en tapshendelse, og LGE representerer tapet knyttet til den spesielle hendelsen. $EI * PE * LGE$ brukes til å kalkulere det forventede tapet (EL) knyttet til hver enkelt forretningsområde/tapshendelse. Kapitalkravet blir vist i (2.1).

$$\sum_i \sum_j [\gamma(i, j) * EI(i, j) * PE(i, j) * LGE(i, j)] \quad (2.1)$$

Der i er forretningsområde og j er risikotype. Gamma (γ) beregner de uventede tapene ut fra de forventede tapene (BCBS, 2001a). De forventede tapenes indikatorer tar utgangspunkt i interne historiske data. Ut fra tolkningen av regelverket er denne metoden aldri tatt i bruk, da den ikke blir omtalt i nyere dokumenter etter at regelverket er innført.

2.3 Kritikk av AMA

Basel II regelverkets AMA har forskjellige tolkninger og det har ført til kritikk. AMA gir stor fleksibilitet, men det er ingen klar konsensus og det er store problemer med implementeringen ifølge Moosa (2008a). Han kritiserer de tre følgende punktene; manglende konsensus,

problemer med å måle den regulatoriske kapitalen med å bruke AMA og hvor godt AMA passer samt kostnaden kontra nytten ved å bruke tilnærmingen.

2.3.1 Manglende konsensus

Det er stor forskjell i oppfattelse av AMA når det gjelder metoder, om metodene skal brukes separat eller sammen og om noen metoder er forskjellige versjoner av samme metode eller om de er totalt forskjellige (overlapping) (Moosa, 2008a).

I BCBS (2001a) er det LDA (Loss Distribution Approach) og IMA (Internal Measurement Approach) som er listet opp som metoder som kan brukes, mens i BCBS (2001b) er scorecard også listet opp, og i BCBS (2003) er også scenarioanalyser lagt til. Det tolkes på ulike måter hvilken teknikk som skal brukes av blant annet Alexander (2003), Peccia (2004), Bee (2006), Andres og van den Brink (2004), Davies (2005) og Haubenstein og Hause (2006). Videre er det også ulike oppfatninger og tolkninger av om metodene skal brukes separat eller sammen og om metodene er forskjellige versjoner av samme metode eller om de er totalt forskjellige.

Dette legger vekt på poenget om manglende konsensus og forskjellige oppfatninger, som også gjelder for høyfrekvente tapshendelser i AMA.

2.3.2 Problemer med implementeringen av AMA

Problemer som oppstår ved implementeringen av AMA er at data (-innsamlingen) er ufullstendig og det gir feil prediksjoner av forventede tap og uventede tap (Moosa, 2008a). Grunner til ufullstendig datainnsamling kan være at det er satt en terskelverdi som gjør at man ikke får med alle hendelser, at alle hendelser ikke blir rapportert fordi nytteverdien er vanskelig å se eller at det ikke er noen ”whistleblower”-beskyttelse. Ved ufullstendige data vil de historiske dataene i seg selv ikke reflektere det som faktisk har skjedd, og fordelingen blir en annen enn det den burde vært.

Tapshendelser inkluderer sykliske komponenter (Allen og Bali, 2004); eksempelvis systematisk risiko som makroøkonomiske fluktuasjoner og regulatoriske skift. Skift i økonomien kan påvirke for eksempel bruk av kredittkort, svindelforsøk osv. Innsamlede data på høyfrekvente tapshendelser kan dermed ikke brukes akkurat slik de er uten å ta i bruk all tilgjengelig kunnskap for å si noe om hvordan dette vil påvirke tapsprediksjonen.

2.3.3 Kostnad versus nytte ved AMA

En av fordelene ved AMA er at den i de fleste tilfeller gir lavere regulatorisk kapital enn basismetoden og standardmetoden (Moosa, 2008a). Ved å velge den metoden som gir lavest

regulatorisk kapital kan den reduserte kapitalbindingen brukes på noe som gir mer avkastning, selv om det nødvendigvis ikke blir den riktige metoden for banken. Regulatorisk kapital er ment å beskytte banken om en katastrofe skulle inntreffe. Økonomisk kapital det som trengs for å effektivisere banken. Moosa (2008a) skriver videre at det kan være at man får en lavere regulatorisk kapital med AMA fordi den kun er ment å dekke uventede tap. Dette er imidlertid ikke klart i regelverket, der står det at kapitalkravet skal være beregnet ut fra uventede tap hvis banken kan vise til at forventede tap er tilstrekkelig dekket i operasjonelle kostnader (BCBS, 2004). Hvis forventede tap i stor grad utgjøres av høyfrekvente tap vil det ikke hjelpe om de dekkes i operasjonelle kostnader, fordi man da mister kontrollen på de høyfrekvente hendelsene og deres årsaker.

2.4 Konklusjon høyfrekvente operasjonelle tap i AMA

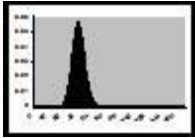
Rebonato (2007) kritiserer Basel II regelverket med hensyn på styring av operasjonell risiko. Han mener at regelverket er til for å ta hensyn til at katastrofer kan inntreffe, og sier at det er mer enn sjeldne hendelser som er inkludert i styring av operasjonell risiko, og mange banker er for opptatt av den daglige risiko-avkastnings avveiningen. Risikostyrere bør derfor ikke gjøre ting på samme måten som de som lager regelverket.

Det er mange ulike tolkninger av Basel II regelverkets AMA-modell, og det kan være vanskelig å finne frem til hvilke krav som stilles og hvilke metoder regelverket mener skal brukes i den. Det samme gjelder for høyfrekvente tapshendelser der det ikke er noen enkel, forståelig og gjeldende forklaring på hva det innebærer, hvordan de skal regnes ut og hvordan og om det skal inkluderes.

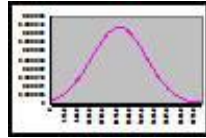
Modellene for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser i denne oppgaven er utviklet slik at de skal brukes sammen med modellene for sjeldne operasjonelle tapshendelser i AMA-modellen utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS.

3 Eksisterende metoder

For å etablere et mål på operasjonell risiko (herunder eksponering for høyfrekvente tap) blir statistiske metoder mye brukt for å koble frekvens av hendelser sammen med tapsalvorligheten. Disse statistiske metodene tar utgangspunkt i observasjoner (historiske data) og kan således ikke reflektere organisasjonsspesifikke faktorer og all tilgjengelig kunnskap.



3.1: Frekvens: N_t



3.2: Tapsalvorlighet: L_i

Av de to fordelingene, frekvens og tapsalvorlighet er det tapsalvorligheten som er den mest utfordrende (Andersen og Häger, 2012). De mest publiserte metodene for å etablere tapsalvorlighetsfordelingen er ifølge Andersen og Häger (2012):

- Bruk av parametriske fordelinger som viser karakteristikaen til en tung hale, for eksempel lognormal-, Weibull- og Gammafordelinger (se for eksempel Frachot, Moudoulaud og Roncalli, 2004).
- Bruke "Extreme Value Theory" (EVT) for å få dataene i halen til å passe i tapsfordelingen til for eksempel en generalisert paretofordeling ved å bruke "Peak Over Threshold Method" (POTM) (se Embrechts, Furrer og Kaufmann, 2003; Moscadelli, 2004; Nešlehová, Embrechts og Chavez-Demoulin, 2006; Dutta og Perry, 2007; Rippel og Teplý, 2008).
- Bruke en halejustert normalfordeling som et alternativ til EVT modeller. Denne modellen er en sammensatt normalfordeling som er etablert ved å kombinere en normal- (eller lognormal-) og en gammafordeling (Álvarez, 2006).
- "General Class" fordelinger som g-og-h eller "generalised Beta of second kind (GB2) distributions". Fordelen med "General Class" fordelinger er at det ut fra disse kan utledes mange forskjellige fordelinger (se for eksempel Dutta og Perry, 2007).
- Robuste statistiske metoder der det blir fokusert på de statistiske egenskapene ved dataene, og uteliggere blir ekskludert ved hjelp av formelle eller subjektive metoder (se Chernobai og Rachev, 2006, med referanser).

- ”Closed-form” vurdering av OpVaR (Operasjonell VaR) der det tas utgangspunkt i at den økonomiske kapitalen kun blir bestemt av en enkelt alvorlig helsehendelse i fordelingen (Böcker og Klüppelberg, 2005).
- Bayesianske inferensmetoder der bayesiansk oppdatering blir brukt til å kombinere scenario-baserte fordelinger for frekvens og tapsalvorlighet med data. Dette blir brukt for både frekvens og tapsalvorlighetsfordelinger (Shevchenko og Wüthrich, 2006) samt for ”general class” fordelinger (Peters og Sisson, 2006).
- Scenariobaserte modeller som scenariobasert AMA (Andres og van den Brink, 2004).
- Scenariobaserte modeller ved bruk av probalistske nettverk og kausale modeller (Cheng, Jengte, Min, Ramachandran og Gamarnik, 2007; Neil, Häger og Andersen, 2009; Häger og Andersen, 2010).

Det som er felles for de fleste av modellene ovenfor er at de er datadrevne, og baseres på historiske data (Andersen og Häger, 2012). Bayesianske inferensmetoder, probalistske nettverk og scenariobaserte metoder som i tillegg til intern og ekstern data inkluderer ekspertkunnskap er unntakene.

For å vise frekvens av operasjonelle tapshendelser er det vanlig å bruke poisson, binomisk eller negativ binomisk fordeling (Rippel og Teplý, 2008; Dutta og Perry, 2007).

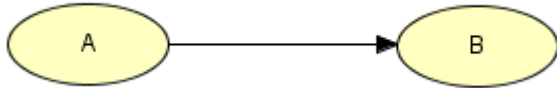
Aggregert tap over en viss periode finnes ved å bruke Loss Distribution Approach (LDA) (Dutta og Perry, 2007), vist i (3.1).

$$S = \sum_{i=1}^{N_t} L_i \tag{3.1}$$

Der N_t er frekvensen, L_i er tapsalvorligheten og S er summen av alle tap. LDA er et generelt rammeverk for å regne ut aggregert tap. I dagens modeller etableres det et datasett som danner grunnlag for å etablere en tapsfordeling og det skilles ikke mellom hendelser som fører til forventede og uventede tap. Metoder som brukes for å koble sammen frekvens og tapsalvorlighet for å få summen S i (3.1) er Monte Carlo simulering (se for eksempel Rippel og Teplý, 2008; Dutta og Perry, 2007), ”fast Fourier transform” (se for eksempel Dutta og Perry, 2007; Klugman, Panjer og Willmot, 2004) og ”Panjer Recursion” (Embrechts et al., 2003).

4 Bayesianske nettverk

Bayesianske nettverk (BN) er modeller som belyser årsaks-konsekvenssammenhenger. De består av noder som kobler sammen årsaker og konsekvenser med piler i en graf som kalles for Directed Acyclic Graph (DAG) (Andersen og Häger, 2010). Variablene i nettverket er ikke sykliske og kan heller ikke bygges opp på en syklisk måte (Cowell, Verrall og Yoon, 2007). En endring i A forårsaker en endring i hva vi vet om B.



Figur 4.1: Kausal sammenheng mellom foreldrenode (A) og barnenode (B)(BN)

Endringen i A er forårsaket av ny informasjon (bevis). Det går en pil fra en node til en annen node som vist i figur 4.1, og den noden pilen går fra kalles forelder, mens der pilen ender kalles barn (Cowell et al., 2007). Det vil si at en pil kan ikke gå tilbake til en node som er dens egen forelder; for eksempel kan ikke fremtiden påvirke fortiden.

Bayesianske metoder bygger på Bayes teorem, som i hovedsak sier at en hendelse er avhengig av en eller flere årsaker og er vist i (4.1) (Alexander, 2000).

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (4.1)$$

Siden A er avhengig av B kan informasjonen om B brukes til å oppdatere informasjonen om A (Alexander, 2000). A kan være avhengig av flere faktorer og er en betinget sannsynlighet.

Det generelle uttrykket i det bayesianske nettverket er formel for sammensatt sannsynlighetsfordeling (Andersen og Häger, 2012), vist i (4.2).

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | pa(X_i)) \quad (4.2)$$

der $pa(X_i)$ tilsvarer foreldrene til X_i .

(4.2) sier at hver node er påvirket og betinget av tilstanden til foreldrenodene. Den sammensatte sannsynlighetsfordelingen fremstilles i nodesannsynlighetstabellen (NPT = node probability table) for hver node.

BN er et verktøy som kan beregne marginalfordelingen, $P(X_1)$, ut fra den sammensatte sannsynlighetsfordelingen. Marginalfordelingen er uavhengig av tilstanden til foreldrene (årsakene). For å kalkulere marginalfordelingen deriveres den sammensatte

sannsynlighetsfordelingen med hensyn på foreldrene (Neil, Fenton og Tailor, 2005). Marginalfordelingen har ligning (4.3) hvis noden (X_1) for eksempel har 2 foreldre (X_2 og X_3).

$$P(X_1) = \sum_{X_2, X_3} P(X_1|X_2, X_3)P(X_2)P(X_3) \quad (4.3)$$

(4.3) viser sannsynligheten for at en konsekvens inntreffer, uavhengig av tilstanden til årsakene.

Fordelen med BN er at det kan brukes selv om det mangler data og det gir mulighet for å kombinere kvalitative og kvantitative data (Nadkarni og Shenoy, 2004). Det kan inkluderes informasjon fra historiske data og fremtidige forventninger og ekspertmeninger, samt korrelasjonen mellom tap i forskjellige forretningsområder og risikotyper og de kausale faktorene kan evalueres (Cornalba og Giudici, 2004).

Organisasjonsspesifikk input kan inkluderes i nodene, og dette gjør BN til en god modell for diskusjoner rundt risiko og risikohåndtering og gir bedre beslutningsstøtte. Dette er begrunnet i visualiseringen BN gir samt at årsakssammenhengene som blir belyst gir en bedre mulighet til å simulere hvilke tiltak som kan redusere risikoen.

På grunn av modellens egenskaper og muligheten til å inkludere all tilgjengelig kunnskap, skal BN brukes for å analysere og modellere de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene.

5 Kausale sammenhenger

All tilgjengelig kunnskap danner grunnlaget for å identifisere og beskrive kausale sammenhenger.

Hendelser med høy sannsynlighet og lave tilknyttede tap krever modeller med lav kompleksitet (Andersen og Häger, 2010). Sjeldne tapshendelser finnes det lite historiske data på, og man må derfor analysere og identifisere årsakene til at de kan inntreffe. Høyfrekvente hendelser har mye interne historiske data, tapene er begrenset, og det vil ikke kreve å gå like mye i dybden. Likevel er det viktig å se på årsakene og finne ut hvordan det operasjonelle miljøet vil forandre seg i fremtiden. De historiske dataene kan ikke brukes slik de er nå dersom forholdene har endret seg siden hendelsene inntraff.

Ifølge Andersen og Häger (2012) er det bedre å fokusere på å redusere muligheten for at en hendelse inntreffer enn å redusere konsekvensen ved den. Ved å finne årsakene som bidrar til at høyfrekvente hendelser inntreffer, kan det bidra til et bedre beslutningsgrunnlag slik at sannsynligheten for at de inntreffer reduseres.

5.1 Relevant data

Andersen og Häger (2010: 2215) definerer relevant data i forbindelse med operasjonell risiko med “observations that have been generated by the bank subjected to analysis under similar operational conditions as those prevailing at the time of analysis”.

Det operasjonelle miljøet i banken endres kontinuerlig. Disse endringene bidrar til å redusere relevansen av de historiske dataene, og dermed også hvor relevante dataene er for å predikere fremtidige hendelser med tilhørende potensielle tap. Det kan være produktendringer, endring i aktivitetsnivå, nåværende og planlagte kontroller, samt verktøyer og systemer som kontinuerlig modifiseres for å kunne utføre nødvendige aktiviteter. Hvis det ikke er veldig store endringer er det ifølge Andersen og Häger (2010) rimelig å anta at disse dataene fortsatt er relevante. BN-modeller kan således brukes for å justere de relevante historiske dataene i samsvar med kunnskap om hvordan endringen påvirker frekvensen eller tapsalvorligheten knyttet til hendelsen (Andersen og Häger, 2010). Ved å bruke et begrenset sett med de viktigste årsakene til hver hendelse gir metoden en mulighet til å ta kunnskapsbaserte justeringer. Slike justeringer gjør at modellen kan produsere troverdige prediksjoner.

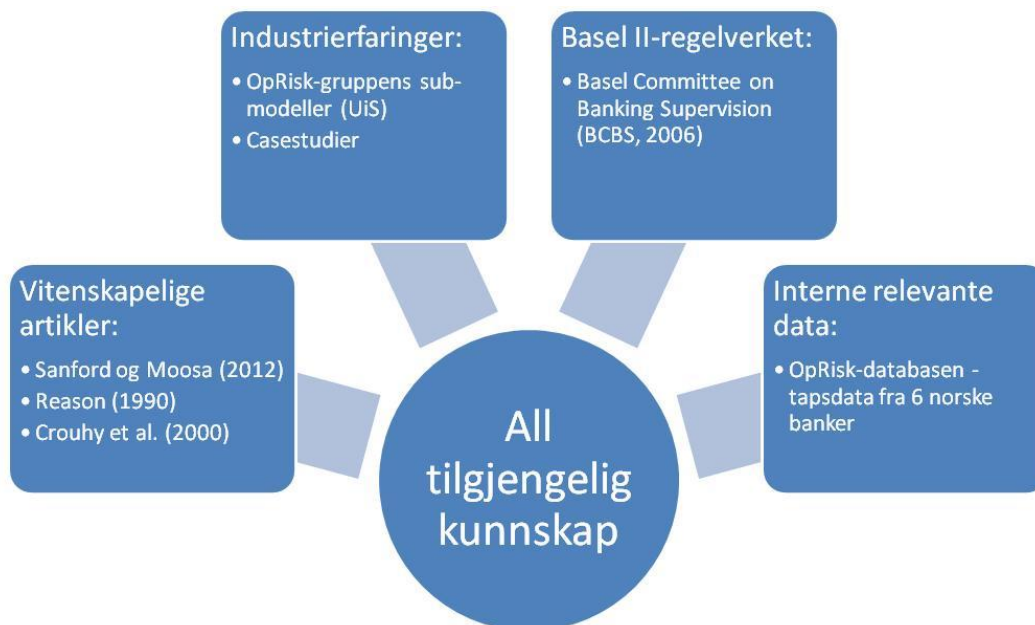
De relevante dataene kombineres med de viktigste årsakene i et BN for å ha muligheten til å oppdatere de relevante dataene. I tilfeller der det er nok relevant data vil det være lite komplekst å finne årsakene og implementere disse i modellene.

En ekspert vil være en person eller et panel som har nok kunnskap og kompetanse til å utføre troverdige analyser av hvordan driften påvirker bedriftens risikoprofil (Cowell et al., 2007). Denne informasjonen er verdifull og vanskelig å fange ved bare å se på interne data. I BN implementeres ekspertkunnskapen i modellen. Høyfrekvente tapshendelser dekomponeres i et BN ned til et nivå der eksperter kan si noe om tilstanden til de forskjellige årsakene til hendelsen.

5.2 All tilgjengelig kunnskap

Modellen i oppgaven for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser etableres med utgangspunkt i all tilgjengelig kunnskap. Inspirasjon til hendelser og tilhørende årsaker er hentet fra Sanford og Moosas (2012); *arbeidsmiljø, ferdigheter og erfaring, transaksjonskarakteristika* og kategorisering av *menneskelige feil* (Reason, 1990) og Crouhy, Galai og Marks (2000); *menneskelig risiko, prosessrisiko og teknologirisiko*, samt Basel II-regelverkets inndelinger i hendelseskategorier og forretningsområder (BCBS, 2006). Teoriene er knyttet opp mot operasjonell risikos tapsdata fra 6 banker i Norge (OpRisk-databasen) som

er brukt i analysen av hendelser og tilhørende årsaker. OpRisk-databasen er en hendelsesdatabase fra 6 norske banker, med beskrivelser av inntrufne hendelser samt årsakene til at de har inntruffet, fra tidsrommet 1970 til 2011, med hovedvekt fra 2004-2011. Tapshendelsene kan i databasen klassifiseres etter forretningsområde, hendelseskategori, årstall, bank osv. og alle enkelthendelsene har et registrert tap i kr. Industriens erfaringer er implementert i sub-modeller, som i stor grad påvirker modellene for høyfrekvente hendelser. Sub-modellene er utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS og er BN med underliggende årsakssammenhenger som påvirker mange faktorer i banken. Sub-modellene vil bli videre forklart i underkapittel 6.6 og vises i vedlegg 10 og 11. I tillegg er studier av forskjellige case brukt for å være med å finne årsakssammenhenger bak hendelsene.



Figur 5.1: All tilgjengelig kunnskap

De mest høyfrekvente hendelsene skal identifiseres, og det skal finnes ut hvilke direkte årsaker som er knyttet til disse forskjellige hendelsene. De influerende faktorene til de direkte årsakene skal identifiseres og alt dette skal systematiseres i et BN. I tillegg er det to sub-modeller som allerede er utviklet i sammenheng med AMA-modelleringen til OpRisk-gruppen ved UiS som skal brukes som et ledd i å finne årsakssammenhengene.

