

DE KANSEN GEKEERD

Een onderzoek naar de complexiteit van
Bayesiaanse Belief Netwerken

M.P.J.J Bouw



Universiteit Twente
de ondernemende universiteit

M.P.J.J. Bouw

DE KANSEN GEKEERD

Een onderzoek naar de complexiteit van
Bayesiaanse Belief Netwerken

Afstudeeronderzoek voor de opleiding Civiele Techniek aan de Universiteit Twente

Uitgevoerd bij TNO Defensie en Veiligheid

Rijswijk, 10 oktober 2006

Begeleiders:

Professor Dr. Ir. E.C. van Berkum

Dr. E. Verolme

Dr. S. Renooij

Universiteit Twente

TNO Defensie en Veiligheid

Universiteit Utrecht

VOORWOORD

Na een intensieve periode met persoonlijke hoogte en diepte punten is met dit afstudeeronderzoek een einde gekomen aan mijn opleiding Civiele Techniek aan de Universiteit Twente. Mijn wens om ingenieur te worden is hiermee in vervulling gegaan. Vele mensen ben ik dank verschuldigd, een aantal wil ik hier in het bijzonder noemen.

Luitenant-kolonel T.G.M. van Wijk voor zijn flexibiliteit om mij een functie op het Kennis Centrum aan te bieden. Dr. ir. J. Weerheijm van TNO Defensie en Veiligheid om het onderwerp in te leiden. Prof dr. ir. E.C. van Berkum omdat hij mij heeft willen begeleiden vanuit de Universiteit Twente zonder specifieke kennis op het gebied van munitie en explosies. Dr. E. Verolme voor haar continue inzet aan de begeleiding en sturing vanuit TNO in het hele proces. Ten slotte Dr. S. Renooij van de Universiteit Utrecht en Dr. S. de Wit van TNO bouw en ondergrond die mij wegwijs hebben gemaakt in de voor mij onbekende wereld van de Bayesiaanse Belief Netwerken.

Een bijzondere plek in dit voorwoord is voor mijn vriendin Rosalie. Jij hebt mij de inspiratie, ruimte en liefde gegeven om dit te bereiken.

M.P.J.J. Bouw

SAMENVATTING

Dit afstudeerrapport *'De kansen gekeerd'* is het eindproduct van een onderzoek bij TNO naar de complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken. Het afstudeeronderzoek maakt deel uit van een programma van TNO met de titel *'Personele Veiligheid, in relatie tot munitie- en explosie effecten'*. In dit programma wordt onderzoek gedaan naar de personele veiligheid van defensiemedewerkers bij munitie- en explosie-effecten in infrastructuur van Defensie. In het programma worden fysische modellen, die voortkomen uit de drie effecten van explosies (druk, hitte en fragmenten), gecombineerd met fysische modellen die beschikbaar zijn voor de uitwerkingen van explosies op infrastructuur en op mensen. Uiteindelijk moet met deze combinatie van modellen een uitspraak gedaan worden wat de kans is op een bepaald aantal slachtoffers bij een explosie. Om deze uitspraak te doen is een probabilistische techniek nodig. Binnen het programma *Personele Veiligheid* is gekozen om hiervoor het Bayesiaans Belief Netwerk te gebruiken. Een Bayesiaans Belief Netwerk is een beslissingondersteuningsmodel dat de probabilistische relaties weergeeft van een set variabelen. In het model worden gebeurtenissen die afhankelijk zijn van elkaar gekoppeld waardoor deze probabilistische relaties ontstaan. Met het Bayesiaans Belief Netwerk is het mogelijk om voor een bepaald scenario een uitspraak te doen over de kans op een aantal slachtoffers. Hiermee worden vervolgens beslissingen op het gebied van de veiligheid van defensiepersoneel ondersteund.

Bij de ontwikkeling van Bayesiaanse Belief Netwerken binnen het programma *Personele Veiligheid* zijn deze netwerken aan verandering onderhevig. Zo worden er bijvoorbeeld afhankelijkheden toegevoegd of wordt de discretisatie van de variabelen aangepast. Deze veranderingen hebben invloed op de complexiteit van het netwerk en daarmee invloed op de betrouwbaarheid van het netwerk. Het doel van dit afstudeeronderzoek is:

Het ontwikkelen van een methodiek waarmee de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk beoordeeld kan worden door inzicht te hebben in de complexiteit van het Netwerk.

Om een definitie van betrouwbaarheid te kunnen geven voor het Bayesiaanse Belief Netwerk is gekeken naar de onzekerheden in het model. Het is niet mogelijk om een kwantitatieve definitie te geven voor betrouwbaarheid omdat dit praktische problemen oplevert. Het nemen van steekproeven zou een kostbare onderneming zijn en draagt gezondheid- en/of milieurisico's met zich mee. Vanuit de indeling naar de verschillende type onzekerheden volgens Chbab en van Noortwijk (2002) is een selectie gemaakt voor dit afstudeeronderzoek.

De typen onzekerheid die bijdragen aan de betrouwbaarheid van het netwerk, geselecteerd voor dit afstudeeronderzoek, zijn:

- Onzekerheid in de discretisatie van de variabelen om de kanstabellen te vormen.
- Onzekerheid vanuit de kansverdeling van de input variabelen.

Om het afstudeeronderzoek uit te voeren naar het inzicht in de complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken is één van de netwerken binnen het programma *Personele Veiligheid* gekozen als onderzoeksobject, het 'Blast'-netwerk. Met dit netwerk zijn verschillende aspecten van complexiteit gedefinieerd. Eerst is in de theorie over Bayesiaanse Belief Netwerken complexiteit beschouwd. Hierin wordt echter alleen gesproken over 'rekencomplexiteit'. Om de overige aspecten van complexiteit bij Bayesiaanse Belief Netwerken te definiëren is onderzoek gedaan vanuit de geselecteerde typen van onzekerheid die bijdragen aan de betrouwbaarheid. Concreet is onderzoek gedaan naar de discretisatie van de variabelen en naar de interactie tussen de sets van variabelen bij de werking van een netwerk.

Uit het onderzoek naar de rekencomplexiteit zijn een tweetal aspecten van complexiteit gedefinieerd. Dit is ten eerste de 'architectuur van een netwerk', waarbij direct en snel inzicht in de rekencomplexiteit wordt verkregen aan de hand van zeven kenmerken. Daarnaast de 'orde van rekencomplexiteit' waarmee met formules de rekencomplexiteit gekwantificeerd wordt. Voor deze twee aspecten zijn een aantal methodieken ontwikkeld. Rekencomplexiteit is direct gerelateerd aan de rekentijd die een computerconfiguratie nodig heeft om de kansen te berekenen uit het netwerk. Indien blijkt dat rekentijd een probleem is bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk kan met behulp van de methodieken geanalyseerd worden waar de oorzaak ligt en wat de meest effectieve aanpassing is.

Het onderzoek naar de discretisatie van de variabelen richt zich op de optimale discretisatie. Drie verschillende aspecten van complexiteit komen uit het onderzoek naar voren. Ten eerste de omgang met de nulwaarde van een variabele. Indien de nul als aparte discretisatie terugkomt in de kanstabel maakt dit het netwerk complexer. Er dient een juiste afweging gemaakt te worden om de nul op te nemen als aparte waarde. Ten tweede een analyse van de kanstabellen van knopen zonder ouders of met één ouder. Ten derde de analyse van knopen met twee ouders.

Voor de verschillende aspecten zijn methodieken ontwikkeld die inzicht geven of de variabelen optimaal gediscretiseerd zijn. Voor de analyse van knopen met twee ouders is de kleurencheck en de gradiëntanalyse ontwikkeld. De kleurencheck kijkt naar de kansverdeling over de intervallen en de gradiëntanalyse naar de overgang tussen de verschillende intervallen.

Ten slotte is een onderzoek uitgevoerd naar de aspecten van complexiteit wanneer het netwerk kansen gaat berekenen en er interactie tussen de kanstabellen is. Voor het gebruik van de netwerken binnen het programma *Personele Veiligheid* worden eerst de inputvariabelen vastgesteld. Vervolgens wordt hiermee het netwerk doorgerekend en wordt de kans op het aantal slachtoffers vastgesteld: de doelvariabelen.

Om deze interactie in beeld te kunnen brengen is een sensitiviteitsanalyse ontwikkeld. Door de gevoeligheid van de output weer te geven kan aangetoond worden wat de invloed is van een onjuiste kansverdeling van de inputvariabele. Hiermee kan besloten worden om meer gedetailleerde informatie te verzamelen of juist geen capaciteit te steken in het verzamelen van informatie.

De methodieken die ontwikkeld zijn in het onderzoek dragen bij aan het inzicht in de complexiteit van een Bayesiaans Belief Netwerk. Al deze methodieken zijn samengevoegd in een checklist. Deze checklist dient door de netwerkbouwer gebruikt te worden bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk. Hiermee kan hij de juiste methodiek kiezen om inzicht in de complexiteit te krijgen en zo de betrouwbaarheid van het netwerk vergroten.

SUMMARY

This thesis '*De kansen gekeerd*' is the final product of the research on the complexity of Bayesian Belief Networks at the Dutch organisation for science TNO. This research is part of a program by TNO entitled '*Personal Safety, in relation to ammunition- and explosion-effects*'. This program researches the personal safety of Defence employees in infrastructure in relation to ammunition and explosive effects. The research program combines physical effect models, originating from the three effects of explosions (blast, heat and fragments), with the physical effect models of the impact of explosions on infrastructure and humans. This combination of physical effect models enables us to predict the number of possible casualties in case of an explosion. This requires a probabilistic technique. In the *Personal Safety* program TNO is using the Bayesian Belief Network technique. The Bayesian Belief Network is a decision supporting model that can indicate the probabilistic relations of a set of variables. The model links dependent events through which probabilistic relations develop. The Bayesian Belief Network makes it possible to calculate the number of casualties in case of a certain scenario. Based on these calculations important decisions can be made about the safety of Defence employees.

During the development of the Bayesian Belief Networks in the *Personal Safety* program, these networks are changing continuously. For instance, connections between the physical effect models are added or adjustments are made in the states of the variables. These changes influence the complexity of the network and with this they also influence the reliability of the network. The purpose of this research is:

To develop methods to judge the reliability of Bayesian Belief Networks by understanding the complexity of the networks.

In order to give a definition of the reliability of Bayesian Belief Network it is necessary to look at the uncertainty of models. Due to practical problems it is not possible to give a quantitative definition of reliability. It would be very expensive to carry out random checks and there are health and environmental risks. By grouping the different types of uncertainties according to Chbab and Van Noortwijk (2002) a selection was made for this research.

The types of uncertainty that contribute to the reliability of the network selected for this research are:

- Uncertainty in the distribution of the states of the variables.
- Uncertainty in the probability of the input variables.

To carry out research on the understanding of the complexity of Bayesian Belief Networks, one of the networks that are being used in the *Personal Safety* program, the 'Blast'-network, was chosen as object of research. With this network, different aspects of complexity have been defined. First the theory on the complexity of Bayesian Belief Networks was studied. This theory only explains computed complexity. To define other aspects of the complexity of Bayesian Belief Networks research has been carried out on the selected types of uncertainty that contribute to the reliability of the network. This means that the research focus is on the distribution of the states of the variables and in the probability of the input variables.

In the research of computed complexity two aspects of complexity have been defined. The first aspect, the 'architecture of a network', gives a direct and quick understanding of computed complexity on the basis of seven characters. The second aspect is the 'order of computed complexity' which uses formulas to quantify computed complexity. For both these aspects, a number of methods are being developed.

Computed complexity is directly related to the time that a computer configuration needs to calculate the probabilities of the network. When this time is not acceptable in practice during the development of the network, it is possible to analyse the cause and suggest effective changes by using the methods.

The research on the distribution of the states of the variables concentrates on the optimal distribution of the states. Three different aspects of complexity came about the research. First the handling of the zero state of a variable. When zero is represented as a separate state, it will make the more complex. A well-considered decision must be made to represent zero as a separate state. In the second place, the analysis of vertices without a parent relationship or vertices with a one parent relation. The third aspect is the analysis of vertices with two parents.

For all these aspects, methods have been developed to give an understanding of the optimal distribution of the states. For the analysis of vertices with two parents the colour check and the gradient analysis were developed. The colour check analyses the distribution of probability with the different intervals of the variables, the gradient analysis looks at the transition between the different intervals.

Finally research was done on the aspects of complexity when the network computes the probability and there is interaction between the sets of variables. In order to run the network in the *Personal Safety* program, the input variables must be set first. Next, the network can compute the probability on a number of casualties: the goal variables.

A sensitivity analysis has been developed to bring this interaction in to vision. By picturing the sensitivity of the output, the influence of an incorrect probability setting of the input

variable can be pointed out. With this information, decisions can be made to obtain more detailed information or to stop collecting information.

The different methods that have been developed in this research contribute to the understanding of the complexity of Bayesian Belief Networks. All of these methods have been combined in a checklist. This checklist can be used by a network builder in the development of Bayesian Belief Networks. It enables him to choose the proper method for gaining insight in the complexity of a network and thus increasing the reliability of a Bayesian Belief Network.

INHOUDSOPGAVE

VOORWOORD.....	3
SAMENVATTING	5
SUMMARY	9
1 INLEIDING IN HET ONDERZOEK	19
1.1 Inleiding.....	19
1.2 Projectkader	19
1.3 Probleemstelling.....	22
1.4 Doelstelling	23
1.5 Onderzoeksmodel	23
1.6 Vraagstelling van het onderzoek	24
1.7 Onderzoekstechnisch ontwerp	26
1.8 Indeling van het onderzoeksrapport	27
2 THEORETISCHE ACHTERGRONDEN	29
2.1 Inleiding.....	29
2.2 De klassieke en de Bayesiaanse benadering van de Statistiek.....	29
2.2.1 Klassieke benadering	29
2.2.2 Bayesiaanse benadering	30
2.3 Bayesiaanse Belief Netwerken.....	33
2.3.1 Waaruit bestaat een Bayesiaans Belief Netwerk?	33
2.3.2 Bouwen van een Bayesiaans Belief Netwerk.....	37
2.3.3 Werking van een Bayesiaans Belief Netwerk.....	38
3 BETROUWBAARHEID VAN EEN BAYESIAANS BELIEF NETWERK.....	41
3.1 Ontwikkeling van het afstudeeronderzoek.....	41
3.2 Betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk	42
3.2.1 Onzekerheid	43
3.2.2 Onzekerheid bij het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'	44
3.2.3 Betrouwbaarheid van het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'	45
3.3 Onderzoek naar complexiteit 'Blast'-netwerk.....	46

4	ONDERZOEK NAAR REKENCOMPLEXITEIT EN REKENREGELS	47
4.1	Inleiding.....	47
4.2	Orde van rekencomplexiteit.....	47
4.2.1	Bepalen van de boombreedte.....	48
4.2.2	Bepalen van de orde van rekencomplexiteit	51
4.2.3	Toepassing Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'	51
4.2.4	Aanpassingen van het netwerk.....	54
4.2.5	Deelconclusie	54
4.3	Architectuur in beeld	55
4.3.1	Kwalitatieve deel Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'	55
4.3.2	Deelconclusie	56
4.4	Conclusie	57
5	ONDERZOEK NAAR DE DISCRETISATIE VAN DE VARIABELEN EN HET INVULLEN VAN DE KANSTABELLEN	59
5.1	Inleiding.....	59
5.2	De variabelen in het 'Blast' netwerk	59
5.2.1	Input variabelen	60
5.2.2	Uitwerkingen van 'Blast'.....	60
5.2.3	Consequenties van de uitwerkingen met de gevolgen.....	60
5.2.4	De 'nul' variabele	61
5.3	De kanstabellen geanalyseerd	61
5.3.1	Knopen zonder ouders	62
5.3.2	Knopen met één ouder	63
5.3.3	Knopen met twee ouders.....	64
5.4	Conclusie	70

6	COMPLEXITEIT BIJ DE BOUW EN WERKING VAN EEN BAYESIAANS BELIEF	
	NETWERK	73
6.1	Inleiding	73
6.2	Sensitiviteitsanalyse met de Individuele Parameter Variatie Studie.....	73
6.2.1	Werking van het netwerk	74
6.2.2	Doelstelling van de sensitiviteitsanalyse	74
6.2.3	Factoren die gevarieerd worden	75
6.3	Individuele Parameter Variatie Studie Methode 1.....	75
6.3.1	Werkwijze voor IPVS methode 1	76
6.3.2	Bevindingen van IPVS methode 1 voor 'Distance'	76
6.3.3	Bevindingen voor IPVS methode 1 voor 'Mass'	77
6.3.4	Conclusie voor IPVS methode 1	79
6.4	Individuele Parameter Variatie Studie Methode 2.....	79
6.4.1	Werkwijze voor IPVS methode 2	79
6.4.2	Bevindingen IPVS methode 2 voor 'Distance'	81
6.4.3	Conclusie voor IPVS methode 2	81
6.5	Validatie met de gegevens uit de sensitiviteitsanalyse	81
6.5.1	Validatie met IPVS Methode 1	82
6.6	Conclusie	83
7	ONTWIKKELEN VAN EEN CHECKLIST.....	85
8	CONCLUSIE EN AANBEVELINGEN	87
8.1	Inleiding	87
8.2	Conclusie	87
8.2.1	Betrouwbaarheid en complexiteit bij een Bayesiaans Belief Netwerk	87
8.2.2	Aspecten van complexiteit in het 'Blast'-netwerk	88
8.2.3	Samenhang tussen de aspecten	89
8.3	Aanbevelingen	89
9	LITERATUUROVERZICHT	91
9.1	Referentielijst	91

BIJLAGEN

BIJLAGE 1	INTRODUCTIE IN DE WERKING EN EFFECTEN VAN EEN EXPLOSIE .	93
BIJLAGE 2	PROBITFUNCTIES	101
BIJLAGE 3	KANSTABELLEN VAN HET BLAST NETWERK	103
BIJLAGE 4	BEPALEN BOOMBREEDTE 'BLAST'	113
BIJLAGE 5	GRADIËNTANALYSE EERSTE METHODE.....	115
BIJLAGE 6	GRADIËNTANALYSE TWEEDE METHODE.....	117
BIJLAGE 7	TABELLEN SENSITIVITEITSANALYSE METHODE 1, RESULTATEN 'DISTANCE'	119
BIJLAGE 8	SENSITIVITEITSANALYSE METHODE 1 RESULTATEN 'DISTANCE' ..	121
BIJLAGE 9	TABELLEN SENSITIVITEITSANALYSE METHODE 1, RESULTATEN 'MASS'	123
BIJLAGE 10	SENSITIVITEITSANALYSE METHODE 1 RESULTATEN 'MASS'	125
BIJLAGE 11	SENSITIVITEITSANALYSE METHODE 2, RESULTATEN 'DISTANCE' .	127

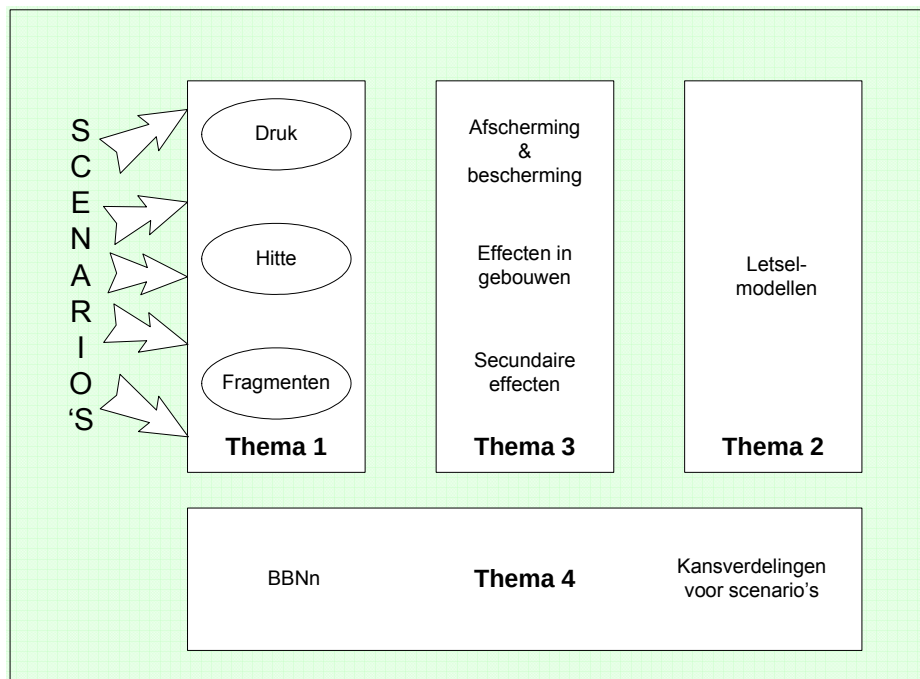
1 INLEIDING IN HET ONDERZOEK

1.1 Inleiding

Uitzendingen naar Bosnië-Herzegovina of Afghanistan, de dreiging van terroristische aanslagen; het zijn gebeurtenissen die er toe bijdragen dat het Ministerie van Defensie continu moet werken aan verbeteringen voor de veiligheid van personen. Zij doen dit in samenwerking met de Nederlandse organisatie voor toegepast-natuurwetenschappelijk onderzoek (TNO). In 2004 is TNO een programma gestart in opdracht van het Ministerie van Defensie met de titel *'Personele Veiligheid, in relatie tot munitie- en explosie effecten'*. Dit programma richt zich op personele veiligheid bij munitie- en explosie effecten van defensiemedewerkers in infrastructuur in Nederland of tijdens vredesmissies in Out of Area gebieden. Dit afstudeeronderzoek levert een bijdrage aan het programma *'Personele Veiligheid, in relatie tot munitie- en explosie effecten'* van TNO.

1.2 Projectkader

Het programma *'Personele veiligheid, in relatie tot munitie- en explosie effecten'*, afgekort tot programma *Personele Veiligheid*, is opgebouwd uit thema's. De eerste vier thema's zijn van belang voor dit afstudeeronderzoek en zijn weergegeven in figuur 1. Als introductie op explosies wordt in bijlage 1 'introductie in de werking en effecten van explosies' uitleg gegeven over explosies, de drie effecten die optreden bij explosies en de uitwerking daarvan op infrastructuur en personeel.



Figuur 1: Programma indeling 'Personele Veiligheid'

De verschillende thema's staan voor de onderzoeksgebieden binnen het programma *Personele Veiligheid*. In thema 1 staan de effecten op personeel en infrastructuur die optreden bij explosies centraal. De drie effecten die optreden bij een explosie zijn druk, fragmenten en hitte. In thema 1 wordt de belasting op personeel en infrastructuur als gevolg van deze drie effecten gekwantificeerd.

In het tweede thema staat de uitwerking van explosies op het personeel van Defensie centraal. De gevolgen voor het personeel, wanneer deze blootgesteld worden aan de belasting van explosies, worden gekwantificeerd.

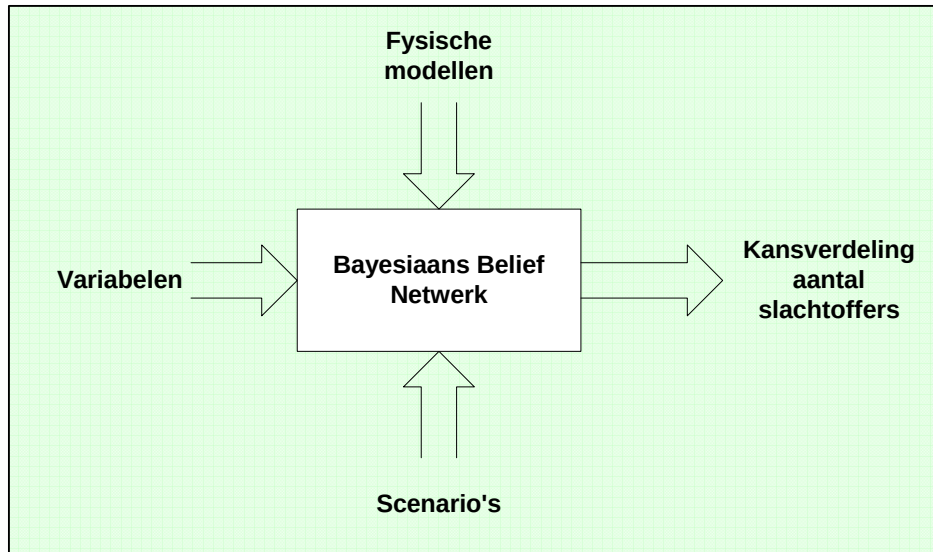
In het derde thema wordt onderzoek verricht naar de constructieve beschermingstechnieken. De belasting op constructies staat hierin centraal. In de eerste drie thema's worden fysische modellen ontwikkeld om te kunnen rekenen aan munitie- en explosie effecten en de uitwerking op infrastructuur en personeel.

Het vierde thema onderzoekt de probabilistische beoordelingstechnieken die geschikt zijn om een uitspraak te kunnen doen over de personele veiligheid. Hiervoor dienen de fysische modellen, die in de eerste drie thema's ontwikkeld zijn, aan elkaar gekoppeld te worden om een kansverdeling te bepalen voor het aantal slachtoffers. Binnen het programma *Personele Veiligheid* is gekozen om als probabilistische techniek gebruik te maken van een *Bayesiaans Belief Netwerk*. In een Bayesiaans Belief Netwerk (BBN) wordt de kansverdeling van de verschillende fysische modellen die afhankelijk zijn van elkaar, gekoppeld. Hierdoor worden conditionele kansen bepaald en kan extra informatie bijdragen een meer betrouwbare uitkomst. Een Bayesiaans Belief Netwerk is een beslissingsondersteuning model.

Om de hele keten van een explosie en de uitwerking op personeel in beeld te kunnen brengen zijn er scenario's opgesteld. Een scenario geeft informatie over het gehele proces dat is onder te verdelen in drie stappen. De eerste stap is de *oorzaak* van een explosie: ontstaat een explosie als gevolg van een bomauto, een ongeluk met munitieopslag of een raketbeschieting? De tweede stap is het *gevolg* van het type explosief dat gebruikt wordt: treedt er drukwerking, scherfwerking, hitte werking of een combinatie op? De derde stap is de uitwerking op infrastructuur en personeel. Voorbeelden van de uitwerking op de infrastructuur als gevolg van een explosie zijn; het bezwijken van gebouwen, het vrijkomen van brokstukken, het bezwijken van de ramen. Voorbeelden van de uitwerking op het personeel zijn; de uitwerking op de huid, op de longen en andere lichaamsholten.

In deze scenario's zijn gegevens opgenomen die in meer of mindere mate bekend zijn. Dit zijn de *variabelen* voor een bepaalde situatie. Dit is bijvoorbeeld informatie over het aantal kilogram explosief dat verwacht wordt bij een aanslag, de afstand waarop het explosief tot ontploffing wordt gebracht of het aantal personen dat verwacht wordt in een gebouw aanwezig te zijn. Deze informatie kan bijvoorbeeld door inlichtingendiensten aangeboden worden.

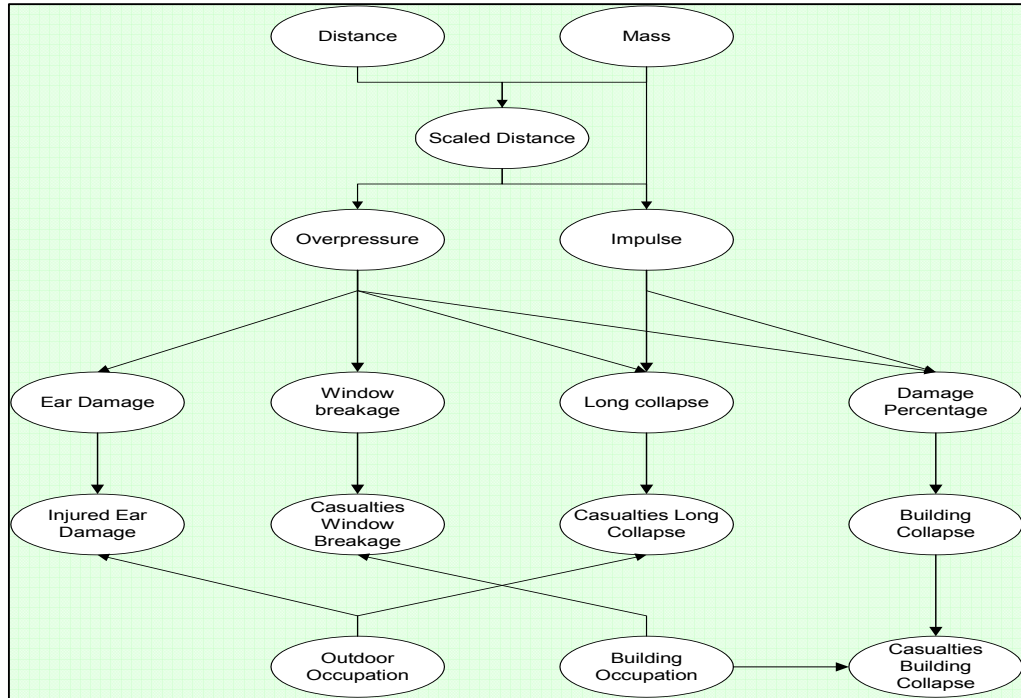
In figuur 2 is schematisch het gehele proces weergegeven om tot een kansverdeling van het aantal slachtoffers te komen. De fysische modellen die bepaald zijn in de eerste drie thema's worden gekoppeld in een Bayesiaans Belief Netwerk door de scenario's. Het netwerk wordt aangevuld met de gegevens die in meer of mindere mate bekend zijn; de variabelen. Vervolgens wordt door het netwerk de kansverdeling berekend voor het aantal slachtoffers als gevolg van een bepaalde variabelen setting.



Figuur 2. Schematische weergave bepaling kansverdeling slachtoffers

Uiteindelijk wordt het Bayesiaans Belief Netwerk gebruikt als instrument om beslissingen op het gebied van de veiligheid van defensiepersoneel te ondersteunen. Met dit instrument kunnen maatregelen genomen worden om tot een gewenst veiligheidsniveau te komen.

Voor het programma *Personele Veiligheid* zijn drie Bayesiaanse Belief Netwerken opgesteld. Dit zijn de netwerken voor munitie- en explosie effecten; 'Druk', 'Fragmenten' en 'Hitte'. In het afstudeeronderzoek ook aangeduid met de Engelse benaming; 'Blast', 'Fragments' en 'Heat'. Voor het afstudeeronderzoek is het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast' gekozen als onderzoeksobject. Dit netwerk is binnen het programma *Personele Veiligheid* het meest grondig uitgewerkt. In figuur 3 is het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast' weergegeven.



Figuur 3: Weergave van het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'

Om een Bayesiaans Belief Netwerk te gebruiken wordt veelal gebruik gemaakt van computer software. In de periode waarin dit afstudeeronderzoek is uitgevoerd, werd binnen het programma *Personele Veiligheid* gebruik gemaakt van het programma van Micro Soft, MSBNX.

1.3 Probleemstelling

Als inleiding op de probleemstelling wordt bovenstaande samengevat. TNO voert voor defensie een onderzoeksprogramma uit naar personele veiligheid in relatie tot munitie- en explosie effecten van defensie personeel in infrastructuur van defensie. In figuur 2 wordt weergegeven hoe de kansverdeling wordt bepaald van het aantal slachtoffers bij munitie- of explosie effecten. Als probabilistische beoordelingstechniek wordt gebruik gemaakt van een Bayesiaans Belief Netwerk. In figuur 3 is het Bayesiaans Belief Netwerk van het onderzoeksobject 'Blast' weergegeven. In dit netwerk worden verschillende fysische modellen weergegeven in knopen. Wanneer deze fysische modellen afhankelijk zijn worden deze aan elkaar gekoppeld. Zo ontstaat een netwerk. Indien veranderingen aangebracht worden in het Bayesiaans Belief Netwerk als gevolg van voortschrijdend inzicht hebben deze invloed op de complexiteit van het netwerk. Zo kunnen fysische modellen of afhankelijkheden toegevoegd worden en kunnen scenario's wijzigen. Deze veranderingen hebben invloed op de complexiteit van het netwerk en daarmee invloed op de betrouwbaarheid van de uitkomst van het netwerk.

De probleemstelling voor dit afstudeeronderzoek luidt;

Wat is de invloed van de complexiteit van het Bayesiaans Belief Netwerk op de betrouwbaarheid van het netwerk.

1.4 Doelstelling

De doelstelling voor het afstudeeronderzoek luidt;

Het doel van het onderzoek is het ontwikkelen van een methodiek waarmee de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk beoordeeld kan worden door inzicht te hebben in de complexiteit van het Netwerk.

Deze methode moet algemeen geldend zijn. Dit wil zeggen dat de methode niet voor specifieke scenario's of fysische modellen mag gelden maar ook wanneer het netwerk uitgebreid wordt, de methode inzichtelijkheid moet geven in de invloed van de complexiteit. Met *Methodie* wordt in dit afstudeeronderzoek bedoeld een beschrijving van de manier om in elke situatie een uitspraak te kunnen doen over de complexiteit van het netwerk.

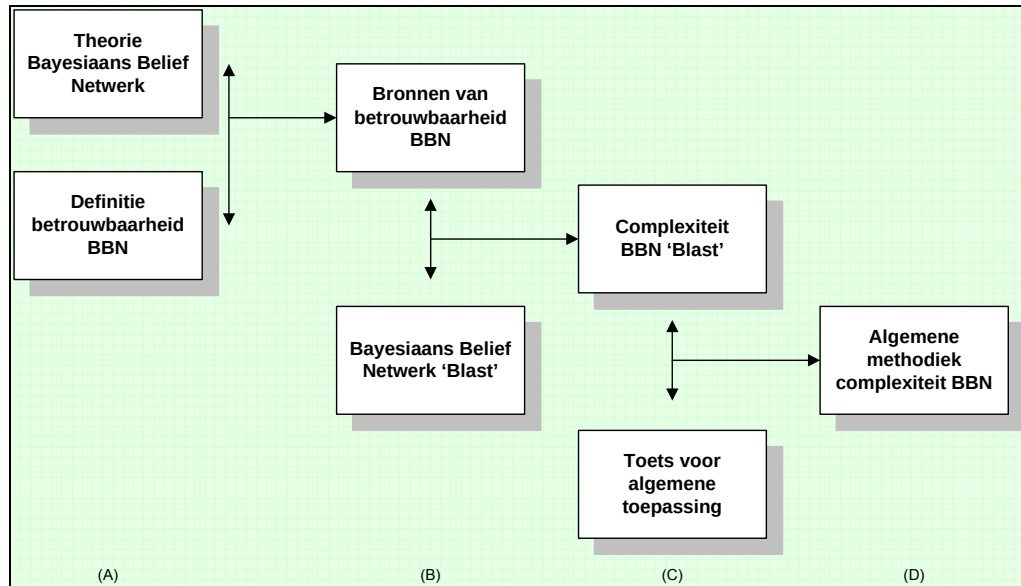
1.5 Onderzoeksmodel

Om deze doelstelling te bereiken is een onderzoeksmodel opgezet, weergegeven in figuur 4. Het model is opgesteld van rechts naar links.

Eerst is het doel beschreven (deel d); een algemene methodiek ontwikkelen om de betrouwbaarheid van een netwerk te beoordelen door inzicht in de complexiteit te hebben. Hiertoe wordt het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast' als onderzoeksobject beschouwd. Om een algemene methodiek te ontwikkelen moeten de aspecten van de complexiteit die bij 'Blast' gevonden zijn getoetst worden of deze kunnen gelden als algemene toepassing (deel c).

Om de aspecten van complexiteit bij het 'Blast'-netwerk te achterhalen moet vanuit de bronnen van betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk het 'Blast'-netwerk onderzocht worden (b).

Om te komen tot deze bronnen van betrouwbaarheid wordt de definitie van betrouwbaarheid voor Bayesiaanse Belief Netwerken vastgelegd en wordt de theorie achter Bayesiaanse Belief Netwerken bestudeerd.



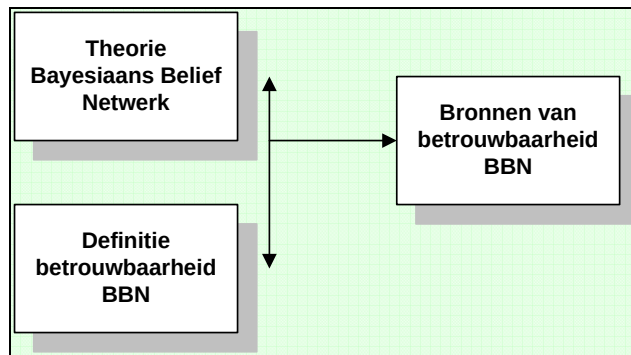
Figuur 4: Onderzoeksmodel

Het onderzoeksrapport is ingedeeld aan de hand van het onderzoeksmodel. Hoofdstuk 2 betreft het onderdeel 'Theorie BBN'. Hoofdstuk 3 de onderdelen 'Definitie betrouwbaarheid BBN' en 'Bronnen van betrouwbaarheid'. Onderdelen 'Bayesiaans Belief Netwerk Blast' en 'Complexiteit BBN Blast' worden behandeld in hoofdstukken 4, 5 en 6. In hoofdstuk 7 en 8 wordt onderdeel 'Toets voor algemene toepassing' en 'Algemene methodiek complexiteit BBN' behandeld. In de leeswijzer aan het einde van dit hoofdstuk wordt hier nader op ingegaan.

1.6 Vraagstelling van het onderzoek

In dit hoofdstuk wordt aan de hand van de vraagstelling aangegeven welke kennis nuttig is en welke kennis nodig is om de doelstelling van het afstudeeronderzoek te bereiken. In de centrale vraag wordt de kennis die nuttig is verwoord en in de deelvragen wordt de kennis die nodig is verwoord. De centrale vragen worden geformuleerd door het onderzoeksmodel te splitsen. Na het opstellen van de centrale vragen worden de deelvragen geformuleerd.

