



Osäkerheter i observationer och beräkningar

JAN BURMAN, NIKLAS BRÄNNSTRÖM,
OSCAR BJÖRNHAM, PETTER LINDGREN, LEIF PERSSON,
PONTUS VON SCHOENBERG OCH LENNART THANING

FOI är en huvudsakligen uppdragsfinansierad myndighet under Förvarsdepartementet. Kärnverksamheten är forskning, metod- och teknikutveckling till nytta för försvar och säkerhet. Organisationen har cirka 1000 anställda varav ungefär 800 är forskare. Detta gör organisationen till Sveriges största forskningsinstitut. FOI ger kunderna tillgång till ledande expertis inom ett stort antal tillämpningsområden såsom säkerhetspolitiska studier och analyser inom försvar och säkerhet, bedömning av olika typer av hot, system för ledning och hantering av kriser, skydd mot och hantering av farliga ämnen, IT-säkerhet och nya sensorers möjligheter.



FOI
Totalförsvarets forskningsinstitut
164 90 Stockholm

Tel: 08-55 50 30 00
Fax: 08-55 50 31 00

www.foi.se

FOI-R--3764--SE
ISSN 1650-1942

November 2013

Jan Burman, Niklas Brännström, Oscar Björnham,
Petter Lindgren, Leif Persson,
Pontus von Schoenberg och Lennart Thaning

Osäkerheter i observationer och beräkningar

| | |
|------------------------|--|
| Titel | Osäkerheter i observationer och beräkningar |
| Title | Uncertainty in observations and calculations |
| Rapportnr/Report no | FOI-R--3764--SE |
| Månad/Month | November |
| Utgivningsår/Year | 2013 |
| Antal sidor/Pages | 30 p |
| ISSN | 1650-1942 |
| Kund/Customer | SSM |
| Forskningsområde | 2. CBRN-frågor och icke-spridning |
| FoT-område | |
| Projektnr/Project no | E4860 |
| Godkänd av/Approved by | Åsa Scott |
| Ansvarig avdelning | CBRN-skydd och säkerhet |

Detta verk är skyddat enligt lagen (1960:729) om upphovsrätt till litterära och konstnärliga verk. All form av kopiering, översättning eller bearbetning utan medgivande är förbjuden.

This work is protected under the Act on Copyright in Literary and Artistic Works (SFS 1960:729). Any form of reproduction, translation or modification without permission is prohibited.

Sammanfattning

FOI har från SSM erhållit ett forskningsuppdrag med syfte att studera osäkerheter i observationer och beräkningar med syftet att bättre kunna beskriva effekten av den kombinerade osäkerheten av alla inparametrar i utdata från ett prognosverktyg.

Generellt presenteras resultat från spridningsberäkningar som deterministiska punkt-skattningar, dvs. svaret från spridningsberäkningen, koncentrationen av farligt ämne, presenteras enbart som ett värde. De spridningsberäkningar som till dags dato utförts vid Totalförsvarets forskningsinstitut utgör inget undantag från detta. Arbetsmetoden utgår förvisso från ett antal olika scenarion ”värsta rimliga utfall”, ”sannolikt utfall” och ”rimligt gynnsamt utfall”, men resultaten har presenterats i en form som liknar exakta svar. Eftersom en spridningsberäkning eftersträvar att simulera de luftflöden som finns i atmosfären och en utsläppt gas eller partikels, i praktiken delvis stokastiska, interaktion med denna är det naturligt att beskriva den beräknade koncentrationen som en slumpvariabel, något som påpekades tidigt i litteraturen (Lewellen and Syke, 1989). Den resulterande koncentrationen är en slumpvariabel och bör därför också beskrivas som en sådan, dvs. koncentrationen bör därför presenteras med ett medelvärde, varians och sannolikhetsfördelning.

Osäkerheten i koncentrationsdata kommer dels från osäkerheter i spridningsmodellens inparametrar, dels från osäkerheter från beräkningsmodellerna och dels från osäkerheter till följd av modellfel samt stokastiska processer i naturen.

I den här rapporten fokuserar vi på att karaktärisera osäkerheten som kommer från spridningsmodellens inparametrar. Inledningsvis presenteras en genomgång av olika metoder (främst numeriska) som kan användas för att skatta osäkerheten i koncentrationen till följd av osäkerheter i inparametrarna. Därefter följer en fallstudie (en urspårning av tågagnar innehållandes klorgas utanför Kungsbacka) som har till syfte att dels visa att vi kan hantera osäkerheter i indata (med en Latin Hypercube Sampling metod) och propagera dessa genom spridningsmodellen till osäkerhet i koncentrationen, och dels för att faktiskt ge en känsla för hur stor osäkerheten kan vara i ett verkligt fall.

Osäkerheterna presenteras sedan på några olika sätt, och efterföljs av en diskussion och slutsatser. En viktig observation är att om en olycka skett, eller om man planerar för att kunna hantera en olycka, så är det inte främst traditionella statistiska metoder som krävs utan extremvärdesstatistik.

Nyckelord: Spridningsberäkningar, osäkerheter, Latin Hypercube Sampling

Summary

FOI has from SSM received a research grant to study uncertainties in observations and calculations with the goal to be able to better describe the effect of the combined uncertainty of all indata parameters in the resulting data.

Generally results from dispersion modelling are presented as deterministic point estimates, i.e. the result from the dispersion calculation, a concentration of hazardous substance, is given only as a number. This has also been the practice at the Swedish Defence Research Institute. It should be mentioned, however, that we have always tried to consider several scenarios “a likely worst case”, “a probable case” and “a likely favourable case”, but the resulting concentrations have been presented in a form that looks like exact answers. At the heart of dispersion modelling lays the attempt to try to model the flow of air in the atmosphere as well as the, in reality partly stochastic, interaction between the released gas or particle and the atmosphere. It is therefore natural to consider the resulting concentration to be a random variable, and this was pointed out in the literature at an early stage (Lewellen and Syke, 1989). Since the concentration is a random variable it should also be presented in such language: mean, variance and probability distribution.

There are several sources contributing to the uncertainty in the concentration, one is uncertainty in input to the dispersion model, another is uncertainties in the model itself, and from discrepancies between the model and reality. A third one is uncertainties arising from natural fluctuations in the real process.

This report is focusing on characterising the uncertainty stemming from the input to the dispersion model. We present a review of methods (mainly numerical ones) that have been developed to aid in the estimation of uncertainty in the concentration estimates. Following that, we select a method (Latin hypercube sampling) and a dispersion model to make a case study of how to practically compute this type of uncertainty. The case study is a dispersion model of a hypothetical release of chlorine gas following a real accident with a derailed train in Kungsbacka. The purpose of the case study is to confirm that we have a functioning working method to handle uncertainties in the input, as well as give a flavour of how large the uncertainties actually are.

The uncertainties are then presented in a number of ways, followed by a discussion and conclusion. One key observation is that following an accident it is not so much traditional statistical methods that are required, but rather statistics of extreme events.

Keywords: Dispersion modelling, uncertainty, Latin Hypercube Sampling

Innehåll

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Bakgrund | 7 |
| 2 | Inledning | 7 |
| 2.1 | Osäkerhet..... | 8 |
| 2.2 | Metoder | 9 |
| 2.2.1 | Känslighetsanalys kontra osäkerhetsanalys | 9 |
| 2.2.2 | Metoder för osäkerhetsanalys | 10 |
| 2.2.2.1 | Monte Carlo Metoder | 10 |
| 2.2.2.2 | Latin Hypercube Sampling (LHS)..... | 10 |
| 2.2.2.3 | Fourier Amplitude Sensitivity Test (FAST) | 11 |
| 2.2.2.4 | Response Surface Method (RSM) | 11 |
| 2.2.2.5 | Probabilistisk kollokation (PCM)..... | 11 |
| 2.2.2.6 | Fuzzy set teori | 11 |
| 2.2.2.7 | Bayesianska Monte Carlo-analyser..... | 11 |
| 3 | Studieupplägg | 12 |
| 3.1 | Dataosäkerheter tillämpning: urspårad klorvagn | 12 |
| 3.2 | Implementering och resultat..... | 13 |
| 3.2.1 | Detektorsignal | 14 |
| 3.2.2 | Ackumulerad dos | 15 |
| 3.2.3 | Ankomsttider | 16 |
| 3.2.4 | Totala dosfälten | 18 |
| 4 | Diskussion | 18 |
| 4.1 | Variation och känslighetsanalys..... | 18 |
| 4.2 | Skattningar och konfidensintervall | 19 |
| 4.2.1 | Ankomsttid | 20 |
| 4.2.2 | Dos..... | 20 |
| 4.3 | Presentation av osäkerheter | 20 |
| 4.4 | Slutsatser | 21 |
| 5 | Referenser | 22 |
| | Appendix A - Mer om indata: den simultana sannolikhetsfördelningens stöd..... | 25 |
| | Appendix B – Parameterrymden i LHS | 29 |