6 Modell for høyfrekvente hendelser

I OpRisk-prosjektet ved UiS er det allerede etablert modeller med årsakssammenhenger til lavfrekvente hendelser. I denne oppgaven er det utviklet modeller for høyfrekvente hendelser. Målet er å knytte disse sammen på et overordnet nivå, og da kan ikke like hendelser være representert i begge modeller. En overlapping vil føre til at det predikerte totale tapet vil

kunne bli høyere enn det det faktisk burde vært. Hendelser representert i den lavfrekvente hendelsesmodellen er knyttet opp mot forretningsområde, og de tas hensyn til i modellene for hvert av forretningsområdenes høyfrekvente hendelser.

I modelleringen er BN og simuleringsprogrammet Hugin Expert (2012) brukt.

6.1 Høyfrekvente hendelser

Høyfrekvente hendelser som fører til tap i banknæringen kommer frem av det bayesianske nettverket. Basel II har inndelt i hendelseskategoriene vist i tabell 6.1.

Grunnlaget for å identifisere høyfrekvente operasjonelle tapshendelser er i hovedsak OpRisk-databasen med historiske hendelser og deres årsaker. Forskjellige case, for eksempel saker omtalt i media, er også analysert for å identifisere hendelser og årsaker. Tapshendelser som ifølge OpRisk-databasen forekommer ofte, er plukket ut som modellenes høyfrekvente operasjonelle tapshendelser.

Videre er det i Basel II regelverket inndelt i 8 forretningsområder i banknæringen (BCBS, 2006), vist i tabell 6.1.

Forretningsområder	Forkortelse
Foretaksfinansiering	FO
Egenhandel og formidling	EF
Privatmarkedet	PM
Bedriftsmarkedet	BM
Betalingsformidling	BF
Tilknyttede tjenester	TT
Kapitalforvaltning	KF
Fellesfunksjoner	FF

Tabell 6.1: Forretningsområder Basel II

Ifølge en Operational Riskdata eXchange (ORX) rapport (2010) er det *privatmarkedet* i bankene som har flest antall hendelser (rundt 60 % av totale antall hendelser). Videre har forretningsområdene *privatmarkedet* samt *egenhandel og formidling* rundt en fjerdedel hver av totale tap i kroner. *Foretaksfinansiering* og *bedriftsmarkedet* har et mindre antall hendelser, men betydelige andeler tap i kroner. Videre viser samme rapporten at det er *eksterne misligheter (EF)*, *kunder, produkter og arbeidspraksis (CPBP)* og *oppgjør, levering*

og annen transaksjonsbehandling (EDPM) som har de største tapene og hendelseskategoriene EF og EDPM har høyest antall tap.

Disse kategoriene er lagt til grunn for identifisering av høyfrekvente hendelser. Innen oppgjør, levering og annen transaksjonsbehandling er det hendelsene ”feil input av data”, ”oversittelse av tidsfrister” og ”utilstrekkelig rapportering (pålagt)”. Kunder, produkter og arbeidspraksis har ”feilaktig rådgivning/informasjon” og ”rammebrudd”. Eksterne misligheter samt interne misligheter har ”bedrageri”. Samtidig finnes det en del hendelser innen avbrudd i drift og/eller systemer der hendelsen ”følgetap i forbindelse med brudd” er dekkende.

I OpRisk-databasen er det mulig å se hendelser kategorisert etter forretningsområde og hendelseskategorier, som samsvarer med tabell 2.1 og 6.1. I tabell 6.2 er de indentifiserte høyfrekvente tapshendelsene fra hver hendelseskategori knyttet opp mot forretningsområdene.

Hendelseskategori	Tapshendelser med forretningsområde i parentes
Oppgjør, levering og annen transaksjonsbehandling (EDPM)	<ul style="list-style-type: none"> - Tap som følge av feil input av data (FO, PM, BM, BF, TT, KF og FF) - Tap på grunn av oversittelse av tidsfrister (FO, PM, BM, BF, TT og KF) - Utilstrekkelig rapportering (pålagt) (TT)
Kunder, produkter og arbeidspraksis (CPBP)	<ul style="list-style-type: none"> - Feilaktig rådgivning/informasjon som fører til tap (FO, EF og TT) - Tap som følge av rammebrudd (PM, BM, BF, TT, KF og FF)
Ekstern mislighet (EF), samt intern mislighet (IF)	<ul style="list-style-type: none"> - Tap på grunn av bedrageri (PM, BM, BF, TT og FF)
Avbrudd i drift og/eller systemer (BDSF)	<ul style="list-style-type: none"> - Følgetap i forbindelse med brudd (EF, PM, BM, BF, KF og FF)

Tabell 6.2: Høyfrekvente tapshendelser knyttet til hendelseskategori og forretningsområde

Her er de fleste hendelseskategoriene med tilhørende kategorier. Unntaket er de to siste kategoriene fra tabell 2.1, *ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen (EPWS)* og *skade på fysiske eiendeler (DPA)*. De har et mindre antall hendelser tilknyttet seg, med tilhørende små tap. Hendelsene samt årsakene til hendelsene vil være noe annerledes enn innenfor de

andre kategoriene, og derfor lages det et eget bayesiansk nettverk for disse to kategoriene. Se underkapittel 6.4.8 for mer detaljer.

Hele det bayesianske nettverket med felles hendelser og årsakssammenhenger vises i vedlegg 1.

Hendelsene listet i tabellen ovenfor blir generelt forklart og vist med hvert sitt BN med tilhørende årsaker i underkapittel 6.4. BN for hver hendelse samsvarer med vedlegg 1. Input i hendelser og årsaker vil ikke være det samme innen hvert forretningsområde, men årsakssammenhengene vil være omtrent de samme med noen avvik. Dette belyses i teksten. De bayesianske nettverkene er utviklet ved hjelp av all tilgjengelig kunnskap som uttrykt i underkapittel 5.2. Hendelsene og årsakssammenhengene vil bli henholdsvis forklart i underkapittel 6.4 og 6.5.

6.2 Detaljnivå

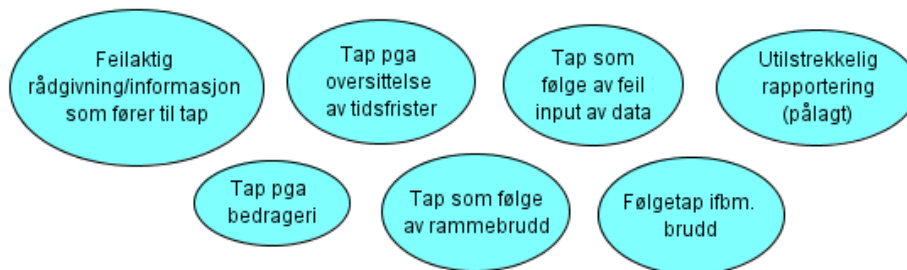
Modellene skal brytes ned til et detaljnivå der det er mulig å ha ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input i nodene. Med et slikt detaljnivå vil det være mulig å simulere hva som skjer om man setter inn tiltak, og hvilke tiltak som gir best effekt. Dette gjør modellen brukervennlig og støtter opp om risikoreducerende tiltak. Reduseres sannsynligheten, vil også tapene knyttet til disse hendelsene reduseres. Modellene skal kunne fungere i alle banker, og skal i denne oppgaven ikke tilpasses en enkelt bank.

Ved å dele opp i 8 forretningsområder (tabell 6.1) med tilhørende høyfrekvente operasjonelle tapshendelser, er målet å på en tilstrekkelig måte fange alle de relevante høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene til hvert forretningsområde.

6.3 Tapshendelser inndelt etter forretningsområder

Det ”felles” bayesianske nettverket (vedlegg 1) omtalt i kapittel 6.1 er brukt som et utgangspunkt for et nettverk for hvert av forretningsområdene. Hvert forretningsområde i tabell 6.1 har tilhørende hendelser med tilknyttede årsaker. Disse skal kunne brukes til å gi en indikasjon på hvor mye de interne dataene endres ved hjelp av all tilgjengelig kunnskap og man får et riktigere bilde på fremtidens operasjonelle kostnader. Grunnlaget for å knytte hendelsene til tilhørende årsaker til de forskjellige forretningsområder kommer fra de historiske hendelsene i OpRisk-databasen.

Det blir identifisert flere høyfrekvente operasjonelle hendelser som kan føre til tap. Identifiserte hendelser er presentert i figur 6.1.



Figur 6.1: Høyfrekvente operasjonelle tapshendelser

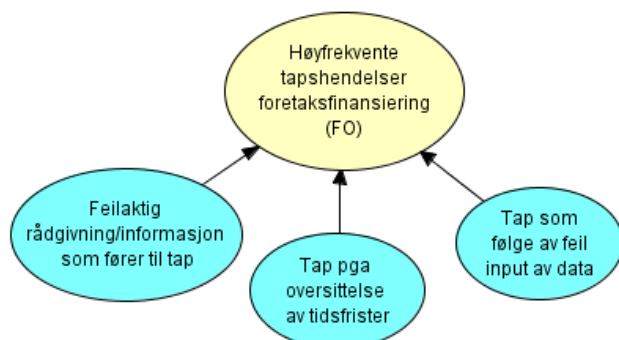
Hendelsene er i dette kapitlet kategorisert etter forretningsområde, og det vil ikke være samme type og størrelse på hendelsene som inntreffer innenfor hver av disse forretningsområdene. Det vil være relevant å se hvilke årsaker som er like og forskjellige i de ulike forretningsområdene. Formålet med inndelingen er å fange alle relevante hendelser knyttet til hvert forretningsområde. De fullstendige BN for hvert forretningsområde med alle hendelser og årsaker er ikke tatt med i oppgaveteksten, men ligger i vedlegg 2-9, på grunn av størrelsen på dem.

Modellene i vedleggene viser hendelsene og årsakssammenhengene fullstendig. Underkapittel 6.3 bør leses i sammenheng med BN i vedleggene.

OpRisk-gruppen ved UiS har etablert BN på lavfrekvente operasjonelle tapshendelser og knyttet disse opp mot forretningsområder. Modell for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser skal kunne brukes i sammenheng med modell for lavfrekvente operasjonelle tapshendelser. Derfor er det belyst under de forskjellige forretningsområdene det gjelder at ingen av hendelsene overlapper i disse to modellene.

6.3.1 Foretaksfinansiering (FO)

Foretaksfinansiering innebærer rådgivning og tjenester ved fusjoner og oppkjøp, emisjoner, børsintroduksjoner, kapitalstruktur, strategi osv. (garantistillelse, investeringsrådgivning og tjenester i forbindelse med garantistillelse). Figur 6.2 viser de identifiserte høyfrekvente hendelser som fører til tap i dette forretningsområdet. Hele modellen for foretaksfinansiering vises i vedlegg 2.

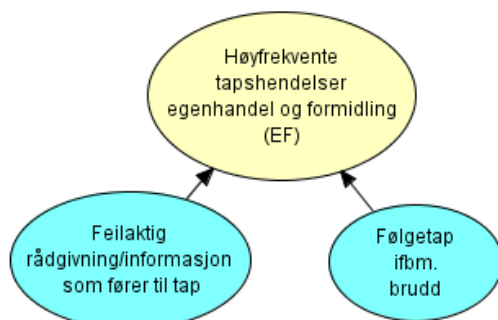


Figur 6.2: Høyfrekvente tapshendelser foretaksfinansiering (FO)

Tap som følge av hendelser knyttet til feil input av data, oversittelse av tidsfrister og feilaktig rådgivning/informasjon utgjør mesteparten av hendelsene som kan føre til tap innen foretaksfinansiering. Her er det unøyaktighet, fraværenhet og utilstrekkelig kompetanse, som inngår i menneskelige feil, som er de største årsakene til tapshendelser.

6.3.2 Egenhandel og formidling (EF)

Egenhandel og formidling innebærer handel for egen regning, pengemegling, plassering av finansielle instrumenter uten garantistillelse, formidling av ordre på vegne av investor og analyser i forbindelse med instrumenter osv. samt utførelse av slike ordrer. De høyfrekvente hendelser som fører til tap er identifisert i dette forretningsområdet er vist i figur 6.3. Hele modellen for egenhandel og formidling er i vedlegg 3.



Figur 6.3: Høyfrekvente tapshendelser egenhandel og formidling (EF)

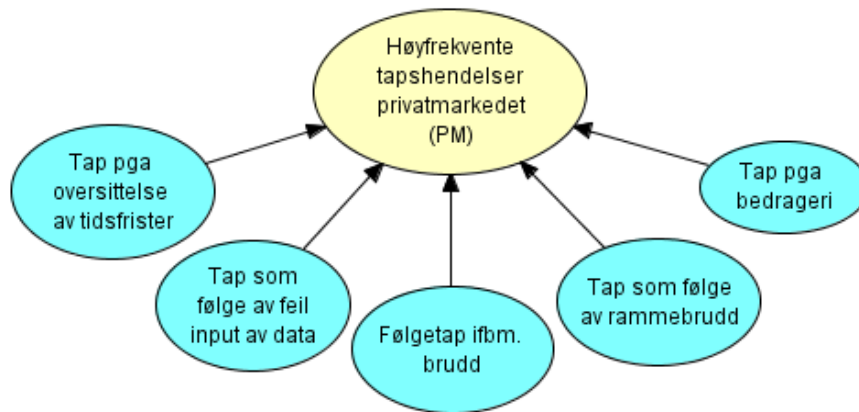
Innen egenhandel og formidling er det relativt store beløp på hver transaksjon, men det er ikke like mange transaksjoner sammenlignet med for eksempel privatmarkedet. Det vil være stor sannsynlighet for at disse type hendelser fører til tap om det ikke er tilstrekkelig kontrollert, og feilen ikke oppdages i tide. Feilaktig rådgivning og informasjon kan forekomme og årsakene er stort sett usunn arbeidsbelastning, kommunikasjonssvikt, menneskelige feil og informasjon om kunden. Systembrudd kan føre til at analyser blir feil, det kan føre til feil avgjørelser og da kan dette i verste fall føre til tap. Fellesfaktoren i hendelser i egenhandel og formidling er, ifølge casestudier og hendelsesdatabasen, menneskelige feil.

I modellen for sjeldne hendelser med store tap utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS er hendelsene ”feil utført handel”, ”bevisst rammebrudd”, ”markedsmanipulasjon”, ”handel utført uten at rammer er etablert” og ”feilaktig verdsetting av posisjoner” inkludert. For å unngå overlapping av modellene er det viktig at like type hendelser ikke tas med i modell for både lavfrekvente og høyfrekvente tap. Av disse er det egentlig bare ”feil utført handel” som muligens kan inngå i begge modeller, fordi det kan være både en lavfrekvent og en høyfrekvent hendelse.

”Feil utført handel” innebærer handel i feil instrumenter, til feil kurs, på feil kunde, feil vei, feil volum og forsinket handel. Disse kan relateres til hendelsene ”tap på grunn av oversittelse av tidsfrister” og ”tap som følge av feil input av data” i modell for høyfrekvente hendelser. Innen egenhandel og formidling blir det handlet med store beløp, og konsekvensen av oversittelse av tidsfrister og feil input av data blir større enn det for eksempel ville gjort i privatmarkedet. Det skjer relativt sjelden at slike feil ikke blir oppdaget, og når det første skjer, vil tapet være potensielt stort. Derfor vil ”tap på grunn av oversittelse av tidsfrister” og ”tap som følge av feil input av data” ikke være med som høyfrekvente tapshendelser i BN for egenhandel og formidling.

6.3.3 Privatmarkedet (PM)

Innen privatmarkedet er det aktiviteter som inn- og utlån, garantistillelse, finansiell leasing, rådgivning, betalingstjenester, formidling og salg av spareprodukter samt øvrig finansiering til massemarkedet. Høyfrekvente hendelser som kan føre til tap innen privatmarkedet er vist i figur 6.4. Hele modellen for privatmarkedet er i vedlegg 4.



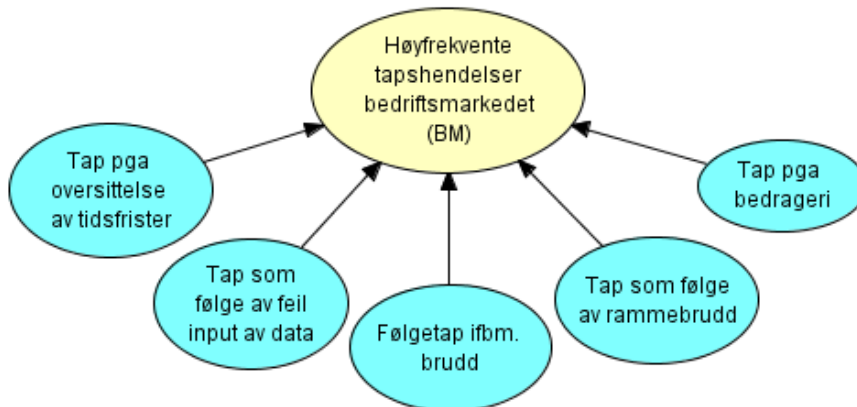
Figur 6.4: Høyfrekvente tapshendelser privatmarkedet (PM)

Innen privatmarkedet er det flere og mindre transaksjonsbeløp enn i for eksempel bedriftsmarkedet. Det gjør at hendelser knyttet til feil input av data og oversittelse av tidsfrister skjer oftere i og med at det er flere transaksjoner. Bedrageri i privatmarkedet inkluderer hendelser der det er brukt falsk dokumentasjon eller underskrift i forbindelse med for eksempel sjekker for å tilegne seg urettmessige mindre beløper. Utilgjengelige systemer som følge av systembrudd kan føre til tap i privatmarkedet, da mange privatkunder berøres av dette. Ansatte kan begå ubevisste rammebrudd eller feilaktige bevisste rammebrudd i god tro for kunder i privatmarkedet. Sammen med utilstrekkelige kontroller kan dette føre til tap for banken.

I den etablerte modellen til OpRisk-gruppen ved UiS for sjeldne hendelser med store tap innen privatmarkedet er "feilaktig rådgivning sparing og plassering" og "kredittbedrageri" identifiserte hendelser. For å unngå overlapping, vil disse ikke være en del av modellen for høyfrekvente hendelser. Feilaktig rådgivning i privatmarkedet innebærer i hovedsak rådgivning og informasjon innen sparing og plassering. Derfor vil feilaktig rådgivning/informasjon ikke være en del av de høyfrekvente hendelsene i privatmarkedet. "Kredittbedrageri" tilsvarer bruk av falsk dokumentasjon for å tilegne seg for eksempel større lån til eiendom. Dette er ikke en høyfrekvent hendelse, og er inkludert i modell for sjeldne hendelser med tilknyttede store tap.

6.3.4 Bedriftsmarkedet (BM)

Aktiviteteter i bedriftsmarkedets forretningsområde er inn- og utlån, garantistillelse, finansiell leasing, eksportfinansiering, prosjektfinsiering, faktoring og øvrig finansiering til bedriftsmarkedet. Høyfrekvente hendelser som fører til tap innen bedriftsmarkedet er følgende vist i figur 6.5. Hele modellen for bedriftsmarkedet er i vedlegg 5.



Figur 6.5: Høyfrekvente tapshendelser bedriftsmarkedet (BM)

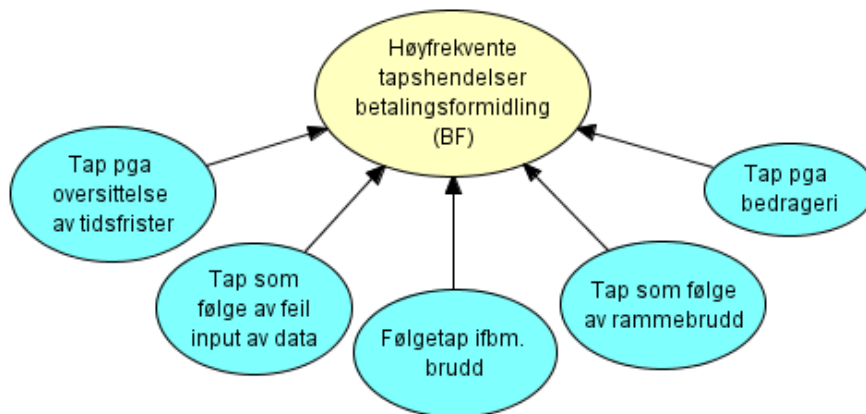
Alle de ovenstående hendelsene blir til en viss grad påvirket av menneskelige feil. Flere andre årsaker ligger bak, for eksempel utilstrekkelig informasjon om kunden, og utilstrekkelig fullmakts- og tilgangsstyring, men menneskelige feil er fellesnevneren. Alt avhenger av organisasjonskulturen og evnen til å utføre tildelte arbeidsoppgaver. Ved hjelp av informasjon og tillit til kunden foretas det en vurdering om hvilket produkt kunden skal ha og hvordan produktet skal utformes. I noen tilfeller kan informasjonen om kunden være utilstrekkelig, enten manglende eller feilaktig, og da vil faktorene for produkttilpasningen bli feil og det blir mindre sannsynlig at produktet tilpasses riktig. I tilfeller kan dette være forårsaket av et bevisst rammebrudd der det handles i god tro om at dette er den riktige beslutningen til den enkelte kunden. Det er mange hendelser med rapportering om rammebrudd, men det er ikke alle disse hendelsene som fører til tap, og det kan i tillegg ta lang tid før det fører til tap. For eksempel at bedriften til en kunde går konkurs og bedriften ikke har mulighet til å tilbakebetale lånet. Systembrudd kan føre til at kunder og ansatte innen bedriftsmarkedet ikke får utført de tjenester de ønsker og behøver å utføre, og det kan føre til tap.