De eerste centrale vraag wordt uit het (a) deel van het onderzoeksmodel geformuleerd, figuur 5.



Figuur 5: Deel (a) onderzoeksmodel.

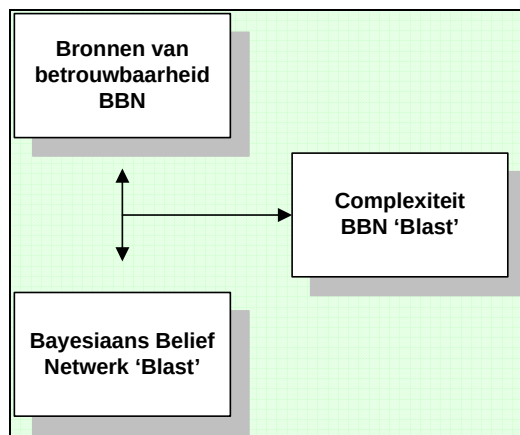
Centrale vraag 1:

Wat is de definitie van betrouwbaarheid voor een Bayesiaans Belief Netwerk?

Deelvragen vanuit de 1^{ste} centrale vraag

- Hoe werkt een Bayesiaans Belief Netwerk?
- Welke definitie van betrouwbaarheid kan vastgesteld worden voor een Bayesiaans Belief Netwerk?
- Welke factoren hebben invloed op de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk voor dit afstudeeronderzoek?

De tweede centrale vraag wordt uit het (b) deel van het onderzoeksmodel geformuleerd, figuur 6.



Figuur 6: Deel (b) onderzoeksmodel

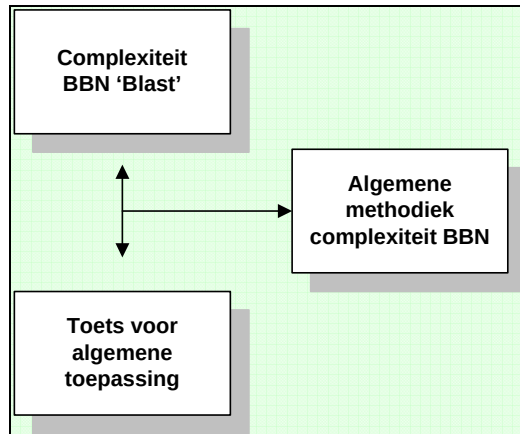
Centrale vraag 2:

Welke aspecten van complexiteit in het 'Blast'-netwerk hebben invloed op de bronnen van betrouwbaarheid?

Deelvragen uit de 2^{de} centrale vraag

- Wat betekent complexiteit binnen het BBN Blast, per bron van betrouwbaarheid?
- Wat is de invloed van de complexiteit?

De derde centrale vraag wordt uit het (c) deel van het onderzoeksmodel geformuleerd, figuur 7.



Figuur 7: Deel (c) onderzoeksmodel

Centrale vraag 3:

Hoe wordt de algemene methodiek geformuleerd om inzicht in de complexiteit van een Bayesiaans Belief Netwerk te krijgen?

Deelvragen uit de 3^{de} centrale vraag

- Welke aspecten van complexiteit bij Bayesiaanse Belief Netwerken zijn te formuleren uit het onderzoek bij het BBN Blast?
- Welke randvoorwaarden gelden er voor deze aspecten van complexiteit?
- Hoe kan een algemene methodiek worden vormgegeven?
- Hoe dient de algemene methodiek worden toegepast?

1.7 Onderzoekstechnisch ontwerp

In deze paragraaf staat beschreven op welke wijze het afstudeeronderzoek is ingevuld om het doel te bereiken. Eerst wordt aangegeven welk onderzoeksmateriaal benodigd is voor het beantwoorden van de centrale vragen. Vervolgens wordt ingegaan op de strategie die gevolgd is bij het uitvoeren van het afstudeeronderzoek.

Het onderzoeksmateriaal wordt bestudeerd voor het beantwoorden van de centrale vragen. In tabel 1 staat de opsomming van het onderzoeksobject, het onderzoeksmateriaal en op welke wijze de informatie verkregen wordt.

<u>Onderzoeksobject</u>	<u>Bron</u>	<u>ontsluiting</u>
Theorie BBNn	literatuur	zoeksysteem
	Documenten	zoeksysteem
	Media	Internet
	Deskundige personen	ondervraging
Bronnen van betrouwbaarheid	Literatuur	zoeksysteem
	Documenten	zoeksysteem
	Deskundige personen	ondervraging
Complexiteit BBN Blast	Documenten	zoeksysteem
	Werkelijkheid	observatie
	Deskundige personen	ondervraging
Algemene methodiek	Deskundige personen	ondervraging
	Werkelijkheid	observatie

Tabel 1: Onderzoeksmateriaal

Vervolgens wordt de onderzoeksstrategie bepaald volgens de indeling van Verschuren en Doorewaard (1998, p. 149, 169). Het afstudeeronderzoek is een enkelvoudige gevalstudie. Dit betekent dat met één case een diepgaand onderzoek uitgevoerd wordt naar de invloed van complexiteit op de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Network.

1.8 Indeling van het onderzoeksrapport

Het onderzoeksrapport is ingedeeld naar het onderzoeksmodel zoals weergegeven in figuur 4. In dit eerste hoofdstuk staat de inleiding, aanleiding, het conceptueel ontwerp en het onderzoekstechnische ontwerp van het afstudeeronderzoek beschreven. Vervolgens wordt in hoofdstuk 2 de theorie achter Bayesiaanse Belief Netwerken behandeld. Daarnaast wordt in dit hoofdstuk de Bayesiaanse benadering van de statistiek toegelicht. Vervolgens wordt in hoofdstuk 3 beschouwd hoe tot een definitie van betrouwbaarheid voor het Bayesiaanse Belief Netwerken 'Blast' is gekomen.

De volgende drie hoofdstukken behandelen de aspecten van complexiteit die gevonden zijn in het onderzoek van het 'Blast'-netwerk bij *Personele Veiligheid*. Deze hoofdstukken zijn ingedeeld naar de verschillende bronnen van betrouwbaarheid. In hoofdstuk 4 wordt een beschouwing gegeven van het onderzoek naar 'rekencomplexiteit' voor het 'Blast'-netwerk. In hoofdstuk 5 worden de aspecten van complexiteit gepresenteerd als gevolg van onderzoek naar de discretisatie van variabelen om de kanstabellen te vormen. Hoofdstuk 6 beschouwt de aspecten van complexiteit bij de bouw en de werking van het Bayesiaans Belief Network 'Blast'. In hoofdstuk 7 worden de resultaten van hoofdstuk 4, 5 en 6 getoetst om te komen tot een algemene methodiek om de betrouwbaarheid van een netwerk te beoordelen door inzicht in de complexiteit te hebben. In het laatste hoofdstuk, hoofdstuk 8,

worden de conclusies geformuleerd die volgen uit het afstudeeronderzoek bij het programma *Personele Veiligheid*. Daarnaast worden in dit hoofdstuk aanbevelingen gedaan.

2 THEORETISCHE ACHTERGRONDEN

2.1 Inleiding

In dit hoofdstuk komen de theoretische achtergronden van Bayesiaanse Belief Netwerken aan bod. Om het begrip Bayesiaanse Belief Netwerken in te leiden wordt eerst een toelichting gegeven over de verschillende benaderingen van statistiek. Dit is de klassieke versus de Bayesiaanse benadering van de statistiek. Vervolgens wordt vanuit de Bayesiaanse benadering de regel van Bayes uitgelegd. Dan wordt de stap gemaakt naar een paragraaf over Bayesiaanse Belief Netwerken. Eerst wordt in deze paragraaf uitgelegd uit welke elementen een Bayesiaans Belief Netwerk bestaat. Vervolgens wordt uitgelegd hoe een Bayesiaans Belief Netwerk geconstrueerd kan worden. Ten slotte wordt de werking van een Bayesiaans Belief Netwerk toegelicht aan de hand van een voorbeeld.

2.2 De klassieke en de Bayesiaanse benadering van de Statistiek

In de statistiek worden er twee benaderingen onderscheiden; de klassieke en de Bayesiaanse.

2.2.1 Klassieke benadering

In de oorsprong van de klassieke statistiek werd, om de waarschijnlijkheid van een gebeurtenis te bepalen, gekeken naar de symmetrie en homogeniteit van een object. Een goed voorbeeld hiervan is kansbepaling bij het gooien met een dobbelsteen. Een dobbelsteen bestaat uit homogeen materiaal en 6 symmetrisch verdeelde vlakken. De kans dat een van de vlakken boven komt te liggen bij een worp is $1/6$. Een andere benadering van de klassieke statistiek is de frequentistische statistiek. Bij deze vorm van de klassieke benadering wordt het aantal malen dat een specifieke gebeurtenis plaatsvindt (n) afgezet tegen het onafhankelijk herhalen van het experiment (e). Hierbij wordt een kans op een gebeurtenis aangegeven (n/e) met een variantie / spreiding van die kans. Men zou in het voorbeeld van de dobbelsteen een experiment kunnen uitvoeren door 1000 keer te werpen met de dobbelsteen en bij te houden hoeveel keer (n) een specifiek vlak boven ligt. De kans dat dit vlak boven ligt is dan $n/1000$. Hoe vaker het experiment uitgevoerd wordt hoe betrouwbaarder de kansbepaling.

Beide manieren van kansbepaling dragen bij aan onzekerheid in deze kansbepaling. Een voorwerp of object is nooit voor 100 % homogeen en symmetrisch. Bij de dobbelsteen bijvoorbeeld, zit aan een kant meer verfstippen dan aan de andere kant, of het oppervlak waarop gegooid wordt is niet volledig horizontaal. Bij de frequentistische statistiek zou een experiment oneindig vaak uitgevoerd moeten worden om de waarschijnlijkheid van een gebeurtenis te bepalen.

Bij de klassieke analyse worden toetsen gebruikt voor het al dan niet verwerpen van kansverdelingen. Er wordt hierbij eerst een hypothese gesteld dat een bepaalde

stochastische grootheid een zekere kansverdeling heeft. Uitgaande van die hypothese wordt vervolgens de kritieke waarde voor een gegeven toetsingsgrootheid en een onbetrouwbaarheid α berekend. De onbetrouwbaarheid zegt alleen iets over de verwerping en niets over de juistheid van de kansverdeling. Daarnaast zijn de toetsen gebaseerd op statistische gegevens en deze houden geen rekening met eventuele andere kennis die relevant is voor de keuze van het verdelingstype. Mede omdat in de praktijk het aantal waarnemingen beperkt is, kunnen meerdere kansverdelingen door de toetsing komen.

2.2.2 Bayesiaanse benadering

Het basis idee van de Bayesiaanse benadering is dat kansen op gebeurtenissen altijd afhankelijk zijn van andere gebeurtenissen. Dit wordt conditionele of voorwaardelijke kans genoemd. Hierbij zijn meerdere gebeurtenissen betrokken waarvan een afhankelijkheid wordt verondersteld. Wanneer in de klassieke benadering gesteld wordt: 'de kans om 6 te gooien met een dobbelsteen is $1/6$ ', is hierbij vanuit gegaan dat de dobbelsteen homogeen en symmetrisch is. In de Bayesiaanse benadering wordt dan gesteld: 'Als gegeven is dat de dobbelsteen homogeen en symmetrisch is, is de kans om 6 te gooien met deze dobbelsteen $1/6$ '. Hier kunnen echter nog meerdere afhankelijkheden aan toegevoegd worden waardoor de kans om 6 te gooien wellicht afwijkt van $1/6^{\text{de}}$.

Zo is, in de Bayesiaanse benadering, de kans op gebeurtenis A geconditioneerd door overige gebeurtenissen, afhankelijk van gebeurtenis A , waarvan informatie bekend is. Bij de Bayesiaanse benadering worden aannames expliciet gemaakt.

Uit deze voorwaardelijke kans wordt de stelling van Bayes afgeleid, die in de volgende paragraaf wordt toegelicht. Met de klassieke benadering is dit niet mogelijk. Daarbij kan alleen een uitspraak gedaan worden over de kans dat gebeurtenis A optreedt op voorwaarde dat gebeurtenis B optreedt, als hier een experiment aan ten grondslag ligt. Met de Bayesiaanse benadering is het mogelijk om kansen te definiëren voor gebeurtenissen die nog nooit of nauwelijks voorgekomen zijn.

Stelling van Bayes

Centraal in de Bayesiaanse analyse staat de stelling van Bayes. De stelling van Bayes komt op de volgende wijze tot stand (Chbab en van Noortwijk, 2002, p. 19). De kans dat gebeurtenis A plaats vindt gegeven het feit dat gebeurtenis B is opgetreden dient bepaald te worden. Deze kans wordt ook wel de conditionele of voorwaardelijke kans genoemd. Dit zijn alle uitkomsten van A , op voorwaarde dat deze ook tot B behoren. Het is dus de kans op $A \cap B$ gedeeld door de kans op B . De conditionele kans op de gebeurtenis A gegeven het optreden van gebeurtenis B is hiermee gedefinieerd als:

$$P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (2.1)$$

Voor de kans op B gegeven A geldt;

$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \quad (2.2)$$

Met de formules kan de kans op $A \cap B$ geëlimineerd worden en volgt, *de regel van Bayes*;

$$P(A | B) = \frac{P(B | A)P(A)}{P(B)} \quad \text{Als } P(A) > 0, P(B) > 0 \quad (2.3)$$

Deze formule wordt ook wel omkeerformule genoemd omdat het de 'omgekeerde' voorwaardelijke kans berekent. De theoretische betekenis van de regel van Bayes is dat de regel inzichtelijk maakt hoe de inschatting van de kans op een onzekere gebeurtenis (A) wordt beïnvloed door het optreden van een andere gebeurtenis (B).

Drie termen zijn van belang bij de Bayesiaanse Statistiek. Als eerste is dit de *a-priori* kans $P(A)$. Dit is de kans dat een gebeurtenis is opgetreden voordat er ook maar enige data geobserveerd is. De tweede term is de *a-posteriori* kans $P(A|B)$. Dit is de kans dat een gebeurtenis is opgetreden nadat met geobserveerde data rekening is gehouden. De eis is hierbij dat de data daadwerkelijk en met zekerheid is geobserveerd. Deze kans wordt ook de conditionele- of voorwaardelijke kans genoemd.

De derde term is de *likelihood* $P(B|A)$. De likelihood beschrijft de conditionele kans van de data gegeven een bepaald model.

In Van der Gaag en Renooij (2005, p. 6) wordt bovenstaande uitgelegd;

The naive-Bayesian approach; the basic idea of computing a diagnosis for a set of actually observed pieces of evidence e, is to compute for all sets of hypotheses h the conditional probability $Pr(h|e)$ from the distribution Pr on the domain at hand.

$$Pr(h | e) = \frac{Pr(e | h)Pr(h)}{Pr(e)} \quad (2.4)$$

Hierin komt duidelijk naar voren dat op basis van waarnemingen of bewijs, de conditionele kans bepaald wordt voor een gebeurtenis.

In de Bayesiaanse aanpak selecteert men een aantal kansverdelingen vooraf en kent daaraan a-priori kansverdelingen aan toe. Vervolgens bepaalt men op grond van waarnemingen en de stelling van Bayes de a-posteriori kansen (Chbab en van Noortwijk, 2002, p 15).

Voorbeeld

Aan de hand van een voorbeeld (Chbab en van Noortwijk, 2002, p 19) worden de bovenstaande begrippen verder uitgelegd. Gegeven zijn twee identieke vazen met oneindig veel rode en witte ballen. In de ene vaas, vaas V_1 , zitten 67% rode en 33% witte ballen. De samenstelling van de tweede vaas, vaas V_2 , is juist andersom, 33% rode en 67% witte ballen. Stel dat random een van de vazen wordt gekozen en uit deze vaas, eveneens

random met teruglegging, drie ballen worden getrokken: tweemaal een rode en eenmaal een witte. De vraag is nu wat de kans is dat deze steekproef afkomstig is uit vaas V_1 en wat de kans dat deze afkomstig is uit V_2 .

R = er wordt een rode bal getrokken;

W = er wordt een witte bal getrokken;

V_1 = de vaas is V_1 met $P(R|V_1) = 2/3$ en $P(W|V_1) = 1/3$;

V_2 = de vaas is V_2 met $P(R|V_2) = 1/3$ en $P(W|V_2) = 2/3$;

De *a-priori* kans om een vaas te kiezen is $P(V_1) = P(V_2) = 0,5$. Er is geen informatie beschikbaar waaruit blijkt dat het waarschijnlijker is uit een bepaalde vaas te kiezen.

De kans op de steekproef $R \cap R \cap W$, gegeven dat we vaas V_1 gekozen hebben, wordt gegeven door *likelihood*: $P(R \cap R \cap W|V_1) = (2/3) \cdot (2/3) \cdot (1/3) = 4/27$

Analoog gegeven vaas V_2 : $P(R \cap R \cap W|V_2) = (1/3) \cdot (1/3) \cdot (2/3) = 2/27$

Met behulp van de stelling van Bayes volgt voor de *a-posteriori* kans;

$$P(V_1|R \cap R \cap W) = \frac{P(R \cap R \cap W|V_1)P(V_1)}{P(R \cap R \cap W)} = \frac{(4/27) \times 0.5}{P(R \cap R \cap W)} \quad (2.5)$$

en

$$P(V_2|R \cap R \cap W) = \frac{P(R \cap R \cap W|V_2)P(V_2)}{P(R \cap R \cap W)} = \frac{(2/27) \times 0.5}{P(R \cap R \cap W)} \quad (2.6)$$

De som van de kansen op V_1 en V_2 moet natuurlijk ook na de steekproef nog steeds 1 zijn.

Deze eis maakt het mogelijk $P(R \cap R \cap W)$ te bepalen:

$$P(R \cap R \cap W) = P(R \cap R \cap W|V_1)P(V_1) + P(R \cap R \cap W|V_2)P(V_2) = 4/27 \cdot 0.5 + 2/27 \cdot 0.5 = 3/27$$

Daarmee volgt als eindresultaat:

$$P(V_1|R \cap R \cap W) = 2/3 \text{ en } P(V_2|R \cap R \cap W) = 1/3$$

De kans dat de vaas van type V_1 is, stijgt dus als gevolg van de waarnemingen $R \cap R \cap W$ van $1/2$ naar $2/3$.

Het subjectieve kansbegrip

De Bayesiaanse statistiek wordt gebruikt om schattingen te maken van de statistische parameters van een kansmodel dat een stochastische grootheid karakteriseert. Hierbij worden zowel frequentistische als subjectieve kansen gebruikt. In de Bayesiaanse statistiek komen de frequentistische en de subjectieve kansbepaling bij elkaar. Met behulp van beschikbare waarnemingen, die in likelihoodfuncties gerepresenteerd worden, wordt de *a-priori* kansverdeling bijgewerkt tot een *a-posteriori* kansverdeling van de parameters.

In de Bayesiaanse benadering van waarschijnlijkheidsberekeningen en statistiek is het mogelijk om aan gebeurtenissen die weinig, slechts één keer of nooit voorkomen een kans te verbinden. Bij deze benadering gaat het erom dat de wiskundige theorie van waarschijnlijkheid op de subjectieve graad van geloof die men hecht aan een gebeurtenis wordt toegepast (Heckerman, 1996, p. 3). Hierbij wordt het referentiekader van de persoon die de kans vaststelt gebruikt om de kans te bepalen.

Graad van Geloof

De graad van geloof kan het beste worden uitgelegd aan de hand van het *waarschijnlijkheidswiel* (Heckerman, 1996, p. 4). Wanneer het homogene, symmetrische wiel in een rad van fortuin voor de helft wit wordt geschilderd en de andere helft zwart, dan is het waarschijnlijk dat de kans dat het wiel bij zwart stopt gelijk is aan de kans dat het wiel bij wit stopt. De waarschijnlijkheid dat het rad stopt op een bepaalde kleur is gelijk aan het percentage van het geschilderde oppervlak. Het waarschijnlijkheidswiel geeft nu een referentie voor het beredeneren van waarschijnlijkheid op gebeurtenissen die niet te berekenen of in een experiment uit te voeren zijn. Wat is bijvoorbeeld de kans dat de Universiteit Twente samengaat met de Universiteit Delft. Een individu heeft hier vanuit zijn of haar referentiekader een bepaald beeld bij. Deze persoon moet zich vervolgens indenken dat op het waarschijnlijkheidswiel een deel zwart geschilderd is en dat aan het wiel gedraaid wordt. Vervolgens moet deze persoon zich afvragen of de kans dat de universiteiten samengaan dan groter, kleiner of gelijk is dan dat het wiel op zwart eindigt. Als dit niet overeenkomt moet in gedachte het deel zwart gewijzigd worden en opnieuw gekeken worden of het overeenkomt totdat het gevoel van de kans dat de universiteiten samengaan, overeenkomt met de kans dat het rad op zwart komt. Dan wordt het percentage zwart bepaald en dit is dan de kans voor het samengaan van de Universiteiten voor deze persoon.

2.3 Bayesiaanse Belief Netwerken

Bayesiaanse Belief Netwerken worden gebruikt als beslissingsondersteuning modellen die helpen bij het maken van keuzes onder onzekerheden. Een Bayesiaans Belief Netwerk (BBN) is een grafisch model dat de probabilistische relaties weergeeft van een set variabelen (Heckerman, 1996, p. 1). Een Bayesiaans Belief Netwerk kan omgaan met grote hoeveelheden aan variabelen omdat de onafhankelijkheden in het netwerk aangegeven worden waardoor het rekenwerk vereenvoudigd wordt. (Heckerman, 1996, p. 3).

2.3.1 Waaruit bestaat een Bayesiaans Belief Netwerk?

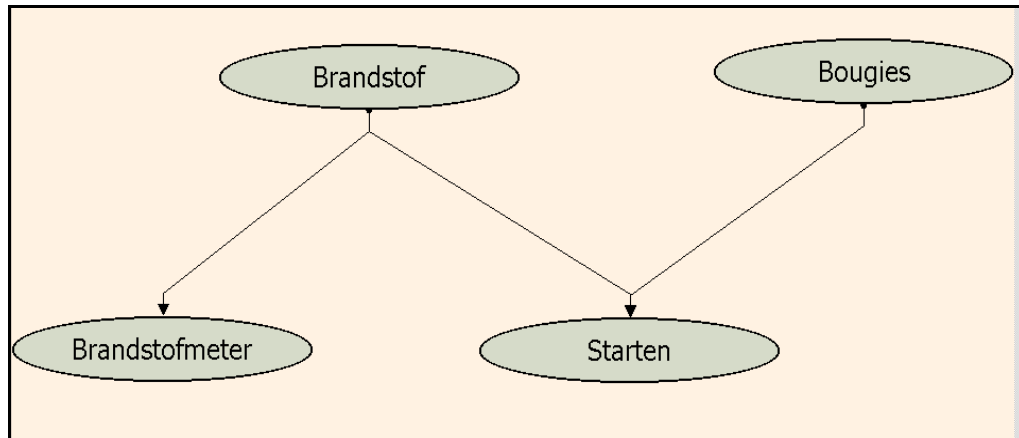
Een BBN is opgebouwd uit een aantal elementen. Dit zijn; statistische variabelen, de verbindingen tussen de variabelen en kanstabellen die behoren bij de variabelen. Daarnaast worden algoritmen gebruikt om kansverdelingen te generen uit een Bayesiaans Belief Netwerk. In deze paragraaf worden deze elementen behandeld. Aan de hand van

een voorbeeld, weergegeven in figuur 8, wordt de theorie behandeld. Het is een voorbeeld om te redeneren of een auto wel of niet wil starten, afhankelijk van brandstof en bougies. Wanneer de auto niet start, probeert de bestuurder te achterhalen waar de oorzaak ligt waarom de auto niet wil starten. De startmotor slaat aan, de accu is dus niet leeg. De oorzaak kan dan liggen bij de brandstof of eventueel vuile bougies. Om te achterhalen of er voldoende brandstof is kijkt de bestuurder naar de brandstofmeter. Op deze wijze bepaalt de bestuurder de waarschijnlijkste oorzaak waarom zijn auto niet start.

Een Bayesiaans Belief Netwerk bestaat uit een (groot) aantal statistische variabelen. Deze variabelen worden in het Bayesiaans Belief Netwerk weergegeven als *knopen* in het netwerk. In het voorbeeld is dit onder andere de stand van de brandstofmeter en de vraag of de bougies schoon zijn. Van deze knopen wordt bepaald of deze variabelen onafhankelijk van elkaar zijn. Dit is van belang omdat dit de omvang van de berekening kan vereenvoudigen. Zodra er geen afhankelijkheid is tussen variabelen dan is er geen directe verbinding tussen deze variabelen in het netwerk. Hierdoor kan het aantal te bepalen waarschijnlijkheden teruggebracht worden (Open Universiteit, 2004). Indien zeker is dat er een afhankelijkheid is, of wordt er een afhankelijkheid verwacht, dan ontstaat een directe *verbinding* tussen de variabelen. De gerichte graaf die de knopen en de verbindingen tussen de knopen weergeeft wordt het kwalitatieve deel genoemd van een BBN. Een verbinding geeft zodanig een conditionele afhankelijkheid weer. In het Bayesiaans Belief Netwerk worden de verbindingen weergegeven met pijlen. Dit om een causaal verband weer te geven. De pijlrichting geeft geen informatie over de rekenrichting van het model. In het Bayesiaans Belief Netwerk kan in beide richtingen een berekening uitgevoerd worden.

De knopen die bij deze verbinding horen worden een *ouder* of een *kind* genoemd, verwijzend naar de relatie die ze met elkaar hebben. Het totaal aan verbindingen dat een knoop in- en uitgaat wordt een 'graad' van een knoop genoemd. De 'in-graad' is hierbij het aantal ouders van een knoop en de 'uit-graad' het aantal kinderen van een knoop. De *roots* van een Bayesiaans Belief Netwerk zijn de knopen die geen kinderen hebben. *Leaves* zijn knopen die geen ouders hebben.

Bij deze variabelen horen *kanstabellen*. Deze kanstabellen vormen het kwantitatieve deel van een Bayesiaans Belief Netwerk. Deze kanstabellen bestaan voor knopen zonder ouders uit of de a-priori kans op een gebeurtenis, of, voor knopen met ouders, de likelihood van een gebeurtenis. De kansen in de kanstabellen kunnen bepaald worden door een klassieke frequentistische benadering of door expertkennis middels gebruik te maken van de graad van Geloof.

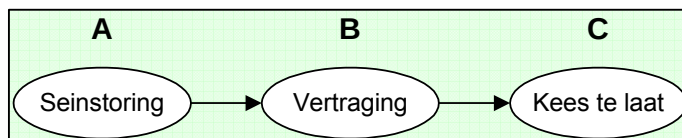


Figuur 8: Voorbeeldweergave van een Bayesiaans Belief Netwerk

Het Bayesiaans Belief Netwerk wordt weergegeven in een *Directed Acyclic Graph* (DAG). De term *acyclic* wordt hierin genoemd omdat in een Bayesiaans Belief Netwerk geen cyclische verbindingen mogen zitten.

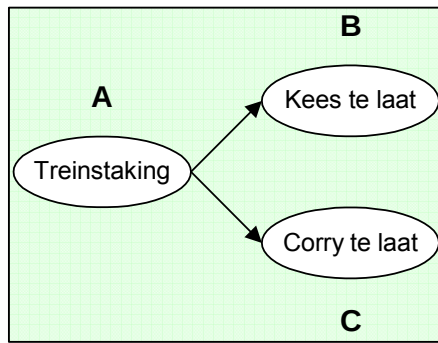
Een BBN representeert een kansverdeling op een efficiënte manier. Bayesiaanse Belief Netwerken worden gebruikt om te kunnen redeneren met onzekerheden. Hiervoor is data beschikbaar of wordt data verzameld uit expert kennis, die in kanstabellen ingevoerd wordt. Om Bayesiaanse Belief Netwerken door te rekenen zijn algoritmen beschikbaar. Twee voorbeelden van deze algoritmen zijn de algoritmen van Pearl (1988) en van Lauritzen en Spiegelhalter (1988).

In een Bayesiaanse Belief Netwerk worden drie soorten verbindingen onderscheiden: seriële, divergerende en convergerende verbindingen (Open Universiteit, 2004, p. 7).



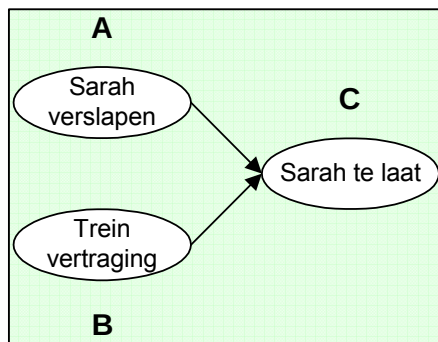
Figuur 9: Seriële verbinding

In bovenstaand voorbeeld (figuur 9) staat een seriële verbinding weergegeven. Er wordt een aanwijzing voor A gepropageerd door B, naar C. Als B nu als bekend wordt gesteld dan is een aanwijzing voor A niet meer relevant voor C, met andere woorden, B blokkeert het kanaal van A naar C. In een seriële verbinding kan informatie gepropageerd worden van A, via B naar C, tenzij B geconcretiseerd is. We noemen nu A en C *ged-separeerd* gegeven B. Ook andersom geldt dit, tegen de pijlrichting in.



Figuur 10: Divergerende verbinding

Hierboven (figuur 10) staat een divergerende verbinding van een BBN afgebeeld. Een aanwijzing met betrekking tot A wordt gepropageerd naar B en C. Als A geconcretiseerd is, dan zijn B en C in deze *ged-separeerd* gegeven A. Dit houdt in dat niet beredeneerd kan worden van B naar C via A of omgekeerd. In het voorbeeld; als we niet weten of er een treinstaking is, dan vertelt 'Corry te laat' wel iets over de waarschijnlijkheid van een treinstaking en via die weg vertelt het iets over 'Kees te laat'. Als we nu weten dat er een treinstaking is geeft 'Corry te laat' geen extra informatie over 'Kees te laat'.



Figuur 11: Convergerende verbinding

Hierboven (figuur 11) staat een convergerende verbinding van een BBN afgebeeld. Indien niets over C bekend is dan zijn A en B onafhankelijk. Indien er wel informatie is over C dan worden A en B afhankelijk. Door een convergerende verbinding mag alleen informatie of bewijs gaan als er gegevens zijn over de variabele zelf of zijn kinderen. In bovenstaand voorbeeld; als we niets weten of Sarah te laat is, dan zegt 'Sarah verslapen' niets over 'Trein Vertraging'. Wanneer nu wel bekend is of 'Sarah te laat' is dan geeft informatie over 'Sarah Verslapen' iets over 'Trein Vertraging'.

2.3.2 Bouwen van een Bayesiaans Belief Netwerk

In de literatuur worden drie stappen onderscheiden die doorlopen moeten worden om een BBN te bouwen. De volgende stappen worden onderscheiden (Van der Gaag en Renooij, 2005, p. 93);

Stap 1: Bepalen welke variabelen van belang zijn voor het systeem dat beschreven wordt in het BBN en bepalen welke waarde deze variabelen hebben.

Stap 2: Nagaan welke variabelen zeker onafhankelijk zijn en dit weergeven in een directed acyclic graph. De verbindingen in het netwerk is het kwalitatief deel van het netwerk.

Stap 3: De laatste stap is het bepalen van de waarschijnlijkheden, de kanstabellen. De kanstabellen vormen het kwantitatief deel van het netwerk.

De eerste stap is niet uniek voor Bayesiaanse Belief Netwerken. Het is een algemene stap die hoort bij model-denken; het verzamelen en vaststellen van de variabelen. De variabelen worden bijvoorbeeld door experts aangedragen of uit een dataset gehaald. Wanneer bekend is welke variabelen in het model van belang zijn, moeten deze omgezet worden naar statistische variabelen om te kunnen gebruiken in het Bayesiaanse Belief Netwerk. De eigenschap van de waarden van statistische variabelen is dat deze onderling niet mogen overlappen en dat het gehele bereik alles omvat. In het voorbeeld van de auto die niet start is de variabele 'stand brandstofmeter' verdeeld in de waarden 'vol, ½ vol, leeg'. De variabelen worden omgevormd tot statistische variabelen door een indeling te maken in losse waarden, al dan niet numeriek, of in intervallen indien het waardenbereik continu of erg groot is. Dit wordt het *discretiseren* van de variabelen genoemd. Een groter bereik binnen de intervallen draagt bij aan een snellere berekening en een kleinere nauwkeurigheid.

In de tweede stap wordt de DAG geconstrueerd. Hierbij moet de onafhankelijkheid van de variabelen aangetoond worden. Meestal wordt de DAG direct geconstrueerd. Een DAG wordt gemaakt al lezende over het onderwerp of al pratende met experts. Er wordt gekeken naar de causale relaties tussen de verschillende variabelen. Op deze wijze wordt ook verbindingen gelegd, door te kijken naar de causale verbanden. Deze verbinding is in de vorm van een pijl om een oorzaak en gevolg aan gebeurtenissen te geven (ouder en kind relatie).

De derde stap is het opstellen van de waarschijnlijkheidsfuncties voor de statistische variabelen. De informatie wordt meestal gehaald uit literatuur met betrekking tot het onderzoeksonderwerp, statistische data van het onderwerp, andere modellen of via interviews met experts. Deze laatste bron kan benaderd worden om uitspraken te doen middels de Bayesiaanse benadering; de graad van geloof of op basis van ervaringsgegevens; frequentistische benadering.

Om Bayesiaanse Belief Netwerken te gebruiken als beslissingsondersteuning instrument worden de netwerken vaak ingevoerd in computersoftware. Er zijn diverse programma's op de markt waarmee Bayesiaanse Belief Netwerken ingevoerd kunnen worden en waarmee vervolgens geredeneerd kan worden. Voorbeelden zijn HUGIN, GENIE en MSBNX. Aangezien bij het afstudeeronderzoek gebruik is gemaakt van MSBNX wordt bij de behandeling van de theorie ook gebruik gemaakt van deze software. De algoritmen waarvan de software gebruik maakt zijn gebaseerd op de stelling van Bayes met conditionele kansen.

2.3.3 Werking van een Bayesiaans Belief Netwerk

Hoe werkt nu een BBN? Aan de hand van het voorbeeld, genoemd aan het begin van deze paragraaf, wordt de werking van een Bayesiaans Belief Netwerk uitgelegd (Jensen, 2001, p. 3). Een bestuurder probeert te achterhalen waarom zijn auto niet start. De startmotor slaat aan, de accu is dus niet leeg. De oorzaak kan dan liggen bij de brandstof of eventueel vuile bougies. Om te achterhalen of er voldoende brandstof is kijkt de bestuurder naar de brandstofmeter. Op deze wijze bepaalt de bestuurder de waarschijnlijkheid waarom zijn auto niet start. Deze situatie kan ook in een Bayesiaans Belief Netwerk worden weergegeven om op die manier aan de situatie met onzekerheden te kunnen rekenen. De variabelen die hierbij worden onderkend zijn; brandstof, brandstof meter, schone bougies en starten. De statistische variabelen die hierbij horen zijn: Br [ja, nee], BM [vol, ½ vol, leeg], Bo [ja, nee] en St [ja, nee]. De afkortingen staan voor; Br (brandstof?), BM (de stand van de brandstofmeter), Bo (schone bougies?) en St (start?). Dit is weergegeven in een Directed A-cyclic Graph zoals eerder in figuur 8 is weergegeven.

Voor het kwantitatieve deel van het BBN moet de waarschijnlijkheidsfuncties bepaald worden voor $P(\text{Br})$, $P(\text{Bo})$, $P(\text{St}|\text{Br}, \text{Bo})$, $P(\text{BM}|\text{Br})$. De waarden zijn hieronder gesteld, in praktijk kan dit informatie zijn afkomstig van onderzoeksgegevens of van expertkennis.

$$P(\text{Br}) = (0.98, 0.02) \text{ (ja, nee)}$$

$$P(\text{Bo}) = (0.96, 0.04) \text{ (ja, nee)}.$$

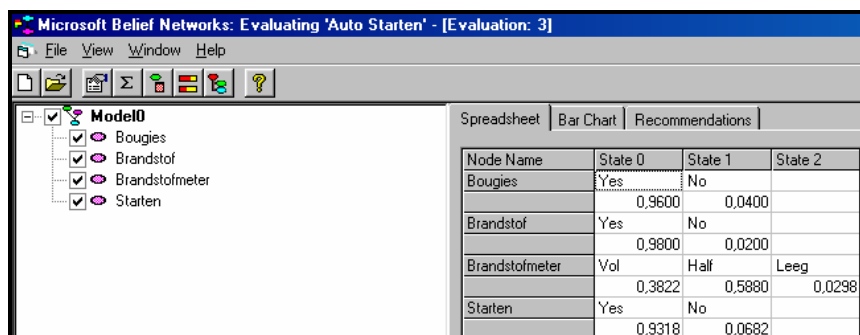
	Br = ja	Br = nee
Bo = ja	(0.99, 0.01)	(0,1)
Bo = nee	(0.01, 0.99)	(0,1)

Tabel met $P(\text{St}|\text{Br}, \text{Bo})$ is tussen haakjes weergegeven (st = ja, st = nee);

	Br = ja	Br = nee
BM = vol	0,39	0,001
BM = ½ vol	0,60	0,001
BM = leeg	0,01	0,998

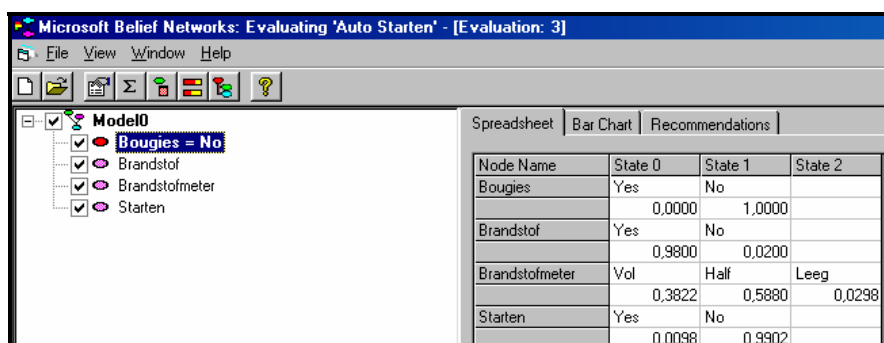
Tabel met $P(BM|Br)$

Voor de discretisatie van de Brandstofmeter is gekozen voor 3 discretisaties; vol, ½ vol en leeg. De gegevens zijn ingevoerd in MSBNX. Vervolgens kan de geconditioneerde kans berekend worden met het model. De kansverdeling is weergegeven in figuur 12. De kans dat de auto start met de hierboven genoemde kansverdeling is 0,9318.