1 Bakgrund

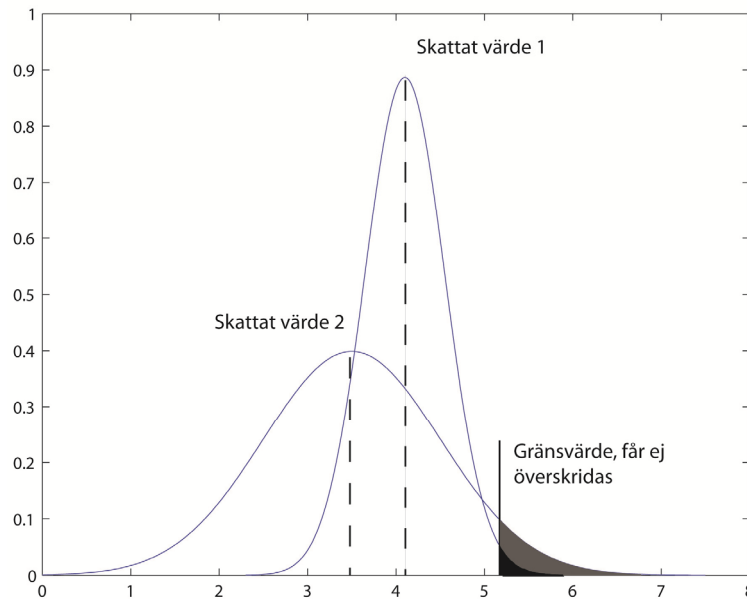
FOI har från SSM erhållit ett forskningsuppdrag med syfte att studera osäkerheter i observationer och beräkningar med syftet att bättre kunna beskriva effekten av den kombinerade osäkerheten av alla inparametrar, i utdata från ett prognosverktyg.

Osäkerheten i ett resultat från en modellering beror dels av osäkerheten i modellens inparametrar, exempelvis mätvärden, dels av osäkerheten som beror av de beräkningsmodeller som används.

Metoder för skattning av osäkerheter i inparametrar (där sådana inte angetts eller kan anses bristfälliga) kräver kunskap kring metodiken för hur de parametrarna mäts, medan osäkerheten som beror av den matematiska modell som använts i modelleringen kräver analys av bland annat de ingående ekvationerna.

2 Inledning

Historiskt sett har predikterade koncentrationer inom spridningsmodellering redovisats deterministiskt som punktskattningar, men det är nu en växande trend att komplettera punktskattningen med statistiska termer och på så sätt visa på osäkerheten i prediktionen. Men tanken är inte ny, Lewellen skrev redan på 1980-talet att eftersom koncentration är en slumpvariabel, ska den också beskrivas som en sådan med tillhörande storheter såsom medelvärde, varians och sannolikhetsfördelning (Lewellen & Syke, 1989). Figur 1 visar hur en punktskattning med ett visst avstånd till ett gränsvärde kan ha mindre sannolikhet att överskrida gränsvärdet jämfört med en annan punktskattning längre bort från gränsvärdet. Detta beror på olika stora osäkerheter för respektive punktskattningar.



Figur 1. Exempel som visar betydelsen av att skatta med hjälp av sannolikhetsmodellering. Låt oss anta att det finns ett gränsvärde på 5 mg/m^3 som inte får överskridas och att vi vid tillfälle 1 mäter upp ett värde som är drygt 4 mg/m^3 (skattat värde 1) och vid tillfälle 2 mäter upp ett värde som är ungefär $3,5 \text{ mg/m}^3$ (skattat värde 2). Inga av dessa punktskattningar (mätningar) av koncentrationen överskrider gränsvärdet, och skulle ingen hänsyn tas till att punktskattningarna är behäftade med osäkerheter drar man först slutsatsen att ingen av punktskattningarna överskrider gränsvärdet, och sedan att det skattade värdet 1 är sämre än det skattade värdet 2 (det skattade värdet 1 är högre). Låt oss dock anta att vi känner sannolikhetsfördelningarna för osäkerheten i skattningarna (ritade i bilden). Då framgår det att det dels finns en sannolikhet att gränsvärdet faktiskt överskridits även om punktskattningen inte gjort det, och dels framgår det att det finns mer anledning till oro angående det skattade värdet 2 eftersom dess sannolikhetsfördelning har större sannolikhetsmassa (grå area) ovanför gränsvärdet än det skattade värdet 1 (svart area).

Detta projekt har undersökt de metoder som beskriver prediktionsosäkerheter, dvs. metoder för osäkerhetsanalys, samt implementerat en av dessa på en av våra modeller. En osäkerhetsanalys kan förutom att ge en uppskattning på prediktionsosäkerheten också belysa hur de olika parametrarna var för sig eller tillsammans bidrar till osäkerheten. Detta kan hjälpa oss att förbättra våra modeller.

2.1 Osäkerhet

Osäkerhet karakteriserar den samling av värden som det sanna värdet ligger inom med en viss konfidens. Den kan t.ex. beskrivas med hjälp av en standardavvikelse/varians eller ett konfidensintervall. Om fördelningen av osäkerheten inte fördelas symmetriskt eller är multimodal är standardavvikelsen dock ett trubbigt mått och hela sannolikhetsfördelningen bör visas.

Analys av osäkerhet kan generellt delas upp i två grenar, Typ A och Typ B (JCGM 100:2008, 2008):

- Typ A-osäkerhet, eller variabilitet, är den osäkerhet som beror på den sanna heterogeniteten som finns i naturen. Den går normalt inte att eliminera med hjälp av ökad kunskap eller information, däremot ger ökad kunskap och information en mer precis beskrivning av osäkerheten.
- Typ B-osäkerhet, eller sann osäkerhet, är den osäkerhet som beror på avsaknad av kunskap inom det område som ska analyseras. Denna osäkerhet går normalt att minska med ökad kunskap och information: teoretiskt sett kan denna osäkerhet elimineras.

Osäkerhet i ett prediktionsresultat från en spridningsmodell beror enligt Rao (2005) på antingen:

- Data- eller parameterosäkerheter.
- Strukturella osäkerheter (modellfel).
- Stokastiska osäkerheter.

Data- eller parameterosäkerheter är osäkerheter i indata eller i modellparametrarnas värden. Modellfel, eller strukturell osäkerhet, innefattar bland annat inkorrekta eller förenklade antaganden om kemiska eller dynamiska processer samt approximativa numeriska lösningar. Den stokastiska osäkerheten är den naturliga variationen som finns i atmosfären. Osäkerheterna associerade med i) och ii) är Typ B-osäkerheter och osäkerheter associerade med iii) är Typ A-osäkerheter.

2.2 Metoder

De metoder som är utvecklade för att bestämma osäkerhet är främst data-osäkerhetsanalyser, dvs. de som karakteriserar den typ av osäkerhet som härrör från osäkerheter i indata- eller parameterrymden. Detta projekt avgränsar sig därför till att studera och förklara dessa metoder.

2.2.1 Känslighetsanalys kontra osäkerhetsanalys

För både känslighetsanalys och osäkerhetsanalys är målet att verifiera robustheten i modellen med avseende på förändringar i indata samt att hitta mått på den sammanlagda osäkerheten. Känslighetsanalys tillämpas ofta med små förändringar i en parameter samtidigt som alla andra parametrar hålls fixa. På det sättet studeras bara en viss del av utdatarymden och man säger därför att känslighetsanalys sker utifrån ett lokalt perspektiv. Osäkerhetsanalys däremot, tillämpas utifrån ett globalt perspektiv där inga restriktioner görs angående parametrarnas värden och hela utdatarymden kan då studeras. Till skillnad från känslighetsanalys kan interaktionseffekter mellan parametrar undersökas eftersom man låter alla parametrar variera samtidigt. För att i osäkerhetsanalys bedöma vilka variabler som bidrar mest till prediktionsosäkerheten kan en variant av känslighetsanalys användas där vissa parametrar låses till godtyckliga värden i så kallade betingade sannolikheter.

2.2.2 Metoder för osäkerhetsanalys

En osäkerhetsanalys kan antingen utföras numeriskt eller analytiskt. För relativt enkla modeller med få parametrar kan de analytiska metoderna såsom momentmatchning (IAEA, 1989) och osäkerhetspropagering (Hammonds & Hoffman, 1992) fungera bra. Numeriska metoder är att föredra vid komplexa modeller innehållande många parametrar och icke-linjära samband. Då FOI:s modeller ofta är komplexa fokuserar detta dokument på dessa numeriska metoder.

