# UNIVERSITE DE BATNA

INSTITUT D'HYGIENE ET SECURITE INDUSTRIELLE

LABORATOIRE DE RECHERCHE EN PREVENTION INDUSTRIELLE (LRPI)


# THESE

## DOCTORAT ÈS SCIENCES

EN

## HYGIENE ET SECURITE INDUSTRIELLE

*OPTION: GESTION DES RISQUES*

PRESENTEE ET SOUTENUE PAR


**MME. CHETTOUH SAMIA**


# MODELES STATISTIQUES POUR L'EVALUATION DES INCERTITUDES ASSOCIEES AUX EFFETS DU RISQUE INCENDIE

*Soutenue le : 11 Février 2016*

*Devant le jury composé de :*

| | |
|---|---|
| BOURMADA Noureddine, Professeur, IHSI, Université de Batna | Président |
| HAMZI Rachida, Maitre de conférences, IHSI, Université de Batna | Rapporteur |
| CHETOUANI Lyazid, Maitre de conférences, Université de Rouen | Co-rapporteur |
| ALI KHODJA Hocine, Professeur, Université de Constantine | Examinateur |
| OMARI Mahmoud, Professeur, Université de Biskra | Examinateur |
| SMAIL Rachid Maitre de conférences, IHSI, Université de Batna | Examinateur |
| SMADI Hacene, Maitre de conférences, IHSI, Université de Batna | Invité |

# *Remerciements*

Ce travail a été effectué à l'Institut d'Hygiène et Sécurité Industrielle, au sein du Laboratoire de Recherche en Prévention Industrielle (LRPI), Batna.

Mes premiers remerciements s'adressent à mon encadreur Dr. HAMZI Rachida envers qui je suis profondément reconnaissante. Son implication dans ce travail de thèse a permis la mise en place d'une collaboration qui a été très enrichissante humainement et scientifiquement. Merci à vous Oustadhati pour avoir accepté de diriger cette thèse et un grand merci pour tous vos conseils, votre suivi, votre disponibilité et votre esprit de rigueur.

Je remercie Dr. CHETOUANI Lyazid pour avoir accepté de Co-encadrer ce travail.

Je tiens à remercier très chaleureusement le Pr. BOURMADA Noureddine pour avoir accepté de présider le jury de ce travail de thèse, ainsi que pour ses conseils, ses orientations et surtout pour ses encouragements tout au long des années de ma formation universitaire.

J'exprime ma gratitude aux Pr. ALI KHOUDJA Hocine, Pr. OMARI Mahmoud, Dr SMAIL Rachid et Dr. SMADI Hacene pour avoir accepté de participer au jury et pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail. Je tiens aussi à les assurer de mon profond respect et de mes sincères remerciements.

Merci à Dr. INNAL Fares pour avoir été si présent et pour avoir apporté la touche "incertitudes" à ce sujet, me faisant ainsi découvrir cet univers. J'ai beaucoup apprécié de travailler et apprendre à ses côtés.

J'exprime aussi une reconnaissance particulière envers Dr. HADDAD Djamel, avec qui j'ai pu avoir des échanges sur la programmation numérique.

Mes remerciements se tournent ensuite vers les personnes qui m'ont entourée et soutenue quotidiennement durant ces quatre années au sein de l'Institut d'Hygiène et Sécurité.

Enfin, je tiens à remercier ma famille pour son soutien et sa compréhension pendant ces longues années d'études.

Merci à mon mari BENAROUA Khemissi ; c'est sans aucun doute grâce à lui que j'ai appris cette aversion à l'idée d'abandonner un travail en cours. Sans ce trait de caractère, cette thèse n'existerait pas.

Merci à mon petit ange Adem pour m'avoir fait réaliser, jusqu'au jour de ma soutenance inclus, qu'être docteur, c'est bien mais ce n'est pas « tout ». Et merci à ma petite fleur Sidra qui m'a accompagné jour et nuit tout le long de la rédaction de cette thèse.

J'ai une pensée pour mon père à qui je dois beaucoup et enfin, je remercie ma mère qui m'a toujours soutenue dans ma démarche.

# *Résumé*

L'incendie est un facteur néfaste dans la plupart des industries. Il constitue une source potentielle de pertes humaines, de dégâts matériels et d'impacts sur l'environnement. Afin de réduire l'occurrence de ce risque et ainsi réduire son coût, plusieurs types de modélisation ont été développés telles que la modélisation statistique et la modélisation déterministe. Dans le présent travail, on s'est intéressé à la modélisation statistique de sorte à éclaircir son apport à l'évaluation des effets liés aux incendies industriels.

La démarche proposée dans cette thèse consiste en premier lieu à analyser et à évaluer les effets d'incendie par le Modèle Numérique de Dispersion et réaliser ensuite une analyse des incertitudes dues aux données d'entrée du MND par un modèle statistique qui est la méthode Monte-Carlo pour établir une hiérarchisation des variables d'entrée du Modèle Numérique de Dispersion en fonction de leur influence sur le résultat final. Cette première phase se clôture par une analyse de sensibilité dont on a utilisé deux approches : locale et globale. L'analyse des incertitudes va nous permettre d'éviter autant de mauvaises décisions qui pourront avoir un impact important dans le domaine de la sécurité industrielle.

La deuxième phase a pour but d'établir un cadre méthodologique dont on combine trois outils d'évaluation des impacts d'incendie : ACV-Incendie qui a pour objectif, l'estimation des impacts environnementaux des incendies, le MND qui permet de donner un aspect dynamique à l'estimation des impacts d'incendie et le modèle statistique qui va fournir des informations pour le cadrage de l'étude et l'Inventaire du Cycle de Vie. Cette combinaison donne naissance à l'ACV Dynamique orientée à l'évaluation des impacts d'incendie sur l'environnement (ACVD-Incendie). La méthode résultante peut servir d'outil décisionnel qui va assurer à son niveau le calcul des variations de concentration des polluants dans le temps et dans l'espace. Pour clôturer notre travail, on a procédé à l'évaluation des incertitudes associées au cadre méthodologique proposé par un modèle statistique, fourni par la méthode Monte-Carlo.

***Mots clés :*** Accident, incendie, Modèle Numérique de Dispersion, modélisation statistique, analyse d'incertitude, analyse de sensibilité locale, analyse de sensibilité globale.

# *Abstract*

Fire is a detrimental factor in most industries; it is a potential source of human loss, equipment damage and environmental impact. To reduce the occurrence and the cost of this event, several types of models have been developed such as statistical modeling and deterministic modeling. In the present work, we are interested in statistical modeling in order to clarify its contribution to the assessment of industrial fire effects.

The proposed approach in this thesis is based, first on an analysis and evaluation of fire effects by using the NDM, then, carry out an analysis of the uncertainties due to MND input data by a statistical model that is the Monte Carlo method to establish a ranking of input variables according to their influence on the result.

This first part ends with a sensitivity analysis in which we used two approaches: local and global. This uncertainty analysis will help us to avoid many poor decisions that could have a significant impact in the field of industrial safety.

The second part of this thesis aimed to establish a methodological framework in which we combine three of fire effects assessment tools: Fire-LCA which aims, estimating the environmental impact of fires, MND, which gives a dynamic aspect to the fire impacts estimation and the statistical model that will provide information for the framing of the study and the life cycle inventory. This combination gives birth to Dynamic Fire-LCA oriented to the evaluation of environmental fire impacts (ACVD-Fire). The resulting method can be used as decision support tool that will ensure its level calculating variations in the concentration of pollutants in time and in space. To complete our work, we proceeded to the evaluation of the uncertainties associated with the proposed methodological framework by a statistical model, which is Monte Carlo method.

***Key words:*** Accident, fire, Numerical Dispersion Model, statistical modeling, Uncertainty Analysis, Local Sensibility Analysis, Global Sensibility Analysis.

# ملخص

يمثل الحريق في معظم الصناعات مصدرًا محتملًا للخسائر البشرية، المادية والبيئية. للحد من وقوع هذا الحدث والتقليل من تكلفته، قد تم وضع العديد من أنواع النمذجة: كالنمذجة الإحصائية والنمذجة القطعية. في هذا العمل اهتممنا بالنمذجة الإحصائية بغية توضيح مساهمتها في تقييم الآثار الناجمة عن الحرائق الصناعية.

المنهج المقترح في هذه الأطروحة هو أولا تحليل وتقييم آثار الحريق باستعمال النموذج الرقمي للتشتت ثم إجراء تحليل عدم اليقين الناتج عن بيانات الإدخال وذلك باستعمال نموذج احصائي والمتمثل في طريقة مونتي كارلو لإنشاء التسلسل الهرمي للنموذج الرقمي للتشتت الخاص ببيانات الإدخال استناداً إلى تأثيرها على النتيجة النهائية. نختم هذه المرحلة الأولى بتحليل الحساسية في ناتج النموذج الرقمي للتشتت فيما يخص بيانات الإدخال باستعمال كلا من الطريقتين المحلية والعالمية وذلك لتحديد أي مصدر من مصادر الشك الذي قد يؤثر أكثر في استنتاجات الدراسة. وهكذا فان تحليل الحساسية وعدم اليقين سيسمحان لنا بتجنب العديد من القرارات السيئة التي يمكن أن يكون لها تأثير كبير في مجال السلامة الصناعية.

المرحلة الثانية في هذه الأطروحة تهدف إلى وضع إطار منهجي يجمع بين ثلاثة أدوات لتقييم آثار الحريق: تحليل دورة حياة الحريق والتي تهدف الى تقدير الآثار البيئية المترتبة عن الحرائق، النموذج الرقمي للتشتت والذي يسمح بإعطاء جانب ديناميكي لتقدير آثار الحريق بالإضافة الى النموذج الإحصائي الذي يوفر معلومات لتأطير الدراسة الخاصة بالحريق وجرد دورة حياته. هذه التركيبة أسفرت عما سميناه التحليل الديناميكي لدورة حياة الحريق والموجهة أساسا لتقييم آثار الحريق على البيئة. هذه الطريقة الناتجة يمكن استخدامها كأداة في دعم اتخاذ القرارات ومن شأنها أن تضمن حساب تغييرات مستوى تركيز الملوثات في الزمان والمكان. لاستكمال عملنا، قمنا بتحليل عدم اليقين المرتبط بالإطار المنهجي الذي تم اقتراحه وذلك باستعمال النموذج الإحصائي المتمثل في طريقة مونتي كارلو.

***كلمات البحث:*** حادث، حريق، النموذج الرقمي للتشتت، نمذجة الإحصائية، تحليل عدم اليقين، تحليل الحساسية الموضعي، تحليل الحساسية العالمي.

# *Table des matières*

***REMERCIEMENTS*** ***.....i***

***RESUME*** ***.....ii***

***ABSTRACT*****.....iii**

***ملخص*****.....iv**

***TABLE DES MATIERES*** ***.....v***

***LISTE DES ABREVEATIONS ET ACRONYMES*** ***.....viii***

***LISTE DES FIGURES*** ***.....xi***

***LISTE DES TABLEAUX*** ***.....xiv***

**INTRODUCTION GENERALE.....** 1

***Chapitre 1 :***

***Analyse statistique des accidents liés au secteur de raffinage du pétrole***

I.1. Introduction ……7

I.2. L'industrie algérienne du raffinage ……... 11

I.2.1. Présentation de la raffinerie de Skikda ……..13

I.3. Revue historique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014 ……..15

I.3.1. Source des données statistiques ……15

I.3.2. Organisation des données statistiques ……...15

I.4. Analyse statistique de la revue historique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014 ……22

I.4.1. Fréquence des accidents du raffinage de pétrole ……...22

I.4.2. Localisation des accidents du raffinage de pétrole ……23

I.4.3. Etat opérationnel durant l'occurrence d'accidents ……24

I.4.4. Causes immédiates des accidents de raffinage du pétrole ……25

I.4.5. Type d'accidents du raffinage de pétrole ……..26

I.4.6. Substances impliquées lors des accidents du raffinage de pétrole……..26

I.4.7. Conséquences des accidents du raffinage de pétrole ……28

I.5. Interprétation des résultats de l'analyse statistique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014 ……30

I.6. Conclusion et recommandations …..……..33

## *Chapitre 2 :*

## *Etat de l'art sur les modèles statistiques d'incendie*

II.1. Introduction …… 37
II.2. Classification des modèles d'incendie ……38
II.3. Modèles statistiques d'incendie...……39
II.3.1. Modèles statistiques d'ignition et fréquence d'incendie ……..43
II.3.2. Modèles statistiques de propagation et comportement d'incendie ……...45
II.3.3. Modèles statistiques de détection d'incendie et réponses humaine ……..……51
II.3.4. Modèles statistiques des effets d'incendie ……...……52
II.3.5. Modèles statistiques d'évacuation ……57
II.3.6. Le cadre statistique pour l'analyse de l'incertitude et la sensibilité des modèles déterministes d'incendie ……..58
II.4. Conclusion ……...59

## *Chapitre 3 :*

## *Modèles statistiques pour l'évaluation des incertitudes et l'analyse de sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion*

III.1. Introduction ……62
III.2. Modélisation déterministe d'incendie ……....63
III.2.1. Type des modèles déterministes d'incendie ……63
III.2.1.1. Modèles Gaussiens ……..……63
III.2.1.2. Modèles intégraux ...……..… 63
III.2.1.3. Modèle de zones ……..64
III.2.1.4. Modèles de champs – Modèles Numérique (CFD) ……..64
III.2.2. Apports et limites des modèles déterministes d'incendie ……65
III.3. Modèle Numérique de Dispersion ……67
III.3.1. Présentation du Modèle Numérique de Dispersion ……..67
III.3.2. Application du Modèle Numérique de Dispersion à un accident réel ……...69
III.3.3. Résultats et discussion ……69
III.3.4. Limites du Modèle Numérique de Dispersion ……..72
III.4. Analyse des incertitudes et sensibilité des modèles numériques de par la modélisation statistique ……..74
III.4.1. Analyse des incertitudes.…… 74
III.4.1.1. Types des incertitudes dans la modélisation déterministe ……76
III.4.1.2. Modèles Statistiques pour l'analyse d'incertitude ……...77
III.4.1.3. Méthodologie de l'analyse des incertitudes ……78
III.4.2. Analyse de sensibilité ……..81

III.4.2.1 Méthodes de l'analyse de sensibilité ……81
III.5. Analyse des incertitudes et sensibilité liées aux données d'entrée du Modèle Numérique de Dispersion (MND)……...83
III.5.1. Evaluation des incertitudes liées au MND……...83
III.5.2. Analyse de sensibilité locale…..……94
III.5.3. Analyse de sensibilité globale …..……..98
III.6. Synthèse et conclusions ……...105

## *Chapitre 4 :*

## *Développement d'une ACV Dynamique pour l'évaluation des effets d'incendie avec la prise en considération des incertitudes*

IV.1. Introduction ……109
IV.2. Analyse du Cycle de Vie orientée Incendie……...109
IV.2.1. Méthodologie de l'ACV – Incendie ……..110
IV.2.1.1. Cadrage de l'étude ……111
IV.2.1.2. Inventaire du Cycle de Vie (ICV) ……..113
IV.2.1.3. Evaluation des résultats ……114
IV.2.1.4. Interprétation des résultats ……114
IV.2.2. Apports de la méthode ACV-Incendie ……...114
IV.2.3. Limites de la méthode ACV-Incendie ……115
IV.3. Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie ……..115
IV.3.1. Méthodologie de l'Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée incendie……..116
IV.4. Application de l'Analyse de Cycle de Vie Dynamique orientée incendie ……117
IV.4.1. Cadrage de l'étude ……117
IV.4.2. Modèle statistique d'incendie ……...118
IV.4.3. Modèle Incendie ……...118
IV.4.4. Inventaire de Cycle de Vie (ICV) ……..……...120
IV.4.5. Evaluation des Impacts Environnementaux par le Modèle Numérique de Dispersion ……...120
IV.5. Quantification des incertitudes dans la méthodologie ACV Dynamique-Incendie……121
IV.6. Conclusion ……..... 123

**CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES ..... 125**

**REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES ..... 130**

**ANNEXES ..... 145**

1. Revue de quelques accidents industriels au niveau mondial..... 146
2. Les principaux estimateurs statistiques de l'analyse de sensibilité globale..... 150
3. Travaux de recherches publiés ..... 154

# *Liste des abréviations et acronymes*

### *Abréviations*

ACV : Analyse du Cycle de Vie
ACVD : Analyse du Cycle de Vie Dynamique
AHC : Acide Hydroxy-Citrique
ARIA : Analyse, Recherche et Information sur les Accidents
BARPI : Bureau d'Analyse des Risques et Pollutions Industrielles
BRI : Brut Réduit Importé
CALM : Conservation and Land Management
CFAST : Modèle informatique développé par BFRL, NIST
CFBP : Canadian Forest Fire Behaviour Prediction
CFD : Computational Fluid Dynamics
CFFDRS : Canadian Forest Fire Danger Rating System
CFWI : Canadian Forest Fire Weather Index
COV : Composés Organiques Volatils
CV : Coefficient de Variation
DDDAS : Dynamic Data Driven Applications Systems
DGSM : Derivative Based Global Sensitivity Measures
DNV : Der Norske Veritas
DUE : Data Uncertainty Engine
EM : Expectation Maximization
FAST : Fourier Amplitude Sensitivity Test
FDS : Fire Dynamics Simulator
FMC : Fuel Moisture Content
FR : Flame Retardant
GAM : Generalized Additive Model
GLUE : Generalized Likelihood Uncertainty Estimation
GNL : Gaz Naturel Liquéfié

GPL : Gaz de Pétrole Liquéfié
ICV : Inventaire du Cycle de Vie
ISI : Initial Spread Index
ISO : International Standardisation Organisation
KNN : K Nearest Neighbor
MARS : Major Accident Reporting System
MC : Monte Carlo
MND : Modèle Numérique de Dispersion
NASA : National Aeronautics and Space Act
NIST : National Institute of Standards and Technology
NUSAP : Numerical Unit Spread Assessment Pedigree)
OAT : One At Time
OHSAS : Occupational Health and Safety Assessment Series
pdf : probability of density fonction
PDSI : Palmer Drought Severity Index
$PM_{2,5}$ : Particulate Matter (Particule par million dont le diamètre inférieur à 2.5 mm)
ROS : Rate Of forward Spread
SEM : Structural Equation Modeling
SRC : Standardized Regression Coefficient
TVR : Tension de Vapeur Raod

## *Lettres Romaines*

C : Concentration du Polluant
$C_0$ : Concentration initiale du $NO_2$
$D_m$ : Coefficient de diffusion massique
$D_T$ : Coefficient de diffusion thermique
g : Gravité
L : Longueur du volume de contrôle
P : Pression
Re : Nombre de Reynolds
Sch : Nombre de Schmidt
$S_i$ : Indice de sensibilité du paramètre i
T : Température
U : Viscosité horizontale
$U_{jet}$ : Vitesse du polluant
V : Viscosité verticale

$\Delta C_{max}$ : Gradient de concentration maximum

$\Delta T_{max}$ : Gradient thermal maximum

## *Lettres grecques*

$\beta_i$ : Coefficient de régression.

$\nu$ : Viscosité cinétique

$\Phi$ : Variable aléatoire T, C, U, V

$\beta_m$ : Coefficient of mass expansion

$\beta_T$ : Coefficient of thermal expansion

$\xi$ : Flux de propagation

## *Espèces chimiques*

AHC : Acide Hydroxy-Citrique

$H_2$ : Hydrogène

HCl : Acide chlorhydrique

$NO_2$ : Dioxyde d'azote

$CO_2$ : Dioxyde de carbone

$NO_x$ : Oxydes d'Azote

COV : Composés Organiques Volatils

$H_2SO_4$ : Acide sulfurique

# *Liste des figures*

## *Figures de l'introduction générale*

Figure 0.1 Structure du manuscrit……05

## *Figures du chapitre I*

Figure I.1. Nombre d'accidents par année à la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014…….22

Figure I.2. Nombre d'accidents cumulés sur une période de quatre ans…..……23

Figure I.3. Pourcentage d'accidents signalés dans la raffinerie de Skikda par les unités de production ……24

Figure I.4. Etat opérationnel durant l'occurrence d'accidents signalés dans la raffinerie de Skikda….……24

Figure I.5. Causes immédiates des accidents de la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014……25

Figure I.6. Répartition des accidents en fonction de leur type pour la période 2003-2014...26

Figure I.7. Substances impliquées dans les accidents de la raffinerie de Skikda et le pourcentage de leur apparence…….27

Figure I.8. Conséquences des accidents reportés à la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014……28

Figure I.9. Conséquences des accidents déclarés en fonction du type d'accident……29

Figure I.10.Nombre des personnes décédés et blessées à cause des incendies et explosions dans la raffinerie de Skikda……..29

Figure I.11.Distribution cumulative du nombre de décès et de blessés à la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014……...30

## *Figures du chapitre II*

Figure II.1. La démarche pour la modélisation statistique…..……..40

Figure II.2. Les modèles statistiques par rapport aux différentes phases du cycle de vie d'un incendie……42

## *Figures du chapitre III*

Figure III.1. Présentation du maillage et des conditions aux limites……..……..70

Figure III.2. Profil de concentration de $NO_2$ pour plusieurs laps de temps…….....71

Figure III.3. Profil de concentration de $NO_2$……..……..72

Figure III.4. Effet de la variation de la concentration initiale sur la concentration de $NO_2$..73

Figure III.5. Effet de la variation de la vitesse du vent sur la concentration de $NO_2$…...….73

Figure III.6. Effet de la variation du coefficient de diffusion sur la concentration de $NO_2$..73

Figure III.7. Effet de la variation du coefficient de viscosité sur la concentration de $NO_2$...73

Figure III.8. Différents types d'incertitude dans la modélisation numérique.……....76

Figure III.9. Méthodologie d'analyse d'incertitude dans la modélisation numérique…..…79

Figure III.10. Histogramme de concentration de $NO_2$ pour : (a) Vitesse du vent, (b) Concentration initiale, (c) Coefficient de viscosité, (d) Coefficient de diffusion……...87

Figure III.11. Concentration de $NO_2$ avec l'effet conjugué de l'incertitude des paramètres d'entrée du MND…..……..……...…..…89

Figure III.12. Présentation du site industriel avec les deux positions (A, B)……...……90

Figure III.13. Concentration de $NO_2$ avec l'effet combiné de l'incertitude des paramètres d'entrée, pour les deux positions (A, B), t = 1200s……91

Figure III.14. Effet de la concentration initiale de $NO_2$ sur la concentration de $NO_2$. …...92

Figure III.15. Effet de la vitesse du vent sur la concentration de $NO_2$.……93

Figure III.16. Effet du coefficient de viscosité sur la concentration de $NO_2$…….....93

Figure III.17. Effet du coefficient de diffusion sur la concentration de $NO_2$……..…93

Figure III.18. Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration de $NO_2$..95

Figure III.19. Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la première et la deuxième position……...96

Figure III.20. Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la première position……..……..97

Figure III.21. Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la deuxième position…….…97

Figure III.22. Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(U0) issus des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B)……100

Figure III.23. Corrélation entre la vitesse du vent et la concentration de $NO_2$...……100

Figure III.24. Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(C0) issus des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B)……101

Figure III.25. Corrélation entre la concentration initiale et la concentration de $NO_2$...….101

Figure III.26. Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(Re) issus des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B)……..……..…102

Figure III.27. Corrélation entre le coefficient de viscosité et la concentration de $NO_2$…..102

Figure III.28. Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(Sch) issus des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B)……..……...103

Figure III.29. Corrélation entre le coefficient de diffusion et la concentration de $NO_2$….103

Figure III.30. Hiérarchisation des paramètres d'entrée par l'indice SRC……..104

## *Figures du chapitre IV*

Figure IV.1. Cadre méthodologique l'Analyse du Cycle de Vie orientée incendie……....110

Figure IV.2. Représentation schématique de la méthode ACV-Incendie……..……111

Figure IV.3. Cadre méthodologique de la méthode ACV Dynamique - Incendie……..116

Figure IV.4. Représentation schématique de la méthode ACV Dynamique - Incendie…..117

Figure IV.5. Modèle ACV-Incendie pour les deux produits : Essence et GPL. ……....120

Figure IV.6. Profil de concentration de $NO_2$……..…..……..122

Figure IV.7. Concentration de $NO_2$ avec l'effet combiné de l'incertitude des paramètres d'entrée, pour les deux positions (A, B), t = 1200s……123

Figure IV.8. Analyse de sensibilité du MND par rapport aux données de l'ICV et données d'entrée du MND……...……..…123

## *Figures de la conclusion générale*

Figure V.1. Place des modèles statistiques dans le cadre méthodologique de l'ACVD-Incendie ……..……128

# *Liste des tableaux*

## *Tableaux du chapitre I*

Tableau I.1 Recueil des plus importants accidents industriels survenus dans le monde entre 2003-2014…….08

Tableau I.2 Capacité de traitement des raffineries algériennes……..12

Tableau I.3 Historique des accidents et incidents déclarés dans la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014……...17

## *Tableaux du chapitre III*

Tableau III.1 Apports et limites des modèles déterministes d'incendie ……...…65

Tableau III.2 Equations du Modèle Numérique de Dispersion…….68

Tableau III.3 Conditions aux limites……70

Tableau III.4 Liste des paramètres d'entrée étudiés……..86

Tableau III.5 Concentration de $NO_2$ pour les deux positions A et B……91

Tableau III.6 Quelques valeurs seuil de concentration de $NO_2$……91

Tableau III.7 Concentration de $NO_2$ relative à la variation de chaque paramètre d'entrée…95

Tableau III.8 Coefficients de Pearson pour les paramètres d'entrée du MND...……103

## *Tableaux du chapitre IV*

Tableau IV.1 Présentation des données de l'unité fonctionnelle……118

Tableau IV.2 Intégration des statistiques des incendies de la raffinerie de Skikda dans le modèle ACV pour l'Essence et le GPL……...119

# *Introduction Générale*

*« Mieux vaut connaître le pire plutôt que*
*de rester dans une horrible incertitude »*
*Oscar Wilde*

# *Introduction générale*

Les incendies présentent des comportements très variés qui dépendent principalement de la nature et la composition du combustible, l'air ambiant (météorologie), la topographie ainsi que de la ventilation de l'enceinte. Ce comportement présente un risque, non seulement pour les vies des personnes et le matériel mais également il a d'importants impacts sur l'environnement. Une fois l'incendie déclaré, il va y avoir toute une série de conséquences et il convient de retenir, dans le cas classique les grandes classes suivantes :

***Les effets thermiques*** : les incendies peuvent être brûlants (effets sur les personnes) et destructifs (les structures sont susceptibles de se déformer et de s'effondrer sous l'effet de la chaleur) ;

***Le dégagement des suies et gaz de combustion*** : ces dégagements peuvent à la fois être toxiques (présence éventuelle des produits toxiques dans les fumées de combustion), réduire la visibilité (la présence des fumées diminue fortement la visibilité dans l'entrepôt et éventuellement dans l'environnement proche du site), produire de la pollution (de l'air par les fumées et des sols par les eaux d'extinction, chargées en produits toxiques pour l'environnement).

Pour faire face aux effets des incendies qui peuvent apparaitre à la fois à court et à long terme, le risque incendie a reçu un écho tout particulier auprès des industriels, notamment après les différents incendies industriels qui ont coûté très cher à cause des pertes qu'ils ont provoqué. La prise de conscience collective de l'importance du risque incendie, en termes d'effets sur l'humain, le matériel et l'environnement, a permis d'élaborer un contexte législatif afin d'améliorer la performance et la disponibilité des différents équipements de sécurité. La prise en compte de ce risque dans les études de sécurité se heurte à un problème récurrent : à savoir la difficulté, voire l'impossibilité de réaliser des essais incendies en taille réelle. En effet, les essais incendies sont relativement difficiles à mettre en œuvre et peuvent s'avérer très coûteux : fabrication et utilisation d'un ou plusieurs prototypes qui seront non réutilisables (afin de simuler plusieurs cas de scénarios dangereux), installation de systèmes complexes de mesures (capteurs de température, de concentration de polluants, débitmètres, etc.), dépouillement fastidieux des résultats, mise en place d'une procédure de test particulière à chaque scénario avec soutien logistique (équipes opérationnelles, équipes de secours, etc.). Pour toutes ces raisons, les industriels essaient d'éviter au maximum ce type de procédure sans pour autant dégrader la qualité et la pertinence des études de sécurité. Pour atteindre cet objectif, plusieurs types de modélisations (Déterministe, statistique, etc.)

ont été développés depuis quelques années grâce notamment à l'avènement des systèmes informatiques. En effet, ces modélisations et plus particulièrement la modélisation déterministe ont permis d'étudier les effets d'incendie sur des systèmes complexes et de grandes tailles en faisant correspondre à un ensemble de données d'entrée (variables physiques, paramètres du modèle) un ensemble de sorties ou de réponses, et ce, de manière déterministe. Cependant, certaines entrées du modèle déterministe ne sont pas connues de façon exacte et sont entachées d'incertitudes (Jacques 2005).

Ces incertitudes peuvent être quantifiées afin de mesurer l'imprécision obtenue sur le résultat à partir de l'estimation des erreurs et des imprécisions sur les données d'entrée et sur les choix mathématiques et numériques adoptés afin de rendre les modélisations des effets plus certaines. Cette quantification permet d'apprécier objectivement la qualité de la modélisation et de lui accorder un niveau de confiance. Cela permet également d'identifier les éléments sensibles dans la modélisation, qui méritent une attention plus particulière pour être affinés ou améliorés (Pagnon 2012). Pour ce faire, plusieurs approches peuvent être utilisées.

En plus de la modélisation déterministe et statistique, des méthodes et outils sont actuellement disponibles et constituent une étape majeure de l'évaluation et la maîtrise des effets d'incendie et peuvent être utilisés selon la nature des phénomènes étudiés. Chaque type d'outil correspond à un degré de finesse différent dans la représentation des phénomènes réels. En général, le choix d'un outil résulte d'un compromis entre sa représentativité et le coût de son application. Cependant, pour la modélisation des incendies, l'ACV-Incendie est plus adaptée.

L'ACV-Incendie propose une approche globale et systémique fondée sur l'étude de l'ensemble du cycle de vie du produit, du procédé ou du service, en considérant l'incendie comme un scénario probable de fin de vie d'un produit donné. Cet outil s'avère très performant notamment pour l'identification d'opportunités d'amélioration de la performance environnementale, pour la comparaison de systèmes, le positionnement concurrentiel ou encore pour l'orientation de nouvelles conceptions vers la réduction des impacts environnementaux dûs aux incendies, en fournissant un retour d'expérience sur les solutions techniques évaluées. Cependant, l'ACV-Incendie présente certaines lacunes méthodologiques limitant ainsi sa portée en tant qu'outil de conception. Outre, le fait qu'elle nécessite des données relativement détaillées sur les systèmes, généralement disponibles en fin de processus de conception, l'ACV échoue encore dans la gestion et l'évaluation des incertitudes faute de méthode reconnue. Ceci contribue grandement à se questionner sur la réelle fiabilité des résultats d'ACV régulièrement calculés à l'aide d'un ensemble de données isolées, dont la qualité est très hétérogène. S'ajoute à cela le point le plus essentiel qui est le fait que l'ACV dite statique néglige les aspects spatiaux et temporels des processus du cycle de vie à l'étude, c'est-à-dire que les résultats d'Inventaire sont des charges massiques agrégées, car ils proviennent de la somme de quantités émises par différentes activités dispersées dans le temps et dans l'espace. Ces résultats sont des valeurs agrégées des modèles utilisés pour l'évaluation des impacts environnementaux qui sont des modèles en régime permanent, indépendants du profil temporel des émissions.

La problématique émergente alors de ces différents constats est donc la suivante : comment tenir compte des incertitudes inhérentes aux données d'entrée du Modèle Numérique de Dispersion en tant que modèle déterministe par un modèle statistique pour une meilleure évaluation des effets d'incendie et ainsi, aboutir à l'amélioration de la prise de décision en cas des incendies industriels?

Le premier objectif de cette thèse consiste donc à évaluer les incertitudes relatives aux données d'entrée du Modèle Numérique de Dispersion par le biais d'un modèle statistique (Méthode Monte-Carlo) tout en restituant de manière explicite ces incertitudes au gestionnaire.

Le deuxième objectif de cette thèse consiste à proposer un cadre méthodologique qui couple à la fois la méthode d'Analyse du Cycle De Vie orientée incendie (ACV-Incendie), le Modèle Numérique de Dispersion et le modèle statistique (modèle statistique et étude statistique des accidents), pour donner naissance à l'Analyse du Cycle De Vie Dynamique orientée incendie. La méthode résultante peut servir d'outil décisionnel qui va assurer à son niveau le calcul des variations de concentration des polluants dans le temps et dans l'espace (en tant qu'effet d'incendie). Le résultat souhaité de ce cadre méthodologique est la délimitation de ce que l'on appelle les distances des effets létaux en cas d'incendie industriel. Pour ce faire, le gestionnaire doit avoir une réponse dont la forme est usuellement déterministe (une valeur unique de distance par type d'effet), c'est-à-dire une concentration bien déterminée, à un moment bien déterminé et en un lieu bien déterminé. Cependant, l'ACVD-Incendie présente encore certaines lacunes méthodologiques limitant ainsi sa portée en tant qu'outil de conception. En plus du fait qu'elle nécessite des données relativement détaillées sur les systèmes, généralement disponibles en fin de processus de conception, l'ACVD-Incendie échoue encore dans la gestion et l'évaluation des incertitudes faute de méthode reconnue. Pour répondre à ce problème, différentes méthodes ont été développées afin de quantifier l'incertitude en ACV. Néanmoins peu de travaux s'attachent à évaluer l'influence de l'utilisation de données de faibles qualités sur le résultat final dans le domaine des incendies industriels. Dans ce travail, on propose l'analyse des incertitudes dans l'ACVD-Incendie par la méthode statistique de simulation Monte-Carlo, qui est la plus répandue pour l'évaluation des incertitudes liées aux paramètres d'entrée.

Autour des objectifs ainsi dessinés, cette thèse comporte quatre chapitres, on y trouvera non seulement une synthèse sur cette problématique, mais aussi les résultats des travaux de recherche réalisés sous forme de publications et communications internationales et nationales.

***Le chapitre I :*** Consiste à réaliser un recueil des accidents industriels qui ont eu lieu dans la raffinerie de Skikda sur la période qui s'étale de 2003 à 2014. Ce recueil sera présenté sous forme de tableau dans lequel on présentera la date de l'accident, son lieu, ses causes initiatrices ainsi que ses effets, sur l'homme, les biens ou l'environnement.

***Le chapitre II :*** Présente un état d'art qui donne un aperçu sur les différents modèles statistiques dédiés à l'étude des incendies trouvés dans la littérature à partir des années 90. Ces modèles sont classés selon leurs domaines d'application. Dans ce chapitre, on a aussi évoqué le concept des incertitudes et leur analyse basée sur l'approche statistique.

***Le chapitre III :*** Est consacré à la thématique de l'analyse d'incertitudes paramétriques et l'analyse de sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion, appliqué à un cas réel de dispersion de $NO_2$ généré par un accident industriel. Pour ce faire, on procède à l'utilisation de la méthode Monte-Carlo qui permet de quantifier l'incertitude sur le champ de concentration calculé. Ensuite, on passe à l'analyse de sensibilité. À ce niveau, on propose l'utilisation de deux approches. La première est l'application de la méthode One At Time appartenant à la famille des méthodes d'analyse de sensibilité locale, qui permet de classer de manière qualitative les sources d'incertitudes. La deuxième approche est globale, on a utilisé la méthode de régression linéaire avec l'application de l'indice de sensibilité SRC. Cette application nous a permet d'analyser quantitativement la sensibilité du MND envers les sources d'incertitudes que nous avons retenues et ainsi procéder à leur hiérarchisation.

***Le chapitre IV :*** Ce chapitre consiste à élaborer un cadre méthodologique d'évaluation spatio-temporelle des effets des incendies industriels par le couplage de la méthode ACV-Incendie qui est une méthode statique et le Modèle Numérique de Dispersion qui est un modèle dynamique. Afin de perfectionner les résultats de cette méthodologie dite ACV Dynamique-Incendie, on va prendre en considération les incertitudes paramétriques en introduisant à ce couple un modèle statistique qui est la méthode Monte-Carlo.

Ce travail s'achèvera par une conclusion générale qui reprendra les principaux acquis de cette thèse et esquissera de nouvelles pistes de recherche pour la continuité des travaux menés.

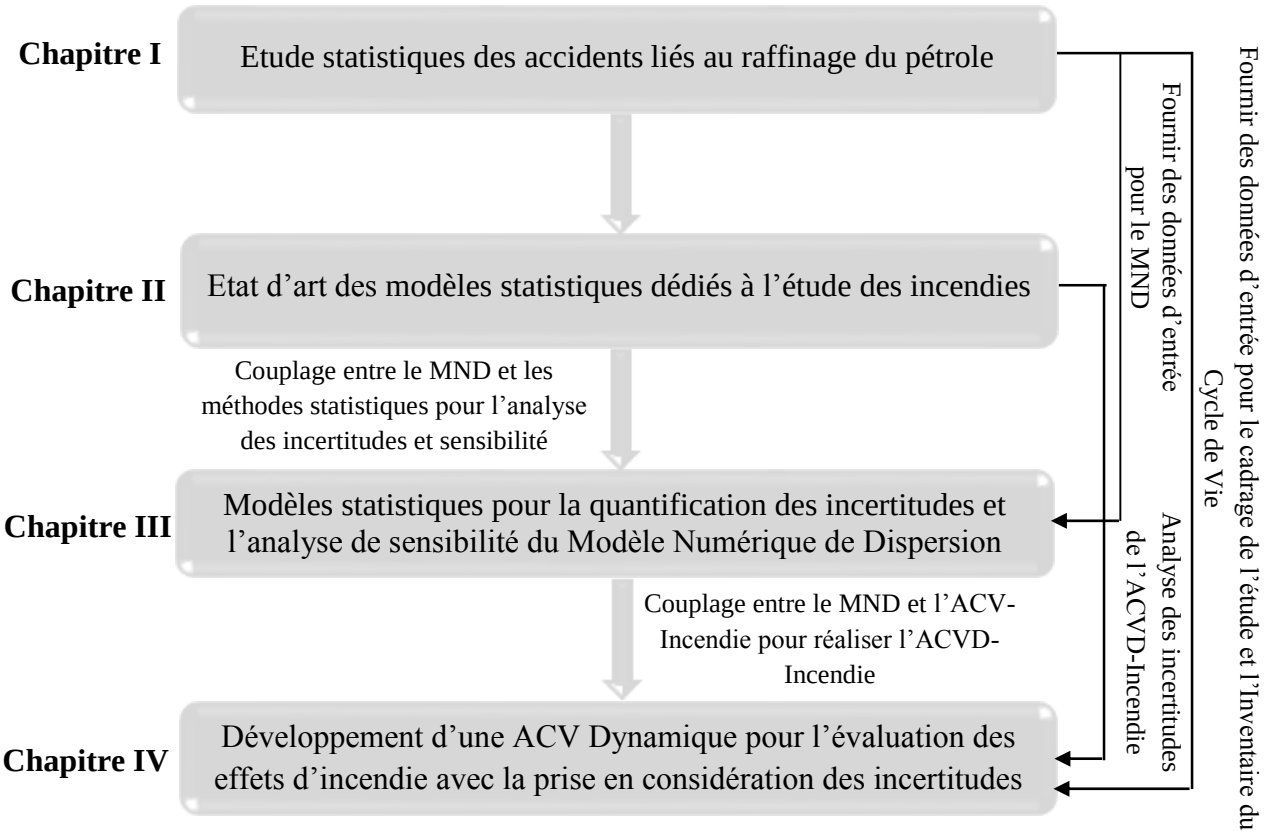



Figure 0.1 Structure du manuscrit.

# *Chapitre 1*

# *Analyse statistique des accidents liés au secteur du raffinage de pétrole*

## *Sommaire*

I.1. Introduction……...07
I.2. L'industrie algérienne du raffinage …….....11
I.3. Revue historique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014……..…15
I.4. Analyse statistique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014……..……...22
I.5. Interprétation des résultats de l'analyse statistique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014……..30
I.6. Conclusion et recommandations……..……..33

*Dans ce chapitre, nous avons réalisé une analyse statistique des incidents et des accidents déclarés dans la raffinerie du pétrole située à Skikda (Algérie). Un recueil des événements accidentels qui se sont produits durant la période de 2003 à 2014 a été présenté. Une brève description de chaque accident / incident est fournie avec quelques détails sur les dommages humains et matériels générés. Cette étude a été réalisée en vue de déterminer la fréquence des accidents et divers types d'événements accidentels et de comprendre les causes conduisant à ces accidents qui peuvent être catastrophiques. On a également évalué le potentiel des dommages produits. Cependant, l'objectif principal de cette revue c'est la récolte des données sur les incendies qui vont être utilisées comme données d'entrée pour les simulations.*

## I.1. Introduction

Le développement industriel des deux siècles passés a permis de grandes avancées technologiques et une amélioration considérable du niveau de vie des populations. Mais, simultanément, ils sont bien souvent générateurs de nouvelles sources de danger et de nouveaux types de risques. Cette période a donc été ponctuée par de nombreuses catastrophes industrielles qui ont connu, ces dernières années, une ampleur considérable suite au développement de l'urbanisation et à la concentration des personnes et des infrastructures économiques. Ces catastrophes industrielles sont répertoriées dans différentes bases de données. Par exemple, la base de données du Bureau d'Analyse des Risques et Pollutions Industrielles BARPI du ministère de l'écologie, du développement et de l'aménagement durables, chargé de rassembler et de diffuser des informations sur les risques industriels issus du retour d'expérience suite aux accidents industriels. ARIA (Analyse, Recherche et Information sur les Accidents) recense les incidents ou accidents qui ont, ou auraient, pu porter atteinte à la santé ou à la sécurité publique, l'agriculture, la nature et l'environnement (ARIA 2014).

Selon OHSAS 18001 (OHSAS 18001, 1999), l'accident est un événement imprévu entraînant la mort, une détérioration de la santé, des lésions, des dommages ou autres pertes. De ce fait, on peut dire que les accidents sont un facteur de détriment dans tous types d'industries et constituent une source potentielle de pertes des vies humaines, des dégâts matériels et d'impacts sur l'environnement.

L'expression *accident industriel* désigne un événement inattendu et soudain, se produisant sur un établissement industriel, dû à un développement anormal dans le déroulement d'une activité industrielle, entraînant un danger grave, immédiat ou différé, pour les travailleurs, la population ou l'environnement à l'intérieur ou à l'extérieur de l'installation et mettant en jeu un ou plusieurs produits dangereux (Bureau International du Travail 1990).

Les principaux générateurs des risques d'accidents industriels majeurs sont généralement divisés en deux familles (MEDDTL, 2009) ;

- Les industries chimiques ;
- Les industries pétrochimiques.

Le risque d'accident industriel majeur peut se manifester de différentes manières, mais on lui reconnaît habituellement trois typologies d'effets (Morneau, 2011) ;

- L'incendie dû à l'ignition de combustibles par une flamme ou un point chaud. Ce phénomène accidentel entraîne les intoxications, l'asphyxie et les brûlures, des dommages matériels et des atteintes à l'environnement ;

- L'explosion qui peut conduire à des risques de décès, de brûlures, de traumatismes directs par l'onde de choc, comme elles peuvent entrainer des dommages matériels et des atteintes à l'environnement ;
- La pollution et la dispersion de substances toxiques, dans l'air, l'eau ou le sol.

De grands accidents industriels ont entraîné la prise de conscience des risques industriels. Ci-après, un retour sur les plus grands accidents qui ont marqué l'humanité ces derniers douze ans.

Tableau I.1. Recueil des plus importants accidents industriels survenus dans le monde entre 2003-2014.

| Date d'accident | Type d'accident | Dommage d'accident |
|---|---|---|
| 27 juillet 2003, Karachi (Pakistan) | Naufrage du Tasman Spirit, | 40 000 tonnes de pétrole brut se déversent dans la mer. |
| 30 juillet 2004, Ghislenghien (Belgique) | Explosion d'un important gazoduc | 24 morts et 132 blessés. |
| 11 décembre 2005, Catastrophe de Buncefield (Angleterre) | Incendie dans un terminal pétrolier | Un des plus graves incendies d'Europe qui dura deux jours, 43 personnes blessées. |
| 25 Octobre 2008, Kazan (Russie) | Une explosion dans une usine de poudre | 4 morts et 5 blessés. Un tiers du bâtiment a été détruit. |
| 20 Avril 2010, golfe du Mexique | La plateforme pétrolière Deepwater Horizon coule dans le golfe du Mexique au large de la Louisiane | Marées noires très graves. Onze travailleurs y perdent la vie. |
| 11 mars 2011, centrale nucléaire de Fukushima Daiichi (Japon) | Accident nucléaire | |
| 4 mars 2012, Brazzaville (République du Congo) | Explosion | La mort de 282 personnes. L'accident a fait plus de 2 300 blessés et détruit des milliers d'habitations. |
| 17 Avril 2013, West (Texas) | Explosion | La mort de 14 personnes et plus de 200 autres blessées. |
| 22 Novembre 2013, Qingdao en Chine | Explosion d'un oléoduc | 47 personnes tuées, principalement des ouvriers qui tentaient de colmater une fuite. |
| 13 Mai 2014, Manisa, en Turquie | Explosion | La mort de plus de 282 employés. |

Du fait que le raffinage du pétrole se fait dans des grandes installations industrielles totalement intégrées qui gèrent de gros volumes de matières premières et de produits et ce sont également de gros consommateurs d'énergie et d'eau (Soleille 2004), il est par sa nature, soumis aux conditions industrielles les plus dangereuses. Ainsi l'industrie du raffinage se retrouve sujette à plusieurs types d'accidents majeurs tels que les explosions, les incendies, les émissions de matières dangereuses, etc. qui ont eu lieu au cours de la dernière décennie (DNV, 2008). Cette multiplication des accidents industriels, dont l'ampleur s'est considérablement accrue, ravage

des sites industriels entiers et entraine un nombre important de décès et de blessures (Zhang and Jiang, 2012) ; (Christou, 1999) et à cela s'ajoutent de lourdes pertes financières.

Dans le monde, l'importance de ces catastrophes liées au domaine du raffinage du pétrole a notamment été marquée par plusieurs accidents tels que :

- *L'accident à la raffinerie de Feyzin, France,* le 4 janvier 1966 : cette catastrophe a fait 18 morts, dont 11 pompiers et 77 blessés. Au-delà de la raffinerie, les dégâts matériels incluent des toitures endommagées jusqu'à 2,2 km, et des vitres brisées à plus de 8 km ;
- *L'explosion de gaz dans la raffinerie de la Mède*, s'est produite le 09 novembre 1992, dans la raffinerie du mède qui était en marche normale. L'explosion ressentie jusqu'à 30 km est suivie de plusieurs autres. Un bilan très lourd est à déplorer : 6 morts et 37 blessés dont 1 grave parmi le personnel et 2 blessés parmi les pompiers. Le site est dévasté sur 2 ha et des vitres sont brisées à l'extérieur dans un rayon de 1 000 m (bris ponctuellement constatés à 8 km) ;
- *L'accident de Shenxian, Shandong Province, Chine,* le 08 juillet 2002, un déversement continu d'ammoniac a causé la mort de 13 personnes et 11 blessés ;
- *L'accident de la raffinerie de Tupras, Turquie*, le 28 juillet 2002, cette explosion a ravagé 9 réservoirs de GPL et 5000 personnes ont été évacuées ;
- *L'accident de la raffinerie de Hokkaido, Japon*, le 26 septembre 2003, l'accident a détruit 29 bacs qui ont subi des dommages de structure ;
- *L'accident de la raffinerie de Gao Qiao, Chongqing, chine*, le 23 décembre 2003, l'éclatement avec continuation de relâchement de produit ; il a causé la mort de 243 personnes et plus de 4000 blessées ;
- *L'explosion de la raffinerie BP Texas, USA*, le 23 mars 2005, cet accident a entraîné la mort de 15 personnes et 100 blessés ;
- *L'explosion dans la raffinerie de Donges,* le dimanche 16 mars 2008, suite à une fuite de canalisation, qui est due à une corrosion, provoque un déversement estimé à plus de 400 tonnes de fioul lourd (IFO 380) au cours du chargement d'un navire à la raffinerie de Donges (Loire-Atlantique) ;
- *L'explosion de grande ampleur à la raffinerie d'Amuay, Venezuela*, le 25 août 2012, cette explosion a ravagé tout le site industriel et a tué 48 personnes, dont la moitié sont des militaires de la garde nationale chargés de la sécurité du site, et a blessé 151 autres (Geoff, Earth Wars, 2012). L'explosion est due à une fuite de gaz (Lemonde.fr, 2012) qui a provoqué une explosion dans 9 réservoirs, le feu se propageant ensuite à trois autres réservoirs. En plus de la raffinerie, plus de 1600 logements ont été endommagés à la suite de l'onde de choc causée par l'explosion (Parraga et Urribarri, 2012).

- *L'explosion meurtrière dans une raffinerie Total à Anvers, Belgique*, le 19 novembre 2013, qui a fait deux morts. L'accident a été causé par l'explosion d'une conduite de vapeur d'eau d'une unité de production d'essence ;

L'étude présentée ici concerne l'analyse statistique des accidents et incidents dans le domaine du raffinage du pétrole en Algérie, particulièrement la raffinerie de Skikda. Elle vise, dans une première partie, à recueillir les différents phénomènes accidentels qui ont eu lieu sur la période allant de 2003 jusqu'à 2014. Dans une seconde partie, nous analysons statistiquement ces données, à la fois d'une façon quantitative et qualitative. La troisième partie présente la discussion des résultats de l'analyse statistique des accidents dans le domaine du raffinage du pétrole en Algérie, en particulier, leurs fréquences, leurs causes et leurs conséquences afin d'envisager des recommandations pour renforcer le côté de la sécurité industrielle.

Des études similaires ont déjà été mises au point pour d'autres pays et différents types d'accidents couvrants divers secteurs tels que l'étude faite par Lizhong et al, (2002) qui avait décrit la situation de la Chine face aux incendies, cette étude a montré une distribution mensuelle et quotidienne des incendies en vue de comprendre les caractéristiques des accidents d'origine incendie, y compris leurs vocations, emplacement ainsi que l'analyse des causes et la fréquence mensuelle et journalière.

Ohtani et Kobayashi (2005) ont développé une analyse statistique des accidents du transport des marchandises dangereuses au Japon afin de clarifier les causes de ces accidents.

Liu et al. (2005) avait fait l'analyse statistique des accidents du travail en Chine au cours de la période 1990-2003, et a exploré la relation entre les accidents du travail dans les entreprises et le développement économique, les principales causes d'accidents industriels et les mesures de sécurité correspondantes.

Sweis (2006) a présenté une analyse statistique de tout type d'incendie impliqué en Jordanie au cours de la période 1996 – 2004. Cette analyse avait pour objectif, l'identification des types des accidents et les causes de d'ignition.

Nivolianitou et al. (2006) a développé une analyse de certaines caractéristiques des accidents majeurs dans le secteur pétrochimique inclus dans MARS. L'analyse statistique a porté sur les principaux domaines des rapports courts de MARS et en outre un raffinement des causes immédiates des accidents majeurs en mettant l'accent sur les facteurs organisationnels. Une catégorisation des accidents a été faite et présentée dans les rapports complets de la base de données réalisée.

Konstandinidou et al. (2006) ont analysé tous les accidents et incidents signalés dans l'industrie pétrochimique grecque pour la période allant de 1997 à 2003. L'étude réalisée avait pour objectif l'analyse des paramètres importants des incidents, afin de réaliser une base de données.

Mihailidou, et al. (2012), Fabiano et Currò (2012) ont procédé à une analyse historique des événements accidentels dans l'industrie pétrolière mondiale depuis le début du XXe siècle

jusqu'à maintenant pour identifier les tendances historiques et aller plus loin dans l'étude des causes des accidents.

Taveau (2011) a réalisé un recueil historique des incendies et des explosions de bacs de stockage, dont il a donné plus d'intérêt à l'étude des causes et conséquences de ces événements.

Zhang et Zheng (2012) ont présenté une étude statistique d'accidents qui se sont produits en Chine sur la période allant de 2006 à 2010 et qui sont liés au produit chimique Acide Hydroxy-Citrique (AHC). Cette étude a examiné six aspects : le temps, la volatilité, la localisation, le type des (AHC), les effets domino générés, le taux de mortalité et blessures, les facteurs étiologiques (causes immédiates et profondes) et les tendances qui concernent le type et l'âge de l'entreprise où l'accident s'est produit.

Calvo et al. (2014) a développé une base de données des accidents et incidents de l'industrie du Biodiesel pour la période 2003 à novembre 2013 pour combler une lacune existante dans ce domaine, cette base de données contient des informations générales sur les événements indésirables, leurs séquences, leurs causes et les conséquences humaines, environnementales et matérielles survenant dans des installations de production du Biodiesel.

## I.2. L'industrie algérienne du raffinage

L'Algérie n'était pas à l'abri de ce genre de catastrophe industrielle, un grand nombre d'accidents dans le domaine du raffinage du pétrole a entraîné la perte de vies humaines et des dommages économiques énormes dûs à la destruction des matériels ainsi qu'aux jours d'interruption de production (Chang et Lin, 2006). Parmi ces accidents, on cite l'accident de la raffinerie de Skikda en janvier 2004 et octobre 2005 et celui de la raffinerie d'Arzew 2007. Ce constat amer se veut être avant tout un signal d'alarme que les spécialistes appellent à prendre très au sérieux, car les dangers des installations industrielles pour l'environnement et la population sont, d'une année à une autre, de plus en plus importants dans notre pays.

L'étude de ces accidents qui sont survenus dans l'industrie algérienne de raffinage du pétrole est très intéressante pour plusieurs raisons :

- D'abord parce que les accidents des hydrocarbures sont des phénomènes polluants qui causent des catastrophes écologiques et sociales ;
- Le raffinage du pétrole génère inévitablement des volumes considérables de boues huileuses au cours des activités de production et de transformation (Aouad et Bouziane 2012) et cela favorise le déclenchement des accidents et amplifie leurs impacts ;
- Enfin, ces accidents fournissent des informations «information expérimentale» sur la situation réelle lors de l'accident (Reniers et Cozzani, 2013). Ces informations peuvent à leur tour être des données d'entrée pour d'autres études ayant pour objectif la gestion de ce genre de phénomènes accidentels.

Par conséquent, les statistiques des accidents vont nous permettre d'apprendre des accidents passés pour prévenir les accidents futurs et ainsi cette étude pourrait être une clé de succès des programmes de sécurité, puisque ces accidents industriels ne sont pas seulement perçus comme une menace humaine et environnementale (Sweis, 2006). Ces phénomènes accidentels présentent aussi une menace socio-économique qui joue également un rôle important (Etkin, 1999) qui nécessite d'être gérée.

L'industrie algérienne du raffinage du pétrole et gaz est un secteur important et stratégique. On compte actuellement six raffineries en Algérie, cinq sont en cours d'exploitation (Alger, Arzew, Skikda (RA1K et Topping condensat), Hassi-Messaoud et Adrar, la sixième est celle d'Ain Amenas qui est en arrêt depuis 1986. La capacité de traitement annuel s'élève à environ 27 millions de tonnes par année (Tableau I.2) selon les chiffres de la compagnie Sonatrach.

Tableau I.2. Capacité de traitement des raffineries algériennes.

| | Capacité en millions tonnes/an | |
|---|---|---|
| | Avant Réhabilitation | Après Réhabilitation |
| Raffinerie | | |
| Raffinerie de Skikda (RA1.K) | 15,000 | 16,500 |
| Topping Condensat (RA2.K) | 5,000 | 5,000 |
| Raffinerie d'Arzew (RA1.Z) | 2,500 | 3,750 |
| Raffinerie d'Alger (RA1.G) | 2,700 | 3,645 |
| Raffinerie de Hassi-Messaoud (RHM) | 1,200 | 1,200 |
| Raffinerie d'Adrar | 0,600 | 0,600 |
| **Total** | **27,000** | **30,695** |

De par ses caractéristiques, l'industrie du raffinage est sujette aux évolutions et mutations qui sont entrain d'être opérées sur le marché national et international essentiellement en matière d'offre et de demande de produits pétroliers sur le plan qualitatif et quantitatif.

Dans ce travail, on va s'intéresser à l'identification et l'analyse des paramètres importants des phénomènes accidentels liés au raffinage du pétrole tels que : les fréquences annuelles, les causes et les effets.

Vu l'importance économique de la raffinerie de Skikda qui est la plus grande raffinerie au niveau national et même continental. Rappelons qu'avec une production moyenne de 40.000 tonnes/jour, l'arrêt de production même pour quelques heures risque de représenter un important manque à gagner même si la raffinerie de Skikda dispose d'une réserve assez conséquente.

La difficulté d'obtenir les données et les informations sur les accidents qui ont eu lieu dans tous les sites de raffinage en Algérie ; à savoir : la raffinerie d'Alger, la raffinerie d'Arzew, la raffinerie d'Adrar et la raffinerie d'Hassi Messaoud. Ainsi que l'occurrence successive des accidents marquée par deux accidents majeurs ; celui du 19 janvier 2004 et 05 octobre 2005 à la raffinerie de Skikda qui ont causé la mort de 29 personnes et plus de 73 personnes blessées

sans parler des pertes économiques et atteintes à l'environnement, chose qui montre qu'aucune leçon ou prise de conscience vis- à - vis la sécurité industrielle n'a été prise.

Le fait que la raffinerie de Skikda se situe en voisinage d'une agglomération qui entoure tout son périmètre complique tout événement accidentel dans la raffinerie et augmente les dimensions des dommages et des pertes.