Figuur 12: Weergave van kansverdeling over de variabelen

Wanneer de eigenaar van de auto nu weet dat zijn bougies vuil zijn, kan dit verwerkt worden in het model. Vervolgens wordt wederom de kans berekend. De resultaten zijn weergegeven in figuur 13.



Figuur 13: Gewijzigde kansverdeling met waarneming vuile bougies

De kans dat de auto nu start wordt veel kleiner, namelijk 0,0098. De kansverdeling voor wel of geen brandstof en de stand van de brandstofmeter veranderen niet. De kanstabellen veranderen niet bij het gebruik van een Bayesiaans Belief Netwerk als beslissingondersteuningsmodel.

3 BETROUWBAARHEID VAN EEN BAYESIAANS BELIEF NETWERK

Om een methodiek te ontwikkelen die de betrouwbaarheid van een netwerk kan beoordelen door inzicht in de complexiteit te hebben, moet vastgesteld worden wat onder betrouwbaarheid verstaan wordt. In dit hoofdstuk wordt de definitie voor betrouwbaarheid bij een Bayesiaans Belief Netwerk gegeven. Met deze informatie kan vervolgens het onderzoek naar de aspecten van complexiteit uitgevoerd worden voor het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'.

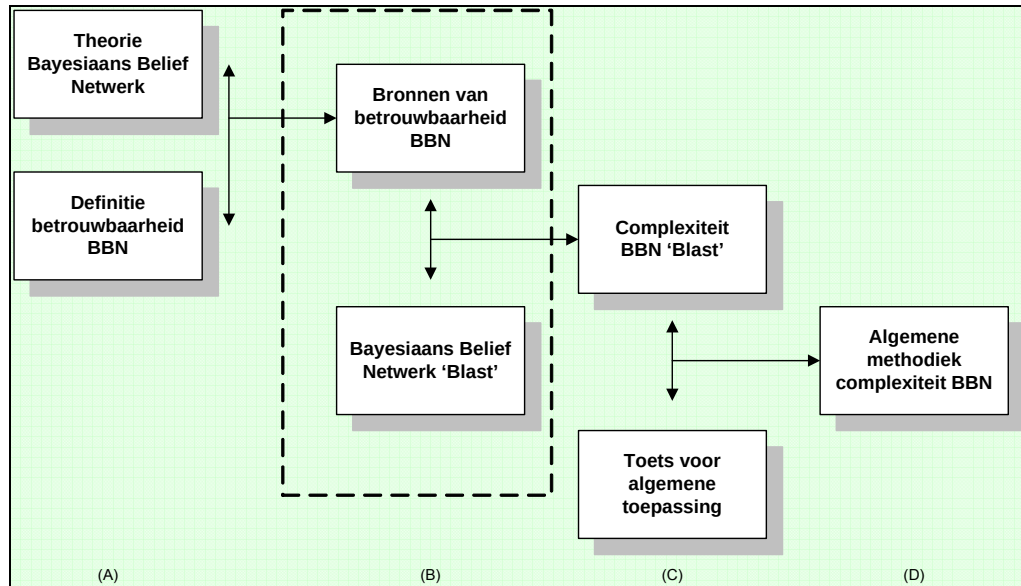
Voordat vastgesteld wordt wat betrouwbaarheid inhoudt, wordt de ontwikkeling van het afstudeeronderzoek verwoord. Deze informatie is opgenomen in dit hoofdstuk om te motiveren waarom het onderzoek naar complexiteit direct op het 'Blast'-netwerk is uitgevoerd.

3.1 Ontwikkeling van het afstudeeronderzoek

In de initiële fase van het afstudeeronderzoek was de intentie om vanuit de theorie en vanuit gebruikers van Bayesiaanse Belief Netwerken, een onderzoek uit te voeren naar de complexiteit van een netwerk. De randvoorwaarden voor complexiteit die hierin naar voren kwamen, zouden getoetst moeten worden aan het 'Blast'-netwerk. Dit om vervolgens een methodiek te kunnen ontwikkelen.

Tijdens het onderzoek bleek dat in de theorie, met betrekking tot complexiteit bij Bayesiaanse Belief Netwerken, alleen over 'rekencomplexiteit' wordt gesproken. In de optiek van het afstudeeronderzoek moet er meer zijn op het gebied van complexiteit dan alleen de rekencomplexiteit.

Om te kunnen onderzoeken welke aspecten van complexiteit invloed hebben op het Bayesiaans Belief Netwerk is ervoor gekozen om het onderzoek uit te voeren met als onderzoeksobject het 'Blast'-netwerk. Om dit onderzoek uit te kunnen voeren zijn eerst de bronnen van betrouwbaarheid vastgesteld. Dit heeft in het initiële onderzoeksmodel geleid tot de toevoeging van deel (b), zoals in het gestippelde kader is weergegeven in figuur 14, om te komen tot het onderzoeksmodel uit hoofdstuk 1.



Figuur 14: Onderzoeksmodel

Eén bron om de aspecten van complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken te onderzoeken is hiermee vastgesteld; rekencomplexiteit.

Vervolgens moeten de overige bronnen vastgesteld worden vanuit betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk. Dit wordt in de volgende paragraaf behandeld.

3.2 Betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk

In het programma *Personele Veiligheid* is nog geen uitgewerkte definitie beschikbaar wat onder betrouwbaarheid van het 'Blast'-netwerk wordt verstaan. Bij een onderzoek naar de definitie van betrouwbaarheid in de literatuur worden definities gegeven opgesteld vanuit de klassieke frequentistische benadering van het kansbegrip. Hierbij betekent *Betrouwbaarheid* dat wanneer een meting meerdere malen gedaan wordt, er weinig verschil is tussen de gemeten waarden. Het geeft de mate aan waarin een meting onafhankelijk is van het toeval. *Betrouwbaar* zijn waarnemingen, die onder dezelfde omstandigheden worden herhaald, dezelfde uitkomst geven. Betrouwbare uitkomsten hebben weinig spreiding. De steekproefomvang bepaalt mede de betrouwbaarheid van een uitkomst.

Deze definitie is niet direct toepasbaar op een Bayesiaans Belief Netwerk. Een BBN is een model en om te bepalen of dit model betrouwbaar is moeten, volgens de bovenstaande definities, steekproeven uitgevoerd worden. Dit levert in veel gevallen praktische problemen op. Het nemen van steekproeven kan bijvoorbeeld een zeer kostbare onderneming zijn of kan niet uitgevoerd worden vanwege gezondheid- of milieu risico's. Dit geldt ook voor het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'. Om toch een definitie van betrouwbaarheid te geven voor het netwerk in het programma *Personele Veiligheid* wordt de onzekerheid die aan het netwerk ten grondslag ligt weergegeven. De onzekerheid in een model draagt namelijk bij aan de mate van betrouwbaarheid van het model. In een rapport van het Rijksinstituut voor

Integraal Zoetwaterbeheer en Afvalwaterbehandeling (Chbab en van Noortwijk, 2002, p. 17), wordt een verdeling gegeven van het begrip onzekerheid. Deze verdeling wordt gebruikt om de onzekerheid die op kan treden bij het Bayesiaans Belief Netwerk in het programma *Personele Veiligheid* inzichtelijk te maken.

3.2.1 Onzekerheid

Onzekerheid in het model bepaalt de betrouwbaarheid van de output van het model. Het is daarom van belang om deze onzekerheid in kaart te brengen. In figuur 15 wordt een indeling van onzekerheid gegeven (Chbab en van Noortwijk, 2002, p. 17). Twee belangrijke groepen zijn hierin onderscheiden; inherente onzekerheid en epistemische onzekerheid.

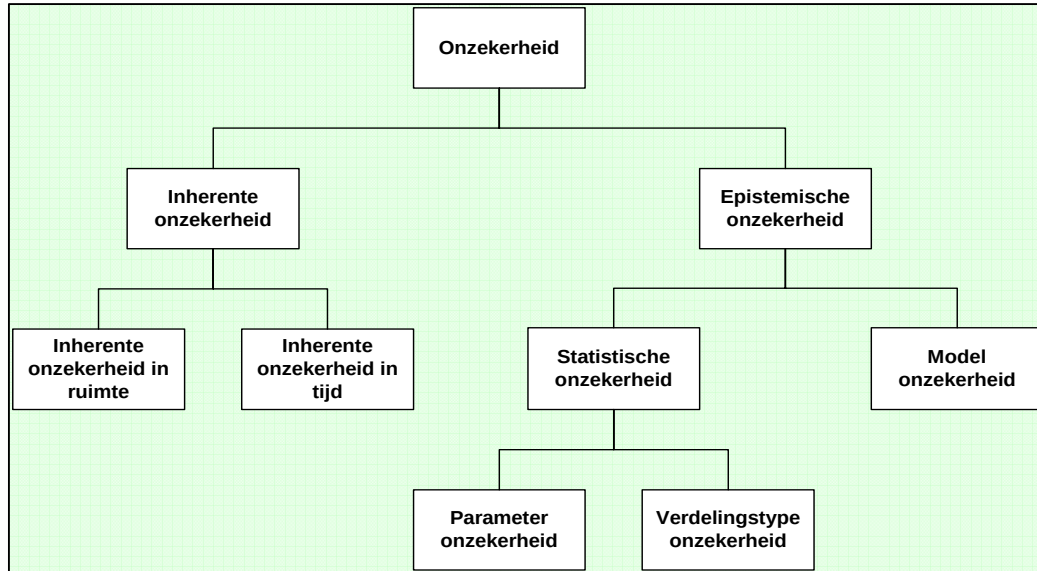
Inherente onzekerheid wordt gezien als een natuurlijke- of fysische onzekerheid als gevolg van de natuurlijke fluctuatie in de tijd en ruimte.

Epistemische onzekerheid ontstaat door een gebrek aan kennis en is onder te verdelen in twee typen; modelonzekerheid en statistische onzekerheid.

Modelonzekerheid; dit type onzekerheid is het gevolg van wiskundige formules die worden gehanteerd om bepaalde fysische verschijnselen te modelleren.

Statistische onzekerheid; hierbij spelen twee belangrijke bronnen een rol:

- *Parameter onzekerheid*; onzekerheid in de statistische parameters van de kansverdelingfuncties ten gevolge van een beperkt aantal gegevens of metingen.
- *Kansverdelingtype onzekerheid*; onzekerheid in het te kiezen kansverdelingtype ten gevolge van een beperkt aantal gegevens of metingen. In tegenstelling tot parameter onzekerheid is dit type onzekerheid vaak moeilijk te kwantificeren, toch kan het worden verwerkt in onzekerheid.



Figuur 15: Onderscheid in type onzekerheid (Chbab en van Noortwijk, 2002)

3.2.2 Onzekerheid bij het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'

De indeling naar de verschillende typen onzekerheid, volgens het rapport van Chbab en van Noortwijk (2002), wordt vertaald naar het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'. Hieronder worden de verschillende typen onzekerheid weergegeven. Hierin wordt tevens weergegeven of het type onzekerheid meegenomen wordt in het afstudeeronderzoek. Criterium voor de afweging om een type onzekerheid mee te nemen in het afstudeeronderzoek is of in thema 4 van het programma *Personele Veiligheid* invloed uitgeoefend kan worden op het type onzekerheid.

Inherente onzekerheid;

Onzekerheid in verdeling van input variabelen, waaronder de expert kennis. Wanneer een Verkeerde keuze wordt gemaakt bij gebruik van expertkennis in de kansverdeling van de inputvariabele, leidt dit tot onzekerheid in de output. Voor dit type onzekerheid wordt in het afstudeeronderzoek een sensitiviteitsanalyse ontwikkeld om de gevolgen van dit type onzekerheid in beeld te brengen.

Modelonzekerheid;

Dit type onzekerheid komt voort uit de fysische modellen. Aan het netwerk liggen fysische modellen ten grondslag. Deze worden vastgesteld in het programma *Personele Veiligheid* in thema 1 tot en met 3. In deze modellen kunnen fouten zitten die leiden tot onzekerheid in de output. Daarnaast valt onder modelonzekerheid ook de onzekerheid die op kan treden door de algoritmen in het Bayesiaans Belief Netwerk. Dit type onzekerheid wordt buiten beschouwing gelaten, aangezien het buiten invloed van thema 4 valt.

Parameteronzekerheid;

Dit type onzekerheid komt voort uit het netwerk. Drie verschillende soorten worden voor het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast' onderscheiden;

- Numerieke onzekerheid; uit de fysische modellen wordt de kansverdeling bepaald om de kanstabellen te vullen. Deze worden vastgesteld in het programma *Personele Veiligheid* in thema 1 tot en met 3. Door fouten in het bepalen van deze kansverdeling is de kansverdeling van de output onzeker. Dit type onzekerheid wordt buiten beschouwing gelaten, aangezien het buiten invloed van thema 4 valt.
- Discretisatie van de variabelen om de kanstabellen in te vullen. De intervallen waarin de kanstabellen opgesplitst zijn, kunnen niet juist genomen zijn. Dit type onzekerheid wordt beschouwd in het afstudeeronderzoek.
- Vertaling van het (fysische) model naar het BBN. Bij de bouw van het netwerk zijn de fysische modellen vertaald naar het BBN. Hierbij kunnen bepaalde parameters weggelaten zijn. De keuze hiervoor wordt gemaakt door experts uit thema 1 t/m 3 in samenspraak met de modelbouwers uit thema 4. Dit leidt tot een onzekerheid in de kansverdeling. Dit type onzekerheid wordt niet beschouwd in het afstudeeronderzoek.

Kansverdelingtype onzekerheid;

De onzekerheid die voortkomt in het kiezen van het kansverdelingtype, komt op verschillende momenten aan de orde in de bouw en gebruik van het netwerk. Bijvoorbeeld bij de keuze om te werken met Bayesiaanse Belief Netwerken om kansen door te rekenen. Dit type onzekerheid wordt in dit afstudeeronderzoek buiten beschouwing gelaten omdat de keuze voor het kansverdelingtype al gemaakt is.

3.2.3 Betrouwbaarheid van het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'

De betrouwbaarheid van een BBN wordt vergroot door het beperken van de onzekerheid in het model, door deze onzekerheid weer te geven ontstaat inzicht in de betrouwbaarheid van het netwerk. In de vorige paragraaf is de onzekerheid voor het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast' ingedeeld. Voor dit afstudeeronderzoek, naar de betrouwbaarheid van Bayesiaanse Belief Netwerken vanuit de complexiteit van het netwerk, is een selectie gemaakt binnen de verschillende typen onzekerheid. Hierdoor ontstaat de werkdefinitie voor betrouwbaarheid voor dit afstudeeronderzoek. De klassieke definitie blijft van kracht, door het toetsen van het netwerk aan de werkelijkheid en daarmee de betrouwbaarheid van het netwerk vast te stellen.

De typen onzekerheid die bijdragen aan de betrouwbaarheid van het netwerk voor dit afstudeeronderzoek zijn:

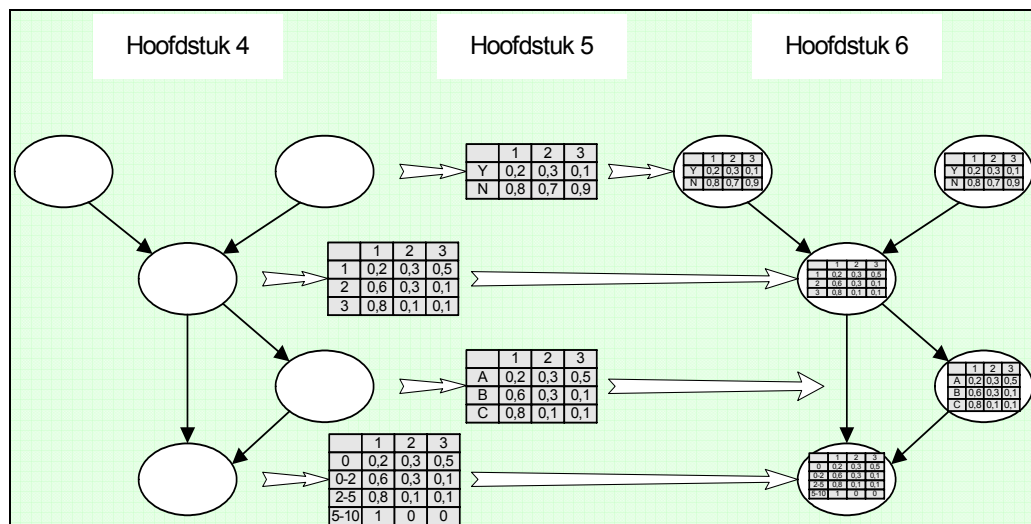
- Discretisatie variabelen om kanstabellen te vormen
- Inherente onzekerheid

3.3 Onderzoek naar complexiteit 'Blast'-netwerk

Uit voorgaande kan vervolgens samengevat worden vanuit welke bronnen van betrouwbaarheid het onderzoek naar complexiteit in het 'Blast'-netwerk uitgevoerd wordt. Ten eerste is in de eerste paragraaf vastgesteld dat 'rekencomplexiteit' een onderwerp is om onderzoek naar uit te voeren. In hoofdstuk 4 wordt een beschouwing van dit onderzoek gegeven. Ten tweede is de discretisering van de variabelen om de kanstabellen te vormen een bron van betrouwbaarheid om te onderzoeken. In hoofdstuk 5 worden de aspecten van complexiteit die gevonden zijn in dit deel van het afstudeeronderzoek gepresenteerd. Ten derde wordt de complexiteit vanuit de bouw en werking van het Bayesiaans Belief Network 'Blast' beschouwd. Bovenstaande is weergegeven in figuur 16.

De verdeling voor het onderzoek naar complexiteit bij Bayesiaans Belief Network 'Blast' is:

- Rekencomplexiteit (hoofdstuk 4)
- Discretisering van de variabelen voor de kanstabellen (hoofdstuk 5)
- De complexiteit vanuit de bouw en de werking van een BBN (hoofdstuk 6)



Figuur 16: Opbouw onderzoeksrapport

In de analyse van de onzekerheden voor het Bayesiaans Belief Network 'Blast', wordt geconstateerd dat de betrouwbaarheid als gevolg van een aantal type onzekerheden nog niet is gekwantificeerd in het programma *Personele Veiligheid*. Een aanbeveling is om, vanuit de indeling van type onzekerheden volgens het rapport van Chbab en van Noortwijk (2002), nader onderzoek te verrichten om de betrouwbaarheid te kunnen kwantificeren.

4 ONDERZOEK NAAR REKENCOMPLEXITEIT EN REKENREGELS

4.1 Inleiding

De rekentijd die nodig is om kansen in een Bayesiaans Belief Netwerk door te rekenen is onder andere afhankelijk van de rekencomplexiteit van het netwerk. Daarnaast is de rekentijd afhankelijk van technische beperkingen van de computerconfiguratie, de hardware en de software, die gebruikt wordt.

Door een onderzoek uit te voeren naar rekencomplexiteit en rekenregels van een Bayesiaans Belief Netwerk, wordt inzicht verkregen hoe een netwerk geoptimaliseerd kan worden om de rekentijd te beperken. Daarnaast is de architectuur bestudeerd van het 'Blast'-netwerk van Personele Veiligheid. Onder de architectuur van het netwerk wordt verstaan dat naar het netwerk gekeken wordt zonder daarbij inhoudelijk in te gaan op het netwerk.

In het eerste deel van het hoofdstuk wordt ingegaan op de orde van grootte van rekencomplexiteit. Hiervoor wordt het begrip boombreedte geïntroduceerd en uitgelegd. Vervolgens worden twee formules gepresenteerd om de orde van rekencomplexiteit inzichtelijk te maken. Deze formules worden toegepast op het 'Blast'-netwerk. In het tweede deel van het hoofdstuk wordt de rekencomplexiteit besproken aan de hand van de architectuur van een Bayesiaans Belief Netwerk.

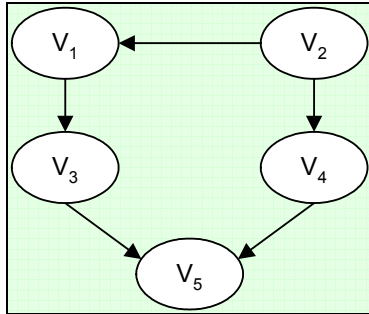
4.2 Orde van rekencomplexiteit

Inzicht in de rekentijd van een Bayesiaans Belief Netwerk wordt verkregen door inzicht te hebben in de orde van rekencomplexiteit van het netwerk. Tijdens het onderzoek naar rekencomplexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken bij de Universiteit van Utrecht is geconstateerd dat 'boombreedte' van belang is om inzicht te krijgen in deze rekencomplexiteit [Renooij, 2006]. Boombreedte is een term die gebruikt wordt in graaftheorie en in deze paragraaf toegelicht wordt. Boombreedte is een maat van een bepaalde clustering van knopen, kliks genoemd, en wordt uitgelegd in de volgende paragraaf. De meest efficiënte algoritmes voor het berekenen van kansen uit Bayesiaanse Belief Netwerken maken gebruik van deze clustering.

In deze paragraaf wordt eerst de theorie met betrekking tot het bepalen van de boombreedte behandeld. Vervolgens wordt uitgelegd hoe hiermee de orde van grootte van rekencomplexiteit wordt bepaald. Deze theorie wordt daarna toegepast op het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast' van *Personele Veiligheid*. Hierbij wordt, aan de hand van een voorbeeld, getoond hoe met de orde van rekencomplexiteit omgegaan kan worden in de praktijk. De paragraaf wordt afgesloten met conclusies die getrokken worden uit het onderzoek.

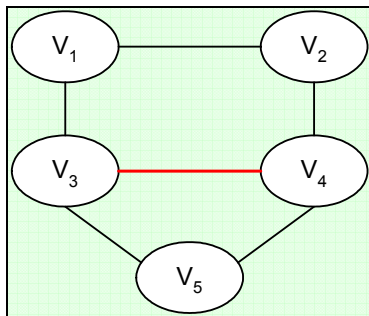
4.2.1 Bepalen van de boombreedte

Op welke wijze wordt boombreedte bepaald? Hiervoor dienen een aantal stappen uitgevoerd te worden. De theorie wordt uitgelegd aan de hand van voorbeeld graaf G. Graaf G is een *Directed A-cyclic Graph (DAG)* met $V(G)$ de knopen van G en $A(G)$ de gerichte verbindingen tussen de knopen in G, kortom DAG: $G = (V, A)$. In figuur 17 is een voorbeeld van een DAG weergegeven.



Figuur 17: Weergave DAG: $G = (V, A)$ met $V = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$ en $A = \{(V_1, V_3), (V_2, V_1), (V_2, V_4), (V_3, V_5), (V_4, V_5)\}$

De eerste stap om de boombreedte te kunnen bepalen is het moraliseren van de gerichte graaf G naar $M(G)$. Deze gemoraliseerde graaf $M(G)$ wordt verkregen door in de gerichte graaf G kanten toe te voegen tussen ieder paar van niet aangrenzende knopen die een gemeenschappelijk kind hebben. Populair uitgedrukt is dit het 'trouwen' van de ouders. De definitie 'kanten', van de Engelse term 'edges', is de benaming voor een verbinding in een ongerichte graaf. Deze verbinding heeft dus geen richting. Om de gemoraliseerde graaf te realiseren moet vervolgens de richting van de verbindingen uit de gerichte graaf vervallen zodat dit kanten worden (de pijlen moeten lijnen worden). Op deze wijze ontstaat de nieuwe ongerichte graaf $M = (V, E)$, zie figuur 18.



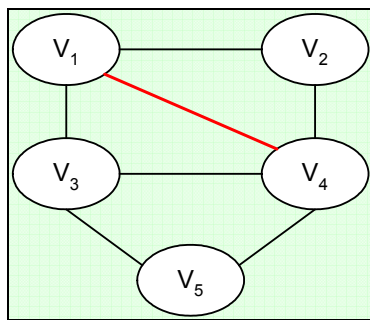
Figuur 18: Weergave van $M(G) = (V, E)$ met $V = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$ en $A = \{(V_1, V_3), (V_2, V_1), (V_2, V_4), (V_3, V_5), (V_4, V_5), (V_4, V_3)\}$

Een volgende stap om de boombreedte te bepalen is het toepassen van graaf triangulatie op de ongerichte graaf $M(G) = (V, E)$. Hierdoor ontstaat de getrianguleerde graaf $H(G)$ uit $M(G)$. Een graaf is triangulair als het geen cycles bevat van lengte vier of groter zonder een 'short-cut'. Een cykel in een graaf is een wandeling van een knoop a naar a .

Om graaftriangulatie toe te passen dient voor iedere knoop bepaald te worden of het mogelijk is om in drie stappen terug te keren bij deze knoop. Daar waar dit niet mogelijk is, dient een 'short-cut' aangebracht te worden. Het probleem hierbij is om de juiste 'short-cut' aan te brengen. Dit probleem ontstaat waar er meerdere mogelijkheden zijn om een 'short-cut' aan te brengen. Dit heeft invloed op de boombreedte. Het bepalen van de optimale triangulatie is een NP-moeilijk probleem, wat inhoudt dat het exponentieel veel tijd kost om het probleem op te lossen. Bij kleinere netwerken kan op het oog de optimale triangulatie gevonden worden. In de praktijk wordt de optimale triangulatie gezocht middels de computer omdat de algoritmen werken met dit principe.

Bij het bepalen van de optimale triangulatie middels de computer wordt gebruik gemaakt van heuristieken. Door de heuristiek te programmeren wordt getracht om zo dicht mogelijk bij het optimum te komen. Een van de bekendste heuristieken is van Tarjan en Yannakakis (1984). De graaf triangulatie wordt in twee stappen uitgevoerd. Stap 1 is het nummeren van de n knopen van 1 tot n middels de maximale cardinality search. Hierdoor wordt er zodanig geordend dat de knopen met de laagste graad in graaf $M(G)$, het laagste getal toegekend krijgen. De laagste graad wordt bepaald door het aantal burenen. Iedere knoop dient een ander getal te krijgen ook al hebben knopen dezelfde graad. In de tweede stap wordt voor iedere knoop $i = 1$ tot $i = n$, alle burenen geselecteerd met een hoger nummer in ordening. Deze burenen worden verbonden met de knopen waarmee ze nog niet verbonden waren.

In figuur 19 is de getrianguleerde graaf $H(G)$ weergegeven.

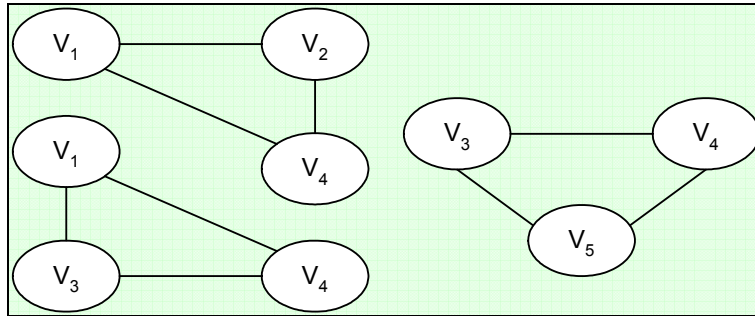


Figuur 19: Weergave van graaf $H(G) = (V, E)$ met $V = \{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$ en $A = \{(V_1, V_3), (V_2, V_1), (V_2, V_4), (V_3, V_5), (V_4, V_5), (V_4, V_3), (V_4, V_1)\}$

Een volgend begrip bij de bepaling van de boombreedte is het definiëren van de kliks in de ongerichte graaf $H(G) = (V, E)$. Een klik is een verzameling knopen in G waarvan elk paar knopen direct met elkaar verbonden is; deze verzameling knopen vormt dus een volledige subgraaf in graaf G . Een graaf wordt volledig, of compleet, genoemd wanneer alle knopen

onderling verbonden zijn. De grootte van de kliek is het aantal knopen in de kliek. Voor bepalen van de boombreedte moeten de maximale klieks geselecteerd worden, de grootste klieks (Renooij, 2006).

De set van knopen in een kliek wordt aangeduid met (W) ; de subgraaf die hierbij tot stand komt is de ongerichte graaf $G[W]$, figuur 20.



Figuur 20: Weergave van de maximale klieks $G(W)$

Ten slotte kan de boombreedte bepaald worden van de graaf G . Hiervoor dienen de maximale klieks geïdentificeerd te worden van de getrianguleerde graaf $H(G)$. Van deze graaf wordt van de maximale klieks de maximale kliek-grootte geselecteerd. De boombreedte van $H(G)$ is;

$$\text{Grootte van de grootste kliek} - 1. \quad (4.1)$$

In het voorbeeld is de boombreedte $3-1 = 2$.

Bovenstaande kan samengevat worden in een stappenplan, om te komen tot de boombreedte van graaf G ;

- 1) Moraliseer de gerichte graaf G naar de ongerichte graaf $M(G)$,
- 2) trianguleer $M(G)$ naar graaf $H(G)$,
- 3) identificeer alle maximale klieks in $H(G)$,
- 4) bepaal de boombreedte van $H(G)$ door grootte van grootste kliek $- 1$.

4.2.2 Bepalen van de orde van rekencomplexiteit

Nu de boombreedte voor een graaf bepaalt is kan een uitspraak gedaan worden over de orde van grootte van de rekencomplexiteit. Hiervoor zijn twee mogelijkheden te onderscheiden. Deze zijn afhankelijk van het aantal waarden (states) van de verschillende knopen. Wanneer de verschillende knopen eenzelfde aantal waarden aannemen, of wanneer de verschillen niet groot zijn, dan is de orde van grootte voor rekencomplexiteit evenredig aan:

$$n * c^w \quad (4.2)$$

Waarin:

n = aantal knopen

c = het (maximaal) aantal waarden dat een knoop in het netwerk heeft

w = de boombreedte.

Als het aantal waarden sterk varieert per knoop dan kan de volgende formule gebruikt worden als orde van grootte voor de rekencomplexiteit:

$$\sum_{i=1}^m |C_i| \quad (4.3)$$

Waarin:

$|C_i|$ het aantal mogelijke samengestelde waardetoekenningen aan de variabelen in de maximale klik C_i is.

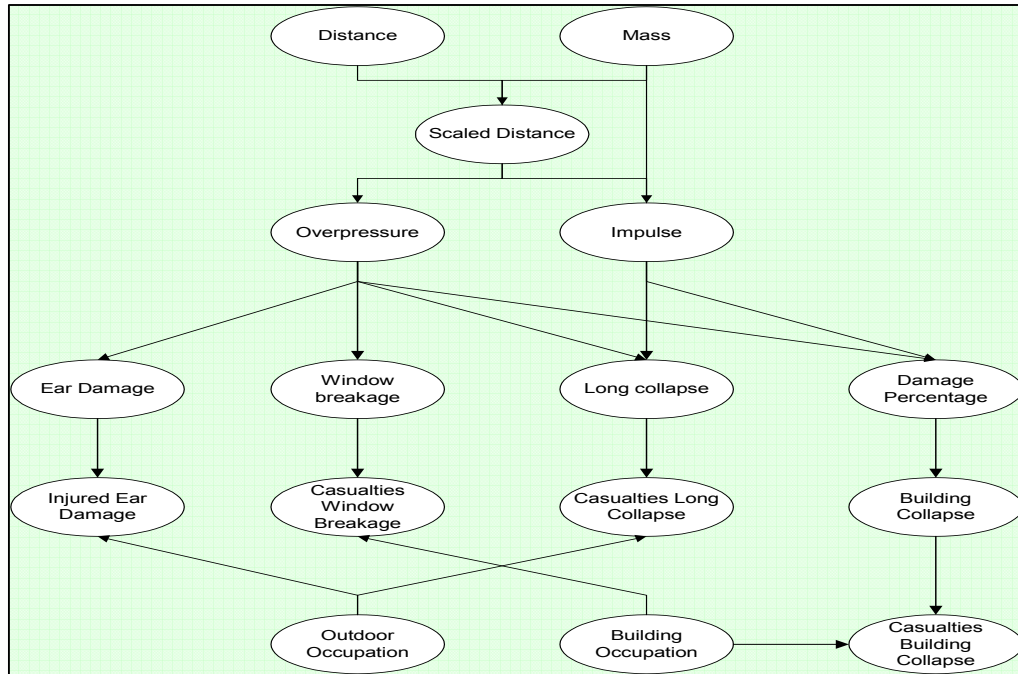
De samengestelde waardetoekenning is het aantal mogelijke combinaties van waarden die gemaakt kunnen worden voor de klik. Vervolgens moet voor alle maximale kliks in het netwerk, $C_1, \dots, C_m$, deze samengestelde waardetoekenning gesommeerd worden.

Door de orde van rekencomplexiteit te bepalen is het mogelijk om de consequenties zichtbaar te maken wanneer het netwerk uitgebreid of afgeslankt wordt met het aantal knopen, aantal waarden van knopen of verbindingen. Het enkelvoudige, absolute getal als uitkomst van de formule heeft niet direct een betekenis aangezien de rekensnelheid in de praktijk ondermeer afhankelijk is van de computerconfiguratie; het type programma en de hardware. Door na een aanpassing aan het netwerk de orde van rekencomplexiteit wederom te berekenen kan inzicht verkregen worden wat de consequentie is van de aanpassing ten aanzien van de rekencomplexiteit.

4.2.3 Toepassing Bayesiaans Belief Network 'Blast'

De theorie omtrent rekencomplexiteit wordt toegepast op het 'Blast' netwerk van Personele Veiligheid, weergegeven in figuur 21. Het doel is om inzicht te krijgen in de orde van grootte

van de rekencomplexiteit en wat de consequentie is als het netwerk verandert door het weglaten of toevoegen van knopen, intervallen of verbindingen. Eerst wordt de boombreedte bepaald aan de hand van het stappenplan. Bijlage 4 geeft de figuren weer die horen bij het stappenplan.



Figuur 21: Weergave van het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'

Stap 1: Moraliseer de gerichte graaf G naar de ongerichte graaf $M(G)$. Hiervoor worden zes kanten aangebracht, weergegeven met rode verbindingen in Bijlage 4. Vervolgens worden de gerichte verbindingen van de graaf vervangen door kanten (ongerichte verbindingen).

Stap 2 Trianguleer $M(G)$ naar graaf $H(G)$.

In de stap triangulatie moeten de verbindingen aangebracht worden om vanuit iedere knoop in drie stappen terug te keren bij deze knoop. De rode verbindingen zijn de verbindingen die als gevolg van de triangulatie zijn aangebracht.

Stap 3 Identificeer alle maximale klieks in $H(G)$

In tabel 2 staan de 6 subgrafen aangegeven voor het 'Blast' netwerk. In Bijlage 4 zijn de maximale klieks weergegeven in het netwerk.

In tabel 2 is daarnaast de grootte van de maximale klieks weergegeven als aantal mogelijke waardetoekenningen voor de variabelen in de klieks. Het aantal 'states' van een knoop zijn in het 'Blast'-netwerk het aantal intervallen van een knoop. Zo is de samengestelde waardetoekenning van kliek H_3 ;

7 intervallen SD x 11 intervallen O x 6 intervallen I = 462

Kliek H(G)	Bestaat uit knopen	Kliekgrootte	Aantal waardetoekenningen
H ₁ (G)	D, M, SD	3	392
H ₂ (G)	SD, M, I	3	294
H ₃ (G)	SD, O, I	3	462
H ₄ (G)	O, I, LC, DP	4	1980
H ₅ (G)	O, ED, WB	3	396
H ₆ (G)	ED, IED, OO	3	294
H ₇ (G)	WB, CWB, BO	3	294
H ₈ (G)	LC, CLC, OO	3	294
H ₉ (G)	BC, BO, CBC	3	98

Tabel 2: Overzicht van maximale klieks en de grootte van deze klieks in termen van aantal knopen of aantal mogelijke waardetoekenningen.

Stap 4 Bepaal de boombreedte van H(G) door grootte van grootste kliek – 1. Dit is voor het netwerk 'Blast': $4 - 1 = 3$.

Nu de klieks en de boombreedte van de graaf bepaald zijn, kan de orde van complexiteit voor het netwerk Blast berekend worden. Dit is met behulp van beide formules uitgevoerd. Voor het bepalen van 'c' is de knoop 'Overpressure' bepalend. Deze heeft 11 intervallen. De overige knopen hebben 6-, 7- of 8- intervallen.

Orde van rekencomplexiteit volgens formule 4.2 evenredig met $n * c^w$ is; $16 * 11^3 = 21.296$

Orde van rekencomplexiteit volgens formule 4.3 evenredig met $\sum_{i=1}^m |C_i|$ is; 4504

Uit de eerste formule is de invloed van de kliekgrootte en de invloed van het aantal intervallen af te leiden. Wanneer de maximale kliekgrootte aangepast zou worden waardoor deze niet 4 maar 3 is, wordt de rekencomplexiteit verkleind met een factor 11. Als het aantal intervallen van 'overpressure' aangepast wordt naar 8, dan wordt de rekencomplexiteit verkleind met een factor 2,6.