I modell for sjeldne hendelser med store tap, utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS, er hendelsene som inntreffer innen bedriftsmarkedet "kredittbedrageri", "manglende oppfølging av risikoutsatte lån", "feil ved etablering av sikkerhet" og "kredittap grunnet manglende forretningsforståelse". For å unngå overlapping av modellene vil disse type hendelser ikke

inkluderes i modellen for høyfrekvente tapshendelser. ”Kredittbedrageri” tilsvarer, som i privatmarkedet, tilegnelse av veldig store pengebeløp, for eksempel lån, ved hjelp av falsk dokumentasjon. Dette er sjeldne hendelser med store tilknyttede tap og er ikke inkludert i tap på grunn av bedrageri i modellen for høyfrekvente tap for bedriftsmarkedet. Mer høyfrekvente tapshendelser som for eksempel phishing er med under bedrageri i modell for høyfrekvente hendelser innen bedriftsmarkedet.

6.3.5 Betalingsformidling (BF)

Betalingsformidling innebærer betaling og oppgjørsvirksomhet. Dette blir en form for ”backoffice” for forretningsområdene egenhandel og formidling og kapitalforvaltning, der de tar seg av selve oppgjøret, betaling og kontroll med motparter. I figur 6.6 vises de høyfrekvente hendelsene som fører til tap innen betalingsformidling. Hele modellen for betalingsformidling er i vedlegg 6.



Figur 6.6: Høyfrekvente tapshendelser betalingsformidling (BF)

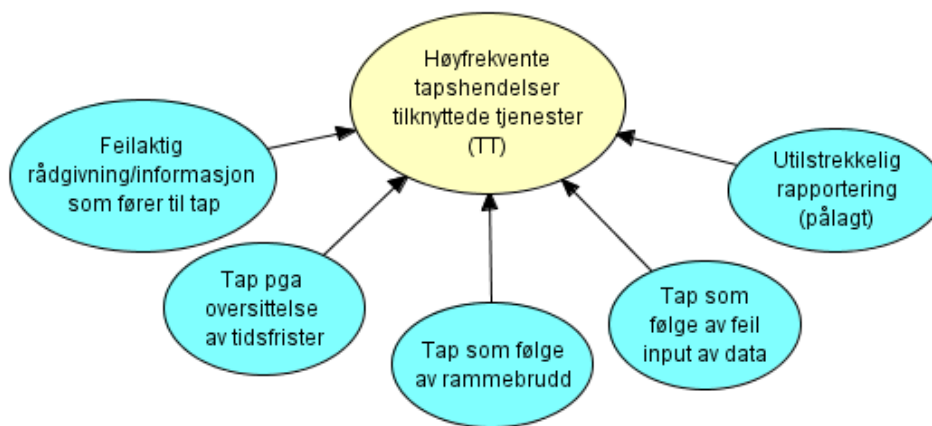
Det er mange tapshendelser innen oppgjør og de fleste tapshendelsene kommer av feil input av data og oversittelse av tidsfrister. Hovedårsakene til dette er utilstrekkelig opplæring, menneskelige feil og usunn arbeidsbelastning. Systemer levert av eksterne leverandører kan svikte, eventuelt kan systemet være nede på grunn av brukerfeil eller hacking. Leverandørfeil og brukerfeil (menneskelige feil) er den mest vanlige årsaken. Rammebrudd skjer også i dette forretningsområdet, enten ubevisste eller bevisste.

”Bevisst urettmessig overføring” og ”ubevisst feilaktig overføring” er noen av de sjeldne hendelsene med store tap og er tatt med i modellen for betalingsformidling til OpRisk-gruppen ved UiS. Disse hendelsene tas derfor ikke med i denne modellen for høyfrekvente tapshendelser for å unngå overlapping. Med andre ord inkluderes ikke ”ubevisst feilaktig overføring” i ubevisst rammebrudd, fordi det er en sjelden hendelse med tilhørende store tap.

Intern svindel innen betalingsformidling er en sjelden hendelse og kan slås sammen med bevisst urettmessig overføring, derfor tas intern svindel ikke med som en årsak til tap på grunn av bedrageri innen betalingsformidling.

6.3.6 Tilknyttede tjenester (TT)

Tilknyttede tjenester innebærer depotvirksomhet, verdipapirservice (kontoførertjenester, administrasjon av verdipapirer og tilknyttede tjenester), administrasjon av verdipapirlån med mer. Identifiserte høyfrekvente hendelser som fører til tap innen tilknyttede tjenester er vist i figur 6.7. Hele modellen for tilknyttede tjenester er i vedlegg 7.



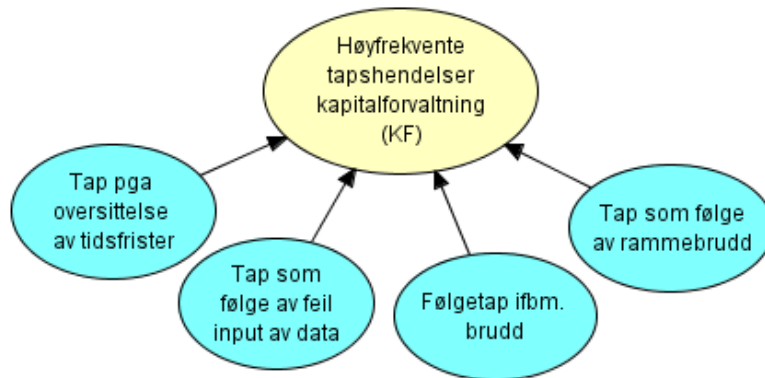
Figur 6.7: Høyfrekvente tapshendelser tilknyttede tjenester (TT)

Det finnes mange offentlige rapporter bankene er pålagt å rapportere inn. Rapportene kan være kompliserte og omfattende, og det kan være lite kompetanse tilknyttet utfyllelse og forståelse av rapportene. Noen skal for eksempel leveres kun en gang i året, og da er det mer sannsynlig at det skjer ubevisste rammebrudd i disse rapportene på grunn av menneskelige feil. Blir rapporten ikke kontrollert internt i banken, er det også mer sannsynlig at rapporten er utilstrekkelig.

Som i de fleste andre forretningsområdene inntreffer hendelsene feil input av data og oversittelse av tidsfrister ofte, og disse skyldes stort sett menneskelige feil, usunn arbeidsbelastning og systemfeil. Informasjon og råd kan være feilgitt innen tilknyttede tjenester på grunn av utilstrekkelig informasjon, kommunikasjonssvikt, usunn arbeidsbelastning samt menneskelige feil. Ubevisste eller feilaktige bevisste rammebrudd fører til tap om de ikke blir tilstrekkelig kontrollert og oppdaget.

6.3.7 Kapitalforvaltning (KF)

Innen forretningsområdet kapitalforvaltning er aktivitetene aktiv forvaltning, verdipapirfondforvaltning og øvrig kapitalforvaltning. Identifiserte høyfrekvente tapshendelser innen kapitalforvaltning er vist i figur 6.8. Hele modellen for kapitalforvaltning er i vedlegg 8.

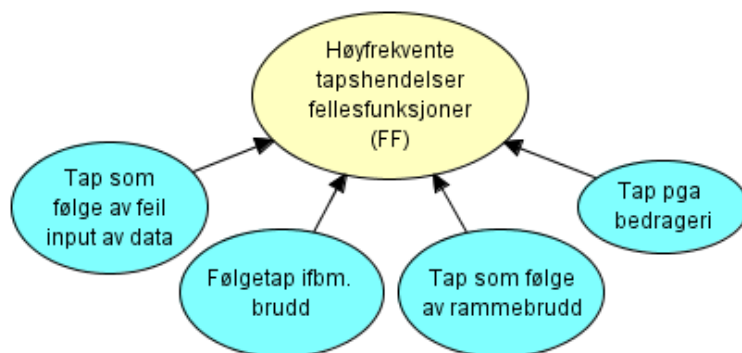


Figur 6.8: Høyfrekvente tapshendelser kapitalforvaltning (KF)

Ved kapitalforvaltning er det store summer per transaksjon. Dette medfører større konsekvenser ved retting av feil tilknyttet tastefeil og oversittelse av tidsfrister. Rammebrudd i kapitalforvaltning skjer enten bevisst eller ubevisst. Ubevisste rammebrudd kan forårsakes av menneskelige feil eller systemfeil. Bevisste rammebrudd i kapitalforvaltning skjer kun om det skal oppnås egen vinning, og det er et tillitsbrudd. Hvis det er brudd i systemer kan dette medføre store konsekvenser for kapitalforvaltning om det ikke finnes en back-up løsning. Sviktende systemer kan for eksempel føre til at man ikke får kjøpt eller solgt på det tidspunktet som er ønskelig og posisjonen ender med tap. Ekstern svindel kan medføre tap innen kapitalforvaltning fordi det kan føre til at systemer er ute av drift. De vanligste tapshendelsenes årsaker er menneskelige feil innen kapitalforvaltning.

6.3.8 Fellesfunksjoner (FF)

Fellesfunksjoner innebærer interne støttefunksjoner, konsernfinans enheter, risikostyring, IT og HR. I figur 6.9 er de identifiserte høyfrekvente hendelser som kan føre til tap. Hele modellen for fellesfunksjoner vises i vedlegg 9.



Figur 6.9: Høyfrekvente tapshendelser fellesfunksjoner (FF)

Innen fellesfunksjonene er det noen hendelser knyttet til menneskelige feil som tastefeil og rammebrudd, men flesteparten av hendelsene gjelder brudd i systemer og skade på fysiske eiendeler samt bedrageri. Hacking, virus, datasvindel og hardware- og softwarefeil er hendelser som går igjen og det er i hovedsak eksterne hendelser.

”Datainnbrudd”, ”alvorlige nedetidsfeil (nedetid > t)” samt ”eksterne hendelser (terror, brann osv.)” er blant annet tatt med som sjeldne hendelser med store tap i modell for fellesfunksjoner utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS. Disse typen hendelser blir ikke tatt med i modellen for høyfrekvente tapshendelser for å unngå overlapping i modellene. ”Datainnbrudd” og ”alvorlige nedetidsfeil (nedetid > t)” i modellen for sjeldne hendelser er knyttet til mer lavfrekvente hendelser med tilhørende store tap, mens i modellen for høyfrekvente hendelser blir mindre dataangrep som skjer oftere inkludert, med lavere tilknyttede tap.

6.4 Hendelsene med tilhørende årsaker

Videre vil årsakene bak de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene bli analysert og forklart med både tekst og BN. Tekst bør ses i sammenheng med BN-modellene. Årsakene til hendelsene fremkommer av OpRisk-databasen og casestudier. Årsakssammenhengene er analysert og videre forklart i underkapittel 6.5.

6.4.1 Tap som følge av feil input av data

Hovedårsakene til tap som følge av feil input av data er tastefeil eller systemfeil samt utilstrekkelige kontroller, og vises i figur 6.10. Videre avhenger både systemfeil og tastefeil av flere faktorer, der usunn arbeidsbelastning er en årsak til tastefeil. Menneskelige feil er en felles årsak til mange av hovedårsakene. Usunn arbeidsbelastning og ferdighetsbaserte ”glipper” er ofte årsakene til tastefeil, og systemfeil og utilstrekkelige kontroller er årsakene til at de ikke blir oppdaget tidlig nok, og dermed forårsaker et tap. En tastefeil vil nødvendigvis ikke føre til tap, men en tastefeil som derimot ikke blir oppdaget i en kontroll kan føre til tap.

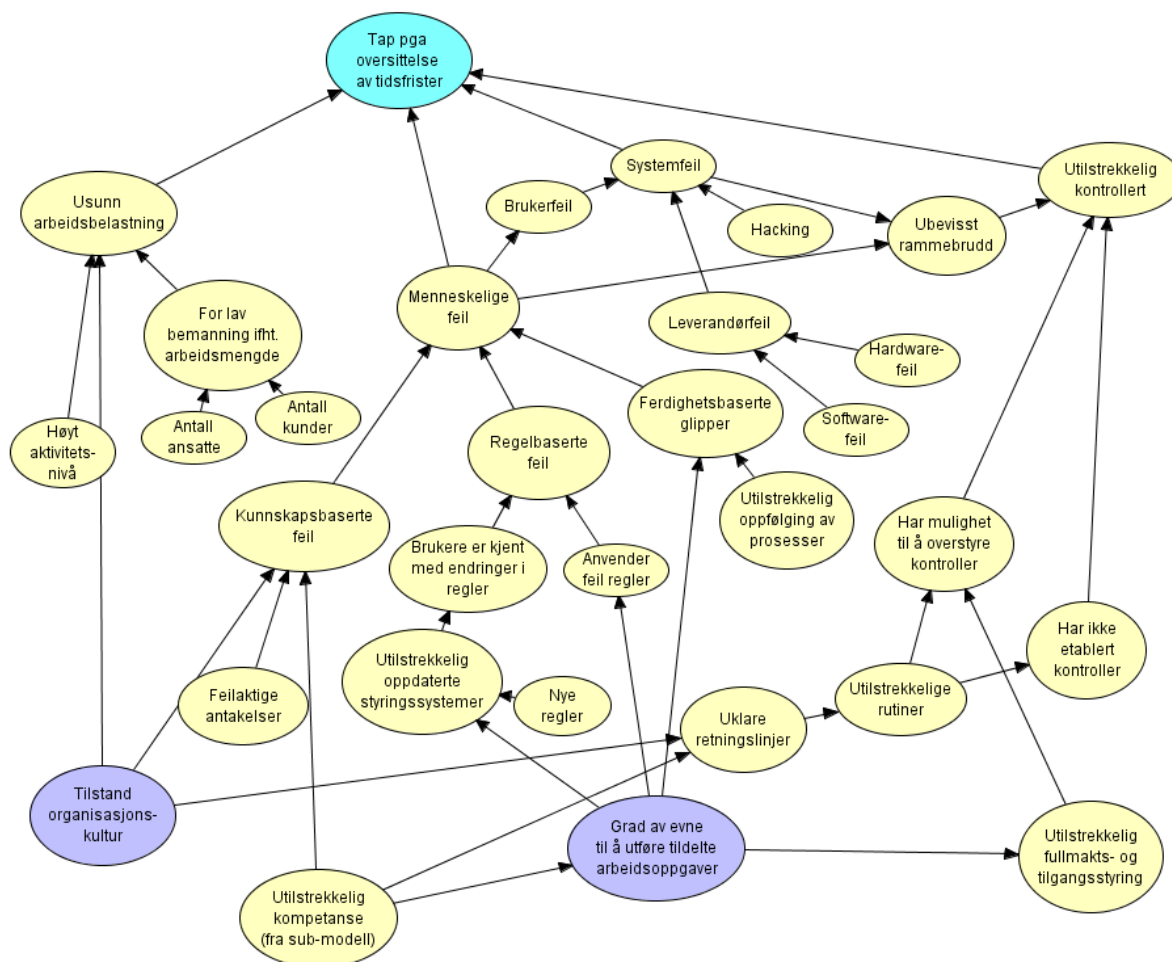


Figur 6.10: Tap som følge av feil input av data (BN)

Inkludert her er også feilslått produkttilpasning der en kunde har fått for eksempel feil rente på et lån, og årsaken er blant annet usunn arbeidsbelastning sammen med en menneskelig feil som gjør at feil rente blir gitt. Sammen med utilstrekkelig kontroll av rentesettingen vil dette kunne føre til tap, grunnet forskjell i avtale og utførelse. Caseeksempler på flere tastefeil i underkapittel 6.5.4.

6.4.2 Tap på grunn av oversittelse av tidsfrister

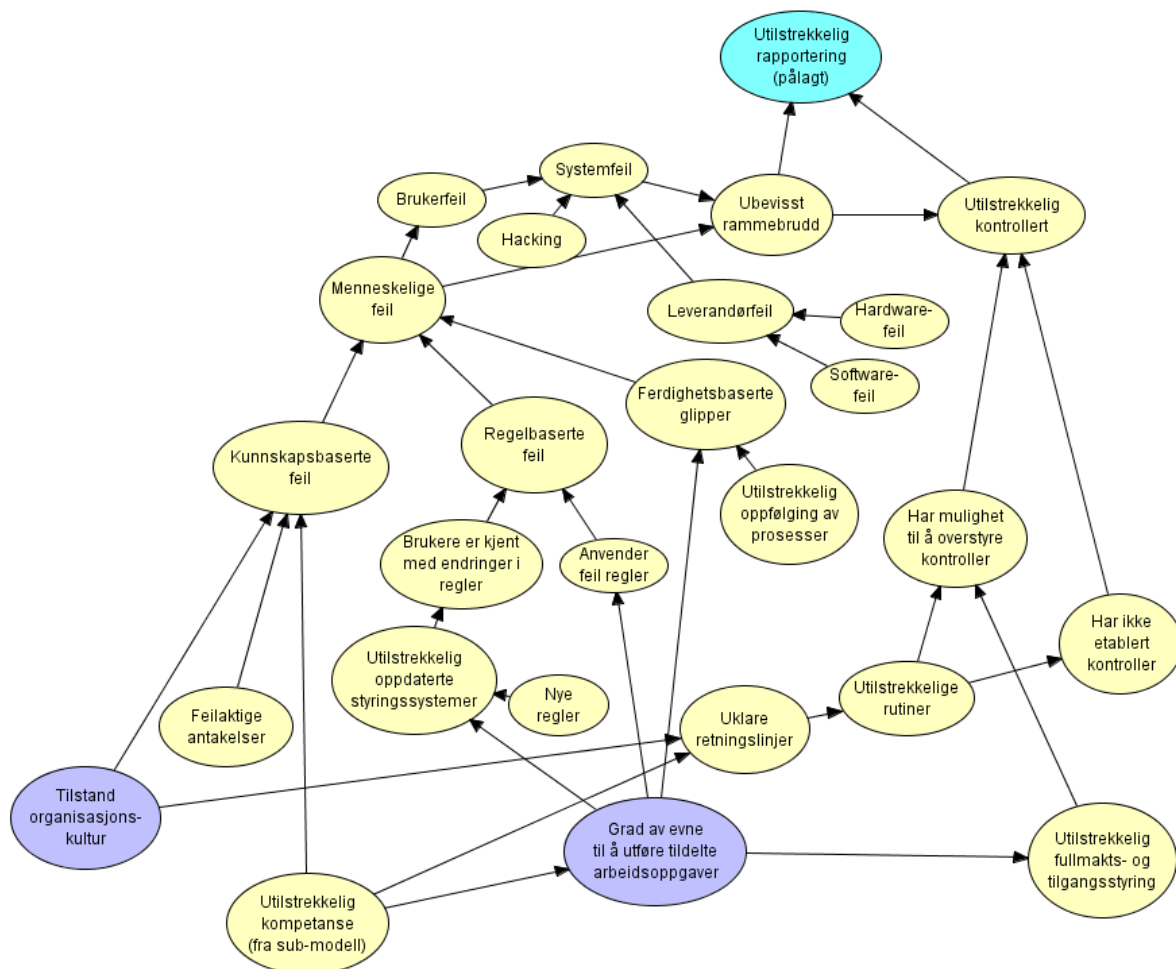
Usunn arbeidsbelastning, menneskelige feil, systemfeil og utilstrekkelige kontroller er hovedårsakene til tap på grunn av oversittelse av tidsfrister, og vises i figur 6.11. Det kan skyldes at man rett og slett glemmer det på grunn av avbrytelser (ferdighetsbaserte ”glipper”) eller at aktivitetsnivået er så høyt at man ikke får tid til å gjennomføre innen tidsfristen. Feil i systemet kan forårsake at man ikke får utført innen tidsfristen. Er det ikke tilstrekkelig kontrollert, blir det vanskeligere å oppdage at tidsfristen er brutt og kan således føre til tap.