On a aussi le fait que la région de Skikda renferme des secteurs d'activités industrielles à haut risque : le transport, le stockage, le raffinage et le transport du pétrole et du gaz, des industries chimiques (chlore) la production d'électricité, des gaz industriels, l'exploration minière, le stockage des lubrifiants. Ces installations conjuguées peuvent être derrière une multitude d'incidents et d'accidents. Alors, lorsque l'on s'aperçoit que toutes ces activités se trouvent au niveau du pôle industriel de Skikda, on peut imaginer le pire à tout moment, si des mesures de sécurité et de prévention ne sont pas amorcées et appliquées rapidement (Hadef 2008).

En plus de tous ces points, la ville de Skikda se situe dans une zone à forte activité sismique et cela peut être à l'origine des effondrements et explosions.

En se basant sur ces données et pour plusieurs autres raisons, on a orienté cette étude statistique à la raffinerie de Skikda, afin d'obtenir des leçons qui vont être utilisées pour prévenir le risque des accidents dans des sites similaires.

### I.2.1. Présentation de la raffinerie de Skikda

Le complexe de raffinage du pétrole de Skikda est le plus grand site du raffinage au niveau continental, baptisé RA1/K. Il est implanté depuis 1980 dans la zone industrielle à 07 Km à l'est de la ville de Skikda et à 02 Km de la mer. Il est aménagé sur une superficie de 230 hectares (projet de réhabilitation inclus) et il emploie actuellement un effectif de plus de 1500 travailleurs.

Cette raffinerie a pour mission de transformer le pétrole brut provenant d'Hassi Messaoud à travers un pipeline de 760 km et de 34 pouces de diamètre. Sa capacité de traitement est de 15 millions de tonnes par année de pétrole et de 279 000 tonnes par an de Brut Réduit Importé (BRI).

Le raffinage de Skikda est conçu pour :

- Raffiner le pétrole brut provenant d'Hassi Messaoud ;
- Traiter le Naphta pour produire des Essences (normale, super et sans plomb), du Kérosène, white spirit, du Gasoil, des fuels, des bitumes (routiers et oxydés) et des aromatiques (Benzène, Toluène, mélange Xylène et Paraxylène).
- Traiter le Brut Réduit Importé (BRI) pour produire des Bitumes routiers et oxydés.

La raffinerie de Skikda est orientée vers l'exportation, soit 80% de sa production.

La raffinerie de Skikda comprend les unités de production suivantes :

- Deux unités de distillation atmosphérique (Topping 10 et 11) qui ont pour but de fractionner le brut en différentes coupes stabilisées pouvant être utilisées pour l'obtention de produits finis (fuel, GPL, Naphta, Kérosène, Gasoil) ou devant alimenter d'autres unités en aval (Reforming1, Gaz plant).
- Trois unités de traitement de Gaz plant (30, 31 et 104) qui ont pour but de séparer à partir du GPL, obtenu des unités Topping et Magnaforming ainsi que Platforming, le Butane et le Propane commercial, le reste est utilisé comme fuel gaz.
- Deux unités d'hydrotraitement et Reforming catalytique (1 et 2) : Le Reforming catalytique 1 «Magnaforming/Unité 100 » et le Reforming catalytique 2 « Platforming/ Unité 101 et 103 » ont pour but de transformer le Naphta moyen (Naphta B) et lourd, obtenu du Topping, en un produit (reformât). Celui-ci sera utilisé comme charge pour les unités aromatiques (unités 200 et 400) et pour la fabrication des Essences.
- Une unité d'extraction du Benzène et Toluène (U200) : Cette unité utilise une charge obtenue à partir de l'unité de Magnaforming. Elle permet de séparer le Benzène et Toluène des autres familles des hydrocarbures. Le mélange (Benzène-Toluène) est fractionné en vue d'obtenir des produits à très haute pureté.
- Une unité de cristallisation du Paraxylène (U400) : Cette unité utilise aussi une charge venant de l'unité de Magnaforming, Elle permet par cristallisation de séparer le Paraxylène des autres Xylènes.
- Une unité de production de Bitume (U70) : Cette unité est constituée de deux sections :
    - Section Bitume routier : Elle produit par distillation sous vide d'un brut réduit importé, du Bitume routier et du fuel-oil.
    - Section Bitume oxydé : Elle permet d'obtenir le Bitume oxydé qui, après conditionnement (mis en sachet), peut être utilisé pour les revêtements, l'étanchéité,... Etc.
- Unité de stockage, mélanges, expédition (U600) : Cette unité possède des bacs et des réservoirs de stockage totalisant un volume d'environ 2 600 000 $m^3$. L'unité comprend tous les équipements nécessaires au mouvement blending et exportations des produits finis. L'expédition se fait par réseau de canalisation vers les deux ports de Skikda : les dépôts GPL et carburants de Skikda, ainsi que le centre installations intégrées de distribution du Khroub (wilaya Constantine).
- Des annexes :
    - Central thermos-électrique ;
    - Unité fuel gaz et gaz naturel (1070) ;
    - Unité de déminéralisation d'eau dessalée ;
    - Unité de traitement des effluents.

## I.3. Revue historique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014

Pour n'importe quelle industrie, il est important de procéder à une analyse historique des accidents afin de pouvoir en tirer des conclusions pour améliorer la sécurité du site industriel (Calvo et al. 2014) et ainsi développer une base de données pour le retour d'expérience. Pour la problématique du risque industriel, les statistiques peuvent identifier, quantifier et analyser les sources de dangers, ainsi que les vulnérabilités en cause.

C'est pourquoi les informations assemblées sur le type d'accident, son taux d'apparition, ses causes et conséquences (décès, blessés et dommages matériels) sont très importantes et permettent de fournir des références quantitatives utiles à la compréhension de la naissance et du développement de ce genre de phénomène. En réalisant cette analyse pour un risque industriel, on peut identifier, quantifier et analyser les sources de dangers, ainsi que les vulnérabilités en cause. Et ainsi, on peut aboutir à la mise en œuvre d'un outil d'analyse des risques qui permet de générer des leçons (Accidents Learning) pour éviter la récurrence des accidents, l'amélioration des procédures de travail, ainsi que la spécialisation des ressources humaines, etc.

Au cours de cette dernière décennie, l'Algérie a connu une série d'accidents majeurs sur les sites industriels des hydrocarbures et plus précisément dans les sites de raffinage du pétrole. Cela a créé un niveau d'inquiétude croissant sur le fonctionnement en toute sécurité dans les sites industriels, en particulier ceux qui pourraient présenter des effets majeurs sur les populations locales. Afin de parvenir à une meilleure compréhension de l'ampleur du problème de ces accidents dans l'industrie algérienne de raffinage du pétrole, l'analyse historique de ces événements accidentels antérieurs est importante, car elle donne, d'une part, des informations sur les performances passées des installations et des barrières de sécurité et, d'autre part, la valeur de l'efficacité des systèmes de gestion et de contrôle (Fabiano et Currò, 2012).

La raffinerie de Skikda était depuis toujours un théâtre pour plusieurs incidents plus ou moins graves. Le premier incident important qui s'est produit dans ce site industriel, remonte au début des années 1980, quand des fuites massives de chlore étaient survenues au complexe pétrochimique CP1K et qui avaient failli occasionner l'asphyxie de milliers de personnes (Hadef 2008). La raffinerie de Skikda a été aussi, en 1996, sujette à un grand déversement de xylène qui avait à l'époque causé une grande catastrophe écologique (Hadef 2008).

### I.3.1. Source des données statistiques

Pour réaliser cette analyse statistique, les données ont été recueillies auprès de plus de 80 sources documentaires; environ 60% ont été récupérées directement à partir des archives de la raffinerie de Skikda (rapport des accidents / incidents) en collaboration avec les ingénieurs de sécurité de la raffinerie qui travaillent en coopération avec l'université de Batna et le conseil de gestion de l'entreprise comprenant également une clause de confidentialité pour toutes les données fournies à l'équipe de recherche. La collecte d'informations concernant les accidents a

été faite sur une période de six mois de visite sur site (Boulahrouz 2013) ; (Benlocif 2013). Les autres informations sont collectées à partir des articles des journaux, des publications et des pages Web.

### I.3.2. Organisation des données statistiques

Cette étude statistique compte 50 accidents/incidents qui ont eu lieu au cours de ces douze dernières années (2003-2014). Chaque accident comprend - selon la disponibilité des données - ce qui suit :

- La date de l'événement (Jour-mois-année) ;
- Le lieu spécifique, (Unité, périmètre, etc.) ;
- L'état de fonctionnement ;
- Les produits chimiques impliqués (substances citées) ;
- La cause principale citée ;
- Le type d'accident (si l'accident a commencé comme un incendie, une explosion ou un rejet de substances toxiques) ;
- Le nombre de décès, de blessures et de dégâts matériels.

L'étude sera complétée par une analyse complète de la fréquence annuelle des accidents, les modes opérationnels dans lesquels la raffinerie était lors de l'accident, les unités les plus exposées aux accidents, la cause de l'accident ou de l'incident, l'accident primaire aperçu, les substances dangereuses présentes lors de l'accident. La troisième partie de cette étude statistique porte sur les conséquences des événements concernant les décès, les blessures et les dommages matériels ainsi que les effets sur l'environnement.

Ainsi, notre analyse statistique se concentre sur le nombre et les caractéristiques des accidents, ainsi que les causes et l'ampleur de leurs conséquences, notamment en matière de pertes humaines et les blessures. Les informations recueillies sur chaque accident dans l'industrie du raffinage du pétrole au cours de 2003 à 2014 concernant la raffinerie de Skikda ont été résumées dans le Tableau I.3.

Tableau I.3. Historique des accidents et incidents déclarés de la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014.

| Date | Unité | État | Equipment | Substance | Événement déclencheur | Type d'accident | Dommage |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **10/06/03** | Unité Reforming | Démarrage | Le four 101 F-2 | GNL | Flamme | Incendie | 3 blessés |
| **25/08/03** | | | Conteneur | Acetylene et oxygène | Etincelle | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **15/11/03** | | | Four | Gasoil | | Incendie | 5 blessés + Dommage Matériel |
| **19/01/04** | Unité 40 | Fonctionnelle | Chaudière | GNL | Chaudière défectueuse | Explosion | 27 décès +74 blessés + 3 unités détruites + 800 millions de perte + pollution |
| **21/04/04** | CTE | Fonctionnelle | Bassin 1-cellule A | GNL | Etincelle | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **03/10/04** | Unité Reforming | Démarrage | Tête du réacteur 100-R3 | $H_2$ | Auto inflammation de l'$H_2$ | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **20/11/04** | Laboratoire central | Fonctionnelle | Hotte de la salle d'analyse de Bitume | Bitume | Flamme | Incendie | -Destruction de la conduite d'évacuation des gaz de combustion brûlés et la hotte d'aspiration |
| **12/03/05** | Unité 1020, section A | Fonctionnelle | Première cellule du tour de refroidissement | Pétrole brut | Etincelle | Incendie | Destruction du moteur de la cellule A, des cheminées, des câblages et le garnissage interne. |
| **24/09/05** | Périmètre de la raffinerie | Fonctionnelle | Pipe 22 pouces | Pétrole brut | Fuite de gaz | Dispersion du produit | Pollution du sol, rupture et fragilisation d'un tronçon de pipe de 22 pouces et un impact financier considérable relatif à |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | l'opération de lutte contre la pollution. |
| **05/10/05** | Réservoirs 105 et 106 | Fonctionnelle | | | Fuite de gaz | Explosion | 2 décès + 7 blessés + 6 millions $ de pertes+ pollution |
| **21/01/06** | Bascules des pesage | Fonctionnelle | Citerne du camion | Bitume | Fuite de gaz | Dispersion du produit | Pollution du sol. |
| **24/01/06** | Topping 10 | Fonctionnelle | Colonne stabilisatrice C5 | GNL | Etincelle | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **06/06/06** | Zone industrielle PK2600 | Fonctionnelle | Pipe | Pétrole brut | Flamme | Incendie | Calcination du pipe |
| **09/08/06** | Plate forme SH/ENG ZIK | Fonctionnelle | | Broussaille | Etincelle | Incendie | Une superficie d'environ 100 $m^2$ de broussailles et herbes a pris feu. |
| **25/02/07** | | Fonctionnelle | Camion | | | Chute | 1 décès. |
| **13/06/07** | | Fonctionnelle | Cuvette du bac 1100S8 | | Inattention du conducteur | Dérapage du réservoir de véhicule | Ecorchures profondes sur la ligne du réseau anti incendie. |
| **24/10/07** | Unité Reforming | Démarrage | Transmetteur Pneumatique | Essence | Etincelle | Incendie | 1 décès + destruction des câblages instrumentations et électriques, de la chaîne de régulation(FRC12) et du calorifuge de différentes lignes. |
| **11/06/08** | Périmètre de la raffinerie | Fonctionnelle | Fosse à boue | Les déchets d'hydrocarbures | Flamme (Point chaud des débris embrasés) | Incendie | L'arrêt de certaines pompes du processus, réfrigérants et d'autres équipements, Impact financier considérable relatif à l'opération de lutte contre la pollution. |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **07/07/08** | Unité 62 | Fonctionnelle | Ballon 62-V-6 | HCl | Fuite de gaz | Explosion | Destruction du ballon, deux vannes automatiques arrachées, destruction de la boite de commande et perte de 4 fût d'acide HCl concentré. |
| **-- /02/09** | Station de climatisation | | | Essence | Court-circuit causé par les inondations | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **03/04/09** | Topping 10 | Maintenance | Bride d'une valve | Essence | Points chauds au niveau d'une pompe et lignes de vapeurs | Incendie | 3 blessés + destruction des câbles d'instrumentation, câbles électriques et le calorifuge des lignes et échangeurs. |
| **13/09/09** | Topping 10 | | | Condensat | Etincelle | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **24/09/09** | Station de climatisation | Fonctionnelle | | Pétrole brut | Point chaud au niveau de l'armoire électrique | Incendie | Destruction de l'armoire électrique de commande, moteurs électriques, câblerie d'alimentation, tourelles d'extraction, transformateur et, boucles de régulation, câblerie d'instrumentation et accessoires, pompes, compresseurs d'air et frigorifique. |
| **10/11/09** | Unité 10 | Fonctionnelle | Transformateur | | Infiltration de l'eau pluviale | Explosion | Un cisaillement de la boite à borne du transformateur. |
| **17/02/10** | Unité Reforming | | Evaporateurs | $H_2$ | Fuite de l'$H_2$ | Dispersion d'$H_2$ | Pas de blessures ou de dommages matériels |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **09/03/10** | Unité Reforming | Fonctionnelle | | Pétrole | Fuite de l'$H_2$ | Incendie | 3 blessés + dommage matériel |
| **10/03/10** | Unite de Bitume | Fonctionnelle | Nappe des lignes de sortie des bacs | Gasoil | Point chaud au niveau de la pipe de vapeur | Incendie | Eaux polluées et terre souillée. |
| **12/03/10** | Nappe de la pipe way, zone du nord | Fonctionnelle | | Gasoil | Point chaud au niveau de la pipe de vapeur MS (300 C°) | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **05/02/11** | Unité Reforming | Fonctionnelle | Transformateur électrique | Courant électrique | Augmentation de l'intensité du courant | Défaillance électrique | Destruction des câbles et des transformateurs électriques |
| **06/02/11** | Unité Reforming | Fonctionnelle | Echangeur E1 | | Basse tension du compresseur | Dispersion d'$H_2$ | Destruction d'un échangeur et d'un compresseur |
| **11/03/11** | Unité Reforming | Fonctionnelle | Canalisation | Essence | Fuite au niveau de la pipe | Dispersion du produit | Détérioration d'un pipeline |
| **05/03/12** | Unité Reforming | Fonctionnelle | Pompe | Essence | Point chaud au niveau de la pompe | Explosion | Dommage matériel |
| **21/06/12** | Tout le site | Fonctionnelle | | | | Défaillance électrique | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **22/10/12** | Unité 30 | Fonctionnelle | | | Eclatement d'une canalisation | Dispersion du produit | Arrêt temporaire de l'unité |
| **17/12/12** | Unité 11 | Arrêt | | GNL | Fuite de gaz | Explosion | 6 blessés + destruction de l'échangeur |
| **23/12/12** | Unité 200 | Fonctionnelle | | | Fuite de gaz | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **03/01/13** | Unité Reforming | Démarrage | Four 100-F-1 | Naphtha B et $H_2$ | Flammes | Explosion | 2 blessés + Détérioration complète du four, du calorifuge et des câblages électriques. |
| **07/01/13** | Unité Reforming | Arrêt | Transformateur de courant | Courant électrique | Fusion du tuyau rempli en carburant | Incendie | Destruction d'une pompe |
| **02/02/13** | | Fonctionnelle | Canalisation | Pétrole brut | Fuite de gaz | Incendie | f matériel |
| **14/02/13** | Unité 11 | Fonctionnelle | Station électrique | | Court-circuit | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **26/02/13** | | Fonctionnelle | | Condensat | Etincelle | Dispersion du produit | Dommage matériel |
| **03/03/13** | Topping 10 | Fonctionnelle | | | | Dispersion du produit | Pollution |
| **05/03/13** | Dépôts | Fonctionnelle | | | Etincelle | Incendie | Dommage matériel |
| **09/07/13** | Périmètre de la Raffinerie | Fonctionnelle | | | Glissement de terrain | Glissement de terrain | 1 décès + 1 blessé |
| **06/08/13** | Unité Reforming | Fonctionnelle | | | Défaillance d'une pompe | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **09/08/13** | Unité Reforming | Fonctionnelle | | | Flamme rejetée par une torche | Incendie | Pas de blessures ou de dommages matériels |
| **17/12/13** | Centrale Electrique | Fonctionnelle | | | | Incendie | Dommage matériel |
| **20/12/13** | | Fonctionnelle | | | | Explosion | Dommage matériel |
| **28/02/14** | Unité Reforming | Fonctionnelle | Pompe de charge inter-colonnes | Condensat | Flamme | Incendie | Dommage matériel |
| **16/10/14** | Topping 11 | Fonctionnelle | | Gasoil | Court-circuit | Incendie | Dommage matériel |

## I.4. Analyse statistique de la revue historique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014

Le Tableau I.3 donne un aperçu sur les accidents liés au raffinage du pétrole dans la raffinerie de Skikda. Ce tableau a révélé 50 accidents qui se sont produits au cours de ces 12 dernières années. La plupart de ces accidents ont eu lieu récemment. Les résultats de l'analyse statistique sont présentés dans les figures 1-11. La Fig.I.1 présente les fréquences des accidents par an. La Fig.I.2 présente le nombre des accidents cumulés sur quatre années. La Fig.I.3 expose les différentes unités dans lesquelles les accidents se sont produits en présentant le pourcentage de chacune. La Fig.I.4 présente l'état fonctionnel de l'unité lors de l'accident. La Fig.I.5 montre les quatre grandes catégories des principales causes des accidents de raffinage du pétrole à Skikda (2003-2014). La Fig.I.6 présente la répartition des types d'accidents primaires de raffinage du pétrole à Skikda. Dans la Fig.I.7, les substances les plus impliquées dans des accidents liés au raffinage sont présentées. La Fig.I.8 montre les catégories de conséquences des accidents dans l'industrie de raffinage du pétrole. La Fig.I.9 présente les conséquences relatives de chaque type d'accident et les Fig.I.10-11 illustrent ces conséquences en fonction du nombre de décès et de blessures.

### I.4.1. Fréquence des accidents du raffinage de pétrole

La répartition du nombre d'accidents à la raffinerie de Skikda par année est présentée dans la Fig.I.1. Plusieurs études statistiques mentionnées ci-dessus avaient fait une analyse de la fréquence des accidents en fonction du temps. La majorité d'entre elles avaient conclu que la fréquence des accidents est en augmentation ces dernières années. Cette augmentation est probablement due à un certain nombre de facteurs que nous verrons plus tard.

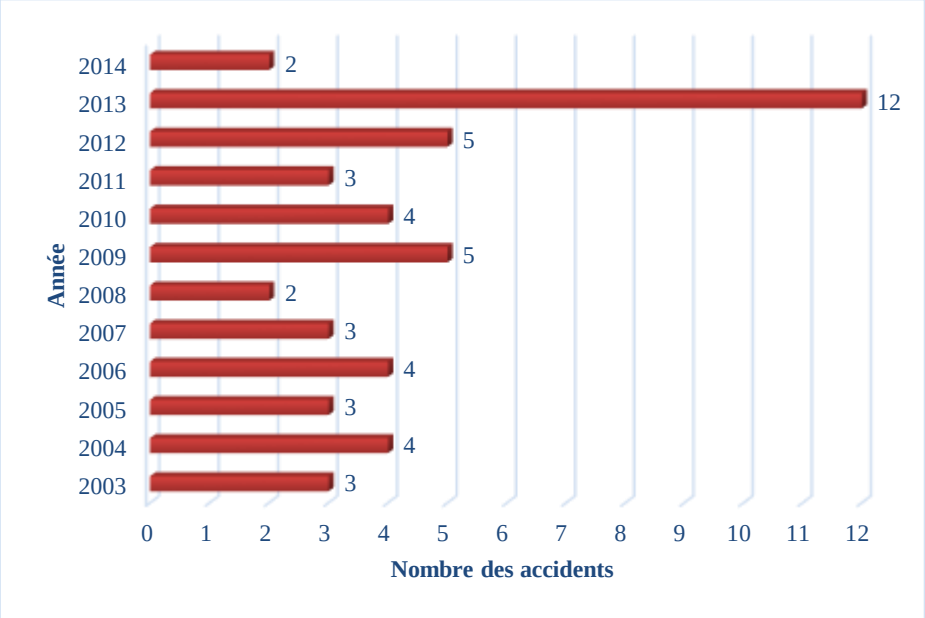



Figure I.1. Nombre d'accidents par année à la raffinerie Skikda pour la période 2003-2014

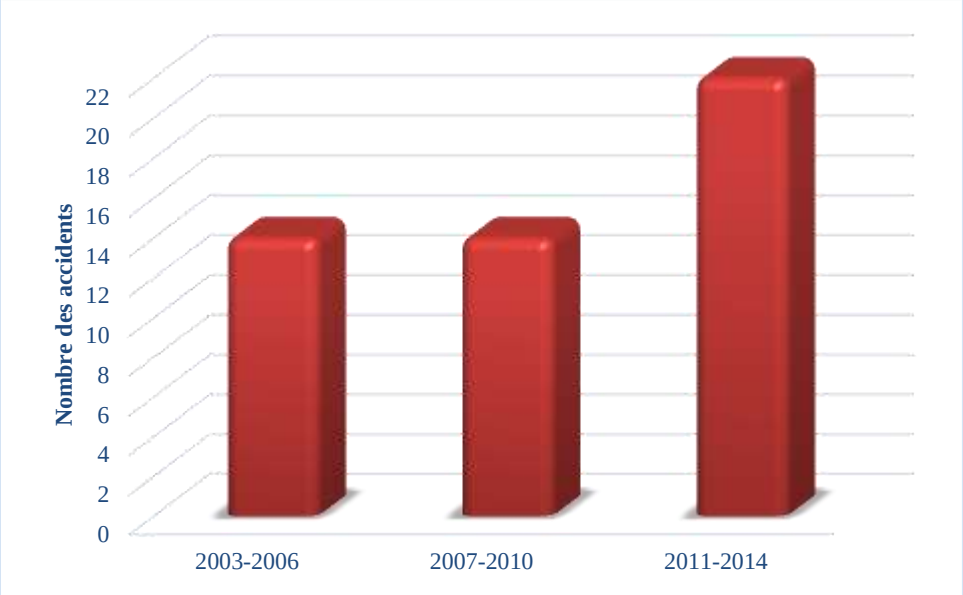



Figure I.2. Nombre d'accidents cumulés sur une période de quatre ans.

En observant les valeurs cumulées des quatre années présentées dans la Fig.I.2, on peut avoir une idée plus claire sur la tendance de la fréquence des accidents. On peut remarquer que la fréquence des accidents sur les deux périodes 2003-2006 et 2007-2010 est pratiquement constante avec un nombre d'accidents égal à 14 accidents par 4 ans. Cependant, cette fréquence prend de l'ampleur sur la période 2011-2014 où le nombre des accidents de cette période augmente de plus de 57% pour atteindre 22 accidents enregistrés sur un total de 50 accidents.

### I.4.2. Localisation des accidents du raffinage de pétrole

La Fig.I.3 présente les unités où les accidents se sont produits. Comme on peut le constater, le pourcentage le plus important (38%) des accidents signalés dans la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014 ont eu lieu dans l'unité Reforming (Unité 100). L'unité Reforming est au cœur de la production dans l'industrie de raffinage, son but est la transformation du Naphta moyen (le Naphta B) en un produit reformat pour la fabrication des Essences, du GPL, Toluène brut, Pentane et mélange Xylène.

La zone industrielle présente aussi un pourcentage élevé des accidents enregistrés (18%), cette zone regroupe les plateformes, les dépôts, les stations de climatisation et la centrale électrique. Autres unités telles que : U40, U1020, U62, U30 et Topping 11 présentent un pourcentage de 2% et l'unité U11 un pourcentage de 3%.

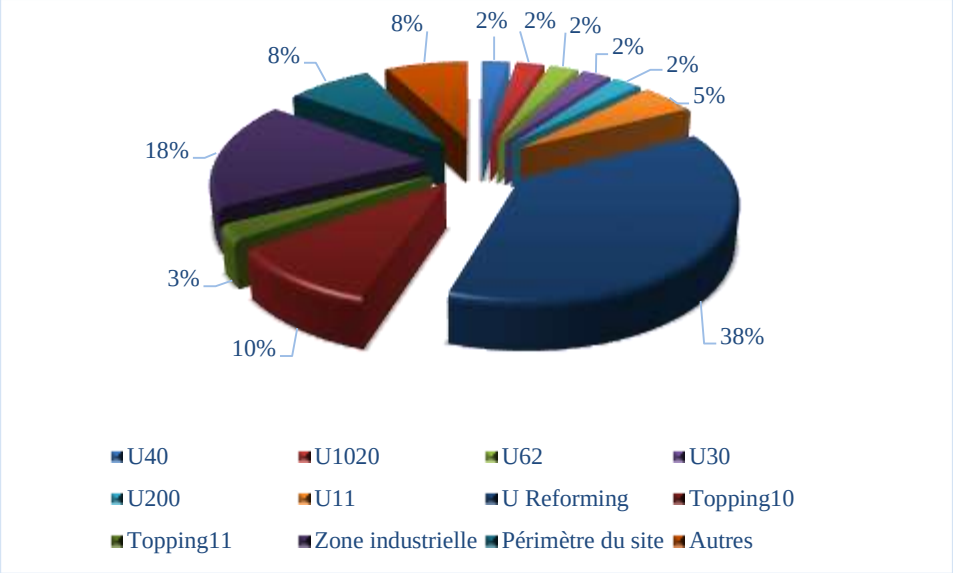



Figure I.3. Pourcentage d'accidents signalés dans la raffinerie de Skikda par les unités de production.

Les accidents dans la Topping 10 présentent 10% du nombre total d'accidents signalés, tandis que le périmètre de la raffinerie et d'autres zones non citées telles que le laboratoire d'analyse ont un pourcentage de 8% chacun.

### I.4.3. Etat opérationnel durant l'occurrence des accidents

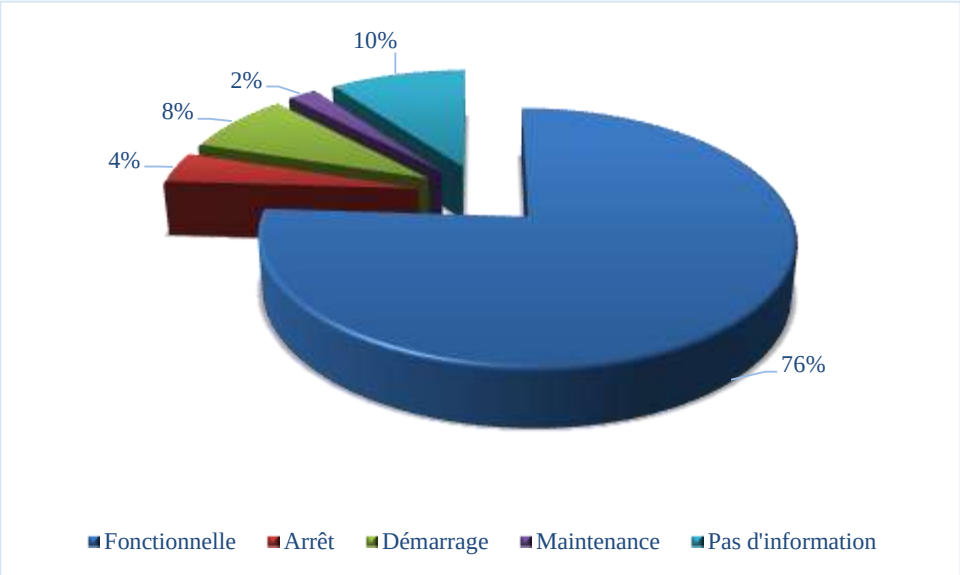



Figure I.4. Etat opérationnel durant l'occurrence d'accidents signalés dans la raffinerie de Skikda.

La Fig.I.4 présente l'état de fonctionnement de l'installation au moment de l'accident. La figure montre que dans plus des trois quarts des cas (76%) l'installation a été en fonctionnement normal lorsque l'événement indésirable s'est produit. Les phases critiques comme l'arrêt puis le démarrage sont représentées par 4% et 8% respectivement. Autre

phase, qui représente un modeste pourcentage du nombre total d'incidents est la phase de maintenance (2%).

Dans 10% des cas, les données ne sont pas disponibles donc il n'était pas possible de déterminer l'état de fonctionnement.

### I.4.4. Causes immédiates des accidents de raffinage du pétrole

Les accidents peuvent être occasionnés par une combinaison d'événements qui s'occurrent pour produire le résultat final (Huijer, 2005).

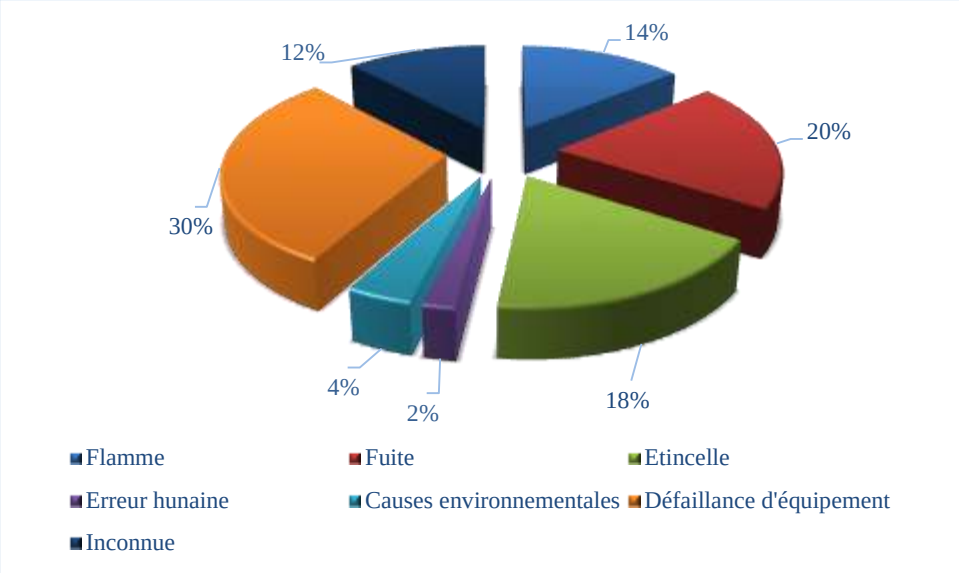



Figure I.5. Causes immédiates des accidents de la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014.

L'analyse qui suit, illustrée dans la Fig.I.5 explore les accidents et les incidences du raffinage en matière d'événement primaire ou opération génératrice. Les accidents pour lesquels les informations n'étaient pas disponibles ou la cause n'était pas une de celles figurantes, sont répertoriés dans la catégorie «Inconnue». Comme le montre la Fig.I.5, la défaillance du matériel était la principale cause des accidents du raffinage de pétrole avec un pourcentage de 30%, sachant que les défaillances du matériel peuvent être : un dysfonctionnement, une réaction incontrôlée, un manque de contrôle, une insuffisance de suivi, une accumulation électrostatique, une corrosion ou un blocage, etc. Dans notre étude, les défaillances du matériel couvrent aussi les défaillances électriques telles que le court-circuit, l'augmentation ou la diminution de tension des équipements.

La fuite ou la libération des produits était la deuxième cause la plus fréquente avec 20% du total des accidents. Les autres étaient des étincelles avec 18%, les flammes nues présentaient 14%, les causes environnementales couvraient 4% et enfin, l'erreur humaine a joué un rôle mineur de 2%.

### I.4.5. Type des accidents du raffinage de pétrole

Quel est le type d'accident le plus susceptible de se produire dans une raffinerie ? C'est la fameuse question qui attend toujours une réponse.

Pour répondre à cette question, une répartition du nombre des accidents déclarés en fonction du type d'accident est présentée dans la Fig.I.6.

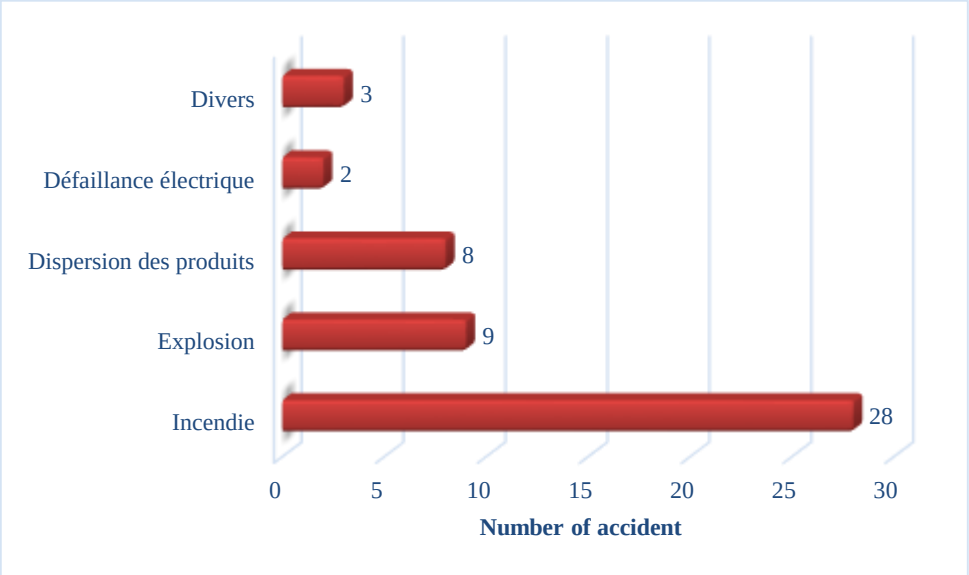



Figure I.6. Répartition des accidents en fonction de leur type pour la période 2003-2014.

En observant la Fig.I.6, on peut affirmer que l'incendie (feu de nappe, jet d'incendie, BLEVE, Boilover, etc.) est le phénomène accidentel le plus fréquent dans la raffinerie de Skikda avec 28 cas du total de 50 accidents. Tandis que l'explosion a eu lieu dans 9 cas. Sachant que, dans le cas d'un accident qui a commencé par une explosion (18%), l'incendie présente une suite préférentielle et dans le cas où l'incendie se produit en premier (56%), il est prévu qu'il soit succédé par une explosion (Abdolhamidzadeh et al. 2010). Cependant, la séquence la plus probable est l'explosion suivie d'un incendie.

Pour la dispersion des produits et les pannes électriques, elles étaient, respectivement, le troisième et le quatrième phénomène accidentel le plus fréquent. La catégorie « Divers » regroupe d'autres phénomènes tels que les accidents des véhicules, le glissement de terrain, les chutes, etc.

### I.4.6. Substances impliquées

Le type et l'ampleur des émissions des raffineries dans l'environnement sont généralement bien connus. Les Oxydes de Carbone, d'Azote et de Soufre ainsi que les particules (provenant essentiellement des processus de combustion) et les Composés Organiques Volatils sont les principaux polluants émanant du secteur de raffinage. L'eau est utilisée en quantités importantes dans une raffinerie, dans divers procédés, ainsi que pour le refroidissement. Cette eau est polluée par les produits pétroliers, notamment les hydrocarbures, les sulfures, l'ammoniac et certains métaux. Compte tenu des énormes

quantités de matières premières qu'elles traitent, la production de déchets des raffineries reste modeste. En fait, les déchets des raffineries se composent surtout de boues, de déchets non spécifiques (ménagers, de construction, etc.) et de produits chimiques usés (acides, amines, catalyseurs).

Le raffinage du pétrole est associé aussi à plusieurs procédures telles que : le stockage, la manutention et le transport de substances chimiques inflammables, toxiques et explosives et en raison du manque d'expérience et de connaissances des réglementations de la sécurité, ces procédures peuvent provoquer des catastrophes (Calvo et al, 2014.).

Dans cette analyse, on ne va pas s'intéresser aux émissions des raffineries pendant leur fonctionnement normal, en revanche on va donner plus d'intérêt aux produits mis en jeu lors des phénomènes accidentels. Ces produits sont en général, les matières premières qu'elles traitent (Pétrole brut, Pétrole, Gasoil, Condensat, Essence, GNL, etc.), les déchets des hydrocarbures et des produits chimiques utilisés dans les opérations du raffinage tels que l'Hydrogène ($H_2$) et le Chlorure d'Hydrogène HCl.

La Fig.I.7 présente les substances qui ont été impliquées directement ou indirectement dans les accidents déclarés dans la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014.

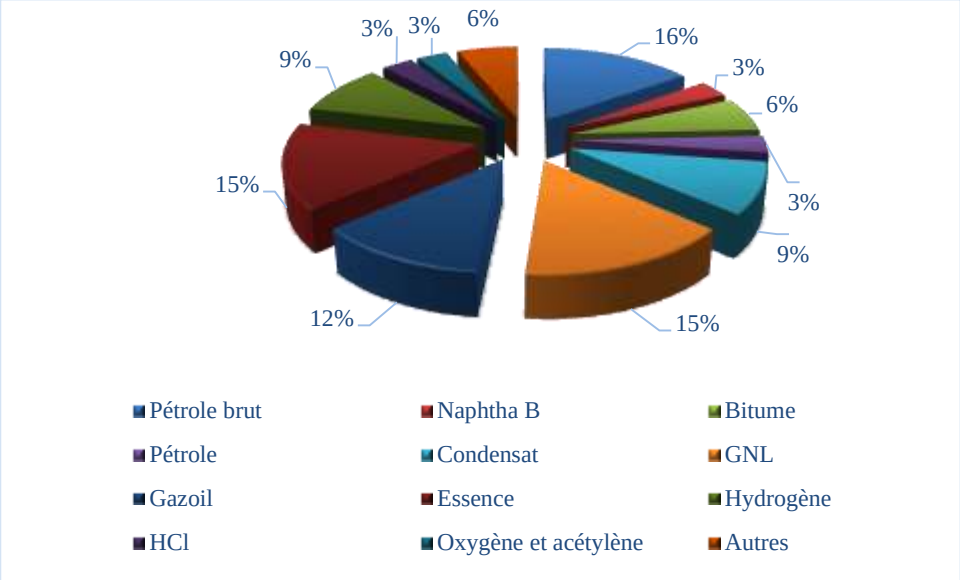



Figure I.7. Substances impliquées dans les accidents de la raffinerie de Skikda et le pourcentage de leur apparence.

Dans la plupart des cas des accidents dans le domaine du raffinage du pétrole, les hydrocarbures lourds comme le Pétrole brut, Naphta B et Bitume sont les substances les plus habituelles impliquées dans les accidents, mais dans notre cas, la Fig.I.7 montre que ces substances présentent 24% du total des accidents. Les hydrocarbures gazeux (Gasoil) ont été présents dans des accidents avec 12% du total des cas. Les hydrocarbures légers comme l'Essence, le Condensat et le Gaz Naturel Liquéfié contribuent avec 39%. Les substances chimiques sont présentées dans notre étude par l'Hydrogène, l'Oxygène, l'Acétylène et le Chlorure d'Hydrogène ont été présents dans 12% des cas totaux. La catégorie « Autres »

représente les déchets d'hydrocarbures et de broussailles, a été enregistrée dans 6% des accidents déclarés.

### I.4.7. Conséquences des accidents du raffinage de pétrole

La Fig.I.8 expose les différentes conséquences des accidents notifiés à la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014. Concernant le type d'accident, il y a un certain chevauchement entre les catégories des conséquences puisque certains accidents peuvent impliquer plusieurs types de conséquences, donc, il est évident que la plupart des accidents occasionnent des dommages matériels et peuvent aussi générer des atteintes aux personnels (décès et blessures), tandis que dans les cas où il y a un grand nombre de décès, cela implique aussi une perturbation significative de la communauté (Nivolianitou et al. 2006). Il y a des cas où aucune conséquence n'a été signalée.

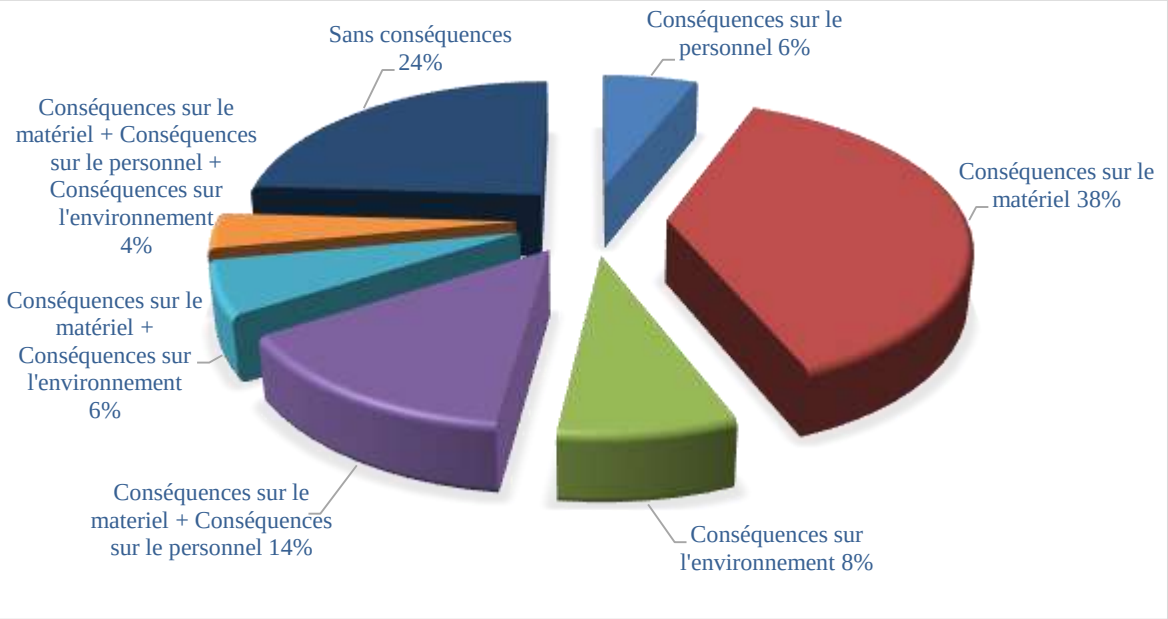



Figure I.8. Conséquences des accidents reportés à la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014.

Comme le montre la Fig.I.8, 24 % des accidents (12 accidents) ont conduit à des décès et /ou blessures des personnes, ces atteintes ont été associées à des atteintes aux matériels et à l'environnement, tandis que dans 38% des accidents (19 accidents), il n'y a que des dégâts matériels qui ont été enregistrés et 6% des accidents signalés ont présenté des dégâts matériels associés à des atteintes à l'environnement. Les accidents ayant des conséquences sur l'environnement ont été enregistrés dans 9 cas (18 % du total des accidents). Parmi 50 accidents, 12 accidents (24 %) n'ont causé aucun dommage.

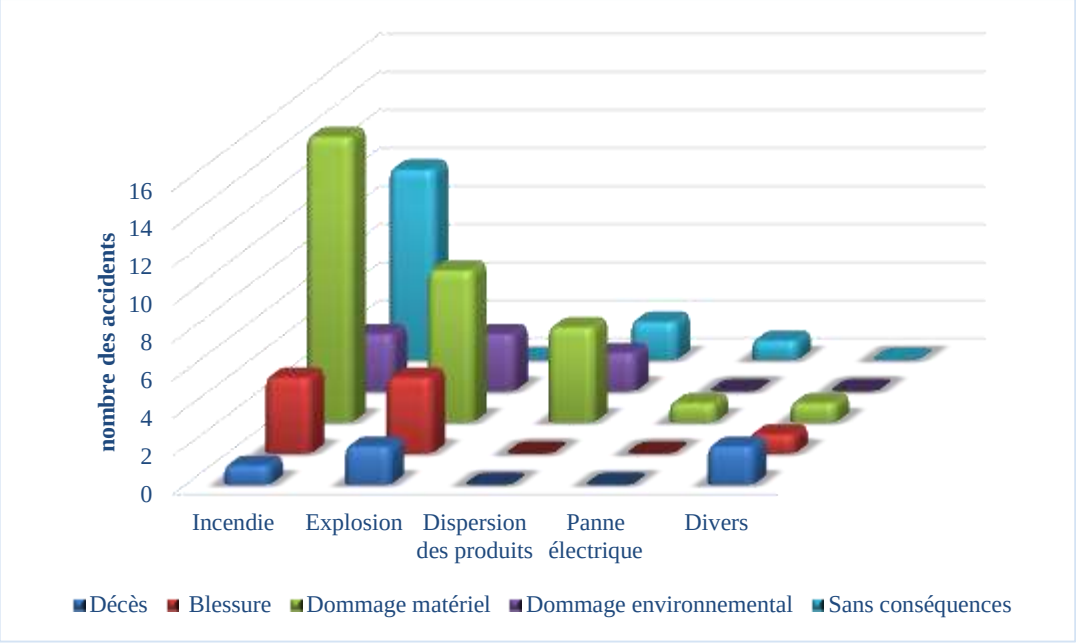



Figure I.9. Conséquences des accidents déclarés en fonction des types des accidents.

La Fig.I.9 présente les différentes conséquences liées à chaque type d'accident. Cette figure montre que l'incendie est l'événement qui cause le taux le plus élevé des dommages matériels (15 cas parmi des 28). La Fig.I.9 montre aussi que la dispersion des produits et les pannes électriques présentent les événements les moins causants de décès et/ou de blessures. Cependant, l'explosion et l'incendie ont été identifiés comme les principaux événements qui ont causé des décès et/ou des blessures avec 3 cas d'accidents mortels parmi 5 au total et 8 cas d'accidents avec des blessures parmi 9 cas au total.

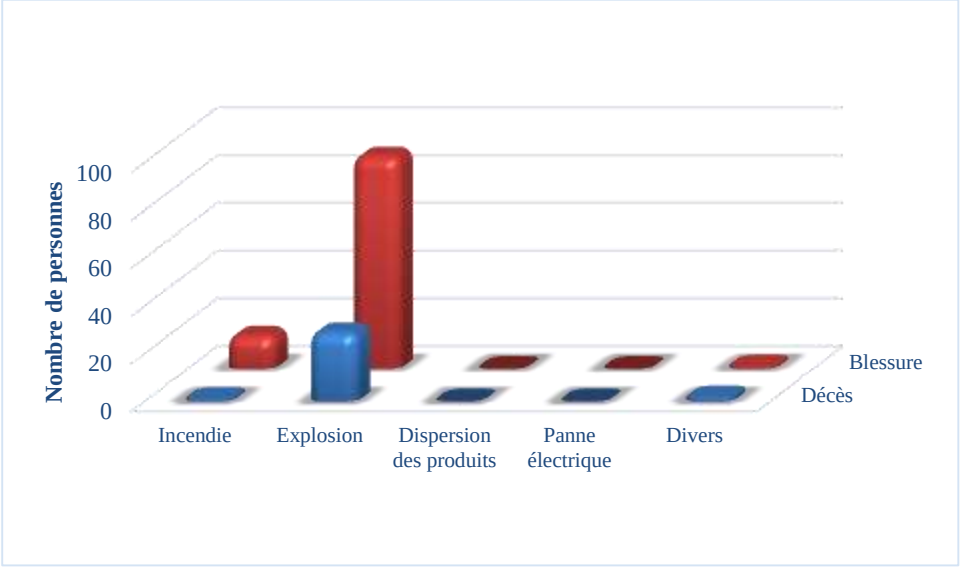



Figure I.10. Nombre des personnes décédées et blessées à cause des incendies et des explosions dans la raffinerie de Skikda

La population qui a été touchée lors des accidents est divisée en deux catégories : personnes décédées et personnes blessées. Les Fig.I.10 et 11 exposent toutes les informations sur ces deux classes au fil du temps. Dans cette analyse statistique des accidents liés au site du raffinage de Skikda, on a enregistré un nombre total de 104 blessés et un nombre total de 32 décès et dans 78% des accidents, il n'y avait pas d'atteinte au personnel sur la période allant de 2003 à 2014.

Notant que l'accident qui a causé le plus de décès et de blessures survenus dans la raffinerie de Skikda était celui du 19 janvier 2004, où une série d'explosions a tué 27 personnes et 74 blessés.

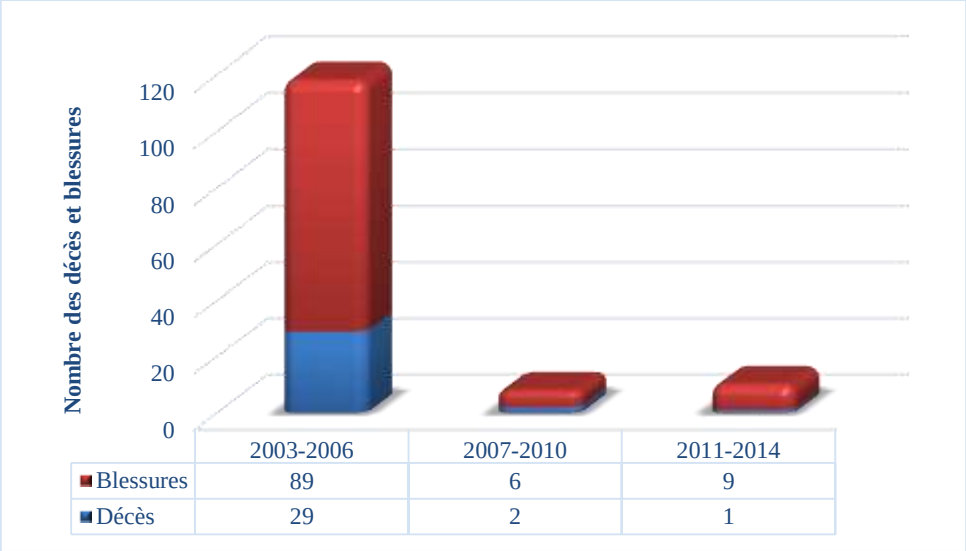



Figure I.11. Distribution cumulative du nombre de décès et de blessés à la raffinerie de Skikda pour la période de 2003-2014.

## I.5. Interprétation des résultats de l'analyse statistique des accidents/incidents dans la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014

Les résultats de l'analyse statistique des accidents enregistrés dans la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014 sont présentés dans les Fig.I.1-10. Selon les Fig.I.1-2, la fréquence d'accidents présente une augmentation continue du nombre d'accidents déclarés dans la raffinerie de Skikda pendant les années 2003-2014, avec un pic remarquable en 2013, comme le montre la Fig.I.1. Cela ne signifie pas obligatoirement que les accidents dans la raffinerie de Skikda ont augmenté de fréquence ces dernières années. Cette tendance peut être due, d'une part au :

- Le fait du manque d'informations sur les accidents de la période précédente (2003-2010) et en revanche, l'accès à l'information sur les accidents s'est nettement amélioré ces dernières années (2011-2014).

D'autre part, nos investigations sur site montrent que cette tendance d'augmentation du nombre des accidents peut être due à :

- Un grand nombre des unités de la raffinerie de Skikda remontent aux années 1980 et souffrent de la détérioration des équipements industriels à cause de l'usure et la mauvaise planification des opérations de maintenance périodique. Cela a conduit à la dégradation de la situation de la raffinerie et a causé des accidents de tous genres.

On ajoute aussi à ces facteurs, l'existence sur site de :

- Matériel et outillage non conformes aux standards ;
- Outillage non approprié ;
- Mauvaise qualité des pièces de rechange.

D'où le fait que la défaillance des équipements soit à l'origine de 30% des accidents tel que le présente la Fig.I.5. Sachant que dans 12% des cas, on n'a pas pu avoir d'informations sur les causes immédiates des accidents. En ce qui concerne les causes environnementales et l'erreur humaine, sont respectivement 4% et 2% et qui sont probablement dues aux :

- Les conditions météorologiques telles que l'humidité et les pluies qui accélèrent la corrosion ;
- Manque de personnel dans certaines unités qui a poussé le suremploi ou la surutilisation du personnel existant. En effet, afin de réaliser les objectifs de l'entreprise, le personnel existant s'est vu attribuer des taches en plus des leurs, ce qui a provoqué des accidents dus à la précipitation et à la fatigue ;
- Affectation des stagiaires ou nouveaux recrutés sans formations ou expérience à des postes spécifiques ;
- Départ massif des opérateurs expérimentés soit à d'autres compagnies ou en retraite ;
- Négligence et non-respect de la réglementation et des procédures de sécurité et la mauvaise utilisation des équipements de protection individuelle.

La Fig.I.3 montre que l'unité Reforming 1 héberge 38% des accidents reportés dans la raffinerie de Skikda. Cela peut être expliqué par le fait que cette unité continue de fonctionner avec des équipements obsolètes depuis 1994, à l'inverse des autres unités, elle n'a pas été encore réhabilitée jusqu'à nos jours.

Selon la Fig.I.6, les principaux types d'accidents sont les incendies et les explosions. Ces deux phénomènes représentent 74% des accidents enregistrés à la raffinerie de Skikda. Les incendies et explosions peuvent être causés par deux causes principales : la première est la fuite qui est à l'origine de 20% des accidents, la seconde est l'étincelle avec 18% des accidents, ensuite, on a le court-circuit qui était à l'origine de 3 incendies (Fig.I.5).

Il est important de noter qu'un accident peut engendrer plusieurs phénomènes qui viennent conjointement ou successivement. On a par exemple l'explosion qui peut être suivie par un incendie, ou une fuite ou dispersion des produits qui peut entraîner un incendie (Calvo et al. 2014) ; (Nivolianitou et al. 2006) ; (Mihailidou, et al. 2012). Les accidents impliquant des incendies, des explosions et la libération des produits ont été les phénomènes les plus répandus dans les opérations de raffinage. Cela peut être expliqué par :

- La présence des substances explosives et inflammables comme GNL, Gasoil, Pétrole brut, Naphta B, de Condensat, de gaz d'Hydrogène, HCl Chlorure d'Hydrogène comme le présente la Fig.I.7 en de grandes quantités et dans des conditions incontrôlables associées au manque de connaissances sur ces substances inflammables et les réactions qu'elles peuvent impliquer ainsi que leur mauvaise manipulation. (Aouad et Bouziane, 2012) ;
- Au cours des activités de production et de transformation, le raffinage de pétrole génère de façon inévitable des volumes considérables de boues huileuses qui sont des produits inflammables (Tahhan et Abu-Ateih, 2009).

On peut remarquer aussi que les substances les plus impliquées dans les accidents de la raffinerie de Skikda sur la période 2003-2014 sont les Hydrocarbures légers comme l'Essence, le Condensat et le Gaz Naturel Liquéfié qui contribuent avec 39%. Cela est justifié par le fait que ces substances sont les principaux produits de l'unité de Reforming qui est elle-même l'unité la plus impliquée dans les accidents de la raffinerie.

Les conséquences des accidents enregistrés à la raffinerie de Skikda pour la période 2003-2014 sont illustrées dans la Fig.I.8, où l'on peut constater un chevauchement important entre les catégories de conséquences (atteintes aux personnels, aux matériels et à l'environnement). Il est évident que dans la plupart des accidents qui contribuent aux décès et blessures, l'atteinte aux matériels est toujours impliquée.

Comme le montre la Fig.I.9, la plupart de ces conséquences sont dues aux incendies et aux explosions qui ont suscité des inquiétudes au sein de la population et ont causé des pertes matérielles et financières considérables (Planas-Cuchi et al. 1997). Selon la même figure, les incendies et les explosions ont causé 22 cas des dommages matériels, 12 cas d'atteinte aux personnes entre décès et blessures sur un total de 14 cas.

Au cours d'une période de 12 ans (2003-2014), cinq accidents mortels ont impliqué la mort de 32 personnes et 9 accidents ont causé un total de 104 personnes blessées et comme il est présenté dans la Fig.I.10, l'explosion est le premier phénomène accidentel responsable des décès (29 décès) et blessures (89 blessés), suivi d'incendie (un décès et 14 blessés) (Khan et Abbasi, 1999 ). Pour les pertes matérielles, elles étaient enregistrées dans 26 cas.

A ce stade, on doit mentionner que même si le plus grand nombre d'accidents s'est produit dans la période qui s'étale entre 2011-2014 conformément à ce que présente la Fig.I.1 et selon la Fig.I.2 et Fig.I.11, le nombre d'accidents est en augmentation ces dernières années, mais les conséquences dues à ces accidents sont en diminution au cours de ces quatre dernières années. Cette diminution touche beaucoup plus le nombre de décès et de blessures et cela est dû à plusieurs facteurs :

- Modernisation et réhabilitation de la raffinerie et des équipements de sécurité avec commutation vers des opérations plus sécuritaires ;
- Renforcement des actions de sensibilisation notamment en ce qui concerne les risques professionnels liés aux postes de travail ;
- Augmentation des fréquences des audits et des inspections ;

- Formation du personnel sur les méthodes d'identification des risques et les méthodes d'enquête des accidents et des incidents (Hazard Recognition) ;
- Examen et révision des procédures HSE ;
- Formation du personnel sur la méthode d'investigation des accidents et des incidents ;
- Sensibilisation du processus en raison de la gestion du transport routier des matières dangereuses.