Uit de tweede formule is de invloed van de kliekgrootte ook waarneembaar. Bij de grootste kliekgrootte is de grootste samengestelde waardetoekenning gerelateerd. Dit is echter niet altijd het geval. Als de knopen in de grootste kliek weinig intervallen hebben ten opzichte van andere knopen, dan kan het product van de grootste kliek kleiner uitvallen. Daarnaast zijn de consequenties niet direct inzichtelijk als de kliekgrootte kleiner gemaakt wordt door een knoop weg te laten. De berekening dient voor elke knoop uitgevoerd te worden.

4.2.4 Aanpassingen van het netwerk

Om aan te tonen hoe de orde van rekencomplexiteit gebruikt kan worden bij het ontwikkelen van Bayesiaanse Belief Netwerken, wordt in deze paragraaf een voorbeeld uitgewerkt. Als uitgangspunt wordt het 'Blast' netwerk genomen, figuur 21. Ontwerpers van het netwerk wegen de voor- en nadelen af van het opnemen van gevolgen 'outdoor occupation' en 'building occupation' in één netwerk. Besloten wordt om een netwerk te construeren zonder de invloeden van 'building occupation', de knopen window breakage, casualties window breakage, damage percentage, building collapse, casualties building collapse en building occupation worden weggelaten. Vervolgens worden de consequentie voor de orde van rekencomplexiteit bepaald aan de hand van formule 4.3. Deze formule wordt gekozen omdat de knoop 'overpressure' in sterke mate afwijkt van de andere knopen.

Orde van rekencomplexiteit evenredig met $\sum_{i=1}^m |C_i| = 2528$.

De rekencomplexiteit wordt vereenvoudigd met een factor 1,8.

4.2.5 Deelconclusie

Door de orde van rekencomplexiteit te bepalen middels de twee daarvoor beschikbare formules, is een geschikt middel voorhanden om inzicht te krijgen in de rekentijd die nodig is voor de berekening van kansen uit een Bayesiaans Belief Netwerk. Deze methode kan gehanteerd worden wanneer bij het ontwerp van een Bayesiaans Belief Netwerk de rekentijd een probleem wordt. Door de orde van rekencomplexiteit weer te geven kunnen keuzes ondersteund worden.

In de beide formules komt het belang van een juiste keuze voor verbindingen, intervallen en knopen naar voren. Wanneer een verkeerde keuze wordt gemaakt in het opnemen van deze bouwstenen in het ontwerp van een Bayesiaans Belief Netwerk, kan dit grote gevolgen hebben voor de rekencomplexiteit. Hierdoor neemt een berekening dusdanig veel tijd in beslag dat het netwerk niet meer optimaal functioneert als beslissingsondersteuningsinstrument.

Indien tijdens de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk besloten wordt het netwerk aan te passen kan, met behulp van de formules uit paragraaf 4.2.2, inzicht verkregen worden in de consequenties van deze aanpassing op de rekencomplexiteit.

Hierbij dient formule 4.2 gebruikt te worden om de orde van grootte voor rekencomplexiteit te berekenen als de verschillende knopen eenzelfde aantal waarden aannemen, of wanneer de verschillen niet groot zijn. Formule 4.3 dient gebruikt te worden om de orde van grootte voor rekencomplexiteit te berekenen als het aantal waarden sterk varieert per knoop.

Indien grotere netwerken geconstrueerd worden, is het raadzaam om de triangulatie geautomatiseerd uit te laten voeren. Hiervoor dient een heuristiek ontwikkeld te worden, waarbij de heuristiek van Tarjan en Yannakakis als uitgangspunt kan dienen.

4.3 Architectuur in beeld

Naast het onderzoek naar rekenregels, is een onderzoek uitgevoerd naar aspecten die nog meer van belang zijn voor de rekencomplexiteit. In de literatuur is hier weinig over beschreven, met uitzondering van de in de vorige paragraaf genoemde orde van rekencomplexiteit. Om inzicht te krijgen in de complexiteit van het netwerk is gekeken naar het kwalitatieve deel van het netwerk 'Blast' van Personele Veiligheid. Door dit kwalitatieve deel van het netwerk in beeld te brengen en te onderzoeken, wordt de architectuur inzichtelijk gemaakt. Hierbij wordt niet inhoudelijk op het netwerk ingegaan. Vervolgens zijn deze resultaten voorgelegd aan dr. S. Renooij van de Universiteit van Utrecht om te komen tot aandachtspunten die gehanteerd worden bij het ontwerp en de bouw van een Bayesiaans Belief Netwerk.

In deze paragraaf wordt eerst het kwalitatieve deel van het 'Blast' netwerk in kaart gebracht. Vervolgens worden de resultaten beschreven van de analyse waarin aandachtspunten zijn opgenomen die bij het ontwerp en de bouw van een netwerk in acht genomen moeten worden.

4.3.1 Kwalitatieve deel Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'

Om de analyse uit te kunnen voeren wordt het Bayesiaans Belief Netwerk van 'Blast' bestudeerd, waarbij de architectuur in kaart wordt gebracht. Hierbij is, zonder in te gaan op de inhoud van het netwerk, gekeken naar het kwalitatieve deel van het netwerk.

In het 'Blast' netwerk worden 16 knopen weergegeven. Het netwerk is opgebouwd uit de volgende elementen;

- 12 'ouder' knopen; distance, mass, scaled distance, overpressure, impulse, ear damage, window breakage, long collapse, damage percentage, building collapse, building occupation en outdoor occupation.
- 12 'kind' knopen; scaled distance, overpressure, impulse, ear damage, window breakage, long collapse, damage percentage, injured ear damage, casualties window breakage, casualties long collapse, building collapse, casualties building collapse.
- 20 'verbindingen', dit zijn het aantal mogelijke afhankelijkheden en wordt aangegeven met pijlen.
- 4 'input variabelen', dit zijn de *roots* van het netwerk. De volgende input variabelen worden er gegeven; distance, mass, outdoor occupation en building occupation.
- 120 maximaal aantal verbindingen, dit is wanneer alle knopen met elkaar in verbinding zouden staan. Dit kan berekend worden middels de formule:

$$\binom{n}{2} = \frac{n!}{2!(n-2)!} \quad (4.4)$$

Waarin:

n = het aantal knopen.

- 4 doelvariabelen, dit zijn de variabelen waar men uiteindelijk in geïnteresseerd is; injured ear damage, casualties window breakage, casualties long collapse en casualties building collapse.

Het bovenstaande is samengevat in tabel 3.

	Blast
Knopen	16
Maximaal aantal verbindingen	120
Mogelijke afhankelijkheden	20
Ouder knopen	12
Kind knopen	12
Doelvariabelen	4
'input variabelen'	4

Tabel 3: Overzicht kenmerken BBN

4.3.2 Deelconclusie

Nadat de architectuur van het netwerk in kaart is gebracht, zijn een drietal beweringen opgesteld. Deze beweringen zijn besproken met dr. S. Renooij om te komen tot punten die inzicht geven in de complexiteit bij het ontwerpen en bouwen van een netwerk.

Bewering 1:

Het aantal doelvariabelen moet kleiner of gelijk zijn aan het aantal 'input'-variabelen.

Dit is afhankelijk van de functie van het Bayesiaans Belief Netwerk. Bij een netwerk dat wordt gebruikt om een ziektebeeld met bijbehorende symptomen weer te geven, is het denkbaar om meerdere doelvariabelen te hebben dan het aantal 'input'-variabelen. Één ziektebeeld kan meerdere symptomen hebben. Er wordt in deze netwerken echter vaak teruggedeneerd. Welke symptomen zijn geobserveerd en wat is de kans dat hier een bepaald ziektebeeld bij hoort.

In het 'Blast' netwerk, wordt meestal vanuit de 'input'-variabelen geredeneerd naar de doelvariabelen. Vanuit deze redeneerrichting is het niet logisch om meer doelvariabelen te hebben dan 'input'-variabelen. Momenteel is het aantal doelvariabelen gelijk aan het aantal 'input'-variabelen ($4 = 4$). De bewering is bruikbaar mits met het netwerk beredeneerd wordt in de richting van de 'input'-variabele(n) naar de doelvariabelen.

Bewering 2:

De verhouding tussen mogelijke afhankelijkheden en maximale afhankelijkheden geeft direct inzicht in de complexiteit van het netwerk.

Hoe meer afhankelijkheden in een Bayesiaans Belief Netwerk aanwezig zijn, hoe complexer de berekening voor de kansen in het netwerk. De verhouding tussen het aantal mogelijke afhankelijkheden en het maximaal aantal verbindingen (formule 4.4) geeft inzicht in de complexiteit. Hoe meer afhankelijkheden weergegeven worden in een BBN hoe complexer het netwerk is. Hierbij wordt rekencomplexiteit bedoeld. Zoals eerder aangegeven is dit afhankelijk van de computerconfiguratie. Een berekening van orde voor rekencomplexiteit kan hierbij uitkomst bieden.

Door nu eerst de verhouding weer te geven van de mogelijke afhankelijkheden en de maximale afhankelijkheden wordt direct inzicht verkregen met betrekking tot de complexiteit van het netwerk. Uitgebreide berekeningen kunnen daarvoor achterwege gelaten worden. De verhouding in het 'Blast' netwerk is $20 : 120 = 1 : 6$. De bewering is bruikbaar om direct en snel inzicht te verkrijgen in de complexiteit van het netwerk.

Bewering 3:

De verhouding ouder : kind knopen geeft informatie over de complexiteit.

De verhouding geeft inzicht in de rekencomplexiteit van het netwerk. Een netwerk wordt complexer naarmate er naar één kind meerdere ouder knopen leiden. De reden hiervoor is dat een knoop met meerdere ouders een grotere kanstabel krijgt. De 'states' van de ouderknopen moeten namelijk terugkomen in de kanstabel van het kind. Alle combinaties van de 'states' van de ouderknopen moeten in deze kanstabel verwerkt worden om de kans aan te geven voor de verschillende 'states' van de kind knoop. In het geval van het 'Blast' netwerk is dit $12 : 12$. Hieruit valt af te leiden dat dit in balans is. Een verhouding van $12 : 1$ heeft grote consequentie voor de rekencomplexiteit. Ook bewering 3 is bruikbaar om direct inzicht te krijgen in de complexiteit van een Bayesiaans Belief Netwerk zonder daarvoor uitgebreide berekeningen uit te moeten voeren.

4.4 Conclusie

In dit hoofdstuk is een beschouwing gegeven van het onderzoek naar rekencomplexiteit als bron van betrouwbaarheid. Rekencomplexiteit is direct gerelateerd aan de rekentijd die nodig is om een kans te berekenen uit een Bayesiaans Belief Netwerk. De rekentijd is mede afhankelijk van de computerconfiguratie. Indien blijkt dat rekentijd een probleem is bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk kan gebruik gemaakt worden van twee formules om de orde van grootte van rekencomplexiteit aan te geven.

Formule 4.2 wordt gebruikt om de orde van grootte voor rekencomplexiteit te berekenen als de verschillende knopen eenzelfde aantal waarden aannemen, of wanneer de verschillen niet groot zijn. Formule 4.3 wordt gebruikt om de orde van grootte voor rekencomplexiteit te berekenen als het aantal waarden sterk varieert per knoop.

In de beide formules komt het belang van een juiste keuze voor verbindingen, intervallen en knopen naar voren. Wanneer een verkeerde keuze wordt gemaakt in het opnemen van

deze bouwstenen in het ontwerp van een Bayesiaans Belief Netwerk, kan dit grote gevolgen hebben voor de rekencomplexiteit. Hierdoor neemt een berekening dusdanig veel tijd in beslag dat het netwerk niet meer optimaal functioneert als beslissingsondersteuningsinstrument.

Indien een Bayesiaans Belief Netwerk aangepast wordt kan met behulp van de formules inzicht verkregen worden in de consequentie van de aanpassing voor de rekencomplexiteit.

Daarnaast is in het hoofdstuk de beschouwing gegeven van het onderzoek naar het belang van de architectuur van het netwerk voor de rekencomplexiteit. Een overzicht van de architectuur van een netwerk geeft snel en direct inzicht in de complexiteit van een Bayesiaans Belief Netwerk. In dit overzicht moeten 7 kenmerken weergegeven worden; aantal knopen, maximaal aantal verbindingen, mogelijke afhankelijkheden, aantal ouder knopen, aantal kind knopen, aantal doelvariabelen en aantal input variabelen. Vervolgens kan hiermee direct een uitspraak gedaan worden met betrekking tot complexiteit zonder dat hiervoor een uitgebreide berekening uitgevoerd moet worden. Dit kan aan de hand van de drie beweringen weergegeven in paragraaf 4.3.2.

Het onderzoek naar rekencomplexiteit als bron voor betrouwbaarheid voor het Bayesiaans Belief Netwerk heeft twee geschikte methodes opgeleverd. Om snel en direct inzicht te krijgen in de rekencomplexiteit bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk, kan in eerste instantie gebruik gemaakt worden van de architectuur van het netwerk.

Wanneer het netwerk getest gaat worden en blijkt dat de beschikbare computerconfiguratie een ongewenst lange rekestijd nodig heeft, kan met behulp van de orde van rekencomplexiteit effectieve aanpassingen gevonden worden.

5 ONDERZOEK NAAR DE DISCRETISATIE VAN DE VARIABELEN EN HET INVULLEN VAN DE KANSTABELLEN

5.1 Inleiding

In hoofdstuk 3 is aangegeven dat een deel van de onzekerheid in het Bayesiaanse Belief Netwerk zijn oorsprong kan hebben in de discretisatie van de variabelen waarmee in het netwerk gerekend wordt en waarmee de kanstabellen zijn ingevuld. Dit hoofdstuk richt zich op deze discretisatie van de variabelen waarmee de kanstabellen gevuld worden. Het kwantitatieve deel van het Bayesiaans Belief Netwerk wordt geanalyseerd. Deze analyse moet inzicht geven of de variabelen op een juiste wijze zijn gediscretiseerd.

In de eerste paragraaf wordt uitleg gegeven over de kanstabellen voor het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'. In de volgende paragraaf wordt ingegaan op de analyse van deze kanstabellen voor het 'Blast'-netwerk. Voor deze analyse wordt onderscheid gemaakt tussen knopen zonder ouders, knopen met één ouder en knopen met twee ouders. Ten slotte worden in de laatste paragraaf de conclusies gepresenteerd.

5.2 De variabelen in het 'Blast' netwerk

Voor een Bayesiaans Belief Netwerk moeten de variabelen gediscretiseerd worden om te kunnen rekenen met de kansverdelingen van deze variabelen in een Bayesiaans Belief Netwerk (Van der Gaag en Renooij, 2005, p. 95). De kansverdelingen zijn discreet en worden in een tabelvorm weergegeven zodat kanstabellen tot stand komen. Ook voor het 'Blast'-netwerk zijn er kanstabellen gevormd met gediscretiseerde variabelen. In de netwerken van het programma *Personele Veiligheid* is tot deze discretisatie gekomen door gebruik te maken van de Monte Carlo simulatie en inzicht van experts.

In deze paragraaf wordt kort ingegaan op de kanstabellen in het Bayesiaans Belief Netwerk 'Blast'. De kanstabellen van de verschillende variabelen worden besproken aan de hand van de 'lagen' waarin het netwerk is opgebouwd. Eerst worden de kanstabellen van de input variabelen gepresenteerd. Vervolgens worden de variabelen die verband houden met de uitwerkingen van 'Blast' in kaart gebracht. In het laatste deel worden de kanstabellen gepresenteerd waarin de consequenties van deze uitwerkingen weergegeven zijn. In dit deel worden ook de kanstabellen van de doelvariabelen besproken. Ten slotte wordt de rol van de 'nul' waarde aangehaald als resultaat van de bestudering van de kanstabellen voor het 'Blast'-netwerk.

De kanstabellen voor het 'Blast'-netwerk zijn in een MSBNX-weergave gebundeld in bijlage 3. In deze paragraaf wordt verwezen naar het tabel nummer.

5.2.1 Input variabelen

De input variabelen van het 'Blast'-netwerk zijn;

- De afstand van het explosief tot het object (Distance), tabel 4.
- Massa van het explosief (Mass), tabel 5.
- Aantal personen die aanwezig zijn buiten gebouwen (Outdoor Occupation), tabel 6.
- Aantal personen die aanwezig zijn binnen gebouwen (Building Occupation), tabel 7.

De afstand in [m] die hier wordt weergegeven, is de afstand tussen het explosief en het te bestuderen object. De variabele is in 8 intervallen verdeeld. Naarmate de afstand groter wordt, wordt ook het interval groter. De verdeling is gelimiteerd tot 5000 m.

De massa van het explosief [kg] is verdeeld in 7 intervallen. Naarmate de massa groter wordt, wordt het interval ook groter. De massa is gelimiteerd tot 5000 kg.

De variabelen voor het weergeven van het aantal personen binnen en buiten de gebouwen, zijn op dezelfde wijze verdeeld in 7 intervallen. Naarmate het aantal personen dat aanwezig is groter wordt, wordt het interval ook groter. Het laatste interval is een open interval, 500 personen of meer.

De variabelen zijn uniform verdeeld, waarbij iedere interval een gelijke kans heeft. In de intervallen zit geen overlap, de intervallen moeten gelezen worden als; [0 , 1>, [1 , 5> enz. Dit laatste geldt voor alle intervallen binnen het gehele Bayesiaans Belief Netwerk.

5.2.2 Uitwerkingen van 'Blast'

De variabelen die de uitwerkingen van 'Blast' weergeven zijn;

- Geschaalde afstand, de variabele die bepaald wordt aan de hand van afstand en massa van het explosief, 'Scaled Distance', tabel 8.
- Druk als gevolg van een explosie, 'Overpressure', tabel 9
- Impuls als gevolg van een explosie, 'Impulse', tabel 10.

De waarden in de kanstabel voor geschaalde afstand is bepaald aan de hand van het gewicht van de intervallen van massa en afstand. Om de kansverdeling te bepalen voor het afstand interval 1-5 m en een massa interval 1-10 kg, wordt bepaald in welk percentage de uitkomst zich over de 'scaled distance' intervallen verdeelt. In dit voorbeeld resulteert dit tot; 'scaled distance' interval 0-1 een factor 0,14, interval 1-3 een factor 0,78 en interval 3-5 een factor 0,08. De overige intervallen 'scaled distance' komen niet voor, kans '0'.

5.2.3 Consequenties van de uitwerkingen met de gevolgen

In bijlage 1 'Introductie in de werking en effecten van een explosie' wordt uitleg gegeven over consequenties en uitwerkingen van het 'Blast'-effect bij explosies. De variabelen in het 'Blast'-netwerk die de consequenties van de uitwerkingen van blast weergeven zijn;

- Het trommelvlies dat kan scheuren, 'Ear damage', tabel 11.

- De longen kunnen beschadigen, 'Longcollapse', tabel 12.
- Ruiten van gebouwen breken, 'Window breakage', tabel 13.
- Gebouwen storten geheel of gedeeltelijk in, 'Damage Percentage' en 'Building Collapse', tabel 14 en tabel 15.

De waarden in de kanstabellen worden bepaald aan de hand van een probitfunctie. In bijlage 2 'Probitfuncties' wordt algemene uitleg gegeven over deze probitfuncties en hoe hiermee de waarden in de kanstabel tot stand komen.

Vervolgens worden de waarden van de doelvariabelen bepaald met de kanstabellen voor de consequenties en de kanstabellen voor de bezettingsgraad. De doelvariabelen van het netwerk die bij deze consequenties horen zijn;

- Aantal personen met oorbeschadiging, 'Injured Ear Damage', tabel 16.
- Aantal slachtoffers door longbeschadiging, 'Casualties Long Collapse', tabel 17
- Aantal slachtoffers door ruitbreuk, 'Casualties Window Breakage', tabel 18.
- Aantal slachtoffers door het instorten van gebouwen, 'Casualties Building Collapse', tabel 19.

5.2.4 De 'nul' variabele

Tijdens de bestudering van de variabelen in het 'Blast'-netwerk is de rol van de '0'-waarde in de kanstabel opgemerkt. In de ene kanstabel wordt de 'nul' als aparte interval beschouwd en in de andere kanstabel wordt de 'nul' als eigen interval gezien. In hoofdstuk 4 is aangetoond dat een netwerk complexer wordt naarmate er meer intervallen gebruikt worden. Onnodige discretisatie moet daarom voorkomen worden. Indien de 'nul'-waarde een eigen waarde representeert kan de 'nul' als aparte interval opgenomen worden. Wanneer de 'nul'-waarde geen toegevoegde waarde heeft dient deze in de eerste interval opgenomen te worden. Een voorbeeld is het 'nul' interval bij 'Outdoor occupation'. Het is juist om deze als aparte interval op te nemen omdat dit juist één van de scenario's kan zijn dat niemand buiten is. Bij 'Distance' is de 'nul' opgenomen in het eerste interval. Dit is juist want blijkbaar past het binnen een interval dat de uitwerking op een afstand nul tot één weinig verschil oplevert, het scenario verschilt dan niet substantieel.

5.3 De kanstabellen geanalyseerd

In de vorige paragraaf is beschreven hoe de verschillende kanstabellen voor het 'Blast' netwerk tot stand komen. Vervolgens dient een analyse uitgevoerd te worden om te kijken naar de discretisatie van de variabelen waarmee de kanstabellen gevormd worden. In hoofdstuk 4 is aangetoond dat het van belang is voor de rekencomplexiteit dat een zo efficiënt mogelijke discretisatie toegepast moet worden voor de variabelen. Hoe meer waarden de variabele ingedeeld zijn, hoe complexer de berekening. Naast het belang voor

de rekencomplexiteit is het een efficiënte discretisatie van belang voor de gebruikscomplexiteit; de tabellen moeten helder en duidelijk zijn.

In deze paragraaf worden de mogelijkheden toegelicht om een analyse uit te voeren naar de discretisatie van de variabelen om efficiënte kanstabellen te ontwikkelen. Hierbij wordt onderscheid gemaakt naar de verschillende type kanstabellen die in het netwerk voorkomen. Eerst worden kanstabellen besproken van knopen zonder ouders, vervolgens kanstabellen van knopen met één ouder en ten slotte kanstabellen van knopen met twee ouders. Dit onderscheid wordt gemaakt omdat voor ieder type een andere analyse uitgevoerd moet worden. Per type kanstabel wordt aangegeven;

- Hoe de analyse methode werkt,
- wat de analyse oplevert,
- wat de uitkomst is van de analyse voor het 'Blast'-netwerk.

De analyses zijn ontwikkeld voor gebruik van de MSBNX-software. In het programma worden de waarden in de kanstabellen weergegeven aan de hand van een kleurcodering, zie bijlage 3. Deze kleurcodering wordt gebruikt om een zogenaamde 'kleuren check' uit te voeren. Dit is een methode om op een visuele manier, snel inzicht te hebben in de patronen en de verdeling van de kansen over de intervallen. De methode wordt in het vervolg van deze paragraaf toegelicht.

5.3.1 Knopen zonder ouders

De eerste analyse methode die toegelicht wordt is de methode voor de kanstabellen van knopen zonder ouders, de input variabelen. Deze kanstabellen worden voor het gebruik van een Bayesiaans Belief Netwerk als beslissingsondersteuning instrument gedefinieerd door de gebruiker. Dit kan door; een uniforme verdeling toe te passen waarbij alle intervallen een gelijke wegingsfactor krijgen, de tabellen kunnen gedefinieerd worden aan de hand van expert kennis, of er wordt een waarneming ingevoerd. De kanstabellen voor het 'Blast'-netwerk worden weergegeven in tabel 4 t/m 7.

Hoe werkt de analyse?

Voor analyse van het type kanstabel van knopen zonder ouders, is de tabel met bijbehorende kleurcodering, zoals deze in MSBNX wordt weergegeven, direct bruikbaar. De analyse is een controle of alle intervallen juist zijn weergegeven. Hierbij moet bekeken worden of de verdeling over de waarden is weergegeven zoals deze bij de bouw van het netwerk is ingevoerd. Ook moet gecontroleerd worden of alle intervallen een waarde hebben.

Wat levert het op?

Bij de kanstabellen van knopen die géén ouder hebben, de input variabelen, kan gecontroleerd worden of;

- Alle intervallen een gelijke wegingsfactor hebben bij een uniforme verdeling,

- de intervallen een juiste verdeling hebben wanneer kansen ingevoerd zijn vanuit expert kennis of andere bronnen.

Bevindingen van de analyse voor het 'Blast'-netwerk

De beschikbare kanstabellen in het 'Blast'-netwerk van Personele Veiligheid, hebben als uitgangssituatie een uniforme verdeling waarbij alle intervallen een gelijke wegingsfactor hebben gekregen.

5.3.2 Knopen met één ouder

In het 'Blast'-netwerk zijn vier één ouder knopen, 'Overpressure', 'Ear damage', 'Window breakage' en 'Building collapse'. De kanstabellen worden respectievelijk weergegeven in tabel 9, 11, 13 en 15.

Hoe werkt de analyse?

De eerste stap om een analyse uit te kunnen voeren voor één ouder knopen is om aan te geven wat het patroon is van de twee variabelen volgens de achterliggende fysische modellen. Dit patroon dient namelijk terug te komen in de kanstabel. De volgende stap, na de controle van het patroon, is om in de kanstabel te controleren of per ouder-interval een verdeling is gemaakt over de kind-intervallen. Dit is direct uit de kleurcodering af te leiden. De kanstabel zoals deze in MSBNX wordt weergegeven is direct bruikbaar voor analyse.

Wat levert het op?

Bij kanstabellen van één ouder knopen, kan gecontroleerd worden of;

- Vanuit het fysische model het te verwachten patroon aanwezig is in de kansverdeling,
- de intervallen van de ouder knoop voldoende verdeeld zijn over de intervallen van de kind knoop.

Bevindingen van de analyse voor het 'Blast'-netwerk

De bovenstaande analyse is uitgevoerd voor het 'Blast'-netwerk. Dit leverde de volgende resultaten op;

Voor de knoop 'overpressure' kan de kanstabel direct afgelezen worden. Uit het fysische model is te verwachten dat bij een oplopende geschaalde afstand, de overpressure afneemt. De resultaten die volgen uit de analyse;

- Het te verwachten patroon is aanwezig,
- het interval 40 – 100 m/kg heeft maar één waarde voor de verdeling over de overpressure intervallen. Gezien de kansverdeling over het voorgaande interval 15 – 40, loont het om de intervallen uit te breiden. Deze uitbreiding moet wel bijdragen aan een optimalisatie van het netwerk. Als kind knopen van overpressure niet beïnvloed worden door de uitbreiding, levert dit onnodige complexiteit op.

Voor de knoop 'Ear damage' kan de kanstabel direct afgelezen worden. Uit het fysische model is te verwachten dat bij een oplopende overpressure, de kans op oorbeschadiging toeneemt. De resultaten die volgen uit de analyse;

- Het te verwachten patroon is aanwezig,
- de intervallen overpressure van 1-5 t/m 30 – 50 hebben een gelijke kansverdeling. Dit geldt ook voor het interval 300-500 t/m > 1000. Onderzocht moet worden of deze intervallen van 'overpressure' samengevoegd kunnen worden. Hierbij moet gekeken worden of de intervallen een bijdrage leveren in andere knopen.

Voor de knoop 'window breakage' kan de kanstabel direct afgelezen worden. Uit het fysische model is te verwachten dat bij een oplopende overpressure, de kans op ruitbreuk toeneemt. De resultaten die volgen uit de analyse;

- Het te verwachten patroon is aanwezig,
- het interval 1 – 5 en 5 – 10 hebben dezelfde kansverdeling. Deze intervallen kunnen samengevoegd worden indien dit geen invloed heeft op andere knopen,
- de overgang van overpressure 10 – 30 naar 30 – 50 is te groot. In het eerste interval is er een fijne verdeling over de intervallen window breakage, maar bij het tweede interval is er geen verdeling meer.

Voor de knoop 'building collapse' kan de kanstabel direct afgelezen worden. Tot een damage percentage van 75 % blijkt dat een gebouw niet instort. De eerst 4 intervallen kunnen zodoende samengevat worden. De tabel wordt daarmee vereenvoudigd.

5.3.3 Knopen met twee ouders

Het laatste type knopen waar een analyse voor uitgevoerd moet worden naar de discretisatie van de variabelen, zijn de twee-ouder knopen. De analyse is hier niet direct in de tabel in MSBNX uit te voeren. De gegevens zijn weliswaar aanwezig, maar staan door elkaar waardoor het overzicht ontbreekt om een uitspraak te kunnen doen over de intervallen. Om de analyse uit te kunnen voeren zijn een drietal methodes ontwikkeld. De eerste methode maakt gebruik van de kanstabel die in MSBNX gepresenteerd wordt en wordt de 'kleurencheck' genoemd. Voor de andere twee methodes dient de tabel omgeschreven te worden. Deze methodes worden 'gradiënt analyse' genoemd.

Het doel van de kleurencheck en de gradiëntanalyse is om te bepalen of voor de betrokken variabelen de juiste discretisatie is toegepast en of het te verwachten patroon aanwezig is.

Hoe werkt de analyse?

De 'kleurencheck' gebruikt de kanstabel zoals deze is weergegeven in MSBNX. Om de methode uit te leggen wordt de kanstabel voor 'Scaled distance' als voorbeeld genomen, bijlage 3 tabel 8. Voor de analyse van de kanstabellen moeten de intervallen die bij elkaar

horen beeld gebracht worden. De kleuren die met elkaar vergeleken moeten worden lopen in deze tabel door elkaar. In de huidige weergave in MSBNX is bij de kleurcodering voor de distance intervallen niet duidelijk waar de scheiding loopt. Voor de 'mass'-intervallen is de vergelijking van één interval nog complexer omdat deze verspreidt staan over de tabel.

Om een analyse te kunnen uitvoeren moeten de intervallen bij elkaar in beeld gebracht worden. Hierdoor wordt voor de analyse een patroon inzichtelijk. In het voorbeeld 'scaled distance' moet de kanstabel een gedrag vertonen waar bij een gelijke mass, de distance oploopt, of andersom.

Om de analyse voor 'mass' uit te voeren dient een vierkant ter grote van het distance interval op de tabel gelegd te worden. Hierdoor zijn de intervallen van mass zichtbaar voor één distance interval. Vervolgens wordt dit vierkant over de verschillende distance intervallen getrokken. Op deze wijze is het patroon zichtbaar van de 'mass'.

Om een analyse uit te kunnen voeren voor 'distance', dient per 'mass' interval het verloop van 'distance' aangegeven te worden. Dit kan door de balken voor één 'mass' interval inzichtelijk te maken over alle distance intervallen en vervolgens deze mal over de 'mass' intervallen te schuiven.

Voor beide ouder knopen dient de analyse uitgevoerd te worden.

Met de '*gradiënt analyse*' worden de gegevens per kind interval geanalyseerd. Aangezien de analyse zich richt op de snelheid van verandering tussen aangrenzende intervallen wordt deze methode de '*gradiënt analyse*' genoemd. Om de analyse uit te kunnen voeren dient de kanstabel eerst omgeschreven te worden naar een samengestelde kanstabel. Hierbij wordt in een tabel weergegeven wat de kansverdeling is voor één kind-interval over de twee ouders. In tabel 20 is een voorbeeld gegeven van een samengestelde kanstabel voor de 'Scaled distance'-interval 0-1 m/kg.

		mass						
		0-1	1-10	10-100	100-500	500-1000	1000-2000	2000-5000
Distance	0-1	0,72	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	1-5	0,00	0,14	0,66	1,00	1,00	1,00	1,00
	5-10	0,00	0,00	0,00	0,29	0,78	1,00	1,00
	10-50	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08
	50-100	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	100-500	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	500-1000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	1000-5000	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Tabel 20: 'Scaled distance'-interval 0-1 m/kg

Het doel van de gradiënt analyse is om aan de hand van de overgangen tussen de ouder-intervallen te bepalen of de intervallen efficiënt verdeeld zijn. Om de gradiënt analyse uit te kunnen voeren zijn twee methodes ontwikkeld.

Bij de eerste methode om een gradiëntanalyse uit te voeren worden de waarden in tabel 20 met elkaar vergeleken om de overgang tussen de intervallen in beeld te brengen. Hiervoor wordt in absolute waarde het verschil aangegeven tussen de horizontale, verticale en diagonale buur interval. Vervolgens wordt in deze nieuwe tabel middels een kleurcodering aangegeven wat de grootte is van de overgang. In Bijlage 5 is dit voor de eerste drie intervallen van 'scaled distance' weergegeven. In deze tabel is de kleurcodering toegepast zoals weergegeven in tabel 21.

Overgang	Bereik	Kleurcodering
Geen overgang	0	Geen kleur
Geleidelijke overgang	$0 < \text{waarde} \leq 0,5$	Groen
Sterke overgang	$0,5 < \text{waarde} \leq 0,9$	Oranje
Zeer steil	$0,9 < \text{waarde} \leq 1$	Rood

Tabel 21: Kleurcodering

Bij de tweede methode om een gradiëntanalyse uit te voeren wordt de samengestelde tabel driedimensionaal weergegeven. Dit is uitgevoerd in het programma MATLAB voor de 'scaled distance'-intervallen. De resultaten zijn weergegeven in bijlage 6. De weergave in Matlab heeft een beperking. Het programma maakt niet altijd de juiste verbindingen. In figuur 2, SD 1-3, is bij de vector (0, 0, 0.28) geen verbinding gemaakt naar (1, 1, 0.78). Hierdoor moeten de grafieken gelezen worden met de tabellen ernaast.

Wat levert het op?

De beide analyses, kleurencheck en gradiëntanalyse, kunnen toegepast worden op de kanstabellen van knopen met twee ouders. Hierbij is informatie over het achterliggende model niet altijd noodzakelijk. Bij de kanstabellen van knopen die twee ouders (ouder A en ouder B) hebben, kan met de kleurencheck en de gradiëntanalyse gecontroleerd worden of;

- Vanuit het fysische model een verwacht patroon aanwezig is in de kansverdeling. Dit dient afzonderlijk beredeneert te worden vanuit ouder A en vanuit ouder B. Hiervoor is de *kleurencheck* en de 2^e *gradiëntanalyse* het beste geschikt. Voor deze redenering is kennis over het achterliggende model wel noodzakelijk.
- Kunnen intervallen samengevoegd worden, vanwege het ontbreken van een kansverdeling. Dit kan het best met de *kleurencheck* uitgevoerd worden. Voor deze analyse is het niet nodig om het achterliggende model te kennen.

- Kunnen intervallen samengevoegd worden, omdat de kansverdeling nihil is, de beide *gradiëntanalyses* lenen zich hier het beste voor. Kennis over het achterliggende model is niet noodzakelijk.
- Kunnen intervallen uitgebreid worden, vanwege een te eenzijdige kansverdeling. Dit kan met *alle methodes* bepaald worden. Kennis over het achterliggende model is niet noodzakelijk.

Bevindingen van de analyse voor het 'Blast'-netwerk

In deze paragraaf worden eerst de resultaten besproken van de analyse voor *alle* tweee-ouder knopen van het 'Blast'-netwerk met de *kleurencheck*.

Vervolgens worden de resultaten besproken voor analyse van de eerste drie intervallen van de voorbeeld knoop 'scaled-distance' met de twee methoden van de *gradiëntanalyse*.

Kleurencheck

De knoop 'scaled distance' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'distance' en voor 'mass'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende afstand van het explosief, de geschaalde afstand ook toeneemt. Bij een toename in de massa, wordt een afname in de geschaalde afstand verwacht. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- De patronen die te verwachten zijn over 'distance' en 'mass', zijn aanwezig in de tabel.
- Het interval 1000-5000 van distance kan vereenvoudigd worden door het massa interval van 0-5000 te laten lopen in plaats van 7 verschillende intervallen.
- In het interval 500 – 1000 m en 1000 – 5000 m is alleen een kansverdeling over het 2000-5000 kg interval. Mocht het aantal intervallen van distance een probleem worden dan loont nader onderzoek of deze intervallen samengevoegd kunnen worden. De intervallen kunnen samengevoegd worden als deze in andere knopen geen functie hebben.
- Bij 'mass' kunnen geen intervallen worden samengevoegd, aangezien iedere interval een kansverdeling kent bij een 'distance' interval.

De knoop 'impulse' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'Scaled distance' en voor 'mass'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende geschaalde afstand, de impuls afneemt. Bij een toename in de massa, wordt tevens een toename van de impuls verwacht. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon voor 'mass' is aanwezig.
- Het te verwachten patroon voor 'scaled distance' is aanwezig met uitzondering van het interval 0 –1 m/kg. Vanaf 'mass' 10 – 100 kg blijft de kans op impulse 0-100 gelijk. Dit dient nader onderzocht te worden wat de oorzaak hiervan is.

De knoop 'Injured ear damage' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'ear damage' en voor 'outdoor occupation'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende kans op gehoorschade, het aantal personen dat gehoorschade oploopt toeneemt. Bij een toename van het aantal personen dat zich buiten bevindt, wordt tevens een toename verwacht van mensen met gehoorschade. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon is aanwezig voor 'ear damage' en voor 'outdoor occupation'.
- Het is niet nodig om intervallen samen te voegen of op te splitsen.

De knoop 'casualties window breakage' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'window breakage' en voor 'building occupation'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende kans op ruitbreuk, het aantal slachtoffers als gevolg van ruitbreuk toeneemt. Bij een toename van het aantal personen dat zich in een gebouw bevindt, wordt tevens een toename verwacht van het aantal slachtoffers als gevolg van ruitbreuk. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon is aanwezig voor 'window breakage' en voor 'building occupation'.
- De intervallen van 'building occupation' 1 – 5 t/m 50 – 100 hebben dezelfde waarde. Deze intervallen kunnen samengevoegd worden. Hierbij moet gekeken worden of de intervallen van belang zijn in andere knopen.