Figur 6.11: Tap på grunn av oversittelse av tidsfrister

6.4.3 Utilstrekkelig rapportering (pålagt)

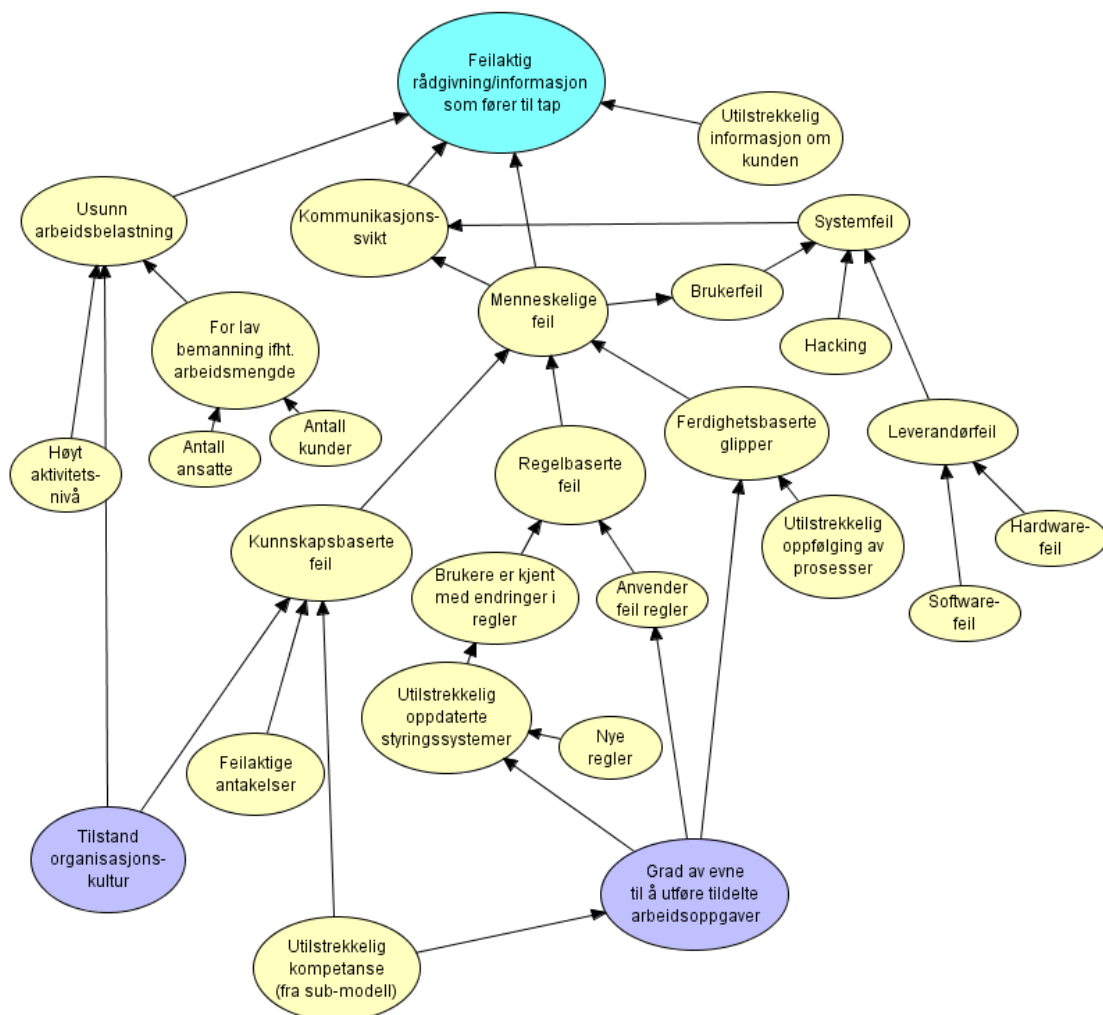
Pålagt rapportering fra myndigheter, finanstilsynet og lignende kan være mangelfulle eller ikke utført i det hele tatt. Dette kan være forårsaket av ubevisste rammebrudd og/eller utilstrekkelige kontroller på at det er utført, og vises i figur 6.12. Pålagte rapporteringer er ikke noe som skal utføres daglig, og det er ikke sikkert det er samme person som utførte den sist som skal utføre den neste gang. Slike rapporter kan være kompliserte, og det kreves kompetanse hos både den som skal lage rapporten, og hos personen som skal kontrollere den. Hovedårsakene bak ubevisste rammebrudd kan være menneskelige feil og derunder utilstrekkelig kompetanse (kunnskapsbaserte feil). Er det ikke etablert rutiner og kontroller vil dette også kunne føre til utilstrekkelig rapportering.



Figur 6.12: Utilstrekkelig rapportering (pålagt) (BN)

6.4.4 Feilaktig rådgivning/informasjon som fører til tap

Usunn arbeidsbelastning, kommunikasjonsvikt, utilstrekkelig informasjon om kunden samt andre menneskelige feil er årsaker til at feilaktig rådgivning og informasjon blir gitt til kunder, og vises i figur 6.13. Det kan medføre at det blir lovet noe som er i strid med lover/rutiner/praksis og som ikke kan overholdes, med andre ord feilaktig informasjon. Menneskelige feil kan blant annet forårsake at det ikke blir kommunisert på riktig måte eller at mottakeren av informasjonen ikke tolker den på riktig måte. Om den ansatte ikke har innhentet tilstrekkelig og riktig informasjon om kunden, vil dette også påvirke hvilken rådgivning som gis.



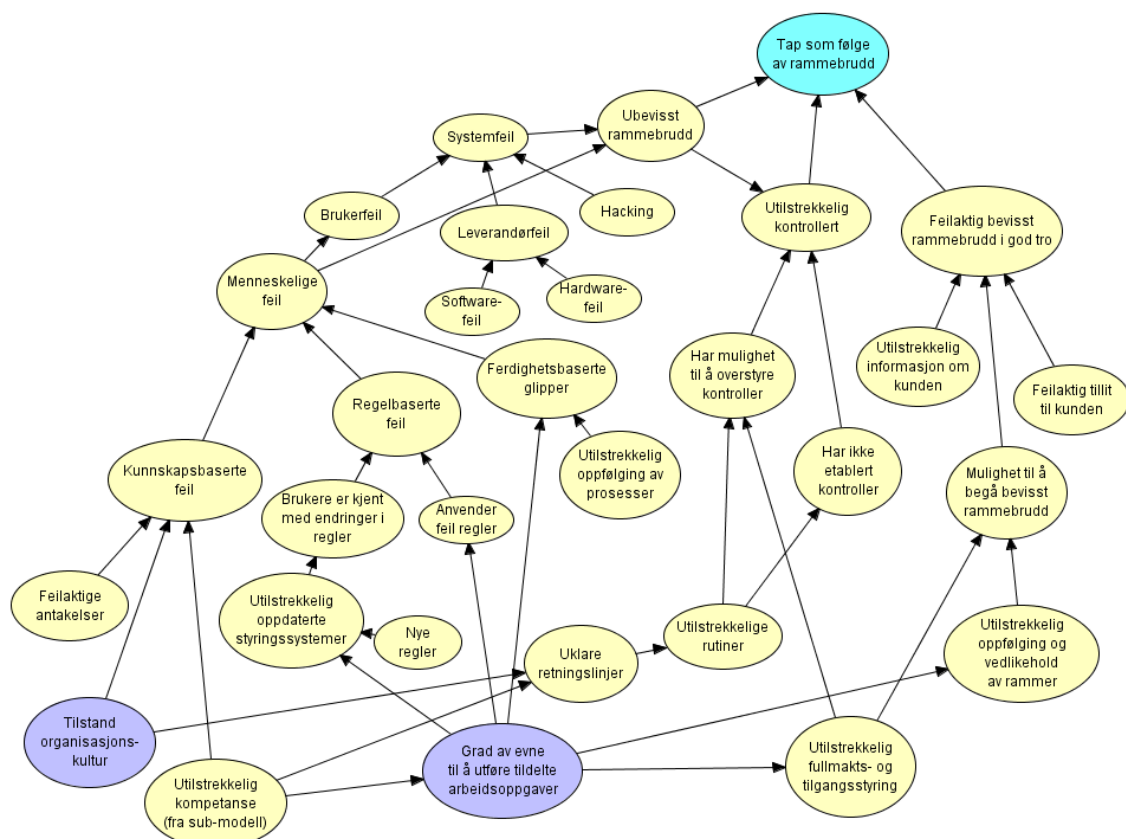
Figur 6.13: Feilaktig rådgivning/informasjon som fører til tap (BN)

Et eksempel er der det blir gitt mangelfulle spareråd; ifølge en undersøkelse utført i 2008 ble det kun i halvparten av tilfelle gitt tilfredsstillende råd i kundemøter i banker (Aftenposten, 2009). Utilstrekkelig kompetanse er den viktigste årsaken, og det fører til menneskelige feil. Feilaktig produkttilpasning er en hendelse som kan overlape med feilaktig

rådgivning/informasjon og inntreffer ikke så ofte, derfor er den ikke inkludert som en egen hendelse. Den blir inkludert under feilaktig rådgivning/informasjon og har årsakene usunn arbeidsbelastning, kommunikasjonsvikt og menneskelige feil sammen med at det utilstrekkelig informasjon om kunden.

6.4.5 Tap som følge av rammebrudd

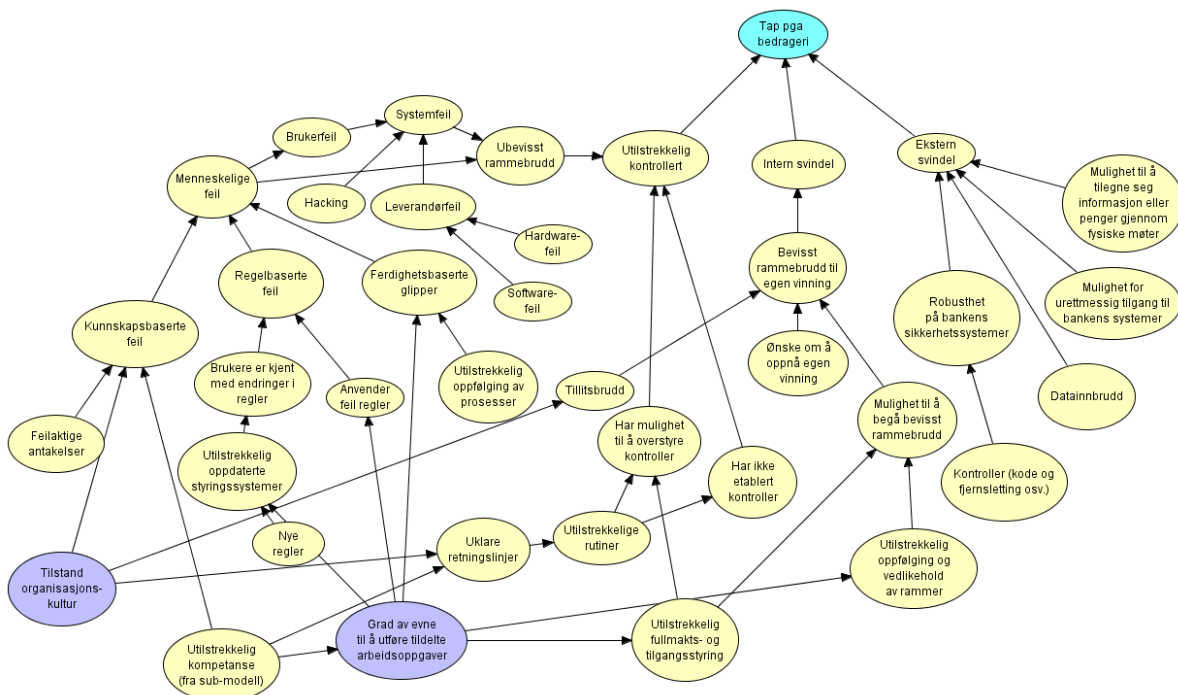
Tap som følge av rammebrudd vises i figur 6.14 og avhenger av et feilaktig bevisst rammebrudd i god tro eller at operasjonen er utilstrekkelig kontrollert og det foreligger et ubevisst rammebrudd. I situasjoner der en kunde trenger et lån i dag og ikke har mulighet til å vente på at en overordnet person i banken skal godkjenne det, forekommer det at behandleren gir etter og innvilger lånet. Behandleren tar avgjørelsen basert på informasjonen den har og tilliten den har til kunden. Ved utilstrekkelig informasjon og for stor tillit til kunden kan det forekomme feil avgjørelser, og således et feilaktig rammebrudd. Videre kan det være ubevisste rammebrudd der rammer blir brutt ved en feiltakelse, enten på grunn av systemfeil eller menneskelige feil. Sammen med utilstrekkelige kontroller, vil slike hendelser kunne føre til tap.



Figur 6.14: Tap som følge av rammebrudd (BN)

6.4.6 Tap på grunn av bedrageri

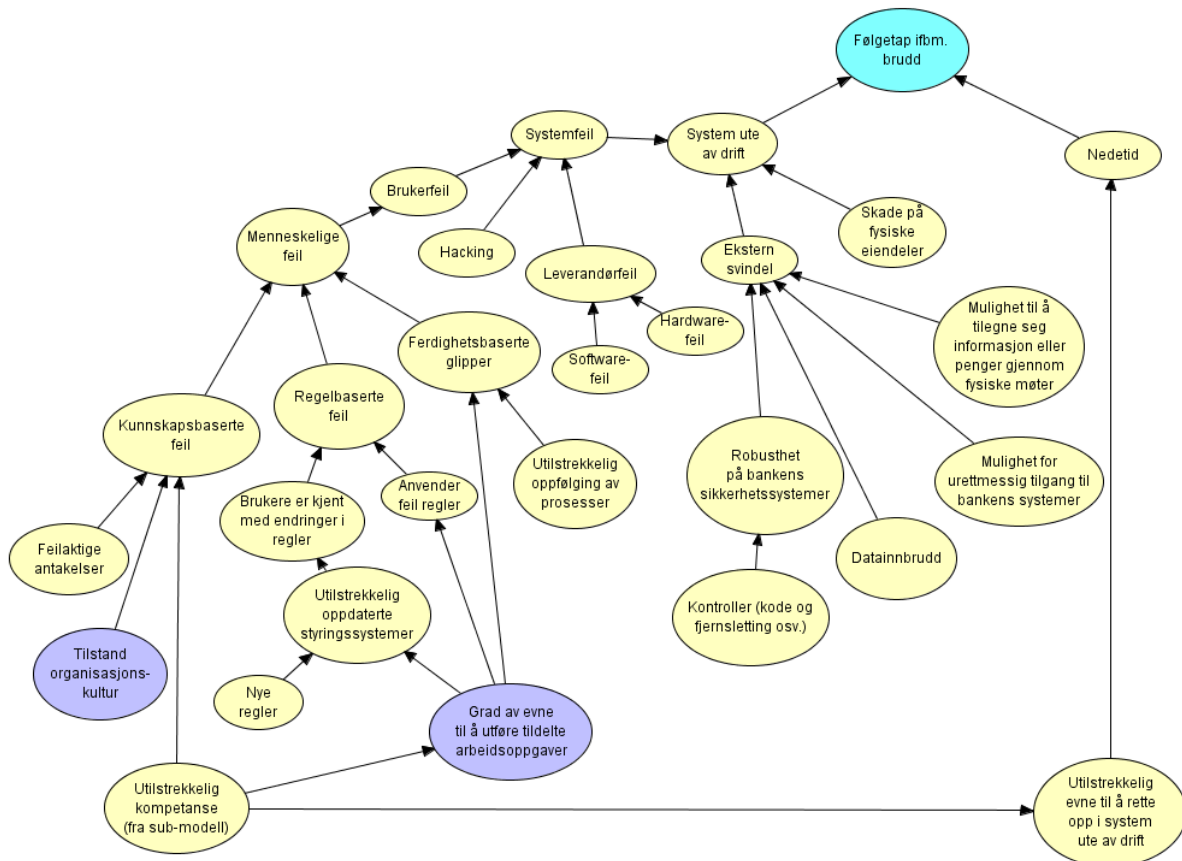
Bedrageri skyldes intern eller ekstern svindel sammen med utilstrekkelige kontroller, og vises i figur 6.15. Ekstern svindel kan være phishing, stjeling av kort eller andre opplysninger, falske sjekker, forfalskning av dokumentasjon osv. Modellen inkluderer ikke kredittbedrageri som kan være bruk av falsk dokumentasjon til å tilegne seg store lån til eiendom, og svindel i stor størrelse. Kredittbedrageri i den størrelsen er sjeldne hendelser som er med i modell for lavfrekvente hendelser, med tilhørende store tap, utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS. Om hendelsene inntreffer avhenger av robustheten på bankens egne sikkerhetssystemer og eksterne innbrudd. Intern svindel avhenger av et bevisst rammebrudd til egen vinning som oppstår ved tillitsbrudd, ved mulighet for å begå et bevisst rammebrudd og et ønske om å oppnå egen vinning. Utilstrekkelige kontroller, på grunn av ubevisste rammebrudd, muligheten til å overstyre kontroller eller ikke etablerte kontroller, kan det føre til at forsøk på intern og ekstern svindel ikke blir oppdaget. Dette kan føre til tap for banken.



Figur 6.15: Tap på grunn av bedrageri (BN)

6.4.7 Følgetap i forbindelse med brudd

Følgetap i forbindelse med brudd vises i figur 6.16 og avhenger av om systemet er ute av drift på grunn av skade på fysiske eiendeler, ekstern svindel eller systemfeil, og hvor lenge systemet har vært ute av drift. Systemfeil kan skyldes brukerfeil, hacking eller menneskelige feil. Hvor lenge systemet er ute av drift avhenger av evnen til å rette opp i systembruddet som avhenger av kompetansen.



Figur 6.16: Følgetap i forbindelse med brudd (BN)

6.4.8 Skade på fysiske eiendeler og ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen

I denne oppgaven er det, som tidligere nevnt, utviklet et eget bayesiansk nettverk for de hendelseskategoriene som har litt annerledes årsaker. Disse står ikke for en betydelig del av hendelser som inntreffer ofte og som fører til betydelige tap. Hendelseskategoriene det er snakk om er *ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen* (EPWS) og *skade på fysiske eiendeler* (DPA). De blir forklart videre med årsakssammenhenger som også blir belyst i det bayesianske nettverket i figur 6.17.

Skade på fysiske eiendeler (DPA)

Årsakene til skader på fysiske eiendeler er tyveri, hærverk, utilstrekkelige sikkerhetssystemer i banken og fysiske ran. Det er ikke inkludert terror, brann osv. da dette er med i modell for sjeldne hendelser med store tap utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS. Skade på fysiske eiendeler blir brukt i modellene for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser som en årsak til at system er ute av drift.

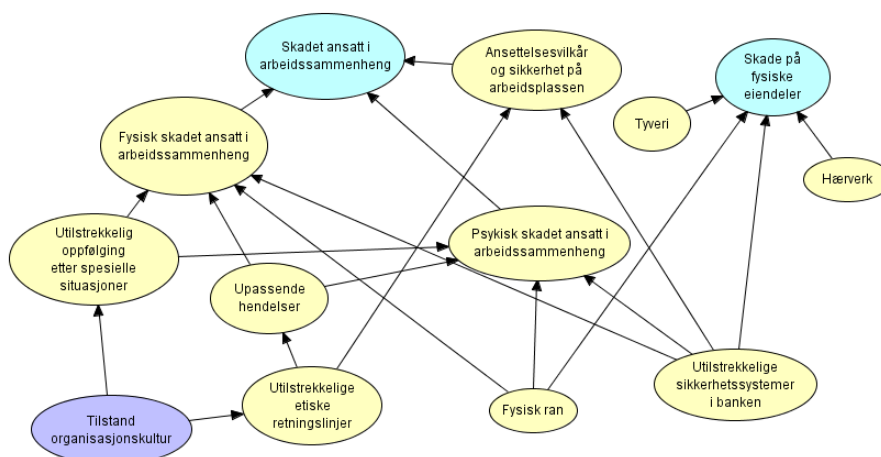
Ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen (EPWS)

Om en ansatt blir skadet i arbeidssammenheng avhenger av ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen, samt om ansatte blir fysisk eller psykisk skadet. Årsakene til dette er utilstrekkelige sikkerhetssystemer i banken, fysiske ran, upassende hendelser, utilstrekkelige etiske retningslinjer og utilstrekkelig oppfølging etter ”spesielle” situasjoner. De tre sistnevnte årsakene avhenger av organisasjonskulturen i banken.

Modellen for DPA og EPWS

I figur 6.17 vises det bayesianske nettverket utviklet i denne oppgaven med årsakssammenhengene til de to hendelseskategoriene som er omtalt ovenfor. Disse hendelsene er ikke knyttet til et spesifikt forretningsområde.

Hendelsen skadet ansatt i arbeidssammenheng er ikke høyfrekvent og derfor vil den ikke bli brukt videre i modellene for høyfrekvente tap. Skade på fysiske eiendeler som følge av tyveri, hærverk og utilstrekkelige sikkerhetssystemer i banken er mer høyfrekvent og en årsak til ekstern svindel. Denne hendelsen vil derfor bli brukt i de bayesianske nettverkene for hendelser og årsaker i de forskjellige forretningsområdene der det er relevant.



Figur 6.17: Skade på fysiske eiendeler og ansettelsesvilkår og sikkerhet på arbeidsplassen (BN)

6.5 Årsakssammenhengene

Videre klargjøres de viktigste årsakssammenhengene bak årsakene til de høyfrekvente operasjonelle tapshendelsene. De er utledet på grunnlag av all tilgjengelig kunnskap i figur 5.1, og omfatter teorier av Sanford og Moosa (2012), Reason (1990) og Crouhy et al. (2000), samt kunnskap fra casestudier, OpRisk-databasen og sub-modellene.

6.5.1 Usunn arbeidsbelastning

For høyt aktivitetsnivå samt for lav bemanning i forhold til arbeidsmengde er faktorer som kan føre til usunn arbeidsbelastning. For lav bemanning i forhold til arbeidsmengden avhenger av forholdet mellom antall ansatte og antall kunder. Tilstanden til organisasjonskulturen er også en viktig faktor som spiller inn på om aktivitetsnivået og bemanning i forhold til arbeidsmengde fører til usunn arbeidsbelastning.

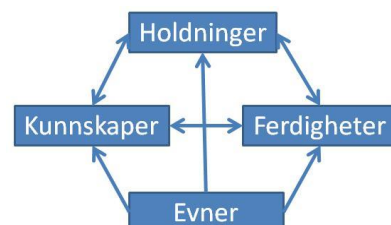
6.5.2 Kommunikasjonssvikt

Kommunikasjonssvikt innebærer uklar kommunikasjon internt eller mot kunder/motparter og oppstår oftest på grunn av menneskelige, systemfeil og dysfunksjonell organisasjonskultur.

6.5.3 Menneskelige feil

Reason (1990) har utviklet et konseptuelt rammeverk for menneskelige feil; ”generic error-modelling system” (GEMS). Modellen skiller mellom 3 hovedfeil: ferdighetsbaserte ”glipper”, regelbaserte feil og kunnskapsbaserte feil. Regelbaserte feil og kunnskapsbaserte feil stammer fra modeller fra Rasmussen (1986) og Rouse (1981). ”Glipper” opptrer når intensjonen er riktig, men utførelsen feiler, *feil* skjer når det handles etter planen, men planen var utilstrekkelig (Reason, 1990 med referanser). Ofte er årsakene til at *feil* oppstår mer komplekse enn årsakene til ”glipper”. De menneskelige feilene springer derfor ut fra ferdighetsbaserte ”glipper”, regelbaserte feil og kunnskapsbaserte feil.