I en osäkerhetsanalys hanteras alla osäkra parametrar som slumpvariabler med tillhörande sannolikhetsfördelningar. Av dessa gör man sedan en sammanslagen sannolikhetsfunktion där alla osäkra parametrar ingår och där hänsyn tas till möjliga beroenden mellan parametrar. Att bestämma sannolikhetsfördelningar för inparametrar är en gemensam procedur för alla metoder, och är inte trivial. Ibland saknas tillgång till data och då kan fördelningarna uppskattas av experter. Därefter låter man den sammanslagna fördelningen propagera genom modellen och på så sätt få en sannolikhetsfunktion, osäkerhet, på modellens utdata.

2.2.2.1 Monte Carlo Metoder

Monte Carlo Metoder (MCM) är en typ av algoritm som går ut på att upprepa gånger slumpmässigt sampla data för att simulera olika system. Här samplas data från hela gemensamma sannolikhetsfördelningen av inputparametrar för att sedan köra dessa data genom modellen och få en uppskattning av spridningen i responsvariabeln.

Mått på olika variablers betydelse på osäkerheten är Variance of Conditional Expectation (VCE), Partial VCE, Partial Rank Correlation, Correlation Ratio och Partial Correlation ratio. VCE är variansen på väntevärden av output y , betingade på en delmängd s_x av inparameterrymden x , när s_x varieras. Många av de andra måtten bygger på VCE, till exempel är korrelationskvoten den del av den totala prediktionsvariansen som kan förklaras av VCE (McKay, 1995).

MCM är väldigt datorintensiv för komplexa modeller och därför finns alternativa mindre MCM- modifierade metoder såsom t.ex. Latin Hypercube Sampling (LHS).

2.2.2.2 Latin Hypercube Sampling (LHS)

LHS bygger på att, genom att göra ett stratifierat urval av stickprov från MCM, reducera antalet körningar utan att tumma på den statistiska precisionen. LHS delar in sannolikhetsfördelningen för indatarymden i flera intervall, där varje del har lika stor sannolikhet att inträffa. Ett värde från varje intervall, antingen medianvärdet eller ett slumpvis valt värde, plockas utan återläggning och propageras genom modellen för att få ett simulerat värde på utdata. Detta upprepas till alla intervaller är valda. LHS reducerar vanligtvis antal körningar med en faktor 10 jämfört med MCM (Rao, 2005) och är den populäraste metoden för osäkerhetsanalys (Morris, 2012). Många av de mått som används i MCM för olika variablers betydelse kan också användas i LHS, även om statistiken blir lite mer komplicerad.

2.2.2.3 Fourier Amplitude Sensitivity Test (FAST)

FAST är liksom LHS ett sätt stratifiera stickprovet från en MCM-körning så att antalet modellkörningar kan reduceras. FAST bestämmer först, för varje indataparameter, det relativa bidraget till den totala variansen i utdata. I nästa steg görs urvalet, där parametrar med större bidrag till variansen får en större roll.

2.2.2.4 Response Surface Method (RSM)

I RSM är den primära komplexa modellen utbytt mot en jämförbar men enklare modell. Denna modell används sedan för osäkerhetsanalysen och fungerar då som ett surrogat till den riktiga modellen. Denna metod har flera nackdelar, speciellt då den kan missa interaktionseffekter mellan inparametrar på grund av förenklingen av modellen.

2.2.2.5 Probabilistisk kollokation (PCM)

Probabilistisk kollokation (PCM) är en grupp metoder som liknar de samlingsbaserade metoderna (MCM, LHS etc.) på så vis att modellen körs för ett antal uppsättningar indata, s.k. kollokationsnoder. I PCM används dock t.ex. interpolation för att dra slutsatser om utdata för mellanliggande värden på indata eller numerisk integration för att beräkna väntevärde och varians. Därför väljs noderna inte genom slumpmässig sampling, utan på ett sådant sätt att goda interpolations- eller integrationsegenskaper erhålls. Det ger bättre konvergens än MCM, förutom då antalet inparametrar är stort, och kräver därför färre körningar (Xiu, 2009). I gengäld är ramverket mer komplicerat än för MCM.

2.2.2.6 Fuzzy set teori

Till skillnad från den klassiska teorin om mängder, där ett elements medlemskap (i en mängd) bara kan anta värdena 0 eller 1 (sant eller falskt), så kan Fuzzy set-elementens medlemskap anta alla värden mellan $[0,1]$. Det finns alltså en vaghet i om ett element tillhör ett set eller inte. Fuzzy set-tekniker för osäkerhetsanalys, liknande MCM, är beroende av expertbedömning för att ställa in intervallet av osäkerhet. Prediktionerna man får ut har då automatsikt ett mått av osäkerhet knutna till dem. Att använda Fuzzy set teori inom spridningsmodellering är en relativ ny företeelse. Fisher (2003) diskuterade användningen när det gäller modeller för luftföreningar. Ett problem med Fuzzy set teorin är att resultaten av problemet inte bara speglar naturliga osäkerheter, utan också osäkerheter som genereras av själva förfarandet (Hanss & Willner, 2000).

2.2.2.7 Bayesianska Monte Carlo-analyser

I bayesianska metoder, använder man en *a priori*-fördelning för ett antal okända parametrar. Den betingade sannolikhetsfördelningen av datat givet modellen, används sedan för att beräkna en *a posteriori*-fördelning med Bayes sats. Med bayesianska Monte Carlo-analyser använder man en kombination av osäkerhetsskattningen på utdata framtagen med vanlig MCM (*a priori*-fördelningen på utdata), med informationen om sambandet mellan modellens utdata

och fältobservationer, för att få en ny osäkerhetsskattning på utdata, d.v.s. en *a posteriori*-fördelning på utdata.

3 Studieupplägg

3.1 Dataosäkerheter tillämpning: urspårad klorvagn

Slutsatsen från projektets inledande litteraturstudiefas är att vi i första hand ska fokusera på att beräkna bidraget till den totala osäkerheten från osäkerheterna i indata. Det här bidraget uppskattas numeriskt genom att man spänner upp ett indatarum och avbildar det på ett utdatarum. Till varje punkt i indatarummet associeras en sannolikhet, som uttrycker osäkerheten i denna punkt, vilket gör att vi kan analysera punkterna i utdatarummet statistiskt. Modellen propagerar osäkerheter i indata till osäkerheter i utdata. Vi valde att använda en LHS-metod för att beräkna osäkerheterna i utdata på ett beräkningsmässigt effektivt sätt.

SSM har via det nordiska strålskyddsforskningssamarbetet NKS varit delaktiga i en studie, Meteorological Uncertainty of atmospheric Dispersion results (MUD), av osäkerheten i regionala spridningsberäkningar som funktion av osäkerheten i vädret (Sørensen, Amstrup, & Feddersen, 2013). I den studien har man använt fyra syntetiska kärnkraftsolyckor (källan har antagits vara helt känd, ingen osäkerhet) och tittat på några intressanta vädersituationer (historiskt väder för givna datum). De spridningsmodeller (DERMA och EEMEP) som man har utvärderat tar väderleksprognoser som indata. Osäkerheten i vädret har representerats genom att man skapat ensembleprognoser för de givna väderlägena och sedan kört spridningsmodellen för varje ensemblemedlem. Spridningsresultaten för varje ensemblemedlem har sedan jämförts. Ett implicit antagande är att alla dessa ensemblemedlemmar är lika sannolika samt att ensemblen är representativ för den osäkerhet som finns i vädret. Det hade varit intressant att använda samma problemställning som i MUD i vår osäkerhetsstudie, men då vi inte hade tillgång till ensembleväderprognoser och det är oklart hur representativa ensemblemedlemmarna är för osäkerheten i vädret (vilket är kopplat till vilken sannolikhetsfördelning de är dragna ifrån). Därför är denna problemställning inte ideal att tillämpa en LHS-metod på.