On doit signaler que le manque d'informations sur les accidents et les incidents qui ont eu lieu à la raffinerie de Skikda durant la période 2003-2014 n'est pas seulement dû aux difficultés d'avoir ces données auprès de l'entreprise. Ce manque de données est attribué au fait qu'une grande partie des événements accidentels n'ont pas fait l'objet d'investigations et leurs causes directes et/ou indirectes n'ont pas été identifiées et les mesures correctives n'ont pas pu être mises en œuvre.

## I.6. Conclusion et recommandations

Ce chapitre présente une analyse statistique des accidents déclarés (incendies, explosions et rejets de substances) à la raffinerie Skikda durant la période 2003-2014. Après une succession des événements accidentels durant cette dernière décennie et en se basant sur les données statistiques de la fréquence des accidents de raffinage en Algérie, cette analyse, contrairement à la perception populaire, a témoigné une tendance à la hausse en matière de fréquence durant les quatre dernières années. Selon les résultats de cette analyse, plus du tiers du nombre total d'accidents est lié à la défaillance des équipements. Cela est dû à la détérioration de l'installation de la raffinerie et le manque de culture de la sécurité et les connaissances nécessaires pour prévenir les accidents majeurs et minimiser leurs conséquences. Cela donne une indication claire que la plupart de ces accidents auraient pu être évités si une bonne ingénierie dans la conception, la construction, l'entretien et l'exploitation a été pratiquée et un programme de gestion des risques industriels a été mis en place et correctement exécuté.

Parmi les obstacles rencontrés durant la réalisation de cette étude, le problème du manque d'informations sur les événements accidentels et surtout ceux des incidents du fait que les investigations n'ont pas couvert l'intégrité des événements qui, normalement, devaient être systématiques. Par conséquent, les leçons qui devraient être retenues des accidents passés concernant leurs causes, conséquences et les actions à entreprendre n'étaient pas retenues et diffusées.

C'est pourquoi, cette étude donne une idée sur les leçons qu'on peut apprendre de l'étude des accidents passés qui est à son tour très importante pour assurer la sécurité des opérations du raffinage du pétrole. Sachant que ce genre de leçons peut être appliqué à d'autres industries.

Selon cette analyse, ces accidents peuvent être évités par :

- L'amélioration du niveau de sécurité en utilisant des équipements de haute qualité pour la détection d'incendie, les alarmes et l'extinction des incendies ;

- Effectuer des études de dangers et des études d'impact et donner plus d'importance aux problèmes de gestion liés aux incendies ;
- Renforcer la surveillance pour les sociétés privées.

Pour les personnes qui n'ont pas de connaissance sur la sécurité contre les incendies, les moyens de protection ainsi que les techniques d'évacuation en cas d'accident, on a quelques suggestions à proposer :

- Mettre en place un système efficace pour la sélection du personnel pour les postes de travail sensibles.
- Renforcer la culture de sécurité et les compétences professionnelles et assurer une meilleure formation pour les opérateurs ;
- Améliorer les conditions de sécurité et la fiabilité du système homme-machine ;
- Prendre en considération l'état météorologique lors de la conception des projets.

Cette analyse statistique comprend : la collecte des données, le traitement des données collectées, l'interprétation des données, la présentation afin de rendre les données compréhensibles et exploitables pour service de retour d'expérience et pour apprendre plus de leçons sur ces phénomènes accidentels. Ainsi, cette analyse statistique peut donner naissance à deux grands volets d'étude ;

1. Dans un premier temps, les résultats de l'analyse statistique peuvent être interférés pour faire émerger des propriétés d'un ensemble de variables connues uniquement à travers quelques-unes de ces réalisations (qui constituent un échantillon de données). Cette inférence statistique s'appuie sur les résultats de la statistique mathématique, qui applique des calculs mathématiques rigoureux concernant la théorie des probabilités et la théorie de l'information aux situations où l'on n'observe que quelques réalisations (expérimentations) du phénomène à étudier. Sans la statistique mathématique, un calcul sur des données (par exemple une moyenne), n'est qu'un indicateur. C'est la statistique mathématique qui lui donne le statut d'estimateur dont on maîtrise le biais, l'incertitude et autres caractéristiques statistiques. On cherche en général à ce que l'estimateur soit sans biais, convergent (ou consistant) et efficace. On peut aussi émettre des hypothèses sur la loi engendrant le phénomène général. L'étude de l'échantillon va alors valider ou non cette hypothèse : c'est ce qu'on appelle les tests d'hypothèses. Les tests d'hypothèses permettent de quantifier la probabilité avec laquelle des variables (connues seulement à partir d'un échantillon) vérifient une propriété donnée. Enfin, on peut chercher à modéliser un phénomène a posteriori. La modélisation statistique doit être différenciée de la modélisation physique. Dans le cas de la modélisation statistique, le modèle va être construit à partir des données disponibles, sans aucun a priori sur les mécanismes entrant en jeu. Ce type de modélisation s'appelle aussi modélisation empirique. Dans le second chapitre, on va donner une présentation panoramique des différents modèles dédiés à l'étude du phénomène d'incendie en parcourant toutes ses étapes commençant par son ignition et terminant par ses modèles d'évacuation.

2. Le second objectif de cette analyse statistique consiste à fournir des données d'entrée nécessaires à d'autres types de modélisation telle que la modélisation déterministe qui fait appel à un grand nombre de données d'entrée.

Dans le cadre de cette thèse, Cette analyse statistique a fait l'objet des articles à paraître dans les journaux suivants : World Applied Sciences Journal (Chettouh et Hamzi 2014e) et International Journal of Engineering Research & Technology (Chettouh et Hamzi 2013c).

# *Chapitre 2*

## *Etat de l'art sur les modèles statistiques d'incendie*

### *Sommaire*


II.1 Introduction……...37
II.2 Classification des modèles d'incendie…….....38
II.3 Modèles statistiques d'incendie……..……...39
II.3.1. Modèles statistiques d'ignition et fréquence d'incendie……43
II.3.2. Modèles statistiques de propagation et comportement d'incendie…….45
II.3.3. Modèles statistiques des effets de l'incendie…….51
II.3.4. Modèles statistiques de détection d'incendie et réponse humaine…….....52
II.3.5. Modèles statistiques d'évacuation……..57
II.3.6. Cadre statistique pour l'analyse de l'incertitude et la sensibilité des modèles déterministes d'incendie……...58
II.4 Conclusion…….....59


*Dans ce chapitre, nous présentons de manière succincte, un état de l'art sur la modélisation statistique des incendies. Nous présenterons d'abord les différents types de modélisations dédiées à l'étude des incendies : Modélisation déterministe ou physique, statistique, et semi-empirique. Ensuite, nous nous pencherons sur la modélisation statistique en présentant une classification des modèles statistiques développés pour étudier l'incendie. Enfin, nous nous intéresserons à l'état de l'art des modèles statistiques d'incendies en tenant compte de la classification élaborée précédemment.*

## II.1. Introduction

Depuis quelques années, le risque incendie a reçu un écho tout particulier auprès des industriels notamment après les différents accidents qui ont coûté très cher aux entreprises en particulier et aux sociétés en général. La prise de conscience collective de l'importance du risque incendie, en matière de pertes humaines et de coût matériel, a permis d'élaborer un contexte législatif afin d'améliorer la performance et la disponibilité des différents équipements de sécurité (Chettouh 2009).

La prise en compte de ce risque dans les études de sécurité se heurte à un problème récurrent, à savoir la difficulté, voire l'impossibilité de réaliser des essais incendies en taille réelle. En effet, les essais incendies sont relativement difficiles à mettre en œuvre et peuvent s'avérer très coûteux : fabrication et utilisation d'un ou plusieurs prototypes qui seront non réutilisables (afin de simuler plusieurs cas de scénarios dangereux), installation de systèmes complexes de mesures (capteurs de température, de concentration de polluants, débitmètres…), dépouillement fastidieux des résultats, mise en place d'une procédure de test particulière à chaque scénario avec soutien logistique (équipes opérationnelles, équipes de secours, etc.).

Pour toutes ces raisons, les industriels essaient d'éviter au maximum ce type de procédure sans pour autant dégrader la qualité et la pertinence des études de sécurité. Pour atteindre cet objectif, des outils fondés sur la modélisation et la simulation numérique ont été développés depuis quelques années grâce notamment à l'avènement des systèmes informatiques. En effet, de puissants logiciels de simulation permettent d'étudier, en particulier, les phénomènes de propagation d'incendies sur des systèmes complexes et de grande taille.

La modélisation d'un système consiste principalement dans la description formelle des processus intervenant dans ce système (Camara et al. 2012). Cette démarche a pour objectifs la compréhension et la prédiction du comportement du système, pour éventuellement aboutir à son contrôle. C'est une traduction subjective de la réalité qui peut passer par la mise en œuvre d'outils mathématiques et numériques sur lesquels vient s'appuyer l'analyse du système considéré. Pour représenter les feux, naissant, se développant, se propageant, s'éteignant, il existe plusieurs catégories de modèles correspondant à différents niveaux d'approximation qui permettent d'évaluer les conséquences des incendies. Le choix du modèle dépend du niveau de précision souhaité dans l'évaluation et également des moyens et du temps disponible pour réaliser les calculs de simulation (Chettouh 2009).

La modélisation des incendies est très certainement un problème d'une extrême complexité, il met en jeu des phénomènes fortement non linéaires tels que les transferts turbulents dans les basses couches de l'atmosphère et au voisinage immédiat du front d'incendie (interaction écoulement/combustible, combustion en phase gazeuse), les transferts radiatifs entre la flamme,

la décomposition par séchage, pyrolyse et combustion hétérogène de la végétation dans le cas des feux de forêt. C'est pour ces raisons que les approches plus ou moins empiriques ont longtemps été privilégiées pour aborder ce problème. Ces outils proposent une évaluation de quelques caractéristiques simples d'un incendie en propagation libre, telles que la vitesse de propagation, la densité linéaire de puissance dégagée par le front d'incendie (intensité du front) et la hauteur de flamme.

## II.2. Classification des modèles d'incendie

La modélisation des incendies est devenue une étape majeure pour l'analyse du risque incendie couramment utilisée pour l'ingénierie de la sécurité incendie (Cheng and Hadjisophocleous 2009). C'est pourquoi, de nombreuses recherches ont été menées pour mieux comprendre le mécanisme et le comportement des incendies (Cheng and Hadjisophocleous 2011) ainsi que les réponses des systèmes de détection d'incendie et l'évacuation des personnes. Les résultats ont conduit à des modèles mathématiques qui permettent de bien comprendre la propagation d'incendie, son comportement et ses effets sur les personnes et l'environnement, afin de les utiliser pour concevoir des stratégies efficaces pour maîtriser ce phénomène, améliorer le niveau de la sécurité des personnes et réduire les dommages probables (Cheng et Hadjisophocleous 2009) ; (Andrews et Queens 2001).

Les modèles d'incendie sont généralement composés d'une collection d'équations dont la solution donne des valeurs numériques pour l'évolution spatio-temporelle d'une ou plusieurs variables, telles que la vitesse de propagation, la hauteur de flamme, le risque d'allumage ou la consommation de carburant. De cette manière, une description plus ou moins détaillée du comportement du système est obtenue. Selon cette définition, les modèles d'incendie peuvent être classés, selon la nature des équations en (Pastor et al. 2003) ; (Aleksov et Jurukov 2012) :

- ***Modèles déterministes ou physiques :*** ce sont les modèles qui décrivent le comportement des incendies au moyen des lois physiques et chimiques de la combustion, la dynamique des fluides et les lois de conservation de l'énergie et de la masse et cela conduit à l'utilisation d'un grand nombre de paramètres d'entrée pour l'exécution des modèles, ce qui rend les simulations informatiques difficiles (Aleksov et Jurukov 2012) ; (Pastor et al. 2003) ;
- ***Modèles semi-empiriques :*** les données recueillies au cours des observations sont analysées en utilisant les lois de la physique, à la recherche de relation ou l'absence de certains paramètres (Aleksov et Jurukov 2012) ; (Pastor et al. 2003) ;
- ***Modèles statistiques ou empiriques :*** composés de corrélations statistiques extraites des expériences ou des études historiques des incendies. On ne peut les appliquer que pour des systèmes dans lesquels les conditions sont identiques à celles qui sont utilisées dans la formulation et l'essai des modèles (Aleksov et Jurukov 2012) ; (Pastor et al. 2003). Ces modèles ont été utilisés avec succès dans une gamme d'écosystèmes sujets aux

incendies et forment la base des systèmes de notation du danger d'incendie Australien et Canadien (Pastor et al. 2003) ; (Noble et al. 1980) ; (Stocks et al, 1989).

Mais il faut signaler que précédemment, l'étude d'incendie et de combustion était essentiellement une approche empirique, dirigée principalement vers l'application de la combustion à des procédés industriels jusqu'au début du siècle précédent lorsque l'approche déterministe a mûri au point de fournir des progrès significatifs dans la compréhension et la prédiction de la combustion. Cependant, le développement de la compréhension physique des autres formes de combustion n'a eu lieu que très récemment (Sullivan 2007). En raison de ce besoin simple, les modèles statistiques d'incendie étaient toujours des modèles unidimensionnels. Leur nature plutôt pragmatique de ces modèles, leur mise en œuvre relativement simple, leur relation directe avec le comportement des incendies réels et plus important encore, leur développement, principalement par les organismes forestiers pour leur propre usage immédiat. À cause de tous ces points et bien d'autres, les modèles statistiques sont devenus très populaires pour les organismes forestiers et devenus à la base de tous les modèles opérationnels destinés à la modélisation des incendies (Sullivan 2007) en fournissant les données d'entrée à ces modèles ou en corrigeant les incertitudes générées par ces derniers.

## II.3. Modèles statistiques d'incendies

Statistiques, stochastiques, également appelés les modèles empiriques, ce sont les modèles qui prévoient le comportement le plus probable du feu, les conditions moyennes et l'accumulation obtenus à partir du laboratoire et du feu expérimental extérieur, ou des historiques des incendies. Ces modèles reposent sur des équations algébriques ou des approches analytiques simples et proviennent souvent de corrélations établies à partir de données expérimentales. Ils ont, en général, été conçus pour un usage spécifique comme, par exemple, l'estimation de la montée en puissance d'un incendie ou de la température de la couche chaude dans la pièce où a lieu l'incendie (Chettouh 2009).

Ils utilisent des probabilités de certains événements (succès/échec du cloisonnement, naissance d'un incendie dans la vie du bâtiment, etc.). Le traitement des données se fait essentiellement par les méthodes classiques de calcul des probabilités et des statistiques. Les résultats sont des probabilités d'événements redoutés (états du feu, transition d'un état à un autre, échec de l'évacuation, etc.) (Charles1992 ; Chorier 2007).

Il y a deux modèles empiriques largement en service, Australien et Canadien. En Australie, le modèle le plus employé, est le modèle de Mc Arthur pour les feux de forêt. Ces modèles ne font aucune tentative d'inclure les mécanismes physiques pour la propagation de feu ; c'est une description purement statistique des feux d'essai (Morvan et al. 2002). La démarche adoptée par la modélisation statistique est représentée dans la Fig.II.1.

En s'appuyant essentiellement sur des corrélations empiriques, les phénomènes physiques sont représentés dans leur ensemble. L'intérêt principal de ce type de modélisation est sa grande facilité d'utilisation. En effet, la quantité de calcul nécessaire pour aboutir aux résultats est très

faible et l'utilisateur du modèle n'a que très peu d'informations à fournir. Les calculs peuvent être faits « à la main » (Rambaud 2007). Il est donc intéressant d'utiliser les courbes paramétriques au niveau normatif. Cependant, la prise en compte d'un nombre important de phénomènes physiques significatifs avec seulement quelques relations reste très difficile. De plus, le domaine de validité des relations établies est souvent restreint et les hypothèses utilisées ne sont pas toujours bien connues par l'utilisateur. Chaque courbe paramétrique est conçue pour un type d'application bien particulier : une courbe paramétrique s'appliquant à toutes les situations possibles n'existe pas.

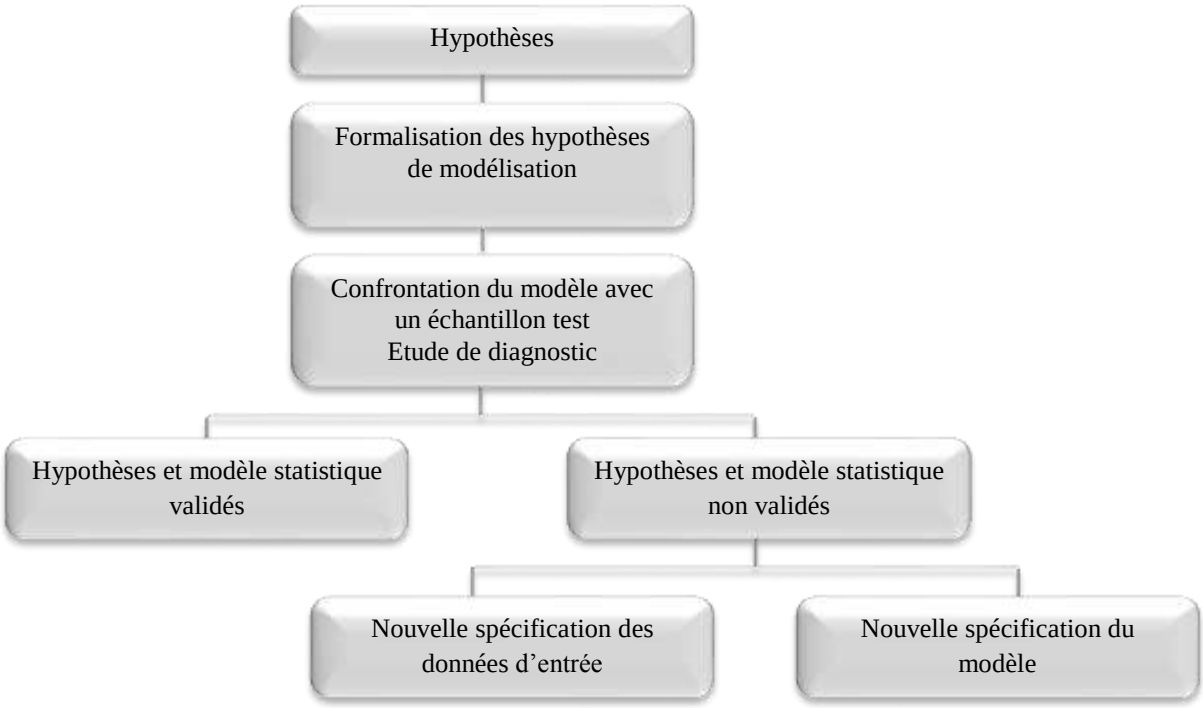



Figure II.1 : la démarche pour la modélisation statistique (Rambaud 2007).

Ainsi, l'utilisation correcte de ce type de modèle n'est pas aussi évidente qu'il paraît a priori : il existe un risque non négligeable d'aboutir à des conclusions erronées par suite d'un mauvais usage de ces relations paramétriques (Rambaud 2007).

Dans ce chapitre, on propose une revue des modèles statistiques d'incendie. Cette revue ne consiste pas à expliquer tous les modèles destinés à l'étude des incendies (hypothèse, modèle mathématique, évolution, terrain d'application, etc.) de façon exhaustive. L'objectif principal de cet état d'art est de donner un aperçu de ce qui existe comme modèles et approches de modélisation statistique conçus pour prévoir des événements spécifiques aux incendies et de donner la base sur laquelle le modèle repose ainsi que ses principaux résultats tels qu'ils sont exposés par les auteurs.

Un aperçu chronologique de tous les types des modèles et de méthodes statistiques d'incendie souvent référencés, développés dès le début des années 1990 jusqu'à présent, en présentant

leurs types, leurs domaines d'utilisation, leurs principes d'application ainsi que leurs avantages et limites (ces données seront fournies suivant leur disponibilité dans les articles présentant les modèles en question).

Pour ce faire, nous proposons une catégorisation générique des modèles statistiques des incendies qui sont basés sur les critères suivants (Fig. II.2) :

- La probabilité d'ignition et les influences biophysiques sur l'incendie, telles que la quantité du combustible ou végétation (cas des feux de forêts), inflammabilité de la végétation, la topographie et la météorologie, etc.
- La propagation du feu, une fois qu'il est établi, à ce stade les effets d'incendie peuvent alors être calculés pour former une estimation complète des risques liés à l'incendie ;
- Effets d'incendie sur les personnes et l'environnement ;
- Système de détection d'incendie avec ses différents types, ainsi que la réponse humaine à ces systèmes de détection et qui est un facteur influençant le temps de l'évacuation de personnes ;
- L'évacuation des personnes ;
- L'analyse des incertitudes et l'analyse de sensibilité des modèles déterministes d'incendie.

En se basant sur la Fig.II.2, on a classé les modèles statistiques des incendies en six catégories :

- Modèles d'ignition et fréquence d'incendie ;
- Modèles de comportement et propagation d'incendie ;
- Modèles de détection d'incendie et réponse humaine ;
- Modèles des effets d'incendie ;
- Modèles d'évacuation ;
- Modèles et méthodes d'analyse des incertitudes.

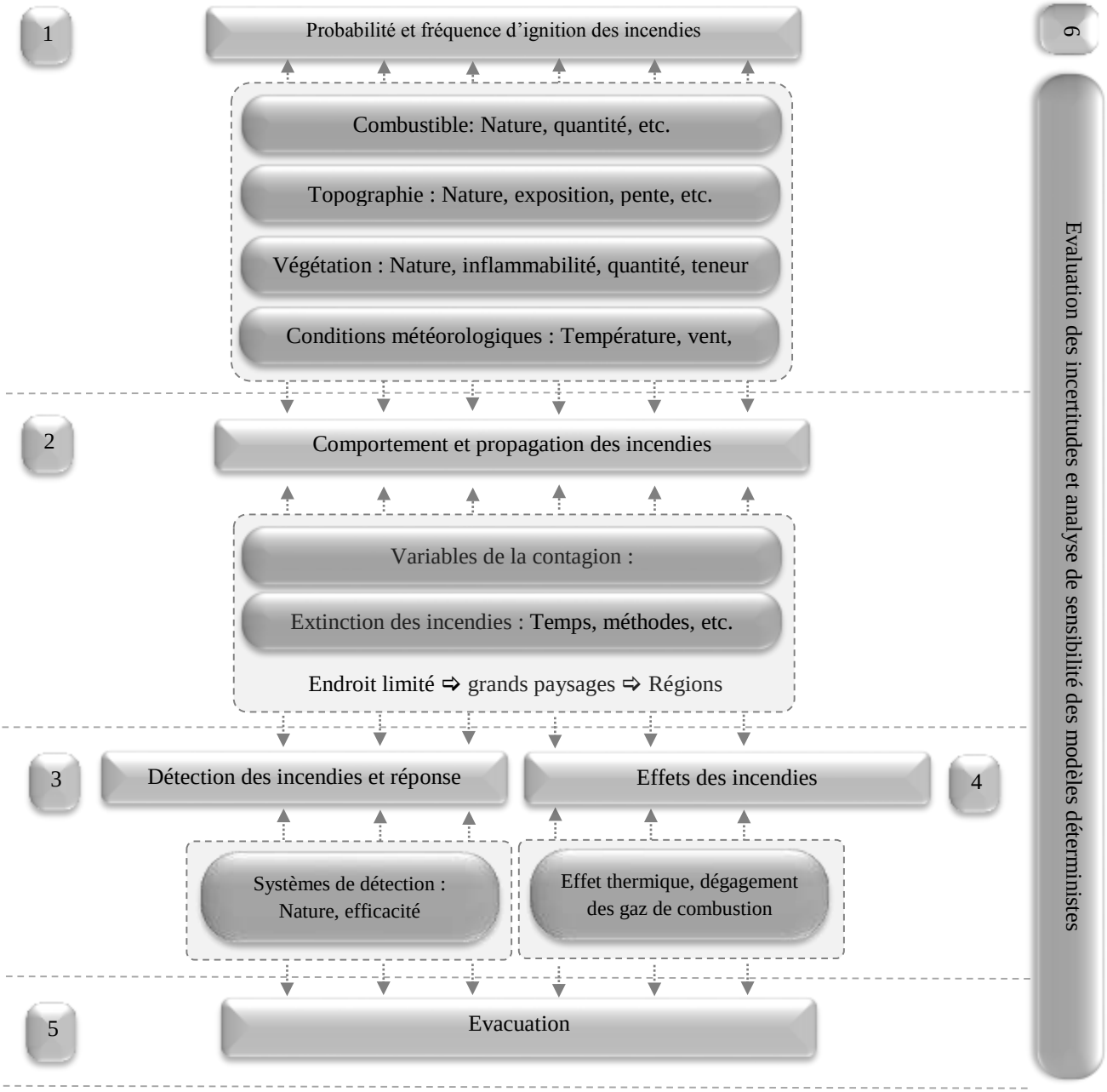



Figure II.2 : Les modèles statistiques par rapport aux différentes phases du cycle de vie d'un incendie.

### II.3.1. Modèles statistiques d'ignition et fréquence d'incendie

La fréquence d'ignition est une variable importante dans la quantification du risque incendie. Le résultat de ce genre de modélisation probabiliste est très utile dans la conception technique (Sandberg 2004).

Pour étudier les incendies majeurs des forêts, qui peuvent causer des dommages aux ressources naturelles, un modèle a été développé par ***Ramesh (2001)*** basé sur une distribution de Pareto généralisée (Generalised Extreme Value (GEV)) et a été utilisé pour modéliser les données sur une superficie de forêt brûlée suite à un incendie majeur aux États-Unis en 1825. Ce modèle sert d'approche de modélisation de processus ponctuel pour modéliser les incendies de forêt à grande ampleur. Une approche de lissage semi-paramétrique a été adaptée avec la méthode de vraisemblance maximale pour estimer les paramètres du modèle. La méthode de vraisemblance locale est utilisée pour estimer les paramètres lisses des modèles externes incorporant une tendance dans le temps.

Les résultats de cette analyse ont montré une augmentation significative de la fréquence des feux de forêts dans la seconde moitié du siècle dernier. En revanche, une décroissance des superficies brûlées par les incendies des forêts à grande ampleur, est enregistrée.

De leur côté, ***Brillinger et al. (2003)*** ont développé un modèle pour estimer la probabilité d'occurrence d'un incendie de forêt à un endroit et un temps bien déterminés en fonction de ces deux derniers et d'autres variables explicatives. Ils l'ont appliqué à un grand ensemble de données sur les terres fédérales dans l'Etat de l'Oregon. Le travail est mis en place pour le cas d'un maillage fin de cellules et d'un grand ensemble de données jointes. Les éléments de cette approche étaient :

- Processus ponctuels spatio-temporels et variables associées ;
- Méthodes déductives fondées sur la vraisemblance développées pour de tels processus ;
- Approximation du processus ponctuel par un procédé de valeur 0-1 sur un réseau ;
- Un échantillonnage de 0 qui présente : pas de cellules d'incendie ;
- Technologie généralisée du modèle additif.

Ensuite, les données étaient regroupées en petites cellules spatio-temporelles. Du fait, qu'il y avait tellement de ces cellules dans les analyses, un échantillon est prélevé pour faciliter la tâche. Les auteurs ont mentionné que l'une des difficultés qui devait être invoquée concernant ce modèle réside dans le fait qu'en utilisant le modèle additif généralisé (GAM Generalized Additive Model) il a été constaté que les résultats de prédiction exécutés dépendaient de quelles autres prédictions qui ont été réalisées en même temps. Cela peut être dû à l'accumulation d'erreurs d'arrondissement. Les résultats de cette modélisation sont valables pour les essais de toutes les prévisions étant effectuées en même temps. La raison de ce choix était le fait que le temps de calcul nécessaire était réduit, en exécutant une prédiction à la fois.

L'un des points forts de la modélisation statistique est la possibilité d'établir des prévisions avec une précision spécifiée et, par conséquent, la possibilité d'étudier la précision des résultats, en le comparant avec les données historiques. C'est pourquoi, ***Preisler et al. (2004)*** ont proposé un modèle probabiliste pour estimer le risque d'incendie. Le risque était défini en utilisant trois probabilités :

- La probabilité d'occurrence des incendies ;
- La probabilité conditionnelle d'un incendie majeur résultant d'une ignition donnée ;
- La probabilité inconditionnelle d'un incendie majeur.

Le modèle était basé sur des données regroupées pour 1 $km^2$/jour de la cellule qui s'adaptent spatialement et temporellement à une régression logistique non paramétrique aux données regroupées. Le modèle était spatialement et temporellement explicite. Chaque maille kilomètres carrés pour chaque jour peut avoir une valeur de probabilités différentes.

Les auteurs ont constaté que le modèle peut être utilisé pour évaluer l'utilité de variables explicatives, comme les conditions météorologiques d'incendie et les indices de danger pour la prédiction du risque d'incendie. Le modèle proposé par Preisler et al. (2004) peut également être utilisé pour élaborer des cartes de probabilités prévues et d'estimer le nombre total d'incendies prévus, ou le nombre d'incendies dans une région et période données, un mois en avance.

Les valeurs PDSI (Palmer Drought Severity Index) des 12 mois précédents ainsi que les températures prévues du mois prochain étaient des indicateurs utiles pour la prévision des probabilités d'incendie du mois suivant.

Le modèle de Preisler et al. (2004) peut développer un système d'évaluation des dangers d'incendie (basé sur les taux de probabilité : faible ou élevée) qui permet aux gestionnaires de déterminer avec certitude le taux d'erreur globale ; à savoir, combien de fois un événement d'incendie ne sera pas prédit puisque les prévisions étaient faibles, ou combien de fois un événement d'incendie sera effectivement observé lorsqu'une prévision est prévue. À ce niveau, on doit aussi prendre en compte la facilité avec laquelle les limites du modèle avec une série particulière de valeurs prédites pourront être étudiées.

Plus tard, Preisler ***et al. (2007)*** ont développé un modèle statistique pour évaluer et cartographier les prévisions de prédicteurs du danger d'incendie sur le mois à venir dans l'ouest des États-Unis.

La méthode est basée sur les techniques de régression logistique avec des fonctions splines pour prendre en compte les relations non linéaires entre les prédicateurs du danger d'incendie et la probabilité des incendies majeurs. Les estimations s'étalent sur une période de 25 ans (1980-2004). Le modèle utilisant les facteurs prédicatifs de température mensuelle moyenne, et décalé « Palmer » ; l'indice de sévérité de sécheresse (PDSI (Palmer Drought Severity Index)) a

démontré une amélioration significative en matière de prévision des compétences sur les fréquences historiques (prévisions de persistance) de grands incendies.

***Šrekl et Golob (2009)*** ont utilisé les méthodes d'analyse statistiques pour éclaircir les causes d'ignition des incendies sur un échantillon aléatoire de bâtiments industriels de la république de Slovénie. Les analyses sont fondées sur la modélisation par équations structurelles (Structural Equation Modeling (SEM)), qui est une technique d'analyse statistique bien établie dans les domaines de la biologie, de la psychologie et de la médecine, mais jusqu'à présent, rarement appliquée dans la recherche en sécurité industrielle.

Les analyses statistiques des incendies survenus dans 134 structures industrielles dans la République de Slovénie. Šrekl et Golob (2009) ont démontré qu'il existe une corrélation significative entre le nombre de foyers d'incendie et l'exposition aux sources d'ignition, c'est-à-dire que la fréquence des foyers d'incendie dépend statistiquement et significativement que de la présence et la probabilité d'exposition à des sources de chaleur (flammes, étincelles et surfaces chaudes) et ne dépend pas de manière significative de la quantité disponible de matériaux inflammables à l'intérieur de la structure industrielle. Le nombre moyen d'incendies dans l'échantillon étudié était de 1.2, ce qui signifie que chaque structure en moyenne souffre au moins un début d'incendie en cinq ans.

En général, le résultat n'évalue pas numériquement une situation spécifique, mais plutôt aide à expliquer les corrélations entre les indicateurs observés et les valeurs des variables consécutives.

Les fonctions limites donnent la longueur nécessaire d'exposition mensuelle moyenne aux sources d'ignition afin d'attendre un nombre spécifique de foyers d'incendie dans la structure dans un délai de cinq ans. Cette prédiction permet d'identifier les situations de travail dangereuses et ainsi la mise au point des mesures de sécurité pour prévenir les incendies.

***Albert-Green et al. (2012)*** ont développé un modèle pour estimer la probabilité que des personnes soient la cause d'ignition des incendies de forêt. Leur approche empirique est un cadre très souple et largement applicable, dans lequel ils ont pu tenir compte des incertitudes et d'estimer les effets de variables spécifiques sans la nécessité d'estimer les paramètres de processus sociaux et physiques sous-jacents.

Albert-Green et al. (2012) ont démontré dans leur étude de simulation que la précision de leur approche augmentera lorsque la taille de leur échantillon augmente. Par conséquent, des modèles tels que celui d'Albert-Green et al. (2012) pourraient être utilisés dans un scénario d'étalonnage où un modèle ou des méthodes empiriques pourraient être utilisés pour calibrer un modèle physique.

Enfin, ils ont noté que la sortie d'un modèle de processus pourrait être utilisée comme entrée pour un modèle empirique. Par exemple, la sortie d'un modèle de simulation du climat pourrait être utilisée comme entrée à leur modèle pour prévoir l'évolution du risque d'ignition d'incendie à travers un paysage.

### II.3.2. Modèles statistiques de propagation et comportement d'incendie

La modélisation de la propagation de l'incendie est très importante pour l'ingénierie de la sécurité contre l'incendie ainsi qu'aux assurances des industries (Cheng et Hadjisophocleous 2009). Au cours des dernières années, les progrès réalisés concernant la puissance des outils de calcul et l'analyse de données spatiales (SIG, télédétection, etc.) ont conduit à une augmentation des tentatives de modélisation de la propagation et le comportement des incendies statistiquement. Ces modèles sont basés uniquement sur l'analyse statistique des données obtenues expérimentalement avec ou sans un certain cadre physique pour la base des relations. Ces principales relations consistent dans le rapport de la vitesse du vent, le combustible, la teneur en humidité avec la vitesse de propagation de l'incendie (Sullivan 2007).

Cette revue considère le développement de certains des modèles et approches de modélisation visant à prédire la propagation et le comportement spatial des événements d'incendie. Ces événements et leur prédiction exacte sont d'une grande importance pour ceux qui cherchent à comprendre et à gérer les écosystèmes vulnérables aux incendies. Le but des modèles statistiques ou empiriques est principalement limité à la prédiction de la vitesse de propagation. Ils n'utilisent aucune modélisation physique pour décrire le transfert de chaleur de la zone de combustion vers le combustible non brûlé. Les modèles de propagation et du comportement d'incendie peuvent être divisés en deux grandes catégories :

- Ceux qui concernent la quantification du comportement du feu grâce à la prédiction des paramètres tels que la vitesse de propagation et l'intensité de la ligne d'incendie ;
- Ceux qui concernent la prédiction de la forme finale (ou étendue spatiale : propagation) de l'incendie.

La chose commune entre ces deux classes des modèles empiriques est le fait que les auteurs cherchent à identifier les caractéristiques clés qui décrivent le comportement du feu. Ainsi, tous les modèles empiriques utilisent des formules pour déterminer la vitesse de propagation de l'incendie signifié dans la littérature comme ROS (Rate Of forward Spread). D'autres principaux paramètres peuvent être cités tels que : la hauteur et la longueur de la flamme, l'intensité de la combustion, l'apport thermique de l'incendie, etc. Ces modèles sont particulièrement nécessaires pour les équipes de pompiers pour surveiller la progression des incendies en présence des vents violents dans le but de surveiller le comportement du feu et de planifier la suppression effective de l'incendie.

Dans la section suivante, on présente et on discute quelques modèles statistiques de propagation d'incendie qui sont apparus dans la littérature depuis 1990. Il est intéressant de noter que la majorité des nouveaux modèles développés au cours des dernières années ont été le résultat des efforts basé sur deux grands modèles : celui de l'Australien McArturs (McArthur 1966) et l'American Rothermel (Rothermel 1972).

Le modèle de ***McArthur (McArthur 1966)*** pour les feux de brousse et incendies de forêts est le meilleur exemple des modèles empiriques et on peut dire que c'est le modèle le plus utilisé. Il

constitue une description statistique des tests incendies telle que la propagation (Bodrožić et al. 2005). Le modèle a été développé et testé dans les régions sèches du sud-est de l'Australie, en utilisant une base de données de plus de 5000 feux incontrôlés et 500 incendies contrôlés qui étaient intensivement étudiés afin de développer un modèle destiné à l'utilisation opérationnelle (McArthur 1966) ; (Noble et al. 1980).

Le deuxième modèle de base pour la modélisation statistique de la propagation et le comportement d'incendie est celui qui a été créé par ***Rothermel*** (Rothermel, 1972) ; c'est le modèle mathématique le plus répandu et le plus pratiqué à ce jour ; Le modèle de Rothermel des incendies de forêt est parfois appelé modèle semi-empirique à cause de sa nature hybride qui couple à la fois, la nature physique et empirique. Ce modèle est destiné à étudier les incendies de surface, qui se propagent à travers une couche de combustible et qui s'étendent à partir du sol jusqu'à environ 2 mètres. Bien que ce modèle utilise le principe de conservation d'énergie pour dériver une équation pour la vitesse de propagation, aucune distinction n'est faite entre les différents modes de transfert de chaleur. Le flux de propagation $\xi$, qui est utilisé pour extraire une équation pour la vitesse de propagation, est déterminé de manière empirique (Scott et Burgan 2005) ; (Jimenez et al. 2008).

Le modèle de Rothermel classe les paramètres d'entrée en quatre grandes catégories :

- Type de combustible ;
- Teneur en humidité du combustible ;
- Topographie ;
- Conditions météorologiques.

Pour des raisons de simplification, Rothermel a supposé que pour une petite zone et de courtes périodes, les combustibles sont considérés comme homogènes (Scott et Burgan 2005) ; (Jimenez et al. 2008).

Les groupes de paramètres de combustible comprennent les propriétés des particules de combustibles telles que la quantité du combustible, la teneur d'humidité du combustible et le rapport de l'aire superficielle au volume.

Il existe d'autres modèles statistiques couramment utilisés pour modéliser la propagation et le comportement des incendies, basés sur quelques principes du modèle Rothermel, les modifications sont plus ou moins spécifiques (Aleksov et Jurukov 2012), parmi ces modèles, on présente brièvement, dans la section suivante, les plus marquants :

***Modèle d'Accélération (1991) :*** proposé par McAlpine et Wakimoto (1991), ce modèle n'était pas un modèle de propagation d'incendie proprement dit, il n'accorde pas un intérêt majeur à la propagation d'incendie, c'est-à-dire l'accélération de la vitesse de propagation de l'incendie. L'hypothèse est que l'incendie va atteindre un taux d'équilibre de la propagation pour les conditions en vigueur. (McAlpine 1992).

***CALM Spinifex (1991) :*** The Western Australia Department of Conservation and Land Management (CALM) Spinifex : est un modèle développé par (Burrows et al. 1991) à partir de 41 feux expérimentaux menés dans des plaines de sable relativement plates. Ces incendies ont été allumés à l'aide de torches d'égouttement pour créer des lignes de feu jusqu'à 200 m de longueur perpendiculaires à la direction du vent. La propagation de l'incendie a été mesurée à l'aide des marqueurs métalliques placés près du front de flammes à des intervalles de 1-4 minutes. Les incendies étaient laissés se propager jusqu'à ce qu'ils s'auto-éteignent.

***Canadian Forest Fire Behaviour Prediction (CFBP) - System (1992) :*** Est une composante du Canadian Forest Fire Danger Rating System (CFFDRS) (Stocks et al. 1991), qui a également incorporé le Canadian Forest Fire Weather Index (CFWI) System (Canadian Forest Fire Weather Index). Le CFFDRS est le résultat de la poursuite des recherches sur le comportement des incendies de forêt dans les années1920 et depuis, il a subi plusieurs incarnations.

Le système CFFDRS actuel est sous forme de structure modulaire depuis la fin des années 1960. La première composante majeure achevée était la CFWI en 1971. Cette dernière fournit une mesure relative de l'humidité du combustible et le potentiel de comportement au feu pour un type de carburant standard. Cette composante a été révisée à plusieurs reprises depuis son introduction (Van Wagner 1987). Le système de CFBP est basé sur les observations combinées de près de 500 incendies expérimentaux, contrôlés et non contrôlés avec 16 types de combustibles séparés couvrant les conifères, les feuillus, les bois mixte et les herbes. La version finale du système de CFBP fonctionne en conjonction avec le système CFWI pour déterminer un indice de propagation initiale (Initial Spread Index (ISI)) pour le type de carburant standard (pinède) et se fondent uniquement sur la teneur du combustible en humidité (Fuel Moisture Content (FMC)) et la vitesse du vent. Les fonctions choisies pour l'effet de la vitesse du vent et FMC sur l'ISI sont exponentielles (exposant 0,05039) pour le vent et un mélange complexe de loi exponentielle et de puissance exposants (-0,1386 et 5,31 respectivement) pour FMC (Van Wagner, 1987). Sachant qu'aucune quantification de la performance de ces fonctions n'est donnée.

***Button (1995) :*** Marsden-Smedley et Catchpole (1995b) ont présenté un modèle pour la prédiction de la vitesse de propagation vers l'avant (Rate Of forward Spread (ROS)) et la hauteur de la flamme des incendies dans les landes de buttongrass en Tasmanie, dominées par les carex et les prairies basses (Marsden-Smedley et Catchpole, 1995a). L'étude de comportement était faite sur 64 incendies sur 12 sites différents. Marsden-Smedley et Catchpole (1995b) ont trouvé que la vitesse du vent de surface, Fuel Moisture Content (FMC) et l'âge du combustible (temps écoulé depuis le dernier incendie) sont les variables clés affectant la (ROS), le vent étant le facteur dominant. Âge du combustible et FMC représentaient chacun 15 à 20% de la variation observée dans ROS.

***CSIRO Grass (1997) :*** c'est un calcul circulaire qui résume les algorithmes développés par Cheney et al. (1998) pour la propagation du feu dans la nature. Ces algorithmes sont basés principalement sur les résultats des expériences menées dans des herbes annuelles, en vue de

déterminer l'importance relative des caractéristiques des combustibles sur la vitesse de propagation vers l'avant (Rate Of forward Spread (ROS)) dans le cas des grands incendies sans contrainte, en particulier la teneur du combustible en humidité (Cheney et al., 1993). En utilisant la notion de potentiel quasi-constante ROS et un seuil minimum de la vitesse du vent pour une propagation en avant continue, Cheney et al. (1998) ont développé un modèle de propagation du feu en supposant une largeur nécessaire pour atteindre le potentiel ROS.

***CALM Mallee (1997) :*** McCaw (1997) a mené une expérience à grande échelle sur le terrain d'Eucalyptus à Tetragona Mallee Heath dans le sud-ouest de l'Australie occidentale, où les arbustes de moins de 1,0 m présentent plus de la moitié des espèces végétales. Un site météorologique semi-permanent a été mis en place sur les 500 m des parcelles expérimentales. McCaw a fait un enregistrement en moyenne de 30 minutes de la température, de l'humidité relative et de la vitesse et la direction du vent. Au cours de chaque expérience, la vitesse moyenne et la direction du vent à un emplacement allant jusqu'à 250 m en amont de la parcelle ont été mesurées à une hauteur de 2 m et 10 à 30 s d'intervalles. La FMC (Fuel Moisture Content) a été mesurée en utilisant cinq échantillons de quatre composants combustibles collectés après incendie dans les 30 minutes qui suivent l'ignition. La vitesse du vent à 10 m variait de 1,5 à 6,9 $ms^{-1}$ et la FMC variait entre 4 et 32%. Les incendies expérimentaux ont été allumés en utilisant un lance-flammes monté sur un véhicule pour établir une ligne perpendiculaire au vent dominant allant jusqu'à 200 m de longueur. La propagation de l'incendie a été mesurée en utilisant des minuteries électroniques enterrées (placées sur une grille de 24 points) équipées d'un fusible qui fondait suite à l'exposition aux flammes. McCaw a conclu qu'il y a une bonne concordance entre le modèle et les observations de la vitesse de propagation d'un nombre limité des incendies contrôlés et non contrôlés (jusqu'à ROS = 1,1 m / s).

***Gorse (2002) :*** Baeza et al. (2002) ont mené des expériences sur un terrain pendant le printemps et l'automne à l'est de l'Espagne dans le but d'élaborer un guide de feu contrôlé. La technique d'ignition n'est pas spécifiée. ROS a été mesurée par l'enregistrement du temps nécessaire pour parcourir une distance fixe à l'intérieur de la parcelle. Baeza et al. (2002) ont trouvé que ROS variait entre 0,004 à 0,039 ms-1. Ils ont constaté aussi que la teneur en humidité du combustible (FMC) est le facteur dominant affectant ROS de manière linéaire (coefficient de 0,487). La combinaison de la position et le support de propagation annulaient tout effet de la vitesse du vent sur ROS.

***Heath (1998) :*** est le résultat d'un effort de recherche coopérative à partir d'un certain nombre d'organisations d'Australasie (Catchpole et al, 1998a) utilise les observations de 133 incendies (comprenant un mélange de 95 incendies expérimentaux, 22 incendies prescrits et 16 incendies incontrôlés) menées dans les landes mixtes (landes et arbustes). Cela comprend 48 expériences menées par Marsden-Smedley et Catchpole (1995b). Seuls les feux expérimentaux et prescrits ont été utilisés dans le développement de ce modèle ; les observations des incendies de forêt ont été utilisées pour la validation. L'apport du modèle a été jugé raisonnable pour la sélection des incendies de forêt, compte tenu de la rareté des données disponibles et des hypothèses

nécessaires concernant les caractéristiques des combustibles concernés (quantité du combustible, l'humidité, etc.) mais pourrait être amélioré avec plusieurs variables.

Le modèle initial a constaté une loi de puissance (exposant 1,034) pour la vitesse du vent. Cependant, comme le modèle ne prédit pas ROS en vent nul, une fonction exponentielle (coefficient 0,092) a ensuite été incorporée. Le modèle final, avec une fonction exponentielle décroissante pour FMC (coefficient -0,067) et la fonction de puissance (exposant 0,932) pour la hauteur de carburant. Le modèle a également bien prévu les ensembles de données d'autres auteurs et est en accord étroit avec d'autres études sur le terrain (par exemple Marsden-Smedley et Catchpole (1995b) ; Cheney et al (1998) ; Catchpole et al (1998a)).

***CALME Jarrah II (1999)*** Burrows (1999b, 1994) a étudié quatre séries de données du comportement des incendies obtenus à partir d'expériences sur le terrain et de la réduction du combustible brûlé sur un terrain plat ou en pente douce dans Jarrah (Eucalyptus Marginata) ; forêt dans le sud-ouest de l'Australie occidentale pour tester Jarrah I et d'autres modèles de propagation pour les incendies de forêts.

***PortPinas (2002) : Fernandes et al. (2002)*** ont développé un modèle pour le comportement des incendies dans les forêts des pins maritimes dont le but était l'amélioration de la compréhension des incendies pour réduire les risques. Six sites d'étude dans des régions montagneuses avec des forêts créées par plantation ou régénération suite à des événements d'incendie et âgées de 14 à 41 ans ont été établis. Pour la mesure du comportement des incendies, ils ont utilisé des pôles de 1,5 m de hauteur situés à des distances régulières le long de l'axe des parcelles comme points de référence. ROS a été déterminée par l'enregistrement du temps auquel la base du front de l'incendie atteint chaque pôle.

***Fernandes et al. (2002)*** ont pré-estimé visuellement la hauteur et l'angle de la flamme, puis ils ont utilisé ces résultats pour calculer la longueur de flamme. La vitesse du vent variait de 0,3 à 6,4 $ms^{-1}$, la surface FMC variait entre 8 et 56%, la température de l'air variait de 2 à 22◦C et l'humidité relative de 26 à 96%. ROS variait entre 0,004 et 0,231 m $s^{-1}$.

Le modèle a été adapté pour prédire ROS, mais aucune évaluation de la performance de ce modèle n'a été signalée.

***Maquis (2003) :*** Bilgili et Saglam (2003) ont réalisé une série de 25 expériences en milieu ouvert dans le sud-ouest de la Turquie. La hauteur moyenne du combustible était de 0,53 m et les incendies ont été menés dans une gamme de conditions de vent et de combustible. Chaque parcelle d'incendie avait 20 m de large et 30 m de long. Au cours de chaque incendie, la vitesse du vent, la température et l'humidité relative mesurées à 1,8 m ont été enregistrées à des intervalles de 1 min en utilisant la station météorologique automatique, elles ont été en moyenne pendant la période de propagation de l'incendie. Les caractéristiques de combustible ont été mesurées à partir d'un prélèvement aléatoire destructif pris avant la série d'essais. Vivant et morts FMC a été échantillonné immédiatement avant l'ignition. Le modèle final a utilisé une fonction linéaire de la vitesse du vent (coefficient 0,495) et de la charge totale de carburant.

Il existe d'autres modèles statistiques de propagation et de comportement d'incendies qui ne sont pas aussi populaires, principalement basés sur des parties du modèle Rothermel, la modification est faite pour des termes plus ou moins spécifiques. Parmi ces modèles, on présente dans cet état d'art les plus récents.

***Boychuk et al., (2009)*** ont mis en place un modèle stochastique de propagation d'incendie, dont le but était la prédiction du comportement des grands incendies de forêts. Un tel modèle peut décrire non seulement la croissance moyenne, mais également la variabilité du développement de l'incendie. La mise en œuvre d'un tel modèle dans un environnement informatique permet d'obtenir les tracés de contours de la probabilité, les distributions des événements spécifiés en fonction du temps. Il permet également l'incorporation d'un mécanisme stochastique de repérage. Cette approche stochastique modélise l'incendie en tant que phénomène aléatoire sur un maillage d'emplacements spatiaux. Le modèle est l'exemple d'un système de particules en interaction ; il présente une chaîne de Markov à temps continu sur un réseau.

Le Boychuk et al. (2009) considèrent que leur modèle peut compléter plutôt que concurrencer les modèles déterministes les plus populaires. Et en le développant, ils espèrent qu'il deviendra un autre outil dans l'arsenal des outils utilisés par les forestiers.

***Cheng et Hadjisophocleous (2011)*** ont proposé un modèle dynamique pour la propagation d'incendie dans les bâtiments. Ce modèle a été développé sur la base d'un modèle statique de propagation d'incendie dans les bâtiments en utilisant la théorie du réseau bayésien. Le modèle de propagation d'incendie dynamique considère à la fois la propagation d'incendie horizontale et verticale dans un bâtiment. Dans ce modèle, les algorithmes de simulation du processus de propagation du feu ont été développés et des codes correspondants ont été écrits. Les algorithmes pour simuler le processus de propagation d'incendie dans les bâtiments et de calcul dynamique de la probabilité de propagation d'incendie pour chaque compartiment à chaque pas de temps de simulation sont proposés. Par conséquent, ce modèle a permis le calcul de la probabilité de propagation d'incendie de son compartiment d'origine vers n'importe quel autre compartiment, le temps d'ignition et le temps de transmission de flammes dans chaque compartiment. En outre, les formules de calcul des données d'entrée pour le modèle dynamique de propagation du feu ont été obtenues. Le modèle dynamique de propagation du feu peut être facilement appliqué à un bâtiment, y compris les immeubles de grande hauteur. Les formules utilisées pour calculer les données d'entrée pour le modèle dynamique de propagation des flammes sont dérivées de ce même modèle.

### II.3.3. Modèles statistiques de détection d'incendie et réponse humaine

Dans cette section de l'état de l'art des modèles statistiques des incendies, on va présenter les modèles développés pour la détection d'incendie.

Au cours des dernières années, le nombre des travaux réalisés sur la détection d'incendie dans la littérature est en croissance exponentielle. Et ainsi, ce sujet qui est relativement nouveau dans

la recherche dédiée à l'incendie est en pleine progression et a déjà donné des résultats prometteurs.

Selon (Mahdipour et Dadkhah 2012), les détecteurs d'incendie peuvent être classés en huit catégories :

- Traitement de l'image ;
- Traitement vidéo ;
- Vision par ordinateur ;
- Réseaux de capteurs sans fil ;
- Statistique ;
- Par satellite ;
- Lidar (détection et télémétrie) ;
- Techniques intelligentes.

Un algorithme de détection d'incendie de vision fondé sur la base de propriétés spectrales, spatiales et temporelles des régions des incendies dans des séquences d'images visuelles a été proposé par ***Liu et Ahuja (2004)***. Le modèle spectral est représenté en matière de couleur de la densité de probabilité des pixels du feu. Le modèle spatial capture la structure spatiale dans une région d'incendie. La forme d'une région d'incendie est représentée en matière de contenu de fréquence spatiale de région en utilisant les coefficients de Fourier. Les variations temporelles de ces coefficients sont utilisées comme des signatures temporelles de la zone de feu. En particulier, un modèle autorégressif de la série de coefficients de Fourier est utilisé. Des expériences avec un grand nombre de scènes montrent que la méthode est capable de détecter de manière fiable un incendie. Les expériences de Liu et Ahuja (2004) ont montré que l'algorithme détecte l'incendie avec une grande précision, à la fois dans les images simples ainsi que dans des séquences d'images. Cette approche s'étend au-delà de la détection d'incendie. Liu et Ahuja (2004) ont conclu que le modèle stochastique qu'ils utilisent pour représenter la dynamique de la région d'incendie peut être appliqué à de nombreux autres phénomènes visuels stochastiques.

***Chen et al. (2004)*** ont présenté une méthode de collecte d'alarme précoce d'incendie basée sur le traitement vidéo. L'idée principale de cette méthode de détection d'incendie est l'adoption d'un modèle couleur RVB (Rouge, Vert, Bleu) de base chromatique pour mesurer les troubles pour extraire les pixels de feu et les pixels de fumée. La fonction de décision de pixel-feu est déduite principalement par l'intensité et la saturation de composante R. Les pixels-feu extraits seront vérifiés si c'est un vrai feu ou non. En se basant sur la vérification itérative du ratio croissant de la fumée, une alarme d'incendie est donnée lorsque la condition d'alarme de feu précoce est réunie. Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de la technique mise au

point qui a tendance à réaliser une surveillance entièrement automatique d'incendie avec un faible taux de fausses alarmes.

***Rollins et al. (2004)*** ont développé une approche intégrée pour cartographier les combustibles et les régimes d'incendie en utilisant un vaste échantillon sur le terrain, la télédétection, la simulation de l'écosystème et la modélisation de gradient biophysique pour créer des cartes de paysage prédictives des combustibles et des régimes d'incendie. L'objectif principal était de développer un système standard reproductible pour la création de ces cartes à l'aide des données spatiales décrivant des gradients importants du paysage ainsi que des méthodes statistiques simples. En utilisant des modèles linéaires généraux, l'analyse discriminante, la classification, la régression des arbres et la régression logistique, Rollins et al. (2004) ont créé des cartes de la quantité de combustible, le modèle du combustible, l'intervalle de l'incendie ainsi que la sévérité de ce dernier sur la base des variables spatiales prédicatives et les variables étudiées et mesurées dans le domaine d'étude.

La méthode proposée par Rollins et al. (2004) est l'exemple d'une approche standard et flexible pour la cartographie des combustibles et des régimes d'incendie sur de vastes zones et plusieurs niveaux. Ces cartes peuvent fournir des informations à grande échelle qui permettent d'évaluer à la fois l'intégrité de l'écosystème et les dangers et les risques des incendies de forêt pour prendre des décisions sur la meilleure façon de renouveler les forêts de l'ouest des Etats-Unis.

***Celik T. et al. (2007)*** ont mis au point un détecteur d'incendie en temps réel qui combine les informations de couleur avec un contexte des scènes enregistrées. Les informations de couleur d'incendie sont déterminées par la mesure statistique des images échantillons contenant l'incendie. Une information simple de fond adaptative de la scène est modélisée en utilisant trois distributions gaussiennes, où chacune d'elles est utilisée pour modéliser les valeurs de pixels d'information de couleur dans chaque canal de couleur. Le système détecte l'incendie dès qu'il est démarré, sauf dans les conditions explosives, où la fumée est généralement vue avant que l'incendie soit démarré. La première contribution de ce travail est l'application en temps réel d'une méthode fond de soustraction adaptative qui facilite la segmentation des éléments d'images candidats d'incendie à partir de l'arrière-plan. La deuxième contribution est l'utilisation d'un modèle statistique générique pour la classification raffinée incendie-pixel. Les deux procédés sont combinés pour former le système de détection d'incendie et appliqués pour la détection d'incendie dans les cadres consécutifs des séquences vidéo.

L'algorithme proposé peut être étendu pour inclure la fumée dans les séquences vidéo et ce dernier peut être utilisé comme une alarme de détection d'incendie dans des conditions particulières.

***Lafarge et al. (2007)*** ont présenté une méthode automatique de détection des feux de forêts basée sur la théorie des champs aléatoires qui permet la détection des feux de forêts à partir des images du canal IRT (Infra-Rouge Thermique). Dans cette méthode, les zones de feux, minoritaires et de fortes intensités sont considérées comme des éléments étrangers à ce champ :

ce sont des événements rares. Ensuite, par une analyse statistique, ils déterminent un jeu de probabilités définissant, pour une zone donnée de l'image, un degré d'appartenance au champ gaussien et par complémentarité aux zones potentiellement en feux.

Lafarge et al. (2007) ont jugé que cette méthode, qui est complètement automatique, donne de très bons résultats concernant aussi bien le taux de détection des feux que le taux de fausses alarmes. L'algorithme développé permet de fournir des résultats en quelques minutes sur des images de quelques millions de pixels et pouvant être développé davantage.