Under *kunnskapsbaserte feil* er utførelsen riktig, men planen er ikke riktig på grunn av for lite kompetanse. Ifølge Lai (2004) består kompetanse av holdninger, evner, kunnskaper og ferdigheter og kunnskaper påvirkes således på individnivå av evner, ferdigheter og holdninger, som vist i figur 6.18.



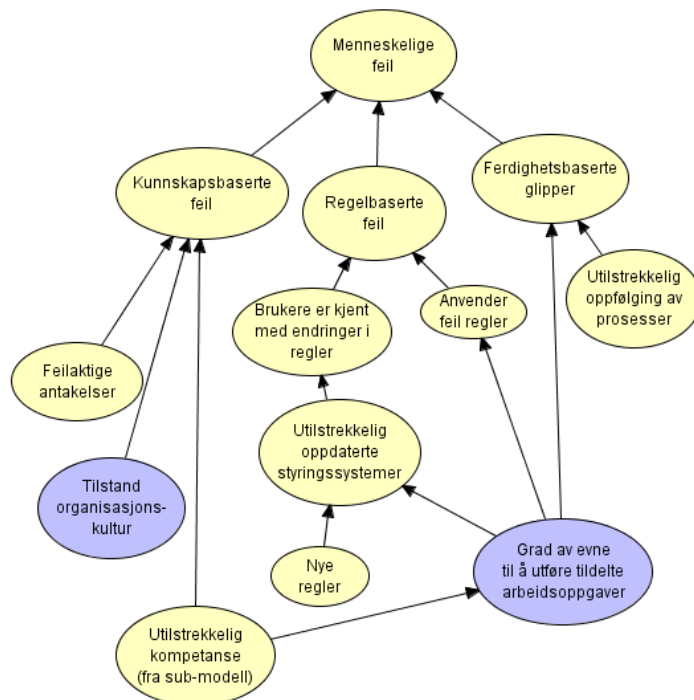
Figur 6.18: Kompetansemodell (Lai, 2004)

Grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver er en sub-modell som har blitt utviklet av OpRisk-gruppen ved UiS og tilsvarer evner. Opplæring i kompetansenoden fra denne sub-modellen påvirker ferdighetene og organisasjonskulturen påvirker holdningene. Feilaktige antakelser påvirker også kunnskapsbaserte feil (Reason, 1990).

Ved *ferdighetsbaserte "glipper"* er intensjonen riktig, men utførelsen feiler (Reason, 1990). Årsakene er således utilstrekkelig oppfølging av prosesser og manglende evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver. Utilstrekkelig oppfølging av prosesser innebærer utelatelse, repetisjon, redusert bevissthet, avbrytelser og vaner.

Regelbaserte feil kommer av at det anvendes feil regler, eller at det har kommet nye regler. Feil regler kan bli brukt i tilfeller der det er for mye informasjon, regelen har stor styrke (blitt brukt mange ganger før) eller ved rigiditet (bruker samme regelen på ulike forhold) (Reason, 1990). Regelbaserte feil kan oppstå om brukerne ikke er kjent med endringer i regler, på grunn av utilstrekkelig oppdaterte styringssystemer, ved innførelse av nye regler. Utilstrekkelig oppdaterte styringssystemer påvirkes også av evnen til å utføre tildelte arbeidsoppgaver.

I figur 6.19 er årsakssammenhengene til menneskelige feil presentert i det bayesianske nettverket.



Figur 6.19: Menneskelige feil (BN)

Eksempel på tiltak som kan redusere menneskelige feil i en bestemt tjeneste, samtidig som det effektiviserer driften, er å redusere antall bankfilialer som tar i mot penger over kassen, og innføre innvekslingsautomater, slik Nordea har gjort (Stavanger Aftenblad, 2012b).

6.5.4 Tastefeil

Tastefeil kan komme ved usunn arbeidsbelastning og menneskelige feil. Dette kommer blant annet frem av OpRisk-databasen og forskjellige case. Eksempler på case er der en trader tastet B for ”billion” istedenfor M for ”million” (E24, 2010), og der en hobbyinvestor ble midlertidig aksjemilliardær etter en tastefeil som skyldtes en menneskelig feil i banken (Dagens Næringsliv, 2011).

6.5.5 Systemfeil

Systemfeil kan stamme fra software-feil eller hardware-feil og det er leverandøren sitt ansvar at systemene fungerer til enhver tid. Dette kan være feil fra EVRY (IT-system brukt i norske banker) som gjør at nettbanken er nede, eller det kan være feil i for eksempel SCD (SimCorp Dimension) som gjør at informasjon ikke blir riktig i systemene. Eksempler på dette er da kundene i DNB ikke fikk bruke VISA-kortene sine, der dette skyldtes en leverandørfeil (Nettavisen, 2009). En annen systemfeil som rammet 80% av alle minibanker i Norge samt nettbanker til flere store konsern, skyldtes at leverandørens back-up løsning ikke fungerte (Stavanger Aftenblad, 2012a).

Systemfeil kan også skyldes brukerfeil som skyldes menneskelige feil, eller det kan være hacking utenfra. Blant andre ble DNB utsatt for datakriminalitet der det ble sendt store mengder datatrafikk mot webservere som drifter internettsiden (tjenestektangrep), som fører til at ingen kommer inn på internettsiden (nettbanken) (VG, 2012).

6.5.6 Utilstrekkelig kontrollert

Utilstrekkelige kontroller kan være både en bevisst eller ubevisst handling. Herunder inngår ikke overstyring av kontroller til egen vinning, da dette går inn under intern svindel. Om det er tilstrekkelig kontrollert avhenger av om det er etablert kontroller i det hele tatt og om det er mulig å overstyre kontroller. Tilstanden til organisasjonskulturen og om det er tilstrekkelig kompetanse legger mye av grunnlaget til om det er klare og tilstrekkelige retningslinjer og rutiner. Retningslinjer og rutiner påvirker om kontroller er etablert og om det er mulig å overstyre kontroller. Utilstrekkelig fullmakts- og tilgangsstyring påvirker muligheten til å overstyre kontroller.

6.5.7 Intern svindel

Intern svindel avhenger av om en ansatt bevisst bryter rammer til egen vinning. Om en ansatt bryter rammer til egen vinning avhenger igjen av om et ønske om å oppnå egen vinning, muligheten til å begå bevisste rammebrudd, samt et tillitsbrudd. Muligheten til å begå et bevisst rammebrudd skyldes utilstrekkelig fullmakts- og tilgangsstyring, med eksempelvis uklar arbeidsdeling, samt utilstrekkelig oppfølging og vedlikehold av rammer. Tillitsbrudd avhenger av tilstanden på organisasjonskulturen.

6.5.8 Ekstern svindel

Ekstern svindel avhenger av robustheten på bankens sikkerhetssystemer, om det skjer datainnbrudd, muligheten til å tilegne seg urettmessig tilgang til bankens systemer og muligheten til tilegnelse av informasjon eller penger gjennom fysiske møter. Her inngår svindel som hacking, virus, phishing, skimming og lignende og bruk av falsk dokumentasjon (sjekk, id osv).

For eksempel er mobiltelefonen (smarttelefonen) en sikkerhetsrisiko i seg selv. Det finnes mye informasjon som er tilgjengelig fra smarttelefonene som ikke skal ut i offentligheten, som for eksempel ligger på e-mail. Ved tyveri av en mobiltelefon kan uvedkommende få tilgang til sensitiv informasjon som kan brukes til svindel. En barriere for dette er kode på telefonen, og mulighet til å fjernslette alt fra telefonen om den skulle bli frastjålet.

Et tiltak for å begrense tap er for eksempel å sette grensen på kredittkort lavere, da det maksimale tapet per kredittkort avhenger av denne grensen.

6.5.9 Feilaktig bevisst rammebrudd i god tro

Bevisst rammebrudd i god tro vil si at det tas snarveier for å kunne godkjenne eksempelvis lån til kunder, som virker som tilsynelatende kredittverdige kunder, med en god hensikt. Her baseres beslutningen på tilliten den ansatte har til kunden og informasjonen de har om kunden. Da kan det hende at rammene brytes for å innfri betingelsene. Rammebruddet blir feilaktig hvis dette ikke er den riktige avgjørelsen. Om det blir tatt et bevisst rammebrudd i god tro avhenger også av om det er mulighet til å begå et bevisst rammebrudd som avhenger av tilstrekkeligheten til fullmakts- og tilgangsstyring samt oppfølging og vedlikehold av rammer.

6.5.10 Mulighet til å begå bevisst rammebrudd

Rammer er der den enkelte ansatte har lov til å bevege seg innenfor. Disse avhenger av hvilke fullmakter og tilganger som er gitt til den enkelte (arbeidsdeling) og om det er tilstrekkelig oppfølging og vedlikehold av rammer.

Det er et bevisst rammebrudd hvis en ansatt går utover fullmakten, enten fordi den vil oppnå egen vinning (intern svindel) eller fordi den har tillit til kunden og handler i god tro.

6.5.11 Mulighet til å overstyre kontroller

Kontrollene skal kontrollere at det ikke er gjort feil (ubevisst) eller at noen gjør noe de ikke har lov til (bevisst). Muligheten til å overstyre kontroller avhenger av om rutiner og retningslinjer er tilstrekkelige, klart formulert og forstått, som igjen avhenger av tilstanden til organisasjonskulturen og kompetansen. Muligheten til å overstyre kontroller avhenger også av hvor tilstrekkelig fullmakts- og tilgangsstyringen er.

6.5.12 Ubevisst rammebrudd

Et ubevisst rammebrudd kan skyldes menneskelige feil eller systemfeil som fører til at rammer blir brutt, uten hensikt, og uten at noen ønsker å oppnå egen vinning med det.

6.5.13 System ute av drift

System ute av drift er som regel forårsaket av eksterne faktorer som systemfeil, ekstern svindel eller skade på fysiske eiendeler. Dette kan være både tilsiktet og utilsiktet.

6.6 Sub-modeller

I det bayesianske nettverket er det inkludert noen sub-modeller som allerede er utarbeidet som en del av OpRisk-prosjektet ved UiS. Sub-modellene er BN med underliggende årsakssammenhenger som påvirker mange faktorer i banken. Disse sub-modellene er *tilstand organisasjonskultur* og *grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver*.

6.6.1 Tilstand organisasjonskultur

OpRisk-gruppen ved UiS har utviklet en organisasjonskultur-modell som retter seg mot operasjonell risiko (Andersen, Häger og Tunglund, 2012). I denne oppgaven brukes den som en sub-modell, og har stor påvirkning på ulike årsaker bak de høyfrekvente operasjonelle tapshendelser. Modellen er i vedlegg 10, og dens hovedelementer er organisatorisk læring og etikk.

6.6.2 Grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver

Modellen for grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver er utviklet som en del av OpRisk-prosjektet ved UiS. Hovedfaktorene som påvirker evnen til å utføre tildelte arbeidsoppgaver er utilstrekkelig kompetanse (utdanning, erfaring og opplæring), usunn arbeidsbelastning og usunt arbeidsmiljø. Modellen er i vedlegg 11.

7 Kobling mellom årsaksmodell og tapsmodell

Innenfor hvert forretningsområde skal det etableres frekvens og tapsalvorlighet knyttet til hver hendelse. Som i LDA i (3.1) blir to fordelinger koblet sammen: fordeling på frekvens og fordeling på tapsalvorlighet (Häger og Andersen, 2010). Kombinert vil disse vise fordelingen av de totale tap i hvert forretningsområde.

7.1 Frekvens

Frekvensen kan predikeres ved hjelp av en diskret fordeling. Den har en tilfeldig variabel, X , som kan ha et naturlig tall, $N_0 = \{0,1,2,\dots\}$, som verdi (Ross, 2010) og brukes innen operasjonell risiko til å finne antall hendelser. En diskret fordeling er poissonfordelingen.

7.1.1 Poissonfordelingen

Poissonfordelingen er en diskret fordeling som brukes når det skal telles antall ganger for eksempel en hendelse forekommer innenfor et gitt tidsintervall (Rachev, Stoyanov og Fabozzi, 2008). Denne fordelingen avhenger kun av en parameter, λ , som tilsvarer en feilrate. Sannsynlighetsfordelingen av en poissonfordelt tilfeldig variabel X kan beskrives med (7.1) (Ross, 2010).

$$P(X = i) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^i}{i!} \quad (7.1)$$

der $i = 0, 1, 2, \dots$ og $i!$ er det samme som $i(i - 1)(i - 2) \cdot \dots \cdot 2 \cdot 1$.

(7.1) viser sannsynligheten for at faktoren som skal måles, X , inntreffer i antall ganger i løpet av et gitt tidsintervall. Feilraten, λ , måles enten for det tidsintervallet det er meningen at analysen skal inneholde, eller ved å gange feilraten med en tidsfaktor, t , for å få det riktige tidsintervallet.

Feilraten påvirker hvordan fordelingen ser ut. I hver hendelse innen hver av forretningsområdene i modellene er det to feilrater – en historisk og en prediktiv. Historisk feilrate er bygget på historiske interne data med antallet tapshendelser i et gitt tidsintervall.

Prediktiv feilrate bygger på årsakssammenhengene med ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input i den bayesianske nettverksmodellen. Det ligger mye relevant data i historiske interne data, som omtalt i underkapittel 5.1, men samtidig er det viktig å få med all tilgjengelig kunnskap, omtalt i underkapittel 5.2, for å få et mer tillitsfullt risikobilde og tapsprediksjon. Derfor vil det være en vektning mellom historisk og prediktiv feilrate. Vektingen mellom den historiske og prediktive feilraten vurderes ut fra hvor mye all tilgjengelig kunnskap brukt i det bayesianske nettverket indikerer at det operasjonelle miljøet forandrer seg. Det operasjonelle miljøet kan forandre seg på grunn av produktendringer, endring av systemer og verktøy og lignende.

7.1.2 Kobling mellom frekvens og årsaksbildet

BN-modellene i oppgaven viser høyfrekvente tapshendelser samt årsakene til at slike hendelser inntreffer. Sannsynlighetsfordelingen i hendelsesnodene avhenger av sannsynlighetene til årsakene til hendelsesnodene ($P(\text{tapshendelse}|\text{årsaker})$). Sannsynlighetsfordelingene i hendelsesnodene vil være med på å utgjøre prediktiv feilrate i frekvensen.

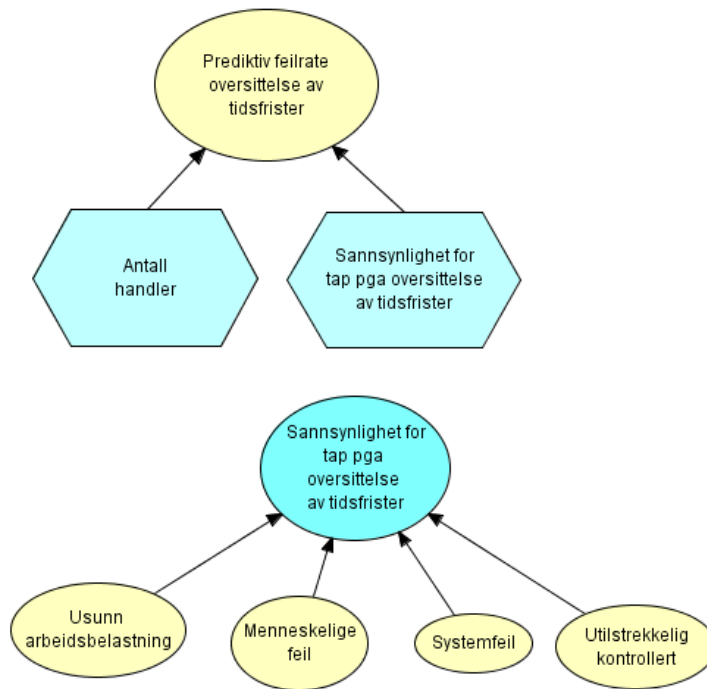
For å illustrere koblingen mellom frekvens og årsaksbildet samt hvordan poissonfordelingen passer med modellen er det tatt utgangspunkt i *tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister* i forretningsområdet kapitalforvaltning (KF).

7.1.3 Frekvens "tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister" - KF

Årsakene til tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister innen forretningsområdet kapitalforvaltning er menneskelige feil, systemfeil, usunn arbeidsbelastning og utilstrekkelige kontroller, vist i figur 7.1. Årsakene har forskjellige sannsynlighetsfordelinger i hver sine noder og de bidrar til en sannsynlighetsfordeling i noden for tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister.

Den prediktive feilraten utgjøres av to faktorer; antall handler i løpet av for eksempel ett år og sannsynlighet for tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister. Feilraten er hvor mange ganger en tapshendelse inntreffer i løpet av en gitt periode. I dette tilfellet kan perioden for eksempel være ett år. Antall handler er en inputnode der det legges inn hvor mange handler innen kapitalforvaltning det forventes i løpet av ett år.

Marginalfordelingen, vist i (4.3), viser sannsynlighetsfordelingen til tap på grunn av oversittelse av tidsfrister og brukes videre sammen med antall handler for å finne forventningsverdien til poissonfordelingen for den prediktive feilraten. Figur 7.1 viser at produktet av antall hendelser i løpet av ett år og punktsannsynligheten for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister utgjør forventningsverdien som brukes i poissonfordelingen til prediktiv feilrate, λ_P , for 1 år.

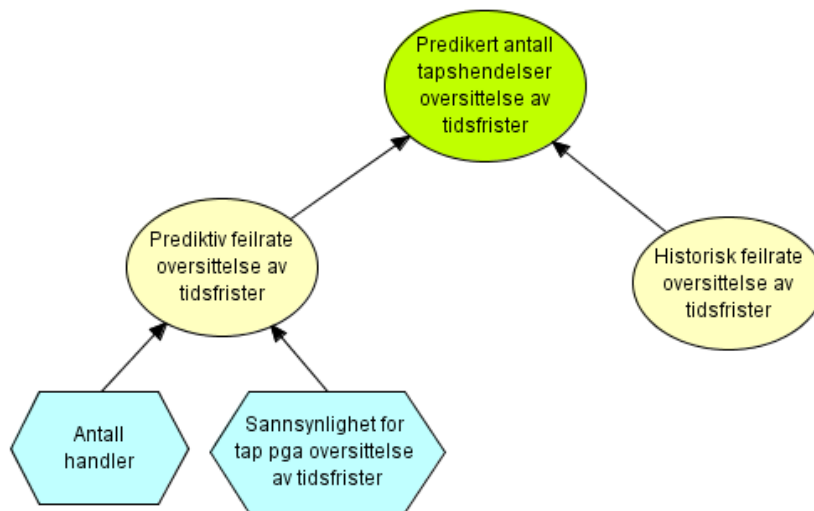


Figur 7.1: Prediktiv feilrate oversittelse av tidsfrister (BN)

De fire årsakene, vist i figur 7.1, kan ha sannsynligheter fordelt på sann/usann eller tilstander (for eksempel rød-gul-grønn tilstand). I noden for sannsynlighet for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister vektet årsakene etter hvor mye de påvirker tap på grunn av oversittelse av tidsfrister. Hvis det ikke er grunn til å tro at noen har mer eller mindre betydning enn andre vektet de likt. Er det grunn til å tro at en eller flere påvirker i større eller mindre grad enn andre vektet de ulikt. Sannsynlighetsfordelingen til de med høyere vekt får naturligvis større innvirkning på den totale sannsynlighetsfordelingen i hendelsesnoden.

Videre kan det ut fra interne historiske data finnes ut hvor mange tapshendelser innenfor oversittelse av tidsfrister som har funnet sted innenfor et år. Dette vil utgjøre den historiske feilraten, λ_H . Hvis det er litt ujevnt fordelt hvor mange tapshendelser som er rapportert inn kan det tas et gjennomsnitt fra for eksempel de tre siste årene. Lenger bak i tid er det ikke

sikkert like god innrapporteringskultur, samt at de er mindre relevante enn de nyere observasjonene.



Figur 7.2: Predikert antall tapshendelser oversittelse av tidsfrister (BN)

Den prediktive og den historiske feilraten skal sammen etablere et predikert antall tapshendelser for oversittelse av tidsfrister. For å etablere et predikert antall tapshendelser må det tas et vektet gjennomsnitt av de to feilratene. Et vektet gjennomsnitt av prediktiv feilrate, λ_P , og historisk feilrate, λ_H , som forventningsverdi i poissonfordelingens formel, (7.1), vil gi en poissonfordeling basert på all tilgjengelig informasjon. Det vektete gjennomsnittet $(\lambda_P \cdot vekt_P + \lambda_H \cdot vekt_H) / \text{summen av vektene}_{P+H} = \lambda$. Der λ er predikert antall tapshendelser knyttet til oversittelse av tidsfrister. Vektingen avgjøres av hvor mye bedre prediktiv feilrate er enn historisk feilrate til å predikere antall tapshendelser i fremtiden. Dette vurderes ut fra all tilgjengelig kunnskap. Et eksempel kan være at det er innført bedre kontroller for å kontrollere at det blir gjennomført i tide. I det tilfellet bør den prediktive feilraten, forankret i det bayesianske nettverket, vektet høyere enn den historiske feilraten. Dette fordi den historiske feilraten er ikke like relevant lenger, da det operasjonelle miljøet har forandret seg siden de historiske hendelsene inntraff.