De knoop 'long collapse' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'overpressure' en voor 'impulse'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende overpressure, de kans op longschade ook toeneemt. Bij een toename van de impulse, wordt tevens een toename verwacht van de kans op longschade. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon voor 'overpressure' en 'impuls' is aanwezig.
- De intervallen van overpressure van 0 - 1 t/m 30 – 50 hebben dezelfde kansverdeling. Deze kunnen samengevoegd worden als de intervallen niet van belang zijn voor andere knopen.
- De intervallen van Impulse van 100 – 200 t/m > 2000 hebben dezelfde kansverdeling. Deze kunnen samengevoegd worden als de intervallen niet van belang zijn voor andere knopen.

De knoop 'casualties long collapse' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'long collapse' en voor 'outdoor occupation'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende kans op longschade, het aantal slachtoffers als gevolg van longschade toeneemt. Bij een toename van het aantal personen dat zich buiten bevindt, wordt tevens een toename verwacht van het aantal slachtoffers als gevolg van longschade. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon voor 'long collapse' en 'outdoor occupation' is aanwezig.
- Het is niet nodig om intervallen samen te voegen of op te splitsen.

De knoop 'damage percentage' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'overpressure' en voor 'impulse'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemende overpressure, de kans op schade aan een gebouw ook toeneemt. Bij een toename van de impuls, wordt eveneens een toename verwacht van de kans op gebouwschade. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon voor 'overpressure' en 'impuls' is aanwezig.
- De intervallen van overpressure van 0 - 1 t/m 5 – 10 en 30 – 50 t/m > 1000, hebben dezelfde kansverdeling. Deze kunnen samengevoegd worden als de intervallen niet van belang zijn voor andere knopen.

De knoop 'casualties building collapse' is met de kleurencheck geanalyseerd. De controle is uitgevoerd voor 'building occupation' en voor 'building collapse'. Vanuit het fysische model is te verwachten dat bij een toenemend aantal personen in een gebouw, de kans op slachtoffers als gevolg van het instorten van een gebouw toeneemt. Wanneer een gebouw instort is de kans groter dat er slachtoffers zijn als gevolg van het instorten van gebouwen, dan wanneer een gebouw niet instort. Al is dit vanzelfsprekend, deze redenering is nodig om de tabel te analyseren. De analyse leverde de volgende resultaten op;

- Het te verwachten patroon voor 'building occupation' en 'building collapse' is aanwezig.
- Het is niet nodig om intervallen samen te voegen of op te splitsen.
- In deze tabel komt de waarde van een '0' interval naar voren. Al is het logisch dat er geen slachtoffers zijn als het gebouw niet instort, het netwerk heeft deze informatie nodig voor het doorrekenen van de kansen.

Gradiënt analyse

Met de eerste methode van de gradiënt analyse zijn de eerste drie intervallen voor 'scaled distance' bestudeerd. In bijlage 5 zijn de tabellen weergegeven waarmee de analyse is uitgevoerd. In tabel 21 is de betekenis van de kleurcodering weergegeven. Bij het eerste interval zijn verhoudingsgewijs veel oranje en rode cellen aanwezig. Dit houdt in dat de intervallen hier uitgebreid kunnen worden om een betere verdeling van de kansen te krijgen. Tussen 'distance'-interval 5-10 en 10-50 kan een interval toegevoegd worden. De 'mass' kansverdeling is goed.

In de volgende 'scaled distance'-interval komt wederom naar voren dat tussen 'distance'-interval 5-10 en 10-50 een interval toegevoegd kan worden.

Het derde interval 'scaled distance' laat een goede kansverdeling zien.

Met de tweede methode van de gradiënt analyse zijn de intervallen voor 'scaled distance' bestudeerd. In bijlage 6 zijn de grafieken weergegeven waarmee de analyse is uitgevoerd.

Hierin is een 3-dimensionale weergave opgenomen en een grafiek met de daarbij behorende hoogtelijnen. De grafieken zijn gemaakt aan de hand van de samengestelde kanstabellen zoals in tabel 20 is weergegeven voor het 'scaled distance' interval 0 – 1.

De grootte van de overgang komt naar voren in de steilheid van de grafieken. Hiermee kan geanalyseerd worden waar eventueel een interval toegevoegd kan worden.

Vervolgens kan uit de 3-dimensionale grafiek afgelezen worden dat bij twee of meerdere pieken, een interval toegevoegd kan worden om de pieken te koppelen.

Daarnaast is een patroon zichtbaar als de drie 'scaled distance'-intervallen vergeleken worden. Dit patroon komt overeen met het fysische model.

Door te kijken naar de grafieken van de 2^e methode gradiëntanalyse zijn onderstaande bevindingen gedaan:

- De grafieken vertonen een beweging van links naar rechts bij oplopende SD. Dit is te verklaren omdat de distance hier steeds meer oploopt en een hogere SD verwacht wordt bij een groter waarde voor de afstand. Het te verwachten patroon is aanwezig.
- Verschillende grafieken laten twee pieken zien. Dit wel over verschillende intervallen. Hieruit kan afgeleid worden dat er nog een interval tussengevoegd had kunnen worden waarbij het dal opgevuld wordt tussen de pieken. Hierdoor verdwijnen de overduidelijke pieken.
- De grafiek loopt steil af of op. Dit komt omdat de intervallen groot gekozen zijn. In maximaal 2 stappen is het 0 niveau bereikt.
- Door naar de inhoud onder de grafiek te kijken kan een uitspraak gedaan worden of de intervallen van SD juist genomen zijn, waardoor ze de juiste gewichtsverdeling hebben. Dit is gecontroleerd aan de hand van de samengestelde kanstabellen, zoals tabel 20. De tabellen voor de afzonderlijke intervallen van Scaled Distance zijn opgemaakt. Vervolgens zijn de kansen opgeteld die in dit interval weergegeven worden. Omdat de uiterste intervallen (0-1 en 40-100) de extreme weergeven en voor een groot deel de waarde 1 hebben worden deze buiten beschouwing gelaten. Eventueel kunnen deze intervallen opgesplitst worden, dit kan echter door gaan tot het oneindige en dit maakt de tabel alleen maar complexer en onoverzichtelijker zonder dat dit een voordeel oplevert. Uit de overige intervallen is te zien dat deze redelijk bij elkaar liggen. Alleen het 5^{de} interval (10-15) heeft een lage waarde. Hieruit kan opgemaakt worden dat deze verdeeld kan worden over het 4^{de} en het 6^{de} interval. Waarbij het 4^{de} interval het grootste deel van het interval overneemt.

5.4 Conclusie

Een belangrijke bron van onzekerheid is de discretisatie van de variabelen die weergegeven worden in de kanstabellen. In dit hoofdstuk is gekeken naar deze discretisatie. In eerste instantie is gekeken hoe de kanstabellen van het 'Blast'-netwerk tot stand komen en vervolgens is een analyse ontwikkeld en uitgevoerd voor de discretisatie

van de variabelen in de kanstabellen. Het doel van de ontwikkelde analyses is om te bepalen of de juiste discretisatie is toegepast op de variabelen om een zo efficiënt mogelijk netwerk te krijgen.

Bij de bestudering van de kanstabellen in het 'Blast'-netwerk is het belang van de 'nul' interval opgemerkt. Bij de discretisatie van de variabelen moet bewust de keuze gemaakt worden of een aparte 'nul' interval opgenomen wordt of dat deze kan vallen in het eerste interval. In dit hoofdstuk is geconcludeerd dat als het 'nul' interval een toegevoegde waarde heeft deze als aparte interval opgenomen moet worden.

In dit hoofdstuk zijn, aan de hand van een indeling naar het aantal ouders, een aantal methoden gepresenteerd om de kanstabellen te analyseren. Doel van deze analyse is om te bepalen of een juiste discretisatie van de variabelen is toegepast om een zo efficiënt mogelijk netwerk te ontwikkelen.

Bij de analyse voor knopen zonder ouders en knopen met één ouder zijn de kanstabellen direct te gebruiken. De analyse richt zich op de kansverdeling over de intervallen en op de aanwezigheid van het te verwachten patroon volgens het fysische model. De volgende aspecten kunnen afgeleid worden uit de analyse van de kanstabellen:

- Is het te verwachten patroon aanwezig volgens het fysische model,
- Hebben *alle* intervallen een gelijke wegingsfactor bij een uniforme verdeling,
- Hebben de intervallen de juiste verdeling zoals ingevoerd,
- Zijn de intervallen van de ouder knoop voldoende verdeeld over de intervallen van de kind knoop. Hieruit kan afgeleid worden of intervallen samengevoegd kunnen worden of juist opgesplitst kunnen worden.

Voor de analyse van knopen met twee ouders is de kanstabel niet direct bruikbaar. Om te bepalen of een juiste discretisatie van de variabelen is toegepast zijn twee analyses ontwikkeld, de kleurencheck en de gradiëntanalyse.

Bij de kleurencheck wordt met behulp van een aangepaste kanstabel de kansverdeling vergeleken over de kind intervallen van de verschillende ouder intervallen. Met deze methode kan bepaald worden of;

- een te verwachten patroon aanwezig is in de kansverdeling. Dit dient beredeneert te worden vanuit de twee ouder knopen.
- Intervallen samengevoegd kunnen worden vanwege het ontbreken van een kansverdeling.
- Intervallen uitgebreid kunnen worden vanwege een te eenzijdige kansverdeling.

Met de gradiëntanalyse wordt de overgang tussen de verschillende intervallen in beeld gebracht. De gradiënt geeft hier inzicht in de discretisatie van de variabelen. Om de gradiëntanalyse uit te kunnen voeren dient eerst een samengestelde kanstabel per kind interval opgesteld te worden. Met deze tabel kan via twee verschillende methode de discretisatie van de variabelen onderzocht worden. De eerste methode geeft in een tabelvorm het verschil tussen de intervallen weer, zoals in bijlage 5 weergegeven. Met een kleurcodering wordt de gradiënt aangegeven. Bij de tweede methode wordt de samengestelde kanstabel omgezet in een drie dimensionale weergave, zoals in bijlage 6 weergegeven. Naast de drie dimensionale weergave worden ook de hoogtelijnen weergegeven.

Met deze twee methoden voor de gradiëntanalyse wordt bepaald of intervallen samengevoegd kunnen worden of juist uitgebreid moeten worden. Daarnaast kan met de methode bepaald worden of het te verwachten patroon aanwezig is.

Daarnaast kan geconcludeerd worden dat om een analyse uit te voeren middels een kleurencheck of gradiëntanalyse, kennis over het fysische model niet noodzakelijk is. Indien deze kennis niet aanwezig is kan alleen geen uitspraak gedaan worden over een te verwachten patroon.

6 COMPLEXITEIT BIJ DE BOUW EN WERKING VAN EEN BAYESIAANS BELIEF NETWERK

6.1 Inleiding

In de voorgaande hoofdstukken is de rekencomplexiteit en de complexiteit die voortkomt uit de discretisatie van de variabelen besproken. In dit hoofdstuk wordt de complexiteit besproken wanneer het netwerk kansen gaat berekenen. De interactie tussen de waarden in de kanstabellen wordt onderzocht als het Bayesiaans Belief Netwerk gebruikt wordt als beslissingsondersteuning instrument. Een sensitiviteitsanalyse kan uitgevoerd worden om deze interactie in beeld te brengen. Hierbij wordt de invloed die de waarden in de kanstabellen op elkaar hebben inzichtelijk.

Een tweetal methodes zijn ontwikkeld om deze sensitiviteitsanalyse uit te kunnen voeren. Beide methodes benaderen de sensitiviteitsanalyse vanuit een ander perspectief. Een van deze sensitiviteitsanalyse kan vervolgens gebruikt worden als validatie methode. Hierdoor kan afwijkend gedrag van het model geconstateerd worden om eventueel nader onderzoek op uit te voeren.

In het hoofdstuk wordt eerst uitleg gegeven over de sensitiviteitsanalyse. De werking van het netwerk wordt hierbij besproken en vervolgens worden de twee methodes gepresenteerd. De methodes worden toegepast op het 'Blast'-netwerk en de resultaten van de analyse worden weergegeven. In de volgende paragraaf wordt aangegeven hoe met de sensitiviteitsanalyse een validatie uitgevoerd kan worden. Ten slotte worden in de laatste paragraaf de conclusies voor dit hoofdstuk genoemd.

6.2 Sensitiviteitsanalyse met de Individuele Parameter Variatie Studie

Om inzicht te krijgen in de complexiteit en het gedrag van een model wordt in de modelleringcyclus een sensitiviteitsanalyse uitgevoerd (Kolkman, 2001, p. 5-3). Een methode om deze sensitiviteitsanalyse uit te voeren is met behulp van de Individuele Parameter Variatie Studie (IPVS). De invloed van de variatie van één factor op de modeluitkomst wordt hiermee in beeld gebracht. Het voordeel van deze methode is dat de methode direct resultaat oplevert. Daarnaast is de methode vrij eenvoudig uit te voeren. Een beperking van de methode is dat het een enkel beeld oplevert rond een vast instelpunt van één factor. De invloed van de interacties kan niet worden meegenomen in deze methode (Kolkman, 2001, p. 5-9).

Om een sensitiviteitsanalyse uit te voeren wordt een strategie aangehouden (Kolkman, 2001, p. 5-5). Hierbij wordt eerst aangegeven waarom voor het model een sensitiviteitsanalyse uitgevoerd moet worden. Vervolgens wordt aangegeven welke variabelen gevarieerd moeten worden, wat de basiswaarde is en wat de variatie is van de te onderzoeken factoren. Ten slotte kan de sensitiviteitsanalyse uitgevoerd worden.

Dit hoofdstuk richt zich op de complexiteit bij de werking van het 'Blast'-netwerk. Om inzicht te krijgen in de complexiteit en het gedrag van dit model is daarvoor een sensitiviteitsanalyse in de vorm van een IPVS ontwikkeld. In deze paragraaf wordt eerst de werking van het 'Blast'-netwerk in het kort uitgelegd. Vervolgens wordt de doelstelling aangegeven waarom voor het netwerk een sensitiviteitsanalyse ontwikkeld moet worden. Ten slotte wordt in deze paragraaf aangegeven welke factoren gevarieerd worden. Hierbij ontstaan twee methodes om de sensitiviteitsanalyse uit te voeren. Deze worden in volgende paragrafen behandeld.

6.2.1 Werking van het netwerk

Het 'Blast'-netwerk als beslissingondersteuningsmodel geeft inzicht in de kans op een bepaald aantal slachtoffers als gevolg van de druk die vrijkomt bij een explosie. Dit wordt weergegeven aan de hand van vier doelvariabelen. Over het algemeen worden de inputvariabelen gekozen voor het gebruik van het model. Dit kan op drie verschillende manieren. Ten eerste door een uniforme verdeling toe te passen over de verschillende intervallen. De intervallen wegen dan allemaal even zwaar mee. Ten tweede door verwachtingen in te voeren voor de diverse intervallen. Dit gebeurt door gebruik te maken van expertkennis. Dit is bijvoorbeeld het geval wanneer uit inlichtingen een bepaalde massa aan explosief verwacht wordt. De te verwachten intervallen krijgen vervolgens een wegingsfactor. Hiermee wordt het model vervolgens doorgerekend. Ten slotte kan de tabel gevuld worden met informatie uit waarnemingen. In het programma 'MSBNX' wordt 'observed' ingevoerd, dit staat gelijk aan een kans '1'. Deze methode kan gebruikt worden bij waarneming voorafgaande een gebeurtenis of achteraf. Vooraf kan een waarneming ingevoerd worden als bijvoorbeeld bekend is wat de afstand is waarop een explosief een gebouw kan benaderen. Hierdoor kan het desbetreffende interval voor 'distance' het label 'observed' krijgen. Door het label 'observed' aan een interval toe te wijzen krijgt dit interval een kans '1' in de kanstabel en de overige intervallen een kans '0'. Wanneer het BBN gebruikt wordt bij waarnemingen achteraf aan een gebeurtenis kan een analyse uitgevoerd worden over andere op te treden effecten/uitwerkingen. Bijvoorbeeld nadat een explosie plaats heeft gevonden kan door het invoeren van een geconstateerde grootheid, het model met deze informatie doorgerekend worden.

Dit kan alleen bij de kanstabellen van de inputvariabelen, de kanstabellen van alle overige knopen staan vast.

6.2.2 Doelstelling van de sensitiviteitsanalyse

Voorafgaande aan het ontwikkelen van een sensitiviteitsanalyse dient een doelstelling geformuleerd te worden waarom de analyse uitgevoerd moet worden. Twee doelstellingen zijn geformuleerd om een sensitiviteitsanalyse uit te voeren voor het 'Blast'-netwerk. Per doelstelling is een methode ontwikkeld.

De doelstelling voor IPVS methode 1:

Maak inzichtelijk of de output gevoelig is voor keuze van de waarde van de input variabele.

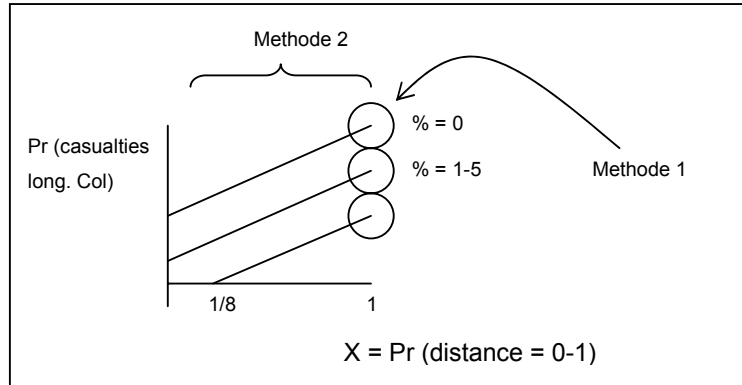
De doelstelling voor IPVS methode 2:

Maak inzichtelijk hoe gevoelig de output is voor fouten in de kansschatting.

6.2.3 Factoren die gevarieerd worden

Zoals de naam aangeeft wordt er bij de IPVS slechts één factor gevarieerd. Beide methoden die voor het 'Blast'-netwerk ontwikkeld zijn variëren maar één factor, óf variëren met 'Distance' óf variëren met 'Mass'.

De twee methodes variëren de inputvariabelen beide op een andere wijze. In de volgende paragrafen worden de methodes uitvoerig beschreven. In het kort komt het neer op het volgende verschil. Methode 1 stelt één interval op kans 1 en de overige intervallen op kans 0, de mogelijke observaties voor een inputvariabele worden gevarieerd. In figuur 22 wordt dit aangegeven met de cirkels. Methode 2 varieert de kans voor een interval van de inputvariabele. In figuur 22 is dit aangegeven met de accolade.



Figuur 22: Voorbeeld grafiek

6.3 Individuele Parameter Variatie Studie Methode 1

De eerste methode die ontwikkeld is geeft antwoord op de vraag:

Is de output gevoelig voor keuze van de waarden van de input variabele?

De analyse moet inzicht geven in de ontwikkeling tussen de intervallen. Hierbij wordt door te variëren met de discretisatie van de inputvariabelen de gevoeligheid vastgelegd van de outputvariabelen. Zodoende kan de consequentie in beeld gebracht worden van een verkeerde keuze. Daarnaast kan met de IPVS methode 1 bepaald worden of intervallen samengevoegd kunnen worden of juist opgesplitst moeten worden. Wanneer de grafiek tussen twee intervallen snel stijgt of daalt, geeft dit weer dat er een grote mate van gevoeligheid tussen deze twee intervallen is en moet een interval wellicht opgesplitst worden.

6.3.1 Werkwijze voor IPVS methode 1

Op de volgende wijze wordt de eerste sensitiviteitsanalyse uitgevoerd. Het netwerk wordt in de uitgangssituatie gezet. De waarden in de kanstabel van de inputvariabelen zijn uniform verdeeld. Vervolgens wordt voor één inputvariabele één interval als 'observed' aangemerkt. Vervolgens zijn de kansen over de intervallen van de vier output variabelen af te lezen en in een tabel verwerkt. De volgende stap is om het volgende interval als 'observed' aan te merken. De resultaten van de outputvariabelen worden afgelezen en in de tabel toegevoegd. Wanneer alle intervallen als 'observed' zijn aangemerkt en de resultaten verwerkt zijn in een tabel, kan met de tabel een grafiek opgesteld worden. In bijlage 7 en bijlage 8 zijn de resultaten uitgewerkt voor de IPVS voor de intervallen van 'distance'. In bijlage 9 en bijlage 10 zijn de resultaten uitgewerkt voor de IPVS voor de intervallen van 'Mass'.

6.3.2 Bevindingen van IPVS methode 1 voor 'Distance'

In bijlage 7 zijn de tabellen weergegeven voor de IPVS methode 1 voor 'Distance'. In bijlage 8 zijn de hiervan afgeleide grafieken weergegeven. In deze subparagraaf worden de bevindingen gepresenteerd van de analyse. De tabelnummers en grafieknummers verwijzen naar de bijlage 7 en 8.

In grafiek 1 is het verloop van het percentage casualties building collapse (CBC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Vanaf 100-500 m loopt de grafiek horizontaal. De output intervallen worden niet beïnvloed bij de keuze van de input intervallen vanaf 100-500 m.
- De lijnen liggen zeer dicht bij elkaar voor CBC boven de '0', de uitkomst van interval 1-5 personen tot en met 100-500 personen is zelfs gelijk. Dit is niet te verwachten. De lijnen zouden redelijk gelijk uit elkaar moeten liggen. Nader onderzoek naar de constructie moet verricht worden. Wellicht dat de intervallen voor de output verkeerd gekozen zijn.

In grafiek 2 is het verloop van het percentage casualties long collapse (CLC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- De grafieken laten een grote daling/stijging zien bij het interval 5-10 naar 10-50. Hier is het netwerk dus gevoelig voor veranderingen. Een onderzoek moet uitwijzen of deze intervallen opgesplitst moeten worden naar kleinere intervallen.
- Vanaf 50-100 loopt de grafiek horizontaal. De output verandert niet meer naar mate de input variabele groter wordt. De grotere intervallen kunnen vervallen.
- Het lineaire verband van de intervallen tussen 0-1 en 1-5 verloopt nagenoeg horizontaal. Ook dit geeft aan dat er geen gevoelige interval is. Deze twee intervallen kunnen samengevoegd worden.

- De grafieken voor CLC boven de '0' liggen zeer dicht bij elkaar. Dit is niet te verwachten, de lijnen zouden redelijk gelijk uit elkaar moeten liggen. De constructie dient aangepast te worden door de intervallen voor de output anders te nemen.
- Tussen 1-5 en 10 – 50 stijgt de grafiek het snelst.

In grafiek 3 is het verloop van het percentage casualties window breakage (CWB) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Tot en met interval 5-10 m loopt de grafiek horizontaal. Hier is een zeer lage mate van gevoeligheid van de output variabele op de input variabele. Deze intervallen kunnen samengevoegd worden.
- De intervallen 500-1000m en 1000-5000 m vertonen eveneens een horizontale lijn. Weinig sensitiviteit.
- De intervallen van CWB zijn beter verdeeld tot en met interval 10-50 personen.
- Tussen 10-50 en 500 – 1000 stijgt de grafiek het snelst.

In grafiek 4 is het verloop van het percentage injured ear damage (IED) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Vanaf 500-1000 lopen de lijnen horizontaal en geeft de sensitiviteitsanalyse aan dat dit interval kan vervallen.
- Tussen 50-100 en 100-500m stijgt en daalt de grafiek het hardst. De sensitiviteitsanalyse geeft aan dat hier het interval wellicht opgesplitst moet worden.
- De lijnen liggen zeer dicht bij elkaar. De intervallen voor de output moeten aangepast worden. De lijnen zouden redelijk verdeeld moeten zijn.

Ten slotte worden de vier grafieken naast elkaar vergeleken. Een aantal punten kan hierbij opgemerkt worden in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- De grafieken vertonen niet allemaal hetzelfde gedrag.
- De grafieken stijgen of dalen het snelst bij de intervallen tussen 10-50 en 100-500.

6.3.3 Bevindingen voor IPVS methode 1 voor 'Mass'

In bijlage 9 zijn de tabellen weergegeven voor de IPVS methode 1 voor 'Mass'. In bijlage 10 zijn de hiervan afgeleide grafieken weergegeven. In deze subparagraaf worden de bevindingen gepresenteerd van de analyse. De tabelnummers en grafieknnummers verwijzen naar de bijlage 9 en 10.

In grafiek 5 is het verloop van het percentage casualties building collapse (CBC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de massa van het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- De eerste twee intervallen van Mass vertonen nagenoeg geen verschil.
- De overige intervallen laten een ongeveer gelijke stijging of daling zien.
- De lijnen liggen zeer dicht bij elkaar voor CBC boven de '0', de uitkomst van interval 1-5 personen tot en met 100-500 personen is zelfs gelijk. Dit is niet te verwachten. De lijnen zouden redelijk gelijk uit elkaar moeten liggen. Nader onderzoek naar de constructie moet verricht worden. Wellicht dat de intervallen voor de output verkeerd gekozen zijn.

In grafiek 6 is het verloop van het percentage casualties long collapse (CLC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de massa van het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Bij de eerste twee Mass intervallen. 0-1 tot en met 10-100 kg, stijgt of daalt de grafiek het sterkst. Hier is een grotere mate van gevoeligheid voor keuze van het interval.
- De grafieken voor CLC boven de '0' liggen zeer dicht bij elkaar. Dit is niet te verwachten, de lijnen zouden redelijk gelijk uit elkaar moeten liggen. De constructie dient aangepast te worden door de intervallen voor de output anders te nemen.

In grafiek 7 is het verloop van het percentage casualties window breakage (CWB) uitgezet tegen het steeds groter worden van de massa van het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Bij de eerste twee Mass intervallen. 0-1 tot en met 10-100 kg, stijgt of daalt de grafiek het sterkst. Hier is een grotere mate van gevoeligheid voor keuze van het interval.
- De eerste vier intervallen van CWB liggen goed verspreidt.

In grafiek 8 is het verloop van het percentage injured ear damage (IED) uitgezet tegen het steeds groter worden van de massa van het explosief. Een aantal punten valt hierbij op in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- Bij de eerste twee Mass intervallen 0-1 tot en met 10-100 kg, stijgt of daalt de grafiek het sterkst. Hier is een grotere mate van gevoeligheid voor keuze van het interval.
- De intervallen van IED zijn redelijk verspreidt.

Ten slotte worden de vier grafieken naast elkaar vergeleken. Een aantal punten kan hierbij opgemerkt worden in het kader van de sensitiviteitsanalyse;

- De eerste drie intervallen van Mass, van 0-1 tot en met 10-100 leveren de grootste daling of stijging van de grafiek op. Alleen bij de CBC is er nagenoeg geen verschil tussen het eerste en het tweede interval.
- De output intervallen vertonen allemaal hetzelfde gedrag, voor wat betreft stijgen of dalen.

6.3.4 Conclusie voor IPVS methode 1

De eerste IPVS methode is bruikbaar om een uitspraak te kunnen doen of de output gevoelig is voor de keuze van de waarde van de input variabele. Met de methode kan aangetoond worden welke intervallen het meest gevoelig is en wat de consequentie kan zijn op de outputvariabelen bij een verkeerde keuze. Daarnaast kan aangegeven worden of intervallen samengevoegd kunnen worden of juist gesplitst moeten worden.

6.4 Individuele Parameter Variatie Studie Methode 2

De tweede methode om een individuele parameter variatie studie uit te voeren wordt beschreven in 'Probabilistic Reasoning' (Van der Gaag en Renooij, 2005, p. 112). Met de methode wordt de vraag beantwoord;

Hoe gevoelig is de output voor fouten in de kansschatting?

Volgens Van der Gaag en Renooij (2005, p. 112) is deze methode toepasbaar voor inputvariabelen met twee of meer waarden. Deze waarden moeten samen altijd de kans '1' opleveren. Één van deze waarden kan nu gevarieerd gaan worden waarbij de som der kansen van de waarden '1' moet blijven. Door de kans te variëren kan het effect hiervan op de outputvariabele in beeld gebracht worden.

In de eerste paragraaf wordt de werkwijze uitgelegd voor de IPVS methode 2. Vervolgens wordt een voorbeeld uitgewerkt waarbij met het variëren van de kansen voor de distance intervallen de invloed op de 'Casualties Long Collapse' geanalyseerd wordt. Ten slotte worden conclusies gepresenteerd voor de tweede methode IPVS.

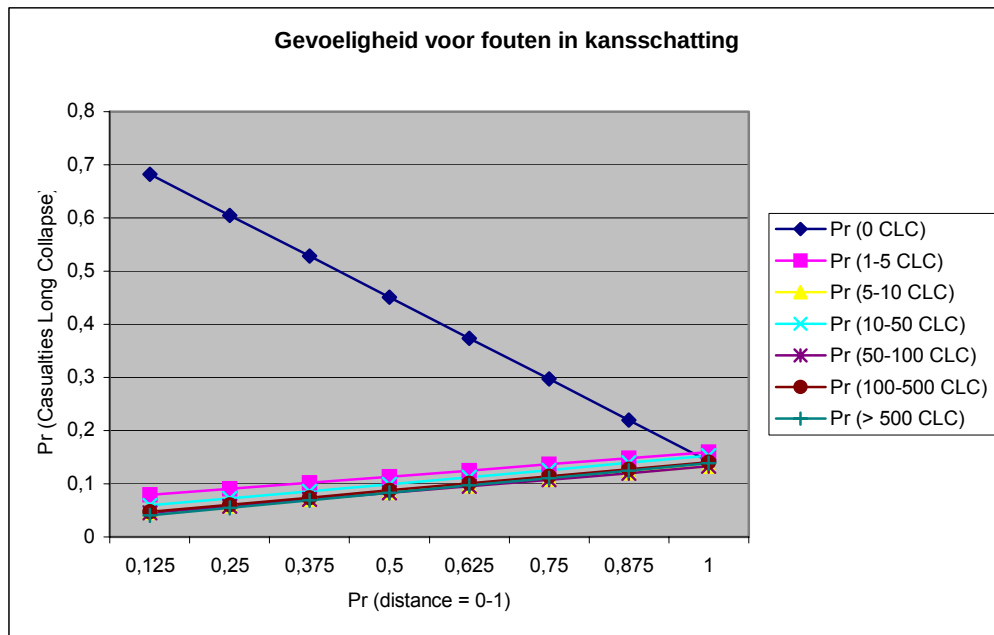
6.4.1 Werkwijze voor IPVS methode 2

De werkwijze voor de tweede methode wordt aan de hand van een voorbeeld uitgelegd. Het voorbeeld maakt de gevoeligheid inzichtelijk voor fouten in de kansschatting bij distance op kans in slachtoffers door longbreuk. Door de kansen op de distance intervallen te variëren wordt de gevoeligheid op de kans op slachtoffers door longbreuk in beeld gebracht. Eerst wordt in MSBNX alle waarden van de input kanstabellen uniform verdeeld. Dit geeft een kansverdeling over de intervallen van de inputvariabelen van 1/8. Vervolgens wordt in de 1^{ste} rij van een tabel de waarden voor de kans op Casualties Long Collapse ingevoerd voor de verschillende intervallen. Het voorbeeld is weergegeven in tabel 22. Vervolgens wordt de kans voor het 'distance'-interval '0-1' verhoogd naar 2/8. Voor de overige intervallen is dit 6/56. De uitkomst voor de outputvariabele CLC wordt in de tabel ingevoerd, in de 2^e rij (tabel 22). Deze werkwijze wordt voortgezet totdat de kans voor input interval 'distance 0-1', één is ($\Pr(\text{Dist} = 0-1) = 1$). Vervolgens kan van deze tabel een grafiek opgesteld worden. Deze is weergegeven in grafiek 9.

$x = \text{Pr}(\text{distance} = 0-1)$

X	Pr (0 LC)	Pr (1-5 LC)	Pr (5-10 LC)	Pr (10-50 LC)	Pr (50-100 LC)	Pr (100-500 LC)	Pr (> 500 LC)
0,125	0,6819	0,0789	0,0465	0,0591	0,0455	0,0471	0,041
0,25	0,6049	0,0904	0,0589	0,0724	0,058	0,0605	0,0549
0,375	0,5279	0,1019	0,0712	0,0858	0,0704	0,0739	0,0689
0,5	0,4509	0,1135	0,0836	0,0992	0,0828	0,0873	0,0828
0,625	0,3739	0,125	0,0959	0,1125	0,0953	0,1007	0,0967
0,75	0,2969	0,1365	0,1083	0,1259	0,1077	0,114	0,1107
0,875	0,2199	0,148	0,1207	0,1392	0,1202	0,1274	0,1246
1	0,1429	0,1596	0,133	0,1526	0,1326	0,1408	0,1385

Tabel 22: Overzicht kansverdeling Casualties Long Collapse (LC) voor de verschillende kansen op interval Distance = 0-1.



Grafiek 9: Resultaten tabel 1.

Om de mate van sensitiviteit aan te kunnen tonen worden sensitiviteitsfuncties bepaald waarvan de richtingcoëfficiënt maatgevend is voor deze sensitiviteit. Voor grafiek 9 zijn dit de volgende trendlijnen:

Pr (0 CLC): $y = -0,77 x + 0,7589$

Pr (1-5 CLC): $y = 0,0115 x + 0,0674$

Pr (5 – 10 CLC): $y = 0,0124 x + 0,0342$

Pr (10 – 50 CLC): $y = 0,0134 x + 0,0457$

Pr (50 – 100 CLC): $y = 0,0124 x + 0,0331$

Pr (100 – 500 CLC): $y = 0,0134 x + 0,0337$

Pr (> 500 CLC): $y = 0,0139 x + 0,0271$

Hier valt direct uit af te leiden dat de lijn Pr (0 CLC) de grootste richtingscoëfficiënt heeft en dus het meest sensitief is.

6.4.2 Bevindingen IPVS methode 2 voor 'Distance'

De werkwijze zoals deze in voorgaande paragraaf is uitgelegd is toegepast voor de overige intervallen van distance uit het voorbeeld. Hierdoor wordt de gevoeligheid inzichtelijk gemaakt voor fouten in de kansschatting van de kans op slachtoffers door longbreuk bij het variëren van de kans voor alle distance intervallen. De resultaten van deze analyse staan weergegeven in bijlage 11, grafiek 10 tot en met 17. De volgende punten worden hierbij geconstateerd;

- Voor Pr (0 CLC) zijn alle intervallen voor distance gevoelig, behalve het interval 10-50. Dit interval is minder gevoelig voor fouten in de kansschatting.
- De overige intervallen zijn weinig gevoelig voor fouten in de kansschatting.
- De output van parameter CLC bleef vanaf het distance interval '100-500' hetzelfde. Na IPVS methode 1 geraadpleegd te hebben, was dit ook te verwachten.
- De omslag van Pr (0 CLC) van een dalende lijn naar een stijgende lijn bij overgang van distance 5 -10 naar 10 - 50.
- Het merendeel van de lijnen stijgt tot en met distance 5-10, daarna gaan ze dalen. Alleen Pr (1-5 CLC) vertoont deze omslag bij de overgang van distance 10-50 naar distance 50-100.
- De variabelen vertonen een lineair verband.
- Lijnen liggen dicht bij elkaar vanaf Pr (1-5 CLC).

6.4.3 Conclusie voor IPVS methode 2

Met de tweede methode IPVS is een goed instrument voorhanden om een uitspraak te kunnen doen hoe gevoelig de output is voor fouten in de kansschatting. De consequentie per outputinterval kan daarbij aangetoond worden voor iedere input interval. Met een sensitiviteitsfunctie is het mogelijk om deze gevoeligheid maat te geven.

6.5 Validatie met de gegevens uit de sensitiviteitsanalyse

Het model zoals dit gepresenteerd wordt in het 'Blast'-netwerk, kan niet volledig gevalideerd worden. Er is niet voldoende empirische data beschikbaar om te kijken of de waarden die uit het model komen overeenstemmen met de werkelijkheid. Het is niet reëel om proefopstellingen te maken om het effect van explosies op personen in beeld te brengen. Toch kan er een validatie uitgevoerd worden met de gegevens uit de sensitiviteitsanalyse. Door onverwachte patronen op te merken en te analyseren, wordt een controle uitgevoerd op het model.

6.5.1 Validatie met IPVS Methode 1

Met de resultaten uit de eerste methode van de sensitiviteitsanalyse kan een validatie uitgevoerd worden. Hierbij wordt gekeken naar afwijkend gedrag van de grafieken. Aanbevolen wordt om voor dit afwijkende gedrag de oorzaak vast te stellen in een nader onderzoek. Voorbeelden van afwijkend gedrag zijn;

- Grafiek heeft een piek of een dal.
- Volgorde van de intervallen loopt door elkaar.
- Lijnen vertonen niet hetzelfde gedrag.

Op het 'Blast'-netwerk is een validatie uitgevoerd met de IPVS methode 1. Hierbij zijn de onderstaande constateringën gedaan op basis van de grafieken in bijlage 8.

In grafiek 1 is het verloop van het percentage casualties building collapse (CBC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Constateringën naar aanleiding van de validatie;

- Het interval CBC '0' loopt eerst af en vervolgens op. Verwacht wordt dat deze gelijkmatig oploopt. Bij het interval 50-10 m zit een dal.
- De twee onderste lijnen hebben een piek bij 10-50 m. Dit was niet te verwachten, een constante daling was te verwachten.
- Er is geen verschil in de intervallen CBC 1-5 tot en met 10-500. Al deze intervallen worden weergegeven in 1 lineair verband.

In grafiek 2 is het verloop van het percentage casualties long collapse (CLC) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand tot het explosief. Constateringën naar aanleiding van de validatie;

- Het enige dat opgemerkt kan worden is dat het interval CLC 1-5 een piek heeft bij interval Distance 1-5.

In grafiek 3 is het verloop van het percentage casualties window breakage (CWB) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand. Constateringën naar aanleiding van de validatie;

- Verwacht wordt dat de grafieken voor de outputvariabele CWB voor de intervallen van hoog naar laag of andersom loopt. Dit is hier niet het geval. De grafiek voor het interval 1-5 staat bovenaan, gevolgd door de grafiek 10-50 en vervolgens 5-10. Nader onderzoek moet uitgevoerd worden om de reden te achterhalen.
- Er zijn geen CWB boven de 50. Dit is wel te verwachten, gezien de kanstabel window breakage en casualties window breakage. Nader onderzoek zou uit moeten wijzen of deze intervallen kunnen vervallen of dat de formule een fout bevat.