***Li et al. (2007)*** ont proposé un algorithme de segmentation floue pour cartographier l'étendue d'incendie, le front d'incendie, ainsi que les zones de fumées en fonction d'un modèle statistique. La mise en œuvre de l'algorithme est simple et il présente une convergence rapide. Bien qu'ils aient utilisé l'algorithme EM (Expectation Maximization) dans le cadre de l'élaboration de leur algorithme, différents algorithmes de classification floue peuvent être montés dans ce cadre. Les résultats flous sont des sources de données utiles pour les modèles du comportement et de la propagation des incendies établi en utilisant DDDAS (Dynamic Data Driven Applications Systems), les concepts qui utilisent des données techniques d'assimilation qui exigent des estimations des erreurs ou des probabilités pour les paramètres de données. Les résultats expérimentaux obtenus par l'application de cette technique montrent que la méthode proposée est robuste en ce qui concerne le bruit et la variation des caractéristiques d'incendie.

Les résultats démontrent l'efficacité relative de l'algorithme de Li et al. (2007). Cet algorithme s'effectue bien avec un niveau élevé de bruit, même lorsque les histogrammes de différentes régions se chevauchent de façon significative parce que les méthodes intègrent l'information spatiale et le plus important encore, est le fait que la méthode puisse produire une carte de proportion floue utile pour l'assimilation des données dans les modèles avancés de propagation d'incendie basées sur des concepts DDDAS.

***Cheong et al. (2008)*** ont développé un nouvel algorithme de détection d'incendie basé sur la vision en utilisant un modèle de soustraction de fond adaptative avec une inférence bayésienne pour vérifier les pixels d'un incendie réel. Ce travail a utilisé un réseau bayésien à trois niveaux qui contient des nœuds intermédiaires et utilise quatre fonctions de densité de probabilité pour des preuves à chaque nœud. Les fonctions de densité de probabilité pour chaque nœud sont modélisées en utilisant l'asymétrie de la couleur rouge et trois composantes de haute fréquence obtenue à partir d'une transformée en ondelettes. Le système proposé a été appliqué avec succès à diverses tâches de détection d'incendie dans des cas réels et il a prouvé son efficacité pour distinguer les incendies et les objets en mouvement. Les résultats expérimentaux ont montré que l'approche proposée était plus robuste à la fumée si on la compare avec d'autres méthodes.

***Han et Lee (2009)*** ont présenté une technique de traitement d'images pour la détection automatique en temps réel des flammes et fumées dans un tunnel. Cet algorithme original utilise les couleurs et les informations de mouvement pour minimiser les fausses détections dans les tunnels. Pour atteindre cet objectif, deux algorithmes sont proposés. Chacun des deux est applicable dans une situation différente. L'algorithme de détection de flamme détecte la flamme

en comparant une image de l'état normal et une image d'entrée en utilisant les informations de couleur, tandis que l'algorithme de détection de fumée, détecte de la fumée en utilisant la détection de mouvement des images d'entrée.

En outre, Han et Lee (2009) ont vérifié leurs performances par des expériences. Les résultats expérimentaux montrent la validité et l'efficacité des algorithmes proposés par une comparaison des caractéristiques de chaque algorithme. Les résultats ont montré que la méthode proposée détectait la région des flammes et de la fumée avec exactitude et indiquait une bonne performance de la méthode proposée, avec une détection d'erreurs réduites de manière significative dans une séquence d'images. De plus, la méthode proposée est simple et adéquate pour un environnement de tunnel. Leur objectif pour appuyer la surveillance en temps réel et d'augmenter le taux de réussite de détection à travers diverses expériences.

***Yuanbin et Xianmin (2011)*** ont élaboré un algorithme de détection d'incendie en temps réel. Cet algorithme emploie les informations de la flamme pour détecter l'incendie. Yuanbin et Xianmin (2011) présentaient diverses conditions dans lesquelles l'incendie peut être détecté et le moment où il ne peut pas l'être. Grâce aux tests, cette méthode s'est révélée prometteuse dans la détection d'incendie réel. Yuanbin et Xianmin (2011) ont aussi conclu que leur approche donne de meilleurs résultats que les autres méthodes dans le même domaine. Il faut noter que leur algorithme permet de reconnaître des images de couleurs arbitraires, mais le temps de traitement augmente rapidement en fonction du nombre de pixels utilisés. Le nombre de pixels est dicté par la résolution de l'image et il a une influence directe sur la qualité de la performance de leur approche.

***Xu et al. (2012)*** ont proposé une méthode de détection d'incendie à petite échelle. Cette méthode de détection d'incendie se compose de deux étapes. La première étape de la méthode proposée exploite la couleur et l'information de variation d'intensité de pixels pour déterminer la zone d'incendie. La deuxième étape affine les résultats de la première étape pour obtenir la région ultime d'incendie. La première et la deuxième étape ont les avantages et les effets suivants : la première étape est capable de détecter presque toutes les vraies régions d'incendie, mais il faut aussi des régions de non-feu, qui sont désignées comme des régions de «faux» incendies. D'autre part, la deuxième étape peut grandement éliminer les régions des «faux» incendies générés par la première étape. La deuxième étape réalise cela en utilisant une méthode d'apprentissage qui capte d'abord un certain nombre d'échantillons de formation des caractéristiques du moment des régions vrais et faux incendies générés de la première étape, puis exploite les échantillons de formation et un K voisin le plus proche (KNN (K Nearest Neighbor)) classificateur amélioré pour produire le résultat de détection ultime. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée fonctionne très bien dans la détection incendie à petite échelle. Une amélioration assidûment conçue pour le classificateur KNN conventionnelle est la clé de la deuxième étape.

***Nguyen-Ti et al. (2013)*** ont proposé une méthode de détection précoce des incendies selon la région de croissance. Cette méthode utilise les informations de couleur et les mouvements

extraits des séquences vidéo pour détecter l'incendie. Il peut fonctionner à la fois à l'intérieur et à l'extérieur. En outre, il détecte le feu au début du processus de combustion, ce qui permet de donner une réponse plus rapide que celle donnée par un détecteur d'incendie classique. La méthode effectue la segmentation croissante de la région pour identifier les pixels de couleur en mouvement dans la scène et ensuite identifier les pixels sur la base du rapport de la hauteur et la largeur de la région de l'incendie suspect et le coefficient de corrélation.

### II.3.4. Modèles statistiques des effets de l'incendie

L'incendie non seulement présente un risque pour les vies des personnes, mais également il a d'importants impacts sur l'environnement. Ces atteintes causées par les incendies peuvent être à la fois à court et à long terme. Une fois que l'incendie a pris naissance, il va y avoir toute une série de conséquences et il convient de retenir que dans le cas classique, on peut classer ces impacts en deux grands types de conséquences liées au développement d'un incendie, qui peuvent à leur tour être à l'origine d'autres conséquences :

- ***Les effets thermiques*** (flux de chaleur reçu par une cible) (Chettouh 2009) ;
    - Les effets sur les structures : les structures sont susceptibles de se déformer et de s'effondrer sous l'effet de la chaleur ;
    - Les effets sur les personnes ;
- ***Dégagement des suies et gaz de combustion*** (Chettouh 2009) ;
    - Les effets toxiques liés à la présence éventuelle de produits toxiques dans les fumées de combustion ;
    - Les effets visuels : la présence des fumées diminue généralement fortement la visibilité dans l'entrepôt et éventuellement dans l'environnement proche du site ;
    - La pollution éventuelle des sols par les eaux d'extinction, chargées en produits toxiques pour l'environnement ;
    - La pollution des cours d'eau voire même des nappes phréatiques.

Pour l'étude des effets générés par l'incendie, il y a un ensemble de modèles statistiques qui ont été développés. Dans la section qui suit, on va présenter ceux qui sont disponibles dans la littérature.

***Preisler et al. (2008)*** ont développé un modèle statistique en utilisant les données des concentrations d'ozone mesurées avec les conditions météorologiques observées et les valeurs de $PPM_{2,5}$ BlueSky-prévus sur deux sites dans le parc national de Séquoia, conjointement avec la sortie d'un modèle de dispersion atmosphérique, pour obtenir des estimations des niveaux d'ozone pour le jour suivant avec l'estimation des incertitudes.

Ce modèle prend en compte certaines sources connues de variations de l'ozone, y compris les

changements de température, l'humidité, la vitesse et la direction du vent pendant la saison des incendies et les effets de la fumée des incendies. L'avantage de ce modèle est le fait qu'il permet de donner des prédictions avec un niveau de précision spécifique. La capacité du modèle à faire des prévisions précises avec des précisions spécifiées est démontrée en l'appliquant à un ensemble de données réelles des valeurs d'Ozone ambiant et les conditions météorologiques observées. Les prévisions du modèle statistique peuvent être utilisées comme un outil pour les gestionnaires de qualité de l'air.

### II.3.5. Modèles statistiques d'évacuation et de réponse humaines

Les modèles d'évacuation et de réponse humaines sont souvent utilisés dans le processus de conception de la sécurité dans le contexte de l'approche de conception basée sur la performance. Ils peuvent être utilisés à la fois pour comparer les différents modèles de sécurité ainsi que de définir les stratégies adéquates d'évacuation des personnes d'un immeuble ou un site (Ronchi et Nilsson 2013). Il y a un besoin subséquent pour examiner l'état de l'art des outils disponibles et de leur applicabilité pour le cas spécifique tels que les bâtiments à grande hauteur, les sites industriels, les forêts, etc. Pour ce faire, on a tendance à poser les questions suivantes : sont-ils appropriés pour fournir des informations qualitatives et quantitatives sur l'impact de l'utilisation des différents composants d'évacuation ? Sont-ils adéquats pour comparer les différentes solutions de conception et de stratégies de délocalisation ? Voici quelques-unes des questions qui doivent être plus étudiées avant de parvenir à une meilleure compréhension sur les capacités des modèles pour simuler l'évacuation.

Dans la section qui suit, on va présenter un état d'art des modèles statistiques conçus pour l'évacuation des personnes en situation d'incendie.

***Hasofer et Odigie (2001)*** présentaient un modèle stochastique pour l'interaction entre la propagation des conditions intenables et l'évacuation de personnes occupant un bâtiment. La sécurité est mesurée par le nombre prévu de décès. Le bâtiment est représenté par un réseau pour la modélisation de la propagation de l'incendie et par un autre réseau pour la modélisation de l'évacuation des personnes. Une innovation majeure de ce travail consiste dans l'introduction de la notion de fonction discrète de risque. Le modèle permet l'interaction entre les différents facteurs impliqués dans la propagation des conditions intenables et l'évacuation de personnes occupant le bâtiment qui devra être pris en compte au moment de leur occurrence durant les simulations. Deux exemples à petite échelle étaient élaborés en détail et des organigrammes pour les programmes à part entière étaient donnés lors de la présentation du modèle. Hasofer et Odigie (2001) ont montré que les chemins de propagation des conditions intenables ainsi que des chemins d'évacuation peuvent être modélisés en utilisant une représentation du réseau des principaux sites et des itinéraires dans le bâtiment. Ils ont conclu que les fonctions de danger peuvent être utilisées pour modéliser stochastiquement l'élément de temps pour la propagation de conditions intenables causés par l'incendie et pour les différentes composantes du temps de réponse des personnes. En outre, ils ont suggéré que l'utilisation de la modélisation stochastique

permet de quantifier avec une certaine précision l'incertitude dans le résultat d'un modèle d'incendie, compte tenu des incertitudes dans les entrées.

Quatre ans plus tard, ***Hasofer et al. (2005)*** proposaient un modèle analyse des résultats d'une expérience pour comparer le temps de réponse des sujets endormis à trois différentes stimulations auditives. L'intensité sonore a été augmentée régulièrement avec le temps et les sujets jeunes adultes (sept hommes et sept femmes) ont été testés quand ils étaient sobres et avec des niveaux d'alcool dans le sang égalent à 0,05 g/l et 0,08 g/l.

L'analyse a révélé que l'alcool a un effet très important dans le ralentissement de la réponse de tous les sujets. L'analyse a également révélé que les femmes ont répondu plus vite que les hommes à tous les niveaux de l'alcool. Le grand avantage de l'utilisation de ce modèle stochastique est le fait qu'il permet l'estimation de la probabilité que le temps de réponse sera supérieur à des valeurs élevées qui pourraient mettre la personne endormie à un risque grave qui peut même aboutir à la mort.

Les principales conclusions retenues après l'application de ce modèle étaient :

- Le temps de réponse aux signaux d'intensité croissante d'incendie par un sujet endormi qui peut être modélisé comme une marche aléatoire avec une limite supérieure décroissante (de seuil) et une probabilité de reconnaissance fixe ;
- La probabilité de reconnaissance varie considérablement avec le sexe et la consommation d'alcool. Les femelles ont un seuil inférieur et une probabilité de reconnaissance plus élevée que les hommes. Mais les deux sexes sont nettement ralentis par l'alcool, bien que le ralentissement dû à un niveau de 0,05 g/l d'alcool soit beaucoup plus élevé que le ralentissement ultérieur avec une augmentation du taux d'alcool (0,05 g/l à 0,08 g/l) ;
- La connaissance du seuil et de la probabilité de reconnaissance d'un groupe de sujets endormis permet d'estimer la probabilité d'avoir un long temps de réponse et cela est un paramètre essentiel pour la gestion de la sécurité des incendies.

### II.3.6. Le cadre statistique pour l'analyse de l'incertitude et la sensibilité des modèles déterministes d'incendie

L'analyse statistique des modèles déterministes est une démarche qui peut être utilisée pour quantifier les incertitudes liées à ce genre de modèles. Ces incertitudes peuvent être liées à un manque de connaissances sur certains des phénomènes étudiés, aux approximations numériques, ou encore à la formulation du modèle et aux données d'entrée. Ces incertitudes se combinent et se propagent à travers le modèle et entraînent une incertitude sur les résultats et indicateurs fournis par celui-ci (Saint-Geours 2012). Cette démarche peut se faire par le biais de plusieurs modèles, méthodes ou lois statistiques dont l'objectif est de réduire cette incertitude. Pour le faire, il est nécessaire de quantifier, parmi les sources d'incertitude réductibles, la contribution de chacun des facteurs d'entrée afin de définir une stratégie d'estimation appropriée.

Dans ce qui suit, on va donner une vue panoramique sur quelques travaux parmi des dizaines réalisés pour analyser l'incertitude dans des modèles déterministes d'incendie en utilisant des modèles ou des méthodes statistiques.

***Clark et al. (2008)*** ont mené une analyse de sensibilité globale sur un modèle de propagation des flammes dans un paysage chaparral sur la base des équations de propagation de Rothermel. Cette analyse a fourni une mesure quantitative de l'importance de chacune des données entrées du modèle sur la taille d'incendie. Les résultats indiquent que, dans des conditions météorologiques extrêmes, la vitesse du vent était la donnée d'entrée la plus influente sur la taille de l'incendie. Pour sa part, ***Yakush, S. E. (2012)*** avait appliqué CFAST qui est un modèle de zone pour modéliser la propagation des fumées dans les bâtiments, dont l'objectif était l'étude la sensibilité et l'incertitude causées par la variabilité des paramètres du scénario. Les résultats ont montré que l'analyse de sensibilité et la quantification des incertitudes du modèle de zone CFAST est réalisable avec des méthodes modernes de quantification des incertitudes, en utilisant le modèle de zone d'incendie et le mouvement de la fumée comme un solveur en terme de base répété pour un grand nombre d'échantillons de données d'entrée. Tandis que ***Suard et al. (2013)*** ont utilisé trois méthodes statistiques : Monte-Carlo, Plan Factoriel Complet et Plan Factoriel Fractionnaire aux codes numériques suivants : CFAST, COCOSYS, FDS, MAGIC, OEIL et SYLVIA, pour l'analyse de l'incertitude et la sensibilité de certains facteurs caractérisant soit le combustible soit le compartiment ou le réseau de ventilation sur les sorties de simulation utilisées dans les études de sécurité incendie.

Dans l'Annexe 2, on a présenté quelques lois statistiques utilisées comme base pour l'analyse des incertitudes et l'évaluation de la sensibilité des modèles déterministes.

## II.4. Conclusion

Cette revue considère le développement de certains des modèles et approches de modélisation statistique visant à prédire l'ignition de l'incendie, son comportement, sa propagation, ses effets, sa détection et la réponse des personnes aux systèmes de détection, l'évacuation des personnes ainsi que les modèles, les méthodes et les lois statistiques utilisés pour l'évaluation des incertitudes et l'analyse de sensibilité des modèles déterministes.

Du fait que ces événements et leur prédiction exacte ont une grande importance pour ceux qui cherchent à comprendre et à gérer les incendies, des progrès importants dans le domaine de la modélisation statistique d'incendie ont été réalisés ces dernières années.

Cependant, en réalisant cet état d'art des modèles statistiques d'incendie qui peuvent prédire avec une grande précision un nombre considérable de paramètres d'incendie, la première constatation qu'on a pu tirer, était le fait que, la plupart des recherches et progrès antérieurs et actuels dans le domaine de la modélisation statistique d'incendie se sont orientés vers la modélisation des incendies des forêts, alors que le champ industriel était complètement négligé malgré tous les incendies majeurs qui ont marqué ce secteur.

On a pu remarquer aussi que ce type de modélisation prédicative d'incendie présente un certain nombre de problèmes, à la fois théorique et/ou pratique :

- Il a été constaté que les modèles statistiques d'incendie présentent des lacunes lorsqu'ils sont utilisés en dehors des systèmes dans lesquels ils ont été développés, paramétrés et validés ;
- Les recherches actuelles dans le domaine de la modélisation statistique des incendies se sont concentrées beaucoup plus sur le développement de modèles qui s'intéressent aux comportements et propagation d'incendie au détriment des autres phénomènes d'incendie tel que les effets des incendies et l'évacuation des personnes.

Dans ce chapitre, on a pu aussi conclure que les modèles ou méthodes statistiques peuvent avoir un apport essentiel aux études des incendies autres que celui de la modélisation des événements des incendies. Cet apport consiste dans l'analyse et l'évaluation des incertitudes qui peuvent nuire aux résultats de la modélisation déterministe des incendies. Ce volet va être détaillé dans le chapitre suivant.

L'état d'art réalisé dans ce deuxième chapitre a fait l'objet d'un article intitulé « Fire Statistical Model : Review » publié dans le journal « International Journal of Engineering Research & Technology », Vol. 2 Issue 12, Décembre– 2013 (Chettouh et Hamzi 2013b).

# *Chapitre 3*

# *Modèles statistiques pour l'évaluation des incertitudes et l'analyse de sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion*

## *Sommaire*

III.1 Introduction……...…… 62
III.2 Modélisation déterministe d'incendie …….……..63
III.3 Modèle Numérique de Dispersion ……...…67
III.4 Analyse des incertitudes et sensibilité des modèles numériques par la modélisation statistique …74
III.5 Analyse des incertitudes et sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion par la modélisation statistique …….....83
III.6 Synthèse et conclusion…….……....105

*Ce chapitre est consacré en premier lieu à une brève présentation des modèles déterministes d'incendie en exposant leurs apports et limites. Ensuite, on passe aux analyses des incertitudes et sensibilité liées à ces modèles en utilisant l'approche statistique. A ce stade, nous nous intéresserons aux analyses des incertitudes liées aux données d'entrée du Modèle Numérique de Dispersion et enfin, nous analyserons la sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion à ces incertitudes afin d'étudier ces performances et déterminer les paramètres d'entrée les plus influents.*

## III.1. Introduction

L'utilisation de la modélisation déterministe ou numérique dans le domaine des incendies industriels est devenue actuellement très à la mode. On s'attend à ce que cette tendance s'accroisse de plus en plus avec le développement des performances des outils de simulation. Cependant, malgré ce développement constant des outils de modélisation des incendies, l'état actuel de la technique n'est pas encore en mesure de prédire avec précision ces phénomènes. Compte tenu des spécificités des informations pouvant être obtenues en situation accidentelle et de la nature même des données d'entrée nécessaires à la modélisation des incendies, les résultats des modélisations sont incertains. En se basant sur les résultats des travaux de Manca (2010) sur l'explosion de GPL suite à un accident de wagon, le 29 juin 2009, les paramètres descriptifs intermédiaires de cet accident, obtenus au moyen de modélisations, pouvaient varier de manière considérable (exemple : le temps de vidange du wagon, en fonction des hypothèses prises, peut varier du simple au double). Un autre exemple est celui des résultats des investigations de l'accident de la raffinerie de Skikda le 5 octobre 2005. Ces investigations ont été faites par deux parties et aboutissant à des résultats différents : la première investigation a été réalisée par le DNV (Der Norske Veritas) et la deuxième a été réalisée par Chettouh (2009) dans le cadre d'un mémoire de Magister.

Cet écart entre la réalité et les simulations est probablement dû à la présence d'un niveau d'incertitude, qui peut se produire à partir des données d'entrée météorologiques, les hypothèses de diffusion, la dynamique du panache, ou la production de l'émission. Pour faire face à la présence de ces incertitudes dans les données d'entrée, nous proposons une analyse de l'incertitude permettant d'éviter les mauvaises décisions qui pourraient avoir un impact important sur le domaine de la sécurité industrielle. Dans cette étude, nous nous intéressons à la propagation de l'incertitude liée à la dispersion atmosphérique $NO_2$ résultant d'un incendie sur un réservoir de pétrole.

Dans un premier temps, on présente les différentes familles des modèles déterministes d'incendie et les limites qui peuvent nuire à leurs résultats qui sont principalement les incertitudes. Dans le but de pouvoir mieux appréhender la notion d'incertitude, les principales typologies et sources d'incertitudes sont ensuite présentées. Pour pouvoir situer le présent travail de recherche dans l'état de l'art actuel, un recensement, sans doute non exhaustif, des études d'évaluation des incertitudes appliquées à la modélisation des incendies et la dispersion atmosphérique des polluants est effectué afin de faire un bilan rapide des outils d'analyses utilisés. Ensuite, on passe à l'exposition de la méthodologie d'évaluation des incertitudes, en mettant l'accent sur l'une de ces principales étapes qui est l'étude de sensibilité. Ainsi, les principales familles d'étude de sensibilité, leurs avantages et inconvénients sont exposés.

Dans une seconde partie, il sera mis en avant la nature des incertitudes dans un cas particulier d'une modélisation de la dispersion atmosphérique des polluants générés par un incendie, qui est le Modèle Numérique De Dispersion en présentant l'influence des valeurs seuils de toxicité sur l'estimation des distances d'effets générés par la dispersion de $NO_2$.

La partie qui suit est dédiée à l'analyse de sensibilité du modèle Numérique de Dispersion, dont l'intérêt consiste à mettre en lumière les principaux paramètres d'entrée qui influencent le plus sur les résultats de sortie du Modèle Numérique de Dispersion. A ce niveau, plusieurs méthodes d'analyse de sensibilité ainsi que ses principales étapes qui les caractérisent sont présentées.

## III.2. Modélisation numérique d'incendie

Pour analyser et évaluer l'incendie et ses conséquences sur la population, les installations industrielles et l'environnement voisinage, on a de plus en plus besoin de mettre en équation des phénomènes de combustion et de transports sous forme de modèles mathématiques. Les résultats de ces modèles nous permettront par la suite d'apprécier, pour un scénario donné, les marges disponibles avant d'atteindre la rupture ou le dysfonctionnement des équipements, d'apprécier le pilotage de l'installation et d'estimer la fraction de matières dangereuses rejetées dans l'environnement, etc. (Chettouh et al. 2013a).

### III.2.1. Type des modèles déterministes d'incendie

Les modèles déterministes d'incendie que l'on peut trouver, se différencient selon leur méthode de résolution des réponses thermiques associées à l'incendie. Ainsi, pour une approche par objectif, la classification des modèles déterministes d'incendie est la suivante : les modèles gaussiens, les modèles intégraux et les modèles de développement de feu avancé ou les modèles thermiques d'incendie qui sont subdivisés en modèles de champs et modèles de zones.

#### III.2.1.1. Modèles Gaussiens

Ces modèles permettent de modéliser la dispersion d'un gaz passif qui va se disperser du fait de la seule action du fluide porteur, l'air. Le transport et la diffusion du gaz vont alors dépendre du vent et de la turbulence atmosphérique d'origine mécanique ou thermique. En considérant, la diffusion moléculaire négligeable, la diffusion turbulente homogène et isotrope et un champ de vent uniforme dans l'espace, la concentration des produits est supposée suivre une distribution gaussienne le long des plans perpendiculaires à la direction du rejet (Boutahar 2004).

Quand la distance augmente, les concentrations au centre du panache diminuent globalement. De plus, la concentration est proportionnelle au débit massique, mais inversement proportionnelle à la vitesse du vent (Cretin 2002).

#### III.2.1.2. Modèles intégraux

Ces modèles ont été développés pour simuler le comportement des nuages de gaz les plus lourds que l'air. Ils sont plus spécifiquement utilisés pour le champ proche et ils sont raccordés à des modèles gaussiens pour le champ lointain. Leur emploi permet de modéliser les mécanismes physiques qui ne peuvent être considérés avec un modèle gaussien (Mouilleau et al. 2002).

Un modèle intégral est basé sur les équations de la mécanique des fluides dont le système d'équations est suffisamment dégénéré pour permettre une résolution rapide en introduisant des paramètres représentant globalement les mécanismes non modélisés.

Par ailleurs, ces modèles comprennent, dans la plupart des cas, un modèle gaussien pour modéliser des nuages de gaz passifs, un module de calcul permettant de déterminer de façon plus ou moins forfaitaire le terme source de rejet en fonction des conditions de stockage du produit et du type de rejet (rupture guillotine, ruine du réservoir, évaporation de flaque...) (Mavrothalassitis et al. 1995 ; Mouilleau et al. 1991)

#### III.2.1.3. Modèle de zones

Ce sont des outils numériques qui ont été massivement utilisés depuis de nombreuses années pour évaluer l'évolution de la température des gaz au sein d'un compartiment au cours d'un incendie, principalement, parce qu'ils sont basés sur un nombre limité d'hypothèses et qu'ils nécessitent une faible puissance informatique. Les modèles de zone fournissent une bonne évaluation de la situation à condition qu'ils soient utilisés dans leur domaine d'application réel (Cadorin 2010). Cette technique peut être considérée comme une macro-approche pour la modélisation des problèmes d'incendie (Desanghere 2006).

Un modèle de zones consiste à découper le volume du contrôle en un nombre très réduit de volumes encore appelés zones au sein desquels, les grandeurs caractéristiques sont supposées uniformes. Pour la plupart des modèles, une zone correspond à une pièce d'un bâtiment, un bureau ou un hall industriel. Toutefois, certains modèles décomposent une pièce en zones dont les frontières ne correspondent à aucune barrière réelle mais, essaient de prendre en compte les phénomènes physiques de façon à ce que chaque zone ait des propriétés homogènes (Chow 2006).

#### III.2.1.4. Modèles de champs – Modèles Numérique (CFD)

Les modèles de champs, les modèles CFD (Computational Fluid Dynamics) ou également appelés modèles numériques tridimensionnels sont des modèles de combustion dans lesquels une modélisation détaillée de la structure spatiale de la combustion est recherchée. Les inconnues sont les champs de concentration, de vitesse, de température, etc. Dans un modèle de champ, la concentration, la vitesse, la température, etc. sont des fonctions des coordonnées d'espace x, y, z et sont obtenues par résolution approchée d'équations différentielles. Ce code a été en premier lieu développé dans le but de modéliser les conséquences d'incendie de taille industrielle. On peut penser qu'à terme, avec l'amélioration croissante de la puissance de calcul, il sera possible d'obtenir une résolution permettant une simulation de plus en plus proche de la réalité. Ces modèles sont aussi destinés à prévoir les conséquences d'un incendie dans de très diverses géométries. Ils sont à l'heure actuelle au cœur d'un programme entre le NIST (National Institute of Standards and Technology) et les industriels américains pour améliorer la prédiction des moyens de protection (influences entre sprinklers, cantonnements et évents).

Les modèles de champ sont des modèles qui divisent le domaine étudié en un grand nombre de volumes de contrôle ou « mailles » au niveau desquels les grandeurs sont supposées uniformes. Á chaque maille sont attribuées des inconnues représentant les valeurs des grandeurs physiques recherchées. Il s'agit alors de résoudre numériquement, de manière locale et instationnaire, les équations de Navier Stokes traduisant les lois d'échange et de conservation de la masse, de la quantité de mouvement, des espèces et de l'énergie. Pour cela, de nombreuses techniques numériques ont été développées ces cinquante dernières années (Peyret et al. 1985) ; (Ferziger et al. 2002).

### III.2.2. Apports et limites des modèles déterministes d'incendie

Le tableau III.1 présente des outils de simulation des différents modèles déterministes dédiés à l'incendie, leurs principaux avantages ainsi que leurs principales limites.

Tableau III.1. Apports et limites des modèles déterministes d'incendie (Chettouh 2009) ; (Panada 2009).

| | **Modèles Gaussiens** | **Modèles intégraux** | **Modèles de zone** | **Modèles numériques (CFD)** |
|---|---|---|---|---|
| **Outils de simulations** | PHAST, CHARM, HASTE, ALOHA, CAMEO, … | DENZ, CIGALE 2, DENZ-EDF, HASTE, SLAB, MIDAS, … | FIRM, NAT, SmokePro, CFAST/FAST, MAGIC, Ozone V2… | FLUENT, CFX, FDS, ALOFT-FT, JASMINE, SOLVENT, PHOENICS… |
| **Apports** | - Facile à mettre en œuvre ;<br>- Possibilité d'introduire une hauteur de rugosité moyenne ;<br>- Coût peu élevé. | - Possibilité d'introduire une hauteur de rugosité moyenne ;<br>- Détermine de façon plus ou moins forfaitaire le terme source de rejet ;<br>- Application aux gaz neutres, aux gaz denses et parfois aux gaz légers (pour les versions les plus récentes des logiciels) ;<br>- Prise en compte de la turbulence atmosphérique par l'intermédiaire de classes de stabilité atmosphérique ;<br>- Coût raisonnable. | - Basé sur des modèles itératifs simples ;<br>- Temps de calcul réduit;<br>- Application avec succès pour étudier les feux dans des compartiments de taille modeste ;<br>- Coûts minimum. | - Informations qualitatives en plus des résultats quantitatifs ;<br>- Prend en compte la réalité du terrain ;<br>- Plusieurs grandeurs peuvent être extraites des simulations telles que la température, la vitesse ou la pression ; |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| **Limites** | - Pas de présence de reliefs, d'obstacles, donc le terrain doit être plat et de rugosité uniforme ;<br>- Le domaine de validité se situe entre 100 m et 10 km ;<br>- Pas d'effet de la gravité ;<br>- Pas de possibilité de calage, mais certaines corrélations des écarts types sont possibles ;<br>- **Incertitudes.** | - Pas de présence de reliefs, d'obstacles, donc le terrain doit être plat et de rugosité uniforme ;<br>- Pas de conditions météorologiques extrêmes ;<br>- Puisque les calculs donnent une seule valeur de concentration dans le nuage, pouvant correspondre à une concentration moyennée temporellement au centre de gravité du nuage pour une hauteur fixée ;<br>- Erreurs issues du code où une mise en équation des mécanismes physiques trop simplifiée.<br>- **Incertitudes.** | - Connaissance préalable du comportement de l'incendie pour définir correctement les zones du modèle ;<br>- Structure des écoulements non représentés ;<br>- Les effets physiques à petite échelle sont mal pris en compte ;<br>- Les hypothèses employées, telles que la modélisation des zones comme des réacteurs parfaitement mélangés par exemple, sont relativement fortes et plus ou moins vérifiées en pratique ;<br>- **Incertitudes.** | - Complexité du système d'équation ;<br>- Temps de calcul longs ;<br>- Coûts onéreux ;<br>- Puissance informatique et de place mémoire sur les calculateurs ;<br>- **Incertitudes.** |

Qu'il s'agisse de prévoir les conséquences des incendies ou d'effectuer une analyse a posteriori d'un accident industriel, la modélisation déterministe constitue un outil désormais incontournable, mais elle ne peut prétendre à remplacer totalement l'expérimentation, car elle présente encore de nombreuses lacunes qui peuvent nuire à la fiabilité des résultats obtenus. Chaque modèle mis en œuvre n'est qu'une traduction subjective et bien souvent incomplète de la réalité. Par ailleurs, la résolution numérique des systèmes d'équations résultant de la modélisation déterministe est elle-même source d'imprécisions, car elle fait appel à des approximations plus ou moins importantes. On ajoute à ces points, le fait que dans le cas des incendies ou accidents industriels, le nombre de mesures effectuées pendant les catastrophes peut être limité et les mesures effectuées a posteriori ne permettent pas de reconstituer de façon satisfaisante la chronologie des événements et donc d'évaluer de façon précise leur impact sanitaire et environnemental. Et par la suite, la qualité des résultats issus de modèles déterministes d'incendie est limitée par de fortes incertitudes dues à de multitude de causes, à savoir les données d'entrée imprécises (concentration initiale des émissions, champs météorologiques, etc.), à une description imparfaite des phénomènes physiques et à des approximations numériques, etc. A ce niveau, l'outil numérique peut être employé dans un but

prédicatif mais uniquement dans des contextes où la pertinence de ses résultats a déjà été contrôlée (Desanghere 2006).

## III.3. Modèle Numérique de Dispersion

### III.3.1. Présentation du Modèle Numérique de Dispersion

Le modèle de dispersion atmosphérique utilisé dans ce travail est le Modèle Numérique de Dispersion (MND). Ce modèle est un programme informatique qui utilise un algorithme mathématique élaboré pour décrire les interactions complexes entre les effets thermiques d'incendie et de polluants rejetés en calculant la concentration et les doses résultant de la dispersion de particules résultant d'un incendie dans l'air.

Le Modèle Numérique de Dispersion (MND) est un modèle général qui prend en considération tous les phénomènes auxquels est soumis un polluant généré lors d'un incendie en atmosphère notamment les phénomènes de diffusion, de transport et de cinétique chimique accompagnant les effets représentant l'incendie. Ce modèle présenté par un algorithme mathématique élaboré pour décrire les interactions complexes entre les effets thermiques d'incendie et les polluants rejetés a été développé par Hamzi (2008). Pour atteindre cet objectif, la modélisation numérique a été composée de deux modèles :

- Un modèle de transport qui est un modèle numérique bidimensionnel basé sur les équations de Navier – Stockes, les lois de la thermodynamique, de conservation de la masse et de la cinétique chimique ;
- Un modèle qui représente l'incendie.

Du fait que le MND a été fondé sur l'interaction Incendie-Environnement, c'est-à-dire le couplage entre les modes de transfert de chaleur et de masse, on considère que le panache résultant d'un incendie continu a été décrit en termes de régime d'écoulement bidimensionnel, compressible, turbulent et stationnaire avec un vent de vitesse uniforme.

Le modèle mathématique de ce panache de fumée est composé des équations déterministes basées sur les équations de la mécanique des fluides : équations de conservation de la masse, de Navier- Stokes et de l'énergie avec le modèle de turbulence k-ε. Les équations régissant le phénomène de transport des polluants (équation de continuité, équation de quantité de mouvement et de conservation des espèces) sont représentées dans le tableau suivant :

Tableau III.2. Equations du Modèle Numérique de Dispersion.

| | |
|---|---|
| **Equation de transport** | $\frac{\partial \Phi}{\partial t}+\frac{\partial U\Phi}{\partial x}+\frac{\partial V\Phi}{\partial y}=\Gamma\left(\frac{\partial^2\Phi}{\partial x^2}+\frac{\partial^2\Phi}{\partial y^2}\right)+S$ (1) |
| **Modèle Numérique de Dispersion** | Equation de continuité:<br>$\frac{\partial U}{\partial x}+\frac{\partial V}{\partial y}=0$<br>Equation de mouvement:<br>$\frac{\partial U}{\partial t}+\frac{\partial U.U}{\partial x}+\frac{\partial V.U}{\partial y}=\frac{1}{\mathrm{Re}}\left(\frac{\partial^2 U}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 U}{\partial y^2}\right)-\frac{\partial P}{\partial x}$<br>$\frac{\partial V}{\partial t}+\frac{\partial U.V}{\partial x}+\frac{\partial V.V}{\partial y}=\frac{1}{\mathrm{Re}}\left(\frac{\partial^2 V}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 V}{\partial y^2}\right)-\frac{\partial P}{\partial y}+(Gr_m.C+Gr_T.T)/\mathrm{Re}^2$<br>Equation d'énergie:<br>$\frac{\partial T}{\partial t}+\frac{\partial U.T}{\partial x}+\frac{\partial V.T}{\partial y}=\frac{1}{\mathrm{Re}.\mathrm{Pr}}\left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 T}{\partial y^2}\right)$<br>Equation de conservation de masse :<br>$\frac{\partial C}{\partial t}+\frac{\partial U.C}{\partial x}+\frac{\partial V.C}{\partial y}=\frac{1}{\mathrm{Re}.Sc}\left(\frac{\partial^2 C}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 C}{\partial y^2}\right)$ |
| **Nombres adimensionnels** | Nombre de Reynolds $\mathrm{Re}=\frac{U_{jet}.L}{\nu}$ ; Nombre thermique de Grashof $Gr_T=\frac{\beta_T.g.\Delta T_{\max}.L^3}{\nu^2}$ ; Nombre massique de Grashof $Gr_m=\frac{\beta_m.g.\Delta C_{\max}.L^3}{\nu^2}$ ; Nombre de Schmidt $Sc=\frac{\nu}{D_m}$ ; Nombre de Prandtl $\mathrm{Pr}=\frac{\nu}{D_T}$ |

Avec :

$U_{jet}$ : Vitesse du polluant ;
V : Viscosité verticale ;
T : Temperature;
C : Concentration du Polluant ;
P : Pression ;
ν : Viscosité cinétique;
U : Viscosité horizontale ;
Φ: Variable aléatoire T, C, U, V ;
$\beta_T$ : Coefficient of thermal expansion;
$\beta_m$ : Coefficient of mass expansion;
$D_T$ : Coefficient de diffusion thermique ;
$D_m$ : Coefficient de diffusion de masse ;
$\Delta T_{max}$: Gradient thermal maximum;
$\Delta C_{max}$: Gradient de concentration maximum;
g : Gravité ;
L : Longueur du volume de contrôle.

Les résultats que l'on peut obtenir par ce modèle sont :

- Les champs de concentration des polluants qui font apparaître l'impact significatif de l'incendie sur la qualité locale de l'air ;
- Les champs thermiques qui sont dûs à la dispersion des polluants.

Ainsi, le MND nous permet de suivre le panache en déterminant les quantités des polluants à chaque position et à tout moment tout au long du cycle de vie de ce panache, ce qui permettra la détermination du temps de séjour du polluant.

Cela montre l'importance de la modélisation numérique en tant qu'outil de prise de décision et en particulier pour le retour d'expérience.

### III.3.2. Application du Modèle Numérique de Dispersion à un accident réel

Pour appliquer le MND on a choisi un accident de la revue réalisée dans le premier chapitre. L'accident sur lequel on va appliquer le MND est celui vécu à la raffinerie de Skikda, le 05 octobre 2005. On a orienté notre choix à cet accident puisqu'il présente un accident majeur suite aux dommages qu'il a causé (humains, matériels et environnementaux) et dont les données sont disponibles.

L'application du MND va porter sur l'accident qui a eu lieu dans la raffinerie de Skikda (Algérie), où un incendie a pris sur un premier réservoir de pétrole brut (S106) puis suite aux effets dominos, cet incendie s'était étendu à un deuxième réservoir adjacent (S105). La source (S106) était en remplissage à 70%. La spécification de TVR maximale (Tension de Vapeur Reid) est de 0,75 kg / $cm^2$ pour un réservoir à toit flottant. L'estimation du contenu de GPL (Gaz de Pétrole Liquéfié) est de 3% (mol) 0,75 kg / $cm^2$ et 5% (mol) à 0,95 kg / $cm^2$ (Whitehead et al 2005) ; (Cochet 2005). L'enquête, menée par une équipe d'experts (DNV), a également montré que la fumée contient des polluants gazeux, en particulier de NOx (oxydes d'azote) et de COV (Composés Organiques Volatils).

Dans ce qui suit, on présentera les résultats qui ont été obtenus à partir de la solution de l'équation différentielle partielle décrite par l'équation générale (1) en utilisant la méthode des volumes finis, dans un environnement FORTRAN (FORTRAN 6.6).

### III.3.3. Résultats et discussion

Les conditions aux limites sont très importantes pour obtenir une solution précise avec une convergence rapide. Ce paragraphe présente de façon succincte les conditions aux limites disponibles, afin de définir un problème avec une solution unique. A ce niveau, on doit fournir des informations sur les variables aux frontières du domaine, spécifier les flux de masse, la quantité de mouvement, la quantité d'énergie, etc.

Les conditions aux limites sont exprimées par deux types de conditions : Dirichlet et Neumann. La géométrie suivante montre le domaine de calcul étudie (Fig. III.1.). Pour toutes les variables on a choisi la condition de Dirichlet sous la forme $\phi = \phi_0$ à l'entrée du domaine et à la sortie du domaine, la condition de Neumann a été choisie sous la forme: $\frac{\partial \phi}{\partial n} = 0$, avec $n$ représente la normale de la face.

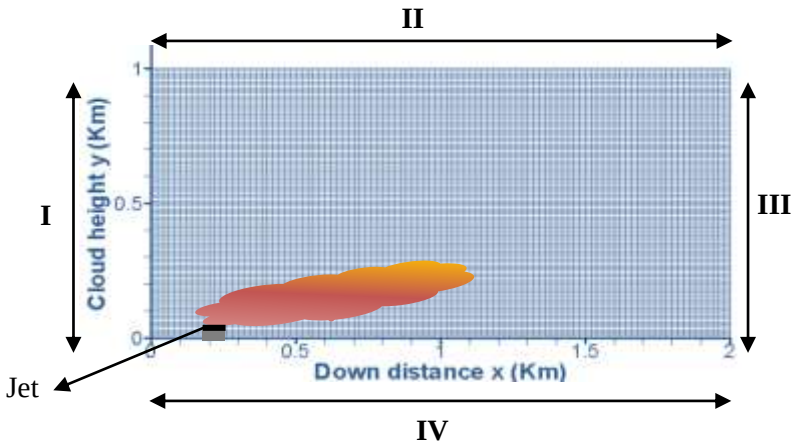



Fig. III.1. Présentation du maillage et des conditions aux limites.

Tableau III.3. Conditions aux limites du Modèle Numérique de Dispersion.

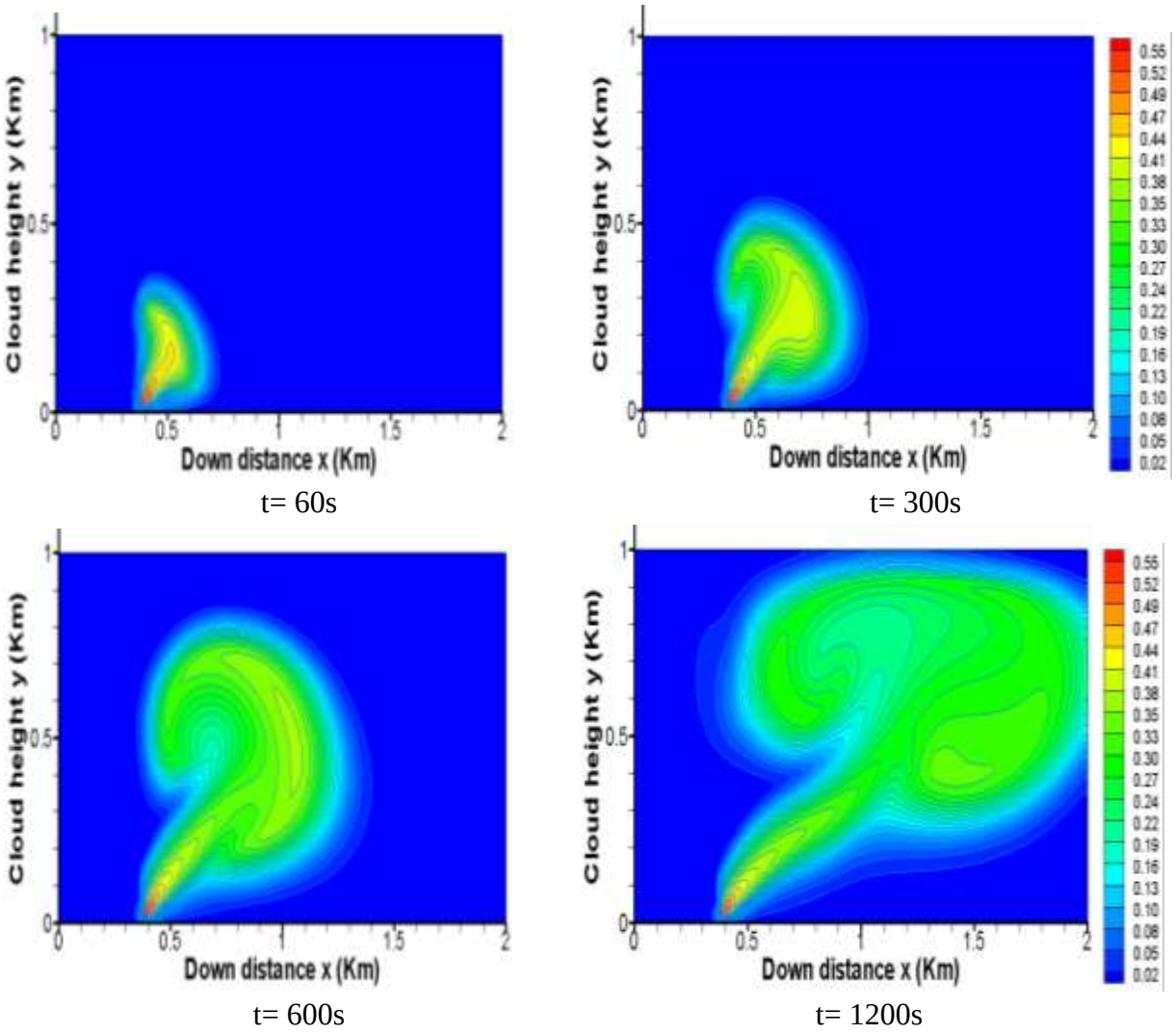
| | $U$ | $V$ | $W$ | $K$ | $E$ | $P$ | $C_{NO_2}$ | $T$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **I** | $U = U_\infty$ | $0$ | $0$ | $K_0$ | $E_0$ | $P_{atm}$ | $0$ | $T_{air}$ |
| **II** | $\frac{\partial U}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial V}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial W}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial K}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial E}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial P}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial C_{NO_2}}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial T}{\partial y} = 0$ |
| **III** | $\frac{\partial U}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial V}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial W}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial K}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial E}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial P}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial C_{NO_2}}{\partial x} = 0$ | $\frac{\partial T}{\partial x} = 0$ |
| **IV** | $0$ | $0$ | $\frac{\partial W}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial K}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial E}{\partial y} = 0$ | $\frac{\partial P}{\partial y} = 0$ | $0$ | $\frac{\partial T}{\partial y} = 0$ |
| **Jet** | $0$ | $V_{flamme}$ | | $10^{-3}V_{flamme}^2$ | $E = K_0^{3/2} / 0.5d$ | $P_{atm}$ | $C_{NO_2}$ | $T_{flamme}$ |

On présente dans cette sous-section l'ensemble des résultats de la modélisation de dispersion du panache émis par un incendie accidentel au niveau de la raffinerie de Skikda.

La Fig.III.2 présente la variation bidimensionnelle de la concentration de $NO_2$ en fonction du temps (t=60s, t=300s, t=600s, t=1200s). On peut remarquer que cette concentration est considérable au voisinage du foyer de l'incendie. Cela semble correspondre aux zones des flammes où il y a la présence de grandes quantités du combustible et au fur et à mesure que l'on s'éloigne de cette zone, la concentration de $NO_2$ diminue.

On peut remarquer d'après l'allure des profils de concentration que la dispersion de $NO_2$ est faiblement perturbée par l'air, puisque l'allure de la courbe est très légèrement penchée vers la droite.

L'allure du profil en forme de champignon puisqu'on a le phénomène de Boilover à (t= 600s) (Medrharhet, 2008).




t= 60s t= 300s

t= 600s t= 1200s

Figure III.2 Profil de concentration de $NO_2$ pour plusieurs laps de temps.

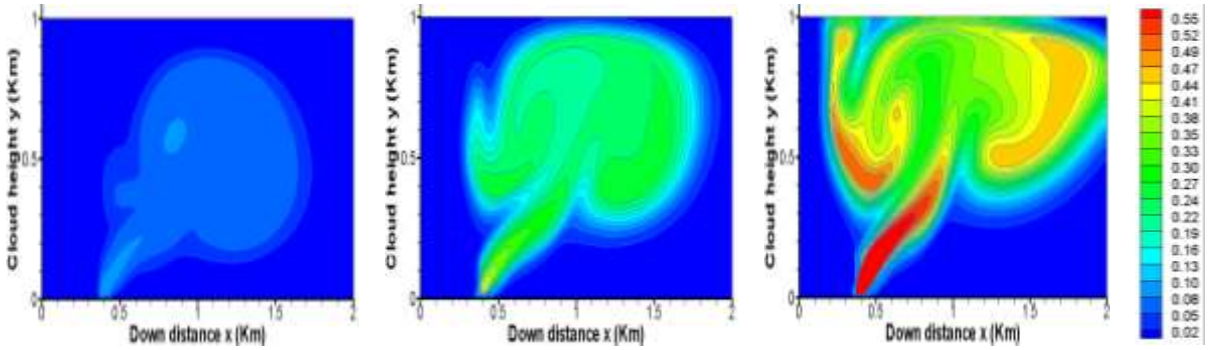
### III.3.4. Limites du Modèle Numérique de Dispersion

Qu'il s'agit de prévoir les conséquences des incendies ou les analyser a posteriori, les simulations numériques constituent un outil incontournable. Dans ce contexte, la confiance attribuée à la modélisation des phénomènes est un point important, mais il n'est pas le seul, car un nombre d'incertitudes peuvent exister et cela peut altérer la qualité des résultats issus des modèles numériques.

Ces incertitudes peuvent être dues à des données d'entrée imprécises (émissions, champs météorologiques), à une description imparfaite des phénomènes physiques et à des approximations numériques. Ces paramètres peuvent avoir des effets très importants sur la sortie du modèle, comme ils ne peuvent avoir aucun effet.

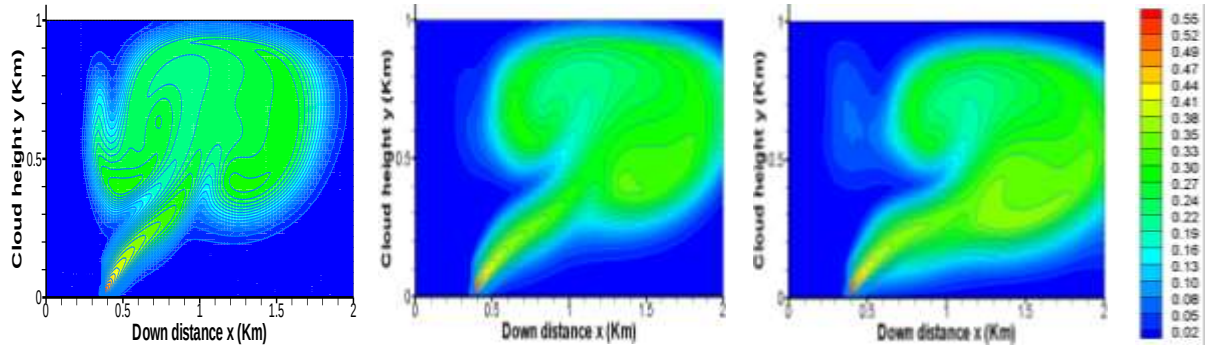
À titre d'exemple, les figures (Fig. III.4-7) représentent les concentrations de $NO_2$ telles quelles sont calculées par le Modèle Numérique de Dispersion en variant quelques paramètres d'entrée (Vitesse du vent, concentration initiale de $NO_2$, coefficient de diffusion, coefficient de viscosité) afin de déterminer leurs effets sur l'estimation de la concentration du $NO_2$.

Pour évaluer au mieux les incertitudes associées aux simulations numériques résultantes du Modèle Numérique de Dispersion, une stratégie repose sur le couplage du modèle numérique de dispersion qui est principalement un modèle déterministe avec la méthode Monte-Carlo, qui est une approche statistique est proposée dans ce travail. Ce couplage repose sur un ensemble de simulations qui échantillonnent correctement les erreurs que peut commettre une simulation numérique.



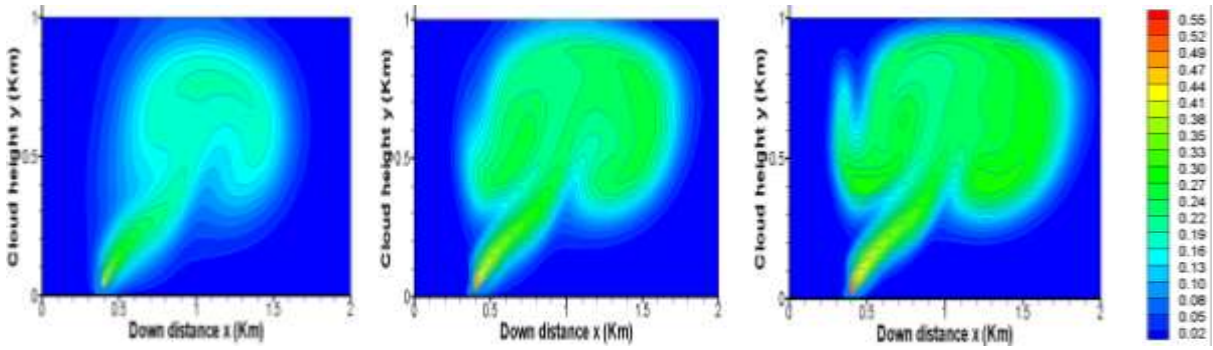

$C_o$= 0.1% $C_o$= 0.5% $C_o$=1%

Figure III.4 Effet de la variation de la concentration initiale sur la concentration de $NO_2$



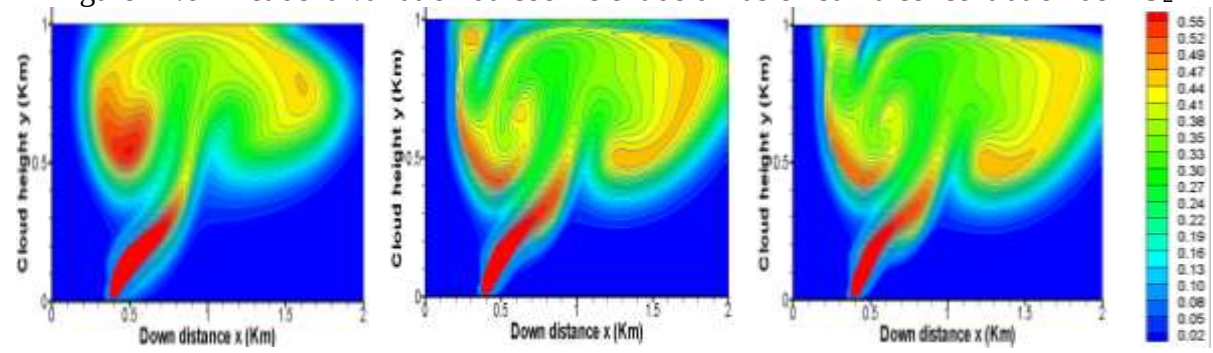

$U_0$= 0.1$U_{jet}$ $U_0$= 0.3$U_{jet}$ $U_0$= 0.5$U_{jet}$

Figure III.5 Effet de la variation de la vitesse du vent sur la concentration de $NO_2$




Sch= 0.1 Sch= 0.5 Sch= 1

Figure III.6 Effet de la variation du coefficient de diffusion sur la concentration de $NO_2$




Re= 500 Re= 2000 Re= 4000

Figure III.7 Effet de la variation du coefficient de viscosité sur la concentration de $NO_2$

## III.4. Analyse des incertitudes et sensibilité

La modélisation passe par plusieurs étapes essentielles pour aboutir à un résultat. Commençant par la détermination du phénomène à étudier, qui va être remplacé par un modèle physique, puis mathématique, ensuite numérique et enfin algorithmique et programme informatique. Durant ces étapes, plusieurs hypothèses et simplifications sont faites, ce qui va engendrer par la suite un décalage entre la réalité et les sorties obtenues, qui sont les résultats du modèle (Voir Fig.III.2-3, Fig.III.4-7).

Cependant, le décalage qui provient du modèle mathématique, numérique et algorithmique est souvent bien maîtrisé et facile à déceler, à évaluer et à corriger. Par contre, les simplifications qui se font au niveau du phénomène technologique (ex. : simplification de la géométrie) et physiques (phénomènes négligés, simplification des lois et équations de transferts, descriptions empiriques) qui induisent souvent à des erreurs plus importantes, posent des problèmes d'identification et d'évaluation (Spitz 2012).

Ainsi, la précision des résultats des modèles déterministes s'avère souvent complexe suite à la présence des incertitudes dans leurs données entrées. Par conséquent, pour être utilisé dans un processus efficace de prise de décision (Refsgaard et al. 2007), les résultats doivent être suivis d'une estimation quantitative du niveau d'incertitude (comme un intervalle de confiance) (Pandya et al. 2013).

### III.4.1. Analyse des incertitudes

Selon les domaines d'application, plusieurs définitions peuvent être rencontrées. D'un point de vue strictement mathématique, l'incertitude désigne un contexte particulier où l'étendue des conséquences potentielles est connue alors que la distribution de probabilité, accompagnant ses conséquences, demeure elle inconnue (Pagnon 2012).

Gérer l'incertitude est bien sûr essentiel pour les gestionnaires du risque incendie, qui sont dans l'obligation de prendre des décisions en se basant sur des informations imparfaites (Yegnan et al. 2002) ; (Thompson et Calkin 2011).