7.2 Tapsalvorlighet

Tapsalvorligheten avgjøres av hvor mye det er mulig å tape på en høyfrekvent hendelse og hvor stort det er sannsynlig at tapet blir. Disse faktorene kan klassifiseres med en kontinuerlig fordeling, for eksempel en normalfordeling. En kontinuerlig fordeling er en tilfeldig variabel, X , som kan ha et intervall som verdi (Ross, 2010). Med kontinuerlige fordelinger kan man finne tapsalvorlighetsfordelingen innen operasjonell risiko.

7.2.1 Normalfordeling

Normalfordelingen bygger på sentralgrenseteoremet som sier at summen av et stort antall uavhengige stokastiske variabler er tilnærmet normalt fordelt (Stock og Watson, 2007). Normalfordelingen har gjennomsnitt, μ , og varians, σ^2 , er symmetrisk rundt gjennomsnittet med et 95% konfidensintervall og blir uttrykt med $N(\mu, \sigma^2)$ (Stock og Watson, 2007). Normalfordelingen kan begrenses der det vil være naturlig å begrense den, med en trunkert normalfordeling. Dataene er trunkerte når observasjoner i et visst intervall er utelatte (Chernobai, Menn, Rachev, Truck og Moscadelli, 2006).

For å illustrere tapsalvorligheten tas det utgangspunkt i modellen for høyfrekvente hendelser innen kapitalforvaltning (KF). Tapsalvorligheten for den høyfrekvente hendelsen *tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister* er analysert i 7.2.2.

Den samlede tapsalvorlighetsfordelingen er etablert og omtalt i 7.2.3.

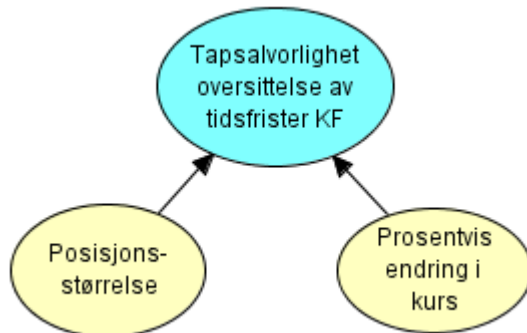
7.2.2 Tapsalvorlighet "tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister" – KF

For å illustrere tapsalvorligheten i BN er det tatt utgangspunkt i en situasjon der et tap har oppstått i forbindelse med en oversiktet tidsfrist ved en verdipapirhandel innen kapitalforvaltning. Faktorene som påvirker tapsalvorligheten i tap på grunn av oversiktelse av tidsfrister innen kapitalforvaltning er tapsmulighetsområde og hvor mye det er sannsynlig å tape (gevinst/tap = posisjonsstørrelse · prosentvis verdiendring).

Innen kapitalforvaltning kan oversiktelse av tidsfrister medføre at forvalteren må kjøpe posisjonen til en dyr pris. Tapet avhenger da av hvor stor posisjonsstørrelsen er og hvor stor den prosentvise endringen i kurs er, vist i figur 7.3. Posisjonsstørrelsen kan beskrives med en normalfordeling med forventningsverdi (μ) og varians (σ^2). Der μ vil være gjennomsnittlig posisjonsstørrelse og σ^2 vil være hvor mye posisjonen varierer i forhold til dette gjennomsnittet. Posisjonen kan naturlig nok ikke være negativ, og det vil være en trunkert normalfordeling med null som nedre grense ($TN(\mu, \sigma^2)$). Det kan også hende at det er en øvre grense på hvor stor posisjon megleren har lov til å ta, ifølge retningslinjer i banken, og da vil det være naturlig å ha en øvre grense i tillegg.

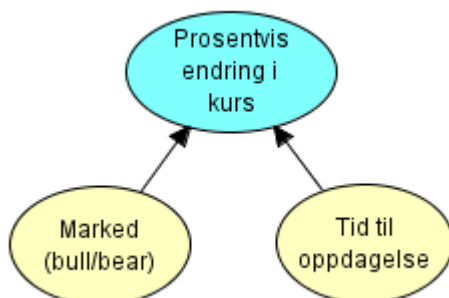
Den prosentvise endringen i kursen vil også være en normalfordeling med gjennomsnittlig prosentvis endring i kurs som μ og variasjonen i kursen fra gjennomsnittet som σ^2 . Her kan den prosentvise endringen i kursen være både under og over null – man kan både tape og tjene penger på en oversiktelse av tidsfrist. Ekspertkunnskap innen fagfeltet kan være med på å sette

en nedre og en øvre grense på prosentvis endring i kurs som vil medføre en trunkert normalfordeling ($TN(\mu, \sigma^2)$). En øvre grense kan eksempelvis være en firedobling, mens en nedre grense kan være at en maksimalt taper hele posisjonen som er tatt.



Figur 7.3: Tapsalvorlighet oversittelse av tidsfrister KF (BN)

Endring i kurs kan avhenge av flere ting; hvordan markedet oppfører seg når hendelsen inntreffer og hvor lang tid det tar før oversittelsen av tidsfristen blir oppdaget, som vist i figur 7.4. Markedet kan forenklet sett være et *bull* eller et *bear* marked. Et *bull* marked er tilfelle ved høy optimisme og stigende aksjepriser, mens et *bear* marked er det motsatte. Det antas at det i utgangspunktet er 50% sannsynlighet for oppgang og 50% sannsynlighet for nedgang i kurs, og forventningsverdien til normalfordelingen er 0. Hvis det er et *bull* marked vil forventningsverdien være høyere enn 0, og det motsatte i et *bear* marked. Ved å ta med gevinst ved oppgang i kurs, vil tapene knyttet til høyfrekvente hendelser reduseres. Det vil muligens ikke bli riktig å inkludere gevinstene, i og med at dette fører til at de negative verdiene neglisjeres og dette kan medføre at årsakene bak de reelle tapene ikke blir funnet.



Figur 7.4: Prosentvis endring i kurs (BN)

Dette kan løses i det bayesianske nettverket i Hugin Expert (2012). Noden ”marked (bull/bear)” er en node som kun har to tilstander; *bull* eller *bear*. I noden ”prosentvis endring i kurs” implementeres virkningene av om det er et *bull*- eller *bear*-marked. Hvis markedet er *bull* blir prosentvis endring i kurs 0 (fordi oppsiden ikke skal tas med i tapsberegningen), og

hvis markedet er bear så blir det en trunkert normalfordeling med en forventningsverdi, μ , lavere enn 0 og en varians, σ^2 , lik svingningene i (bear) markedet. Prosentvis endring i kurs blir derfor en trunkert normalfordeling ($TN(\mu, \sigma^2)$). For å få modellen mer brukervennlig vil et bear-marked (nedadgående marked) gi en endring i kurs med positivt fortegn, og dermed blir forventningsverdien, μ , høyere enn 0.

Tid til oppdagelse blir en trunkert normalfordeling med en nedre begrensning på 0 dager, fordi det kan ikke oppdages at en tidsfrist er oversittet før den i det hele tatt er oversittet. Hvis den blir oppdaget før tidsfristen er gått ut, vil ikke en hendelse være oppstått. Forventningsverdien, μ , er gjennomsnittlig tid til oppdagelse.

Produktet av fordelingen til posisjonsstørrelsen og prosentvis endring i kurs utgjør fordelingen av tapsalvorligheten.

7.2.3 Aggregert tapsalvorlighetsfordeling

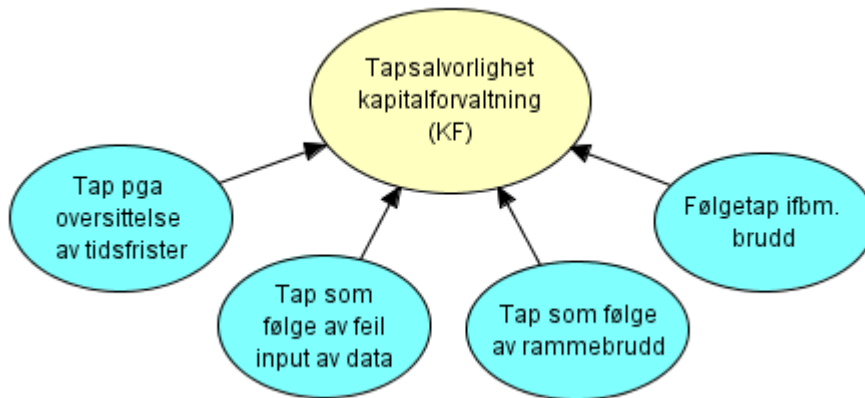
Tapsalvorlighetene for de forskjellige hendelsene innenfor hvert av forretningsområdene skal aggregeres i en felles tapsalvorlighetsfordeling for å få en modell som er enklere å bruke.

Forventningsverdien til den aggregerte tapsfordelingen finnes ved å ta et gjennomsnitt av alle tapsalvorlighetsfordelingene som kommer fra hendelsene innenfor hvert forretningsområde. Da blir forventningsverdien til tapsalvorlighetsfordelingen til et forretningsområde som i (7.2).

$$\mu = \frac{H_1 + H_2 + \dots + H_n}{n} \quad (7.2)$$

Dette vil medføre at tapet knyttet til høyfrekvente hendelser innenfor hvert forretningsområde blir mer riktig ut fra all den kunnskapen som er tilgjengelig. Det er en mulighet å vekte disse hendelsene, men det vil medføre at man må si noe om hvilke av hendelsene som er mest sannsynlig at inntreffer.

Forretningsområdet kapitalforvaltning har, som vist i figur 7.5, fire høyfrekvente hendelser som kan føre til tap og tapsalvorligheten er betinget av disse.



Figur 7.5: Tapsalvorlighet – kapitalforvaltning (KF)

Den sammensatte fordelingen for tapsalvorlighet i eksempelvis forretningsområdet kapitalforvaltning blir da:

$$P(TA, H_1, H_2, H_3, H_4) = P(TA|H_1, H_2, H_3, H_4)P(H_1)P(H_2)P(H_3)P(H_4) \quad (7.3)$$

TA står for tapsalvorligheten og H_1 står for hendelse 1 osv. $P(TA|H_1, H_2, H_3, H_4)$ tilsvarende tapsalvorligheten gitt at hendelse 1, 2, 3 og/eller 4 inntreffer og denne blir regnet ut fra gjennomsnittet i (7.2). Videre tilsvarende $P(H_n)$ sannsynlighetsfordelingen for tap hvis hendelse n inntreffer, der n er hendelse nummer 1, 2, 3 eller 4. Den sammensatte sannsynlighetsfordelingen blir gitt i form av en sannsynlighetstabell (NPT = node probability table) for hver node.

Ut fra denne sammensatte fordelingen etableres det en marginalfordeling, $P(TA)$ i (7.4), som viser fordelingen til tapsalvorligheten ubetinget av hendelsene.

$$P(TA) = \sum_{H_1 \dots H_n}^{n=4} P(TA|H_1, H_2, H_3, H_4)P(H_1)P(H_2)P(H_3)P(H_4) \quad (7.4)$$

7.2.4 Kobling mellom tapsalvorligheten og årsaksbildet

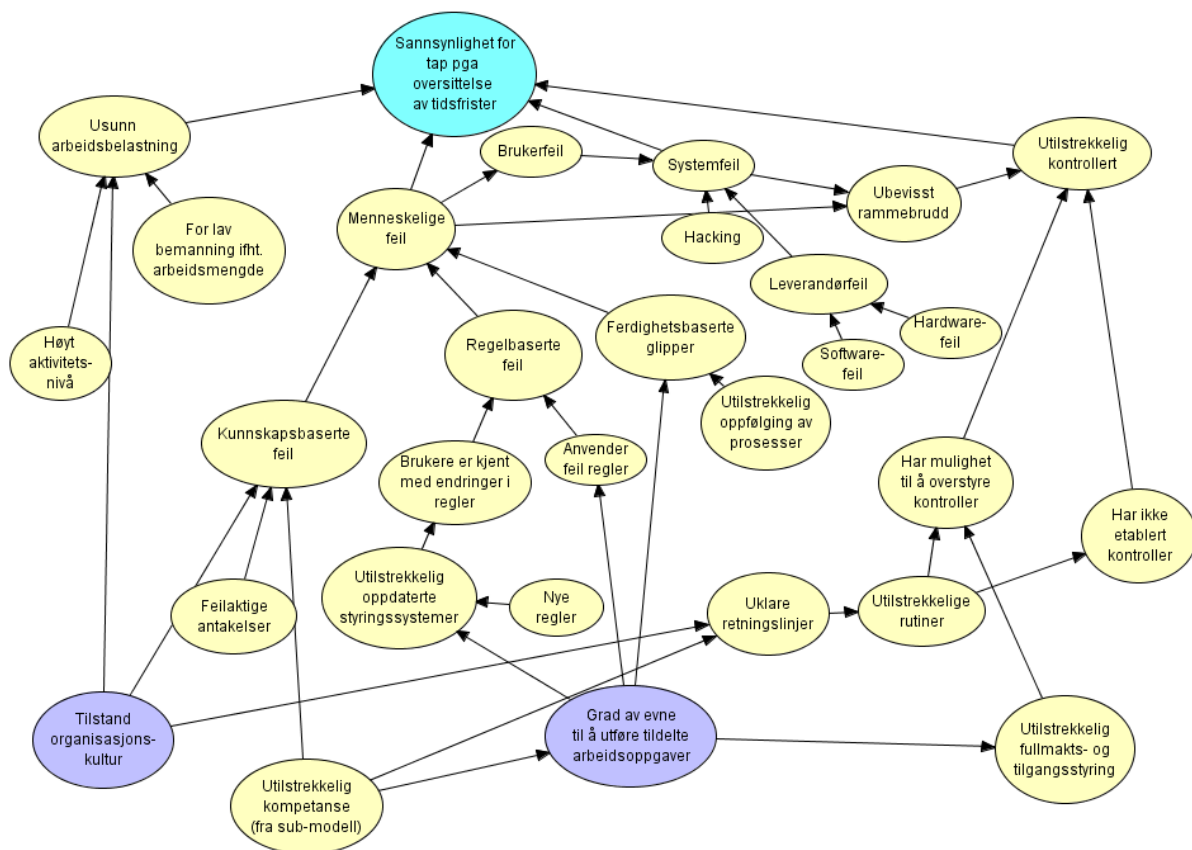
Det er en sterk kobling mellom årsaksbildet og frekvensen, mens det i mellom årsaksbildet og tapsalvorligheten er en mer vag kobling. Noen faktorer i tapsalvorligheten avhenger likevel av årsakene i BN.

Posisjonsstørrelsen avhenger i liten grad av organisasjonsspesifikk input, da dette i hovedsak bestemmes av kunden. Det kan likevel være noen retningslinjer som sier at posisjonen ikke kan være større enn X antall millioner kroner.

Prosentvis endring i kurs avhenger, som sagt i underkapittel 7.2.2, av hvilket marked man er i (bull eller bear) og varigheten til oppdagelse av oversittelse av tidsfristen. Varigheten til oppdagelse kan være påvirket av årsaker som usunn arbeidsbelastning, systemfeil, kommunikasjonssvikt og utilstrekkelige kontroller. Ved usunn arbeidsbelastning kan det være at det er oppdaget at tidsfristen er oversittet, men at det ikke er mulighet tidsmessig å få rettet opp i det i dag. Systemfeil kan føre til at sluttseddel ikke blir sendt ut til kunde, og kunden kan dermed ikke sjekke om handelen er utført eller ikke. Kommunikasjonssvikt kan føre til at det ikke blir oppfattet at det har vært en oversittelse av tidsfrist. Ved utilstrekkelige kontroller, kan det føre til at oversittelse av tidsfrister ikke blir oppdaget innad i forretningsområdet, og kunden må melde fra når kunden selv oppdager at tidsfristen er oversittet.

7.3 Test av modellen "tap på grunn av oversittelse av tidsfrister" – KF

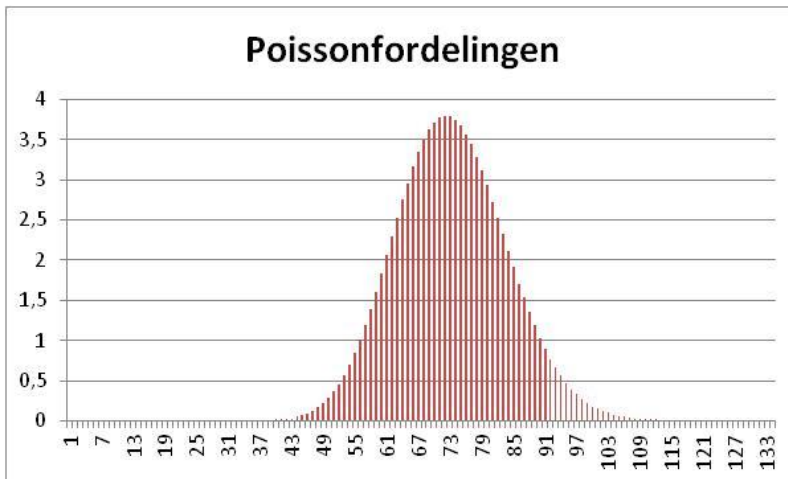
For å vise hvordan og at modellene fungerer, er modellen for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister med dens årsaker, innen kapitalforvaltning (figur 7.6), testet ved å sette inn hypotetiske tall. For testens skyld er det brukt sant/usant i de fleste nodene, men disse kan utvikles ved å bruke forskjellige tilstander, for eksempel 3 eller 5 tilstander (rød-gul-grønn) for å få et riktigere bilde i den spesifikke banken. I testen er det ikke tatt utgangspunkt i en spesiell bank og alle tallene er hypotetiske. Det er laget NPT for alle årsaker og sannsynligheten for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister, samt frekvensutregningen og tapsalvorlighetsutregningen.



Figur 7.6: Sannsynlighet for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister kapitalforvaltning (BN)

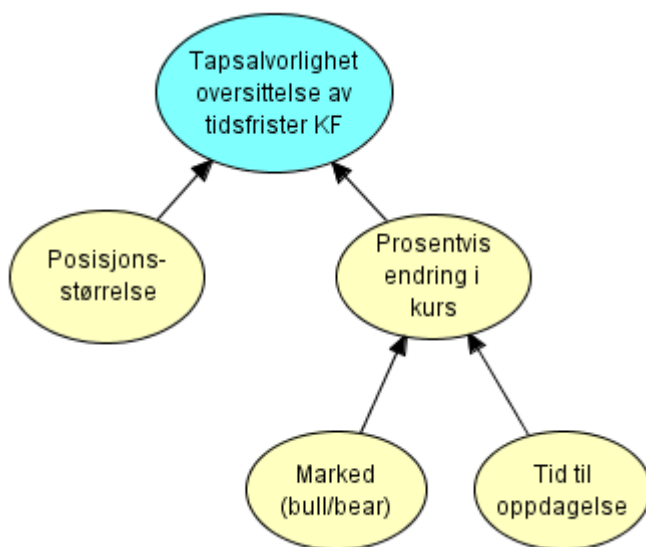
Figur 7.2 ble brukt for å predikere antall tap. Marginalfordelingen fra "sannsynlighet for tap på grunn av oversittelse av tidsfrister" viser at sannsynlighet for tap med hypotetiske tall ble 13,73%, og antall handler i løpet av et år ble satt til 500. Produktet av sannsynlighet for tap og antall handler tilsvarer en prediktiv feilrate, λ_P , i poissonfordelingen på 68,65 oversittelser av tidsfrister innen kapitalforvaltning per år. Historisk feilrate, λ_H , som skal være basert på interne historiske data, ble satt til 80 oversittelser av tidsfrister innen kapitalforvaltning per år. Videre ble prediktiv feilrate vektet høyere enn historisk feilrate fordi det antas i dette eksempelet at endringene i det operasjonelle miljøet, som er implementert i BN, sier mer om de fremtidige tapshendelser enn hva historiske interne data gjør. λ_P ble dermed vektet med 1,5 og λ_H med 1.

Figur 7.7 viser poissonfordelingen til predikert antall tap på grunn av oversittelse av tidsfrister innen kapitalforvaltning, med hypotetiske tall. Forventningsverdien til predikert antall tap ble på 73,19 oversittelser av tidsfrister innen kapitalforvaltning per år.



Figur 7.7: Poissonfordelingen til predikert antall tap - test

For å beregne tapsalvorligheten ble det satt inn hypotetiske tall i BN i figur 7.8, og fordelinger og NTP er laget som beskrevet i underkapittel 7.2.2. Med en forventet posisjonsstørrelse på for eksempel 1 000 000 kr og forventet prosentvis endring i kurs på 0,1% med en varians på 0,05% får tapsalvorlighetsfordelingen en forventningsverdi på 11 051 kr.