En bättre spridningsmodell att använda i vår första studie av osäkerhetsuppskattning till följd av osäkerheter i indata med hjälp av LHS-metoden är Lill-Pello. LillPello är en partikelmodell där väderparametrarna består av en liten mängd endimensionella variabler, istället för en hel väderprognos. En viktig aspekt med väderparametrar är att de inte kan väljas fritt, om en godtycklig uppsättning parametrar väljs kan det resultera i ett väder som inte är fysikaliskt möjligt. En annan aspekt med väderparametrarna är att de är korrelerade vilket innebär att dess sannolikhetsfördelningar därför bör beskrivas med en simultan sannolikhetsfördelning (multidimensionell sannolikhetsfördelning där alla parametrar är representerade). Simultana sannolikhetsfördelningar är dock generellt svårare att bestämma än marginalfördelningar (endimensionell sannolikhetsfördelning som fås genom att integrera ut de andra variablerna från

den simultana sannolikhetsfördelningen)¹. Av dessa anledningar har vi valt att som första exempel studera osäkerheten i den spridningsberäkning som gjordes vid klorvagnsurspårningen i Kungsbacka där vi gjort bedömningen ("expert judgement", IAEA, 1989) att alla inparametrar kan representeras av sina marginalfördelningar, vi antar alltså att inparametrarna är okorrelerade inom de relevanta osäkerhetsintervallen (så att den simultana sannolikhetsfördelningen inte måste bestämmas). Marginalfördelningarna för alla indataparametrar för Kungsbackaberäkningarna har bestämts i efterhand av våra spridningsmeteorologer (återigen "expert judgement"), och finns redovisade i appendix A "Mer om indata: den simultana sannolikhetsfördelningens stöd". Andra fördelar med Kungsbackaexemplet är att vädret utgår från ett faktiskt väderförhållande; väderparametrarna representerar ett fysikaliskt väder *ipso facto*, samt att vi har studerat dessa data tidigare.

3.2 Implementering och resultat

MATLAB används för att generera samplingspunkterna från indatarummet i ett LHS-schema, och med dessa göra en batch-körning av LillPello med hjälp av Dispersion Engine (DE). DE fungerar som ett API² gentemot FOI:s spridningsmodeller och underlättar automatiserade simuleringar.

Totalt genomfördes 50 simuleringar vilket innebär att för varje parameter delades parameterrymden upp i 50 lika sannolika intervall från vilka värden dras med den för parametern givna fördelningsfunktionen. Tolv parametrar varierades varav åtta hade likformig fördelning, tre var normalfördelade och en hade lognormalfördelning. Begränsningar tillämpades för att undvika att fysikaliskt orimliga värden användes. Samtliga parametrar med väntevärden och standardavvikelse redovisas i appendix B "Parameterrymden i LHS". Dessutom genomfördes en huvudsimulering med väntevärdena på samtliga parametrar för jämförande ändamål.

Varje simulering har en unik uppsättning inparametrar, denna uppsättning kallar vi för en ensemblemedlem. De 50 parameteruppsättningar som ligger till grund för de 50 simuleringarna kallar vi för vår ensemble. Resultatet av simuleringarna för ensemblen skapar i sin tur en ensemble av koncentrationsfält.

Resultat från modellsimuleringarna visas på två sätt. Dels med punktmätning, detektormätning, i utvald position i centrala Kungsbacka (se figur 2) och dels med hela koncentrationsfält i marknivå.

¹ Låt $p(x, y)$ vara den simultana sannolikhetsfördelningen för slumpvariablerna x, y . Då gäller att $p(x = X \text{ och } y = Y) = p(X, Y)$ uttrycker sannolikheten för att $x = X$ och $y = Y$. Marginalfördelningen för x ges av $p(x) = \int p(x, y) dy$. Om x och y är statistiskt oberoende så är $p(x, y) = p(x) * p(y)$.

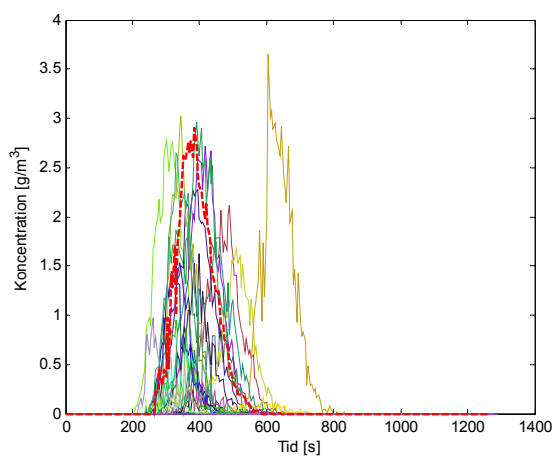
² Application Programming Interface, ett gränssnitt mellan olika beräkningsprogram genom vilken gemensam information kan förmedlas.



Figur 2. Karta över området med källa och detektor markerade.

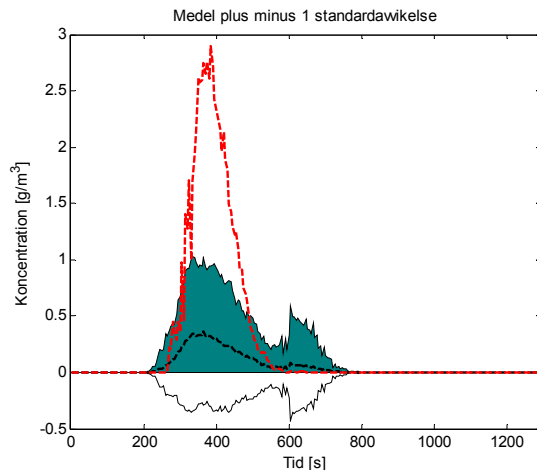
3.2.1 Detektorsignal

Detektorsignalen för samtliga körningar visas i figur 3. Simuleringen som särskiljer sig tydligast från övriga med en topp efter cirka 650 sekunder baseras på den ensemblemedlem som har den lägsta vindhastigheten i ensemblen.



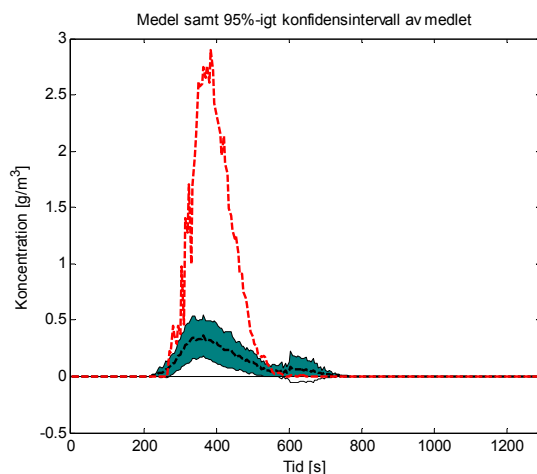
Figur 3. Detektorsignalerna för samtliga körningar. Huvudkörningen är markerad med en tjock streckad röd linje.

Detektorsignalen över alla simuleringar för ensemblen ger oberoende mätdata där varje serie är lika sannolik. Det innebär att för varje enskild tidpunkt kan värdena användas för att skatta ett medelvärde, μ , samt standardavvikelse, σ . Intervallet $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ över tiden är plottat i figur 4. Som en följd av det stora antalet simuleringar med noll koncentration vid detektorn blir standardavvikelsen oftast större än medelvärdet och detta intervall inkluderar även ofysikaliskt negativ koncentration som markerats i figuren men ej färglagts.



Figur 4. Medelkoncentrationen vid detektorn som funktion av tiden, här plottad med svart streckad linje med en omgivande grön area som visar medelvärdet plus minus en standardavvikelse. Värderna under nollstrecket är ofysikaliska och är därför inte färgade. Den röda streckade linjen visar detektorsignalen för huvudkörningen.

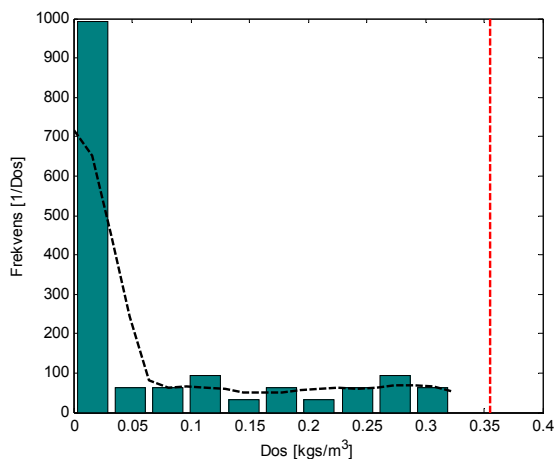
Istället för att illustrera den statistiska spridningen kring medelvärdet med standardavvikelser, som i figur 4, kan man studera koncentrationens väntevärde (vi skattar väntevärdet med medelvärdet) och dess konfidensintervall, se figur 5, där konfidensintervallet beräknas med hjälp av stickprovets standardfel och normalapproximation.



Figur 5. Medelvärdet av koncentrationen (svart streckad linje) visas som funktion av tiden med ett 95-procentigt konfidensintervall (grönt band). Den röda streckade linjen visar värdet för huvudsimuleringen.