L'analyse d'incertitude est une méthodologie rigoureuse utilisée pour identifier les principaux paramètres qui contribuent à des variations possibles dans les résultats (García-Díaz et Gozalvez-Zafrilla 2010) et l'évaluation de la robustesse des prédictions du modèle, étant donné que les diverses incertitudes affectent les variables d'entrée du modèle et les paramètres. L'analyse doit être effectuée d'une manière qu'elle peut être appliquée systématiquement à chaque étape de l'évaluation des incertitudes des données (Bertrand-Krajeski et al. 2011).

L'analyse d'incertitude du modèle numérique vise à évaluer l'incertitude de Y ; paramètre de sortie qui correspond à des incertitudes dans les entrées Xi. Sachant que chaque paramètre d'entrée Xi est considéré comme une valeur aléatoire (Volkova 2008).

En raison de leurs effets importants sur la prédiction de décision, les incertitudes paramétriques sont actuellement un sujet important dans l'analyse des incertitudes. Le sujet des incertitudes a

motivé un nombre important de recherche au cours de ces deux dernières décennies, on peut citer par exemple les travaux de (Shankar Rao 2005 ; Hanna 1993 ; Argence et al 2010 ; Demaël 2007).

La quantification et l'interprétation des incertitudes dans les modèles de qualité de l'air sont très répandues (Pandya et al. 2013). Un certain nombre d'exemples peuvent être trouvés dans la littérature comme Dabberdt et al. (2000) qui ont porté sur l'application des concepts d'incertitude pour le problème de la dispersion de $H_2SO_4$. Koračin et al. (2007) ont développé une méthode stochastique d'estimation de l'erreur dans un modèle de dispersion. Jahn et al. (2008) ont effectué une analyse de la sensibilité de la modélisation d'incendie en utilisant les résultats du code Fire Dynamics Simulator (FDS) à un ensemble de paramètres d'entrée concernant la croissance d'incendie. Witlox et al. (2011) ont examiné l'effet des paramètres d'entrée du logiciel Phast 6,6 sur les données de sortie de la dispersion atmosphérique du $CO_2$. García-Díaz et Gozalvez-Zafrilla (2012) avaient étudié les effets de l'incertitude de quelques paramètres d'entrée sur la concentration de Dioxyde de Soufre ($SO_2$). Siuta et al. (2013) avaient proposé une procédure générale pour le calcul du taux et la durée de libération du GNL en tenant en compte l'effet des incertitudes paramétriques.

Dans la plupart de ces analyses, il y avait une sélection d'une étude de cas réel et ensuite la variation d'un paramètre d'entrée à la fois (OAT : One At time) (Zhenyao et al. 2013) ; (Chettouh et al.2014). D'autres travaux antérieurs sont limités à quelques sources d'incertitudes et d'études de cas spécifiques (Pandya et al. 2013). Récemment, quelques travaux ont porté sur l'étude des effets des incertitudes sur les calculs liés aux incendies, parmi ces travaux publiés, on peut citer : Yuen et Chow (2005) et Joglar et al. (2005) qui ont développé un modèle probabiliste en utilisant la méthode de Monte-Carlo pour prédire les incertitudes liées au temps de détection, dans lequel la distribution de probabilité a été utilisée pour représenter les incertitudes associées au système de détection (Wang et al. 2013). Au et al. (2007) ont pris en compte les incertitudes des variables d'entrée du code CFAST pour estimer la température maximale des fumées dans un compartiment sur la base d'une technique de simulation de sous-ensemble (Wang et al. 2013).

D'autres recherches concernant les incertitudes des incendies, tels que l'incertitude liée au code CFAST et l'adoption des règlements de protection contre l'incendie ont également été étudiés (Kathy 2000 ; Notarianni 2002 ; Lundin 2005a, 2005b). Wang et al. (2013) ont proposé une approche pour évaluer les incertitudes du SFAT en utilisant la méthode d'échantillonnage Monte-Carlo.

### III.4.1.1. Types des incertitudes dans la modélisation déterministe

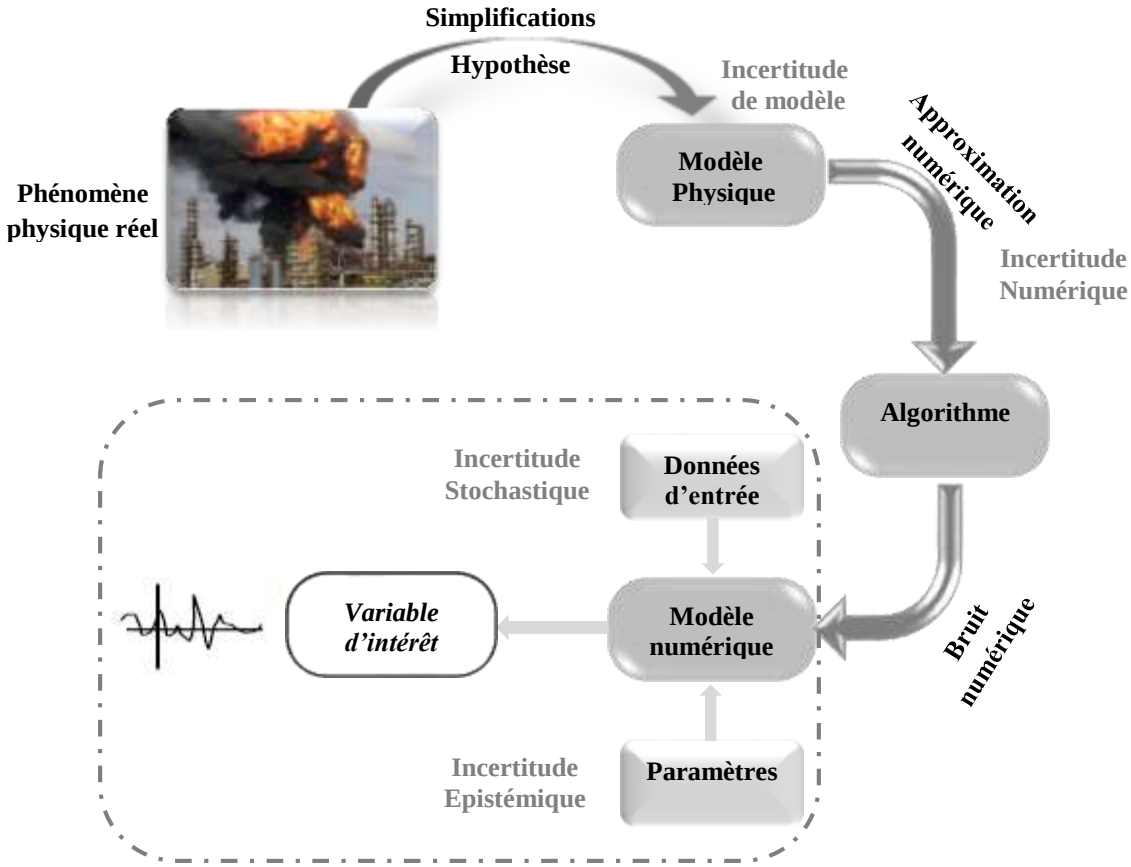



Figure III.8 Différents types d'incertitude dans la modélisation numérique

L'incertitude dans les modèles déterministes peut être classée principalement en trois classes (Shankar 2005) ; (Mallet 2005) ; (Koračin et al. 2007) ; (Rousseau 2012) ; (Siuta et al. 2012).) (Voir Fig.III.8) :

- *Incertitudes du modèle :* c'est ce qu'on appelle aussi incertitudes structurelles, elles résultent généralement des hypothèses et simplifications faites lors de la traduction du phénomène ou processus physique réel en modèle physique ;
- *Incertitudes numériques :* ces incertitudes découlent lors du passage de la modélisation physique à la résolution numérique par le biais de la discrétisation (en espace et en temps) ;
- *Incertitudes paramétriques :* ce sont ceux qui proviennent des erreurs dans la paramétrisation du modèle. Ces incertitudes résultent souvent des paramètres d'entrée du modèle tels que : la géométrie et les valeurs initiales, les conditions aux limites, les constantes physiques, etc. Notons que cette catégorie représente une source d'incertitude non négligeable.

Walker et al. (2003) ont expliqué que la nature des incertitudes peut être classée en deux catégories :

- *Incertitude épistémique :* C'est l'incertitude dûe à l'imperfection des connaissances sur un phénomène ;
- *Incertitude stochastique ou incertitude ontologique* : Appelée aussi *variabilité d'incertitude*, c'est l'incertitude dûe à la variabilité inhérente, par exemple la variabilité des facteurs climatiques (Refsgaard et al. 2007).

L'évaluation de la nature des incertitudes, que ce soit épistémique ou variabilité d'incertitude peut aider à comprendre comment les incertitudes spécifiques et ainsi, on améliore la qualité des connaissances et la qualité de la sortie des modèles (Walker et al. 2003).

En se basant sur les types d'incertitudes précédemment citées, on peut distinguer cinq sources d'incertitudes (Pagnon 2012) :

- Incertitudes causées par le manque des données sur le lieu et la date de l'accident ;
- Incertitudes correspondantes aux données d'entrée du modèle. Ce type d'incertitude est considérable ;
- Incertitudes liées aux valeurs des seuils d'effets qui peuvent être rattachées aux sources d'incertitude des données d'entrée ;
- Incertitudes relatives au caractère aléatoire du phénomène modélisé (incendie, dispersion atmosphérique, etc.) ;
- Incertitudes dues à la transposition des distances d'effets obtenues en un zonage opérationnel par le gestionnaire de la situation d'urgence.

#### III.4.1.2. Modèles statistiques pour l'analyse d'incertitude

Pour étudier la propagation des incertitudes sur le modèle déterministe, plusieurs méthodes ont été développées. Ces méthodes évoluent des équations analytiques pour des modèles simples jusqu'à des approches numériques. Un bref résumé des approches utilisées dans les études d'évaluation des risques est présenté ci-dessous :

- *Approche analytique :* cette méthode d'analyse d'incertitude peut être utilisée quand une formule explicite est disponible pour la sortie en fonction des paramètres d'entrée (Quelch et Cameron, 1994) ; (Arunraj et al. 2013) ;
- *Approche probabiliste :* l'incertitude est exprimée en matière d'une mesure sur les sous-ensembles d'un ensemble universel de solutions de rechange (événements). La mesure de l'incertitude est une fonction qui, selon la situation, attribue un nombre compris entre 0 et 1 pour chaque sous-ensemble de l'ensemble universel. Ce numéro, appelé probabilité du sous-ensemble, exprime la probabilité que l'alternative unique désirée est dans ce sous-ensemble. Ici, l'incertitude provient du conflit entre les revendications de vraisemblances

associées aux sous-ensembles de l'ensemble universel, chacune consiste exactement en une alternative ;

- *Approche floue :* cette théorie des ensembles flous est utilisée pour intégrer l'incertitude due au manque d'informations. Cette théorie a été introduite par Zadeh (1965, 1978) pour le traitement des concepts vagues dans un sens mathématique (Arunraj et al. 2013).

Ces méthodes sont supportées par des outils développés et reportés dans la littérature scientifique. Parmi ces outils d'analyse et de quantification des incertitudes, on cite :

- Data uncertainty engine (DUE);
- Equation de propagation d'erreur (Error Propagation Equations EPE) ;
- Extended peer review (review by stakeholders);
- Méthodes Inverses (Estimation des paramètres) ;
- Méthodes Inverses (Prédiction de l'incertitude) ;
- Méthode Monte Carlo ;
- Multiple model simulation;
- NUSAP (Numerical Unit Spread Assessment Pedigree)
- Matrices d'incertitude, etc.

Cependant, l'approche la plus fréquemment utilisée pour l'analyse des incertitudes des modèles numériques est souvent fondée sur la modélisation probabiliste dite aussi statistique. Cette approche a pour objectif de (Pandya 2013) :

- Quantifier l'incertitude dans les paramètres d'entrée telles que la concentration initiale, la vitesse du vent, les constantes physiques sous forme de fonctions de densité de probabilité ;

- Modéliser la propagation des incertitudes dans les paramètres d'entrée sur les résultats de sorties, en utilisant des techniques ou des outils spécifiques tels que la méthode Monte-Carlo ;

- Présenter les résultats sous formes des histogrammes ou des mesures quantitatives telles que le Coefficient de Variation (CV) ou des intervalles de confiance.

#### III.4.1.3. Méthodologie de l'analyse des incertitudes

Beaucoup de méthodes et d'outils appropriés pour soutenir l'évaluation des incertitudes ont été développés et rapportés dans la littérature scientifique. Parmi ces méthodes, on a la méthode de Monte-Carlo (MC) qui est la plus largement utilisée pour l'analyse des incertitudes. Elle présente l'avantage d'être simple et robuste à la fois et peut-être intégrée dans différents cadres

probabilistes. Par exemple, une approche relativement simple est la procédure GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation) qui est une méthode de Monte Carlo générant des jeux de paramètres de taille importante pour comparer les réponses prédites par les modèles aux réponses observées (Rousseau 2013).

Des recherches antérieures ont employé la méthode MC pour enquêter sur les incertitudes dans les modèles d'incendie et la dispersion atmosphérique. Un certain nombre d'exemples peuvent être trouvés dans la littérature (Smith et al 1999 ; Hanna et al 2001 ; Sax et Isakov, 2003) (Chettouh et al. 2014) et en particulier dans l'évaluation des risques environnementaux (Jefferies et al 1993 ; Darbra et al. 2008 ; Ali et al 2012) (Chettouh et al. 2014).

La technique Monte-Carlo a été également utilisée dans le domaine des hydrocarbures et les déversements des solvants chlorés (James et Oldenburg, 1997 ; McNab et Dooher, 1998) ainsi que pour l'évaluation et les contrôles des panaches contaminés (Skaggs et Kabala, 1998). Cette méthode est devenue un standard pour l'étude de la propagation des incertitudes (NASA 2002) dans le domaine de l'industrie puisqu'elle permet à l'utilisateur d'être plus informé sur la confiance qui peut être attribuée aux résultats du modèle (Saltelli 2006) et fournit en plus un moyen efficace à mettre en œuvre.

Une analyse d'incertitude peut se décomposer en quatre principales étapes :

- Etape 1. Spécification du problème ;
- Etape 2. Quantification des sources d'incertitude ;
- Etape 3. Etude de la propagation des incertitudes ;
- Etape 3'. Analyse de sensibilité et hiérarchisation des sources d'incertitude.

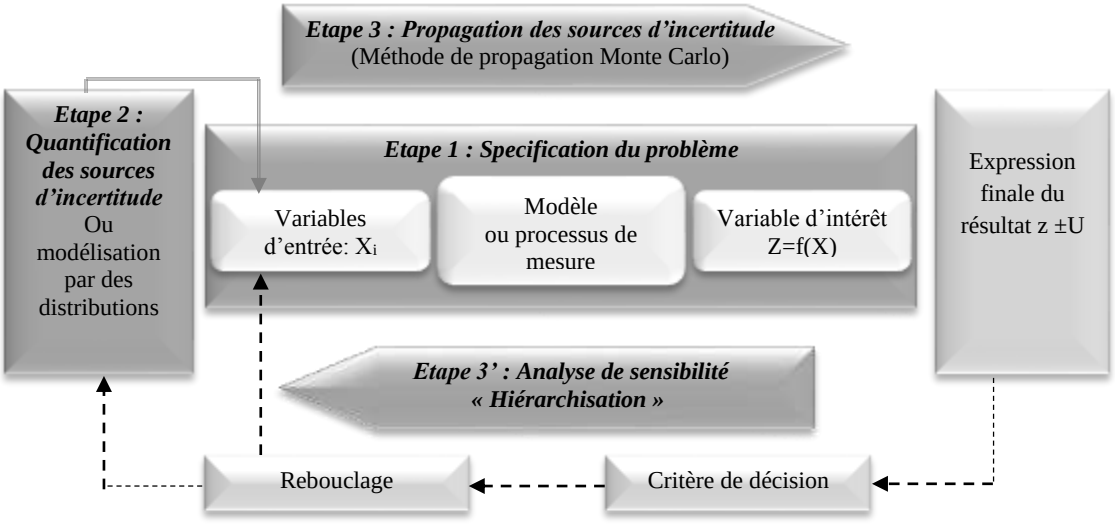



Figure III.9 Méthodologie d'analyse d'incertitude dans la modélisation numérique (Fischer et Allard 2010).

L'analyse d'incertitude étudie les effets du manque de connaissances ou erreurs potentielles sur le modèle (dans notre cas, l'incertitude associée aux paramètres d'entrée du MND). Les principales étapes de l'analyse d'incertitude par le biais de la méthode Monte Carlo se résument dans ce qui suit (Chettouh 2014) :

- Attribuer une fonction de densité de probabilité (pdf) à chaque paramètre d'entrée (pdf reflète l'état des connaissances sur la valeur du paramètre) ;
- Générer un ensemble de paramètres d'entrée à l'aide de nombres aléatoires (uniformément distribué entre 0 et 1) selon les pdf affectés à ces paramètres ;
- Quantification de la fonction de sortie en utilisant un ensemble de valeurs aléatoires selon le modèle en question. La valeur obtenue est une réalisation d'une variable aléatoire (X) ;
- Répétez les étapes 2-3, N fois (jusqu'à ce qu'un nombre suffisant, par exemple 1000) produisant N valeurs indépendantes de sortie. Ces N valeurs de sortie représentent un échantillon aléatoire à partir de la distribution de probabilité (distribution empirique) de la fonction de sortie. La précision dans les statistiques produites est améliorée en augmentant le nombre d'itérations. Il est donc important d'effectuer assez d'itérations afin que les statistiques soient stables ;
- Générer des statistiques à partir de l'échantillon obtenu pour le résultat de sortie : moyenne, écart-type, intervalle de confiance (percentiles), etc. (Innal et al 2013) ; (Chettouh 2014).

### III.4.2. Analyse de sensibilité

Au cours de l'élaboration, de la construction ou de l'utilisation d'un modèle mathématique, l'analyse de sensibilité peut s'avérer être un outil précieux puisqu'elle présente une partie essentielle de la simulation d'incendie, puisqu'elle joue un rôle important dans l'analyse de l'incertitude (Wang et al. 2013). La sensibilité des résultats de la simulation est nécessaire pour évaluer la justification des conclusions à la lumière de l'incertitude des paramètres d'entrée (Suard 2013). Cette analyse est une partie intégrante de l'analyse d'incertitudes. Elle intervient généralement pour répartir l'incertitude du modèle entre les différentes sources (paramètres et variables d'entrée).

Selon Saltelli et al. (2004a), l'analyse de sensibilité est l'étude de la manière dont la variation de la sortie d'un modèle (numérique ou autre) peut être répartie, qualitativement ou quantitativement, à différentes sources de variation. Elle est réalisée en faisant varier les valeurs des entrées afin de quantifier l'effet de ces changements sur les sorties considérées (Suard et al. 2013). Dans ce processus, les variables d'entrée sont appelées facteurs et les variables de sortie sont appelées réponses (Suard et al. 2013). Ainsi, l'analyse de sensibilité peut identifier la contribution de chaque paramètre d'entrée à l'incertitude globale de la production du modèle. Ce résultat conduirait à des instructions sur la détermination de la distribution des paramètres

d'entrée. Pour les paramètres de haute sensibilité, la sélection doit être effectuée avec un soin particulier (Wang et al. 2013).

Les principales raisons motivantes pour mener une analyse de sensibilité sont les suivantes (Hall et al. 2009) ; (Hasofer 2009) ; (Saltelli et al. 2004a, b) ; (Saltelli et al. 2004b) :

- Identification des facteurs les plus influents sur la sortie du modèle ainsi que l'identification des facteurs qui peuvent avoir besoin de plus de recherche pour améliorer la confiance dans la sortie du modèle ;
- Identification des facteurs qui n'ont pas d'influence sur la sortie du modèle et peuvent, ainsi, être éliminés de l'analyse ;
- Détermination des zones critiques dans l'espace d'entrée pour lesquelles la variation du modèle est maximale ;
- Détermination des régions optimales au sein de l'espace des paramètres pour les utiliser dans les études d'étalonnage ;
- Identification des facteurs qui interagissent les uns avec les autres.

#### III.4.2.1 Méthodes de l'analyse de sensibilité

Suite au développement des performances des outils informatiques plusieurs techniques d'analyse de sensibilité ont été développées au cours de ces dernières années. Sur la base du choix d'un indicateur de sensibilité et la variation des paramètres du modèle, ces techniques se regroupent en trois grandes classes de méthodes (Saltelli et al. 2004) :

- Méthodes de Screening.
- Méthodes d'Analyse de Sensibilité Locale ;
- Méthodes d'Analyse de Sensibilité Globale ;

**A. Méthodes de Screening**

Les méthodes du Screening dites aussi les méthodes du criblage, permettent d'analyser l'importance des paramètres et déterminer les plus influents parmi un grand nombre qui affectent les résultats des modèles. L'analyse se fait qualitativement avec un faible nombre de simulation (Saltelli et al. 2004b). Ces méthodes sont utiles pour les modèles dont le calcul est coûteux et qui ont un grand nombre de paramètres d'entrée du fait qu'elles sont généralement moins exigeantes en calcul que les autres méthodes et sont donc utiles aussi pour des problèmes plus complexes (Pandya et al. 2012).

Dans ce contexte, Morris (1991) propose une méthode connue sous le nom de méthode des effets élémentaires qui permet de classer les entrées en trois groupes selon leurs effets (Pagnon 2013) ; (Spitz 2012) :

- Effets négligeables ;

- Effets linéaires et sans interaction ;
- Effets non linéaires et/ou avec interactions (Spitz 2012).

**B. Méthodes d'analyse de sensibilité locale**

L'analyse locale de sensibilité est une méthode quantitative qui repose sur le calcul d'une dérivée partielle à un point (Saltelli et al. 2004a), (Turányi et Rabitz 2004), cette dérivée présente l'indice de sensibilité qui représente les variations d'une sortie du modèle suite à une faible variation d'un paramètre d'entrée (Turányi et Rabitz 2004). Dans cette méthode un seul paramètre varie à la fois, les autres restant à leur valeur nominale ; ce qui évite les problèmes d'effets d'annulation (lorsque les effets de deux facteurs ayant des influences sur la sortie s'annulent entre eux). Cette méthode est simple à mettre en place car elle ne demande pas de procédure mathématique complexe (Spitz 2012), mais peut apparaitre insuffisante pour caractériser la sensibilité de modèles complexes car elle ne prend pas en compte les interactions entre les paramètres (Pagnon 2013).

La méthode la plus populaire pour le calcul des sensibilités locales est la technique One At Time (OAT) qui consiste à varier un paramètre d'entrée à la fois, tout en maintenant les autres constants. L'indice de sensibilité qui présente la dérivée de la sortie *y* par rapport au paramètre *i* au voisinage de la valeur nominale des paramètres est estimée par la méthode OAT comme suit : $$S_i^L = \frac{\partial y}{\partial x_i} \qquad (x_1^0, \dots, x_i^0)$$

Ou *y* est une sortie, $x_i$ est un paramètre d'entrée et l'exposant 0 présente la valeur nominale.

**C. Méthode d'analyse de sensibilité globale**

Cette analyse consiste à évaluer l'effet d'un paramètre alors que tous les autres paramètres sont variés simultanément. Selon Jacques (2005), l'analyse de sensibilité globale s'intéresse à la variabilité de la sortie du modèle dans son domaine de variation. Ces méthodes tiennent compte des interactions entre les paramètres sans dépendre de la stipulation d'un point nominal (ils explorent toute la gamme de chaque paramètre). Elles se concentrent sur l'effet global de variables d'entrée sur la sortie du modèle en faisant varier les paramètres d'entrée et varie chacun sur toute la plage du paramètre d'entrée pour le calcul de leur influence sur la sortie. Les distributions statistiques pour chaque variable d'entrée sont définies dans l'analyse, ce qui explique les degrés de connaissance des paramètres d'entrée.

Les méthodes d'analyse globale les plus répandues sont :

- Les méthodes basées sur la variance telle que la méthode de Sobol ;
- La méthode FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) ;
- La méthode DGSM (Derivative Based Global Sensitivity Measures) (Kucherenko et al., 2009) ;
- La méthode de régression linéaire ;

- La méthode RBD (Random Balance Design) ;
- La méthode d'Oakley et O'Hagan ;
- La méthode de McKay et l'analyse.

Quelques méthodes de l'analyse globale de sensibilité ainsi que leurs indices sont présentées en Annexe 2.

L'Analyse de Sensibilité (SA) en dispersion atmosphérique et la modélisation des incendies a été réalisée par diverses études dans différentes applications et basée sur une certaine étude de cas : on cite par exemple les études de (Salvador et al, 2001 ; Ramroth et al, 2006 ; Clark et al, 2008 ; Hasofer, 2009 ; Suard et al, 2013) qui ont orienté vers l'analyse de sensibilité des modèles de propagation d'incendie et transfert thermique. Alors que les travaux de : Lui et al, 2007 ; Bubbico et Mazzarotta, 2008 ; Carlos Garcia-Diaz et Gozalvez-Zafrilla, 2012 ; Pandya et al, 2012 ; Gant et al. 2013 ; Zhan et Zhang, 2013 avaient pour objetif l'analyse de sensibilité des modèles de dispersion atmosphérique pour étudier les effets chimiques et les risques écologiques engendrés par la dispersion des polluants). Ces études étaient fondées sur des approches différentes de l'analyse de sensibilité qui varie entre locale ou globale avec l'utilisation de différentes techniques et indices de sensibilité.

## III.5. Analyse des incertitudes et sensibilité liées aux données d'entrée du modèle Numérique de Dispersion

### III.5.1. Evaluation des incertitudes liées au MND

Dans cette section on va réaliser des analyses d'incertitude et de sensibilité suivant la méthodologie présentée dans la section III.4.1.3 en utilisant le Modèle Numérique de Dispersion développé par Hamzi (2008) et non sur un code commercial existant ; ce qui est le cas de la plupart des études abordant l'analyse de l'incertitude et l'analyse de la sensibilité tels que : Gant et al. (2013) et Pandya et al. (2012) qui ont analysé la sensibilité du logiciel PHAST (2012). Kok et al. (2004) ont effectué une analyse de sensibilité du modèle NPK-Puff. Ferenczi (2005) a entrepris une analyse de sensibilité par la technique OAT du code RIMPUFF. Bubbico et Mazzarotta (2008) ont appliqué la technique OAT pour étudier la sensibilité du logiciel ALOHA. Cormier et al. (2009) ont effectué une analyse de sensibilité du code CFX CFD. Wang et al. (2013) ont évalué la sensibilité du modelé SFAT.

En ce qui concerne notre étude, on a, en premier lieu, exécuté le modèle pour obtenir des prédictions déterministes de la dispersion d'un panache de $NO_2$ généré par un accident industriel en respectant les conditions aux limites que nous avons décrites précédemment. Dans un premier temps, on a présenté le panache en fonction du temps, puis on a opté pour deux positions dont on a présenté la courbe de concentration de $NO_2$ en fonction des distances et des hauteurs (Fig.III.2-3). L'analyse d'incertitude a été réalisée en collaboration avec l'analyse de sensibilité

afin de déterminer l'influence séparée et combinée de toutes les incertitudes potentiellement importantes sur la concentration de $NO_2$.

En outre, on propose de nouveaux indicateurs pour l'analyse d'incertitude et de sensibilité du Modèle Numérique de Dispersion non seulement relatives à la valeur de concentration moyenne, mais aussi pour la limite inférieure et supérieure (intervalle de confiance).

Pour ce faire, on a choisis la méthode Monte-Carlo (MC) qui est très fréquemment utilisée pour l'analyse d'incertitudes dans les modèles environnementaux puisqu'elle présente l'avantage d'être simple et efficace et peut être intégrée dans différents cadres probabilistes (Rousseau 2012).

L'analyse d'incertitude, comme déjà énoncée consiste en quatre étapes :

- Définition des paramètres d'entrée et leur probabilité de distribution ;
- Génération de N scénarios des paramètres d'entrée ;
- Calcul de la sortie du modèle pour chaque scénario ;
- L'analyse des distributions de sortie (calcul des moyennes, variances, quantiles...).

Ces étapes sont décrites en détail dans la section qui suit.

Pour chaque paramètre d'entrée, l'incertitude doit être définie. L'incertitude sur un paramètre d'entrée peut être décrite de différentes manières. Dans ce chapitre, trois caractéristiques principales sont considérées pour décrire l'incertitude dans un paramètre d'entrée : *la valeur nominale, l'intervalle d'incertitude* et *les distributions de probabilité.*

- La valeur nominale représente le cadre le plus standard du paramètre de modèle correspondant ou variable d'entrée dans les conditions de l'étude ;
- L'intervalle d'incertitude représente l'ensemble des valeurs possibles pour un paramètre d'entrée. Habituellement, pour un paramètre Xi, c'est un intervalle [Xmin(i), Xmax(i)] autour de la valeur nominale, représentant la plage d'incertitude des valeurs de paramètres retenues sur la base de la bibliographie, l'expertise ou des données expérimentales. Il peut être choisi pour tenir compte du manque de précision lorsque cette variable est mesurée dans un domaine donné ;
- Les distributions de probabilité doivent être spécifiées pour les méthodes d'analyse d'incertitude et sensibilité basées sur un échantillonnage aléatoire. Il y a un grand choix de distributions de probabilités disponibles. *La distribution uniforme* donne une importance égale à chaque valeur dans l'intervalle d'incertitude. Toutefois, les valeurs extrêmes des intervalles d'incertitude sont moins susceptibles que les valeurs moyennes. Dans la plupart des cas, cette distribution est couramment utilisée dans l'analyse de sensibilité lorsque l'objectif principal est de comprendre le comportement du modèle. Il existe d'autres distributions de probabilités plus flexibles qui sont habituellement

nécessaires pour représenter l'incertitude d'entrée comme *la distribution gaussienne* bien connue est souvent pratique car elle ne nécessite que la spécification d'une valeur moyenne et un écart-type. Il y a aussi *la distribution bêta symétrique*, qui donne des limites supérieures et inférieures aux valeurs possibles. Parfois, la distribution doit être asymétrique, par exemple si le paramètre ou la variable d'entrée est positive et susceptible d'être proche de zéro. Ajoutant à cette gamme, *la loi log-normale*, *la loi gamma* ou *bêta* qui offrent un grand éventail de possibilités. Enfin, *la distribution triangulaire* qui est souvent utilisée pour une représentation simple de croyances subjectives, parce qu'elle est définie par son intervalle d'incertitude et sa valeur la plus probable.

*Etape 1. Spécification du problème*

***La première étape de l'étude d'incertitudes*** consiste simplement dans la définition du problème. La définition du problème consiste à définir le modèle, les variables d'intérêt et les paramètres d'entrée (Demaël 2007). Dans notre cas, le modèle est le Modèle Numérique de Dispersion déjà présenté dans la section III.3. La variable d'intérêt sur laquelle repose notre étude est la concentration de $NO_2$ c'est-à-dire la sortie du MND. Parmi la gamme des conditions modélisées en utilisant le Modèle Numérique de Dispersion, l'incertitude générée par la vitesse du vent (U), la concentration initiale de $NO_2$ ($C_0$), le coefficient de diffusion (Sch) et le coefficient de viscosité (Re), a été évaluée dans la présente étude. La sortie du modèle étant la concentration de $NO_2$ à différentes distances (Positions A et B).

*Etape 2. Quantification des sources d'incertitude*

Cette étape a pour objet la définition du vecteur x contenant les variables d'entrée incertaines et de définir la loi de probabilité du vecteur aléatoire X associé. Ainsi en supposant que :

$$y=[C]$$

$$x = [U, C_o, Sch, Re]$$

Donc :

$$y=g(x,d)$$

Sachant que :

g : représente le calcul fait par le modèle MND ;

d : représente les autres paramètres d'entrée supposés certains.

Ensuite on passe à la définition du critère de l'étude. L'approche utilisée dans cette étude est l'approche probabiliste. A ce stade, on doit attribuer à chacun des facteurs sa loi de distribution.

Pour des raisons de simplification et en se basant sur des données inspires de la littérature, on a attribué la distribution uniforme continue aux paramètres suivants : la concentration initiale ($C_0$) limitée entre [0.1, 0.8], le coefficient de viscosité (Re) sur un intervalle de [1000, 2300], le coefficient de diffusivité (Sch) sur l'intervalle [0.7, 1]. Pour la vitesse du vent (U), elle est gérée par la loi triangulaire centrée sur 5, les limites de l'intervalle sont [2, 7].

Dans ***la deuxième étape de l'analyse d'incertitude***, N = 1000 scénarios ont été générés à l'aide des générateurs de nombres quasi-aléatoires mis en œuvre dans le logiciel Origine pour la distribution uniforme ou triangulaire. Les valeurs des quatre paramètres d'entrée ont été générés l'un après l'autre, en supposant l'indépendance entre les facteurs.

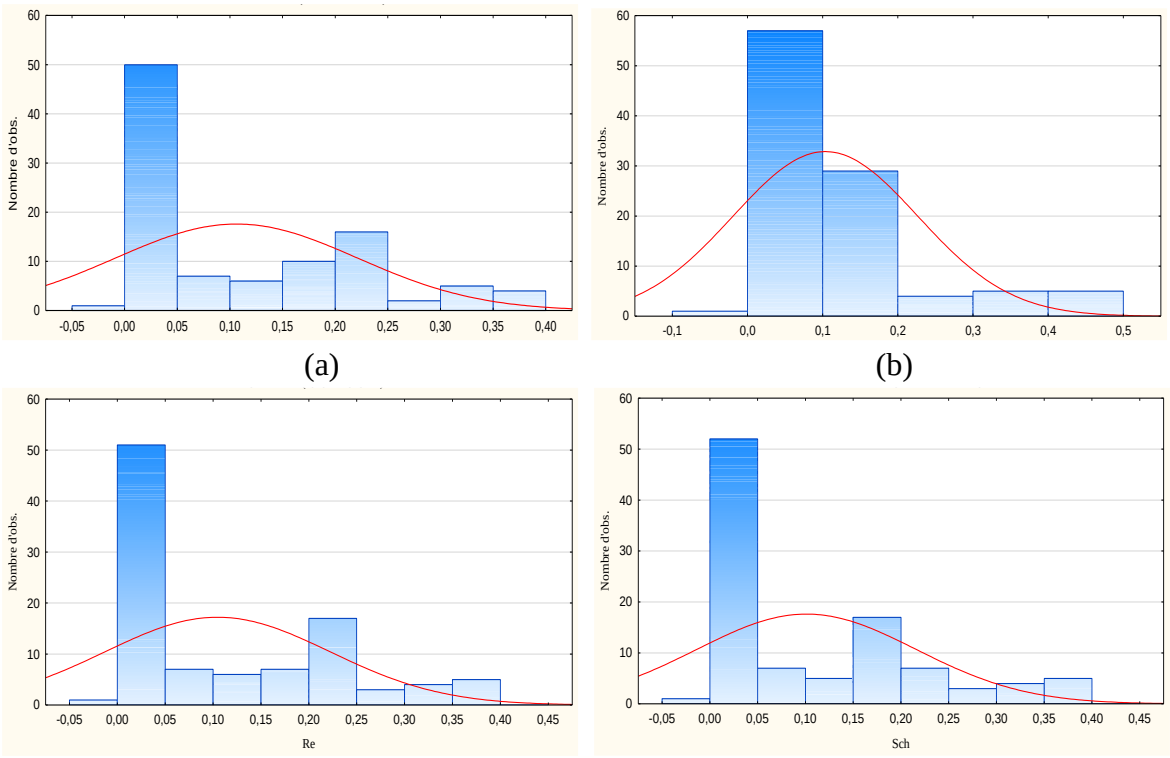
Dans ***la troisième étape***, la concentration de $NO_2$ a été calculée avec le MND pour chaque scénario simulé.

***La dernière étape*** inclus une représentation de l'histogramme de la sortie et le calcul des statistiques de base. Les histogrammes des réponses du modèle sont présentés dans la Fig.III.10. Lorsque les données d'entrée ont été générées en supposant une distribution uniforme pour tous les paramètres (U, $C_0$, Sch, Re) des combinaisons de valeurs très improbables dans la pratique du paramètre U sont apparues assez fréquemment, ce qui donne des valeurs de sortie extrêmes et ainsi on a maintenu notre choix de la distribution triangulaire.

Tableau III.4. Liste des paramètres d'entrée étudiés.

| Paramètres étudiés | Symbole | Type de distribution | Valeur nominale | Intervalle de paramètres | | Unite |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | Min | Max | |
| Vitesse du vent | U | Triangulaire | 3.5 | 2 | 7 | $m.s^{-1}$ |
| Concentration initiale de $NO_2$ | $C_o$ | Uniforme, continue | 0.45 | 0.1 | 0.8 | % |
| Coefficient de diffusion de $NO_2$ caractérisé par le nombre de Schmidt | *Sch* | Uniforme, continue | 0.85 | 0.7 | 1 | - |
| Coefficient de viscosité de $NO_2$ caractérisé par le nombre de Reynolds | *Re* | Uniforme, continue | 1650 | 1000 | 2300 | - |

Une fois que les distributions de probabilité ont été spécifiées, des échantillons représentatifs doivent être tirés de ces distributions. Cela se fait le plus souvent par échantillonnage de Monte Carlo. En échantillonnage de Monte Carlo, les échantillons sont prélevés de façon indépendante, et chaque échantillon est généré en traçant de façon indépendante la valeur de chaque paramètre (Voir Tableau III.4).




(a) (b)

(c) (d)

Figure III.10 Histogramme de concentration de $NO_2$ pour : (a) Concentration initiale (b) Vitesse du vent, (c) Coefficient de viscosité, (d) Coefficient de diffusion.

*Etape 3. Etude de la propagation des incertitudes*

Quand l'échantillon des valeurs a été généré, les valeurs de sortie de modèle correspondant, f (z1), . . ., f (Zn), doivent être calculées. Si le calcul de la sortie du modèle exige beaucoup de temps, cette étape peut être difficile à réaliser. Avec certains modèles très complexes, la taille de l'échantillon N (le nombre d'itérations) doit être égale à une valeur faible en raison du temps de calcul. Au contraire, cette étape est simple pour les modèles qui sont moins complexes.

Dans notre cas, le nombre d'itérations (Scenario N) est de 1000 scénarios. La sortie de chaque itération est stockée dans une matrice qui donne la concentration de $NO_2$ pour toutes les coordonnées (x, y) : $C_{xy}$.

Ensuite, on passe à l'analyse et la quantification de la sortie du modèle (Concentration de $NO_2$). Différentes grandeurs peuvent être aisément calculées. Les premiers issus de cette analyse par la méthode Monte Carlo est l'estimation approximée des paramètres suivants :

La moyenne :

$$\widehat{mY_i} = \frac{\sum_{j=1}^{N} y_i^j}{N};$$

L'écart type :

$$\widehat{\sigma Y\imath} = \sqrt{\sum_{j=1}^{N} \left(y_i^j - mY_i\right)^2}$$

La variance:

$$\widehat{V(Y)} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}((y_i^j)^2 - (mY_i)^2)$$

Le coefficient de covariance et corrélation :

$$\widehat{cov(Y,Y')} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}((y^j) \quad - (mY_i) \quad )\left((y'^j\right) - (mY'_i)$$

$$\rho(\widehat{Y,Y'}) = \frac{\widehat{cov(Y,Y')}}{\widehat{V(Y)}\widehat{V(Y')}}$$

Il est ainsi possible d'estimer avec un niveau de confiance $\gamma$ que l'estimateur se situe entre les bornes $C_{xy}^{Inf}$ et $C_{xy}^{Sup}$ calculées analytiquement. Par exemple, pour $\gamma$= 0.95, nous pouvons définir la probabilité suivante (Demaël 2007) :

$$P(C_{xy}^{Inf} \le C_{xy} \le C_{xy}^{Sup}) = 0.95.$$

Dans le cas général, ces bornes s'écrivent comme suit :

$$C_{xy}^{Inf} = C_{xy} - E\frac{\sigma_{xy}}{\sqrt{N}}$$

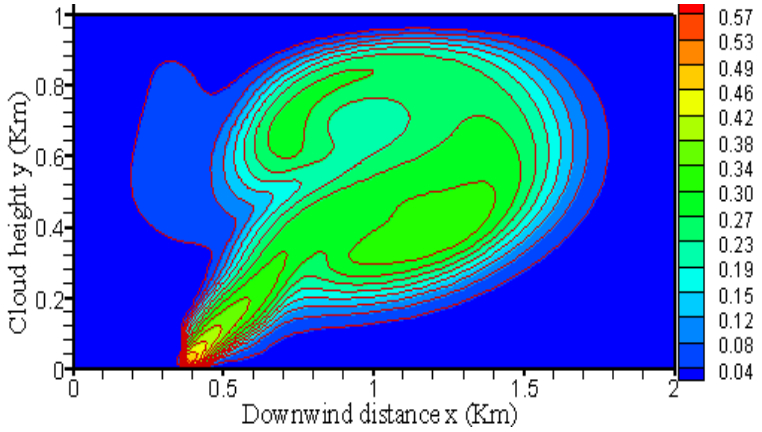
$$C_{xy}^{Sup} = C_{xy} + E\frac{\sigma_{xy}}{\sqrt{N}};$$

Pour notre étude et sur la base des matrices entraînées (1000 fois au total), on va procéder au calcul de la matrice de la limite inférieure ($C_{xy}^{Inf}$), la matrice de la limite moyenne ($C_{xy}^{Moy}$) et la matrice de la limite supérieure ($C_{xy}^{Sup}$) comme suit :

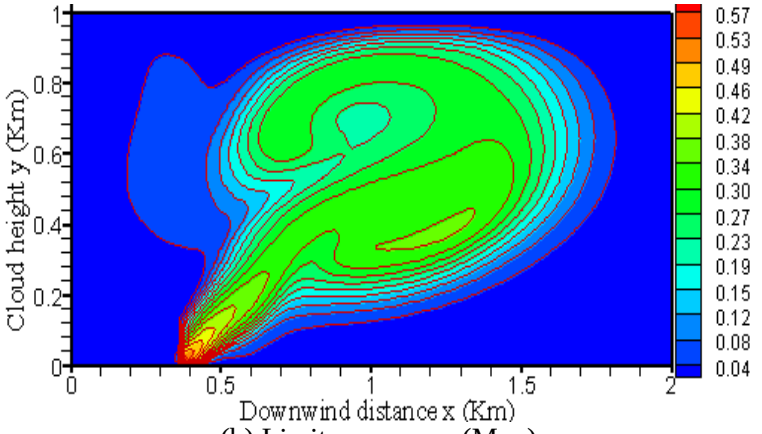
$$C_{xy}^{Moy} = \frac{\sum_{N} C_{xy}}{N}; \quad C_{xy}^{Inf} = C_{xy}^{Moy} - E\cdot\frac{\sqrt{\sum_{N}(C_{xy}^{Moy} - C_{xy})^2/N}}{\sqrt{N}}; \quad C_{xy}^{Sup} = C_{xy}^{Moy} + E\cdot\frac{\sqrt{\sum_{N}(C_{xy}^{Moy} - C_{xy})^2/N}}{\sqrt{N}}$$

Avec E= 1.96

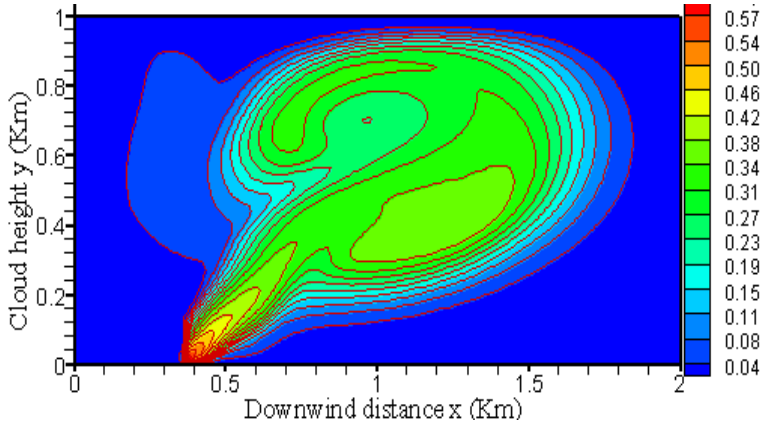
Les probabilités sont souvent tracées en fonction des valeurs de seuil (Limite inférieure, limite supérieure) et la courbe résultante est appelée distribution de probabilité cumulative.




(a) Limite inférieure (Min) (5th percentile)




(b) Limite moyenne (Moy)




(c) Limite supérieure (Max) (95th percentile)

Figure III.11 Concentration de $NO_2$ avec l'effet conjugué de l'incertitude des paramètres d'entrée.

La Fig. III.11 présente la limite inférieure, moyenne et supérieure. Pour un intervalle de confiance de 90%, E est égal à 1.64. La dispersion du nuage de $NO_2$ présentée dans les Fig.III.11 (a, b, c) montre respectivement les 5e et 95e pourcentiles de cette dispersion pour t = 1200 s. Cela signifie que la dispersion du panache varie entre ces deux percentiles avec une confiance de 90%. Par conséquent, les décideurs ne devraient pas fonder leur jugement uniquement sur les valeurs moyennes, mais ils doivent, en particulier, tenir compte de la limite supérieure de la concentration du panache.

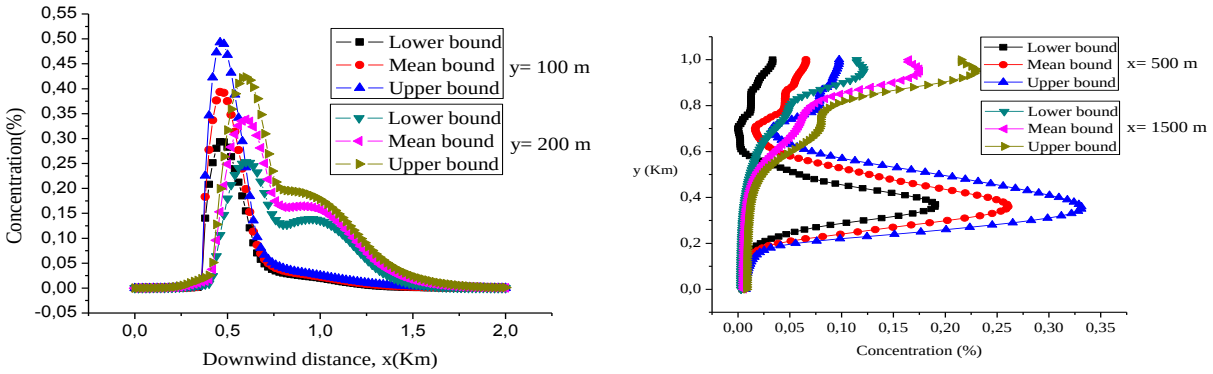
En observant les Fig.III.2-3 et Fig.III.11(a) on peut déduire que la concentration de $NO_2$ est plus élevée dans le cas où les incertitudes ne sont pas prises en compte. Cependant, dans la Fig.III.11(c), la limite supérieure (95e percentile), indique que la prise en compte de l'incertitude de paramètres conduit à une estimation de concentration clairement plus élevée que dans le cas précédent, ce qui est dangereux du point de vue de sécurité.

Fig.III.13 représente le profil de concentration de $NO_2$ pour deux hauteurs fixes (a) et deux distances fixes (b). On s'est intéressé aux positions suivantes : (A) : [y = 100 m et x = 0,5 km] ; (B) : [y = 200 m et x = 1,5 km]. Ces positions représentent l'emplacement de deux agglomérations différentes par rapport au point de la source d'émission (Emplacement du réservoir brulé) (Voir la Fig.III.12) :

A. y = 100 m et x = 0,5 km présente la zone du site industriel ;
B. y = 200 m et x = 1,5 km présente la zone de l'agglomération avoisinante du site industriel.

Figure III.12 Présentation du site industriel avec les deux positions (A, B).

Les résultats des estimations des concentrations de $NO_2$ correspondantes aux différentes positions (A, B), issus de la Fig.III.13, sont rassemblés dans le Tableau III.5.




(a) (b)

Figure III.13 Concentration de $NO_2$ avec l'effet combiné de l'incertitude des paramètres d'entrée, pour les deux positions (A, B), t = 1200s.

Tableau III.5. Concentration de $NO_2$ pour les deux positions A et B.

| Positions | Concentration de $NO_2$ | | |
|---|---|---|---|
| | Limite inférieure : $C^{Inf}$ | Limite moyenne : $C^{Moy}$ | Limite supérieure : $C^{Sup}$ |
| *A.* $y$= 100 m; $x$= 0.5 Km | 0.282 % | 0.375 % | 0.468 % |
| *B.* $y$= 200 m; $x$= 1.5 Km | 0.008 % | 0.0163 % | 0.0245 % |

Le $NO_2$ est un gaz très toxique qui conduit, suite à son inhalation à des œdèmes pulmonaires à cause de sa faible solubilité dans l'eau. On présente dans le Tableau III.6 quelques valeurs de seuil de concentration de $NO_2$ (INERIS, 2004).

Tableau III.6. Quelques valeurs seuil de concentration de $NO_2$.

| Temps d'exposition (min) | Seuil des effets irréversibles (%) | Seuil des effets létaux (%) |
|---|---|---|
| 1 | 0.0105 | 0.017 |
| 10 | 0.006 | 0.01 |
| 20 | 0.0055 | 0.009 |
| 30 | 0.005 | 0.008 |
| 60 | 0.004 | 0.007 |

Conformément au Tableau III.6 et pour un temps égal à 1200 s (20 minutes : durée de libération des polluants), les valeurs seuils de référence sont égales à 0,0055% (pour les effets irréversibles) et 0,009% (pour les effets létaux).

L'analyse du Tableau III.5 montre que les concentrations obtenues pour la première position (A) sont de loin très élevées comparativement aux valeurs seuil. Pour la deuxième position (B), la concentration de la limite inférieure (0,008%) est inférieure aux valeurs seuil liées à une létalité de (0,009%), tandis que la limite moyenne et la limite supérieure sont encore plus grandes que les valeurs seuils fixées. Par conséquent, les valeurs obtenues sont inacceptables. Cela signifie que dans le cas d'un accident similaire, toute la population serait exposée à une concentration intolérable de $NO_2$. Par conséquent, la population doit être relocalisée à un endroit plus sécuritaire. A cet effet, et en se basant sur les résultats des profils de concentration, les limites supérieures indiquent que le seuil de concentration de 0,009% peut être respecté au-delà de la distance de 1,76 km (D'après la figure III.13(a)).

Dans ce qui suit, nous allons caractériser la contribution de chaque paramètre jugé incertain quant aux résultats obtenus (Concentration de $NO_2$), en particulier : la limite inférieure, la limite moyenne et la limite supérieure. Pour ce faire, on a choisi un scénario de référence de valeurs d'entrée (par exemple, les valeurs moyennes) et varier une seule entrée à la fois tout en maintenant toutes les autres variables d'entrée constants (voir Fig.III.14-17). Cette technique permet un dépistage des paramètres d'entrée les plus importants.

En analysant les Fig.III.14-15, on peut observer que pour la limite inférieure, moyenne et supérieure, la concentration initiale ($C_0$) et la vitesse du vent (U) sont les paramètres à fort impact sur la variance de sortie. On peut déduire aussi que la concentration initiale de $NO_2$ ($C_0$) est le paramètre le plus influent dans le champ proche et le champ lointain, notant que son effet se réduit au-delà de 1 km et s'amplifie avec l'altitude (au-delà de 600 m). Alors que la vitesse du vent a principalement une influence directe sur les concentrations à basse et surtout à haute altitude et principalement en champ lointain (au-delà de 750m).

Les Fig.III.16-17 illustrent l'influence des incertitudes dues aux coefficients de diffusion et coefficient de viscosité. Comme il est montré, les incertitudes liées à ces données d'entrée n'ont pas une influence significative sur la concentration de $NO_2$ et particulièrement le coefficient de diffusion.

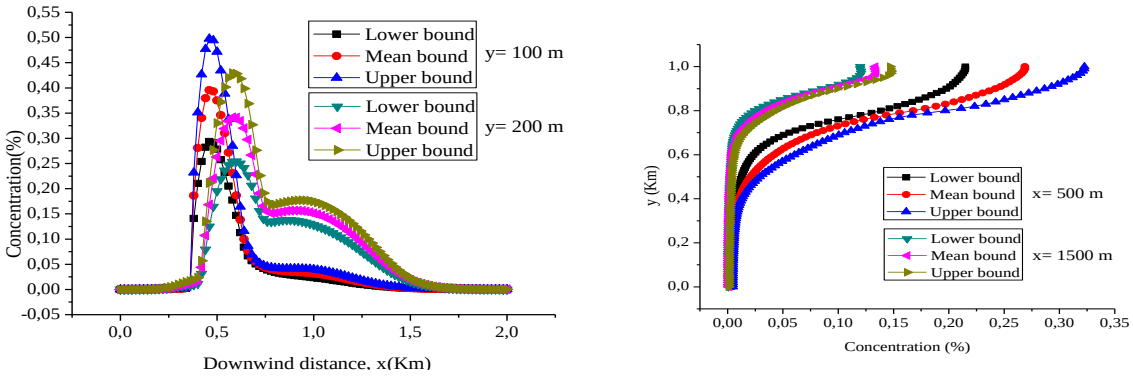



Figure III.14 Effet de la concentration initiale de $NO_2$ sur la concentration de $NO_2$.

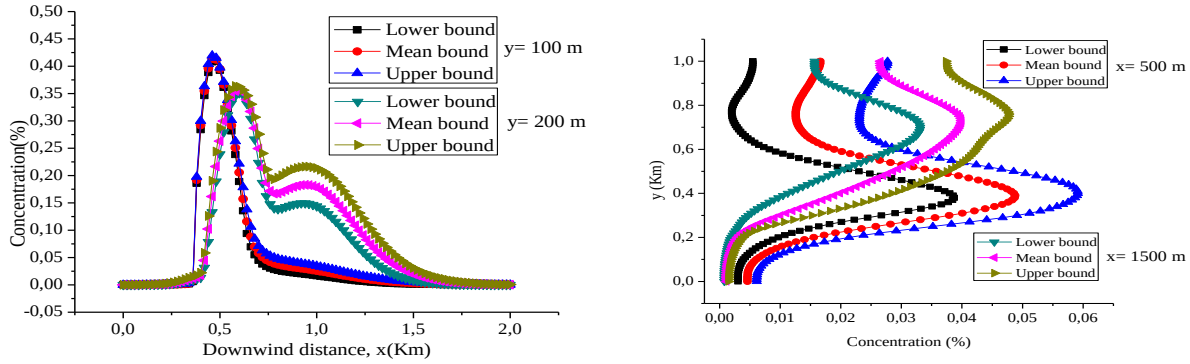



Figure III.15 Effet de la vitesse du vent sur la concentration de $NO_2$.

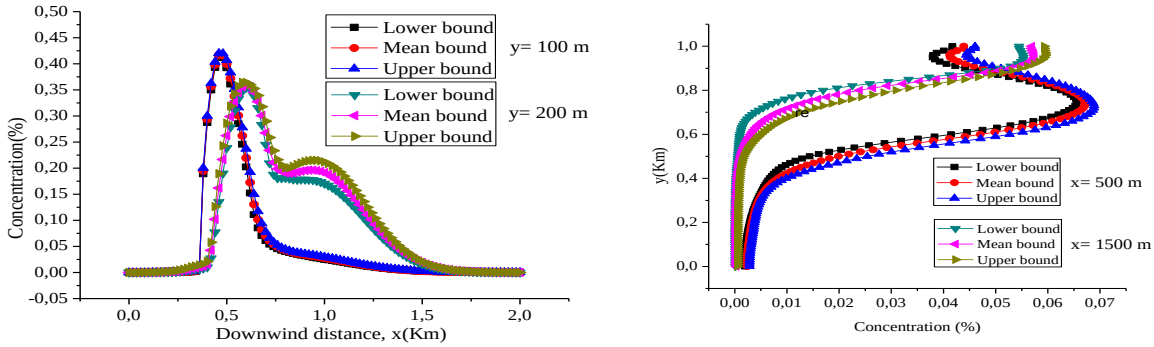



Figure III.16 Effet du coefficient de viscosité sur la concentration de $NO_2$.

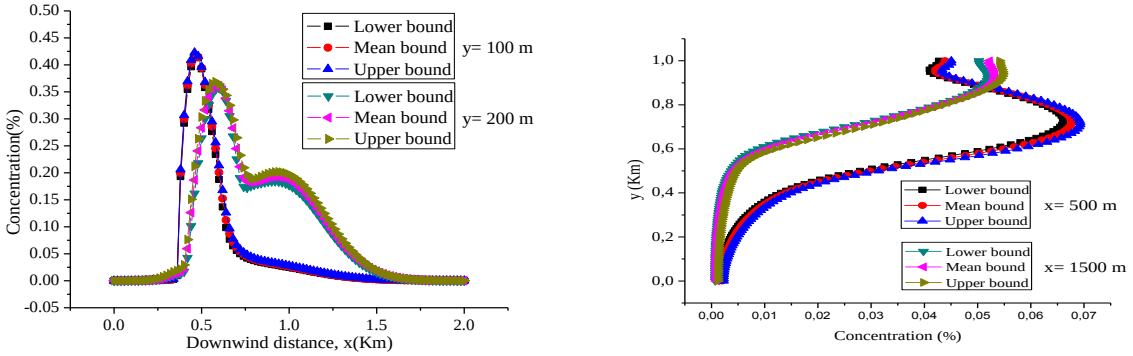



Figure III.17 Effet du coefficient de diffusion sur la concentration de $NO_2$.

*Etape 3'. Analyse de sensibilité et hiérarchisation des sources d'incertitude.*

Pour déterminer les paramètres les plus influents sur le Modèle Numérique de Dispersion, on a opté pour l'utilisation de plusieurs méthodes de l'analyse de sensibilité ;

- La méthode d'analyse de sensibilité locale par l'application de la technique One At Time (OAT) qui s'est intéressée à la perturbation d'un paramètre à la fois. A ce niveau, plusieurs indices de sensibilité sont utilisés et élaborés ;
- La méthode d'analyse de sensibilité globale par l'analyse de Corrélation de Pearson.