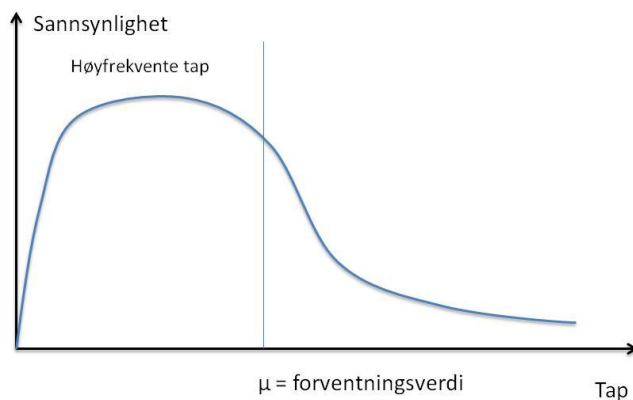
Figur 7.8: Tapsalvorlighet oversittelse av tidsfrister – test (BN)

Videre skal det som forklart i underkapittel 7.2.3 lages en aggregert tapsalvorlighetsfordeling for alle hendelsene innen kapitalforvaltning, ved hjelp av et vektet gjennomsnitt av alle tapsalvorlighetsfordelingene. Produktet av den aggregerte tapsalvorlighetsfordelingen og frekvensen for alle hendelsene innen forretningsområdet kapitalforvaltning gir forventningsverdien til de høyfrekvente operasjonelle tapene knyttet til forretningsområdet kapitalforvaltning.

8 Resultater og konklusjon

Tidligere har det vært et diffust bilde av de høyfrekvente tapene fordi det er de uventede hendelsene, halen, som har fått størst fokus. Analysen og modellene i oppgaven gir et bidrag til oppklaring av ”kroppen” til tapsfordelingen, de høyfrekvente tapene, vist som en del av figur 1.1.

I Basel II regelverket blir forventede tap omtalt. Forventede tap er i prinsippet en forventningsverdi til tapsfordelingen, der både høyfrekvente og lavfrekvente hendelser gir sitt bidrag til denne verdien. I regelverket kan forventede tap tolkes som operasjonelle kostnader, og det er egentlig høyfrekvente hendelser som fører til tap det er snakk om. For å unngå videre forvirring og spekulasjoner bør hendelser som inntreffer ofte og assosieres med mindre betydelige tap omtales som høyfrekvente tapshendelser, og ikke ”forventede tap”. Figur 1.2, belyser skillet på en grei måte.



Figur 1.2: Høyfrekvente operasjonelle tap

Problemstillingen analysert i oppgaven er:

Hvordan etablere en tillitsvekkende modell for kvantitativ analyse av høyfrekvente operasjonelle tapshendelser på AMA-nivå?

Et sentralt mål var å *etablere en kvantitativ modell for analyse av høyfrekvente operasjonelle tapshendelser i bank.*

Modellene utviklet i oppgaven er knyttet til høyfrekvente operasjonelle tapshendelser og deres årsakssammenhenger. Det er kun et begrenset sett med de viktigste årsakene som er tatt med. Fordelene med å dekomponere hendelsene ned i detalj og ta med essensielle årsakssammenhenger er at man kan få ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input i

modellen, noe som øker brukervennligheten. På et slikt detaljnivå kan man simulere tiltak ved hjelp av BN-modellene og si noe om hvilke tiltak som har størst effekt på risikoreduseringen.

Modellen har tatt utgangspunkt i dagens beste praksis samt føringer gitt av gjeldende regelverk (Basel II og Kapitalkravsforskriften) og har vist følgende attributter:

- Den gir rom for organisasjonsspesifikk input
- Den gir støtte til beslutninger om risikoreduserende tiltak
- Den tilfredstiller brukervennlighet ("usetest") i daglige risikostyringsaktiviteter

Analysen gir et bidrag til å bruke interne historiske data sammen med all tilgjengelig kunnskap i en årsaksbasert AMA-modell på en tillitsvekkende måte. Modellene oppfyller regelverkets overordnede metodekrav om (BCBS, 2011):

- *Interne data* – Historiske data fra OpRisk-databasen
- *Eksterne data* – Casestudier og industrierfaringer
- *Scenarioanalyser* – Simulering av tiltak i BN-modellene
- *Forretningsmiljøets og virksomhetsspesifikke faktorer* – Ekspertkunnskap og organisasjonsspesifikk input

Belysningen av årsakssammenhengene gir mulighet til å redusere sannsynligheten for at tapshendelser inntreffer ved å simulere tiltak. Banken kan ved bruk av modellene for høyfrekvente operasjonelle tapshendelser vise at de har tatt høyde for disse og kan således redusere kapitalbindingen knyttet til operasjonell risiko. Denne reduserte kapitalbindingen medfører mer kapital som kan brukes til verdiskapende investeringer.

Videre er det undersøkt om det finnes *felles årsaker mellom høyfrekvente og lavfrekvente operasjonelle tapshendelser*.

Ved hjelp av all tilgjengelig kunnskap er høyfrekvente tapshendelser og deres årsaker analysert. Disse fremkommer i de bayesianske nettverkene, i figurene og vedleggene, samt oppgavens tekst. I denne analysen er det identifisert noen sammenhenger mellom høyfrekvente og lavfrekvente tapshendelser. Sub-modellene for organisasjonskultur og evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver har essensielle årsaker som i stor grad påvirker både høyfrekvente og lavfrekvente operasjonelle tapshendelser. De felles årsaksfaktorene som inngår i sub-modellene er utilstrekkelig organisatorisk læring, etikk, utilstrekkelig kompetanse (utdanning, erfaring og opplæring), usunn arbeidsbelastning og usunt arbeidsmiljø. Hendelser

i databasen kan inneholde faktorer fra disse felles årsakene. Selv om innrapporterte hendelser ikke nødvendigvis er alvorlige og har store tap, er det mulig at de kan være tegn på at langt alvorligere hendelser kan inntreffe.

8.1 Svakheter i analysen

Analysen er begrenset til en masteroppgave og dens fullføringstid på et semester og det har derfor ikke vært tilstrekkelig med tid for å kunne teste alle modellene fullt ut. Modellene har av samme grunn ikke blitt testet i en spesifikk bank med organisasjonsspesifikk input og ekspertkunnskap.

9 Forslag til videre arbeid

Analysen viser at det finnes en sammenheng mellom årsakene til de høyfrekvente og de lavfrekvente operasjonelle tapshendelsene. Som påpekt i kapittel 8 er årsakene i submodellene for organisasjonskultur og evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver felles årsaker; utilstrekkelig organisatorisk læring, etikk, utilstrekkelig kompetanse (utdanning, erfaring og opplæring), usunn arbeidsbelastning og usunt arbeidsmiljø. Ved videre forskning kan sammenhenger mellom modeller for lavfrekvente og høyfrekvente tapshendelser analyseres videre. Det kan være med å bidra til etablering av Key Risk Indicators (KRI).

Som påpekt i underkapittel 8.1 har det, på grunn av tidsbegrensning, ikke vært mulig å teste alle modellene fullt ut. Videre arbeid vil være å etablere tapsprediksjoner (frekvens og tapsalvorlighet) for alle forretningsområdene. Da kan bankene bruke modellene til å predikere tap og simulere virkningen tiltak har på å redusere tap.

Det er lagt til rette for at modellene OpRisk-gruppen ved UiS har laget for sjeldne operasjonelle tapshendelser ikke skal overlapse med modellene på høyfrekvente operasjonelle tapshendelser etablert i denne oppgaven. Videre vil det være nyttig å kombinere disse slik at hele det operasjonelle tapshendelsesbildet blir dekket.

10 Litteraturliste

- Aftenposten. (2009). *Banker får stryk for spareråd*.
<http://www.aftenposten.no/okonomi/innland/Banker-far-stryk-for-sparerad-6613868.html#.T6e0aOvE8-A>. Lest 7.5.2012.
- Alexander, C. (2003). *Operational Risk: Regulation, Analysis and Management*. London: Prentice-Hall-Financial Times.
- Allen, L. og T. G. Bali. (2004). *Cyclicity in catastrophic and operational risk measurements*. Working Paper, City University of New York.
- Álvarez, G. (2006). *Operational Risk Economic Capital Measurement: Mathematical Models for Analysing Loss Data. The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*. London: Risk Books.
- Andersen, L. B. og D. Häger. (2010). *An event classification scheme for clausal modeling of operational risk in the financial industry*. Reliability, Risk and Safety, s. 2213-2220. London: Taylor & Francis Group.
- Andersen, L. B. og D. Häger. (2012). *Modelling for the analysis of Operational Risk – the Advanced Measurement Approach Reconsidered*. Working paper, Universitetet i Stavanger. Sendt inn for publisering i Journal of Banking and Finance.
- Andersen L.B., D. Häger og M. Tunglund. (2012). *Modelling Organisational Culture for the Analysis and Measurement of Influence on Operational Risk Exposure*. Working paper, Universitetet i Stavanger.
- Andres, U og G. J. van den Brink. (2004). Implementing a Basel II scenario-based AMA for operational risk. I K. Ong. *The Basel Handbook*. London: Risk Books.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2001a). *Consultative Document – Operational Risk – Supporting Document to the New Basel Capital Accord*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>. “Superseded document”.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2001b). *Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk*. Basel: Bank for International Settlement.
<http://www.bis.org>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2003). *Supervisory Guidance on Operational Risk: Advanced Measurement Approaches for Regulatory Capital*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>

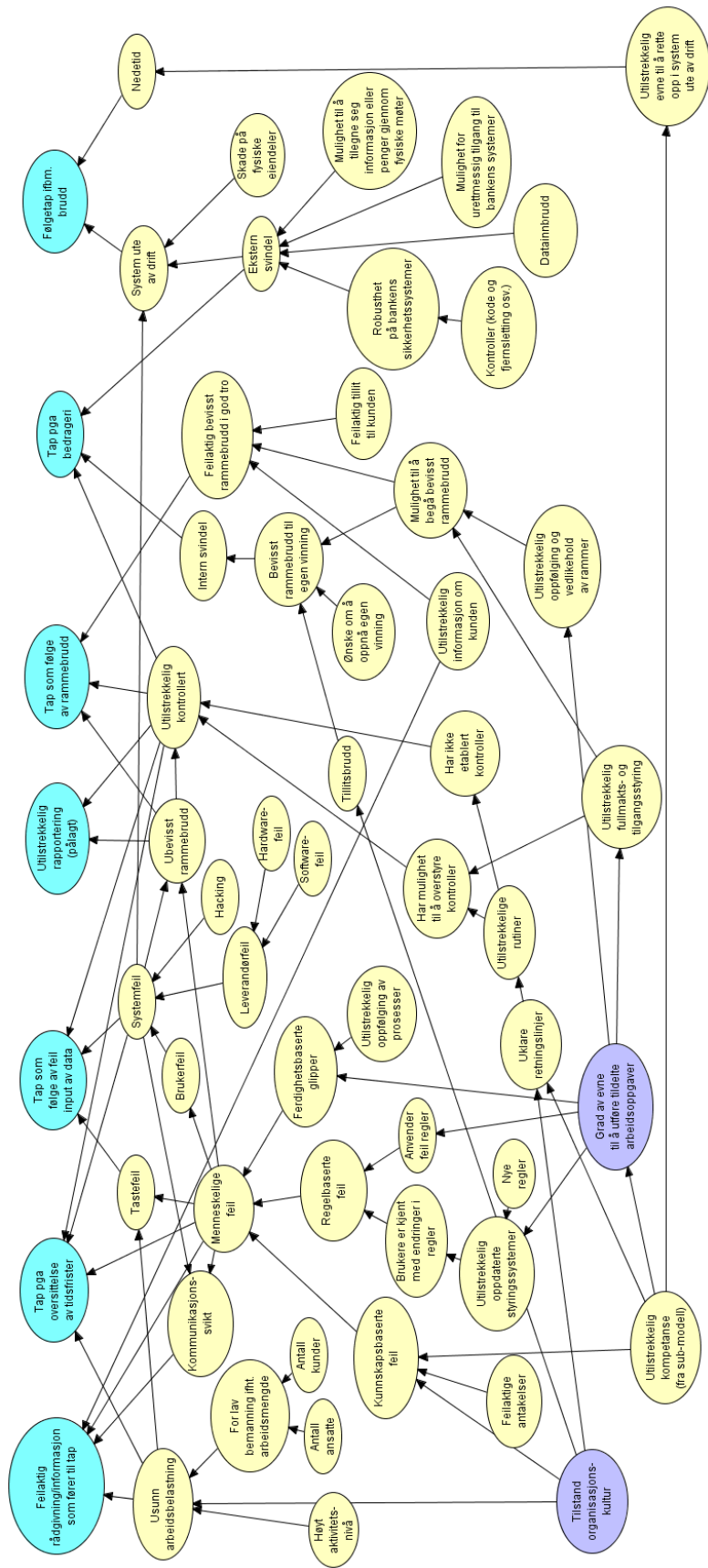
- Basel Committee on Banking Supervision. (2004). *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>. “Superseded document”.
- Basel Committee on Banking Supervision. (2005). *The treatment of expected losses by banks using the AMA under the Basel II Framework*. Basel Committee Newsletter nr. 7. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2006). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards – A Revised Framework – Comprehensive Version*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2009). *Results from the 2008 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2011). *Operational Risk – Supervisory Guidelines for the Advanced Measurement Approaches*. Basel: Bank for International Settlement. <http://www.bis.org>
- Bee, M. (2006). Estimating the parameters in the loss distribution approach: How can we deal with truncated data? I E. Davis. *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*. London: Risk Books.
- Böcker, K. og C. Klüppelberg. (2005). *Operational VaR: A Closed-Form Approximation*. <http://www.risk.net>
- Cheng, F., N. Jengte, W. Min, B. Ramachandran og D. Gamarnik. (2007). *Modeling operational risk in business processes*. Journal of Operational Risk, 2(2), s. 73-98.
- Chernobai, A., C. Menn, S. T. Rachev, S. Truck og M. Moscadelli. (2006). Treatment of Incomplete Data in the Field of Operational Risk: The Effects on Parameter Estimates, EL and UL Figures. I E. Davis (red.). *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*. s. 145-468. London: Risk Books.
- Chernobai, A. og S. T. Rachev. (2006). *Applying robust methods to operational risk modeling*. The Journal of Operational risk, 1(1), s. 27-41.
- Cornalba C. og P. Giudici. (2004). *Statistical models for operational risk management*. s. 166-172. Italia: Elsevier, Physica A 338.
- Cowell R. G., R. J. Verrall og Y. K. Yoon. (2007). *Modelling Operational Risk With Bayesian Networks*. The Journal of Risk and Insurance. Vol. 74, Nr. 4, s. 795-827.
- Crouhy, C., D. Galai og R. Mark. (2000). *Risk Management*. McGraw-Hill, New York.

- Dagens Næringsliv. (2011). *Ble aksjemilliardær etter tastefeil*.
<http://www.dn.no/forsiden/borsMarked/article2143846.ece>. Lest 4.5.2012.
- Davies, M. (2005). The risk indicator framework as a tool for AMA exposure analysis. I E. Davis. *Operational Risk: Practical Approaches to Implementation*. London: Risk Books.
- Dutta, K. og J. Perry. (2007). *A Tale of Tails: An Empirical Analysis of Loss Distribution Model for Estimating Operational Risk Capital*. Federal Reserve Bank of Boston, Working paper nr. 06-13.
- Embrechts, P., H. Furrer og R. Kaufmann. (2003). *Quantifying regulatory capital for operational risk*. Derivatives Use, Trading and Regulation, 9(3), s. 217-233.
- E24. (2010). *Tastefeil kan ha kostet 6 220 milliarder kroner*. <http://e24.no/makro-og-politikk/tastefeil-kan-ha-kostet6-220-milliarder-kroner/3641111>. Lest 4.5.2012.
- Finansdepartementet. (2006). *Forskrift om kapitalkrav for forretningsbanker, sparebanker, finansieringsforetak, holdingselskaper i finanskonsern, verdipapirforetak og forvaltningsselskaper for verdipapirfond mv. (kapitalkravsforskriften)*. Hentet fra <http://www.lovdata.no/cgi-wift/ldles?doc=/sf/sf/sf-20061214-1506.html>
- Frachot, A., O. Moudoulaud og T. Roncalli. (2004). Loss Distribution Approach in Practice. I K. Ong. *The Basel Handbook – A guide for Financial Practitioners*. London: Risk Books.
- Haubenstock, M. og J. Hause. (2006). Practical decisions to successfully model operational risk. I E. Davies. *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*. London: Risk Books.
- Hugin Expert. (2012). *Hugin Researcher 7.6*. Bayesiansk nettverks og simuleringprogram. <http://www.hugin.com>
- Häger, D., L. B. Andersen, T. Aven og F. Bø. (2007). *The Basel II Capital Accord and operational risk management; Status and the way forward*. Hawaii: The International Business & Management Conference.
- Häger, D. og L. B. Andersen. (2010). *A knowledge based approach to loss severity assessment in financial institutions using Bayesian networks and loss determinants*. European Journal of Operational Research 207, s.1635-1644.
- Klugman, S. A., H. H. Panjer og G. E. Willmot. (2004). *Loss Models: From Data to Decisions*. Second ed. New York, NY: John Wiley & Sons, Inc.
- Lai, L. (2004). *Strategisk kompetansestyring*. 2. utgave. Bergen: Fagbokforlaget.

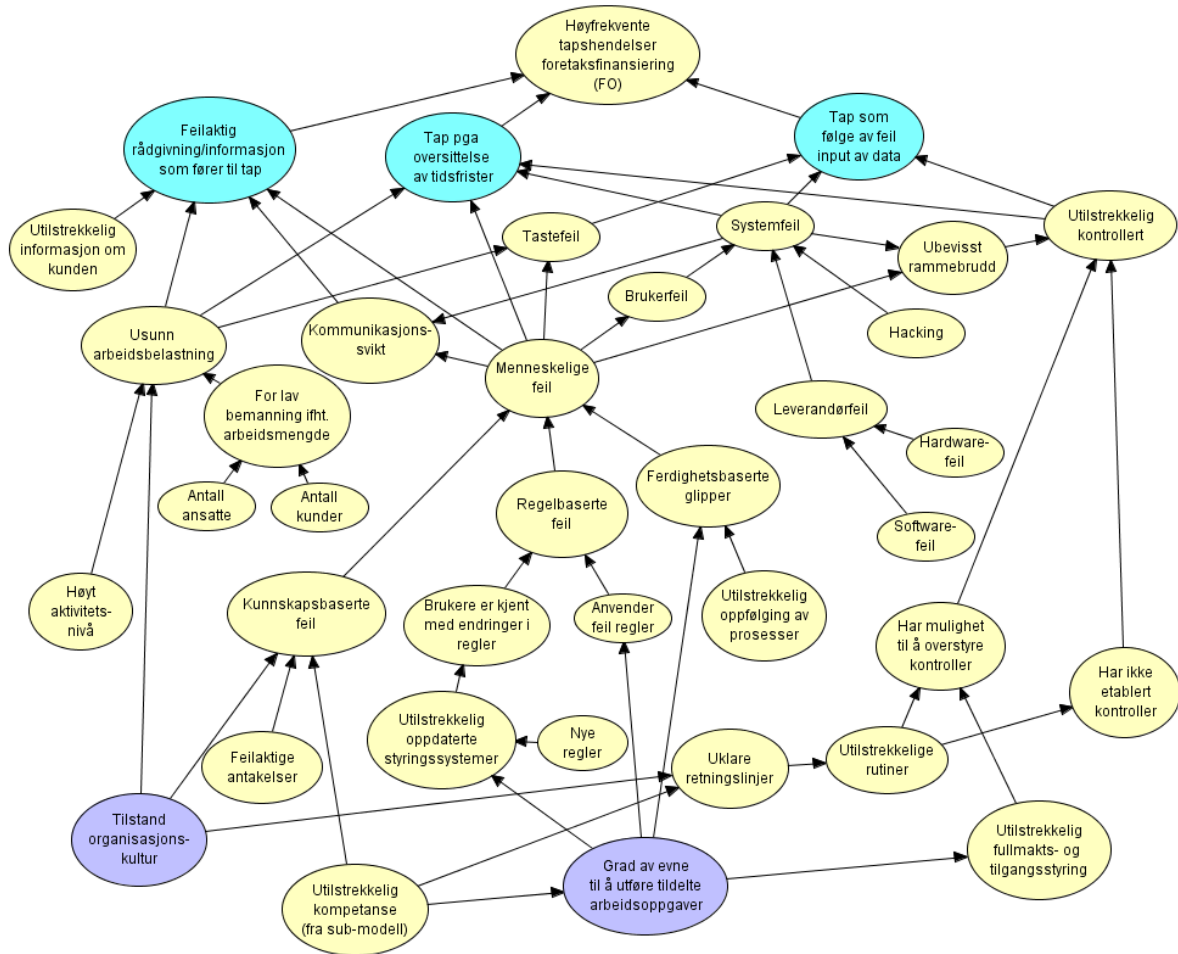
- Moosa, I. (2007). *Operational Risk: A Survey*. New York University Salomon Center, Financial Markets, Institutions & Instruments, V. 16, No. 4, November.
- Moosa, I. (2008a). *A critique of the advanced measurement approach to regulatory capital against operational risk*. Journal of Banking Regulation, 9, s. 151-164.
- Moosa, I. (2008b). *Quantification of Operational Risk under Basel II: The Good, Bad and Ugly*. London: Palgrave.
- Moscadelli, M. (2004). *The modeling of operational risk: experience with analysis of the data collected by the Basel Committee*. Temi di discussione no. 517, Banca de Italia.
- Nadkarni S., og P. P. Shenoy. (2004). *A causal mapping approach to constructing Bayesian Networks*. Decision Support Systems, 38, 259-281.
- Neil, M., N. Fenton og M. Tailor. (2005). *Using Bayesian Networks to Model Expected and Unexpected Operational Losses*. Risk Analysis, 25 (4), 963-972.
- Neil, M., D. Häger og L. B. Andersen. (2009). *Modelling Risk in Financial Institutions using Hybrid Dynamic Bayesian Networks*. Journal of Operational Risk, 4(1), 1-31.
- Nešlehová, J., P. Embrechts, og V. Chavez-Demoulin. (2006). *Infinite-mean models and the LDA for operational risk*. Journal of Operational Risk, 1(1), s. 3-25.
- Nettavisen. (2009). *Kortkaos hos norsk bank*.
<http://www.nettavisen.no/okonomi/article2721773.ece>. Lest 4.5.2012.
- Operational Riskdata eXchange (ORX). (2010). *ORX Operational Risk Report*. ORX Association. <http://www.orx.org>
- Peccia, A. (2004). *An operational risk ratings model approach to better measurement and management of operational risk*. I K. Ong. The Basel Handbook. London: Risk Books.
- Peters, G. W. og S. A. Sisson. (2006). *Bayesian inference, Monte Carlo sampling and operational risk*. Journal of Operational Risk, 1(3).
- Rachev, S. T., S. V. Stoyanov, og F. J. Fabozzi. (2008). *Advanced Stochastic Models, Risk Assessment, and Portfolio Optimization – The Ideal Risk, Uncertainty, and Performance Measures*. Wiley, New Jersey.
- Rasmussen, J. (1986). *Information Processing and Human-Machine Interaction*. Amsterdam: North-Holland.
- Rebonato, R. (2007). *The Plight of the Fortune Tellers: Thoughts on the Quantitative Measurement of Financial Risk*. Unpublished manuscript.