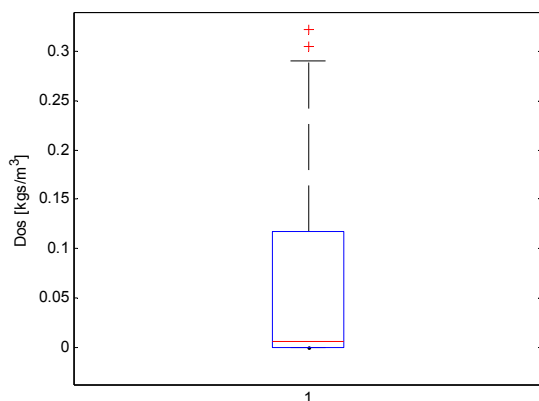
3.2.2 Ackumulerad dos

Den ackumulerade dosen vid detektorn visar sig bli relativt jämnt fördelad upp till doser på $0,3 \text{ kgs/m}^3$ för alla simuleringar där detektorn överhuvudtaget träffas av klorgasen, se figur 6. Att huvudsimuleringen erhåller högst dos är väntat då detektorn är placerad centralt i koncentrationsfältet för just den parameteruppställningen.



Figur 6. Ackumulerad dos vid detektorn visat med histogram, gröna staplar, och skattningen av sannolikhetsfördelningen (KDE, Kernel Density Estimator³), svart linje. Dosen vid huvudsimuleringen är markerad med röd streckad linje.

I figur 7 nedan visas dosen i detektorpunkten i form av ett låddiagram, där percentilerna (0:e, 25:e, 50:e (röd), 75:e, 100:e) är markerade för att ge en bild av spridningen hos fördelningen för dosen.



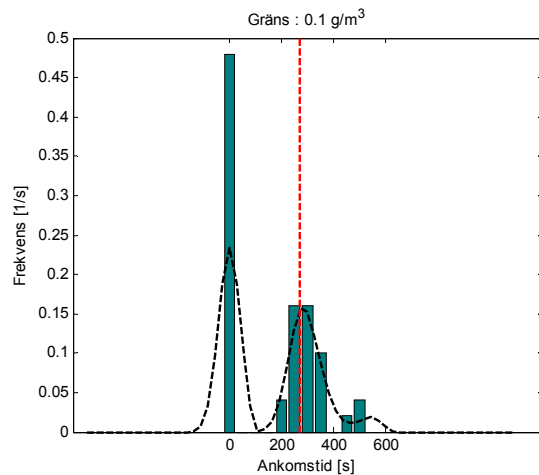
Figur 7. Boxdiagram över fördelningen av dosen. Det röda strecket visar medianen, och lådans undre och övre gräns är den 25:e respektive 75:e percentilen, och de svarta streckade staplarna visar utsträckningen på all data med undantag för uteliggare som är markerade med röda plustecken. Noterbart är att medianen ligger väldigt nära nollstrecket.

3.2.3 Ankomsttider

En intressant faktor att studera är ankomsttider för gasmolnet vid detektorn. Ankomsttid har här definierats som tiden då detektorn första gången noterar en koncentration som överstiger $0,1 \text{ g/m}^3$. För ett stort antal simuleringar sker detta aldrig och då sätts ankomsttiden till 0 s, se figur 8.

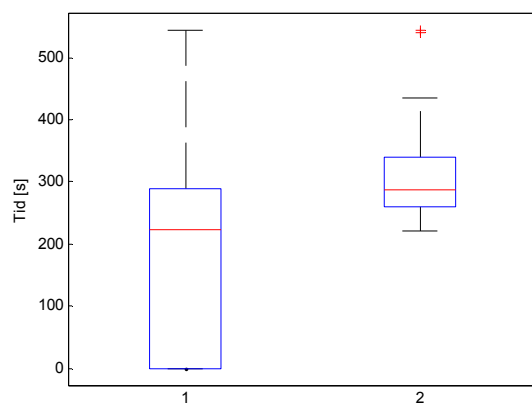
³ Kernel Density Estimator, en uppskattning av utseendet hos den bakomliggande fördelningen som mätdata tillhör.

Strikt sett vore det mer korrekt att tilldela alla simuleringar utan utslag en ankomsttid som är oändligt stor men eftersom det är lättare att visualisera resultaten med ankomsttider satta till 0 valdes detta angreppssätt.



Figur 8. Ankomsttid vid detektorn visat med histogram, gröna staplar, och skattningen av sannolikhetsfördelningen (KDE, Kernel Density Estimator), svart linje. Ankomsttiden vid huvudsimuleringen är markerad med röd streckad linje. Här har ankomsttid definierats som tiden då detektorn första gången noterar en koncentration som överstiger 0.1 g/m^3 . De körningar som detta aldrig inträffar för, markeras med ankomsttiden 0 s.

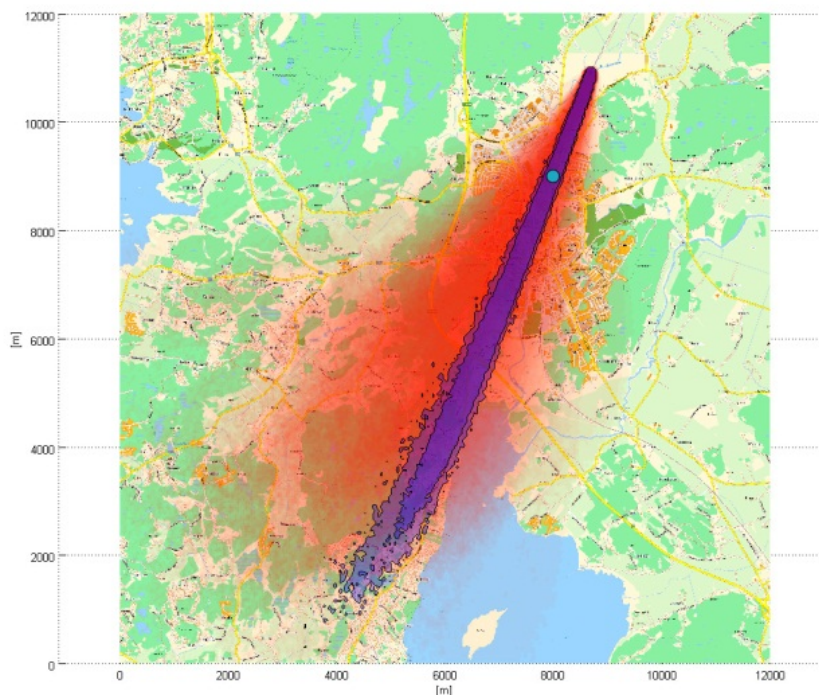
I figur 9 visas ankomsttiderna till detektorn i form av låddiagram, där percentilerna (0:e, 25:e, 50:e (röd), 75:e, 100:e) är markerade för att ge en bild av spridningen hos fördelningen för ankomsttiden. I figuren visas också fördelningen för ankomsttiden till detektorn betingat för att detektorn ger utslag.



Figur 9. Ankomsttiderna presenterade med ett låddiagram. Den vänstra stapeln visar data för samtliga ankomsttider där de simuleringar som ej gav upphov till någon ankomsttid har tilldelats en ankomsttid på 0 sekunder. Stapeln till höger visar data för samtliga nollskilda ankomsttider. Det röda strecket visar medianen, och lådans undre och övre gräns är den 25:e respektive 75:e percentilen, medan de svarta streckade staplarna visar utsträckningen på all data med undantag för uteliggare som är markerade med röda plustecken.

3.2.4 Totala dosfälten

De totala dosfälten har sammanställts för att ge en geografisk bild över variationen inom ensemblen. För varje simulering har det resulterande dosfältet plottats med två semitransparenta fält med tröskelnivåerna 1 g/m^3 respektive 10 g/m^3 . Alla dessa fält har sedan lagts samman till en gemensam bild som visas i figur 10. Där många fält överlagras blir det starkare röd färgning vilket bör tolkas som att den skattade sannolikheten för hög koncentration är stor inom detta område. Dosfältet från huvudsimuleringen har lagts överst, lila färg, för att dels se var den ligger jämfört med dosfälten från ensemblesimuleringarna och dels för att ge en uppfattning om hur brett ett enskilt dosfält är i relation till bredden på det totala överlagrade fältet. Bredden på det överlagrade fältet beror till största del på variationen hos de enskilda dosfältens placeringar inom ensembledosfältet.



Figur 10. Samtliga dosfält visas överlagrade för att illustrera den skattade sannolikhetsfördelningen för dosfältet. Dosfältet från huvudsimuleringen är markerat med lila. För varje simulering har här skapats två fält, ett för koncentrationen 1 g/m^3 och ett för 10 g/m^3 .