In grafiek 5 is het verloop van het percentage injured ear damage (IED) uitgezet tegen het steeds groter worden van de afstand. Constateringen naar aanleiding van de validatie;

- De lijnen lopen door elkaar. Dit is niet te verwachten, de lijnen voor de intervallen IED moeten van de kleine intervallen aflopen naar de grote.
- De lijnen vertonen niet hetzelfde gedrag.
- De lijn IED 1-5 heeft een piek bij distance interval 50-100 en vertoont stijging en daling.

6.6 Conclusie

In dit hoofdstuk staat de interactie tussen de kanstabellen centraal wanneer het Bayesiaans Belief Netwerk in gebruik is. De inputvariabelen worden vastgesteld om een uitspraak te kunnen doen over het aantal slachtoffers, de doelvariabelen. Om deze interactie in beeld te kunnen brengen tussen de inputvariabelen en de doelvariabelen is een sensitiviteitsanalyse ontwikkeld. Hiervoor is gekozen voor de Individuele Parameter Variatie Studie (IPVS). Een methode waarbij door één parameter te variëren de gevoeligheid van een model in beeld wordt gebracht. De methode geeft direct resultaat. Een beperking van de methode is dat het een enkel beeld oplevert rond een vast instelpunt van één factor.

In het afstudeeronderzoek zijn er twee varianten ontwikkeld voor deze IPVS om een sensitiviteitsanalyse uit te kunnen voeren.

De eerste methode geeft antwoord op de vraag of de output gevoelig is voor keuze van de input variabele. Deze methode is bruikbaar om een uitspraak te kunnen doen of de output gevoelig is voor de *keuze* van de *waarde* van de input variabele. Met de methode kan aangetoond worden welke intervallen het meest gevoelig zijn en wat de consequentie kan zijn voor de outputvariabelen bij een verkeerde keuze. Daarnaast kan aangegeven worden of intervallen samengevoegd kunnen worden of juist gesplitst moeten worden.

De tweede methode geeft antwoord op de vraag hoe gevoelig de output is voor fouten in de kansschatting. Met deze methode is een goed instrument voorhanden om een uitspraak te kunnen doen hoe gevoelig de output is voor *fouten* in de *kansschatting*. De consequentie per outputinterval kan daarbij aangetoond worden voor iedere input interval. Met een sensitiviteitsfunctie is het mogelijk om deze gevoeligheid maat te geven

In de praktijk kan door de gevoeligheid weer te geven aangetoond worden wat de invloed is van een onjuiste kansverdeling. Experts kunnen hiermee overtuigd worden om met grotere zekerheid informatie aan te leveren of kan besloten worden juist geen capaciteit te investeren in gedetailleerde informatie.

Ten slotte kan met behulp van de uitkomsten van de eerste sensitiviteitsanalyse een validatie van het model uitgevoerd worden. Dit wordt uitgevoerd op basis van bekende patronen die naar voren dienen te komen in de beschikbare grafieken.

7 ONTWIKKELEN VAN EEN CHECKLIST

In de voorgaande drie hoofdstukken is een analyse uitgevoerd naar de aspecten van complexiteit voor het 'Blast'-netwerk van *Personele Veiligheid*. Deze analyse is uitgevoerd volgens de indeling van paragraaf 3.3. Hierin is het onderzoek naar complexiteit verdeeld over de drie gebieden; rekencomplexiteit, discretisatie van de variabelen en interactie tussen de kanstabellen.

Dit onderzoek heeft verschillende methoden opgeleverd om de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk te beoordelen door inzicht in de complexiteit te hebben. Deze verschillende methoden worden samengevoegd in dit hoofdstuk. Hierdoor ontstaat een overzicht met alle methoden in de vorm van een checklist. Deze checklist moet als hulpmiddel dienen bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk. Doel van de checklist is om de ontwerper van een Bayesiaans Belief Netwerk de juiste methodiek te laten kiezen om inzicht in de complexiteit te krijgen om de betrouwbaarheid van het netwerk te vergroten.

In tabel 23 is de checklist weergegeven. Een ontwerper van een Bayesiaans Belief Netwerk gebruikt de checklist door deze te doorlopen van links naar rechts. In de eerste kolom begint hij om vast te stellen welke vorm van complexiteit hij wil analyseren;

- Rekencomplexiteit (Hoofdstuk 4)
- Discretisatie kanstabellen (Hoofdstuk 5)
- Interactie tussen de kanstabellen (Hoofdstuk 6)

De volgende stap is om te bepalen welk aspect hij wil bestuderen, dit is weergegeven in de tweede kolom. In de derde kolom kan hij vervolgens de methodieken die beschikbaar zijn afleiden. In de vierde kolom kan hij zien welke randvoorwaarden gelden voor deze methodiek en wat de methodiek oplevert.

Vorm	Aspect complexiteit	Methodiek	Randvoorwaarde en functie
Reken Complexiteit	Orde van rekencomplexiteit	Formule 4.2	- Orde van rekencomplexiteit bepalen indien knopen in netwerk hetzelfde aantal waarden hebben. - Effectief ingrijpen bij ongewenst lange rekentijd computer.
		Formule 4.3	- Orde van rekencomplexiteit bepalen indien knopen in netwerk een verschillend aantal waarden hebben. - Effectief ingrijpen bij ongewenst lange rekentijd computer.
	Architectuur in 7 kenmerken	Bewering 1	- Te gebruiken indien het netwerk een oorzaak / gevolg redenering weergeeft. - Direct en snel inzicht in de complexiteit.
		Bewering 2	Direct en snel inzicht in de complexiteit.
		Bewering 3	Direct en snel inzicht in de complexiteit.
Discretisatie variabelen	Omgaan met de nul variabele	Controle '0' discretisatie	Controle of de '0' een eigen waarde moet krijgen of op moet gaan in een interval.
	Analyse discretisatie bij knopen zonder ouders of met één ouder	Analyse kanstabel	- Controle of het te verwachten patroon wordt weergegeven. - Controle juiste weergave kansverdeling. - Controle naar de juiste verdeling van de intervallen.
	Analyse discretisatie bij knopen met twee ouders	Kleurencheck	- Controle of het te verwachten patroon wordt weergegeven. - Controle of intervallen samengevoegd kunnen worden omdat een kansverdeling ontbreekt. - Controle of intervallen uitgebreid kunnen worden.
		Gradiëntanalyse 1	- Controle of intervallen samengevoegd kunnen worden omdat kansverdeling nihil is. - Controle of intervallen uitgebreid kunnen worden.
		Gradiëntanalyse 2	- Controle of het te verwachten patroon wordt weergegeven. - Controle of intervallen samengevoegd kunnen worden omdat kansverdeling nihil is. - Controle of intervallen uitgebreid kunnen worden.
Interactie tussen de kanstabellen	Sensitiviteitsanalyse	IPVS – 1	- Analyse naar de gevoeligheid van de output voor de keuze van de waarde van de input variabele. - Methode geeft aan welke interval het meest gevoelig is. - Methode geeft consequentie op de outputvariabele van een verkeerde keuze van de input variabele.
		IPVS – 2	- Analyse naar de gevoeligheid van de output voor fouten in de kansschatting van input variabelen. - Gevoeligheid wordt maat gegeven door de richtingscoëfficiënt van de sensitiviteitsfunctie.
	Validatie	IPVS – 1	Controle of te verwachten patronen worden weergegeven in grafieken.

Tabel 23: Checklist

8 CONCLUSIE EN AANBEVELINGEN

8.1 Inleiding

In dit hoofdstuk worden de conclusies en aanbevelingen gepresenteerd van het afstudeeronderzoek uitgevoerd bij TNO. De doelstelling van dit onderzoek luidt;

Het doel van het onderzoek is het ontwikkelen van een methodiek waarmee de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk beoordeeld kan worden door inzicht te hebben in de complexiteit van het Netwerk.

In dit hoofdstuk worden eerst de conclusies geformuleerd en vervolgens de aanbevelingen gepresenteerd.

8.2 Conclusie

De conclusies worden weergegeven aan de hand van de drie centrale vragen. Eerst wordt ingegaan op de definitie van betrouwbaarheid en complexiteit voor een Bayesiaans Belief Netwerk. Vervolgens worden de conclusies gepresenteerd die uit het onderzoek naar de aspecten van complexiteit naar voren komen. Ten slotte wordt stilgestaan bij de algemene methodiek om de betrouwbaarheid van een Bayesiaans Belief Netwerk, vanuit de complexiteit, te beoordelen.

8.2.1 Betrouwbaarheid en complexiteit bij een Bayesiaans Belief Netwerk

Twee termen staan centraal in de doelstelling van het afstudeeronderzoek; betrouwbaarheid en complexiteit. De eerste conclusies voor dit onderzoek worden geformuleerd vanuit het onderzoek naar de definitie van deze termen.

Ten eerste blijkt uit het afstudeeronderzoek dat in de theorie, met betrekking tot complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken, alleen gesproken wordt over rekencomplexiteit. Volgens het onderzoek is dit maar een deel van de complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken. Complexiteit richt zich ook op de complexiteit die ontstaat bij de bouw en werking van een Bayesiaans Belief Netwerk. Hierbij moet gedacht worden aan een beperking van het aantal waarden van een variabele of het aantal verbindingen in een netwerk. Bij de, voor dit afstudeeronderzoek, bestudeerde netwerken die in praktijk gebruikt worden, wordt niet ingegaan op andere vormen van complexiteit dan rekencomplexiteit.

Vervolgens is gezocht naar een definitie voor betrouwbaarheid van Bayesiaanse Belief Netwerken. Bij de gangbare definities van betrouwbaarheid dienen steekproeven uitgevoerd te worden om een betrouwbaarheidsmarge te bepalen. In sommige gevallen kan dit bij een Bayesiaanse Belief Netwerk, echter niet altijd. In veel toepassingen van Bayesiaanse Belief Netwerken levert dit praktische problemen op vanwege de kostbaarheid of vanwege

gezondheid- of milieu risico's. Ook voor het onderzoeksobject, het 'Blast'-netwerk van *Personele Veiligheid*, is geen uitgewerkte en concrete definitie van betrouwbaarheid gegeven. Om betrouwbaarheid toch te definiëren voor het afstudeeronderzoek is uitgegaan van de onzekerheid in een model. Onzekerheid draagt namelijk bij aan de betrouwbaarheid van een model. Voor de indeling van deze onzekerheid is gebruik gemaakt van de indeling volgens Chbab en van Noortwijk (2002).

Geconcludeerd kan worden dat de genoemde indeling een goede basis vormt voor de definitie van betrouwbaarheid voor het Bayesiaans Belief Netwerk. Alle bronnen van betrouwbaarheid komen daarbij aan bod. Voor deze indeling, naar de bronnen van betrouwbaarheid, is een selectie gemaakt waarop het afstudeeronderzoek zich richt. Deze selectie is gemaakt onder de voorwaarde dat vanuit Thema 4 invloed uitgeoefend kan worden op het type onzekerheid. Vanuit deze selectie is het onderzoek uitgevoerd naar de verschillende aspecten van complexiteit voor een Bayesiaanse Belief Netwerk.

8.2.2 Aspecten van complexiteit in het 'Blast'-netwerk

Uit het onderzoek is duidelijk naar voren gekomen dat diverse aspecten van complexiteit te benoemen zijn voor de geselecteerde bronnen van betrouwbaarheid. Met inzicht in deze aspecten kan de betrouwbaarheid beoordeeld worden.

Uit het onderzoek naar de rekencomplexiteit kan geconcludeerd worden dat *de architectuur* van een netwerk en de *orde van rekencomplexiteit* inzicht geeft in de complexiteit van het netwerk.

Om snel en direct inzicht te krijgen in de rekencomplexiteit bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk kan gebruikt gemaakt worden van de *architectuur* van het netwerk. Hierbij wordt met zeven kenmerken inzicht gegeven in de rekencomplexiteit.

Als in de testfase van een netwerk blijkt dat met de beschikbare computerconfiguratie het netwerk een ongewenst lange rekentijd nodig heeft, kan met behulp van *orde van rekencomplexiteit* een effectieve aanpassing gevonden worden.

In het onderzoek naar de discretisatie van de variabelen in de kanstabellen zijn verschillende methoden ontwikkeld om inzicht te krijgen in de complexiteit van het netwerk. Complexiteit richt zich hierbij op het aantal waarden waarin de variabelen zijn ingedeeld.

Om knopen zonder ouders of knopen met één ouder te kunnen analyseren zijn de kanstabellen direct bruikbaar. Knopen met twee ouders worden geanalyseerd, na een aanpassing van de kanstabel, met een kleurencheck of een gradiëntanalyse. De kleurencheck voert een analyse uit naar de kansverdeling over de intervallen. De methoden die ontwikkeld zijn voor de gradiëntanalyse kijken naar de overgang tussen de intervallen.

De analyse richt zich op de kansverdeling over de intervallen. Daarnaast wordt gekeken of het te verwachten patroon, volgens het fysische model, aanwezig is.

Geconcludeerd kan worden dat met de verschillende methoden een analyse uitgevoerd kan worden naar de discretisatie van de variabelen in de kanstabellen. Met deze analyse kan bepaald worden of het aantal waarden van de variabelen geoptimaliseerd kan worden. Hiermee wordt inzicht verkregen in de complexiteit van het netwerk. Daarnaast geeft de analyse inzicht in de juistheid van het model.

Uit het onderzoek naar de interactie tussen de knopen, bij de bouw en werking van het Bayesiaans Belief Netwerk, zijn diverse methoden naar voren gekomen om inzicht in de complexiteit van het netwerk te krijgen. De complexiteit richt zich hierbij op de gevoeligheid in de output.

Hierbij is gekozen om een Individuele Parameter Variantie Studie te ontwikkelen voor het Bayesiaanse Belief Netwerk. Hierbij wordt door één input variabele te variëren de gevoeligheid van de doelvariabelen in beeld gebracht. Twee varianten zijn ontwikkeld in het onderzoek. De ene methode richt zich op de gevoeligheid van de output door keuze van de input variabele. De andere methode richt zich op de gevoeligheid van de output door fouten in de kanschatting voor de input variabelen.

Geconcludeerd kan worden dat door inzicht te hebben in de gevoeligheid van de output aangetoond kan worden wat de consequenties zijn van het aanleveren van onjuiste gegevens voor de inputvariabelen.

8.2.3 Samenhang tussen de aspecten

Het onderzoek naar de complexiteit van Bayesiaanse Belief Netwerken heeft zich gericht op drie gebieden. Per gebied zijn verschillende aspecten van complexiteit beschouwd. Voor deze aspecten zijn diverse methoden ontwikkeld die bijdragen aan het krijgen van inzicht op de complexiteit van een netwerk.

De verschillende methoden zijn samengevoegd tot een checklist die te gebruiken is bij de ontwikkeling van een Bayesiaans Belief Netwerk. Hiermee is een sterk instrument voorhanden om in de toekomst gestructureerd de complexiteit van een Bayesiaans Belief Netwerk inzichtelijk te maken. De ontwikkelaar van een Bayesiaans Belief Netwerk kan met de verschillende methoden uit de checklist derden ervan overtuigen om aanpassingen aan een model door te voeren. Met de methoden kan beargumenteerd worden om meer gedetailleerde gegevens aan te leveren of juist gegevens te vereenvoudigen.

8.3 Aanbevelingen

Met de checklist heeft de ontwikkelaar van een Bayesiaans Belief Netwerk een sterk middel in handen om een balans te vinden in de complexiteit van een netwerk. Hij kan experts met behulp van cijfers, grafieken en tabellen overtuigen om meer gedetailleerde informatie aan te leveren of juist informatie te vereenvoudigen. Vanuit het onderzoek wordt aanbevolen om de checklist met de bijbehorende methodieken te gaan gebruiken in de ontwikkelingsfase van een Bayesiaans Belief Netwerk bij het programma *Personele Veiligheid*.

De tweede aanbeveling is om de methode buiten het programma *Personele Veiligheid* toe te gaan passen en te evalueren om de checklist te optimaliseren.

Een derde aanbeveling is om met de sensitiviteitsmethode IPVS-1, validatie uit te voeren op het model. In hoofdstuk 6 wordt deze methode behandeld.

Ten slotte wordt aanbevolen om nader onderzoek te verrichten naar de definitie van betrouwbaarheid voor de Bayesiaanse Belief Netwerken binnen het programma *Personele Veiligheid*. Hierbij is de indeling volgens Chbab (2002) een goed uitgangspunt. Op een aantal gebieden kan de betrouwbaarheid gekwantificeerd worden. Daar waar kwantificering niet mogelijk is dient de betrouwbaarheid gekwalificeerd te worden. Hierbij dient integraal binnen het programma aandacht besteed te worden, alle thema's moeten hierbij betrokken worden.

9 LITERATUUROVERZICHT

9.1 Referentielijst

Chbab, E.H. en Noortwijk, J.M. van (2002). *Bayesiaanse statistiek voor de analyse van extreme waarden*. Lelystad: Ministerie van Verkeer en Waterstaat, Rijksinstituut voor Integraal Zoetwaterbeheer en Afvalwaterbehandeling.

Gaag, L. van der en Renooij, S. (2005). *Probabilistic Reasoning*. Utrecht: Universiteit Utrecht.

Heckerman, D. (1995). *A Tutorial on Learning with Bayesian Networks*. Redmond: Microsoft Research.

Jensen, F.V. (2001). *Bayesian Networks and Decision Graphs*. New York: Springer.

Kolkman, M.J. (2001). *IMOD – A, Inleiding Modelleren*. Enschede: Universiteit Twente.

Lauritzen, L.S. en Spiegelhalter, D.J. (1988). *Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems*. The journal of the Royal Statistical society. Series B

Ministerie van Sociale Zaken en Werkgelegenheid (1990). *Methoden voor het bepalen van mogelijke schade aan mensen en goederen door het vrijkomen van gevaarlijke stoffen*. Voorburg: Directoraat-Generaal van de Arbeid.

Open Universiteit (2004). *Bayesiaanse netwerken, leereenheid 4*.
<http://www.cs.uu.nl/~johank/Redeneren%20met%20onzekerheid%20LE4.pdf> (22 oktober 2004).

Pearl, J. (1988). *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*. San Francisco: Morgan Kaufmann publishers.

Renooij, S. (2006). *Characteristics of Bayesian Belief Networks*. Personal communication.

Verschuren, P. en Doorewaard, H. (1998). *Het ontwerpen van een onderzoek*. Utrecht: Lemma.

Bijlage 1 Introductie in de werking en effecten van een explosie

In deze bijlage wordt een introductie gegeven over de werking en de effecten van een explosie. De introductie is opgesteld met als doel om de noodzakelijke kennis over explosieve stoffen aan te dragen die nodig is bij het lezen van het onderzoeksrapport. Eerst wordt uitleg gegeven over een explosieve stof. Vervolgens wordt aangegeven welke effecten kunnen optreden bij een explosie. Voor één van deze effecten worden ten slotte de consequenties toegelicht op gebouwen en personeel.

Deze bijlage is gebaseerd op informatie afkomstig uit het dictaat 'Pyrotechniek en Beschermingsconstructies' 29 september 2000, van de Koninklijke Militaire Academie en 'Handboek 5-77, vernielingen met springstof' 2000 van de Koninklijke Landmacht.

Explosieve stoffen

Door Strehlow en Baker (1975) is een algemene definitie opgesteld voor een explosie. Deze luidt:

'In het algemeen noemt men een proces een explosie wanneer de energie vrijkomt binnen een zeer korte tijd en in een beperkt volume zodat zich een drukgolf vormt van eindige amplitude die zich van het explosiepunt af beweegt. De vrijgekomen energie kan in het systeem opgeslagen hebben gezeten als nucleaire-, chemische-, elektrische- of drukenergie. De energie vrijgave wordt alleen 'explosief' genoemd wanneer deze snel plaats vindt en geconcentreerd genoeg om een drukgolf te veroorzaken. Hoewel een explosie veel schade aan de omgeving kan aanrichten, hoeft deze niet altijd tot schade te leiden. Een eis is dat de explosie zo krachtig is dat deze hoorbaar moet zijn.'

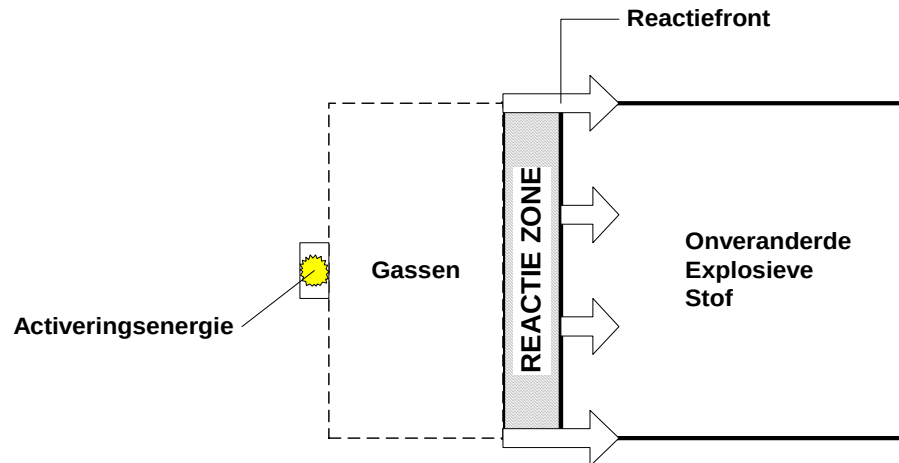
Kenmerk van een explosie is dat de explosie het gevolg is van het snel vrijkomen van energie. Deze energie hoopt zich lokaal en tijdelijk op omdat het proces zich zeer snel afspeelt. Wanneer deze energie dan vrijkomt, is dit in diverse vormen. In de vorm van drukgolven die zich door de omringende lucht voortplanten, in warmte in de vuurbal van de explosie, in een grondschok, als straling of als voortgestuwd projectiel.

Er zijn drie soorten explosies; fysische explosies, chemische explosies en nucleaire explosies. Fysische explosies ontstaan door bijvoorbeeld het openbarsten van een gascilinder. Bij chemische explosies vindt er een snelle oxidatie plaats van brandstofelementen. Een bekend voorbeeld van chemische explosies is de explosie van TNT. Nucleaire explosies treden op als gevolg van een nucleaire reactie, ook wel atoomenergie genoemd.

Onder explosieve stoffen worden stoffen verstaan die als ze tot ontbranding worden gebracht deze verbranding zelfstandig kunnen voortzetten. Er is geen zuurstof of warmte

van buitenaf nodig om de verbranding gaande te houden. In figuur 23 is het proces van een explosie in een explosieve stof geschematiseerd weergegeven. Om de reactie op gang te brengen is er een bepaalde hoeveelheid energie nodig. Deze energie wordt de *activeringsenergie* genoemd. De activeringsenergie kan op diverse wijze worden toegediend zoals door stoot, wrijving, hitte, vonk of schokgolf.

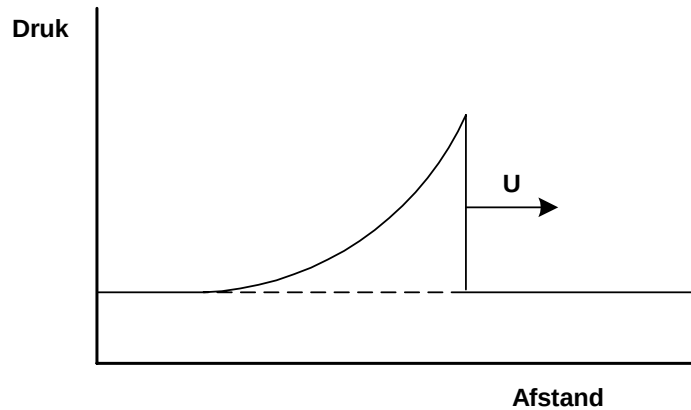
De *reactiesnelheid* van een explosieve stof is de snelheid waarmee het *reactiefront* zich door de explosieve stof voortbeweegt. Deze is afhankelijk van diverse fysische factoren zoals dichtheid, druk en temperatuur. Bij reactiesnelheden lager dan de geluidssnelheid (van 10^{-3} tot 10^2 m/s) spreekt men van explosieve verbranding of *deflagratie*. Bij een *detonatie* reageert de stof in een front dat zich met een snelheid hoger dan de geluidssnelheid door de massa voortplant (boven de 10^3 m/s).



Figuur 23: Geschematiseerde weergave van een explosie

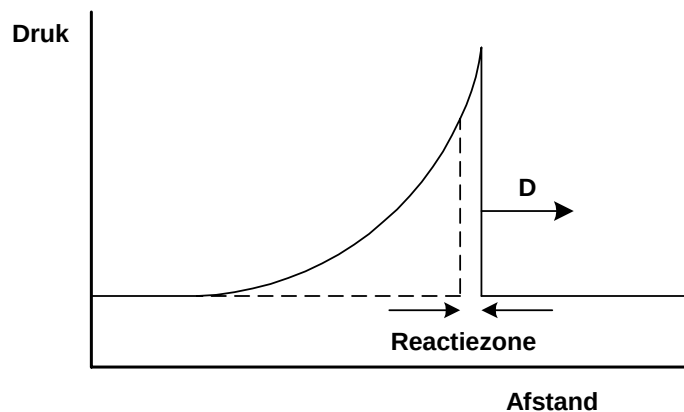
Een detonatiegolf is een schokgolf die zich door een explosief voortplant en waarin zich in het schokfront een chemische reactie afspeelt. Deze exotherme chemische reactie voegt voortdurend energie toe aan de schok, compenseert energieverliezen en zorgt ervoor dat de golf zich voort kan planten zonder uit te dempen. Voordat de detonatiegolf toegelicht wordt, wordt eerst uitleg geven over een schokgolf door niet-reactieve media.

Een schokgolf door niet-reactieve media is een drukgolf met grote amplitude en een steil front dat zich door een materiaal voortplant. In figuur 24 is de structuur weergegeven in een grafiek waarin de druk is uitgezet tegen de afstand. De schoksnelheid van de explosie is weergegeven met de letter U.



Figuur 24: Structuur van een schokgolf

Het verschil van de schokgolf in niet-reactieve media en de detonatiegolf in springstof, is de exotherme reactie die zich afspeelt in het front van de golf. In figuur 25 is het drukverloop van een detonatiegolf geschetst. Het front plant zich voort met detonatiesnelheid D . De piek aan de voorkant van het front initieert de explosieve reactie. In de *reactiezone* na het front vindt de chemische reactie plaats en wordt springstof omgezet in detonatieproducten. De druk daalt maar de temperatuur loopt sterk op door de vrijkomende chemische energie. De reactiezone is in de meeste springstoffen circa 1 mm dik. De druk aan het einde van de reactiezone wordt de detonatiedruk genoemd.



Figuur 25: Structuur van een detonatiegolf

De detonatiegolf genereert in het omringende medium een schokgolf. De amplitude van deze schokgolf wordt bepaald door de detonatiedruk. Indien een vast materiaal zich dicht bij het explosief bevindt dan bezwijkt dit onder de belasting van de schokgolf. Dit wordt de *brisante werking* genoemd van springstof. Op grotere afstanden van de springstof is het van belang in welke mate de schokgolf heeft. Dit is afhankelijk van de massa en type van de springstof. De uitwerking op grotere afstanden wordt de *gasdrukwerking* genoemd.

Effecten van een explosie

Bij een explosie wordt de springstof vrijwel instantaan omgezet in gassen met een zeer hoge temperatuur en druk. Drie typen effecten treden hierdoor op bij een explosie: hitte, druk en fragmenten.

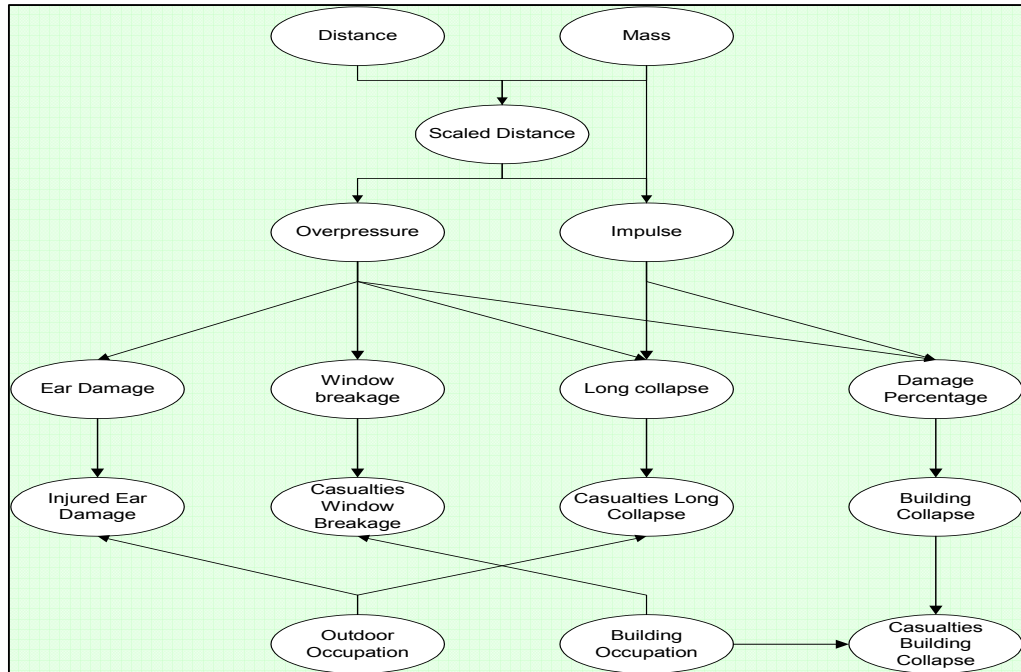
Door het uitdijen van de gassen met een zeer hoge temperatuur ontstaat een vuurbal. Dit is het 'hitte'-effect dat optreedt bij een explosie. De temperatuur in deze vuurbal kan oplopen tot circa 5000 K.

Het effect 'druk' dat op treedt bij een explosie ontstaat omdat tijdens het uitdijen de omringende lucht verdrongen wordt. Dit uit zich in de vorm van een luchtschok, meestal de *blastgolf* genoemd. Deze blastgolf plant zich met grote snelheid door de omringende lucht voort. In de blastgolf heerst een hoge overdruk die afneemt naarmate de golf zich verder van de explosiebron verwijdt.

Het effect 'fragmenten' dat optreedt bij een explosie treedt op indien de springstof omsloten wordt door een omhulling. De fragmenten die vrijkomen als gevolg van de directe omhulling van een explosief worden aangeduid als primaire fragmenten. Door de blast en de fragmenten kunnen ook delen van omliggende gebouwen of constructies getroffen worden die vervolgens kunnen opbreken en brokstukken lanceren. Deze brokstukken worden secundaire fragmenten genoemd.

Het effect 'Blast'

Het vervolg van deze introductie in de werking en effecten van een explosie richt zich op het effect 'Blast'. De reden hiervoor is dat dit effect als onderzoeksobject in het afstudeeronderzoek wordt gebruikt. Aan de hand van het Bayesiaans Belief Netwerk dat gebruikt wordt bij het programma *Personele Veiligheid* wordt de theorie betreffende het 'Blast' effect verder toegelicht, figuur 26.

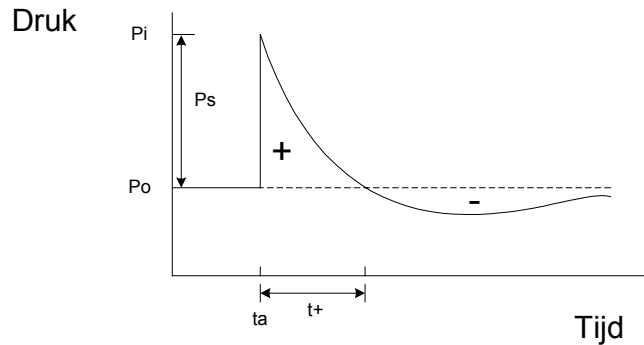


Figuur 26: Weergave van het Bayesiaanse Belief Netwerk 'Blast'.

Uit de afstand tot het explosief en de massa van het explosief kan een geschaalde afstand bepaald worden. Vervolgens wordt het drukverloop en de impuls berekend. Figuur 27 toont het typische drukverloop in de blastgolf. Hierin is de *druk* uitgezet tegen de tijd. Het front van de blastgolf wordt gevormd door een schokgolf waarin de druk instantaan toeneemt van atmosferische druk P_0 tot de statische overdruk P_s . De druktoename P_s wordt aangeduid als piekoverdruk. Deze piekoverdruk karakteriseert vooral het destructieve vermogen van de blastgolf. De tijd die het in beslag neemt om vanaf het explosie centrum een gegeven locatie te bereiken wordt bepaald door de aankomsttijd t_a . Na het passeren van het schokfront neemt de druk quasi-exponentieel af.

De tijd dat de overdruk positief is wordt de faseduur t_+ genoemd. Ook de positieve faseduur bepaalt in hoge mate de respons en de mate van schade aan een constructie omdat deze een maat is voor de tijd dat de constructie wordt belast. Dit wordt de positieve specifieke *impuls* genoemd van een blastgolf. De positieve specifieke impuls staat gelijk aan het oppervlak onder de druk-tijd curve in het positieve deel.

Daarna begint de negatieve fase. Omdat de hierin ontstane onderdruk relatief geleidelijk wordt opgebouwd en veel kleiner is dan de piekoverdruk, speelt de negatieve fase een geringe rol van betekenis voor de mate van schade.



Figuur 27: Drukverloop in een blastgolf uitgezet tegen de tijd.

Consequentie van druk op gebouwen en personeel

De druk die vrijkomt bij een explosie kan consequenties hebben voor gebouwen en personen die zich op een bepaalde afstand tot het explosief bevinden. In figuur 4 worden deze consequenties op gebouwen en personeel weergegeven. Voor personen houdt dit in dat luchtbevattende menselijke organen, zoals oren en longen, gevoelig zijn voor de druksprong in de drukgolf. De verwondingen die onder andere kunnen optreden zijn; breken van het trommelvlies, scheuren van de longen of inwendige bloedingen. In het programma *Personele Veiligheid* zijn alleen de eerste twee opgenomen in het netwerk. De consequenties worden hieronder verder toegelicht.

Gebouwen kunnen ook schade oplopen door de druk die vrijkomt bij een explosie. Dit kan vervolgens leiden tot slachtoffers onder de personen die zich in deze gebouwen bevinden. In het 'Blast'-netwerk is de schade aan gebouwen onderverdeeld in; schade door ruitbreuk en het instorten van gebouwen. Deze twee consequenties worden hieronder eveneens toegelicht.

Gehoorschade. Het oor is een gevoelig orgaan dat reageert op zeer kleine drukvariaties. Trommelvliesbreuk is maatgevend voor gehoorbeschadiging¹. Het scheuren van trommelvlies is nooit dodelijk, maar het is een van de meest voorkomende verwondingen bij explosies.

Longschade. Bij een explosie kan longschade optreden doordat de druk buiten de longen groter is dan in de longen. Hierdoor wordt de borstkas naar binnen gedrukt waardoor de longschade optreedt. De borstkas heeft tijd nodig om ingedrukt te worden, daardoor is naast druk de impuls van belang omdat daarin de duur van de belasting is opgenomen.

Ruitbreuk. Tijdens een explosie bestaat de kans dat ruiten in gebouwen breken. Een kleine overdruk is voldoende om zelfs op grotere afstand ruiten te breken. Hierbij is de snelheid en

¹ Hirsch F.G., Effects of overpressure on the ear, 1968.

massa van glasscherven nog zo hoog dat deze glasscherven letsel aan personen kan veroorzaken die zich tijdens de explosie achter ruiten bevinden.

Instorten van gebouwen. Gebouwen kunnen instorten bij belastingen als gevolg van druk. Dit kan al bij een druk veel lager dan de druk waarbij directe schade aan mensen optreedt. Dit omdat de factor impuls van belang is waarin de belastingduur is opgenomen. Indien in een instortend gebouw personen aanwezig zijn bestaat de kans dat deze personen komen te overlijden als gevolg van het instorten van het gebouw.

Bijlage 2 Probitfuncties

In deze bijlage wordt een introductie gegeven over probitfuncties. Met behulp van de probitfunctie:

$$Pr = a + b \cdot \ln V$$

Waarin

- Pr : de probit
- a en b : constanten
- V : een variabele

Kan afhankelijk van de waarde van de variabele V een de probit worden berekend voor een bepaalde gebeurtenis. Deze probit wordt vervolgens omgezet naar een kans op een bepaalde gebeurtenis met een tabel zoals weergegeven in tabel 23 (Ministerie van SZW, 1990, bijlage I - tab 3).

Binnen het programma *Personele Veiligheid* is dit de kans op het overlijden of verwonden van een aantal personen of de mate van schade aan gebouwen als gevolg van de druk die vrijkomt bij een explosie. Hierin is 'V' de grootte van het fysische effect dat optreedt, bijvoorbeeld de druk. De constanten 'a' en 'b' zijn afhankelijk van het type gebeurtenis. De waarden van deze constanten wordt bepaald aan de hand van experimenten.