L'étude de sensibilité locale et globale ont été adoptées pour répondre aux objectifs suivants :

- Déterminer les paramètres les plus influents sur la sortie du MND et les classer selon leur importance sans faire intervenir l'influence de ces paramètres les uns sur les autres. Pour ce faire, pour chaque paramètre, sur l'ensemble de son intervalle de valeurs, des indices de sensibilité locale sont calculés, (en gardant à l'esprit que tous les autres paramètres ont une valeur fixe) ;
- Confirmer (ou invalider) par la Corrélation de Pearson les résultats obtenus au moyen de la méthode OAT. Il est ainsi possible de déterminer si un paramètre est effectivement influent sur l'ensemble de son intervalle de variation ;
- Estimer de manière explicite le domaine de variation de la variable d'intérêt (Concentration de $NO_2$) en fonction de la variation d'un paramètre donné.

### III.5.2. Analyse de sensibilité locale

Il y a plusieurs façons de définir la sensibilité d'un modèle par rapport à ses paramètres entrées. Dans cette section, la sensibilité par rapport à un seul facteur d'entrée est d'abord considérée. Afin d'étudier davantage l'impact de variation des paramètres d'entrée par rapport à la concentration de $NO_2$, pour les deux positions d'intérêt (A, B), le Tableau III.7 a été établi.

En outre, la Fig.III.18, est réalisée en se basant sur les résultats du Tableau III.6 et donne la différence entre la limite supérieure et la limite inférieure de concentration ($C_i^{Sup} - C_i^{Inf}$). Cette différence correspond à la propagation de la concentration de $NO_2$ seulement induite par la variation du paramètre d'entrée *i* (les autres paramètres restent constants). Dans notre cas, la Fig.III.18 montre clairement que la variation de la concentration initiale de $NO_2$ a l'impact le plus élevé en ce qui concerne la première position A (y = 100 m et x = 0,5 km), tandis que la vitesse du vent est la plus importante pour la seconde position B (y = 200 m et x = 1,5 km).

Tableau III.7. Concentration de $NO_2$ relative à la variation de chaque paramètre d'entrée.

| Paramètres d'entrée | Concentration de $NO_2$ en : $y$ = 100 m and $x$ = 0.5 km; $y$ = 200 m and $x$ = 1.5 Km | | |
|---|---|---|---|
| | Limite inférieure : $C_i^{Inf}$ | Limite moyenne : $C_i^{Moy}$ | Limite supérieure : $C_i^{Sup}$ |
| Concentration initiale de $NO_2$ ($C_0$) | 0.278. % | 0.3750 % | 0.4720 % |
| | 0.0154 % | 0.0192 % | 0.0245 % |
| Vitesse du vent ($U$) | 0.3925 % | 0.3949 % | 0.3973 % |
| | 0.0850 % | 0.0197 % | 0.0309 % |
| Coefficient de viscosité ($Re$) | 0.3923 % | 0.3995 % | 0.4066 % |
| | 0.0160 % | 0.0187 % | 0.0214 % |
| Coefficient de diffusion ($Sch$) | 0.3924 % | 0.3944 % | 0.3964 % |
| | 0.0155 % | 0.0177 % | 0.0199 % |

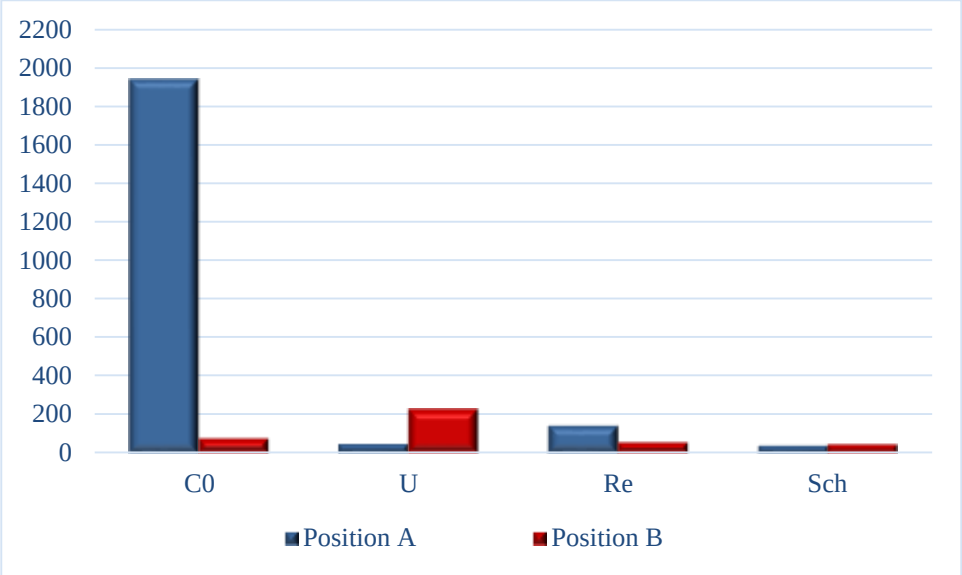



Figure III.18 Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration de $NO_2$.

Dans cette sous-section, un autre indice des méthodes OAT qui permet de déterminer la sensibilité des paramètres va être utilisé. Cet indice consiste à calculer le pourcentage de la différence dans la sortie lorsqu'un paramètre d'entrée varie à partir de sa valeur minimale à sa valeur maximale. Cet indice a été proposé par Hoffman et Gardner (1983) et Bauer et Hamby (1991). Hoffman et Gardner (1983) et Bauer et Hamby (1991) préconisaient l'utilisation de toute la gamme des valeurs possibles de chaque paramètre afin d'évaluer la sensibilité de ces

paramètres d'entrée. Cet index de sensibilité est calculé en utilisant la valeur minimale et maximale de la sortie. Ainsi, dans notre cas :

$$S_i = \frac{C_i^{Sup} - C_i^{Inf}}{C_i^{Sup}}$$

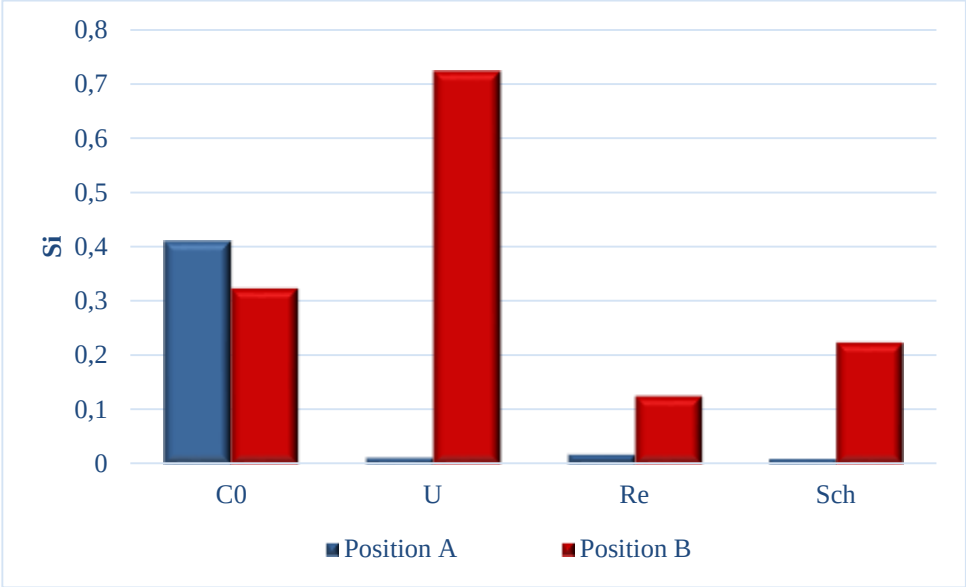



Figure III.19 Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la première et la deuxième position.

Comme le présente la Fig. III.19, qui reflète les résultats obtenus dans la figure Fig.III.18, il est de nouveau constaté une très forte influence de la concentration initiale de $NO_2$ notamment dans la position A ainsi que la vitesse du vent dans la position B, sur l'estimation de la concentration de $NO_2$.

Pour compléter l'analyse, les Fig.III.20-21 sont dérivées des tableaux III.4-6 et illustrent la sensibilité de chaque paramètre d'entrée sur la variation de la limite inférieure, moyenne et supérieure de la concentration de $NO_2$. Cela indique l'importance de la différence relative entre les valeurs obtenues quand un seul paramètre d'entrée est varié (paramètre i) et celles constatées lorsque toutes les incertitudes de paramètres sont prises en compte. En effet, cette importance présente la direction de variation de la concentration de $NO_2$ suite aux effets des incertitudes dans les données d'entrée (augmentation ou diminution).

$$S_i^{Inf} = \frac{C_i^{Inf} - C^{Inf}}{C^{Inf}} ; \qquad S_i^{Moy} = \frac{C_i^{Moy} - C^{Moy}}{C^{Moy}} ; \qquad S_i^{Sup} = \frac{C_i^{Sup} - C^{Sup}}{C^{Sup}}$$

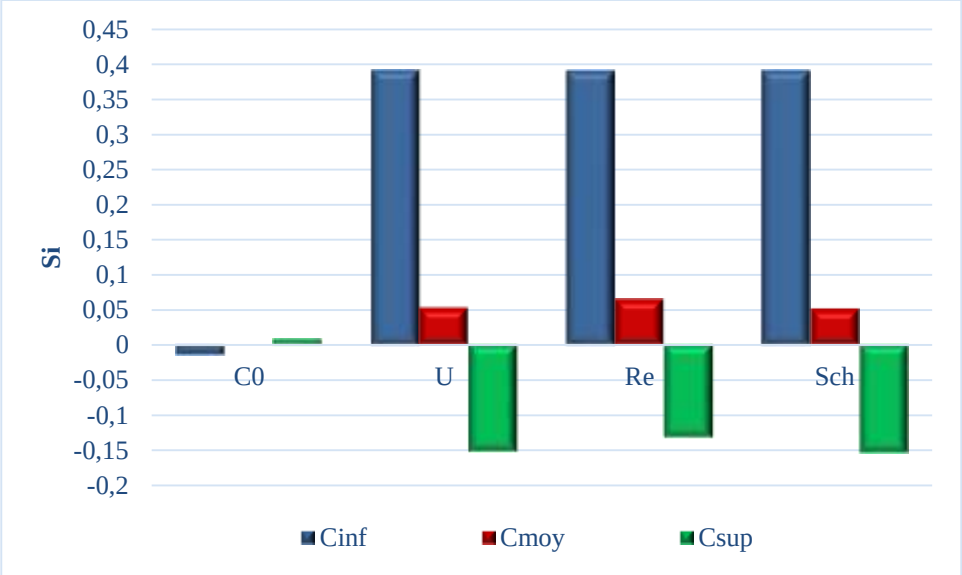



Figure III.20 Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la première position.

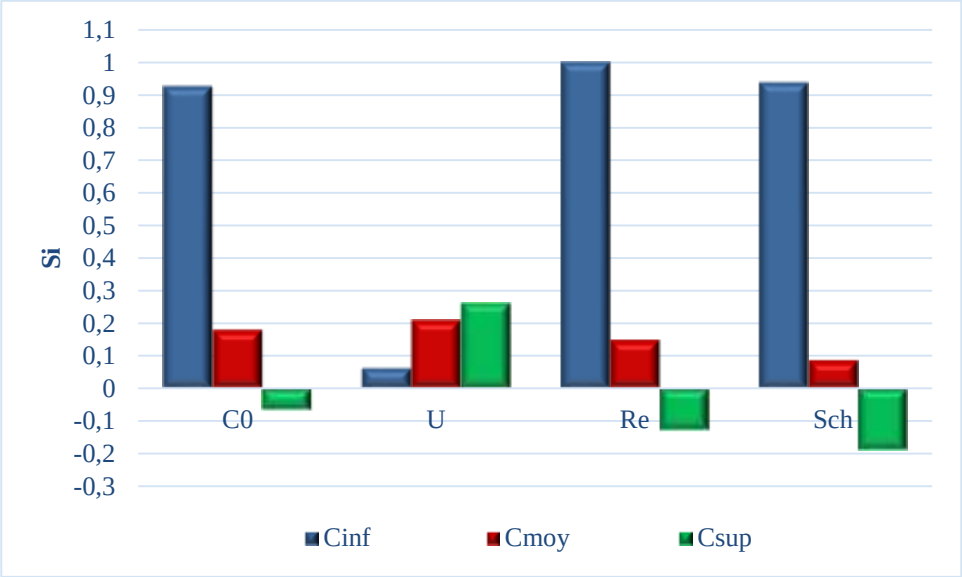



Figure III.21 Impact de la variation des paramètres d'entrée sur la concentration $NO_2$ pour la deuxième position.

Du point de vue de la sécurité, seul l'impact des paramètres d'entrée de la variation de concentration liée à la limite moyenne et supérieure seront discutés. Pour la première position (A), il peut être observé sur les Fig.III.20 que le coefficient de viscosité, le coefficient de diffusivité et la vitesse du vent sont les paramètres d'entrée qui ont respectivement l'impact significatif sur les concentrations moyennes et supérieures. Pour la deuxième position (voir

Fig.III.21), la vitesse du vent est prétendue être le paramètre le plus important pour les limites de concentration moyenne et supérieure, suivie par la concentration initiale de $NO_2$.

### III.5.3. Analyse de sensibilité globale

Divers techniques et estimateurs de sensibilité globale nommés indices sont disponibles et peuvent être utilisés pour analyser quantitativement l'influence des facteurs d'entrée sur les variables d'intérêt. Parmi ces techniques, on a opté pour la hiérarchisation des paramètres d'entrée du MND par la méthode de la régression linéaire. Plusieurs indices de sensibilité sont définis par cette méthode qui étudie la relation linéaire entre la sortie du modèle et les variables d'entrée. Dans notre étude, on va utiliser le coefficient de Pearson qui va représenter par la suite un indice de sensibilité nommé Sensibility Regression Correlation (SRC). Cet indice et par le biais des analyses de corrélation et de régression, nous permettra de réaliser des analyses de sensibilité basée sur l'objectif de mesurer l'importance de chaque paramètre d'entrée. Cette méthode est applicable aux cas où des relations de linéarité existent entre les paramètres d'entrée et variables d'intérêt qui est dans notre étude : la concentration de $NO_2$.

En supposant que le modèle présenté dans l'équation (1) est linéaire, on peut par la suite l'écrire sous la forme :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i X_i$$

D'où : $\beta_i \left(i = 1,..., p\right)$ est le coefficient de régression.

Et du fait que les variables $X_i$ sont indépendantes, la variance de Y s'écrit comme suit :

$$V\left(Y\right) = \sum_{i=1}^{p} \beta_i^2 V\left(X_i\right)$$

Sachant que $\beta_i^2 V\left(X_i\right)$ est la part de variance due à la variance $X_i$.

On définit le SRC (Standardized Regression Coefficient) indice représentant la part de variance de la réponse Y due à la variance de la variable $X_i$.

$$SRC = \frac{\beta_i^2 V\left(X_i\right)}{V\left(Y\right)} = \beta_i^2 \frac{\sigma_{x_i}^2}{\sigma_Y^2} = \left(\beta_i \frac{\sigma_{x_i}}{\sigma_Y}\right)^2$$

Où $\sigma_{X_i}^2$ , $\sigma_Y^2$ représentent la variation de $X_i$ et $Y_i$.

Sachant que le coefficient de Pearson $\rho_{X_i,Y} = \frac{Cov\left(Y; X_i\right)}{\sigma_{X_i}\sigma_Y}$; et $Cov\left(Y; X_i\right) = \beta\sigma_{X_i}^2$

Donc :

$$\rho_{X_i,Y} = \frac{\sigma_{X_i}}{\sigma_Y}\beta$$

Et ainsi :

$$SRC = \rho^2_{X_i,Y}$$

Sachant que le coefficient de Pearson noté ρ pour $X_j$ et $Y_i$ est défini par la relation suivante :

$$\rho_{X_jY_i} = \frac{\sum_{k=1}^{N}\left(\left[X_j\right]^k - \overline{\left[X_j\right]}\right)\left(\left[Y_i\right]^k - \overline{\left[Y_i\right]}\right)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N}\left(\left[X_j\right]^k - \overline{\left[X_j\right]}\right)^2\left(\left[Y_i\right]^k - \overline{\left[Y_i\right]}\right)^2}}$$

D'où :

$\overline{\left[X_j\right]}$ et $\overline{\left[Y_i\right]}$ sont les moyennes des échantillons $([X_j]_1,..., [X_j]_N)$ et $([Y_i]_1,..., [Y_i]_N)$.

L'estimation du coefficient de Pearson, compris entre -1 et 1, permet de hiérarchiser les différents paramètres en fonction de leurs valeurs absolues (Demaël 2007).

Si le coefficient de Pearson est proche de -1 ou 1, cela veut dire que la relation entre X et Y est linéaire. Et si c'est le cas pour tous les paramètres d'entrée, cela veut dire que le modèle est proche d'une relation linéaire.

Afin de mesurer le degré de linéarité entre le paramètre d'entrée $X_i$ (i=1, …, p) et la sortie Y, on procède au calcul de $R^2$ :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Y_i - \tilde{Y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(\overline{Y}_i - Y_i\right)^2}$$

Avec :

$\overline{Y}_i$ est la moyenne des $Y_i$ ;

$\tilde{Y}$ est la valeur du modèle linéaire trouvée par la régression linéaire.

Plus la valeur de $R^2$ est proche de 1, plus la relation entre les paramètres d'entrée et la sortie du modèle est linéaire. En se basant sur ce résultat, on peut classer les paramètres d'entrée par leurs degrés d'influence sur la sortie du modèle.

Pour établir une analyse de régression linéaire afin de déterminer l'indice SRC, la démarche qu'on va suivre consiste à générer au hasard des valeurs des paramètres d'entrée par échantillonnage de Monte-Carlo (Random) en les variant tous ensemble. Cela va permettre de prendre en considération les interactions entre les différents paramètres d'entrée. Le principe

consiste à générer de façon aléatoire des scénarios de N paramètres d'entrée Zk = (Zk, 1,..., Zk, i,..., Zk, s) k = 1, . . ., N et pour calculer la sortie du modèle pour chaque scénario, f (ZK) k = 1, . . ., N, d'une manière similaire à ce qui est fait pour une analyse d'incertitude.

Les résultats de cette technique sont présentés sous forme de Scatter Plot (Nuage de points) pour chaque paramètre d'entrée par rapport aux deux positions (A, B) désignées auparavant. Cette méthode offre une mesure qualitative de sensibilité de chaque entrée (Petelet 2007). Les méthodes statistiques liées à la régression sont ensuite utilisés pour représenter et mesurer la sensibilité des variables de sortie par rapport aux facteurs d'entrée par le biais de l'indice SRC. Le coefficient de corrélation R sera utilisé pour déterminer le sens de l'influence du paramètre sur la sortie du modèle et les relations entre les paramètres d'entrée et la variable d'intérêt.

N = 1000 scénarios ont été générés à l'aide des générateurs dans le logiciel Origine pour des distributions uniformes et triangulaires. Les Fig.III.22-29 montrent les Scatter Plot des simulations du MND et les régressions linéaires qui existent entre les paramètres d'entrée (vitesse du vent, concentration initiale, coefficient de viscosité et coefficient de diffusion) et la sortie du MND qui est la concentration de $NO_2$.

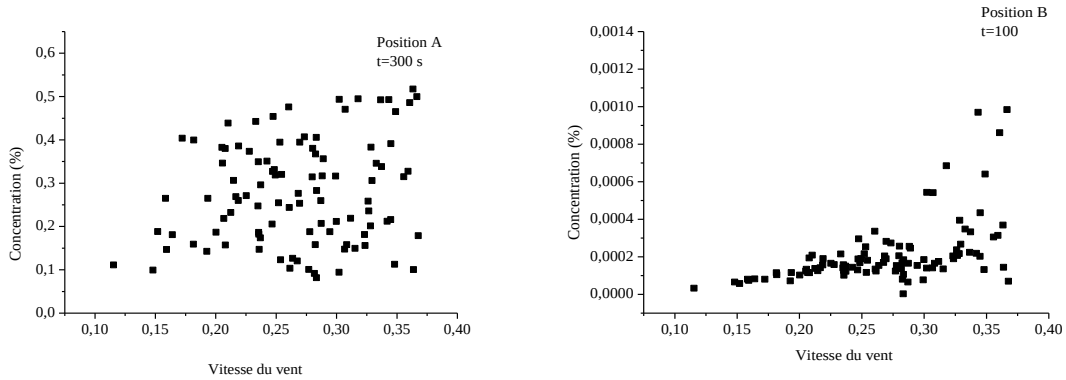



Figure III.22 Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f($U_0$) issue des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B).

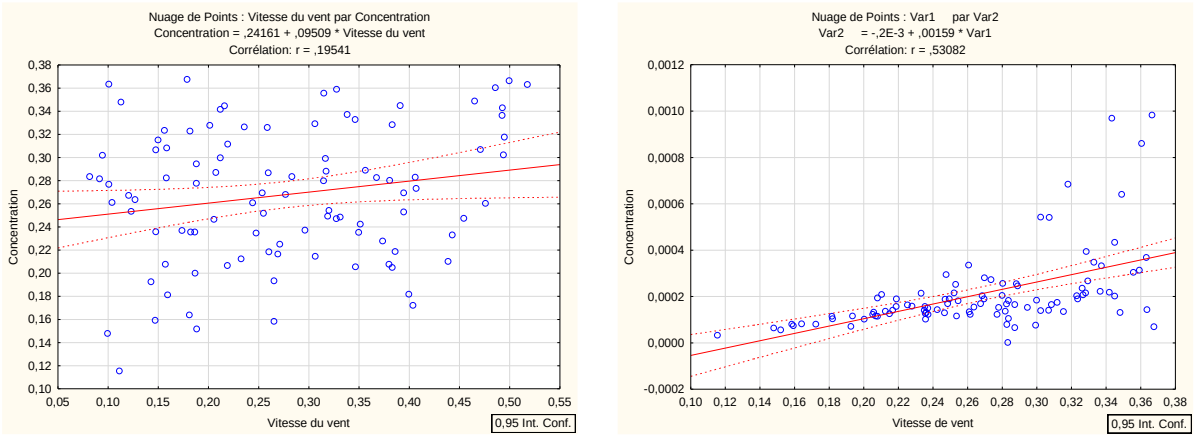



Figure III.23 Corrélation entre la vitesse du vent et la concentration de $NO_2$.

Afin d'obtenir une meilleure visualisation et réduire le temps de calcul qui est très long avec N=1000, seulement 100 points ont été représentés dans les Plot des Fig.III.22-29.

Les Fig.III.22-23 révèlent une corrélation positive dans les deux positions (A, B) avec une faible influence sur la sortie dans la première position avec un R= 0.1954 et une influence modérée dans la deuxième position dont R=0.5308. Cela veut dire que le MND présente une sensibilité assez remarquable à la vitesse du vent dans la position B (Zone d'agglomération) et l'influence de cette dernière fait augmenter l'estimation de la concentration de $NO_2$.

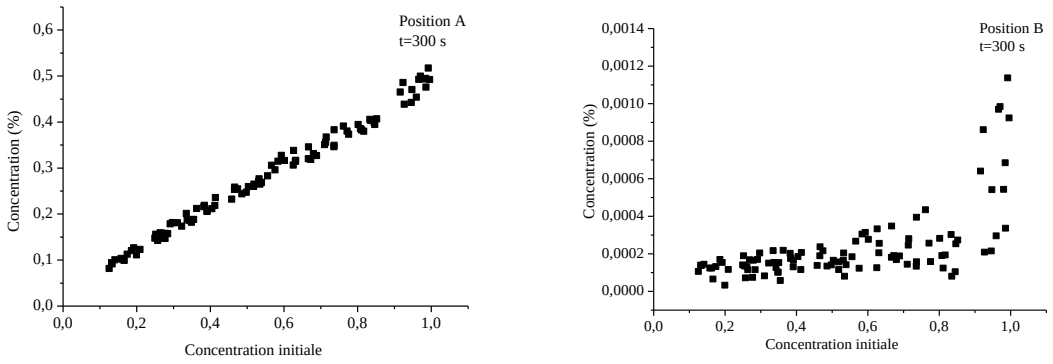



Figure III.24 Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f($C_0$) issue des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B).

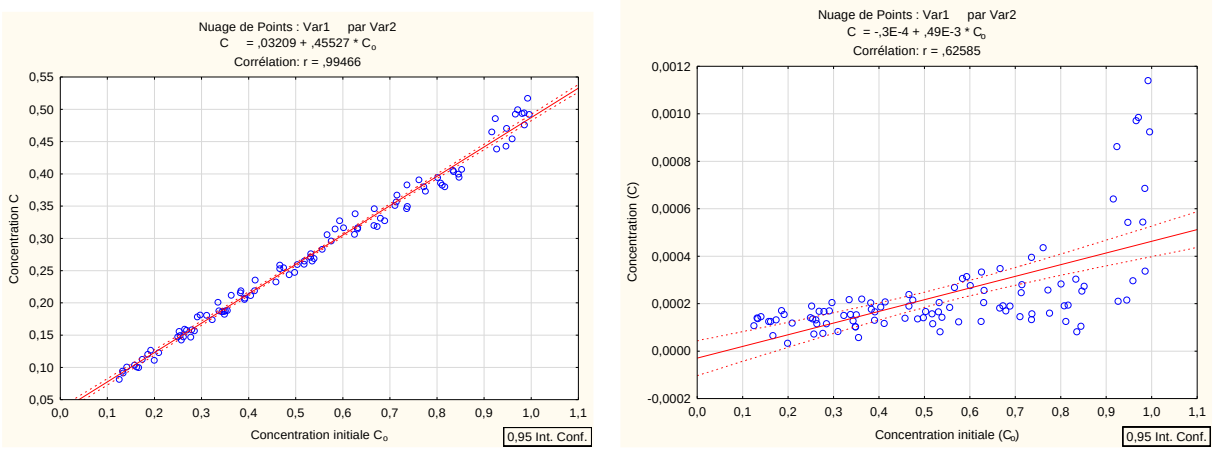



Figure III.25 Corrélation entre la concentration initiale et la concentration de $NO_2$.

Les Fig.III.24-25 nous donnent la valeur de R= 0.9946. Cette valeur témoigne l'existence d'une association positive importante entre la concentration initiale de $NO_2$ et la sortie du MND dans la première position (Zone de la raffinerie) et c'est ce qu'on peut constater sur l'allure du Scatter Plot de la Fig.III.24. Alors que cette corrélation diminue considérablement dans la deuxième position pour atteindre R= 0.6258.

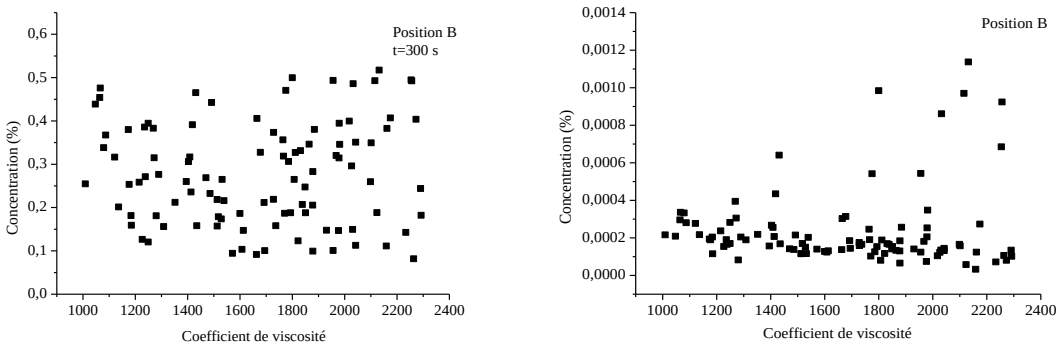



Figure III.26 Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(Re) issue des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B).

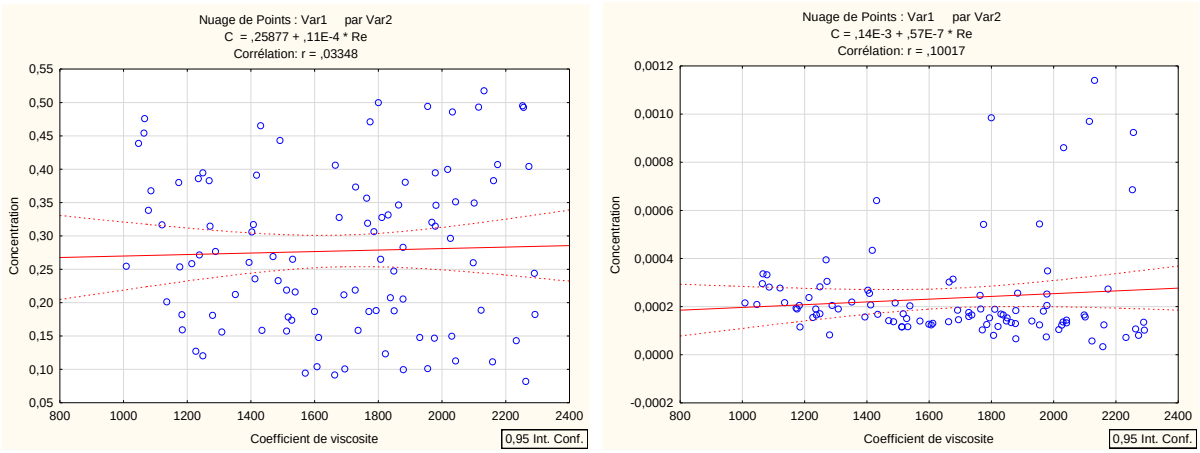



Figure III.27 Corrélation entre le coefficient de viscosité et la concentration de $NO_2$.

Les Fig.III.26-27 présentent une très faible corrélation positive entre le coefficient de viscosité et la concentration de $NO_2$ dans la position A avec un R=0.0334. En revanche, une faible augmentation de cette corrélation dans la deuxième position dont R=0.1001.

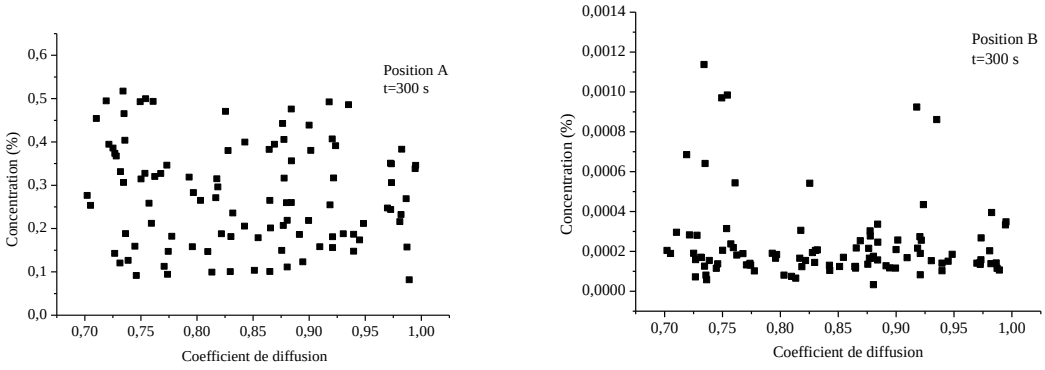



Figure III.28 Scatter-Plot représentant la distribution de la relation C= f(Sch) issue des 100 simulations du MND pour les deux positions (A et B).

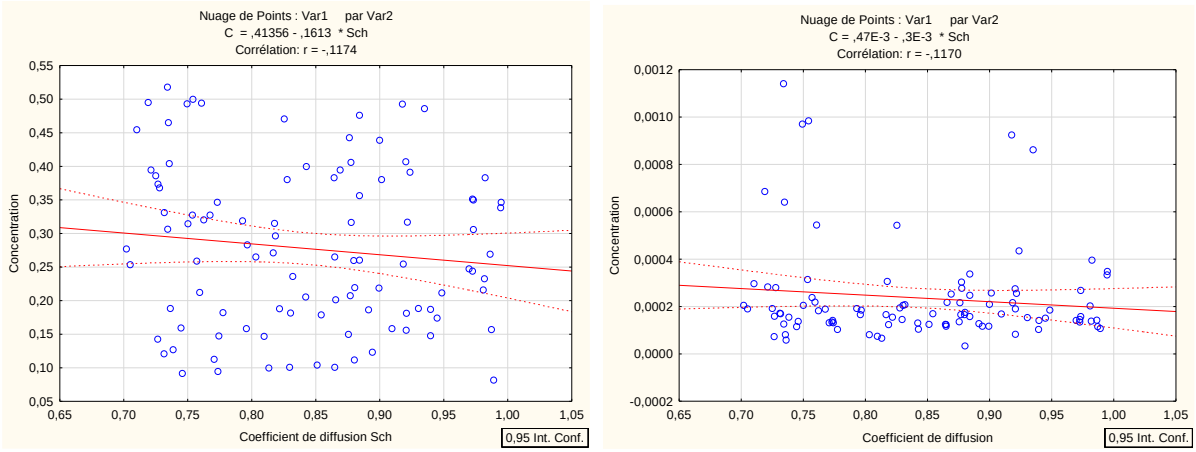



Figure III.29 Corrélation entre le coefficient de diffusion et la concentration de $NO_2$.

Les Fig.III.28-29 montrent une très faible corrélation en sens négatif dans les deux positions A et B avec un coefficient de régression R= -0.1174 et R= -0.1170, respectivement. Cela veut dire que la concentration de $NO_2$ diminue avec la variation du coefficient de diffusion.

Tableau III.8. Coefficient de Pearson pour les paramètres d'entrée du MND.

| | Position A | | Position B | |
|---|---|---|---|---|
| | Pearson ρ | SRC = $\rho^2$ | Pearson ρ | SRC = $\rho^2$ |
| $U_0$ | 0.1954 | 0.03818 | 0.5308 | 0.28174 |
| $C_0$ | 0.9946 | 0.98922 | 0.6260 | 0.39187 |
| Re | 0.0334 | 0.00111 | 0.1000 | 0.01000 |
| Sch | 0.1173 | 0.01375 | -0.1169 | 0. 01430 |

L'indice SRC est calculé en se basant sur le coefficient de Pearson avec la fonction de modèle linéaire de la bibliothèque statistique du logiciel Origine, à partir de 100 simulations (Voir le tableau III.8). Les résultats sont présentés dans la Fig.III.30

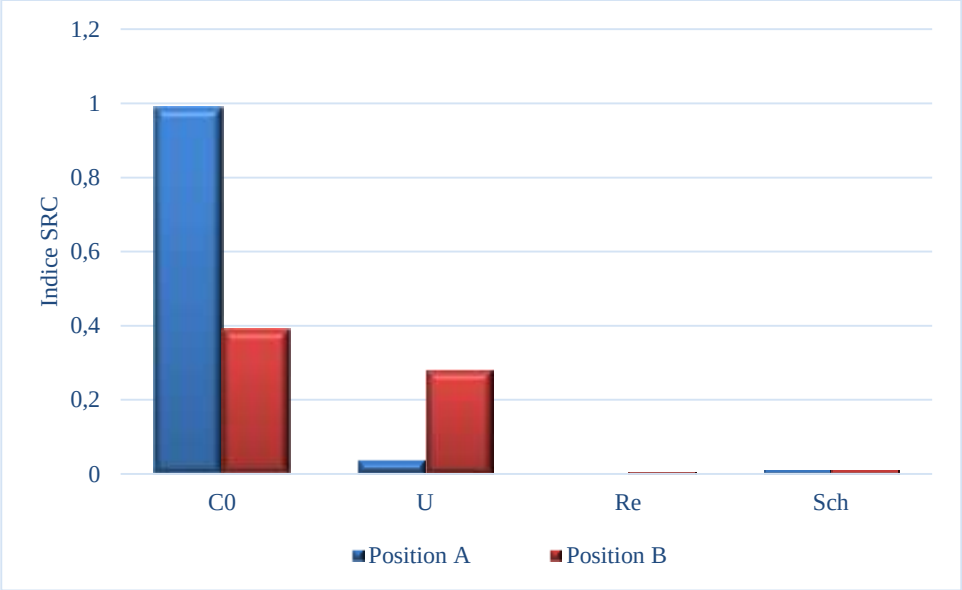



Figure III.30 Hiérarchisation des paramètres d'entrée par l'indice SRC

La Fig.III.30 présente l'indice de sensibilité SRC entre la variable de sortie (concentration de $NO_2$) et les paramètres d'entrée (vitesse du vent, concentration initiale, coefficient de viscosité et coefficient de diffusion).

La sortie du modèle (concentration de $NO_2$) subit beaucoup plus l'influence de la concentration initiale de $NO_2$ dans la première position que dans la deuxième comme l'atteste la Fig.III.26. Cela revient à la grande concentration de $NO_2$ dégagée par l'incendie au niveau du site industriel (Position A), alors qu'en s'éloignant du foyer de l'incendie cette concentration va diminuer progressivement ainsi que son effet sur la sortie du modèle, mais elle reste toujours le paramètre le plus important dans les deux positions A et B.

La concentration $NO_2$ paraît assez sensible à l'entrée vitesse de vent à la position B et très peu sensible à la variation de cette dernière à la position A. Cela peut être expliqué par le fait que à la position A, le panache dégagé par l'incendie est très dense et mené d'une grande vitesse (vitesse du jet) qui va gérer son transport et son orientation et ainsi la variation de la vitesse du vent ne peut avoir un grand effet. Cependant, dans la deuxième position, la densité du panache diminue et par la suite, la dispersion du panache sera dominée par l'effet de la vitesse du vent et surtout quand il prend de l'altitude et ainsi la variation de cette dernière aura un effet considérable sur la sortie du MND.

La variation des coefficients de viscosité et diffusion semble ne pas avoir trop d'influence sur la concentration de $NO_2$. En effet une variation du coefficient de viscosité induit un changement de 0.11 % au niveau de la sortie dans la position A et 1% dans la position B. A ce niveau, on

doit signaler que ce paramètre varie en sens inverse de la concentration de $NO_2$ dans la position A et cela veut dire que sa variation entraine la diminution de l'estimation du niveau de la concentration de $NO_2$ et cela est très dangereux du point de vue de la sécurité industrielle, puisqu'il peut entraîner des sous-estimations des niveaux de $NO_2$ et cela peut nuire à la santé de la population.

Alors que pour le coefficient de diffusion sa variation apporte un changement à la concentration de $NO_2$ de 1.37% à la position A et 1.4% à la position B.

Les résultats de l'analyse de sensibilité locale et globale sont cohérents à de nombreux égards, mais également se contredisent, dans certains cas (se référer aux Fig.III.19-30). Initialement, le paramètre d'entrée le plus important dans les deux analyses est la concentration initiale de $NO_2$ dans la position A, alors que dans la deuxième position, l'analyse de sensibilité locale suggère que la vitesse du vent est le paramètre le plus influent, alors que ce paramètre joue un rôle secondaire dans l'analyse de sensibilité globale.

Pour les deux autres paramètres : coefficient de viscosité et coefficient de diffusion, la sensibilité locale a montré que ces deux paramètres ont un effet plus ou moins considérable sur la sortie dans la position B. Cependant, l'analyse de sensibilité globale et contrairement à l'analyse de sensibilité locale, a affirmé que ces deux paramètres n'ont presque aucun effet sur la position B. Enfin, les deux analyses ont démontré que les deux coefficients de viscosité et de diffusion n'ont pas d'importance dans la position A.

Ainsi on peut remarquer que quelques paramètres d'entrée ont pu acquérir plus d''importance dans l'analyse de sensibilité globale et d'autre l'ont perdu et de même pour l''analyse de sensibilité locale. Cette divergence constatée sur quelques résultats de l'analyse de sensibilité locale et globale peut être due à la nature de chaque analyse, du fait que l'une s'intéresse à la valeur de la réponse (sensibilité locale), tandis que l'autre s'intéresse à sa variabilité (sensibilité globale) et prend en considération les effets des autres paramètres d'entrée sur le paramètre d'entrée en question. En outre, les signes des coefficients sont identiques entre les analyses locales et globales.

## III.6. Synthèse et conclusions

Ce troisième chapitre a permis d'expliciter quelques aspects majeurs de la modélisation numérique des conséquences d'un incendie industriel. Le principal aspect retenu de ce chapitre était le fait que le processus suivi lors d'une simulation numérique des incendies intègre plusieurs types d'incertitudes. Ces incertitudes peuvent être liées au modèle lui-même, à ses transformations numériques ou bien aux paramètres d'entrée de ce modèle et peuvent par contre coup affecter négativement les résultats des modèles numériques.

Afin de mettre en lumière ce préjudice que peut générer la modélisation numérique et du fait qu'une meilleure connaissance des paramètres influents permettra une meilleure prédiction, on a proposé de réaliser des analyses d'incertitude et des analyses de sensibilité locale et globale

qui se basent sur des approches purement statistiques qui se résument dans l'utilisation des moyennes, écarts types, variances, covariance, etc. pour étudier les effets des variations dans les paramètres d'entrée sur notre variable d'intérêt.

Ce couplage entre le MND et les méthodes statistiques va nous permettre de bien déterminer les paramètres d'entrée les plus influents sur les résultats de sortie du MND et ainsi lui donner plus de certitude lors de la simulation. Ce couplage peut aussi déterminer les paramètres qui n'ont aucuns effets sur les résultats du modèle et ainsi décider la possibilité de les négliger.

Du fait que le Modèle Numérique de Dispersion implique un nombre considérable de paramètres d'entrée, on a choisi dans cette étude de montrer les effets de la vitesse du vent U, de la concentration initiale de l'$NO_2$, des coefficients de viscosité et de diffusion sur la variable d'intérêt qui est dans notre étude la concentration de $NO_2$ en effectuant une analyse des incertitudes et une analyse de sensibilité qui peuvent avantageusement être appliquées à la simulation numérique des incendies.

Pour réaliser ces analyses, on a choisi deux positions références A et B. La première position couvre la zone du site industriel (Raffinerie de Skikda), tandis que la deuxième position présente la zone de l'agglomération avoisinante du site industriel. Ce choix est fait dans l'objectif de déterminer les effets des incertitudes des paramètres d'entrée sur l'estimation de la concentration $NO_2$ et la détermination des effets sur la population des deux zones A et B.

L'analyse des incertitudes a permet de démontrer que la concentration initiale de l'$NO_2$ et la vitesse du vent sont principalement responsables de la plupart de la propagation des incertitudes dans les prédictions dans les deux positions A et B. A ce niveau, on a proposé trois limites de concentration : limite minimale, limite moyenne, limite supérieure. Il a été montré qu'un processus de prise de décision efficace ne doit pas être fondé uniquement sur les valeurs moyennes de concentration de l'$NO_2$, mais il devrait, en particulier, tenir compte de la concentration supérieure du panache.

Pour l'analyse de sensibilité, on est passé par deux volets :

En premier lieu on a réalisé une analyse de sensibilité locale et du fait que cette dernière est basée sur l'estimation des indices de sensibilité qui retranscrivent la variation du modèle suite aux changements de valeurs d'un seul paramètre d'entrée, on a opté pour la réalisation de cette étude par l'utilisation de trois indices. Les résultats ont montré que la sortie du Modèle Numérique de Dispersion est fortement sensible à la concentration initiale de l'$NO_2$, alors qu'elle subit un effet considérable dû à la vitesse du vent. Tandis que l'effet des deux coefficients de viscosité et de diffusion est négligeable.

Dans le deuxième volet, on a réalisé une analyse de sensibilité globale par la méthode de régression linéaire et on a utilisé l'indice de sensibilité SRC. Les résultats de ce dernier ont permet de confirmer les résultats obtenus par l'analyse de sensibilité locale et ont ajouté des informations sur le sens d'influence de chaque paramètre d'entrée sur la concentration de $NO_2$.

Finalement, on a pu conclure que l'approche statistique développée depuis la dernière décennie propose un cadre méthodologique utile et performant pour l'analyse des incertitudes et l'analyse de sensibilité des modèles numériques simples et complexes. Cependant, quelques problèmes peuvent apparaitre : Concernant notre étude, on a pu constater que le temps d'exécution des simulations était très long et peut être accompagné par un coût très élevé, bien que notre étude fût limitée à quatre paramètres d'entrée et une seule variable d'intérêt. Ainsi on peut conclure que les méthodes d'analyse des incertitudes et l'analyse de sensibilité statistiques sont limitées à des modèles avec peu de paramètres d'entrée (quelques dizaines) et un nombre assez réduit des variables d'intérêt.

Les résultats présentés dans ce chapitre ont donné lieu à :

Une communication à la conférence PRES'13 qui a eu lieu en Grèce en 2013, l'article a été publié dans le journal : *Chemical Engineering Transactions* (Chettouh et al. 2013).

Un article publié dans le journal : *Clean Technology and Environmental Policy (*Chettouh et al. 2014 a).

# *Chapitre 4*

# *Développement d'une ACV Dynamique pour l'évaluation des effets d'incendie avec la prise en considération des incertitudes*

## *Sommaire*

IV.1. Introduction……109
IV.2. Analyse du Cycle de Vie orientée Incendie……109
IV.3. Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie ……115
IV.4. Application de l'Analyse de Cycle de Vie Dynamique orientée incendie ……..117
IV.5. Quantification des incertitudes dans la méthodologie ACV Dynamique-Incendie……..121
IV.6. Conclusion……...…123

*Le présent chapitre est consacré à l'élaboration de l'Analyse de Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie qui est une méthode destinée à l'évaluation et l'estimation des impacts environnementaux générés par un incendie qui est considéré comme un scénario de fin de vie probable d'un produit. Cette méthode est mise en place par le couplage de la méthode dite ACV-Incendie et le Modèle Numérique de Dispersion avec la prise en considération des incertitudes de ce dernier avec l'utilisation d'un modèle statistique.*

## IV.1. Introduction

Les incendies industriels constituent le désastre le plus dangereux pour la vie humaine, pour l'économie et pour l'environnement dans la plupart des pays méditerranéens, entre autres, l'Algérie. Suite aux effets de cet événement accidentel, plusieurs efforts sont mis au point pour les étudier, les évaluer et les réduire. Parmi les fruits de ces études, on peut citer l'Analyse du Cycle de Vie orientée incendie. Cette méthode qui est en pleine évolution, a pour objectif d'estimer les impacts environnementaux qui peuvent être générés par un incendie. Cette estimation repose sur le fait de quantifier les apports des substances polluantes émises lors d'un incendie.

Cependant, cette méthode montre certaines limites concernant les aspects spatio-temporels des émissions et leur devenir. Pour faire face à cette lacune, on propose une méthode polyvalente, transparente et rigoureuse permettant l'évaluation des impacts résultant des incendies en fonction d'espace et du temps, en tenant compte de la distribution spatiale et temporelle des émissions de façon cohérente ; c'est la méthode Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée incendie (ACVD-Incendie) .

Malgré cela, l'ACVD-Incendie présente encore certaines lacunes méthodologiques limitant ainsi sa portée en tant qu'outil de conception. Outre, le fait qu'elle nécessite des données relativement détaillées sur les systèmes, généralement disponibles en fin de processus de conception, ces données et les modèles utilisés pour effectuer des ACV sont aussi confrontés au problème des incertitudes.

Pour répondre à cela, on a opté pour l'utilisation des solutions purement statistiques ; l'étude statistique des accidents industriels pour fournir les données les plus fiables nécessaires à l'ACVD-Incendie et l'utilisation d'un modèle statistique qui est la méthode statistique de simulation Monte Carlo qui est la plus répandue pour suivre la propagation de l'incertitude des paramètres à travers les calculs.

## IV.2. Analyse du Cycle de Vie orientée Incendie

L'Analyse du Cycle de Vie dite ACV traditionnelle est une méthode d'évaluation et de quantification de l'impact environnemental potentiel d'un produit, d'un service ou d'un projet sur tout le cycle de vie de ce dernier (Payraudeau et al. 2005) ; (Roy et al. 2009). Cette méthode qui présente une holistique et systémique du produit ou service étudié par rapport à d'autres méthodes d'évaluation est considérée comme un outil d'aide à la décision qui permet la comparaison des divers impacts environnementaux potentiels de différents produits ou projets occupant la même fonction (Levasseur 2011).

Du fait que l'ACV traditionnelle exclut l'étude de l'impact des accidents, tels que les incendies, les explosions, ou les incidents de pollution accidentelle, une méthodologie plus récente et plus adéquate à l'étude de ce genre de phénomènes accidentels a été développées. Cette méthode typique à ACV traditionnelle intègre les incendies comme scénario de fin de vie possible d'un produit donné (Simonson et al. 1999) et prend en compte dans l'évaluation du cycle de vie de l'impact des accidents d'origine incendie. Pour ce faire, cette méthode nommée ACV-Incendie a inclut des modules pour décrire le comportement des différents types d'incendies. En outre, cette méthode devrait inclure des modules pour la manipulation de la production des matériaux de remplacement qui sont nécessaires en raison de la réduction de la durée de vie que les incendies ont causé. Si possible, la méthode ACV-Incendie devrait également inclure des modules pour la manipulation du processus d'extinction des incendies ainsi que le processus de décontamination.

La méthode ACV-Incendie a été mise en œuvre par l'Institut National Suédois et apparue pour la première fois dans Simonson et al. (1998) et Simonson et al. (1999). Plusieurs travaux sont réalisés après en se basant sur cette méthode tels que Simonson et al. (2001), Simonson et al. (2002), Andersson et al. (2003), Andersson et al. (2004), Hamzi (2008).

### IV.2.1. Méthodologie de l'ACV - Incendie

Comme pour l'ACV traditionnelle, l'ACV - Incendie est basée sur quatre étapes principales avec l'intégration de l'incendie comme scénario possible de fin de vie du produit. Ainsi, une Analyse du cycle de vie orientée incendie doit inclure : la définition des objectifs, le champ de l'étude, ou le cadrage de l'étude, l'analyse de l'inventaire, l'évaluation des impacts, et l'interprétation des résultats (Fig.IV.1).

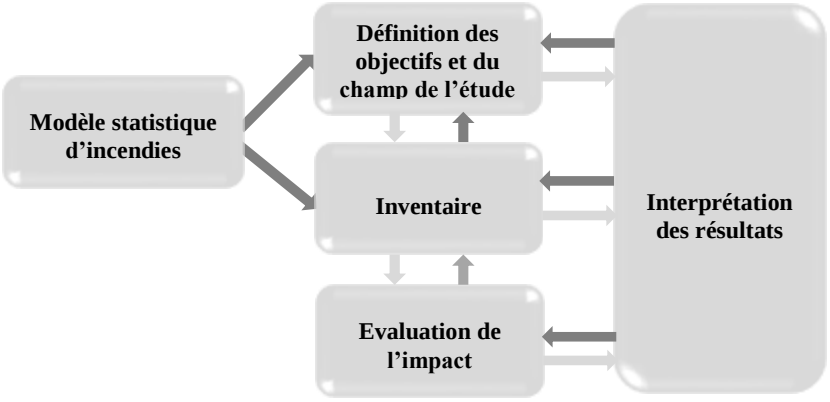



Figure IV.1 Cadre méthodologique l'Analyse du Cycle de Vie orientée incendie.

#### IV.2.1.1. Cadrage de l'étude

Cette étape consiste à mettre en forme l'étude et lui donner une réflexion sur sa finalité, en permettant de définir l'étude, *le champ de l'étude, la fonction du système, l'unité fonctionn*elle à laquelle les émissions et les extractions seront ensuite rapportées. Elle définit également *les*

*frontières du système* considéré, *les catégories d'impacts environnementaux d'intérêt*, afin de garantir le bon suivi de la démarche ainsi que les scénarios de base et les alternatives à étudier (Leroy 2009).

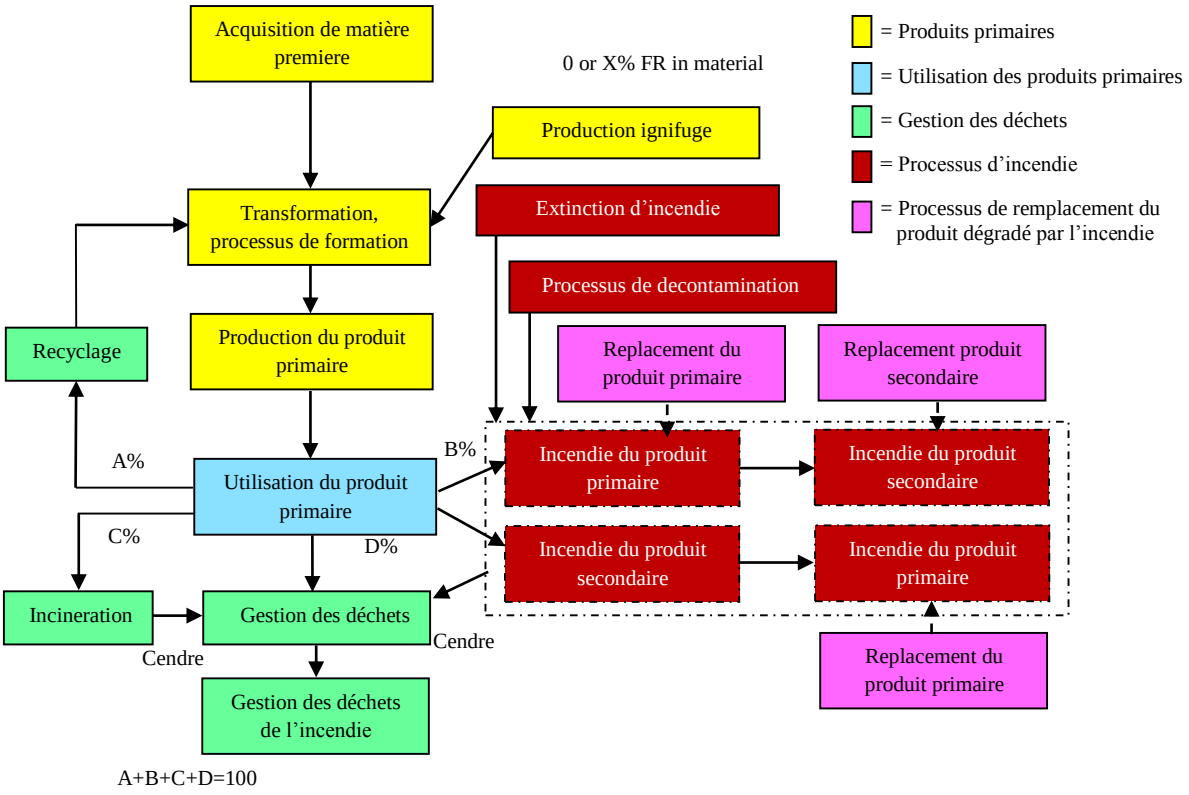



Figure IV.2 Représentation schématique de la méthode AVC-Incendie.

*Etude statistique des incendies*

Les statistiques sur les incendies doivent être détaillées et en mesure de déterminer le nombre de feux primaires et secondaires chaque année et d'estimer la taille de ces incendies, c'est-à-dire, le nombre des incendies qui se développent pour se propager dans le reste de la pièce et / ou le reste de l'immeuble. Les statistiques sur les incendies n'ont pris en considération que les incendies à grande dimension et qui nécessitent l'intervention des pompiers. Ces incendies sont, cependant, souvent rapportés aux compagnies d'assurance dans le cadre d'une réclamation d'assurance.

*Modèle de l'incendie*

Les statistiques des incendies vont par la suite être utilisées pour élaborer ce qu'on appelle un modèle d'incendie. Dans une ACV-incendie, un modèle d'incendie est conçu, qui est, bien sûr, une représentation du système réel avec diverses approximations et hypothèses. Un diagramme schématique décrivant la méthode ACV-incendie est montré dans la Fig.IV.2. Afin de faciliter la définition détaillée du modèle d'ACV-incendie représenté sur la Fig.IV.2, il est nécessaire de

définir d'abord les objectifs et le champ d'application de l'ACV-Incendie ainsi que les frontières du système et de discuter les choix possibles des émissions à inclure dans la sortie de l'ACV-Incendie. Comme il est déjà mentionné, ce modèle d'incendie repose sur une base de données qui recense les incendies qui ont, ou auraient pu, porter atteinte à la santé ou à la sécurité publique, l'agriculture, la nature et l'environnement (Hamzi 2008).

*L'unité fonctionnelle :*

L'unité fonctionnelle doit inclure la fonction réelle du produit ou du service qui doit être analysé. Il est également important que l'unité fonctionnelle contient des mesures de l'efficacité du produit, la durabilité ou la durée de vie du produit et la qualité / le rendement du produit (Hamzi 2008). Dans la méthode ACVD-Incendie, on procèdera à la comparaison de deux produits avec différents comportements vis-à-vis du risque incendie de la même unité fonctionnelle. Ainsi, on peut déterminer les impacts environnementaux de l'incendie selon les produits et les matériaux impliqués.

*Les frontières du système :*

Une représentation schématique de l'ACV-Incendie est décrite dans la Fig.IV.2. Cette représentation résume les principales composantes de la méthode ainsi que les frontières du système. Les parties principales à inclure dans le modèle doivent être les suivantes :

- Production de matériaux et de combustibles destinés à être utilisés dans la production ;
- Production du système d'atténuation d'incendie ;
- Production du produit principal (produit à analyser) ;
- Utilisation du produit primaire ;
- Traitement des déchets du produit primaire, y compris :
    - Enfouissement ;
    - Incinération ;
    - Recyclage.
- Modules d'incendie décrivant :
    - Les incendies primaires : Incendies des produits primaires et leur propagation aux produits environnants (définis comme produits secondaires) ;
    - Les incendies secondaires : Incendie du produit secondaire, propagé au produit primaire ;
    - Déchets d'Activités de feu, y compris :
        - Démolition ;
        - Décontamination ;

- Mise en décharge, incinération, recyclage ;

– Production de produits primaires supplémentaires pour le remplacement des produits primaires perdus dans des incendies ;

– Production de produits secondaires pour le remplacement de produits secondaires qui ont été détruits par la propagation des incendies primaires aux produits secondaires ;

– Activités d'extinction des incendies.