4 Diskussion

4.1 Variation och känslighetsanalys

Från resultaten av batch-körningarna noterar vi att en stor andel av koncentrationsfälten inte inkluderar detektorpunkten (ingen mätning erhålls), se t.ex. figur 8 där ankomsttid 0 s indikerar att koncentrationsfältet missat detektorpunkten. Den skattade fördelningen för ankomsttiden blir tydligt multimodal. I

den här studien har ingen formell känslighetsanalys genomförts, men baserat på hur pass smal varje plym är (till följd av ett stabilt väder) blir vår hypotes att vindriktningen är den parameter som har störst genomslag, se det lilafärgade dosfältet i figur 10. Om så är fallet skulle alltså osäkerheten i spridningsresultatet kunna minskas väsentligt om osäkerheten i vindriktningen kunde minskas. Notera dock att denna hypotes innehåller en korrelation med stabilitetsklassen, vi förväntar oss att detta gäller vid stabila förhållanden. Det skulle vara intressant att upprepa studien i föregående avsnitt för instabil skiktning, och i båda fallen undersöka vindriktningens inflytande med en känslighetsanalys. Vår hypotes är att vindriktningen i det instabila fallet spelar en betydligt mindre roll eftersom de enskilda dosfälten då kommer att vara betydligt bredare. För att komplettera denna studie borde också fallet med neutral skiktning studeras, men här är jämförelserna inte lika enkla: dels blåser det oftast hårdare vid neutral skiktning så plymen kommer att tillrygga en längre sträcka under ett givet tidsintervall (vilket leder till lägre koncentrationer och lägre dos även mitt i plymen), dels kan skiktningen ändras till både stabil och instabil när inparametrarna ändras, varvid LillPello kommer att använda två olika beräkningssätt internt för att göra spridningsberäkningarna.

Den stora geografiska spridningen mellan de enskilda koncentrationsfälten visar sig också i den skattade standardavvikelsen för koncentrationen blir stor, se figur 4.

4.2 Skattningar och konfidensintervall

Sannolikhetsfördelningen för koncentrationsfältet, dosfältet och ankomsttiden är alla okända. Genom att göra simuleringar för varierande inparametrar skapar vi stickprov som vi använder för att skatta de okända fördelningarna, ju fler stickprov som används desto bättre blir skattningarna. Den okända fördelningen kan skattas direkt genom att en så kallad Kernel Density Estimator (KDE) används, skattningen beror dock på vilken kernelfunktion som ansatts (normalfördelning är vanlig; observera att detta inte innebär att vi försöker anpassa en normalfördelning till hela den okända fördelningen). Det är dock vanligt att man skattar parametrar som väntevärde, median eller andra percentilgränser. För att beskriva hur tillförlitliga dessa skattningar är brukar man ange ett konfidensintervall (oftast för konfidensgrad på 95 %) för varje skattad parameter. I vårt fall med enbart 50 simuleringar har vi dock inte tillräckligt med data för att kunna bestämma konfidensintervallet (med undantag för konfidensintervall för väntevärden, se figur 9; som en tumregel krävs det mellan 15 och 30 skattningar av parametern för att man ska kunna använda den centrala gränsvärdessatsen för att anta att parametern är normalfördelad). I vårt fall skulle det innebära att vi måste dela upp simuleringarna i 15 grupper om ungefär tre simuleringar vardera för att skatta parametrarna, vilket inte är rimligt. Bättre vore att upprepa LHS batchkörningen 15-30 gånger (varje batchkörning tar ungefär 300 timmar) för att få tillräckligt med data för kunna skatta parametrarna och konfidensintervallen med hög tillförlitlighet.

4.2.1 Ankomsttid

I figur 9 ser vi en skattning av percentilerna för ankomsttiden till detektorn, det högra låddiagrammet visar att om plymen träffar detektorn så dröjer det mer än 200 sekunder (skattad 0:e percentil) innan utsläppet når fram, och om ingen koncentration uppmätts inom 450 sekunder (skattad 100:e percentil) kommer ingen koncentration att uppmätas efter den tidpunkten heller. Eftersom det är intressant att veta både hur fort utsläppet når en viss punkt, och veta när man kan blåsa faran över efter att ett utsläpp skett skulle det vara bra att komplettera dessa punktskattningar av percentilgränser med konfidensintervall.

4.2.2 Dos

I figur 7 visas en skattning av percentilerna för dosen (tidsintegral av koncentrationen) i detektorpunkten. För den här batchkörningen blev medianen nollskild, men den ligger nära noll. Det vore därför intressant att skatta konfidensintervallet för medianen och undersöka om värdet 0 ligger inom detta vilket skulle motsvara att vi på signifikansnivån 0,05 inte kan utesluta att medianen är 0. Konsekvensen av detta (och vår LHS-körning pekar i den riktningen) är att i hälften av fallen skulle ett utsläpp inte nå detektorpunkten. Däremot skulle skadorna bli omfattande om det faktiskt gör det (som i fallet med det lila dosfältet i figur 10). Den atmosfäriska skiktning som råder i denna studie är stabil, vilket gör att den faller inom kategorin av scenarion som skulle betraktas som ”rimligt värsta utfall” (se appendix A), och att i detta fall konstatera att vi inte kan utesluta att medianen är nollskild, är otillfredsställande. Detta är ett tecken på att traditionella statistiska osäkerhetsmått inte ger en heltäckande bild av utfallet, utan istället kanske tekniker från extremvärdesstatistiken är mer lämpliga.

4.3 Presentation av osäkerheter

Att presentera osäkerheter i resultaten av spridningsberäkningar är ett intressant problem i sig. Koncentrationsfälten som spridningsberäkningen genererar är fyrdimensionella (tre rumsdimensioner, och en tidsdimension), så redan dessa är svåra att visualisera. Den osäkerhet som man vill åskådliggöra kommer att lägga till åtminstone en dimension till, vilket inte underlättar presentationen. Som vi har sett kan osäkerheten i ett antal storheter studeras, t.ex. koncentration, dos (med dos menas här integrerad koncentration) eller ankomsttid, och de kan presenteras på olika sätt:

1. Osäkerheten i punktmätningar av koncentrationen som tidsserie där percentilmått framgår i någon eller några utvalda geografiska punkter. (anm: fördelningarna i föregående avsnitt var så pass skeva att det inte var lämpligt att använda detta sätt att åskådliggöra osäkerheten).
2. Osäkerhet i ankomsttid för koncentration överstigande visst tröskelvärde till någon lämplig geografisk punkt. Detta kan presenteras som väntevärde med tillhörande konfidensintervall, med median och percentiler, se figur 9, eller med hjälp av en skattad fördelningsfunktion, se figur 8. (anm.: vi har inte tillräckligt med data för att bestämma konfidensintervall för skattade percentilgränserna).

3. Osäkerheter i dos i någon eller några lämpliga geografiska punkter. Osäkerheten kan presenteras som väntevärde med tillhörande konfidensintervall, eller med median och percentiler, se figur 9, eller med hjälp av en skattad fördelningsfunktion, se figur 8. (anm.: vi har inte tillräckligt med data för att bestämma konfidensintervall för de skattade percentilgränserna).
4. Visa hur koncentrationens medelvärde \pm ett lämpligt antal standardavvikelser utvecklas med tiden vilket är närbesläktat med konfidensintervall. Även här kan en eller flera geografiska punkter väljas.

Dessutom kan koncentrationsfälten för varje ensemblemedlem överlagras, som i figur 10, för att ge en visualisering av spridningen mellan körningarna; det är dock inte helt trivialt hur en sådan bild ska tolkas kvantitativt (dvs. hur bilden kan tolkas i termer av statistiska spridningsmått). Sådana bilder kan dock ligga till grund för hypotesbildning. Dessutom skulle man kunna översätta varje koncentrationsfält till riskområden och sedan presentera en överlagrad bild av alla sådana riskområden där unionen för nivåerna *Irriterande*, *Lätt skadad*, *Svårt skadad* samt *Dödlig* presenteras grafiskt. En sådan bild är generellt inte fysikaliskt korrekt eftersom ingen enskild körning producerar det överlagrade riskområdet, men det ger en skattning av riskområdets maximala utbredning.