%	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	--	2,67	2,95	3,12	3,25	3,36	3,45	3,52	3,59	3,66
10	3,72	3,77	3,82	3,897	3,92	3,96	4,01	4,05	4,08	4,12
20	4,16	4,19	4,23	4,26	4,29	4,33	4,36	4,39	4,42	4,45
30	4,48	4,50	4,53	4,56	4,59	4,61	4,64	4,67	4,69	4,72
40	4,75	4,77	4,80	4,82	4,85	4,87	4,90	4,92	4,95	4,97
50	5,00	5,03	5,05	5,08	5,10	5,13	5,15	5,18	5,20	5,23
60	5,25	5,28	5,31	5,33	5,36	5,39	5,41	5,44	5,47	5,50
70	5,52	5,55	5,58	5,61	5,64	5,67	5,71	5,74	5,77	5,81
80	5,84	5,88	5,92	5,95	5,99	6,04	6,08	6,13	6,18	6,23
90	6,28	6,34	6,41	6,48	6,55	6,64	6,75	6,88	7,05	7,33
--	0,0	0,1	0,3	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
99	7,33	7,37	7,41	7,46	7,51	7,58	7,65	7,75	7,88	8,09

Tabel 23: Relatie tussen kansen en probits

Bovenstaande wordt aan de hand van een praktijkvoorbeeld verduidelijkt. Het betreft de probitfunctie voor het scheuren van het trommelvlies (Ministerie van SZW, 1990, Bijlage I-2). Het scheuren van het trommelvlies is afhankelijk van de variabele 'druk'. Uit onderzoek

zijn de constanten 'a' en 'b' bepaald. Dit resulteert in de probitfunctie voor het scheuren van het trommelvlies:

$$Pr = -12,6 + 1,524 \ln(P)$$

Waarin:

P : Druk [$\text{Pa} = \text{N/m}^2$]

Indien bij een explosie op een bepaalde afstand de druk $90 \cdot 10^3 \text{ N/m}^2$ is, dan volgt uit de probitfunctie; $Pr = 4.79$. In tabel 1 wordt afgelezen dat er 42 % kans is op scheuren van het trommelvlies.

Voor alle intervallen wordt vervolgens gewogen hoe vaak een uitkomst voorkomt in een bepaald interval. Op deze wijze wordt de kanstabel 'Ear Damage' uitgewerkt.

Uiteindelijk dient de kanstabel voor de doelvariabele 'Injured ear damage' opgemaakt te worden. Hiervoor is het de kanstabel 'outdoor occupation' nodig. In het Bayesiaans Belief Netwerk wordt vervolgens de kanstabel bepaald voor het aantal personen dat gewond raakt door trommelvliesbreuk.

Bijlage 3 Kanstabellen van het Blast Netwerk

De input knopen

Assessment (Model: BlastTestModel, Node: Distance)								
Distance								
0 - 1 m	1 - 5 m	5 - 10 m	10 - 50 m	50 - 100 m	100 - 500 m	500 - 1000 m	1000 - 5000 m	bar charts
0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	

Tabel 4: Kanstabel 'Distance'

Assessment (Model: BlastTestModel, Node: Mass)								
Mass								
0 - 1	1 - 10	10 - 100	100 - 500	500 - 1000	1000 - 2000	2000 - 5000		bar charts
0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	

Tabel 5: Kanstabel 'Mass'

Assessment (Model: BlastTestModel, Node: OutdoorOccupation)								
OutdoorOccupation								
0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	>500		bar charts
0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	

Tabel 6: Kanstabel 'Outdoor Occupation'

Assessment (Model: BlastTestModel, Node: BuildingOccupation)								
BuildingOccupation								
0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	>500		bar charts
0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	0.14286	

Tabel 7: Kanstabel 'Building Occupation'

Assessment (Model: Blast, Node: ScaledDistance)									
Parent Node(s)		ScaledDistance							bar charts
Distance	Mass	0 - 1 m/kg	1 - 3 m/kg	3 - 5 m/kg	5 - 10 m/kg	10 - 15 m/kg	15 - 40 m/kg	40 - 100 m/kg	
0 - 1 m	0 - 1	0.72	0.28	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
1 - 5 m	0 - 1	0.0	0.28	0.4	0.31	0.01	0.0	0.0	
	1 - 10	0.14	0.78	0.08	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.66	0.34	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
5 - 10 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.52	0.38	0.1	0.0	
	1 - 10	0.0	0.08	0.63	0.29	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.0	0.93	0.07	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.29	0.71	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.78	0.22	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
10 - 50 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.02	0.47	0.51	
	1 - 10	0.0	0.0	0.0	0.14	0.23	0.62	0.01	
	10 - 100	0.0	0.0	0.17	0.49	0.28	0.06	0.0	
	100 - 500	0.0	0.21	0.33	0.46	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.30	0.47	0.15	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.56	0.44	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	0.08	0.77	0.15	0.0	0.0	0.0	0.0	
50 - 100 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1 - 10	0.01	0.0	0.0	0.0	0.0	0.38	0.62	
	10 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.14	0.86	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.29	0.59	0.12	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.78	0.22	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.1	0.9	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.49	0.51	0.0	0.0	0.0	
100 - 500 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1 - 10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	10 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.08	0.92	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.37	0.63	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.04	0.57	0.39	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.13	0.72	0.15	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.0	0.08	0.19	0.73	0.0	
500 - 1000 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1 - 10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	10 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.18	0.82	
1000 - 5000 m	0 - 1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1 - 10	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	10 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 8: Kanstabel 'Scaled distance'

Assessment (Model: Blast, Node: Overpressure)												
Parent Node(s)		Overpressure										
ScaledDistance	0	0 - 1	1 - 5	5 - 10	10 - 30	30 - 50	50 - 100	100 - 300	300 - 500	500 - 1000	> 1000	bar charts
0 - 1 m/kg	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
1 - 3 m/kg	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	0.2	0.2	0.0	
3 - 5 m/kg	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.2	0.7	0.1	0.0	0.0	0.0	
5 - 10 m/kg	0.0	0.0	0.0	0.0	0.8	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
10 - 15 m/kg	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
15 - 40 m/kg	0.0	0.6	0.3	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
40 - 100 m/kg	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	

Tabel 9: Kanstabel 'Overpressure'

Assessment (Model: Blast, Node: Impulse)								
Parent Node(s)		Impulse						bar charts
ScaledDistance	Mass	0 - 100	100 - 200	200 - 500	500 - 1000	1000 - 2000	> 2000	
0 - 1 m/kg	0 - 1	0.56	0.31	0.13	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	0.48	0.05	0.45	0.02	0.0	0.0	
	10 - 100	0.4	0.06	0.09	0.37	0.08	0.0	
	100 - 500	0.4	0.0	0.1	0.11	0.39	0.0	
	500 - 1000	0.4	0.0	0.1	0.0	0.26	0.24	
	1000 - 2000	0.4	0.0	0.0	0.1	0.11	0.39	
	2000 - 5000	0.4	0.0	0.0	0.1	0.06	0.44	
1 - 3 m/kg	0 - 1	0.5	0.48	0.02	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	0.0	0.34	0.66	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.0	0.0	0.52	0.48	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.01	0.64	0.35	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.66	0.04	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.02	0.76	0.22	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.52	0.48	
3 - 5 m/kg	0 - 1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	0.17	0.83	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.0	0.1	0.9	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.59	0.41	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.02	0.98	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.91	0.09	0.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.0	0.32	0.68	0.0	
5 - 10 m/kg	0 - 1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	0.91	0.09	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.06	0.79	0.15	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.11	0.89	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.94	0.06	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.65	0.35	0.0	0.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.17	0.83	0.0	0.0	
10 - 15 m/kg	0 - 1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	0.61	0.39	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.86	0.14	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.19	0.81	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	0.0	0.0	0.99	0.01	0.0	0.0	
15 - 40 m/kg	0 - 1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.79	0.21	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.48	0.52	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.19	0.74	0.07	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	0.0	0.68	0.32	0.0	0.0	0.0	
40 - 100 m/kg	0 - 1	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	2000 - 5000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	

Tabel 10: Kanstabel 'Impuls'

Assessment (Model: Blast, Node: EarDamage)							
Parent Node(s)		EarDamage					
Overpressure	0 %	0 - 20 %	20 - 40 %	40 - 60 %	60 - 80 %	80 - 100 %	bar charts
0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 1	0.4	0.6	0.0	0.0	0.0	0.0	
1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
10 - 30	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
30 - 50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
50 - 100	0.0	0.1	0.6	0.3	0.0	0.0	
100 - 300	0.0	0.0	0.0	0.1	0.3	0.6	
300 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
> 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 11: Kanstabel 'Ear damage'

Assessment (Model: Blast, Node: InjuredEarDamage)									
Parent Node(s)		InjuredEarDamage							bar charts
EarDamage	OutdoorOccupation	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500	
0 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 20 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.74	0.26	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.28	0.35	0.37	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.03	0.1	0.6	0.27	0.0	0.0	
	> 500	0.0	0.0	0.0	0.28	0.34	0.37	0.0	
20 - 40 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.11	0.42	0.47	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.11	0.42	0.47	0.0	
	> 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
40 - 60 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	0.86	0.14	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.0	0.19	0.81	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.86	0.14	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.19	0.81	0.0	
	> 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.86	0.13	
60 - 80 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	0.37	0.63	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.0	0.05	0.95	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.37	0.63	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.05	0.95	0.0	
	> 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.37	0.63	
80 - 100 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	0.07	0.93	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.07	0.93	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
	> 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 16: Kanstabel 'Injured ear damage'

Assessment (Model: Blast, Node: WindowBreakage)							
Parent Node(s)		WindowBreakage					
Overpressure		0 %	0 - 1 %	1 - 2 %	2 - 3 %	3 - 4 %	4 - 5 %
0		1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0 - 1		0.3	0.7	0.0	0.0	0.0	0.0
1 - 5		0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
5 - 10		0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
10 - 30		0.0	0.1	0.2	0.2	0.4	0.1
30 - 50		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
50 - 100		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
100 - 300		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
300 - 500		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
500 - 1000		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
> 1000		0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0

Tabel 13: Kanstabel 'Window breakage'

Assessment (Model: Blast, Node: CasualtiesWindowbreakage)									
Parent Node(s)		CasualtiesWindowbreakage							
WindowBreakage	BuildingOccupation	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500	bar charts
0 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 1 %	>500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
1 - 2 %	100 - 500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	>500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
2 - 3 %	50 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.53	0.46	0.0	0.0	0.0	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.3	0.7	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
3 - 4 %	10 - 50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.19	0.5	0.31	0.0	0.0	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
4 - 5 %	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.05	0.36	0.59	0.0	0.0	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	

Tabel 18: Kanstabel 'Casualties window breakage'

Assessment (Model: BlastTestModel, Node: Longcollapse)								
Parent Node(s)		Longcollapse						bar charts
Overpressure	Impulse	0 %	0 - 20 %	20 - 40 %	40 - 60 %	60 - 80 %	80 - 100 %	
0	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 1	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
1 - 5	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
5 - 10	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
10 - 30	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
30 - 50	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
50 - 100	0 - 100	0.91	0.09	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.9	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.9	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.9	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.9	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	0.9	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	
100 - 300	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
300 - 500	0 - 100	0.0	0.35	0.2	0.21	0.21	0.03	
	100 - 200	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	
	200 - 500	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	
	500 - 1000	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	
	1000 - 2000	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	
	> 2000	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	
500 - 1000	0 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.02	0.98	
	100 - 200	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	200 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
> 1000	0 - 100	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	100 - 200	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	200 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 12: Kanstabel 'Longcollapse'

Assessment (Model: Blast, Node: CasualtiesLongcollapse)									
Parent Node(s)		CasualtiesLongcollapse							bar charts
Longcollapse	OutdoorOccupation	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500	
0 %	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 20 %	>500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.74	0.26	0.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.28	0.35	0.37	0.0	0.0	0.0	
20 - 40 %	100 - 500	0.0	0.03	0.1	0.6	0.27	0.0	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	0.28	0.34	0.37	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.11	0.42	0.47	0.0	0.0	0.0	
40 - 60 %	50 - 100	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.11	0.42	0.47	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	0.86	0.14	0.0	0.0	0.0	0.0	
60 - 80 %	10 - 50	0.0	0.0	0.19	0.81	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.86	0.14	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.19	0.81	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.86	0.13	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
80 - 100 %	5 - 10	0.0	0.37	0.63	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.0	0.05	0.95	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.37	0.63	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.05	0.95	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.37	0.63	
	0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1 - 5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	5 - 10	0.0	0.06	0.93	0.0	0.0	0.0	0.0	
	10 - 50	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	50 - 100	0.0	0.0	0.0	0.06	0.93	0.0	0.0	
	100 - 500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	
	>500	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 17: Kanstabel 'Casualties long collapse'

Assessment (Model: Blast, Node: DamagePercentage)							
Parent Node(s)		DamagePercentage					bar charts
Overpressure	Impulse	0 %	1 - 25 %	25 - 50 %	50 - 75 %	75 - 100 %	
0	0 - 100	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	
0 - 1	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
1 - 5	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
5 - 10	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	500 - 1000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	1000 - 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	> 2000	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
10 - 30	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.44	0.06	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.4	0.6	0.0	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.4	0.6	0.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.4	0.6	0.0	
30 - 50	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
50 - 100	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
100 - 300	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
300 - 500	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
500 - 1000	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
> 1000	0 - 100	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	100 - 200	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	
	200 - 500	0.0	0.5	0.4	0.1	0.0	
	500 - 1000	0.0	0.0	0.0	0.3	0.7	
	1000 - 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	
	> 2000	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

Tabel 14: Kanstabel 'Damage percentage'

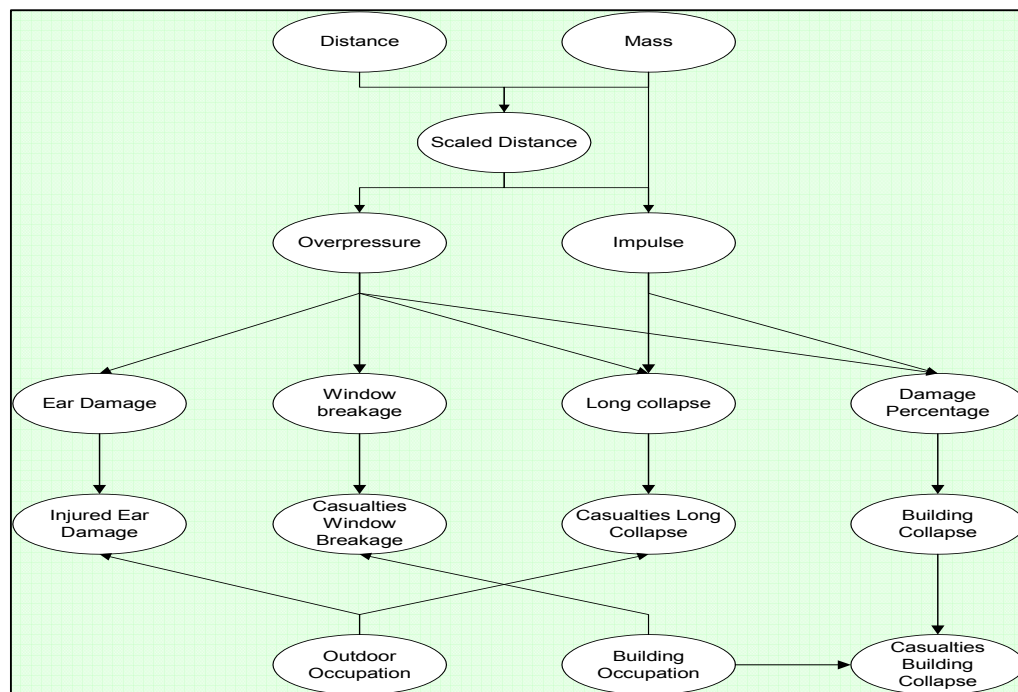
Assessment (Model: Blast, Node: BuilingCollapse)			
Parent Node(s)		BuilingCollapse	
DamagePercentage		Yes	No
0 %		0.0	1.0
1 - 25 %		0.0	1.0
25 - 50 %		0.0	1.0
50 - 75 %		0.0	1.0
75 - 100 %		1.0	0.0

Tabel 15: Kanstabel 'Building Collapse'

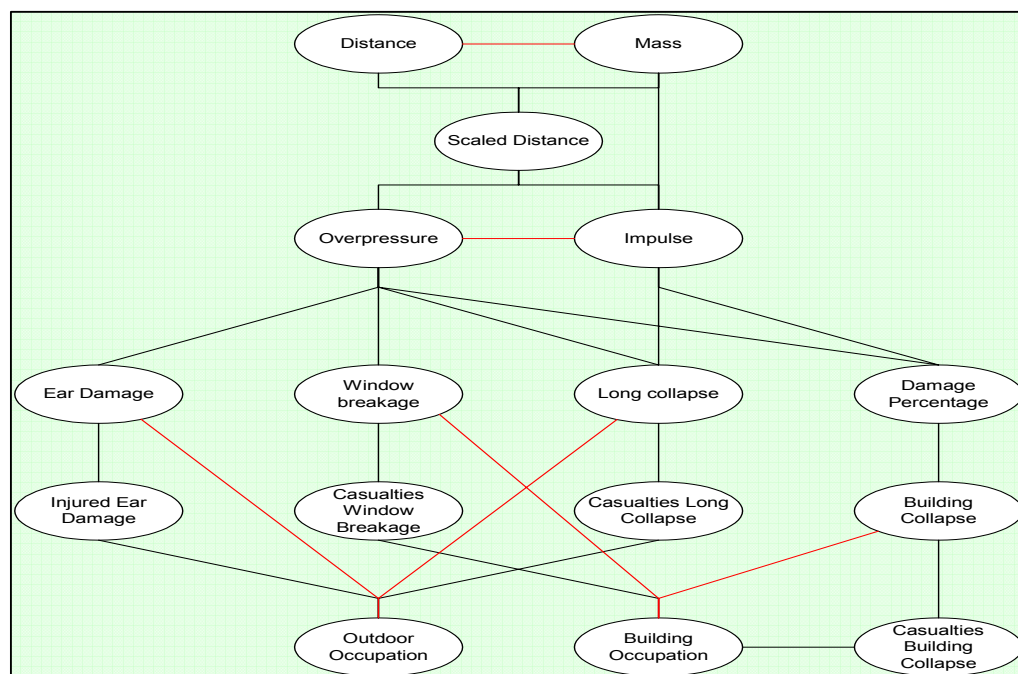
Assessment (Model: Blast, Node: CasualtiesBuildingCollapse)										
Parent Node(s)		CasualtiesBuildingCollapse								
BuildingOccupation	BuilingCollapse	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500		bar charts
0	Yes	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
1 - 5	Yes	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
5 - 10	Yes	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
10 - 50	Yes	0.0	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
50 - 100	Yes	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.0	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
100 - 500	Yes	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.0		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
>500	Yes	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5		
	No	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		

Tabel 19: Kanstabel 'Casualties building collapse'

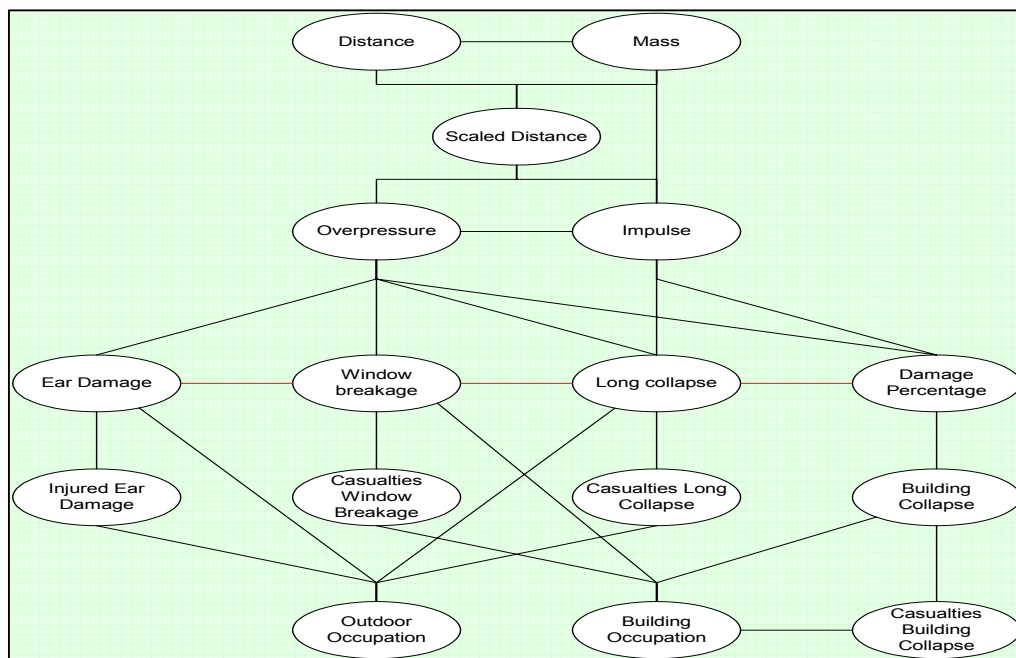
Bijlage 4 Bepalen boombreedte 'Blast'



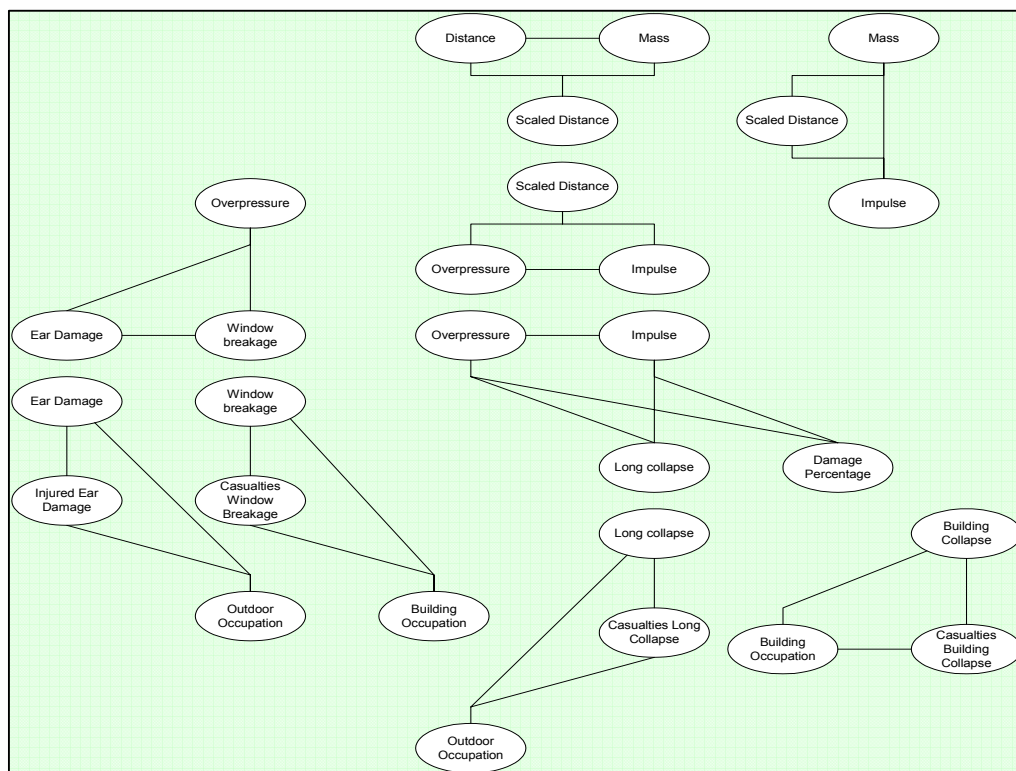
Weergave van het Bayesiaanse Belief Network 'Blast'



Weergave van de gemoraliseerde versie van het 'Blast'-netwerk



Weergave van de getrianguleerde versie van het 'Blast'-netwerk.



Weergave van de klieks voor het 'Blast'-netwerk

Bijlage 5 Gradiëntanalyse eerste methode**Scaled Dist Interval 0-1**

		mass													
		0-1	1-10		10-100		100-500		500-1000		1000-2000		2000-5000		
distance 0-1		0,72	0,28	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	
		0,72	0,58	0,86	0,34	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1-5		0,00	0,14	0,14	0,52	0,66	0,34	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	
		0,00	0,00	0,14	0,14	0,66	0,37	0,71	0,22	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	
5-10		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,29	0,29	0,49	0,78	0,22	1,00	0,00	1,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,29	0,29	0,78	0,78	1,00	0,92	0,92	0,92	
10-50		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	0,08	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	
50-100		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
100-500		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
500-1000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1000-5000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

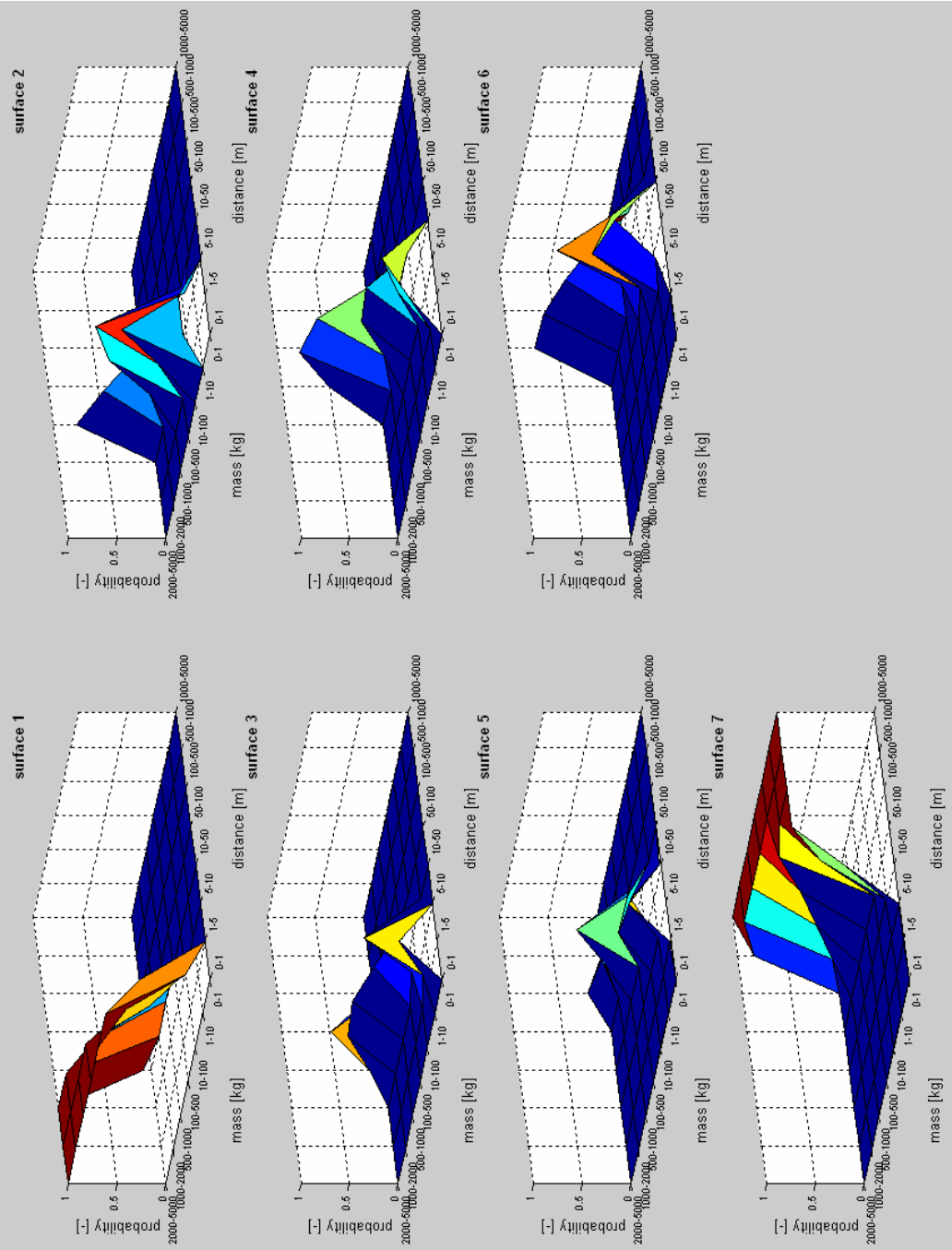
Scaled Dist Interval 1-3

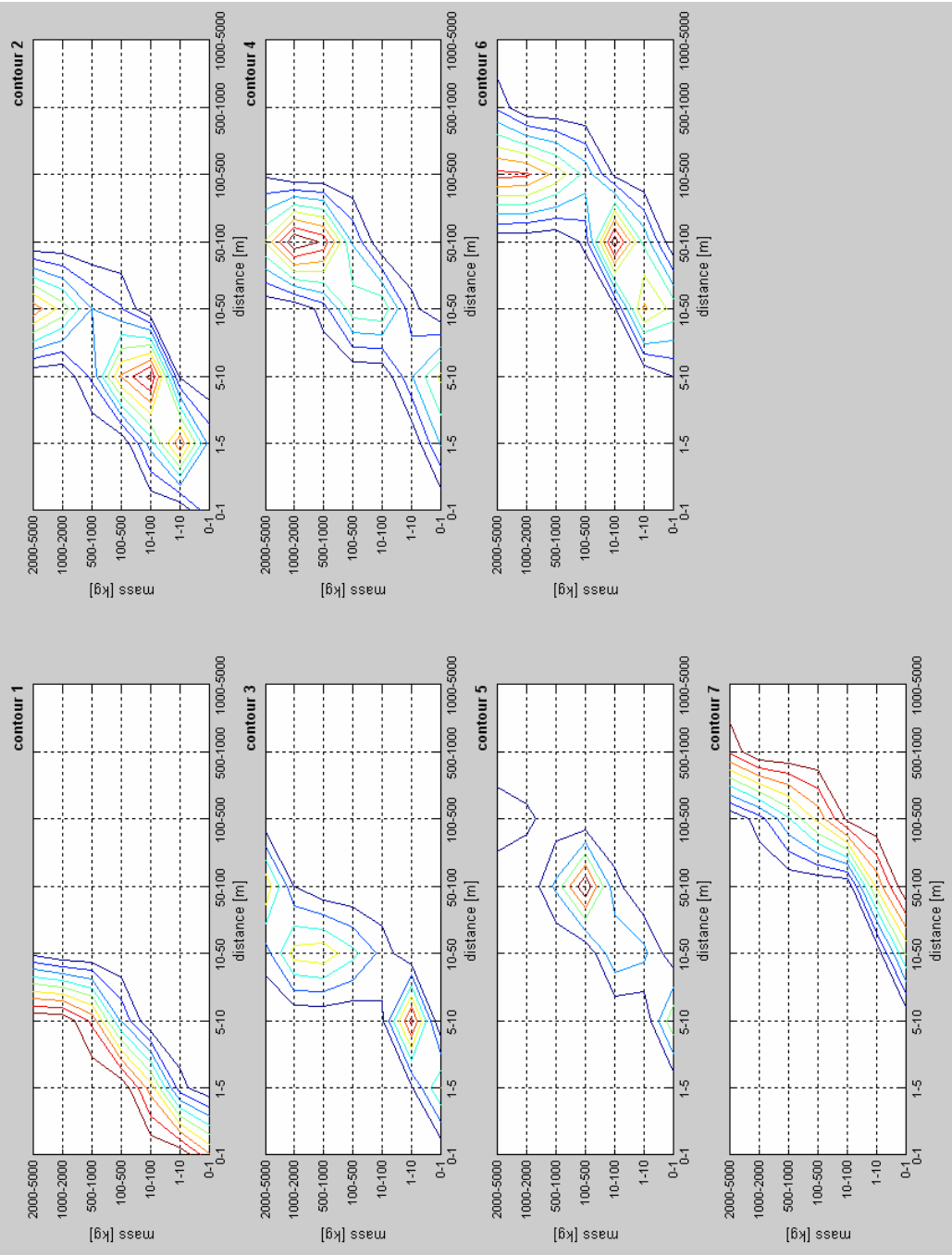
		mass													
		0-1	1-10		10-100		100-500		500-1000		1000-2000		2000-5000		
distance 0-1		0,28	0,28	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,50	0,78	0,34	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1-5		0,28	0,50	0,78	0,44	0,34	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,28	0,20	0,70	0,15	0,59	0,37	0,71	0,22	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	
5-10		0,00	0,08	0,08	0,85	0,93	0,22	0,71	0,49	0,22	0,22	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,08	0,08	0,93	0,72	0,50	0,41	0,08	0,34	0,56	0,77	0,77	
10-50		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,21	0,21	0,09	0,30	0,26	0,56	0,21	0,77	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,21	0,21	0,30	0,30	0,56	0,56	0,77	
50-100		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
100-500		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
500-1000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1000-5000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Scaled Dist Interval 3-5

		mass													
		0-1	1-10		10-100	100-500		500-1000		1000-2000		2000-5000			
distance 0-1		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,40	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1-5		0,40	0,32	0,08	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,40	0,23	0,55	0,01	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
5-10		0,00	0,63	0,63	0,56	0,07	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,63	0,46	0,10	0,26	0,33	0,47	0,47	0,44	0,44	0,15	0,15	
10-50		0,00	0,00	0,00	0,17	0,17	0,16	0,33	0,14	0,47	0,03	0,44	0,29	0,15	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,17	0,17	0,33	0,33	0,47	0,37	0,34	0,05	0,34	
50-100		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	0,10	0,39	0,49	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	0,10	0,49	0,49	
100-500		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
500-1000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
1000-5000		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
		0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

Bijlage 6 Gradiëntanalyse tweede methode





Bijlage 7 Tabellen sensitiviteitsanalyse methode 1, resultaten 'Distance'**Casualties Building Collapse**

Distance interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,739	0,0502	0,0502	0,0502	0,0502	0,0502	0,0251
1 - 5	0,7253	0,0499	0,0499	0,0499	0,0499	0,0499	0,025
5 - 10	0,6919	0,056	0,056	0,056	0,056	0,056	0,028
10 - 50	0,6903	0,0563	0,0563	0,0563	0,0563	0,0563	0,0282
50 - 100	0,9298	0,0128	0,0128	0,0128	0,0128	0,0128	0,0064
100 - 500	0,999	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0002	0,0001
500 - 1000	1	0	0	0	0	0	0
1000 - 5000	1	0	0	0	0	0	0

Tabel 24

Casualties Long Collapse

Distance interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,1429	0,1596	0,133	0,1526	0,1326	0,1408	0,1385
1 - 5	0,2312	0,1791	0,1141	0,1414	0,1121	0,117	0,1051
5 - 10	0,3721	0,1712	0,0896	0,1187	0,0868	0,0891	0,0726
10 - 50	0,7226	0,1146	0,0341	0,0572	0,0311	0,0289	0,0144
50 - 100	0,9865	0,0065	0,0016	0,0028	0,0014	0,001	0,0002
100 - 500	1	0	0	0	0	0	0
500 - 1000	1	0	0	0	0	0	0
1000 - 5000	1	0	0	0	0	0	0

Tabel 25

Casualties Window breakage

Distance interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,1429	0,5714	0,0357	0,25	0	0	0
1 - 5	0,1429	0,5735	0,0366	0,247	0	0	0
5 - 10	0,1451	0,5873	0,0372	0,2305	0	0	0
10 - 50	0,2319	0,5708	0,0303	0,1671	0	0	0
50 - 100	0,3704	0,5029	0,0268	0,1	0	0	0
100 - 500	0,6981	0,2931	0,0022	0,0066	0	0	0
500 - 1000	0,9819	0,0181	0	0	0	0	0
1000 - 5000	1	0	0	0	0	0	0

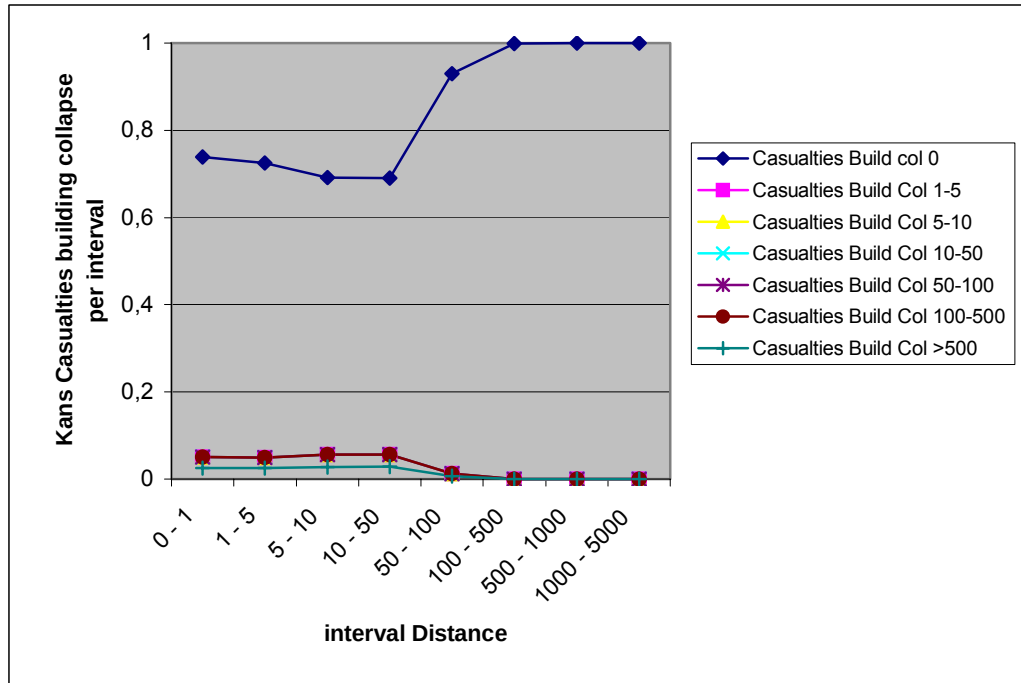
Tabel 26

Injured Ear damage

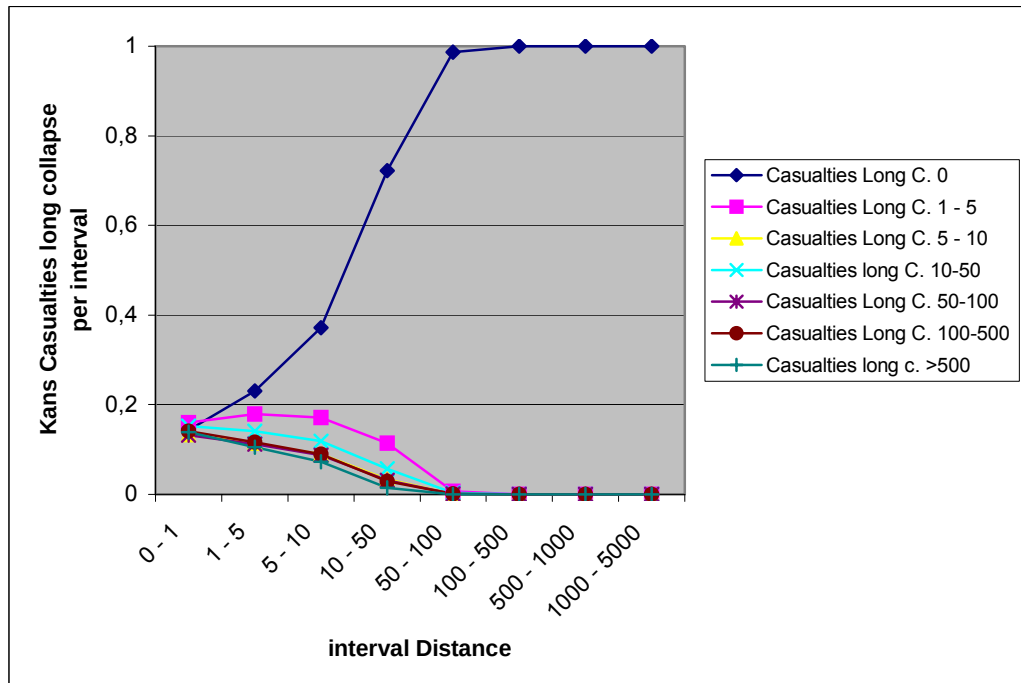
Distance interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,1429	0,1534	0,1324	0,1533	0,1324	0,1434	0,1422
1 - 5	0,1429	0,18	0,1251	0,1603	0,1242	0,1434	0,1242
5 - 10	0,1458	0,224	0,1176	0,166	0,1147	0,1328	0,0991
10 - 50	0,2403	0,283	0,0896	0,1613	0,0835	0,1026	0,0396
50 - 100	0,3803	0,3047	0,071	0,132	0,0619	0,0485	0,0015
100 - 500	0,7163	0,1442	0,0336	0,0592	0,029	0,0177	0
500 - 1000	0,9832	0,0085	0,002	0,0035	0,0017	0,001	0
1000 - 5000	1	0	0	0	0	0	0