- Reason, J. (1990). *Human Error*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Rippel, M. og P. Teplý. (2008). *Operational Risk – Scenario Analysis*. Institute of Economic Studies, Working paper 15/2008. Prague: Faculty of Social Sciences, Charles University.
- Ross, S. M. (2010). *Introduction to Probability Models*. 10th Edition. Amsterdam, Nederland: Academic Press.
- Rouse, W. B. (1981). *Models of human problem solving: Detection, diagnosis and compensation for system failures*. Baden-Baden, FRG.
- Sanford, A. D. og I. A. Moosa. (2012). *A Bayesian network structure for operational risk modeling in structured finance operations*. Journal of the Operational Research Society, 63, s. 431-444.
- Shevchenko, P. V. og M. V. Wüthrich. (2006). *The Structural Modelling of Operational Risk via Bayesian inference: Combining Loss Data with Expert Opinions*. The Journal of Operational Risk 1(3), s. 3-26.
- Stavanger Aftenblad. (2012a). *Backupløsninger sviktet da minibankene sluttet å virke*. <http://www.aftenbladet.no/nyheter/innenriks/Backuplosninger-sviktet-da-minibankene-sluttet-a-virke-2969127.html#.T6d5c-vE8-A>. Lest 7.5.2012.
- Stavanger Aftenblad. (2012b). *Banken tar ikke lenger kontanter*. <http://reise.aftenbladet.no/reise/article4280032.ece>. Lest 8.5.2012.
- Stock, J. H. og M. W. Watson. (2007). *Introduction to Econometrics*. Pearson International Edition. Boston: Pearson Education, Inc.
- VG. (2012). *To tenåringer pågrepet for datakriminalitet*. <http://www.vg.no/nyheter/innenriks/artikkel.php?artid=10070285>. Lest 9.5.2012.

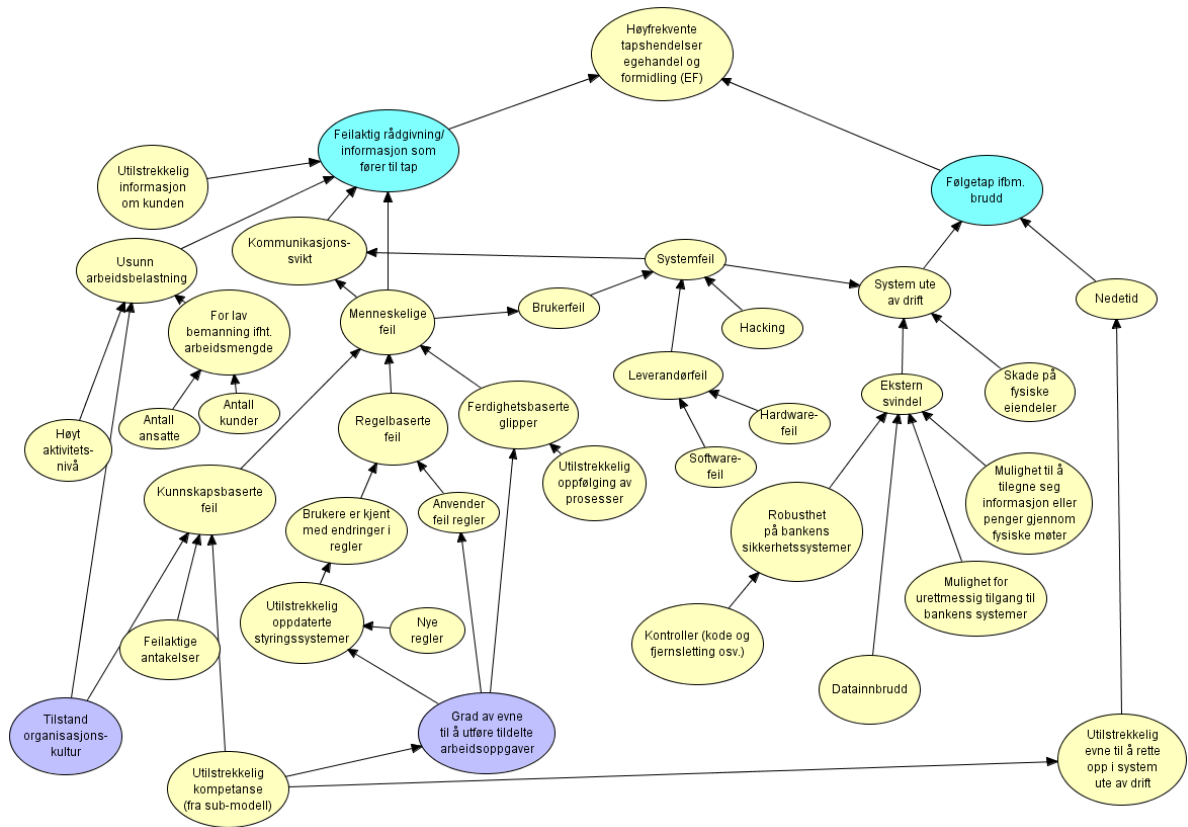
Vedlegg 1: Felles BN med alle høyfrekvente hendelser samt årsaker



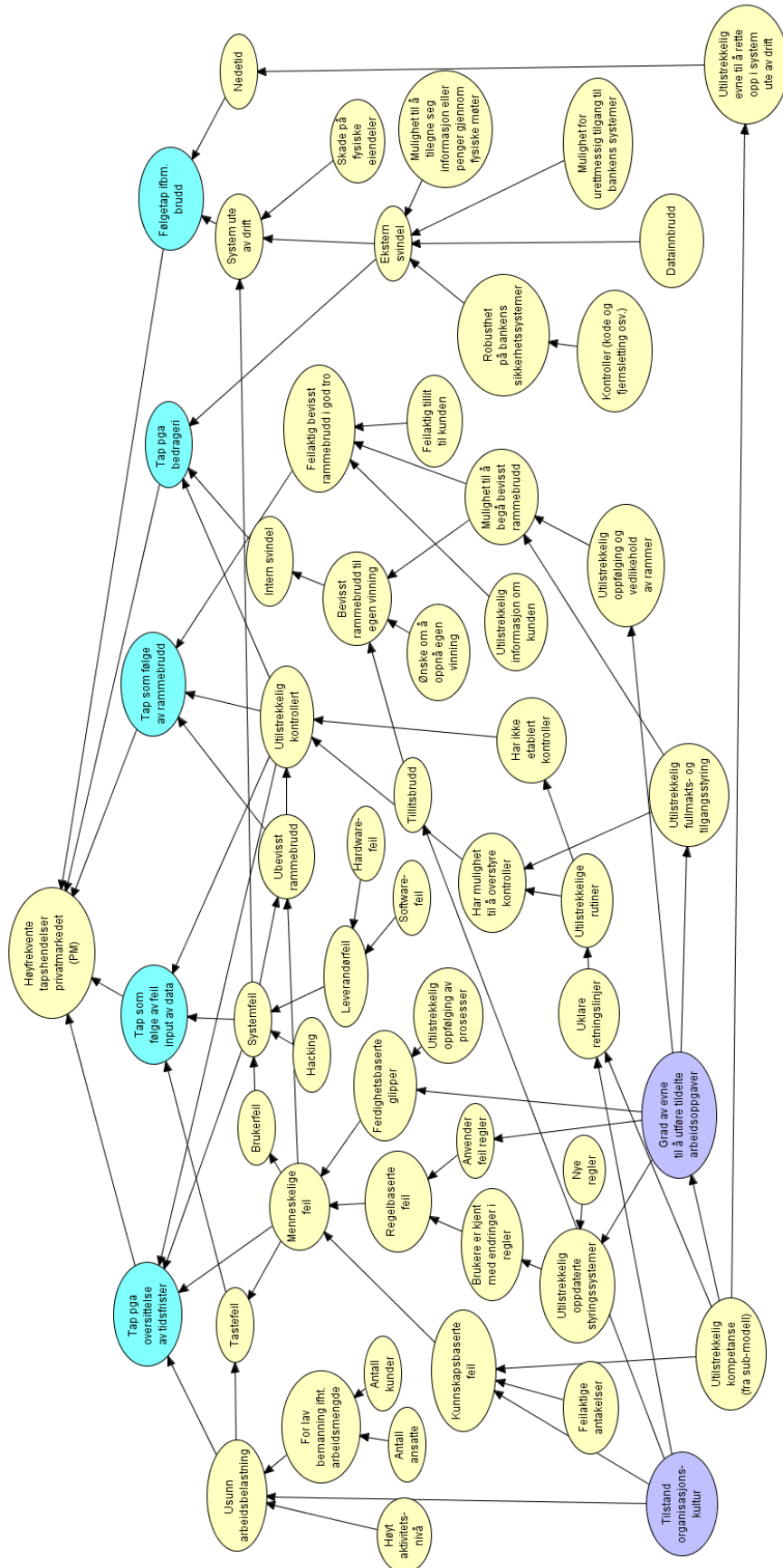
Vedlegg 2: BN for høyfrekvente hendelser foretaksfinansiering (FO)



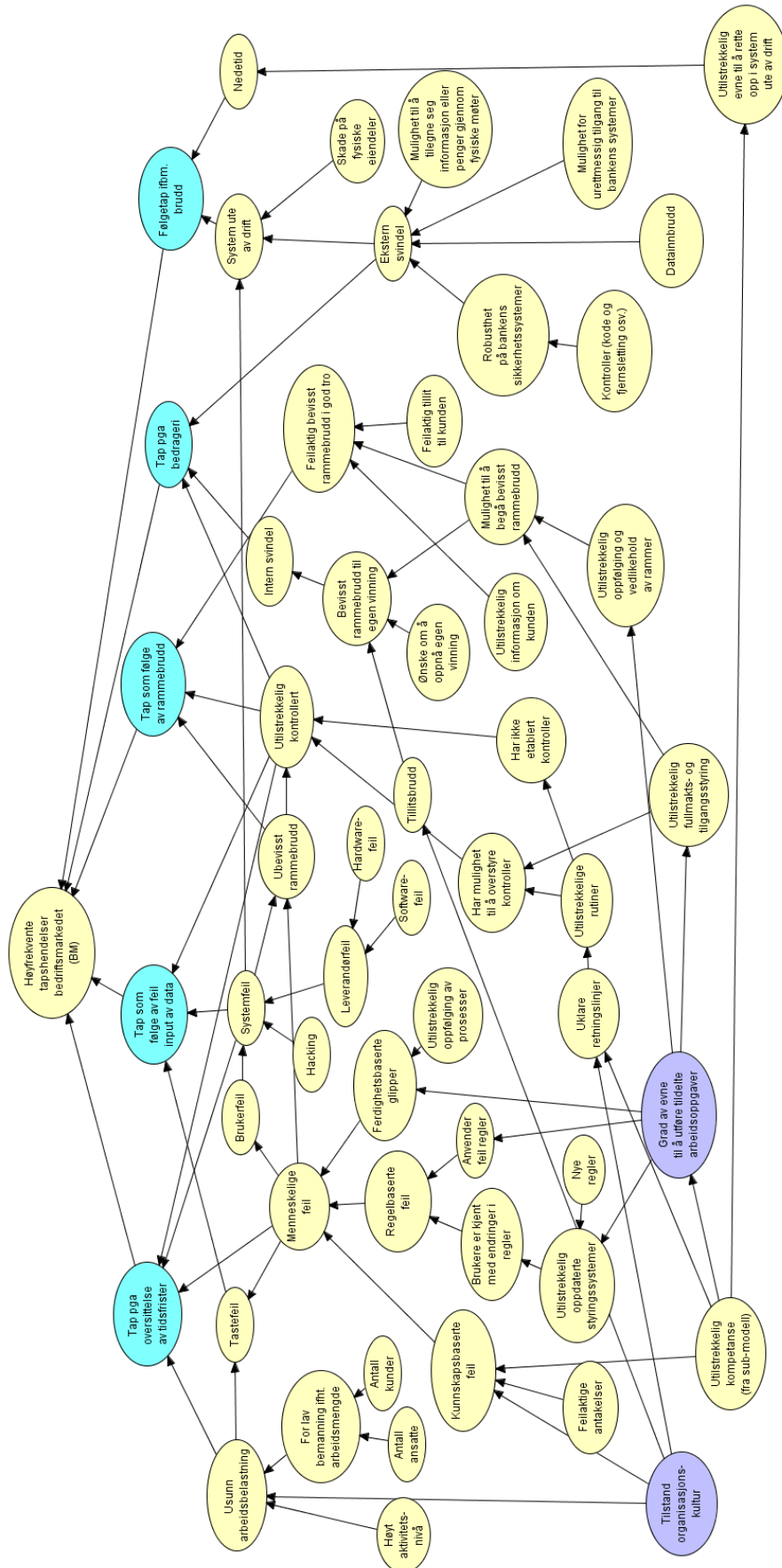
Vedlegg 3: BN for høyfrekvente hendelser egenhandel og formidling (EF)



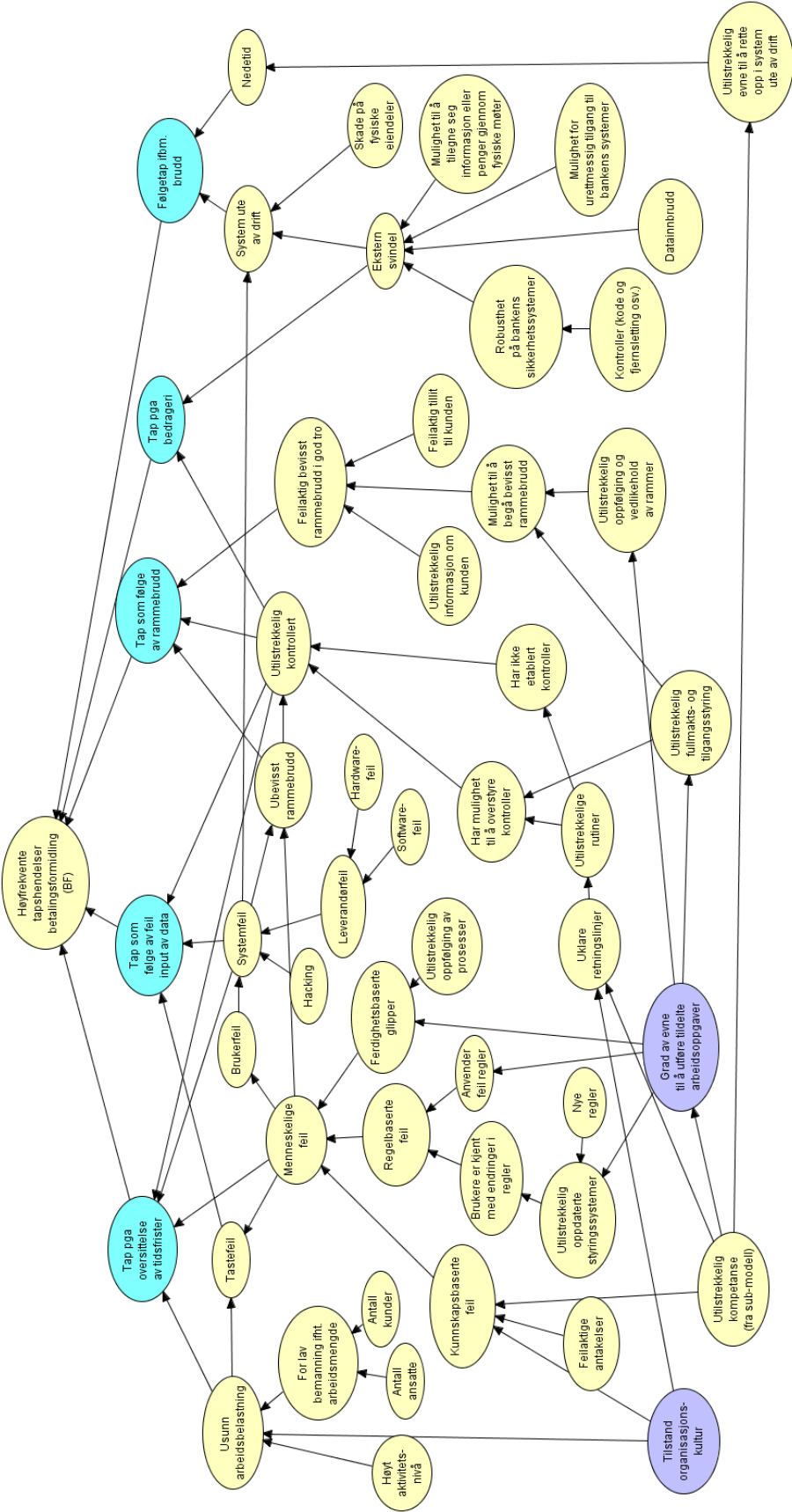
Vedlegg 4: BN for høyfrekvente hendelser privatmarkedet (PM)



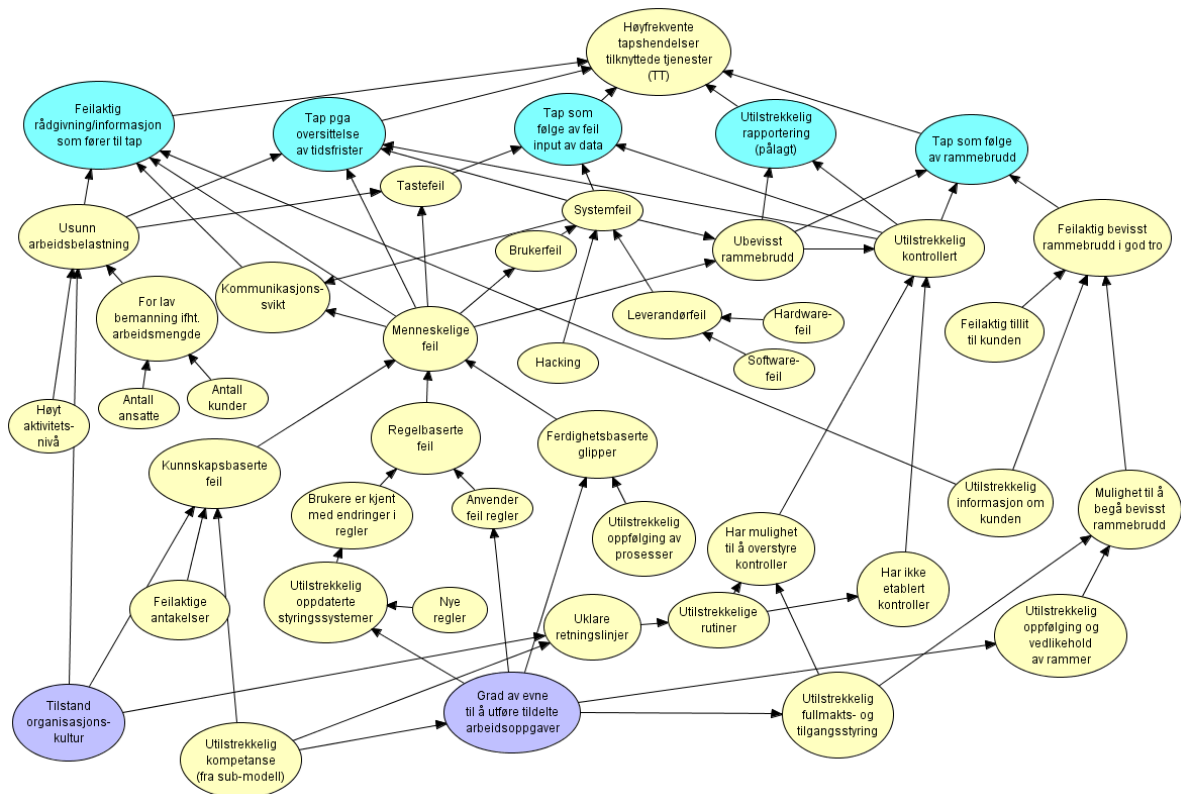
Vedlegg 5: BN for høyfrekvente hendelser bedriftsmarkedet (BM)



Vedlegg 6: BN for høyfrekvente hendelser betalingsformidling (BF)



Vedlegg 7: BN for høyfrekvente hendelser tilknyttede tjenester (TT)



Vedlegg 11: Grad av evne til å utføre tildelte arbeidsoppgaver – sub-modell

BN