4.4 Slutsatser

Denna studie har belyst ett antal aspekter hos skattningar av osäkerheter i spridningsmodeller till följd av osäkerheter i indata, och visar också på behovet av fortsatta studier:

- Osäkerheter är svåra att presentera på ett övergripande sätt på grund av att utdatat från en spridningsmodell är högdimensionellt, vilket gör att det finns flera skärningssätt. Detta betyder att slutanvändaren måste utbildas/informeras om vilka möjligheter som finns. Därefter görs ett urval av osäkerhetsmått och presentationsmetoder i samråd med slutanvändaren.
- Vi har visat att LHS är en bra metod för att studera osäkerheterna i indata. LHS kan inte användas för att i realtid bestämma osäkerheterna i en körning med LillPello, men den är beräkningsmässigt betydligt snabbare än en Monte Carlosimulering. Det är eftersträvarsvårt att kunna skatta osäkerheterna även i ett operationellt skede, därför är det angeläget att undersöka om det finns någon metod som låter osäkerheten ”växa fram” under tiden: först körs huvudkörningen och sedan variationer på den som låter osäkerheten uppdateras löpande. Det är troligt att en sådan metod måste baseras på resultaten av en känslighetsanalys, och att man låter de känsligaste parametrarna variera först för att spänna upp en så stor del av utfallsrummet som möjligt. Baserat på resultaten från den innevarande studien har vi anledning att tro att känslighetsanalysen måste ta hänsyn till korrelationer mellan indata-parametrarna. Vår hypotes är att vindriktningen är den känsligaste parametern vid stabila väderförhållanden, men detta är inte nödvändigtvis sant i det instabila fallet.

- Studien har visat att det är intressant att förstå vad som händer ute i svansarna av sannolikhetsfördelningen, dvs. det skulle vara bra att kunna skatta percentilgränser (säg den 95:e percentilen) med tillhörande konfidensintervall. Detta kräver dock stora datamängder (i vår nuvarande försöksuppställning rör det sig om i storleksordningen 30 000 timmar simuleringstid – detta är dock en parallelliserbar beräkning). Till exempel ger osäkerhetsskattningarna av ankomsttiden en god bild över hur lång tid som befolkningen nedvinds en olycka har på sig att företa förebyggande åtgärder (t.ex. att stänga dörrar och fönster) och även efter hur lång tid som faran över kan blåsas (och dörrar och fönster bör öppnas för att ventilera stängda utrymmen). Detta är viktigt i det operationella skedet
- För spridningsmodeller där inputparametrarna kan ändras efterhand behöver vi hitta en annan metod att hantera osäkerheterna i indata. Detta påverkar främst modellerna för regional eller global spridning. Eftersom vädret i vissa modeller dessutom ges i form av en hel väderprognos blir modellering med ensembleväderprognoser intressant. Det är dock i sig ett område som behöver förstås bättre i grunden för att vara tillämpbart: för att kunna tolka resultaten måste man känna sannolikhetsfördelningen för ensemblen.

5 Referenser

- Arya, S. P. (1999) *Air Pollution and Meteorology and Dispersion*, Oxford University Press, New York, 301pp.
- Hammonds, J. S., & Hoffman, F. O. (1992). *An Introductory Guide to Uncertainty Analysis in Environmental and Health Risk Assessment*.
- Hanss, M., & Willner, K. (2000). A fuzzy arithmetical approach to the solution of finite element problems with uncertain parameters. *Mechanics Research Communications*.
- JCGM 100:2008, GUM 1995 with minor corrections, Evaluation of measurement data. Guide to the expression of uncertainty in measurement.
- IAEA. (1989). *Evaluating the Reliability of Predictions Made using Environmental Transfer Models*.
- Lewellen, W. S., & Syke, R. I. (1989). Meteorological Data Needs for Modeling Air Quality Uncertainties. *American meteorological society*.
- McKay, M. D. (1995). *Evaluating Prediction Uncertainty*.
- Morris, M. D. (2012). *Three Technometrics Experimental Design Classics. Technometrics*.

- Rao, K. S. (2005). Uncertainty Analysis in Atmospheric Dispersion Modeling. *Pure and Applied Geophysics*, *162*(10), 1893–1917. doi:10.1007/s00024-005-2697-4
- Sørensen, J. H., Amstrup, B., & Feddersen, H. (2013). *Meteorological Uncertainty of atmospheric Dispersion model results (MUD)*.
- Xiu, D. (2009). Fast numerical methods for stochastic computations: a review. *Communications in computational physics*, *5*(2), 242–272. Retrieved from http://www.ece.uvic.ca/~bctill/papers/numacoust/Xiu_2008.pdf
- Yegnan, A., Williamson, D. G., & Graettinger, A. J. (2002). Uncertainty analysis in air dispersion modeling, *17*, 639–649.

Appendix A - Mer om indata: den simultana sannolikhetsfördelningens stöd

I exemplet klorvagnsurspårningen i Kungsbacka argumenterade vi för att osäkerhetsstudien kunde förenklas genom att bara studera marginalfördelningarna för de ingående parametrarna. Generellt sett är detta inte en korrekt förenkling, särskilt inte i fall där osäkerheterna i inparametrarna är stora (rör sig över stora intervall). I dessa fall måste man använda sig av den simultana sannolikhetsfördelningen. Den simultana sannolikhetsfördelningen är svår att bestämma. Låt oss därför som ett första steg studera dess stöd (en fördelningens stöd är den mängd av inparametrar för vilken fördelningen är nollskild, dvs. utanför fördelningens stöd finns bara ”omöjliga” kombinationer av inparametrar). En kombination av inparametrar kan vara omöjlig av olika anledningar: de kan representera en vädersituation som är ofysikalisk (vädret kan inte realiseras) eller så representerar kombinationen en vädersituation som vår modell inte är konstruerad för att hantera. Ofysikaliskt väder är naturligtvis absolut begränsande, men för att bestämma osäkerheterna i spridningsmodellen är det viktigt att ha grepp om båda aspekterna.

Ofta används spridningsmodeller i samband med riskbedömningar: *hur farligt skulle ett tänkt utsläpp kunna bli?* För att besvara den typen av frågor väljer man vädersituationer som bedöms vara intressanta och fortfarande rimliga, typiskt väljer man några olika scenarion: ett icke gynnsamt väderförhållande (rimligt värsta utfall), ett mest sannolikt fall (normalt utfall), och ett gynnsamt väderförhållande (rimligt gynnsamt utfall). Av erfarenhet vet man att Pasquills stabilitetsklass, som beskriver turbulensen i gränsskiktet (luftmassan närmast jordens yta), är en avgörande parameter och den används därför som utgångspunkt för att sätta upp spridningsberäkningen. Pasquills stabilitetsklasser är:

- A: extremt instabilt
- B: måttligt instabilt
- C: svagt instabilt
- D: neutral
- E: svagt stabilt
- F: måttligt - extremt stabilt

Vid beräkning av så kallade ”rimligt värsta utfall”-scenarion utgår man från stabilitetsklass F (måttligt-extremt stabilt) och svag vind, och vid ”rimligt gynnsamt utfall”-scenarion stabilitetsklass B (måttligt instabil) och svag vind, samt för det mest sannolika fallet ”normalt utfall” användes stabilitetsklass D. I nedanstående tabeller anges de parameterintervall för spridningsmodellen Lill-Pello som kan komma ifråga för varje stabilitetsklass för en händelse i Sverige för alla tidpunkter på året. Utöver de nämnda scenariona har vi även inkluderat parameterintervall för stabilitetsklasserna E och C.

Tabell A1. Värsta utfall (dock rimligt), Stabilitet F (Pasquillklass)

| | Suburban | Hav | Skog | Snö |
|----------------------|--|------------|-------------|-------------------------------------|
| Z0 [m] | 0,2 – 0,4 | 10^{-4} | 0,5 – 1 | $1 \cdot 10^{-3} - 1 \cdot 10^{-1}$ |
| L [m] | 10 – 50 | 10 – 50 | 10 – 100 | 10 – 50 |
| Ustar [m/s] | 0,03 – 0,23 | 0,05 – 0,1 | 0,03 – 0,07 | 0,03 – 0,23 |
| U10 [m/s] | 1 – 3 | 1 – 3 | 1 – 3 | 1 – 3 |
| N_freq [1/s] | $8,3 \cdot 10^{-3} - 1,2 \cdot 10^{-2}$ | | | |
| Wertvel [m/s] | -0,1 – 0,1 | | | |
| Latitud [°] | Sverige $55^{\circ} - 70^{\circ}$, specifik plats $\pm 1^{\circ}$ | | | |

Tabell A2. Normalt utfall (mest sannolikt) Stabilitetsklass D (Pasquillklass)

| | Suburban | Hav | Skog | Snö |
|----------------------|--|---------------------|-----------|-------------------------------------|
| Z0[m] | 0,2 – 0,4 | $10^{-4} - 10^{-3}$ | 0,5 – 1 | $1 \cdot 10^{-3} - 1 \cdot 10^{-1}$ |
| L[m] | L > 1000 I praktiken används L > 1000 | | | |
| Ustar[m/s] | 0,3 – 0,9 | 0,1 – 0,65 | 0,5 – 1,1 | 0,1 – 0,65 |
| U10 [m/s] | 3 – 7 | 3 – 15 | 3 – 7 | 3 – 15 |
| N_freq [1/s] | $8,3 \cdot 10^{-3} - 1,2 \cdot 10^{-2}$ | | | |
| Wertvel [m/s] | -0,1 – 0,1 | | | |
| Latitud [°] | Sverige $55^{\circ} - 70^{\circ}$, specifik plats $\pm 1^{\circ}$ | | | |