#### IV.2.1.2. Inventaire du Cycle de Vie (ICV)

L'inventaire de l'ACV-Incendie est similaire à l'inventaire de l'ACV traditionnelle. L'ICV présente une compilation et une quantification de tous les flux entrants et sortants du système tel qu'il a été défini dans le champ de l'étude, que ce soit des flux élémentaires (matière ou d'énergie provenant de l'environnement et entrant dans le système étudié (ressources naturelles) ou rejeté dans l'environnement par un des processus du système) (Leroy 2009) ou des flux de économiques (les flux de matière, énergie, services, etc. échangés entre les processus élémentaires et avec des systèmes extérieurs) (Hamzi 2008).

A ce niveau, les flux économiques et élémentaires associés à chaque processus élémentaire sont qualifiés pour chaque étape du système, considéré comme une boîte noire. Ensuite, il faut mettre à l'échelle tous les flux identifiés en fonction du flux de référence. Ceci consiste à prendre le flux de référence (la quantité étudiée du produit final) et à remonter de processus élémentaires en processus élémentaire tous les flux élémentaires correspondants. Apres avoir mis à l'échelle les flux élémentaires et économiques, l'ICV procède à la quantification des émissions et extractions pour chaque processus élémentaire, pour quantifier tous les éléments qui ont un impact environnemental à chaque étape.

Enfin, toutes les données pour une source d'impact sont agrégées pour calculer les impacts à l'étape suivante. Par exemple, toutes les émissions de $CO_2$ de l'ensemble du processus élémentaire sont additionnées en une seule valeur. A ce niveau, une analyse des incertitudes de ces données ainsi qu'une analyse de sensibilité peuvent être mises en œuvre afin de déterminer l'influence de chacun des flux sur la réponse du système.

Les résultats de l'ICV se présentent sous la forme d'un tableau qui récapitule tous les paramètres et qui exprime chacun d'eux dans l'unité voulue. L'ICV d'un produit se réalise suivant la norme NF P 01-010, basée elle-même sur les normes ISO en vigueur (série des normes ISO 14000).

Cet inventaire présente une base pour l'étape qui suit : l'évaluation des impacts environnementaux.

#### IV.2.1.3. Evaluation des résultats

Dans cette étape, les différentes classes d'impacts, comme les changements climatiques, l'eutrophisation, l'effet de serre et l'acidification sont évalués les uns contre les autres. Cela peut être fait de façon qualitative ou quantitative. Plusieurs méthodes d'évaluation ont été élaborées.

Les méthodes sélectionnées comme les plus répandues sont les méthodes quantitativement fondées sur des facteurs d'évaluation calculées pour différents types d'émissions et de ressources.

L'évaluation des impacts est jugée comme étant l'étape la plus difficile du fait qu'aucune procédure standard unique n'existe pour la mise en œuvre de l'évaluation d'impacts bien que généralement différentes méthodes peuvent être appliquées et les résultats peuvent être comparés.

#### IV.2.1.4. Interprétation des résultats

L'interprétation est la dernière phase de l'Analyse du Cycle de Vie orientée Incendie. Dans cette étape, les résultats de l'inventaire et de l'évaluation de l'impact du cycle de vie sont combinés. Le but est de vérifier la cohérence des résultats avec les objectifs et le champ de l'étude et de conclure en expliquant les limitations et en fournissant des recommandations.

Il est recommandé d'indiquer les effets environnementaux potentiels sans prévoir ni les effets réels sur les impacts finaux par catégorie, ni les dépassements de seuils, ni les marges de sécurité, ni les risques.

La phase d'interprétation du cycle de vie d'une étude type Analyse du Cycle de Vie ou d'une étude type ICV comprend plusieurs éléments :

- L'identification des enjeux significatifs ;
- La vérification par des contrôles de complétude, sensibilité et cohérence ;
- Les conclusions, limitations et recommandations ;

On doit également tenir compte des éléments fixés par les objectifs de l'étude :

- Le caractère approprié des définitions des fonctions du système, de l'unité fonctionnelle et de la frontière du système.
- Les limitations identifiées par l'évaluation de la qualité des données et l'analyse de sensibilité.

La documentation concernant l'évaluation de la qualité des données, les analyses de sensibilité, les conclusions et les recommandations issues des résultats de l'ICV et de l'ACVI doivent être vérifiées.

La phase d'interprétation peut entraîner un processus itératif de revue et de révision du domaine d'application de l'Analyse du Cycle de Vie, ainsi que de la nature et de la qualité des données recueillies pour répondre à l'objectif défini.

### IV.2.2. Apports de la méthode ACV-Incendie

L’ACV est un outil qui va loin dans la démarche d’évaluation environnementale en évaluant de manière quantitative et scientifique les impacts potentiels sur l’environnement.

Cet outil permet de faire le lien entre les aspects environnementaux et les impacts environnementaux potentiels associés et permet de calculer ces impacts à partir des flux de l'inventaire.

Du fait que l'industrie pétrolière est dans l'obligation de gérer une multiplicité de risques liée à la nature des matières premières utilisées ainsi que celle des produits finis qui sont extrêmement inflammables, explosifs et toxiques, un accident de petite taille, peut conduire à une perte de plusieurs millions de dollars et plus grave encore à des pertes de vies humaines. Heureusement, avec les progrès réalisés sur la méthode ACV-Incendie et l'innovation de sa méthodologie elle est maintenant capable de prendre dans son analyse, l'aspect accidentel tel que l'incendie comme une fin probable d'un produit. Cette méthode appelée ACV-Incendie peut être utilisée comme un outil d'aide à la décision.

### IV.2.3. Limites de la méthode ACV-Incendie

La réalisation de ACV-Incendie peut devenir très compliquée et même infructueuse du fait qu'elle fait appel à un grand nombre de données d'entrée qui incluent non seulement les données statistiques des incendies liés aux produits mais aussi les bilans matière et énergie réalisés pour l'ensemble du système (Hamzi et al., 2007) qui sont difficiles à trouver ainsi que les données sur les émissions des incendies qui sont en général caractérisées par des travaux réalisés aux laboratoires et dont l'accès est confidentiel. S'ajoute à ce point, le fait que cette quantification des émissions peut être plus ou moins précise en fonction de la qualité des informations disponibles. A ce niveau, apparait le problème des incertitudes liées à l'inventaire du Cycle de Vie.

Autre lacune rencontrée lors de l'application de l'ACV-Incendie et qui semble être la plus obstructive, la difficulté de prendre en compte précisément les impacts environnementaux du point de vue spatial et temporel, c'est-à-dire la connaissance du devenir des substances dégagées par l'incendie dans l'environnement et leurs propriétés intrinsèques.

## IV.3. Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie

Suite aux différentes limites qui ont été identifiées concernant les aspects spatio-temporels des émissions dues aux incendies de raffinage du pétrole et l'évaluation de leurs impacts sur l'environnement ainsi que les incertitudes sur les données de l'Inventaire du Cycle de Vie qui peuvent réduire la qualité des résultats des études, le principal objectif de cette section est de développer un cadre méthodologique d'Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée incendie (ACVD-Incendie) en intégrant le Modèle Numérique de Dispersion à l'ACV-Incendie pour prendre en compte les deux dimensions spatiale et temporelle puis l'analyse des incertitudes liées à l'Inventaire du Cycle de Vie et celles rencontrées lors de la prise en compte de l'aspect spatio-temporel par le MND.

Ce cadre méthodologique nous permettra par la suite de pallier les lacunes des méthodes existantes et de démontrer l'importance de considérer de façon cohérente et rigoureuse les

aspects spatio-temporels des émissions dues aux incendies du raffinage de pétrole à travers une application à un cas réel.

### IV.3.1. Méthodologie de l'Analyse de Cycle de Vie Dynamique orientée incendie

Une méthodologie d'analyse du cycle de vie intégrant la distribution spatiale et temporelle des émissions permettrait de calculer, dans un cadre spatio-temporel cohérent, les impacts des différentes émissions dues à l'incendie. La première étape à réaliser pour l'obtention d'une ACV Dynamique- Incendie est de développer un Inventaire du Cycle de Vie qui tient compte de la distribution spatiale et temporelle des émissions.

Le problème de la distribution spatio-temporelle d'ACV a été évoqué depuis plus d'une quinzaine d'années. Plusieurs exemples peuvent être tirés de la littérature tels que les travaux de Herchent (1998) ; Udo de Haes et al. (2004) ; Reap et al. (2008) et récemment les travaux de Levasseur (2011) qui ont marqué ce domaine de recherche en proposant une méthode d'analyse du cycle de vie dynamique pour l'évaluation des impacts sur le réchauffement climatique. Cependant, la prise en considération de la distribution spatio-temporelle dans l'ACV-Incendie n'est encore pas effective. Cela nous a motivé à proposer une méthode ACV Dynamique orientée Incendie.

La méthode développée dans cette thèse est dénommée ACV Dynamique-Incendie puisque la considération des aspects spatiaux et temporels du cycle de vie se fait par la résolution dynamique du Modèle Numérique de Dispersion afin d'évaluer les impacts environnementaux. Afin d'assurer des résultats fiables, on a procédé à l'évaluation des incertitudes générées par le MND par le biais d'un modèle statistique : la méthode Monte Carlo.

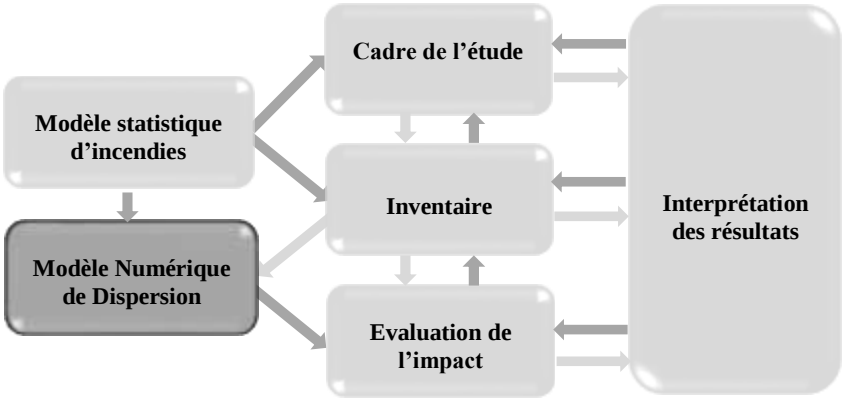



Figure IV.3 Cadre méthodologique de la méthode ACV Dynamique - Incendie.

Donc l'ACVD-Incendie est une approche proposée qui combine plusieurs outils : ACV-Incendie, le Modèle Numérique de Dispersion (MND), la méthode Monte Carlo (Voir la figure IV.3), afin d'inclure les aspects spatiaux et temporels dans la phase d'évaluation des impacts environnementaux et afin de donner des informations post-traitement crédibles telles que le temps de séjour ou la concentration du polluant résultant de l'incendie. Donc, l'objectif principal

de cette combinaison d'outils est de fournir des informations pertinentes et structurées pour les processus de prise de décision.

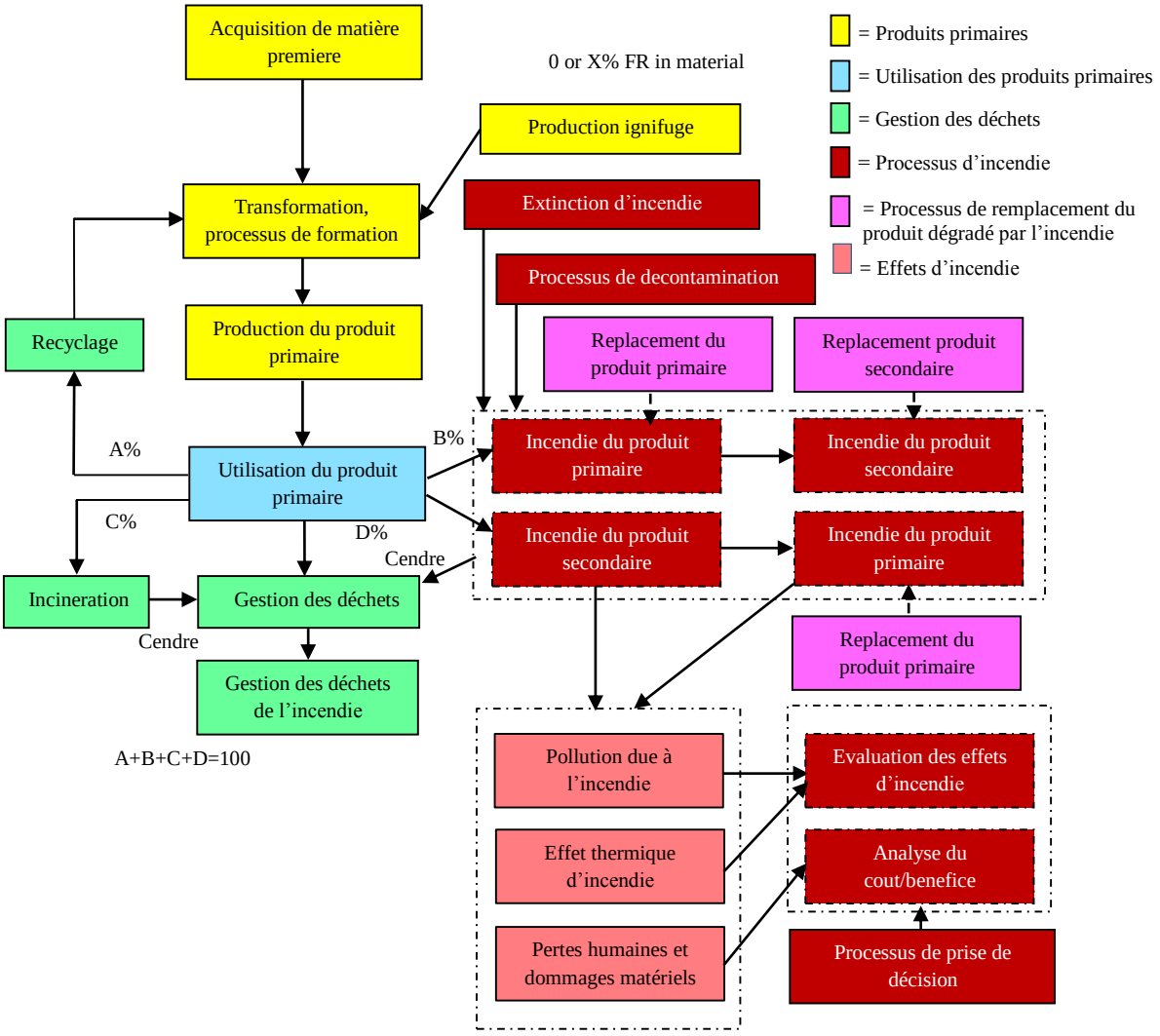



Figure IV.4 Représentation schématique de la méthode ACV Dynamique - Incendie.

## IV.4. Application de l'Analyse de Cycle de Vie Dynamique orientée incendie

La méthode ACV Dynamique-Incendie est essentiellement équivalente à l'approche ACV-Incendie avec la prise en considération des émissions des incendies et de la dispersion des polluants émis dans l'atmosphère. Pendant la durée de vie des produits à analyser, certains produits seront impliqués dans différents types d'incendies. La méthode ACV Dynamique-Incendie est composée des modules suivants : la méthode ACV-Incendie, le modèle statistique d'incendie et le Modèle Numérique de Dispersion (Voir les Fig.IV.3-4). L'ACV Dynamique-Incendie va donc inclure des modules pour décrire le comportement des différents types d'incendies. Les statistiques sur les incendies sont utilisées pour quantifier la quantité de

matières impliquées dans les différents types d'incendies (EPA 2009). En outre, la méthode inclut également des modules d'évaluation et quantification de la pollution produite par l'incendie.

### IV.4.1. Cadrage de l'étude

Cette étape est primordiale pour toute ACV puisqu'elle fixe la finalité, les frontières des systèmes de l'étude dont vont dépendre les choix faits par la suite.

#### IV.4.1.1. Unité fonctionnelle

Cette première étape de l'ACV Dynamique-Incendie est indispensable et permet la définition des objectifs de l'étude et la description des systèmes. Concernant l'unité fonctionnelle de cette étude, elle est suit :

Tableau IV.1. Présentation des données de l'unité fonctionnelle.

| **Volet qualitatif** | | **Volet quantitatif** |
|---|---|---|
| Essence | Gaz de Pétrole Liquéfié | Quantité en kg d'essence ou de diesel nécessaires pour générer 5740800 kcal d'énergie. |
| Essence ou GNL utilisé pour produire l'énergie | | Essence : 561.5 Kg GNL : 579 Kg<br>Les quantités des produits stockés correspondant à cette unité fonctionnelle |

L'unité fonctionnelle est donc la quantité d'Essence et GNL consommé pour produire 5740800 Kcal d'énergie. Notre choix s'est basée sur l'Essence et le GNL puisqu'elles été jugées comme les deux substances les plus impliquées dans les accidents de la raffinerie de Skikda et conduisant à un grand nombre d'incendies.

#### IV.4.1.2. Frontières du système

Dans cette étude, notre intérêt s'est orienté vers le processus de production de l'Essence et le GNL (Voir Fig.IV.4) et cela pour tout le long de leur cycle de vie en prenant en considération le phénomène d'incendie comme un scénario probable de fin de vie d'un produit donné (Fig.IV.4).

### IV.4.2. Modèle statistique d'incendie

Dans la mesure de pouvoir déterminer le nombre des incendies primaires et secondaires chaque année et d'estimer la taille de ces incendies ainsi que leurs effets, on a réalisé une étude statistique (Chapitre I) de tous les événements accidentels qui ont eu lieu dans la raffinerie de Skikda sur une période qui s'étale de 2003 à 2014. Dans cette étude, on a pu présenter la fréquence, les causes ainsi que les conséquences de ces accidents (Voir le Tableau I.3) et on a pu conclure aussi que l'incendie est le phénomène accidentel le plus fréquent avec 56% du nombre total des accidents. La fiabilité de ces statistiques va par la suite nous permettre d'établir un modèle adéquat.

En outre, la sortie quantitative de l'analyse statistique d'un scénario constitue des paramètres pour le modèle d'ajustement ; ce qui entraîne une équation qui peut être utilisée pour faire des ajustements conservateurs de prédictions du modèle, par la modélisation des paramètres d'incertitude du modèle au moyen de variables aléatoires puis construire explicitement le modèle probabiliste de ces variables aléatoires en utilisant les informations disponibles (Andersson 2007). Cette approche est le moyen le plus approprié et le plus efficace pour tenir compte des incertitudes dans les paramètres du modèle lorsque la théorie des probabilités peut être utilisée.

Les données retirées de cette étude, présentées dans le Tableau IV.2, vont être utilisées comme données d'entrée pour le modèle ACVD-Incendie proposé pour les deux produits Essence et GNL (Voir la Fig.IV.5).

Tableau IV.2. Intégration des statistiques des incendies de la raffinerie de Skikda dans le modèle ACVD-Incendie pour l'Essence et le GNL.

| | Nombre d'incendies | % par rapport à la totalite des incendies | Avec perte humaine | Avec dommage matériel |
|---|---|---|---|---|
| Incendie dans les unités de reforming | 8 | 29 % | 37 % | 50 % |
| Incendies dûs à l'essence | 3 | 11 % | 33 % | 33 % |
| Incendies dûs au GNL | 5 | 18 % | 40 % | 20 % |

Le cas choisi pour cette application est un incendie industriel qui s'est produit dans la raffinerie de Skikda, le 05 octobre 2005. L'étude statistique réalisée dans le premier chapitre de cette thèse montre que l'unité de reforming était le lieu de l'accident et les produits Essence et GNL étaient les principales substances impliquées dans cet accident (Voir la figure IV.5).

### IV.4.3. Modèle Incendie

L'objectif de cette section est d'obtenir une mesure de l'impact environnemental liée au choix d'un niveau donné de la sécurité incendie. Implicitement, dans ce modèle, pour obtenir un niveau élevé de sécurité contre l'incendie, des mesures d'amélioration de la performance face au feu doivent être prises. Celles-ci pourraient être par exemple l'ajout de produits ignifuges (Fire Retardant FR) ou d'un système d'extinction d'incendie ou de changer la conception du produit, on peut même proposer une formation adéquate du personnel sur les incendies dans le domaine du raffinage du pétrole (Chettouh et al. 2014).

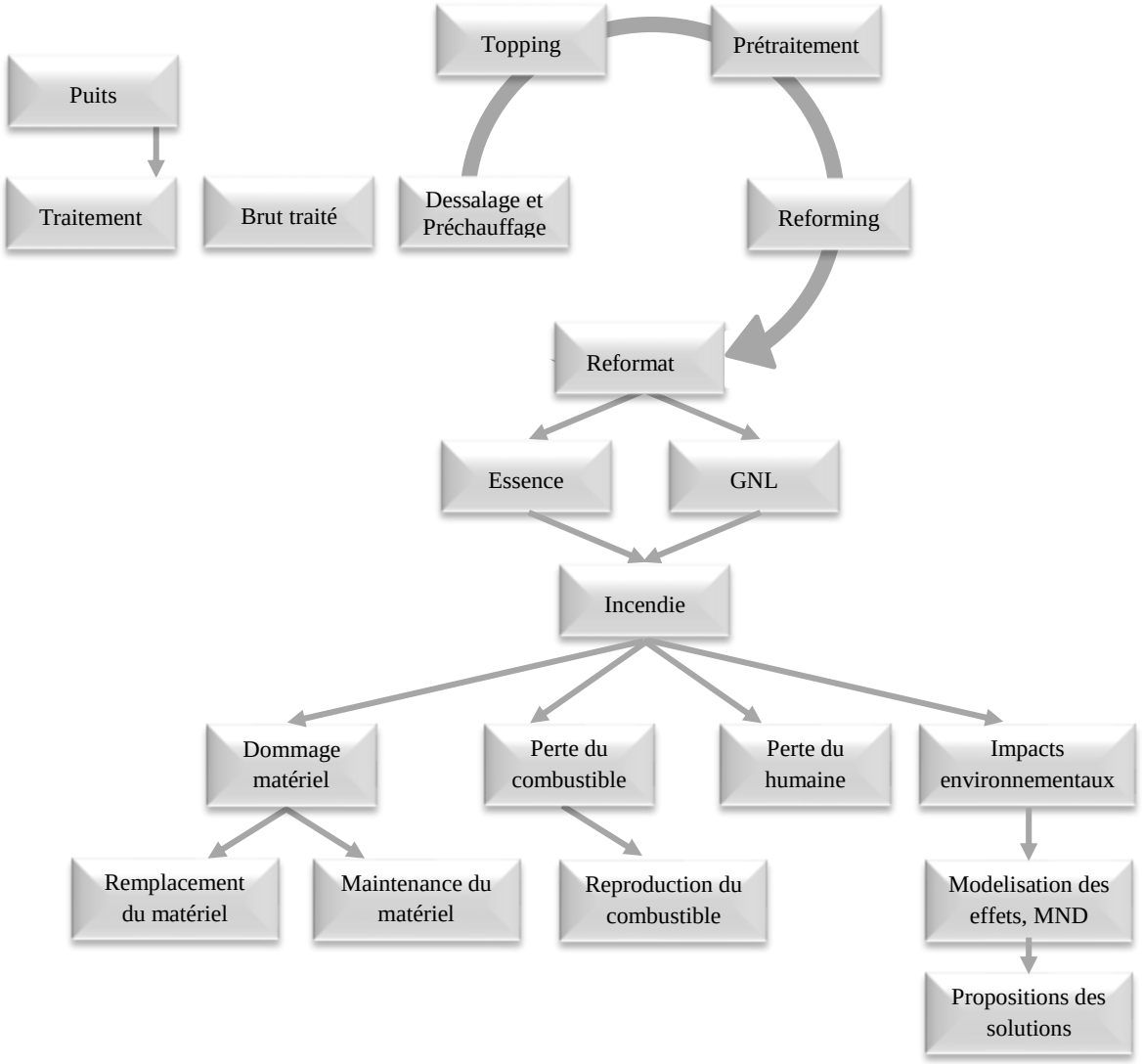



Figure IV.5 Modèle ACV-Incendie pour les deux produits : Essence et GNL.

### IV.4.4. Inventaire de Cycle de Vie (ICV)

Cette étape consiste à recueillir les données et à calculer les flux entrant et sortant du système de produits par rapport à l'unité fonctionnelle choisie. Dans notre étude, l'Inventaire de Cycle de Vie permet d'identifier les flux élémentaires et intermédiaires entrant et sortant relatifs à l'Essence et au GNL, ces derniers sont :

- Les flux entrant : Les matières premières, les énergies ;
- Les flux sortant : Les émissions et les déchets.

Les données nécessaires pourraient être acquises à partir de la base de données des incendies qui se sont produits dans les raffineries. Pour cela, on a fait référence à un incendie qui a eu lieu dans la raffinerie de Skikda. On s'intéresse toujours dans notre étude à l'incendie qui a eu lieu

le 05 Octobre 2005 à la raffinerie de Skikda, dont toutes les données sont mentionnées dans la section III.3.2.

Mais du fait que l'Inventaire du Cycle de Vie est représenté par un processus de collecte de données très hétérogènes, leur qualité dépend de la concaténation de plusieurs variables difficiles à maitriser suite aux critères suivants :

- La diversité et la dispersion des sources et types de données ;
- L'inexactitude et l'imprécision des données.

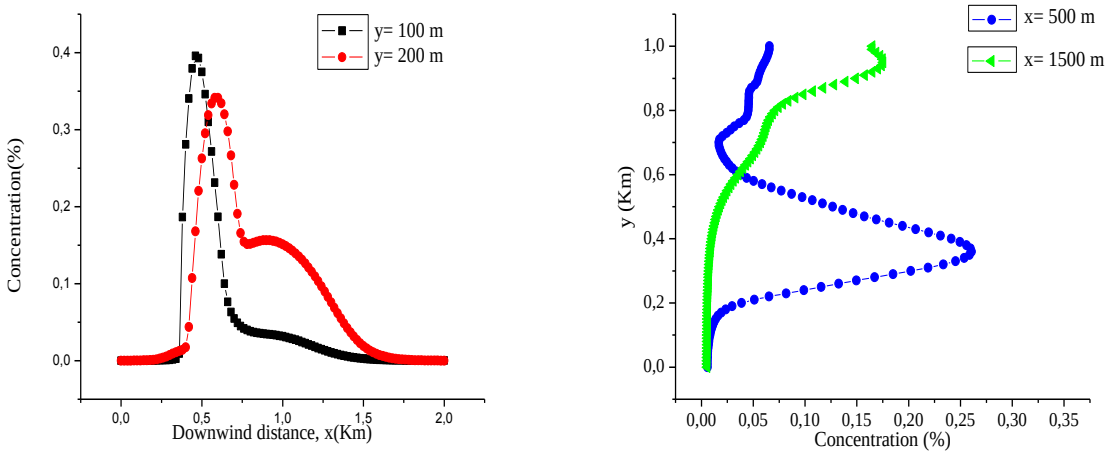
Par conséquent, ce recueil de données d'entrée est confronté à une lacune qui peut par la suite influer plus ou moins sur la qualité des résultats obtenus par la méthode ACVD-Incendie. Cette lacune consiste dans l'incertitude connue ou inconnue des données. Récemment, ces incertitudes sont plus ou moins prises en considération dans quelques tentatives pour inclure certaines analyses d'incertitudes et de sensibilité en utilisant des techniques statistiques.

Dans notre cas d'application (incendie de la raffinerie de Skikda), les impacts environnementaux de l'ICV sont identifiés qualitativement à partir des rapports d'investigation et sont principalement les polluants chimiques $NO_2$ et COV. Dû au fait que les données quantitatives relatives à ces impacts sont indisponibles, on opte dans notre modélisation numérique vers une présentation adimensionnelle.

### IV.4.5. Evaluation des Impacts Environnementaux par Modèle Numérique de Dispersion

Le MND nous permet a la fois, le calcul des concentrations en substances polluantes en fonction de la distance à la source en prenant en compte les conditions atmosphériques (vitesse du vent, température ambiante, etc.), l'etude des conséquences potentielles d'un incendie ou tout autre événement accidentel sur l'environnement et ainsi prendre les mesures de prévention et de protection adaptées au contexte technique et économique de l'entreprise, soit dans leur propre démarche de sécurité, soit, pour des cas très précis, en liaison avec les ministères concernés. Cependant, l'estimation de la concentration des polluants peut être affectée par les incertitudes qui sont principalement dues aux données d'entrée de ce MND.

La Fig. IV.6.(a, b) présente l'évolution de la concentration de $NO_2$ pour plusieurs cas : Dans la Fig. IV.6.(a) on présente la concentration de $NO_2$ en fixant deux hauteurs ; y = 100 m et y = 200 m. La Fig.III.3.(b) illustre l'évolution de la concentration de $NO_2$ en fixant deux distances ; x = 0.5 Km et x = 1.5 Km. Dans les deux figures, on peut constater que l'évolution de la concentration diminue en prenant de l'altitude et en s'éloignant du foyer de l'incendie.




(a) (b)

Figure IV.6 Profil de concentration de $NO_2$.

## IV.5. Quantification des incertitudes dans la méthodologie ACV Dynamique-Incendie

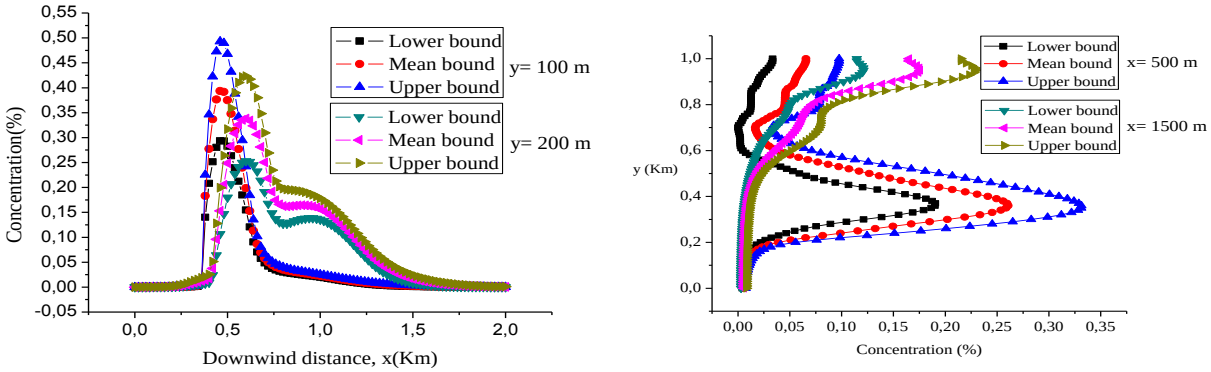
L'idée d'analyser les incertitudes liées à l'ACV n'est pas nouvelle et, de ce fait, elle a été abordée suivant différentes approches : Statistique, floue, ou même les indicateurs de qualité. Et comme l'incertitude dans l'ACV Dynamique-Incendie provient de différentes origines, il y a différents types d'incertitudes., il est important de distinguer entre ces différents types :

- Incertitudes qui proviennent de l'ICV : Caractérisées par la valeur de la concentration initiale des $NO_2$ (Notre cas étudié). Ces incertitudes de l'ICV reviennent, en fait, à estimer l'incertitude pour chacune des variables de sortie de celui-ci. Ces variables de sortie sont obtenues lors de la compilation d'un inventaire ;
- Incertitudes qui proviennent du MND : Elles sont généralement dues à l'inexactitude et le manque de précision des données d'entrée du MND.

Notre objectif est de déterminer la concentration des $NO_2$ dégagé suite à un incendie dans une raffinerie. La détermination de la concentration des $NO_2$ avec exactitude nécessite la connaissance de l'incertitude associée aux variables permettant de calculer la concentration de $NO_2$.

La procédure est celle décrite au paragraphe III.4.1.3 en utilisant la méthode Monte Carlo. Donc, pour estimer l'incertitude sur la sortie qui est la concentration de $NO_2$, on doit identifier les données d'entrée qui peuvent être à l'origine de ces incertitudes. Dans notre cas, on a quatre données d'entrée jugées responsables des incertitudes sur notre variable d'intérêt : la concentration initiale $C_0$, la vitesse du vent U, le coefficient de viscosité Re et le coefficient de diffusion Sch.

On a pris comme hypothèse que la concentration initiale $C_0$, le coefficient de viscosité Re et le coefficient de diffusion Sch suivent une loi uniforme continue, alors que la vitesse du vent U suit une loi triangulaire (Fig.IV.7).




(a) (b)

Figure IV.7 Concentration de $NO_2$ avec l'effet combiné de l'incertitude des paramètres d'entrée, pour les deux positions (A, B), t = 1200s.

L'analyse de sensibilité du MND appliquée à l'étape de l'évaluation des impacts environnementaux issues de l'adaptation des données disponibles de la dispersion de l'$NO_2$ est présentée dans la Fig.IV.8.

La Fig.IV.8 démontre que le MND est principalement sensible à la concentration initiale de l'$NO_2$, qui est responsable de 95% de l'incertitude sur la sortie du modèle à la position A, située à 0.5 Km du foyer de l'incendie. Alors que le coefficient de viscosité n'a presque pas d'effet.

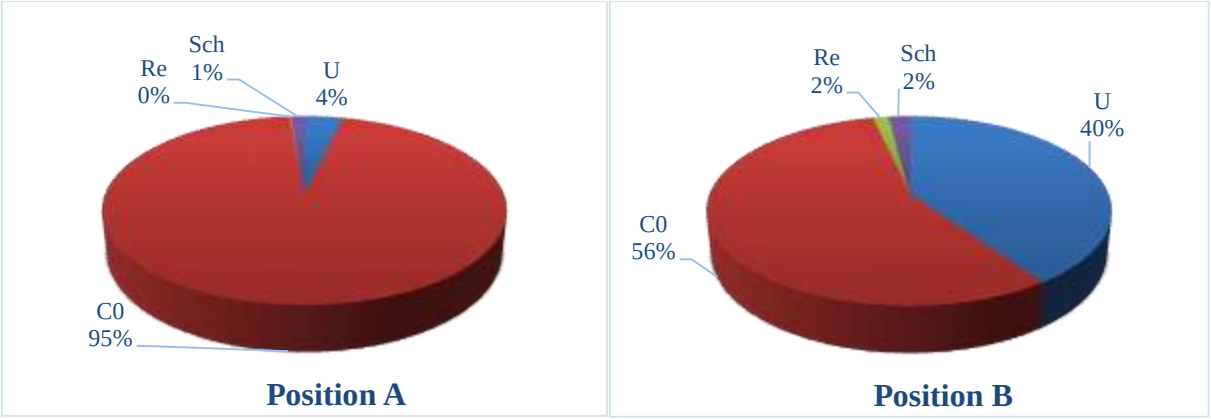



Figure IV.8 Analyse de sensibilité du MND par rapport aux données de l'ICV et aux données d'entrée du MND.

## IV.6. Conclusion

Ce chapitre présente une synthèse des avantages et des limites de la méthode ACV-Incendie. En se basant sur les limites de l'ACV-Incendie on a proposé l'ACV dynamique orientée

incendie en couplant deux outils : l'ACV-Incendie qui permet d'estimer les impacts environnementaux suite à un incendie avec le Modèle Numérique de Dispersion qui donne d'autres dimensions à cette évaluation à savoir le temps et l'espace. Ainsi l'ACVD-Incendie est censée estimer le devenir des substances.

Le deuxième volet a été consacré à l'analyse des incertitudes liées à l'approche ACVD-Incendie. A ce niveau on a considéré deux types d'incertitudes : celles liées à l'ICV et celles associées aux données d'entrée du MND. Une approche mixte combinant une analyse qualitative des données d'inventaire et une analyse quantitative basée sur la statistique et une simulation de Monte Carlo est proposée pour le MND.

Une analyse de sensibilité a été réalisée, en utilisant les méthodes statistiques, à savoir la moyenne, l'écart type, la variance, etc. Cette analyse a montré que le MND est sensible à la variation de concentration initiale de l'$NO_2$ en premier lieu en suite à la vitesse du vent, tandis que le coefficient de viscosité et de diffusion n'ont pratiquement pas d'effet considérable sur la sortie MND.

Les résultats présentés dans ce chapitre ont été concrétisé en articles :

Une communication internationale à la conférence « 3th IEEE International Conférence on Systems and Control, ICSC », qui a eu lieu en Algérie en 2013, (Chettouh et al. 2013d).

Un article publié dans le journal : Physics Procedia (Chettouh et al. 2014b).

Un article publié dans le journal : World Applied Sciences Journal (Chettouh et al. 2014c).

# *Conclusions Générales et Perspectives*

# *Conclusions générales et Perspectives*

***Synthèse des travaux***

L'incendie reste, malgré tous les progrès technologiques et organisationnels indéniables, l'événement non naturel le plus catastrophique et malheureusement le plus universel. Ses conséquences sont souvent dramatiques : quelles soient des atteintes à l'humain, aux matériels ou à l'environnement. Dans l'objectif de lui faire face, plusieurs stratégies de combat contre les incendies qui peuvent aider à mieux évaluer les risques d'incendie dans tous les types de scénarios, afin de prévenir ou atténuer ces multiples conséquences dramatiques ont été mises en place. Parmi ces stratégies, on a la tentative de modéliser ce phénomène accidentel avec toute sa complexité.

La modélisation des incendies s'est incarnée en trois grands volets : celle qui prit comme base les lois physiques, chimiques, thermodynamiques et transfert de chaleur pour représenter le phénomène d'incendie. Celle qui se base sur les lois et les méthodes statistiques que génèrent les observations. Celles issues de faits expérimentaux ou validés par l'expérience mais dont on ne connaît pas de base théorique. Ces trois familles de modèles, déterministes, statistiques ou empiriques ont connu un essor considérable durant les dernières décennies, principalement grâce au développement des capacités de calcul des ordinateurs et à l'amélioration des codes. Cette augmentation du potentiel de calcul permet de faire progresser les connaissances sur les incendies et ainsi la possibilité de leur évaluation.

L'objectif principal des travaux présentés dans cette thèse était de faire à la lumière sur l'apport des modèles statistiques pour l'évaluation des incendies. Cet apport peut être direct par la modélisation de ce phénomène tout au long de son cycle de vie c'est-à-dire dès son ignition jusqu'à son extinction, ou indirect, par l'implication des modèles ou méthodes statistiques dans l'analyse des incertitudes des données d'entrée des modèles numériques dédiés à l'étude des effets des incendies ou l'analyse de la sensibilité de ces derniers aux incertitudes liées à leurs données d'entrée. Cela se fait par le couplage entre les modèles statistiques et les modèles numériques d'incendies.

Ce couplage s'est fait entre le MND qui est un modèle déterministe qui permet de quantifier dans le temps et l'espace, l'apport en substances polluantes suite à un incendie et la méthode Monte Carlo ; méthode statistique qui permet d'étudier les incertitudes des données d'entrée du MND selon une méthodologie d'analyse. L'avantage d'utiliser la méthode Monte Carlo

s'explique par le fait qu'avec la même méthode, on peut réaliser l'analyse d'incertitude et l'analyse de sensibilité du modèle numérique.

Pour revenir sur l'aspect méthodologique, nous avons utilisé les deux méthodes d'analyse de sensibilité locale et globale en considérant certains paramètres d'entrée comme des variables aléatoires indépendantes décrites par une fonction de densité de probabilité fixée a priori. Ces deux approches ont permis notamment de hiérarchiser l'influence des paramètres d'entrée sur les quantités de sortie. La résolution du modèle déterministe ne demandant pas un coût de calcul trop élevé mais un temps de calcul très prolongé.

Dans notre travail, on a pu conclure que parmi les données d'entrée sélectionnées, l'incertitude de la concentration initiale est la plus influente sur le MND. Ensuite on a l'incertitude dans la vitesse du vent qui est assez considérable dans la deuxième position. Ainsi, dans le cas de la concentration initiale des $NO_2$, il est préférable de concentrer les mesures protectrices et préventives près du site industriel (première position). À l'inverse de la vitesse du vent, il convient de focaliser les mesures sur les zones avoisinantes du site industriel.

Dans le cadre de cette thèse on a proposé aussi un deuxième couplage qui consiste à lier la méthode ACV-Incendie comme étant une méthode qui permet d'évaluer et d'estimer les impacts environnementaux liés aux incendies avec le MND qui va de son côté ajouter un aspect dynamique à l'ACV-Incendie et ainsi la considération des distributions spatiales et temporelles des émissions en analyse du cycle de vie. Ce couplage a donné naissance à ce qu'on a appelé « Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie ». A ce niveau et suite aux incertitudes liées au MND on a opté pour faire intervenir les modèles statistiques non seulement pour corriger les incertitudes du MND mais aussi pour fournir des données pour l'ICV sous forme de statistiques.

La méthode ACV dynamique orientée Incendie présentée dans cette thèse est en quelque sorte une alternative unique à toutes les approches développées ces dernières années visant à intégrer certains aspects spatio-temporels des émissions des incendies industriels dans les ACV. Cette méthode possède les avantages suivants :

- Elle considère le devenir atmosphérique spécifique des polluants générés par l'incendie ;
- Elle évalue l'impact des émissions des incendies dans un cadre temporel cohérent ;
- Elle permet d'analyser l'incertitude et la sensibilité des résultats au choix d'un horizon d'espace.

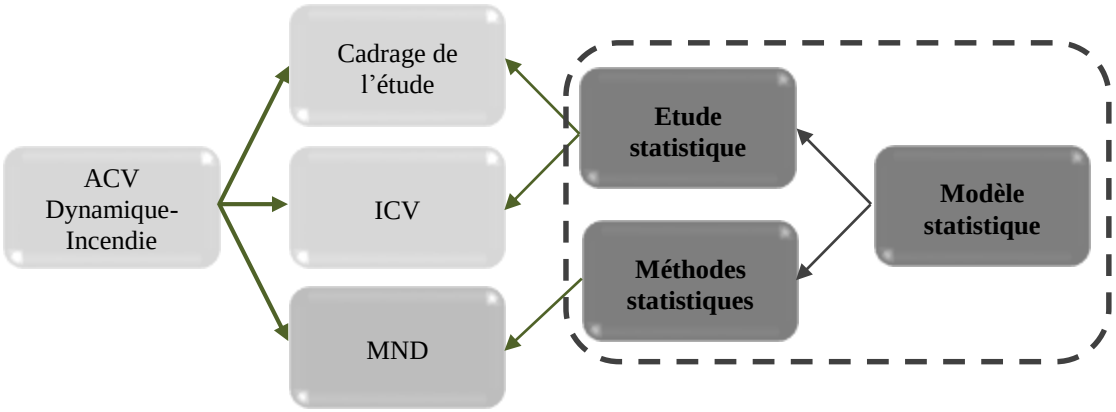



Figure V.4 Place des modéles statistiques dans le cadre methodologique de l'ACVD-Incendie

***Perspectives et recommandations***

À la lumière de cette présentation synthétique de la thèse, des perspectives et recommandations sont formulées dans cette section.

Concernant la méthodologie mathématique, il serait souhaitable d'approfondir les résultats de l'analyse des incertitudes et sensibilité du MND en ajoutant d'autres paramètres d'entrée du modèle autres que ceux analysés dans cette étude. Il est intéressant aussi d'aborder l'analyse de sensibilité globale du Modèle Numérique de Dispersion en utilisant d'autres méthodes statistiques plus complexes telles que la méthode FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) ou la méthode DGSM (Derivative Based Global Sensitivity Measures) afin d'améliorer la qualité des résultats et pouvoir par la suite élargir la gamme des paramètres d'entrée mises en jeu et ainsi que les variables d'intérêt.

En ce qui concerne le cadre méthodologique qu'on a proposé dans cette thèse : ACVD-Incendie. Parmi les limites qu'on a rencontré ; le fait du manque des informations et des données, car il n'existe pas de données réservées à l'usage des ACV ou comme données d'entrée pour la modélisation numérique et si elles sont disponibles, elles peuvent être hétérogènes. Qu'il s'agisse de données extraites de rapports environnementaux, de statistiques, d'ACV antérieures ou encore de publications scientifiques, elles s'appuient en général sur des données issues d'autres sources. A ce niveau, on propose la réalisation des bases de données au niveau des entreprises par le biais d'enregistrements et d'archivages de tout événement occurrent dans l'entreprise afin de pouvoir les utiliser au futur.

Le deuxième point qu'on a pu remarquer est le fait que la méthode ACV n'a pas encore eu pour objectif la détermination des effets exacts d'une pollution donnée. Dans ce contexte, on propose de définir une cible (homme, écosystème, immeuble, etc.) dont la réponse est fonction de plusieurs paramètres, en particulier la concentration du polluant (Fonction dose-réponse).

***Travaux publiés***

Les travaux publiés couvrant les quatre axes de la thèse sont présentés dans la section qui suit :

– *L'axe des statistiques sur les accidents de raffinage du pétrole :*

Dans cet axe, on a pu réaliser trois articles, dont deux articles sont déjà publiés dans :

- « International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) - ISSN: 2278-0181- Vol. 2 Issue 12, December – 2013. »;
- « World Applied Scientific Journal (WASJ) - ISSN: - Vol. 29 Issue 7, Février– 2014. » Et le troisième est en cours de publication.

– *L'axe de l'état d'art sur les modèles statistiques d'incendie :*

Cette partie a fait l'objet d'un article publié dans le journal :

- « International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) - ISSN: 2278-0181- Vol. 2 Issue 12, December – 2013».

– *L'axe de l'évaluation des incertitudes et analyse de sensibilité par un modèle statistique :*

Les résultats de cet axe ont été présentés dans deux articles publiés dans :

- « Chemical Engineering Transactions 35 :1423–1428 »;
- « Clean Technologies and Environmental Policy, 16(7), 1265-1273. »

– *L'axe de l'Analyse du Cycle de Vie Dynamique orientée Incendie :*

Dans cet axe, on a publié trois articles dans :

- « *World Applied Sciences Journal*, 32 (6) : 1115-1120. » ;
- « Physics Procedia, 55, 207-214. » ;
- Une participation à une conférence internationale : « 3th IEEE International Conférence on Systems and Control, ICSC 2013, (pp. 159-164). IEEE. »

# *Références Bibliographiques*

# *Références bibliographiques*

Abdolhamidzadeh, B., Abbasi, T., Rashtchian, D., & Abbasi, S. A. (2011). Domino effect in process-industry accidents–an inventory of past events and identification of some patterns. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 24(5), 575-593.

Albert-Green, A., Dean, C. B., Martell, D. L., & Woolford, D. G. (2012). A methodology for investigating trends in changes in the timing of the fire season with applications to lightning-caused forest fires in Alberta and Ontario, Canada. Canadian Journal of Forest Research, 43(1), 39-45.

Aleksov, S., & Jurukov, B. (2012). Review and classification of existing forest fire spread models. Scientific Research, 12(10).

Ali T, Boruah H, Dutta P (2012) Modeling Uncertainty in Risk Assessment Using Double Monte Carlo Method. International Journal of Engineering and Innovative Technology, 1(4):114-118.

Andersson, P., Simonson, M., & Stripple, H. (2007). Life-Cycle Assessment Including Fires (Fire-LCA). In Multifunctional Barriers for Flexible Structure (pp. 191-213). Springer Berlin Heidelberg.

Andersson, P., Simonson, M., & Stripple, H. (2007). Life-Cycle Assessment Including Fires (Fire-LCA). In Multifunctional Barriers for Flexible Structure (pp. 191-213). Springer Berlin Heidelberg.

Andrews, P. L., & Queen, L. P. (2001). Fire modeling and information system technology. International Journal of Wildland Fire, 10(4), 343-352.

Aouad, A. & Bouziane, A. (2012). Petroleum-oil biodegradation by corynebacterium aquaticum and pseudomonas aeruginosa strains isolated from the industrial rejection of the refinery of ARZEW-Algeria. World Applied Sciences Journal, 18(8), 1119-1123.

Argence S, Armand P, Yalamas T, Deheeger F, Brocheton F, Buisson E. (2010). Investigation of different methodologies to characterize and propagate uncertainties in atmospheric dispersion modelling: application to long-term impact assessment, Proceedings of the 13th Conference on Harmonisation within Atmospheric Dispersion Modelling for Regulatory Purposes, 80-84, Paris.

Arunraj, N. S., Mandal, S., & Maiti, J. (2013). Modeling uncertainty in risk assessment: An integrated approach with fuzzy set theory and Monte Carlo simulation. Accident Analysis & Prevention, 55, 242-255.

Au, S. K., Wang, Z. H., & Lo, S. M. (2007). Compartment fire risk analysis by advanced Monte Carlo simulation. Engineering Structures, 29(9), 2381-2390.

Baeza, M., De Lu´ıs, M., Ravent´os, J., and Escarr´e, A. (2002). Factors influencing fire behaviour in shrublands of different stand ages and the implications for using prescribed burning to reduce wildfire risk. Journal of Environmental Management, 65(2):199–208.

Bauer, L.R., Hamby, K.J. (1991). Relative sensitivities of existing and novel model parameters in atmospheric tritium dose estimates. Radiation Protection Dosimetry 37, 253–260.

Benlocif, H., Alliouche Kerboua, A. (2013). Analyse statistique des accidents industriels au niveau de la région de Skikda. Mémoire d'ingéniorat, Institut d'Hygiène et Sécurité Industrielle, Algérie.

Bertrand-Krajewski, J., L, Ribeiro, A., S., Do Ceu Almeida, M. (2011). Evaluation of uncertainties in measurements. Science, 1(1): 3-17.

Bilgili, E. and Saglam, B. (2003). Fire behavior in maquis fuels in Turkey. Forest Ecology and Management, 184(1-3):201–207.

Bodrožić, L., Marasović, J., & Stipaničev, D. (2005). Fire modeling in forest fire management. CEEPUS Spring School, Kielce, Poland.

Boulahrouz, Z. (2013). Analyse des accidents au niveau d'une entreprise Algérienne (Raffinerie de Skikda). Mémoire d'ingéniorat, Institut d'Hygiène et Sécurité Industrielle, Algérie.

Boutahar, J. (2004). Méthodes de réduction et de propagation d'incertitudes : application à un modèle de chimie-transport pour la modélisation et la simulation des impacts (Doctoral dissertation, Ecole des Ponts ParisTech).

Boychuk, D., Braun, W. J., Kulperger, R. J., Krougly, Z. L., & Stanford, D. A. (2009). A stochastic forest fire growth model. Environmental and Ecological Statistics, 16(2), 133-151.

Brillinger, D. R., Preisler, H. K., & Benoit, J. W. (2003). Risk assessment: a forest fire example. Lecture Notes-Monograph Series, 177-196.

Bubbico, R., & Mazzarotta, B. (2008). Accidental release of toxic chemicals: Influence of the main input parameters on consequence calculation. Journal of hazardous materials, 151(2), 394-406.

Bureau international du Travail. (1990). Prévention des accidents industriels majeurs. Genève.

Burrows, N. (1994). Experimental development of a fire management model for jarrah (Eucalyptus marginata Donn ex Sm) forest. PhD thesis, Dept of Forestry, Australian National University, Canberra.

Burrows, N. (1999b). Fire behaviour in jarrah forest fuels: 2. Field experiments. CALM-Science, 3(1):57–84.

Burrows, N., Ward, B., and Robinson, A. (1991). Fire behaviour in spinifex fuels on the Gibson Desert Nature Reserve, Western Australia. Journal of Arid Environments, 20, 189–204.

Cadorin, J. F. (2010). Compartment fire models for structural engineering.

Calvo Olivares, R. D., Rivera, S. S., & Núñez Mc Leod, J. E. (2014). Database for accidents and incidents in the biodiesel industry. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 29, 245-261.

Camara, G., Despres, S., Djedidi, R., & Lo, M. (2012, January). Modélisation ontologique de processus dans le domaine de la veille épidémiologique. In Actes de la conférence RFIA 2012.

Catchpole, W., Bradstock, R., Choate, J., Fogarty, L., Gellie, N., McArthy, G., McCaw, L., Marsden-Smedley, J., and Pearce, G. (1998a). Co-operative development of equations for heathland fire behaviour. In Proceedings of III International Conference on Forest Fire Research, 14th Conference on Fire and Forest Meteorology, Luso, Portugal, 16-20 November 1998, Vol 1, pages 631–645.

Celik, T., Demirel, H., Ozkaramanli, H., & Uyguroglu, M. (2007). Fire detection using statistical color model in video sequences. Journal of Visual Communication and Image Representation, 18(2), 176-185.

Çelik, T., Ozkaramanli, H., & Demirel, H. (2007, September). Fire and smoke detection without sensors: image processing based approach. In 15th European Signal processing conference, Poznan.

Chang J. I., Lin C. C. (2006) A study of storage tank accidents. Journal of loss prevention in the process industries, 19(1), 51-59.

Charles, S. (1992). Conception d'un système expert pour l'étude de la sécurité incendie de bâtiments dans un contexte pluridisciplinaire (Doctoral dissertation, INSA de Lyon).

Chen, T. H., Wu, P. H., & Chiou, Y. C. (2004, October). An early fire-detection method based on image processing. In Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on (Vol. 3, pp. 1707-1710). IEEE.

Cheney, N., Gould, J., and Catchpole, W. (1998). Prediction of fire spread in grasslands. International Journal of Wildland Fire, 8(1):1–13.

Cheng, H., & Hadjisophocleous, G. V. (2009). The modeling of fire spread in buildings by bayesian network. Fire Safety Journal, 44(6), 901-908.

Cheng, H., & Hadjisophocleous, G. V. (2011). Dynamic modeling of fire spread in building. Fire Safety Journal, 46(4), 211-224.

Cheong, K. H., Ko, B. C., & Nam, J. Y. (2008, February). Automatic fire detection system using CCD camera and Bayesian network. In Electronic Imaging 2008 (pp. 68130S-68130S). International Society for Optics and Photonics.

Chettouh S, Hamzi R, Innal F, Haddad D (2013f). Uncertainty analysis of industrial fire effects simulation. In Chemical Engineering Transactions 35:1423–1428.

Chettouh, S & Hamzi, R. (2013c). Statistical Analysis of Accidents Reported in the Algerian Oil Refining Industry for the Period 2003-2013. In International Journal of Engineering Research and Technology (Vol. 2, No. 12 (December-2013)). ESRSA Publications.

Chettouh, S & Hamzi, R. (2014e). Algerian Oil Refining Industry: Analysis of Past Industrial Accidents of the Period 2002-2013. World Applied Sciences Journal, 29(7), 933-939.

Chettouh, S. (2009). Modèles numériques pour l'évaluation des effets de l'incendie sur l'environnement atmosphérique, application des logiciels : FLUENT, ALOHA. Mémoire de Magister, Université de Batna, Algérie.

Chettouh, S., & Hamzi, R. (2013b). Statistical Fire Models: Review. In International Journal of Engineering Research and Technology (Vol. 2, No. 12 (December-2013)). ESRSA Publications.

Chettouh, S., Hamzi, R., Haddad, D., & Bourmada, N. (2013a). Modèles numériques pour l'évaluation des effets de l'incendie sur l'environnement atmosphérique Application des logiciels : FLUENT, ALOHA. In QUALITA2013.

Chettouh, S., Hamzi, R., Haddad, D., & Innal, F. (2014c). Interest of the statistical modeling in the Dynamic LCA- Fire Methodology to Assess Industrial Fire Effects. World Applied Sciences Journal, 32 (6): 1115-1120.

Chettouh, S., Hamzi, R., Innal, F., & Haddad, D. (2013d). Uncertainty in the Dynamic LCA-Fire methodology to assess the environmental fire effects 3th IEEE International Conference on Systems and Control, ICSC 2013. In Systems and Control (ICSC), 2013 3rd International Conference on (pp. 159-164). IEEE.

Chettouh, S., Hamzi, R., Innal, F., & Haddad, D. (2014a). Industrial fire simulation and uncertainty associated with the Emission Dispersion Model. Clean Technologies and Environmental Policy, 16(7), 1265-1273.

Chettouh, S., Hamzi, R., Innal, F., & Haddad, D. (2014b). Interest of the Theory of Uncertain in the Dynamic LCA-Fire Methodology to Assess Fire Effects. Physics Procedia, 55, 207-214.

Chorier, J. (2007). Diagnostic et évaluation des risques incendie d'une construction et de sa mise en sécurité (Doctoral dissertation, Chambéry).

Chow, W. K., Yi, L., Shi, C. L., Li, Y. Z., & Huo, R. (2006). Mass flow rates across layer interface in a two-layer zone model in an atrium with mechanical exhaust system. Building and environment, 41(9), 1198-1202.

Christou, M. D. (1999). Analysis and control of major accidents from the intermediate temporary storage of dangerous substances in marshalling yards and port areas. Journal of loss prevention in the process industries, 12(1), 109-119.

Clark, R. E., Hope, A. S., Tarantola, S., Gatelli, D., Dennison, P. E., & Moritz, M. A. (2008). Sensitivity analysis of a fire spread model in a chaparral landscape. Fire Ecology, 4(1), 1-13.

Cochet, S. (2005). Feux de Bac au Terminal RTE de Skikda. Rapport d'Investigation n° 23507156. DNV Consulting.

Cormier, B. R., Qi, R., Yun, G., Zhang, Y., & Sam Mannan, M. (2009). Application of computational fluid dynamics for LNG vapor dispersion modeling: a study of key parameters. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 22(3), 332-352.

Cretin, F., & Carrau, A. (2000). Développement d'une méthodologie d'évaluation des effets thermiques et toxiques des incendies d'entrepôt (DRA 03).

Dabberdt, W., F., Miller, E. (2000). Uncertainty, ensembles and air quality dispersion modeling: applications and challenges. Atmospheric Environment, 34(27):4667-4673. doi: 10.1016/S1352-2310(00)00141-2

Darbra R M, Eljarrat E, & Barceló D. (2008). How to measure uncertainties in environmental risk assessment. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 27(4) : 377-385. doi: 10.1016/j.trac.2008.02.005.

De Aragón, J. M., Rey, F., & Chica, J. A. Projet DIFISEK Partie 4 : Outils de calcul informatiques.

Demaël E., (2007). Modelling of atmospheric dispersion in complex areas and linked uncertainties, PhD thesis (in French), Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, France.