Tabel 27

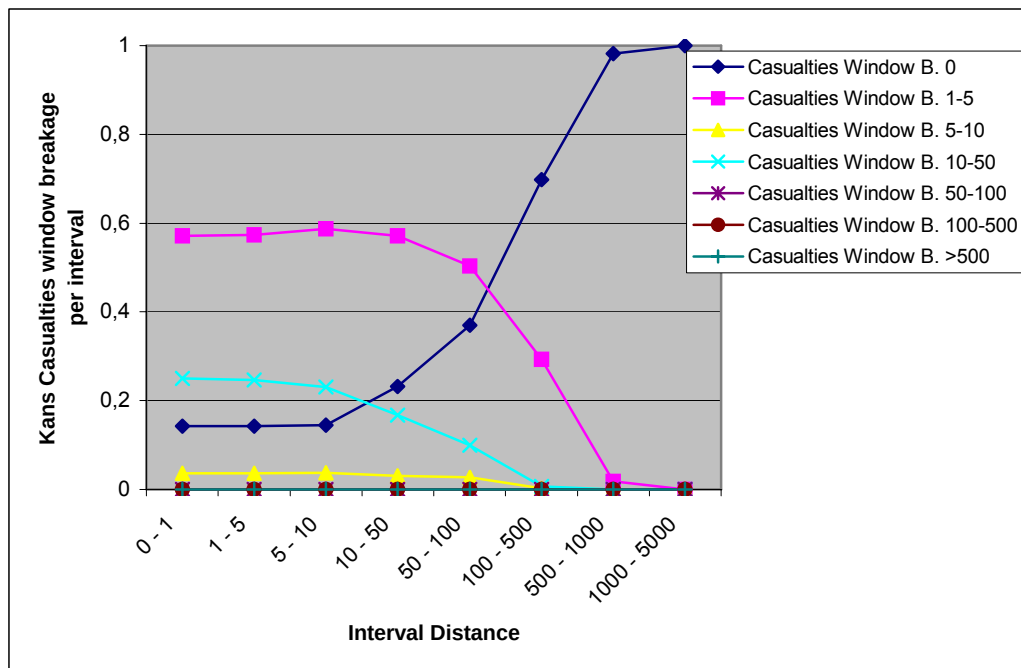
Bijlage 8 Sensitiviteitsanalyse methode 1 resultaten 'Distance'



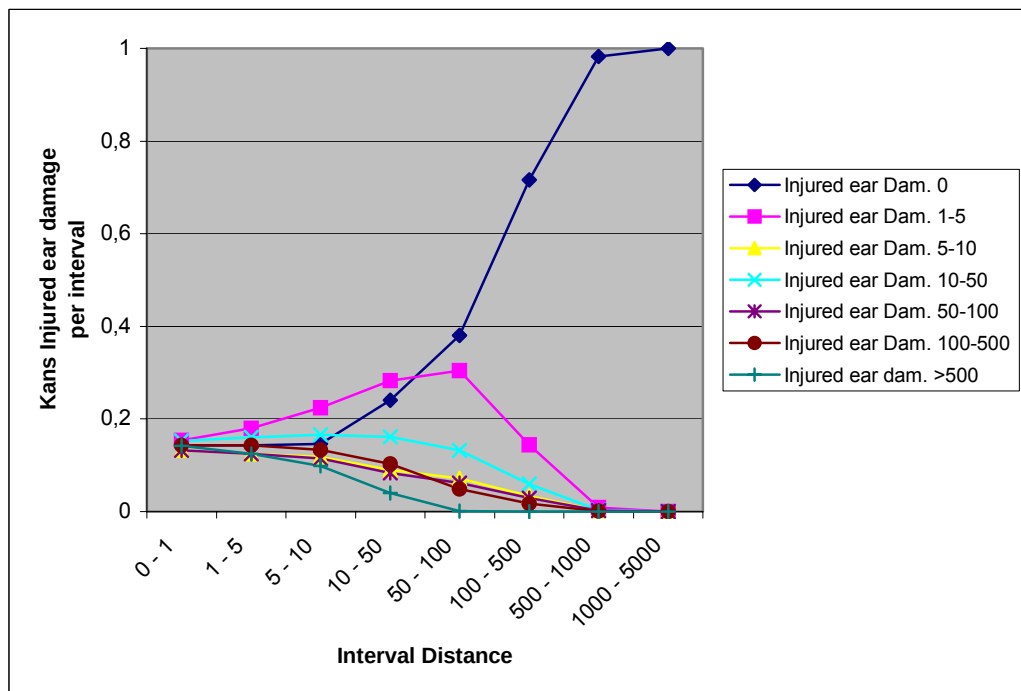
Grafiek 1: Interval distance – kans casualties building collapse



Grafiek 2: Interval distance – kans casualties long collapse



Grafiek 3: Interval distance – kans casualties window breakage



Grafiek 4: Interval distance – kans injured ear damage

Bijlage 9 Tabellen sensitiviteitsanalyse methode 1, resultaten 'Mass'**Casualties Building Collapse**

Mass interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	1	0	0	0	0	0	0
1 - 10	0,9984	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0003	0,0001
10 - 100	0,9028	0,0177	0,0177	0,0177	0,0177	0,0177	0,0088
100 - 500	0,8136	0,0339	0,0339	0,0339	0,0339	0,0339	0,0169
500 - 1000	0,7774	0,0405	0,0405	0,0405	0,0405	0,0405	0,0202
1000 - 2000	0,7345	0,0483	0,0483	0,0483	0,0483	0,0483	0,0241
2000 - 5000	0,6884	0,0567	0,0567	0,0567	0,0567	0,0567	0,0283

Tabel 28

Casualties Long Collapse

Mass interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,8559	0,0419	0,0202	0,075	0,0194	0,0197	0,0153
1 - 10	0,7718	0,0661	0,0321	0,0435	0,0309	0,0312	0,0244
10 - 100	0,6817	0,0894	0,045	0,0605	0,0435	0,0446	0,0353
100 - 500	0,6501	0,0868	0,0512	0,065	0,05	0,0519	0,045
500 - 1000	0,6293	0,0834	0,0555	0,0678	0,0547	0,0571	0,0523
1000 - 2000	0,6087	0,0864	0,0588	0,0713	0,058	0,0606	0,0561
2000 - 5000	0,5758	0,0981	0,0631	0,0779	0,0621	0,0646	0,0584

Tabel 29

Casualties Window breakage

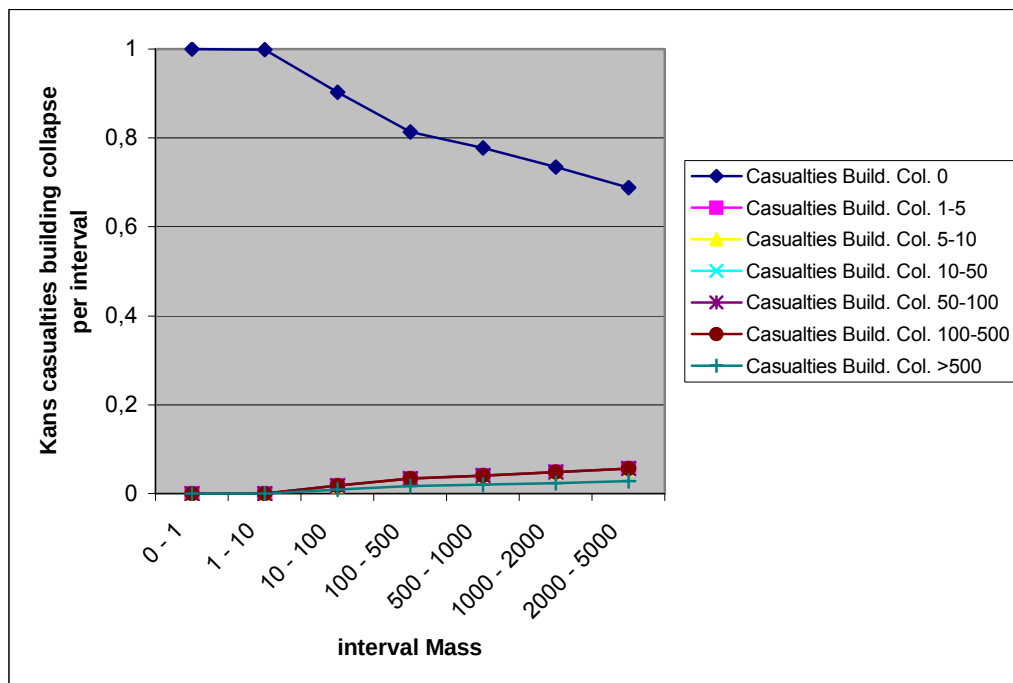
Mass interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,6371	0,2716	0,0148	0,0765	0	0	0
1 - 10	0,5503	0,336	0,016	0,0973	0	0	0
10 - 100	0,475	0,3907	0,0191	0,1152	0	0	0
100 - 500	0,4341	0,408	0,0232	0,1347	0	0	0
500 - 1000	0,4099	0,4204	0,0246	0,1451	0	0	0
1000 - 2000	0,3871	0,4371	0,025	0,1508	0	0	0
2000 - 5000	0,3554	0,4635	0,0248	0,1563	0	0	0

Tabel 30

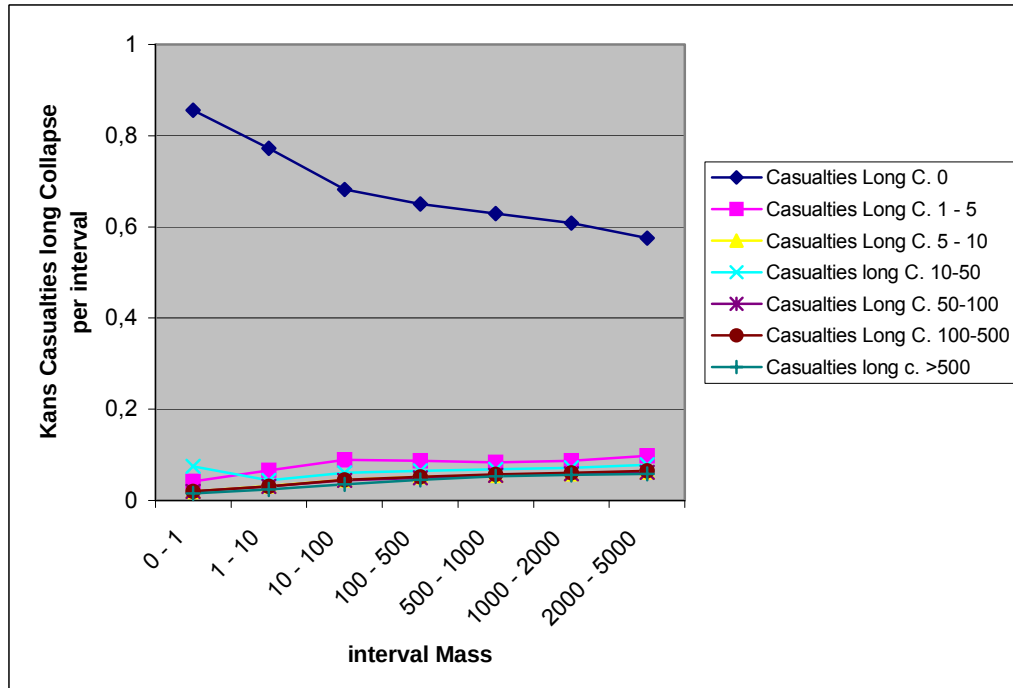
Injured Ear damage

Mass interval	0	1 - 5	5 - 10	10 - 50	50 - 100	100 - 500	> 500
0 - 1	0,6407	0,1325	0,0454	0,0732	0,0423	0,0435	0,0224
1 - 10	0,5567	0,1453	0,0567	0,09	0,0539	0,0619	0,0354
10 - 100	0,4814	0,1588	0,0702	0,1015	0,0672	0,0708	0,0501
100 - 500	0,4372	0,1694	0,0767	0,1097	0,0736	0,0774	0,056
500 - 1000	0,4136	0,1727	0,0802	0,1141	0,0772	0,0822	0,06
1000 - 2000	0,3917	0,1764	0,0833	0,1183	0,0803	0,0865	0,0634
2000 - 5000	0,3613	0,1805	0,0874	0,1244	0,0846	0,0935	0,0683

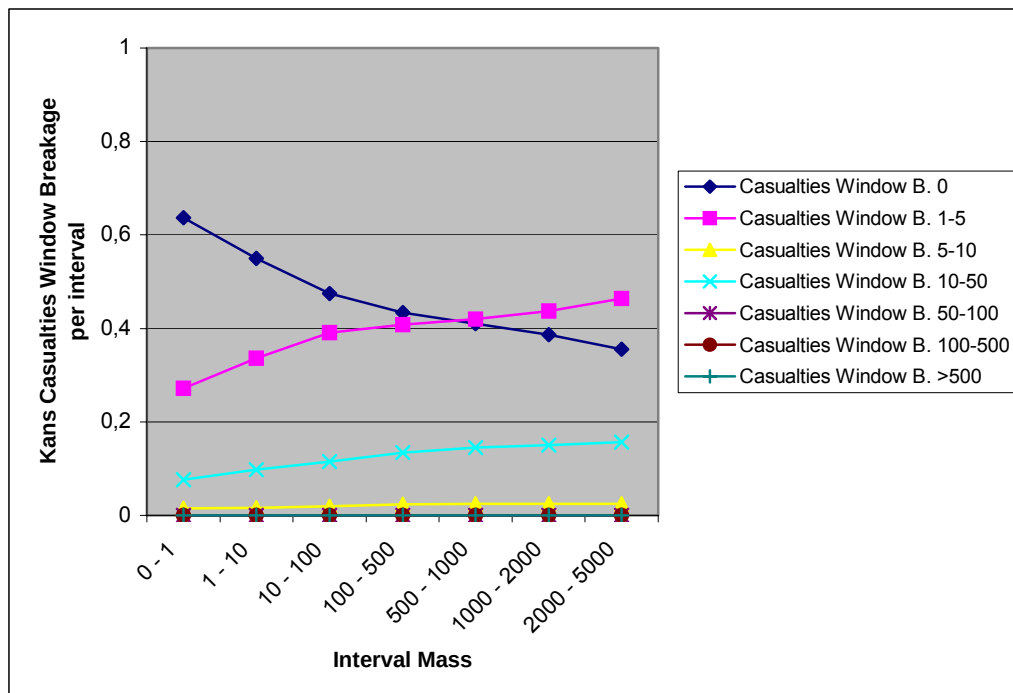
Tabel 31

Bijlage 10 Sensitiviteitsanalyse methode 1 resultaten 'Mass'

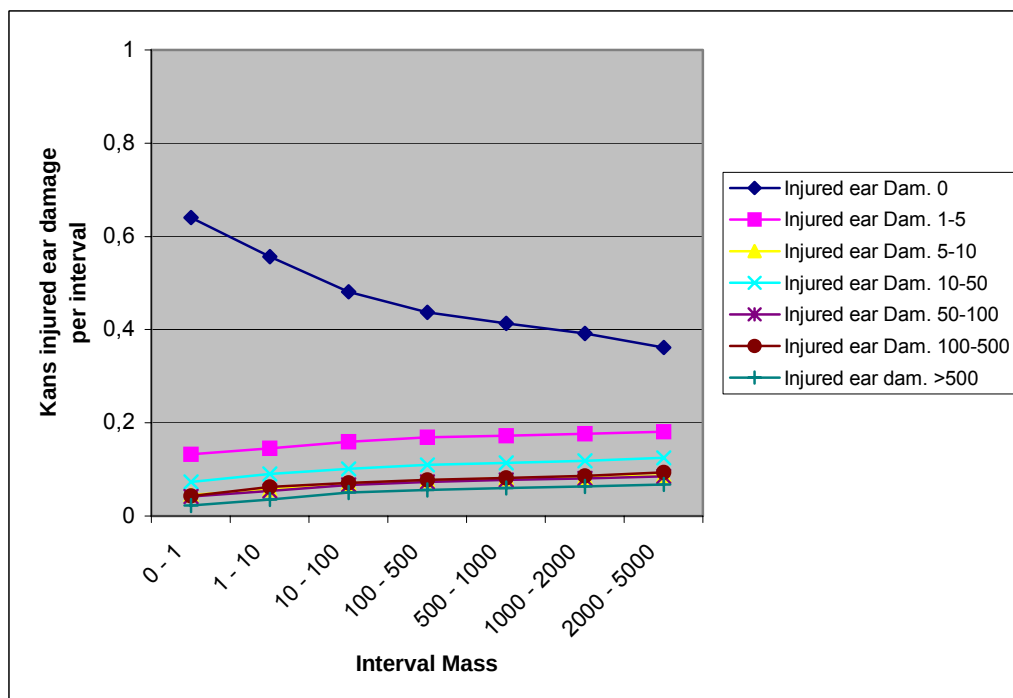
Grafiek 5: Interval Mass – kans casualties building collapse



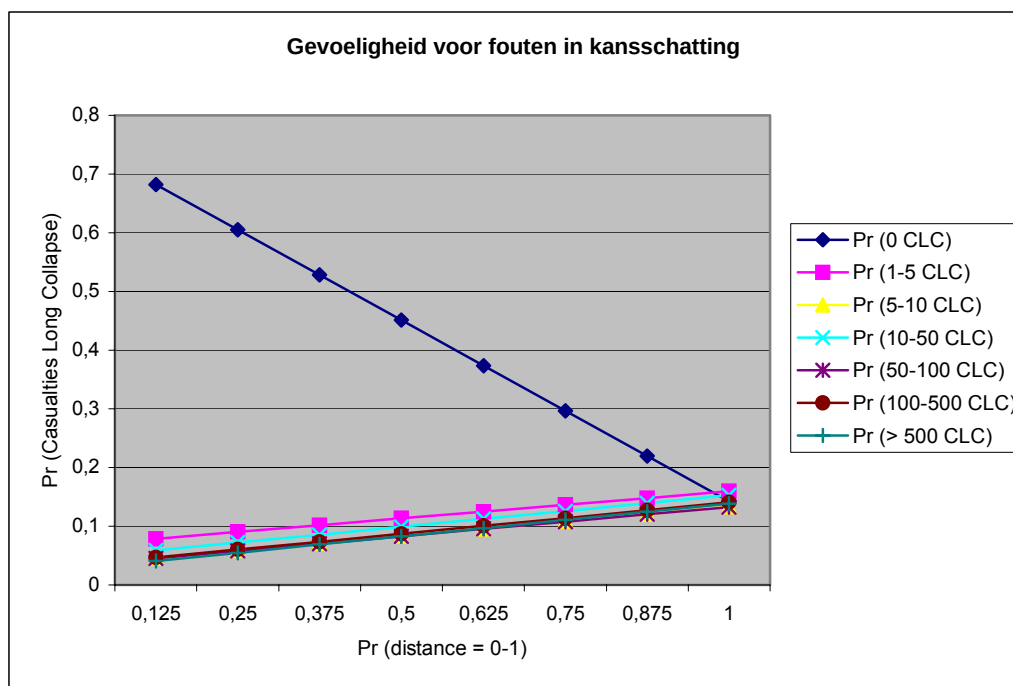
Grafiek 6: Interval Mass – kans casualties long collapse



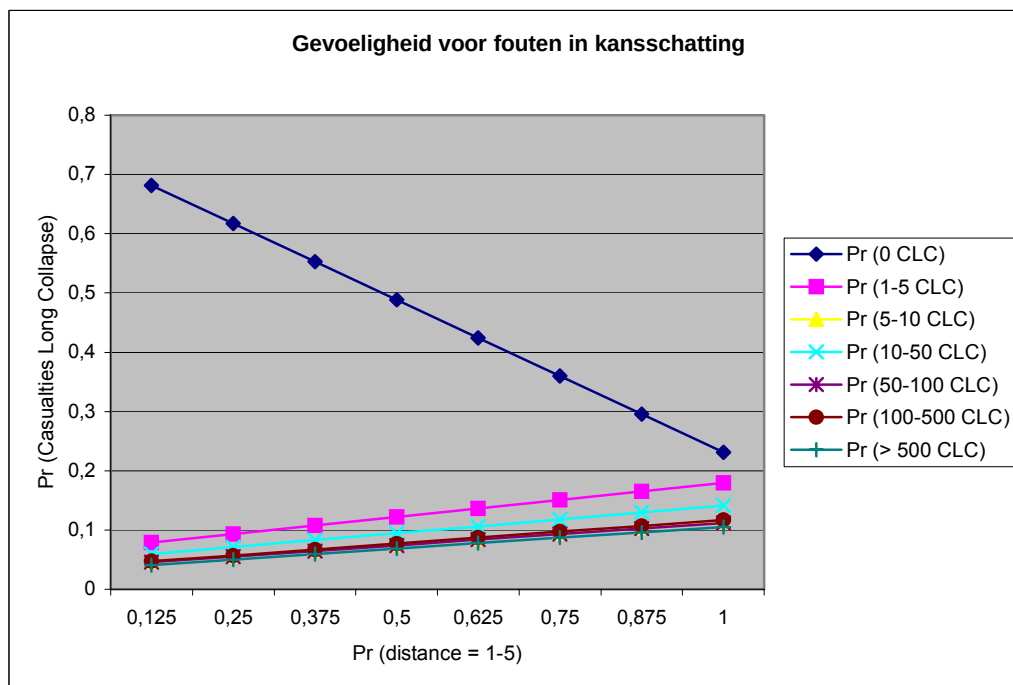
Grafiek 7: Interval Mass – kans casualties window breakage



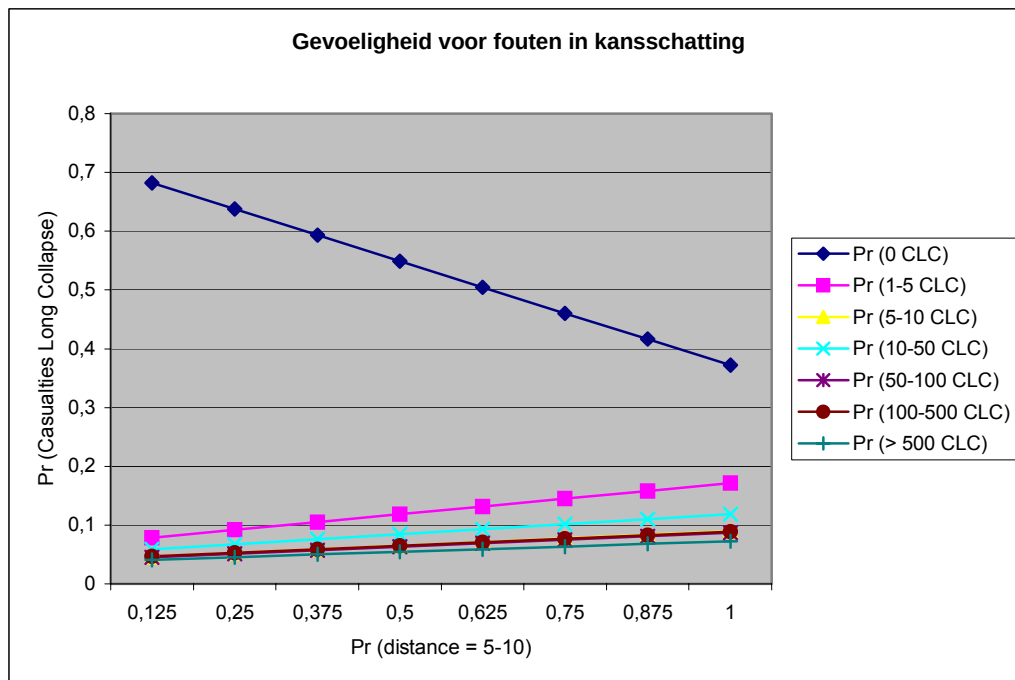
Grafiek 8: Interval Mass – kans injured ear damage

Bijlage 11 Sensitiviteitsanalyse methode 2, resultaten 'Distance'

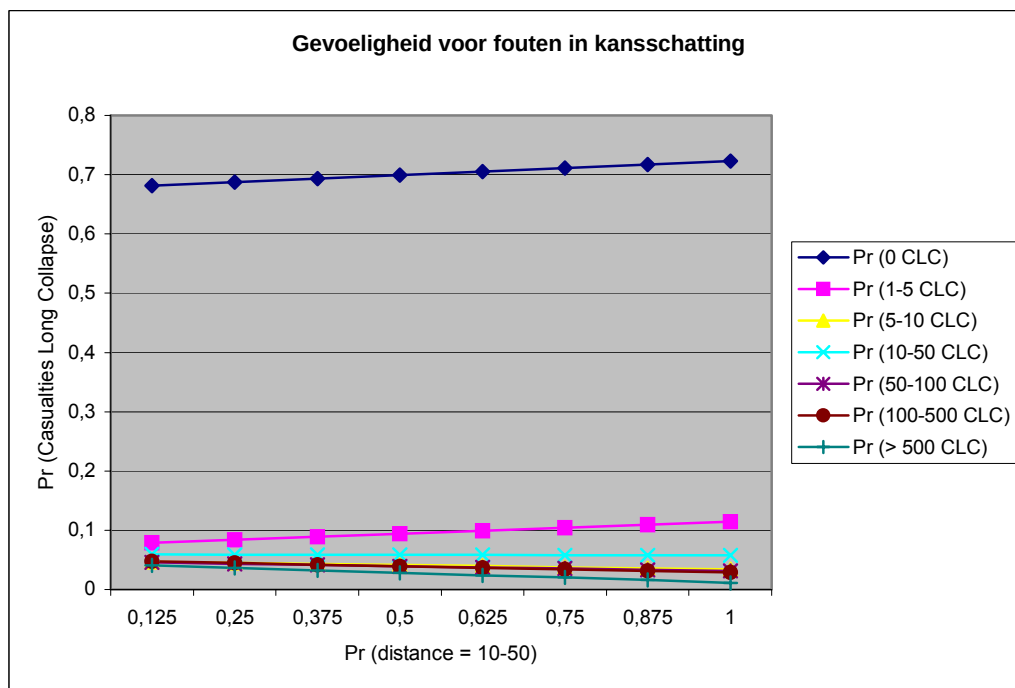
Grafiek 10: IPVS methode 2, interval distance 0-1



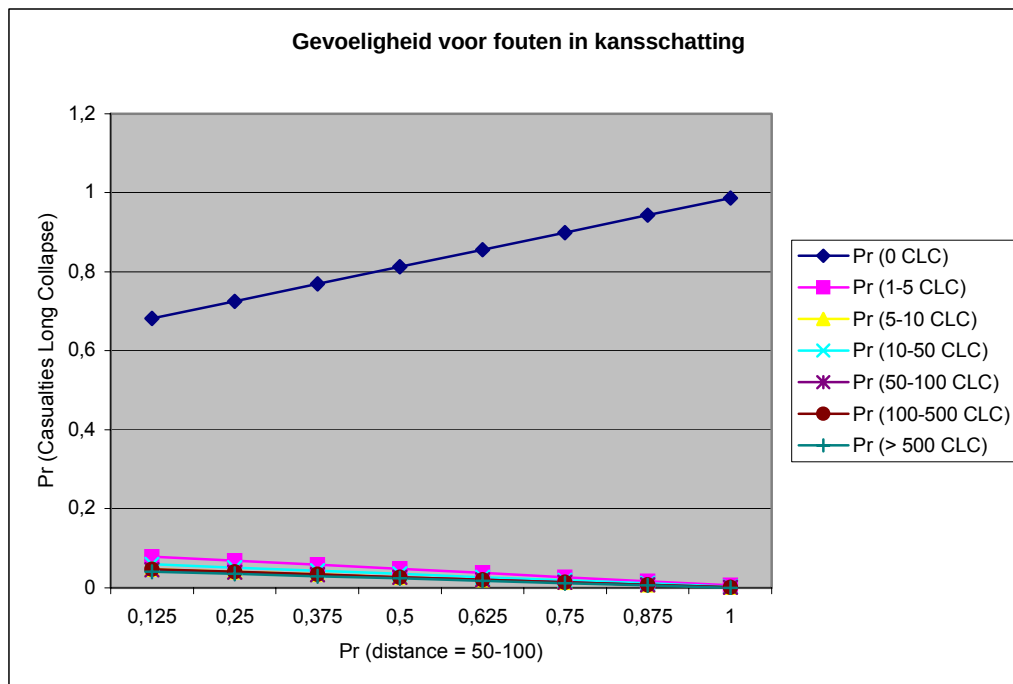
Grafiek 11: IPVS methode 2, interval distance 1-5



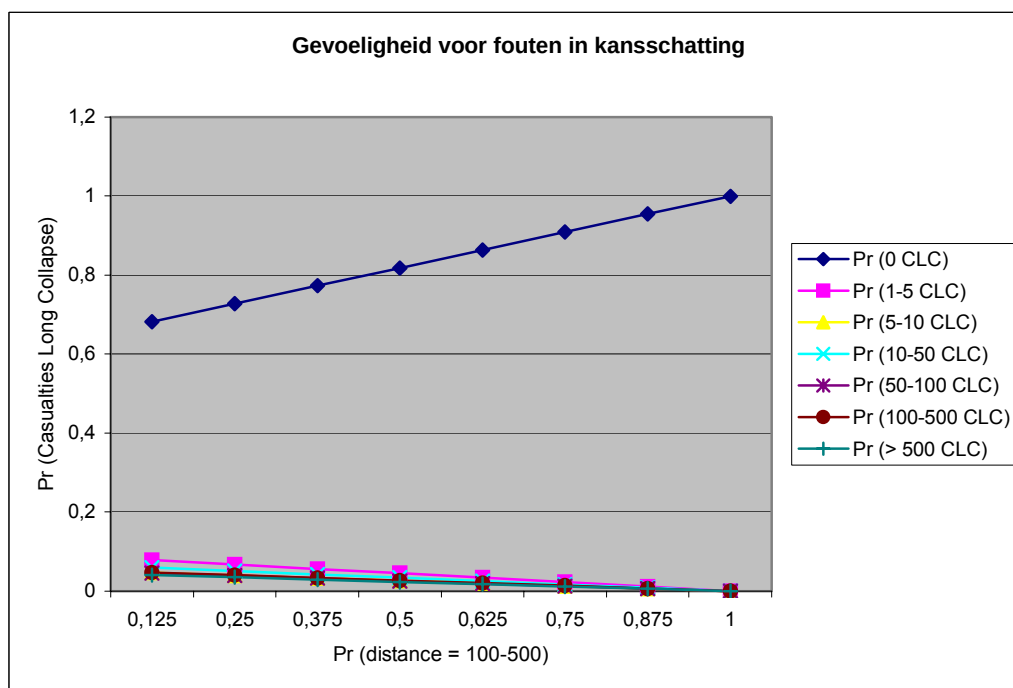
Grafiek 12: IPVS methode 2, interval distance 5-10



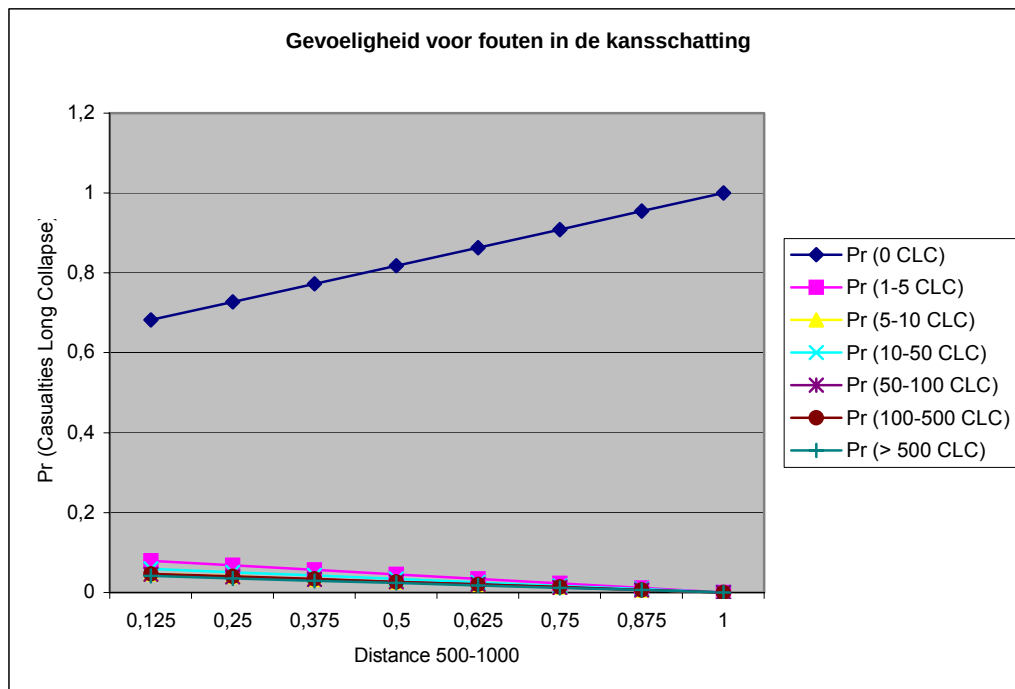
Grafiek 13: IPVS methode 2, interval distance 10-50



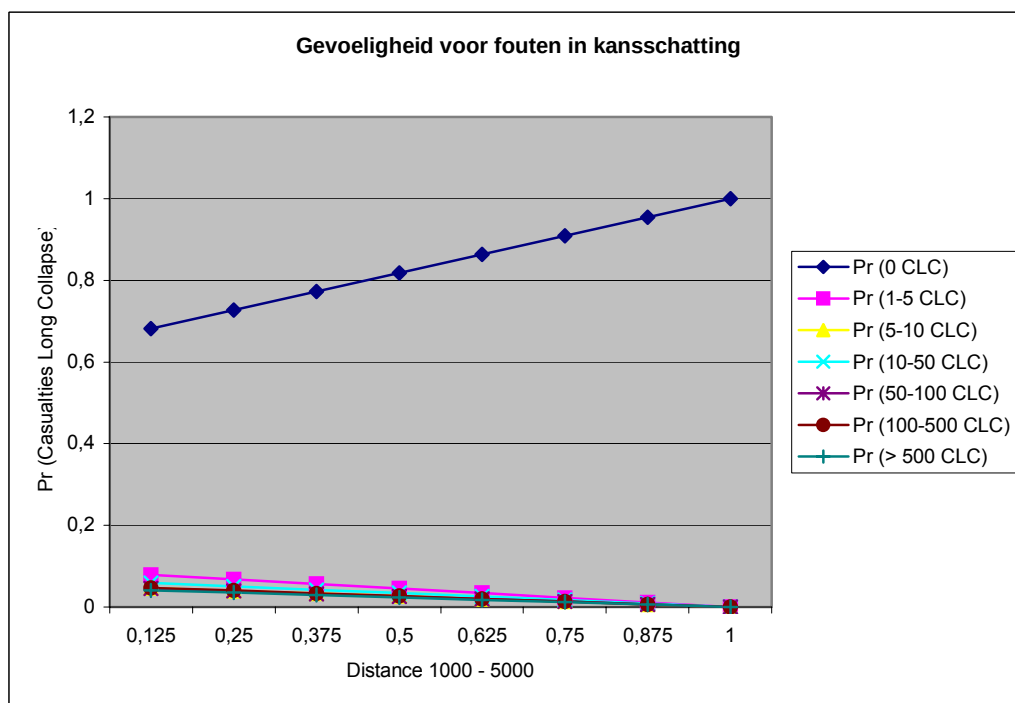
Grafiek 14: IPVS methode 2, interval distance 50-100



Grafiek 15: IPVS methode 2, interval distance 100-500



Grafiek 16: IPVS methode 2, interval distance 500-1000



Grafiek 17: IPVS methode 2, interval distance 1000-5000