Tabell A3. Gynnsamt utfall, Stabilitet A och B (Pasquillklass)

| | Suburban | Hav | Skog | Snö |
|-------------------------|--------------------------------|-----------|------------|-----|
| Z0 [m] | 0,2 – 0,4 | 10^{-4} | 0,5 – 1 | - |
| L [m] Pasquill B | -10 – -50 | -10 – -50 | -100 – -17 | - |
| L [m] Pasquill A | -10 – -8 | -10 – -8 | -17 – -8 | - |
| Ustar [m/s] | 0,15 – 0,5 | 0,1 – 0,3 | 0,2 – 0,6 | - |
| U10 [m/s] | 1 – 3 | | | |
| h_start [m] | 800 – 1500 | | | |
| t_end [sec] | används ej sätts till 1 sekund | | | |
| gamma [°/m] | 0,01 – 1 | | | |

Tabell A4. Stabilitet E (Pasquillklass)

| | Suburban | hav | Skog | Snö |
|----------------------|---|------------|-------------|-------------------------------------|
| Z0 [m] | 0,2 – 0,4 | 10^{-4} | 0,5 – 1 | $1 \cdot 10^{-3} - 1 \cdot 10^{-1}$ |
| L [m] | 50 – 500 | 50 – 500 | 100 – 500 | 50 – 500 |
| Ustar [m/s] | 0,2 – 0,8 | 0,1 – 0,2 | 0,2 – 0,8 | 0,1 – 0,2 |
| U10 [m/s] | 2 – 5 | | | |
| N_freq [1/s] | $8,3 \cdot 10^{-3} - 1,2 \cdot 10^{-2}$ | | | |
| Wertvel [m/s] | -0,1 – 0,1 | | | |
| Latitud [°] | Sverige 55° – 70°, specifik plats $\pm 1^\circ$ | | | |

Tabell A5. Stabilitet C (Pasquillklass)

| | Suburban | hav | Skog | Snö |
|--------------------|-----------------------------|-------------|--------------|------------|
| Z0 [m] | 0,2 – 0,4 | 10^{-4} | 0,5 – 1 | - |
| L [m] | -500 – -150 | -500 – -150 | -1000 – -100 | - |
| Ustar[m/s] | 0,25 - 0,6 | 0,2 – 0,5 | 0,3 – 0,75 | - |
| U10 [m/s] | 3 – 5 | | | |
| h_start[m] | 400 – 800 | | | |
| t_end [sec] | används ej sätts till 1 sec | | | |
| gamma [°/m] | 0,01 – 1 | | | |

Tabell A6. Gemensamma värden för alla tabeller (tabell A1 – tabell A5)

| | |
|----------------------------|-------------|
| Vd [m/s] | 0,001 – 0,2 |
| P [hPa] | 950 – 1050 |
| T [K] | 243 – 303 |
| g [m/s²] | 9,80 – 9,82 |

Definition av parametrarna:

Z0 [m] : Skrovlighetsparametern

L [m] : Monin Obukhovs Längd (ibland även MOL)

Ustar [m/s] : Friktionshastigheten

U10 [m/s] : Horisontella vinden på 10 m höjd över marken

N_freq [1/s] : Brunt Väisälä frekvensen

Wertvel [m/s] : Vertikalvindshastighet, storskalig

h_start[m] : Gränsskiktshöjden

t_end [sec] : Tillväxttid för gränsskiktet (sätts ofta till 1 sekund)

Vd [m/s] : Depositonshastigheten

P [hPa] : Marktrycket

T [K] : Marktemperaturen

g [m/s²] : Gravitationskonstanten

Latitud [°] : Aktuell latitud

Ovanstående parameterintervall kommer antingen från spridningsmeteorologernas erfarenhet ("expert judgement") eller från beräkningar utifrån denna erfarenhet. Många av parametrarna är sammankopplade och det krävs en djupare analys av dessa korrelationer för att metoden inte skall hamna i lägen där den inte konvergerar.

Appendix B – Parameterrymden i LHS

Tabell B1. Tolv parametrar tillåts variera med de fördelningar som anses relevanta från fall till fall.

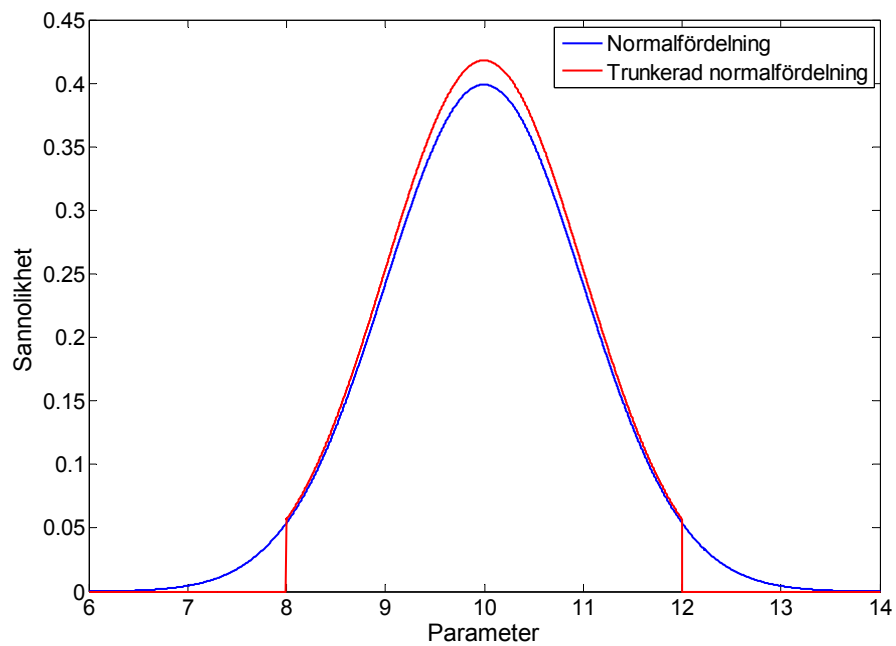
| Parameter | Fördelning | Väntevärde | Std | Gränser |
|--------------------|------------|-------------|-------------|----------------------|
| XINL1 | Likformigt | -60 m | 25 m | [-103,-17] meter |
| XINL2 | Likformigt | 60 m | 25 m | [17, 103] meter |
| YINL1 | Likformigt | -60 m | 25 m | [-103,-17] meter |
| YINL2 | Likformigt | 60 m | 25 m | [17, 103] meter |
| ZINL2 | Likformigt | 25 m | 5 m | [16, 34] meter |
| Z ROUGH | Likformigt | 0,35 m | 0,1 m | [0,18, 0,52] m |
| UST | Normal | 0,6 m/s | 0,1 m/s | [0,2, 1,0] m/s |
| N_Freq | Likformigt | 0,01 [1/s] | 0,001 [1/s] | [0,0083, 0,0117] 1/s |
| WERT_Vel | Normal | 0,0 m/s | 0,03 m/s | [-0,12, 0,12] m/s |
| Wind_angle | Normal | 0 | 10 | [-40, 40] grader |
| VD_in | Lognormal | 0,008 [m/s] | 2,5 [m/s] | [0, 5e-2] m/s |
| ReleaseTime | Likformigt | 60 s | 15 s | [34, 86] s |

Metod för att begränsa fördelningar

Tre olika fördelningsfunktioner har använts i detta arbete.

- Likformig fördelning
- Normalfördelning
- Lognormalfördelning

Likformig fördelning har absoluta gränser till skillnad från normalfördelningen samt lognormalfördelningen. De sistnämnda två fördelningarna kan teoretiskt sett ge upphov till värden som är obegränsade i åtminstone en riktning. Även om sannolikheten går mot noll för extrema värden vill man undvika risken för ofysikaliska värden. Detta har här gjorts genom att trunkera fördelningarna vid fyra standardavvikelser. För att sannolikhetsmassan ändå ska bibehålla sin normalisering justeras kvarvarande kurvan, se figur B1.



Figur B1. Illustration av hur den trungerade normalfördelningen ser ut. Sannolikhetsmassan i svansarna är proportionellt utlagd över det tillåtna området. Detta innebär att inom det tillåtna området bibåller den trungerade normalfördelningen samma förhållanden som den ursprungliga normalfördelningen.