Desanghere, S. (2006). Détermination des conditions d'échauffement de structure extérieure à un bâtiment en situation d'incendie (Thèse de Doctorat, INSA de Rouen).

DNV. (2008). The risks arising from major accident hazards, lessons from the past, opportunities for the future, USA.

EPA. Guidance on the development, Evaluation, and application of Environmental models, 2009.

Etkin, D. S. (1999). Estimating cleanup costs for oil spills. In International Oil Spill Conference, 1999(1), 35-39, American Petroleum Institute.

Fabiano, B., & Currò, F. (2012). From a survey on accidents in the downstream oil industry to the development of a detailed near-miss reporting system. Process Safety and Environmental Protection, 90(5), 357-367.

Ferenczi, Z. (2005). Sensitivity analysis of the mesoscale puff model–RIMPUFF. Intervals (in meters), 2100(1800), 1300.

Fernandes, P., Botelho, H., and Loureiro, C. (2002). Models for the sustained ignition and behaviour of low-to-moderately intense fires in maritime pine stands. page 98, Rotterdam, Netherlands. Millpress. Proceedings of the IV International Conference on Forest Fire Research, Luso, Coimbra, Portugal 18-23 November 2002.

Ferziger, J. H., & Perić, M. (2002). Computational methods for fluid dynamics (Vol. 3). Berlin: Springer.

Fischer, N., Allard, A. (2010). Statistical tools to perform Sensitivity Analysis in the Context of the Evaluation of Measurement Uncertainty. Laboratoire national de métrologie et d'essais (LNE), MATHMET PTB Berlin.

Fridolf, K., Nilsson, D., & Frantzich, H. (2013). Fire evacuation in underground transportation systems: a review of accidents and empirical research. Fire technology, 49(2), 451-475.

Gant, S. E., Kelsey, A., McNally, K., Witlox, H. W. M., & Bilio, M. (2013). Methodology for global sensitivity analysis of consequence models. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 26(4), 792-802.

García-Díaz J. C., Gozalvez-Zafrilla J. M. (2010). Uncertainty and sensitivity analysis in code environmental model for risk assessments from industrial source complex. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2(6), 7656-7657. Doi: 10.1016/j.sbspro.2010.05.164.

García-Díaz J. C., Gozalvez-Zafrilla J. M. (2012) Uncertainty and sensitive analysis of environmental model for risk assessments: An industrial case study. Reliability Engineering & System Safety, 107, 16-22. Doi: 10.1016/j.ress.2011.04.004

Geoff, Earth Wars. (2012). The Battle for Global Resources, John Wiley & Sons. (ISBN 9781118152911). [En ligne] http://www.lehmanns.de/shop/naturwissenschaften/26237329-9781118152911-earth-wars

Hadef, R. (2008). Quel projet urbain pour un retour de la ville à la mer ? Cas d'étude : Skikda. Mémoire de magister, Université Mentouri, Constantine, Algérie.

Hall, J. W., Boyce, S. A., Wang, Y., Dawson, R. J., Tarantola, S., & Saltelli, A. (2009). Sensitivity analysis for hydraulic models. Journal of Hydraulic Engineering, 135(11), 959-969.

Hamzi, R. (2008). Modélisation et impacts à court terme d'un incendie en milieu ouvert sur l'environnement (Doctoral dissertation, Université de Batna).

Han, D., & Lee, B. (2009). Flame and smoke detection method for early real-time detection of a tunnel fire. Fire Safety Journal, 44(7), 951-961.

Hanna S.R., (1993). Uncertainties in air quality model predictions. Boundary-layer meteorology, 62, 3-20.

Hanna SR, Lu Z, Frey C, Wheeler N, Vukovich J, Arunachalam S, Fernau M, Hansen DA, (2001). Uncertainties in predicted ozone concentrations due to input uncertainties for the UAM-V photochemical grid model applied to the July 1995 OTAG domain. Atmospheric Environment 35:891–903. Doi: 10.1016/S1352-2310(00)00367-8

Hasofer, A. M. (2009). Modern sensitivity analysis of the CESARE-Risk computer fire model. Fire Safety Journal, 44(3), 330-338.

Hasofer, A. M., & Odigie, D. O. (2001). Stochastic modelling for occupant safety in a building fire. Fire Safety Journal, 36(3), 269-289.

Hasofer, A., Thomas, I., Ball, M., & Bruck, D. (2005). Statistical modelling of the effect of alcohol and sound intensity on response to fire alarms (Doctoral dissertation).

Herrchen, M. (1998). Perspective of the systematic and extended use of temporal and spatial aspects in LCA of long-lived products. Chemosphere, 37(2), 265-270.

Hoffman, EO., et Gardner, R.H. 1983. Evaluation of Uncertainties in Environmental Radiological Assessment Models', in: Till, J.E.; Meyer, H.R. (Eds) Radiological Assessments: a Textbook on Environmental Dose Assessment. Washington, DC: U.S. Nuclear Regulatory Commission; Report No. NUREG/CR-3332.

Huijer, K. (2005). Trends in oil spills from tanker ships 1995-2004. International Tanker Owners Pollution Federation (ITOPF), London, 30.

Innal F, Dutuit Y, Chebila M (2013). Monte Carlo Analysis and Fuzzy Sets for Uncertainty Propagation in SIS Performance Assessment. World Academy of Science. Engineering and Technology, International Journal of Physical Science and Engineering, 7(11):306-314.

Jacques, J. (2005). Contributions à l'analyse de sensibilité et à l'analyse discriminante généralisée (Thèse de Doctorat, Université Joseph-Fourier-Grenoble I).

Jahn, W., Rein, G., Torero, J., L. (2008). The effect of model parameters on the simulation of fire dynamics. Fire Safety Science, 9:1341–1352. doi:10.3801/IAFSS.FSS.9-1341.

James, AL., Oldenburg, CM. (1997). Linear and Monte Carlo uncertainty analysis for subsurface contaminant transport simulation. Water Resour Res 33(11):2495–2508. Doi: 10.1029/97WR01925

Jefferies, M., Hall, D., Hinchliff, J.0, Aitken, M. (1993). Risk assessment: where are we, and where are we going? In: Bentley, S.P. (Ed.), Engineering Geology of Waste Disposal. Geol. Soc. Eng. Geol. Spec. Publ., pp. 241– 359. Doi: 10.1144/GSL.ENG.1996.011.01.44

Jimenez, E., Hussaini, M. Y., & Goodrick, S. (2008). Quantifying parametric uncertainty in the Rothermel model. International journal of wildland fire, 17(5), 638-649.

Joglar, F., Mowrer, F., & Modarres, M. (2005). A probabilistic model for fire detection with applications. Fire technology, 41(3), 151-172.

Jolliet, O., Saadé, M., Crettaz, P., & Shaked, S. (2010). Analyse du cycle de vie : comprendre et réaliser un écobilan. PPUR presses polytechniques.

Khan, F. I., & Abbasi, S. A. (1999). Major accidents in process industries and an analysis of causes and consequences. Journal of Loss Prevention in the process Industries, 12(5), 361-378.

Kok, Y. S., Eleveld, H., & Twenhöfel, C. J. W. (2004). Sensitivity and uncertainty analyses of the atmospheric dispersion model NPK-PUFF. In Proceedings of 9th international conference on harmonisation within atmospheric dispersion modelling for regulatory purposes, Garmisch-Partenkirchen, Germany (pp. 79e83).

Konstandinidou, M., Nivolianitou, Z., Kefalogianni, E., & Caroni, C. (2011). In-depth analysis of the causal factors of incidents reported in the Greek petrochemical industry. Reliability Engineering & System Safety, 96(11), 1448-1455.

Konstandinidou, M., Nivolianitou, Z., Markatos, N., & Kiranoudis, C. (2006). Statistical analysis of incidents reported in the Greek Petrochemical Industry for the period 1997–2003. Journal of hazardous materials, 135(1), 1-9.

Koračin D, Panorska A, Isakov V, Touma J. S, Swall J. (2007). A statistical approach for estimating uncertainty in dispersion modeling: An example of application in southwestern USA. Atmospheric Environment, 41(3) :617–628. doi:10.1016/j.atmosenv.2006.08.048.

La base de données ARIA, (2014) http://www.aria.developpement-durable.gouv.fr/qui-sommes-nous/la-base-de-donnees-aria/

Lafarge, F., Descombes, X., & Zerubia, J. (2007, September). Forest Fire Detection based on Gaussian field analysis. In European Signal Processing Conference (EUSIPCO).

Le monde.fr. (2012). Fin de l'incendie dans la raffinerie vénézuélienne d'Amuay. [En ligne] http://www.lemonde.fr/ameriques/article/2012/08/29/fin-de-l-incendie-dans-la-raffinerie-venezuelienne-d-amuay_1752553_3222.html

Leroy, Y. (2009). Développement d'une méthodologie de fiabilisation des prises de décisions environnementales dans le cadre d'analyses de cycle de vie basée sur l'analyse et la gestion des incertitudes sur les données d'inventaires (Doctoral dissertation, Arts et Métiers ParisTech).

Levasseur, A. (2011). Développement d'une méthode d'analyse du cycle de vie dynamique pour l'évaluation des impacts sur le réchauffement climatique (Doctoral dissertation, École Polytechnique de Montréal).

Li, Y., Vodacek, A., & Zhu, Y. (2007). An automatic statistical segmentation algorithm for extraction of fire and smoke regions. Remote sensing of environment, 108(2), 171-178.

Liu, C. B., & Ahuja, N. (2004, August). Vision based fire detection. In Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on (Vol. 4, pp. 134-137). IEEE.

Liu, T., Zhong, M., & Xing, J. (2005). Industrial accidents: challenges for China's economic and social development. Safety Science, 43(8), 503-522.

Liu, Z. Q., Zhang, Y. H., Li, G. H., & Zhang, X. (2007). Sensitivity of key factors and uncertainties in health risk assessment of benzene pollutant. Journal of Environmental Sciences, 19(10), 1272-1280.

Lizhong, Y., Xiaodong, Z., Zhihua, D., Weicheng, F., & Qing'an, W. (2002). Fire situation and fire characteristic analysis based on fire statistics of China. Fire safety journal, 37(8), 785-802.

Lundin, J. (2005 a). On quantification of error and uncertainty in two-zone models used in fire safety design. Journal of fire sciences, 23(4), 329-354.

Lundin, J. (2005 b). Quantifying error and uncertainty in CFAST 2.0 temperature predictions. Journal of fire sciences, 23(5), 365-388.

Mahdipour, E., & Dadkhah, C. (2012). Automatic fire detection based on soft computing techniques: review from 2000 to 2010. Artificial Intelligence Review, 1-40.

Mallet, V. (2005). Estimation de l'incertitude et prévision d'ensemble avec un modèle de chimie transport-Application à la simulation numérique de la qualité de l'air (Doctoral dissertation, Ecole des Ponts ParisTech).

Manca, D., & Brambilla, S. (2010). Complexity and uncertainty in the assessment of the Viareggio LPG railway accident. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 23(5), 668-679.

Marsden-Smedley, J. and Catchpole, W. (1995). Fire behaviour modelling in Tasmanian buttongrass moorlands II. Fire behaviour. International Journal of Wildland Fire, 5(4), 215–228.

Mavrothalassitis, G. (1995). Evaluation de l'aptitude du logiciel PHAST version 4.2 à traiter des conséquences de mise à l'atmosphère de produits inflammables et/ou toxiques, Rapport INERIS référencé 31 FP 51-1bis.

McAlpine, R. S., & Wakimoto, R. H. (1991). The acceleration of fire from point source to equilibrium spread. Forest Science, 37(5), 1314-1337.

McAlpine, R. S., Lawson, B. D., & Taylor, E. (1992). Fire spread across a slope.

McArthur, A. (1966). Weather and grassland fire behaviour. Technical Report Leaflet 100, Commonwealth Forestry and Timber Bureau, Canberra.

McCaw, L. (1997). Predicting fire spread in Western Australian mallee-heath shrubland. PhD thesis, School of Mathematics and Statistics, University of New South Wales, Canberra, ACT, Australia.

McNab, W. W., & Dooher, B. P. (1998). Uncertainty analyses of fuel hydrocarbon biodegradation signatures in ground water by probabilistic modeling. Ground Water, 36(4), 691-698.

MEDDTL, (2009). Le risqué industriel. [En ligne]. http://www.risquesmajeurs.fr/le-risque-industriel

Medrharhet, K., Benlatrech, L., (2008). Evaluation des accidents industriels majeurs ; cas de l'accident de Skikda du 4 octobre 2005. Mémoire d'ingéniorat, Institut d'Hygiène et Sécurité Industrielle, Algérie.

Mihailidou, E. K., Antoniadis, K. D., & Assael, M. J. (2012). The 319 Major Industrial Accidents Since 1917. International Review of Chemical Engineering, 4(6).

Monod, H., Naud, C., & Makowski, D. (2006). Uncertainty and sensitivity analysis for crop models. Working with dynamic crop models: Evaluation, analysis, parameterization, and applications, 4, 55-100.

Morneau, C. (2011). La gestion des risques d'accidents industriels majeurs : état de la situation sur le territoire de la pointe de l'île.

Morvan, D., Larini, M., Dupuy, J.L., Fernandes, P., Iranda, A.I., Andre, J., Sero-Guillaume, O., Calogine, D., Cuiñas, P. (2002). Behaviour Modelling of Wildland Fires:a State of the Art. EUFIRELAB : Euro-Mediterranean, Wildland Fire Laboratory.

Mouilleau Y. (1991) Evaluation de l'aptitude du logiciel PHAST version 3.0 à traiter des conséquences de mise à l'atmosphère de produits inflammables et/ou toxiques. Rapport INERIS référencé EXP-YMo-GMv-BCh/DG Z1/3 78 1310.

Mouilleau, Y., Duplantier, S. (2002). Méthodes pour l'évaluation et la prévention des risques accidentels Dispersion atmosphérique (Mécanismes et outils de calcul) (DRA-006) Ω-12, INERIS-DRA 2002-25427, Direction des Risques Accidentels.

NASA (2002) Probabilistic Risk Assessment Procedures Guide for NASA Managers and Practitioners. NASA Office of Safety and Mission Assurance. Washington, USA.

Nearing, M. A. (2000). Evaluating soil erosion models using measured plot data: accounting for variability in the data. Earth Surface Processes and Landforms, 25(9), 1035-1043.

Nguyen-Ti, T., Nguyen-Phuc, T., & Do-Hong, T. (2013, October). Fire detection based on video processing method. In Advanced Technologies for Communications (ATC), 2013 International Conference on (pp. 106-110). IEEE.

Nivolianitou, Z., Konstandinidou, M., & Michalis, C. (2006). Statistical analysis of major accidents, in petrochemical industry notified to the major accident reporting system (MARS). Journal of hazardous materials, 137(1), 1-7.

Noble, I. R., Gill, A. M., & Bary, G. A. V. (1980). McArthur's fire-danger meters expressed as equations. Australian Journal of Ecology, 5(2), 201-203.

Notarianni, K. A. (2000). The role of uncertainty in improving fire protection regulation (Doctoral dissertation, Carnegie Mellon University).

Notarianni, K. A., (2002). Uncertainty, SFPE Handbook of Fire Protection Engineering, Third edition, Quincy, Massachusetts, National Fire Protection Association, Section Five, Chapter 4: 5-40, 5-63.

OHSAS 18001, Système de management de la santé et de la sécurité au travail -Spécification -BSI, AFNOR, 1999.

Ohtani, H., & Kobayashi, M. (2005). Statistical analysis of dangerous goods accidents in Japan. Safety science, 43(5), 287-297.

Pagnon, S. (2012). Stratégies de modélisation des conséquences d'une dispersion atmosphérique de gaz toxique ou inflammable en situation d'urgence au regard de l'incertitude sur les données d'entrée (Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne).

Pandya, N., Gabas, N., & Marsden, E. (2012). Sensitivity analysis of Phast's atmospheric dispersion model for three toxic materials (nitric oxide, ammonia, chlorine). Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 25(1), 20-32.

Pandya, N., Gabas, N., & Marsden, E. (2013). Uncertainty Analysis of Phast's Atmospheric Dispersion Model for Two Industrial Use Cases. Chemical Engineering Transactions, 31, 97-102.

Parraga, M et Urribarri, S. (26 août 2012). Venezuela struggles with refinery blaze after deadly blast. sur Reuters. [En ligne] http://www.reuters.com/article/2012/08/26/us-venezuela-refinery-startup-idUSBRE87P0EW20120826

Pastor, E., Zarate, L., Planas, E., & Arnaldos, J. (2003). Mathematical models and calculation systems for the study of wildland fire behaviour. Progress in Energy and Combustion Science, 29(2), 139-153.

Payraudeau, S., van der Werf, H. M., & Vertès, F. (2005). Analyse de l'incertitude associée au calcul des émissions azotées sur un groupe d'exploitations agricoles dans le cadre de l'application de l'Analyse du Cycle de Vie. Evaluation, environnement et développement d'une agriculture durable, 20-24.

Petelet, M. (2007). Analyse de sensibilité globale de modeles thermomécaniques de simulation numérique du soudage (Doctoral dissertation, Dijon).

Peyret, R., & Taylor, T. D. (1985). Computational methods for fluid flow. New York, Springer-Verlag, 1985, 368 p., 1.

Preisler, H. K., & Westerling, A. L. (2007). Statistical model for forecasting monthly large wildfire events in western United States. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 46(7), 1020-1030.

Preisler, H. K., Brillinger, D. R., Burgan, R. E., & Benoit, J. W. (2004). Probability based models for estimation of wildfire risk. International Journal of wildland fire, 13(2), 133-142.

Preisler, H. K., Zhong, S. S., Esperanza, A., Tarnay, L., & Kahyaoglu-Koracin, J. (2008). A statistical model for forecasting hourly ozone levels during fire season. Developments in Environmental Science, 8, 551-565.

Quelch, J., Cameron, I.T., (1994). Uncertainty representation and propagation in quantified risk assessment using fuzzy sets. Journal of Loss Prevention in Process Industries 6, 463–473.

Rambaud, F. (2007). Caractérisation, Analyse et Modélisation statistiques de fragments osseux crâniens pour la prédiction de paramètres mécaniques lésionnels (Doctoral dissertation, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis).

Ramesh, N. I. (2001). Statistical analysis of extreme forest fires. In Proceedings of the IUFRO 4.11 conference on Forest Biometry, Modelling and Information Science, University of Greenwich, June 2001.

Ramroth, W. T., Krysl, P., & Asaro, R. J. (2006). Sensitivity and uncertainty analyses for FE thermal model of FRP panel exposed to fire. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 37(7), 1082-1091.

Reap, J.; Roman, F.; Duncan, S.; Bras, B. (2008). A survey of unresolved problems in life cycle assessment. Part 2: impact assessment and interpretation. Int. J. Life Cycle Ass. 13(5), 374-388.

Refsgaard, J. C., van der Sluijs, J. P., Højberg, A. L., & Vanrolleghem, P. A. (2007). Uncertainty in the environmental modelling process–a framework and guidance. Environmental modelling & software, 22(11), 1543-1556.

Reniers, G., & Cozzani, V. (Eds.). (2013). Domino Effects in the Process Industries. Modelling, Prevention and Managing. Newnes.

Ronchi, E., & Nilsson, D. (2013). Fire evacuation in high-rise buildings: a review of human behaviour and modelling research. Fire science reviews, 2(1), 1-21.

Rothermel, R. C. (1972). A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels.

Rousseau, M. (2012). Propagation d'incertitudes et analyse de sensibilité pour la modélisation de l'infiltration et de l'érosion (Doctoral dissertation, Université Paris-Est).

Roy, P., Nei, D., Orikasa, T., Xu, Q., Okadome, H., Nakamura, N., & Shiina, T. (2009). A review of life cycle assessment (LCA) on some food products. Journal of food engineering, 90(1), 1-10.

Saint-Geours, N. (2012). Analyse de sensibilité de modèles spatialisés-Application à l'analyse coût-bénéfice de projets de prévention des inondations (Doctoral dissertation, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc).

Saltelli A (2006). The critique of modelling and sensitivity analysis in the scientific discourse. An overview of good practices. Transatlantic Uncertainty Colloquium (TAUC), Washington, October 10-11, 2006.

Saltelli A, Chan K. Scott E. M (2004a). Sensitivity Analysis. John Wiley & Sons Publication.

Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., & Ratto, M. (2004b). Sensitivity analysis in practice: a guide to assessing scientific models. John Wiley & Sons.

Salvador, R., Pinol, J., Tarantola, S., & Pla, E. (2001). Global sensitivity analysis and scale effects of a fire propagation model used over Mediterranean shrublands. Ecological Modelling, 136(2), 175-189.

Sandberg, M. (2004). Statistical determination of ignition frequency. Reason, 1(2), 1.

Santoni, P. A., Simeoni, A., Rossi, J. L., Bosseur, F., Morandini, F., Silvani, X., ... & Rossi, L. (2006). Instrumentation of wildland fire: Characterisation of a fire spreading through a Mediterranean shrub. Fire Safety Journal, 41(3), 171-184.

Sax T, Isakov V (2003) A case study for assessing uncertainty in local scale regulatory air quality modeling applications. Atmospheric Environment 37:3481–3489. Doi: 10.1016/S1352-2310(03)00411-4

Scott, J. H., & Burgan, R. E. (2005). Standard fire behavior fuel models: a comprehensive set for use with Rothermel's surface fire spread model. The Bark Beetles, Fuels, and Fire Bibliography, 66.

Shankar Rao, K., 2005, Uncertainty analysis in atmospheric dispersion modelling. Pure Appl. Geophys, 162, 1893-1967.

Simonson, M., Andersson, P., Rosell, L., Emanuelsson, V., & Stripple, H. (2001). Fire-LCA model: cables case study. SP RAPPORT-STATENS PROVNINGSANSTALT.

Simonson, M., Boldizar, A., Tullin, V., Stripple, H., & Sundqvist, J. O. (1999). Incorporation of fire considerations in the life-cycle assessment of polymeric composite materials. A preparatory study (No. PB-99-174237/XAB; SP-RAPP--1998: 25). Statens Provningsanstalt, Div. of Fire Technology, Boras (Sweden).

Siuta D, Markowski A S, Mannan M S (2013) Uncertainty techniques in liquefied natural gas (LNG) dispersion calculations. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 26(3):418-426. Doi: 10.1016/j.jlp.2012.07.020.

Skaggs H, Kabala Z. J. (1998) Limitations in recovering the history of a groundwater contaminant plume. Journal of contaminant hydrology, 33(3), 347-359. Doi: 10.1016/S0169-7722(98)00078-3

Smith R I, Fowler D, Sutton M A, Flechard C, Coyle M (1999) Regional estimation of pollutant gas dry deposition in the UK: model description, sensitivity analyses and outputs. Atmospheric Environment 34.22:3757–3777. Doi : 10.1016/S1352-2310(99)00517-8

Soleille, S. (2004). L'industrie du raffinage et le devenir des fiouls lourds. Report, French national institute for industrial environment and risks, INERIS.

Spitz, C. (2012). Analyse de la fiabilité des outils de simulation et des incertitudes de métrologie appliquée à l'efficacité énergétique des bâtiments (Doctoral dissertation, Université de Grenoble).

Šrekl, J., & Golob, J. (2009). Statistical modeling in fire-ignition hazard evaluation. Chemical and Biochemical Engineering Quarterly, 23(3), 309-315.

Stocks, B., Lawson, B., Alexander, M., Van Wagner, C., McAlpine, R., Lynham, T., and Dub´e, D. (1991). The Canadian system of forest fire danger rating. In Cheney, N. and Gill, A., editors, Conference on Bushfire Modelling and Fire Danger Rating Systems, 9–18, Canberra. CSIRO.

Suard, S., Hostikka, S., & Baccou, J. (2013). Sensitivity analysis of fire models using a fractional factorial design. Fire Safety Journal, 62, 115-124.

Sullivan, A. L. (2007). A review of wildland fire spread modelling, 1990-present 2: Empirical and quasi-empirical models. arXiv preprint arXiv: 0706.4128.

Sweis, F. K. (2006) Fires and related incidents in Jordan (1996–2004), Fire safety journal, 41(5), 370-376.

Tahhan, R. A., and Abu-Ateih, R. Y. (2009). Biodegradation of petroleum industry oily-sludge using Jordanian oil refinery contaminated soil. International Biodeterioration & Biodegradation, 63(8), 1054-1060.

Taveau, J. (2011). Explosion of fixed roof atmospheric storage tanks, Part 1: Background and review of case histories. Process Safety Progress, 30(4), 381-392.

Turányi, T., & Rabitz, H. (2004). Local methods. In A. Saltelli, K. Chan, & E. M. Scott (Eds.), Sensitivity analysis (pp. 81e99). Chichester: John Wiley & Sons Publication.

Udo de Haes, H. A., Heijungs, R., Suh, S., & Huppes, G. (2004). Three strategies to overcome the limitations of life-cycle assessment. Journal of Industrial Ecology, 8(3), 19-32.

Van Wagner, C. E. (1987). Development and structure of the Canadian forest fire weather index system (Vol. 35).

Volkova, E., Iooss, B., & Van Dorpe, F. (2008). Global sensitivity analysis for a numerical model of radionuclide migration from the RRC "Kurchatov Institute" radwaste disposal site. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 22(1), 17-31.

Walker, W. E., Harremoës, P., Rotmans, J., van der Sluijs, J. P., van Asselt, M. B., Janssen, P., & Krayer von Krauss, M. P. (2003). Defining uncertainty: a conceptual basis for uncertainty management in model-based decision support. Integrated assessment, 4(1), 5-17.

Wang, J. H., Chu, G. Q., & Li, K. Y. (2013). Study on the uncertainty of the available time under ship fire based on Monte Carlo sampling method. China Ocean Engineering, 27, 131-140.

Whitehead R, Cochet S, Bouda R, Haddadji R, Boussoualem M S (2005). Accident du 04 Octobre 2005 RTE -Bacs S106 & S105. Report of the central direction HSE. SONATRACH. Algeria.

Witlox H W M, Stene J, Harper M, Nilsen S H (2011). Modelling of discharge and atmospheric dispersion for carbon dioxide releases including sensitivity analysis for wide range of scenarios. Energy Procedia, 4:2253–2260. Doi: 10.1016/j.egypro.2011.02.114.

Xu, Y., Zhu, X., & Xie, B. (2012). Method Design of Small-scale Fire Detection. Journal of Computational Information Systems, 8(17), 7355-7365.

Yakush, S. E. (2012). Uncertainty of Tenability Times in Multiroom Building Fires. Combustion Science and Technology, 184(7-8), 1080-1092.

Yuen, W. W., & Chow, W. K. (2005). A Monte Carlo approach for the layout design of thermal fire detection system. Fire technology, 41(2), 93-104.

Zadeh, L., 1965. Fuzzy sets. Information and Control 8, 109–141.

Zadeh, L., 1978. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. Fuzzy Sets and Systems 1, 3–28.

Zhan, Y., & Zhang, M. (2013). Application of a combined sensitivity analysis approach on a pesticide environmental risk indicator. Environmental Modelling & Software, 49, 129-140.

Zhang, D., & Jiang, K. (2012). Application of Data Mining Techniques in the Analysis of Fire Incidents. Procedia Engineering, 43, 250-256.

Zhang, H. D., & Zheng, X. P. (2012). Characteristics of hazardous chemical accidents in China: A statistical investigation. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 25(4), 686-693.

Zhenyao, S., Lei, C., Tao, C. (2013). The influence of parameter distribution uncertainty on hydrological and sediment modeling: a case study of SWAT model applied to the Daning watershed of the Three Gorges Reservoir Region, China. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 27(1):235–251. Doi : 10.1007/s00477-012-0579-8.

# *Annexes*

# *Annexe 1*

## *Recueil des accidents industriels mondial pour la période 2001-2005*

Le tableau ci-dessous présente un recueil des incendies, des explosions, d'emballement et des rejets d'hydrocarbures non enflammés qui se sont déroulés entre 2001 et 2005 au niveau mondial.

| **Date** | **Site** | **Type d'unité** | **Mode opératoire** | **Equipement** | **Fuel** | **Evénement déclencheur** | **Phénomène** | **Temps d'intervention** | **Dommages** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ../../01 | Raffinerie Delaware (USA) | | En service | | Acide | Fuite | Déversement d'acide | | - 1Mort<br>- 8 Blessés<br>- Suite au déversement du produit il y'avait une création d'un nuage des gaz toxiques |
| 15/03/01 | Petrobras P-36 Semi submersible | Unité Production | En service | | Pétrole | | Explosion | | - Perte totale<br>- 11 Morts<br>- 1500 tonnes de pétrole brut restant à bord |

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 16/05/01 | Europe | Unité pétrochimie | En service | | Polyacrylates | | Inflammation | | |
| 07/06/01 13h30 | Raffinerie d'Orion Norco, LA., USA | | En service | Bac à toit flottant | Essence | Etincelle | Inflammation | 13 heures | |
| 10/07/01 12h50 | Pétrole carburant et Terminal Oïl, USA | | En service | Bac à toit conique | Asphalte liquide | Explosion | Inflammation | 15h50 minutes | |
| 08/08/01 | Pan Canadian, Weyburn, Canada | Unité de production pétrole | En service | Bac de stockage | Pétrole | Etincelle | Inflammation | | |
| 15/08/01 13h50 | Terminal Oïl, USA | | En service | Bac à toit conique | Asphalte liquide | | Inflammation | 60 minutes | |
| 21/09/01 10h17 | L'usine AZF de Toulouse | Stock | En service | | Ammonitrates | | Explosion | | - 29 Morts<br>- 2500 Blessés |
| ../../02 | Kuwait | Unité de production | En service | | Pétrole brut | | Inflammation | | - 4 Morts |
| 05/05/02 16h10 | Raffinerie Trzebinia, Pologne | | En service | Bac à toit conique + toit flottant | Pétrole brut | Etincelle | Inflammation | 5h05 minutes | - Toit de cône détérioré<br>- Structure de toit interne détruite |
| 8/7/02 | Shenxian, Shandong Province, Chine | | En service | Pipe | Ammoniac | | Déversement continu du produit | | - 13 Morts<br>- 11 Blessés |
| 28/07/02 | Raffinerie de Tupras, Turquie | Akcagaz stockage GPL | En service | Bac de stockage | GPL | | Explosion | 3 heures | - L'incendie a détruit 1700$m^2$ du secteur de l'installation<br>- 9 réservoir de GPL étaient complètement détruits |

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | | | | | | - 5000 personnes évacuées |
| 18/08/02 06h45 | Houston Fuel and Oil Terminal Texas, USA | | En service | Bac de stockage | Mazout résiduel | Une flamme | Inflammation | 5h15 minutes | |
| 07/03/03 23h45 | Raffinerie de Digboi, Guwahati, Inde | Parc de stockage | En service | Bac à toit flottant | Pétrole | Attaque au mortier | Inflammation | 56 heures | |
| 08/04/03 | Glenn pool, Oklahoma, USA | Parc de stockage | En service | Bac de stockage | Diesel | Electricité statique | Explosion | | |
| 03/05/03 14h47 | Raffinerie, de Gdansk, Pologne | | En service | Bac S124 | Essence | Etincelle | Explosion | 10h 37 minutes | - 3 personnes mortes<br>- Le toit de cône soufflé.<br>- Toit interne coulé |
| 04/06/03 | Raffinerie de Brisbane, Australie | | | Toit flottant du bac | Brut | Etincelle | Inflammation | | |
| 14/08/03 | Raffinerie de Puertollan, Espagne | Repsol-YPF | En service | Bac de stockage | Essence | | Explosion | | - 3 personnes mortes<br>- 7 blessés |
| 26/09/03 | Raffinerie Hokkaido, Japan | Idemitsu Kosan | En service | Bac n ° 30006 | Pétrole Brut | Tremblement de terre | Inflammation | 7 heures | 29 bacs ont subit des dommages de structure |
| 23/12/03 | Gao Qiao, Chongqing, chine | | En service | Puits de gaz | Gaz naturel, Hydrogène, Sulfure | | Eclatement avec continuation de relâchement de produit | | - 243 Morts<br>- Plus de 4000 Blessés |

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ../../04 | GNL de Skikda | GNL | En service | Chaudière | Gaz naturel | Etincelle | Explosion | - 27 Morts<br>- 74 Blessés |
| ../../04 | Raffinerie BP Texas, USA | Unité Isomération | En service | | Hydrocarbures | Flamme | Inflammation | - 15 Morts<br>- 180 Blessés<br>- Plus de 1 billion dollars de dommages |
| 23/03/05 | Raffinerie BP Texas, USA | Unité Isomération | En service | | Nuage de vapeurs d'hydrocarbures | | Explosion | - 15 Morts<br>- 100 Blessés |

# *Annexe 2*

## *Liste des principaux estimateurs statistiques utilisés dans les études de sensibilité globales*

### *1 Indice SRC*

L'indice SRC exprime la part de variance de la réponse Y due à la variance de la variable Xi. Les indices de sensibilité SRC et PCC supposent la linéarité du modèle :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i X_i$$

Il est possible de quantifier la sensibilité de Y à Xi par le rapport de la part de variance due à Xi sur la variance totale. L'indicateur ainsi construit est l'indice de sensibilité SRC (Standardized Regression Coefficient), défini par :

$$SRC = \frac{\beta_i^2 V(X_i)}{V(Y)}$$

En pratique, le modèle n'est généralement pas exactement linéaire, les b*i* ne sont pas connus et il est nécessaire de les estimer. Une régression linéaire multiple permet alors d'estimer le modèle :

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^{p} \hat{\beta}_i X_i$$

à partir d'un N-échantillon de simulations du modèle *(*yk, xk1,…, xkp_k=1..N. Nous définissons par simulation du modèle le vecteur _y, x1,…, xp_, formé par le résultat d'une réalisation aléatoire des p variables d'entrée : x1,…, xp et du calcul de la valeur correspondante de la variable de sortie : y. Rappelons que la forme analytique du modèle étudié n'est pas nécessairement connue, mais que nous avons supposé savoir simuler ce modèle par un code informatique. L'indice SRC est toujours positif _SRC ∈ [0, 1]).

### *2 Indice PCC*

Néanmoins, il est parfois difficile d'apprécier la sensibilité de Y à une variable d'entrée Xi, si les simulations successives du modèle sont faites pour des valeurs différentes de toutes les variables d'entrée. En effet, la corrélation entre Y et Xi peut être due à une tierce variable. On rencontre parfois en pratique des cas où une corrélation entre deux variables est observée, alors qu'elle n'est en fait due qu'à une corrélation avec une troisième variable.

Pour contrer cet effet, l'indice de corrélation partielle PCC a été proposé. Il permet d'évaluer la sensibilité de Y à Xi en éliminant l'effet des autres variables, toujours donc sous l'hypothèse de linéarité du modèle.

L'indice de corrélation partielle de Y et de Xi, exprimant la sensibilité de Y à Xi, est donné par :

$$PCC_i = \rho_{Y,X_i|X_{\sim i}} = \frac{Cov\left(Y, X_i \middle| X_{\sim i}\right)}{\sqrt{V\left(Y \middle| X_{\sim i}\right) V\left(X_i \middle| X_{\sim i}\right)}}$$

Le classement pour l'indice PCC se réalisant à partir de la valeur absolue de ce dernier, puisqu'il peut être négatif. Une méthode de calcul de cet indice PCC est composée de deux étapes.

Etape 1 : Pour estimer l'indice PCCi relatif à la variable Xi, on construit dans un premier temps les deux régressions linéaires multiples suivantes :

$$\hat{Y}^{(\sim i)} = \hat{b}_0 + \sum_{j \neq i}^{p} \hat{b}_j X_j$$

$$\hat{Y}^{(\sim i)} = \hat{c}_0 + \sum_{j \neq i}^{p} \hat{c}_j X_j$$

Etape 2 : L'indice PCCi n'est alors rien d'autre que la valeur absolue du coefficient de corrélation entre $X_i - \hat{X}^{(\sim i)}$ et $Y - \hat{Y}^{(\sim i)}$ :

$$PCC_i = \frac{C\hat{o}v\left(X_i - \hat{X}^{(\sim i)}, Y - \hat{Y}^{(\sim i)}\right)}{\sqrt{\hat{V}\left(X_i - \hat{X}^{(\sim i)}\right)\hat{V}\left(Y - \hat{Y}^{(\sim i)}\right)}}$$

### *3 Indice de sensibilité du premier ordre*

L'indice de sensibilité exprimant la sensibilité de Y à Xi est défini par :

$$S_i = \frac{V\left[E\left(Y \middle| X_i\right)\right]}{V\left(Y\right)}$$

Il quantifie la sensibilité de la sortie Y à la variable d'entrée Xi, ou encore la part de variance de Y due à la variable Xi.

Sur la base d'une méthode basée sur la répétition d'expériences, l'évaluation de cet indice peut être effectué de la manière suivante :

Considérons un N-échantillon de réalisations des variables d'entrée $\left(X_1, ..., X_P\right)$

$$\hat{X}_{(N)} = \left(X_{k1}, ..., X_{kp}\right)_{k=1,...,n}$$

L'espérance de *Y*, *E|Y| = f0*, et sa variance, *V(Y) = V*, sont estimées par :

$$\hat{f}_0 = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} f\left(X_{k1},...,X_{kp}\right) \text{ et } \hat{V} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} f^2\left(X_{k1},...,X_{kp}\right) - \hat{f}_0^2$$

L'estimation des indices de sensibilité nécessite l'estimation de variance d'espérance conditionnelle :

$$V_i = V\left[E\left(Y/X_i\right)\right] = E\left[E\left(Y/X_i\right)^2\right] - E\left[E\left(Y/X_i\right)\right]^2 = U_i - E\left[Y^2\right]$$

La quantité $U_i = E\left[E\left(Y\middle|X_i\right)^2\right]$ est estimée comme une espérance classique mais en tenant compte du conditionnement à Xi en faisant varier dans les deux appels à la fonction f toutes les variables sauf la variable Xi. Ceci nécessite deux échantillons de réalisations des variables d'entrée :

$$\hat{U}_i = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} f\left(X_{k1}^{(1)},...,X_{k(i-1)}^{(1)},X_{k1}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(1)},...,X_{kp}^{(1)}\right)\times f\left(X_{k1}^{(2)},...,X_{k(i-1)}^{(1)},X_{k1}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(2)},...,X_{kp}^{(2)}\right)$$

Les indices de sensibilité de premier ordre sont alors estimés par :

$$\hat{S}_i = \frac{\hat{V}_i}{\hat{V}} = \frac{\hat{U}_i - \hat{f}_i}{\hat{V}}$$

### *4 Indice de sensibilité du i$^{ème}$ ordre*

Pour les indices de sensibilité de second ordre $S_{ij} = V_{ij}/V$, où :

$$V_{ij} = V\left[E\left(Y/X_iX_j\right)\right] - V_i - V_j = U_{ij} - E\left[Y\right]^2 - V_i - V_j$$

Les quantités $U_{ij} = E\left[E\left(Y/\left(X_i,X_j\right)\right)^2\right]$ sont estimées de la même manière que pour les indices de sensibilité de 1$^{er}$ ordre, en faisant varier toutes les variables sauf Xi et Xj :

$$\hat{U}_i = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} f\left(X_{k1}^{(1)},...,X_{k(i-1)}^{(1)},X_{ki}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(1)},...,X_{k(j-1)}^{(1)},X_{kj}^{(1)},X_{k(j+1)}^{(1)},...,X_{kp}^{(1)}\right)$$
$$\times f\left(X_{k1}^{(2)},...,X_{k(i-1)}^{(2)},X_{ki}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(2)},...,X_{k(i-1)}^{(2)},X_{kj}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(2)},...,X_{kp}^{(2)}\right)$$

L'indice de sensibilité est alors estimé comme suit :

$$\hat{S}_i = \frac{\hat{V}_i}{\hat{V}} = \frac{\hat{U}_{ij} - \hat{f}_0^{\,2} - \hat{V}_i - \hat{V}_j}{\hat{V}}$$

La même démarche est appliquée pour estimer les indices de sensibilité d'ordre supérieur.

L'estimation des indices de sensibilité d'ordre i , *(*$1 < i \leq p$*)*, nécessite l'estimation des indices de sensibilité d'ordre 1 à i -1.

### *5 Indice de sensibilité totale*

Les indices de sensibilité totaux peuvent être estimés directement :

$$S_{Ti} = 1 - \frac{V\left[E\left(Y \middle| X_{\sim i}\right)\right]}{V(Y)} = 1 - \frac{V_{\sim i}}{V}$$

Où $V_{\sim i}$ est la variance de l'espérance de Y conditionnellement à toutes les variables sauf Xi.

$V_{\sim i}$ est alors estimée comme Vi, sauf qu'au lieu de faire varier toutes les variables sauf Xi, nous ne faisons varier que Xi. Ainsi, pour estimer : $V_{\sim i} = E\left[E\left(Y/X_{\sim i}\right)^2\right] - E\left[E\left(Y/X_{\sim i}\right)\right]^2 = U_{\sim i} - E\left[Y^2\right]$

U~i est estimé par :

$$\hat{U}_{\sim i} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} f\left(X_{k1}^{(1)},...,X_{k(i-1)}^{(1)},X_{ki}^{(1)},X_{k(i+1)}^{(1)},...,X_{kp}^{(1)}\right) \times f\left(X_{k1}^{(1)},...,X_{k(i-1)}^{(1)},X_{ki}^{(2)},X_{k(i+1)}^{(1)},...,X_{kp}^{(2)}\right)$$

Et

$$S_{Ti} = 1 - \frac{\hat{U}_{\sim i} - \hat{f}_0^2}{\hat{V}}$$

Les indices de sensibilité qui viennent d'être présentés peuvent parfois être calculés formellement, lorsque la forme analytique de la fonction *f* du modèle est connue et relativement simple. Dans le cas de fonctions complexes, ce calcul formel n'est plus possible. Les indices de sensibilité sont alors estimés au moyen de techniques probabilistes.

La méthode de Monte Carlo avec échantillonnage aléatoire est la méthode la plus connue pour résoudre ce genre de problématique.

# *Annexe 3*

***Travaux de recherche publiés***

Clean Techn Environ Policy (2014) 16:1265–1273
DOI 10.1007/s10098-014-0792-x

ORIGINAL PAPER

# Industrial fire simulation and uncertainty associated with the Emission Dispersion Model

**Samia Chettouh · Rachida Hamzi · Fares Innal · Djamel Haddad**

Received: 22 December 2013 / Accepted: 21 May 2014 / Published online: 12 June 2014
© Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014

**Abstract** The use of numerical modeling in the field of industrial fire accidentology has become common nowadays and this tendency is expected to increase with the development of performance simulation tools. Despite the constant development of fire modeling tools, the current state of the art is not yet able to accurately predict fire phenomena. This gap between the reality and simulations is probably due to the presence of some level of uncertainty, which may occur from the meteorological inputs, diffusion assumptions, plume dynamics, or emission production. To cope with the presence of uncertainties in the input data, we propose an uncertainty analysis enabling to avoid as much as possible bad decisions that may have a large impact in domains such as safety. In this study, we are interested in the uncertainty propagation related to $NO_2$ atmospheric dispersion resulting from a crude oil tank fire. Uncertainties were defined a priori for each of the following input parameters: wind speed, $NO_2$ emission rate, and viscosity and diffusivity coefficients. For that purpose, a Monte Carlo approach has been used. In order to evaluate the importance of the considered parameters on the $NO_2$ dispersion, new sensitivity indicator has been developed. The obtained results showed that the viscosity coefficient and the wind speed are the most significant input parameters with respect to $NO_2$ concentration near to the source of fire, while the wind speed and the initial concentration are the important parameters for distant areas.

**Keywords** Emission Dispersion Model · Fire · Uncertainty · Monte Carlo analysis

S. Chettouh (✉) · R. Hamzi · F. Innal · D. Haddad
Laboratory of Research in Industrial Prevention, Institute of Health and Industrial Safety, University of Batna, Batna, Algeria
e-mail: samia.chettouh@yahoo.com

## Introduction

Modeling the fire effects and the consequences of its pollutants is essential for the person's protection, and control of industrial installation and the environment. Due to the complex nature of fire, mathematical prediction models used in fire safety engineering are often simplified and based on a number of assumptions. Even when very sophisticated models are available, a trade-off is often necessary between accuracy, cost, and time for design engineers (Lundin 1999). Many years of research have made it possible to model a wide range of fire phenomena with fire and smoke transport models.

Accuracy of results from mathematical models is often complicated by the presence of uncertainties in their input data. Therefore, to be used in effective decision-making process, the uncertainty in model predictions must be quantified (Refsgaard et al. 2007). Uncertainty analysis investigates the effects of lack of knowledge and other potential sources of error in the model (e.g., the uncertainty associated with model parameter values) (EPA 2009). When carried out, uncertainty analysis allows model users to be more informed about the confidence that can be placed in model results and hence becomes a quality insurance factor. Within the framework of industrial fire effects, uncertainties in fuel loads, fuel consumption, and emission factors limit our ability to provide the models with accurate emission inputs. There are also various other uncertainties in meteorological inputs, and parameters related to modeling of smoke transport and dispersion.

The motivation for this study came from a desire to study the effects of uncertainty propagation of input parameters relating to $NO_2$ atmospheric dispersion model on the variation of its output ($NO_2$ concentration). In particular, four input parameters are considered as variables:

World Applied Sciences Journal 29 (7): 933-939, 2014
ISSN 1818-4952
© IDOSI Publications, 2014
DOI: 10.5829/idosi.wasj.2014.29.07.54

# Algerian Oil Refining Industry: Analysis of Past Industrial Accidents of the Period 2002-2013

*Chettouh Samia and Hamzi Rachida*

Institute of Health and Industrial Safety, University of Batna 05000, Algeria

**Abstract:** Accident is a detriment factor in many type of industries who constitutes a potential source of human loss, equipment damage and environmental impact and as the oil refining industry is by its nature subject to the most hazardous industrial conditions and it is important to take into consideration that in a number of cases, these fatalities and serious injuries cost a million dollars. To help remediate these events and reduce their cost, this present paper makes an analysis of reported accidents and incidents in the Algerian Oil Refining Industry for the period spanning from 2002 to 2013. The work concentrates on identifying and analyzing important parameters of the incidents like the main causes of accidents and their extreme impact to identify several patterns of Skikda refining; this analysis may be useful to illustrate what the industry should learn from major accidents and in such a way create opportunities for the future to prevent new major accidents.

**Key words:** Statistical analysis · Industrial accident · Oil refining · Accident causes · Accident consequences

## INTRODUCTION

Algeria is a major refining centre with 4 refineries; Skikda, Algiers, Arzew and Hassi Messaoud. With a total output of 350 000 barrels per day of refining oil, Skikda oil refinery is the largest refinery in Africa [1]. Algeria's two other coastal refineries, Arzew and Algiers, each one have the capacity to process 60 000 barrels of crude oil every day. Hassi Messaoud is connected to local oil fields and supply oil products to nearby areas [2]. The risk of major accidents is associated with the presence of dangerous substances at such quantities and under such conditions that an uncontrolled accident with potential adverse effects to human health and the environment [3]. Every year, industrial accident causes a number of deaths, injuries and property losses due petroleum refining operations. Industrial accident has become a menace to human safety such as the Skikda refinery in January, 2004 and October, 2005 and the accident of the Arzew refining 2007. That is why the accident become a detriment factor in many type of industries who constitutes a potential source of human loss, equipment damage and environmental impact and as the oil refining industry is by its nature subject to the most hazardous industrial conditions and it is important to take into consideration that in a number of cases, these fatalities and serious injuries cost a million dollars. Therefore, accident statistics are important measures for the success of safety programs add determining if the impact of those accidents is primarily perceived as a major environmental problem, but associated socio-economic effects also play an important role [4]. Their procedures are working effectively [5]. In order to assess how life safety is being affected year after year, this paper presents an overview of 12 years of accidents related to petroleum refining in Algeria during the period 2002-2013. This was decided in order to have a have reliable informations about accidents and it was difficult to obtain data previously to 2002.

**Review of past Accidents:** In order to achieve a better understanding of the situation in the Algerian oil refining industry and the size of the problem, a review of past accidents was performed. Considering the economic importance of the Skikda refinery and the absence of data on accidents in refineries of Arzew, Algiers and Hassi Messaoud, our study will focus on statistical analysis of accidents related to Skikda refinery. The analysis is focused on the number and characteristics of accidents, as well as the causes and extent of their consequences, mainly in terms of human fatalities and injuries.

**Corresponding Author:** Chettouh Samia, Institute of Health and Industrial Safety, University of Batna 05000, Algeria.
Tel: +213 662 082 926, Fax: +213 33 86 57 28.

Available online at www.sciencedirect.com

ScienceDirect

Physics Procedia 55 (2014) 207 – 214

Physics Procedia

Eighth International Conference on Material Sciences (CSM8-ISM5)

# Interest of the theory of uncertain in the Dynamic LCA-Fire methodology to assess fire effects

Samia Chettouh[a]*, Rachida Hamzi[a], Fares Innal[a], Djamel Haddad[a]

[a] Laboratory of Research in Industrial Prevention, Institute of health and industrial safety, University of Batna, Algeria

**Abstract**

Life Cycle Impact Assessment (LCIA) is the third phase of Life Cycle Assessment (LCA) described in ISO 14042. The purpose of LCIA is to assess a product system's life cycle inventory analysis (LCI) in order to better understand its environmental significance. However, LCIA typically excludes spatial, temporal, threshold and dose-response information, and combines emissions or activities over space and/or time. This may diminish the environmental relevance of the indicator result. The methodology, Dynamic LCA -Fire proposed in this paper to complete the International Standard ISO 14042 in the fire field, combines the LCA - Fire method with the Dispersion Numerical Model. It is based on the use of the plume model used to assess pollutant concentrations and thermal effects from fire accident scenarios. In this study, The Dynamic LCA - Fire methodology is applied to a case study for petroleum production process management.

© 2014 Elsevier B.V. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/).
Peer-review under responsibility of the Organizing Committee of CSM8-ISM5

*Keywords:* Fire; dynamic LCA; numerical model; petroleum process.

## 1. Introduction

The standard LCA method aim to assess the overall environmental impact throughout the life of a product or service [1], however, excludes the impact of accidents, such as fires or accidental pollution incidents. Fire-LCA is an LCA method that incorporates fires as one possible end of life scenario [2] and takes account in the Life Cycle Assessment the impact of accidental fires. The LCA-Fire model will therefore include modules to describe the fire behaviour for the different types of fires. Fire statistics are used to quantify the amount of material involved in the different types of fires. In addition, the model should include modules for handling the production of replacement materials that are needed due to the

* Corresponding author. Tel.: +213-662-475-170; fax: +213-33-865-728.
*E-mail address*: samia.chettouh@yahoo.com

1875-3892 © 2014 Elsevier B.V. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/).
Peer-review under responsibility of the Organizing Committee of CSM8-ISM5
doi:10.1016/j.phpro.2014.07.030

World Applied Sciences Journal 32 (6): 1115-1120, 2014
ISSN 1818-4952
© IDOSI Publications, 2014
DOI: 10.5829/idosi.wasj.2014.32.06.654

# Interest of the Statistical Modeling in the Dynamic LCA- Fire Methodology to Assess Industrial Fire Effects

*Chettouh Samia, Hamzi Rachida, Haddad Djamel and Innal Fares*

Laboratory of Research in Industrial Prevention,
Institute of Health and Industrial Safety, University of Batna 05000, Algeria

**Abstract:** Life Cycle Impact Assessment, LCIA, is one of the four phases of Life Cycle Assessment (LCA) described in ISO 14042; its purpose is to assess a product system's life cycle inventory analysis (LCI) in order to better understand its environmental significance. However, LCIA typically excludes spatial, temporal, threshold and dose-response information and combines emissions or activities over space and/or time. This may reduce the environmental relevance of the indicator result. The methodology of Dynamic LCA -Fire proposed in this paper is to complete the International Standard ISO 14042 in the fire field by combining the LCA - Fire method with the Numerical Dispersion Model. It is based on the use of the plume model used to assess pollutants concentrations and thermal effects from fire accident scenarios and to cope with the presence of uncertainties in the input data we propose an uncertainty analysis enables to avoid as much as possible bad decisions that may have a large impact in domain such as safety. In this study, The Dynamic LCA - Fire methodology is applied for a case study of petrol production process management and we are interested in the uncertainty propagation related to $NO_2$ atmospheric dispersion resulting from a crude oil tank fire. Uncertainties were defined a priori in each of the following input parameters: wind speed, $NO_2$ initial concentration and its diffusivity coefficient. For that purpose, a Monte Carlo approach has been used.

**Key words:** Life Cycle Impact Assessment · Fire-LCA · Numerical Dispersion Model · Statistical modeling · Fire modeling · Monte Carlo

## INTRODUCTION

The "Dynamic LCA -Fire" is a proposed approach that combines two tools: LCA-Fire and Numerical Dispersion Model (NDM) within the inclusion of spatial and temporal aspects in LCIA in order to give information post-process such as the residence time or the concentration of the pollutant resultant from the fire; One important purpose of such tools is to provide relevant and structured information in decision-making processes. Due to the complex nature of fire, mathematical prediction models used in fire safety engineering are often simplified and based on a number of assumptions. The first problem that has been partly overlooked is accuracy of results from mathematical models is often complicated by the presence of uncertainties in their inputs data. Uncertainty analysis investigates the effects of lack of knowledge and other potential sources of error in the model [1]. When carried out, uncertainty analysis allows model users to be more informed about the confidence that can be placed in model results and hence becomes a quality insurance factor. That is what; we study the uncertainty propagation of input parameters of $NO_2$ atmospheric dispersion model on the variation of its output ($NO_2$ concentration). The uncertainty propagation has been conducted using the Monte Carlo sampling. All the results are presented in terms of mean values and confidence interval (lower and upper) bounds.

**Statistical Fire Model:** Statistical models provide a useful resource that can help us to understand the causes and consequences of fires. They are used to identify and quantify the effects of the most significant fire-related factors and environmental factors.

**Corresponding Author:** Chettouh Samia, Laboratory of Research in Industrial Prevention, Institute of Health and Industrial Safety, University of Batna 05000, Algeria. Tel: +213 662 082 926, Fax: +213 33 86 57 28.

CHEMICAL ENGINEERING TRANSACTIONS
VOL. 35, 2013
A publication of AIDIC
The Italian Association of Chemical Engineering
www.aidic.it/cet
Guest Editors: Petar Varbanov, Jiří Klemeš, Panos Seferlis, Athanasios I. Papadopoulos, Spyros Voutetakis
Copyright © 2013, AIDIC Servizi S.r.l.,
**ISBN** 978-88-95608-26-6; **ISSN** 1974-9791
DOI: 10.3303/CET1335237

# Uncertainty analysis of industrial fire effects simulation

Samia Chettouh*, Rachida Hamzi, Fares Innal, Djamel Haddad

Laboratory of Research in Industrial Prevention, Institute of health and industrial safety, University of Batna, Algeria
samia.chettouh@yahoo.fr

Smoke dispersion prediction systems are becoming increasingly valuable tools in smoke management. Numerical models for dispersion and chemical transport, also known as air quality models, can be used to investigate the fire plume evolution and the smoke impacts (e.g. concentration, temperature). However, all prediction systems include some level of uncertainty, which may occur from the meteorological inputs, diffusion assumptions, plume dynamics, or emission production.
Uncertainty analysis enables to avoid as much as possible bad decisions that may have a large impact in a field such as safety. In this study, we are interested in the uncertainty propagation related to $NO_2$ atmospheric dispersion resulting from a crude oil tank fire. Uncertainties were defined a priori in each of the following input parameters: wind speed, pollutant emission rate and its diffusivity coefficient. For that purpose, a Monte Carlo approach has been used.

## 1. Introduction

Due to the complex nature of fire, mathematical prediction models used in fire safety engineering are often simplified and based on a number of assumptions. Even when very sophisticated models are available, a trade-off is often necessary between accuracy, cost and time for design engineers (Lundin, 1999). Many years of research have made it possible to model a wide range of fire phenomena with fire and smoke transport models.
Accuracy of results from mathematical models is often complicated by the presence of uncertainties in their inputs data. Therefore, to be used in effective decision making process, the uncertainty in model predictions must be quantified (Refsgaard, 2007). Uncertainty analysis investigates the effects of lack of knowledge and other potential sources of error in the model (e.g., the uncertainty associated with model parameter values) (EPA, 2009). When carried out, uncertainty analysis allows model users to be more informed about the confidence that can be placed in model results and hence becomes a quality insurance factor.
Within the framework of industrial fire effects, uncertainties in fuel loads, fuel consumption, and emission factors limit our ability to provide the models with accurate emissions inputs. There are also various other uncertainties in meteorological inputs, and parameters related to modelling of smoke transport and dispersion. In addition, there are uncertainties in chemical reactions and phase transformations (gas to particle and vice versa) during the modelling of ozone and secondary particulate matter formation.
In this paper, we study the uncertainty propagation of input parameters of $NO_2$ atmospheric dispersion model on the variation of its output ($NO_2$ concentration). In particular, three input parameters are considered as variables: wind speed, pollutant emission rate and its diffusivity coefficient. Each of them is modeled through a probability density function (pdf). The uncertainty propagation has been conducted using the Monte Carlo sampling. All the results are presented in terms of mean values and confidence interval (lower and upper) bounds.
The remainder of this paper is organized as follow. Section 2 is devoted to the presentation of the developed numeric dispersion model. Section 3 gives the general scheme of uncertainty analysis process. Also, therein are given the different probability distributions with respect to the considered uncertain input parameters. Section 4 provides the study results in terms of $NO_2$ plume dispersion and its concentration at a given threshold distance (defined with regard to target elements). Finally, section 5 summarizes our concluding remarks.

Please cite this article as: Chettouh S., Hamzi R., Innal F., Haddad D., 2013, Uncertainty analysis of industrial fire effects simulation, Chemical Engineering Transactions, 35, 1423-1428 DOI:10.3303/CET1335237

*A la chandelle qui éclaire ma vie*

*A toi Adem*