

APPENDICE 1

BASE CONCEPTUELLE POUR L'ANALYSE DES INCERTITUDES

COPRESIDENTS, EDITEURS ET EXPERTS

Coprésidents de la Réunion d'experts sur les méthodologies intersectorielles pour l'analyse des incertitudes et la qualité des inventaires

Taka Hiraishi (Japon) et Buruhani Nyenzi (Tanzanie)

CHEF DE REVISION

Richard Odingo (Kenya)

Groupe d'experts : Base conceptuelle pour l'analyse des incertitudes

COPRESIDENTS

Ian Galbally (Australie) et Newton Paciornik (Brésil)

AUTEURS DU RAPPORT DE REFERENCE

Ian Galbally (Australie), Newton Paciornik (Brésil), et Milos Tichy (République tchèque)

CONTRIBUTEURS

Wiley Barbour (États-Unis), Leandro Buendía (GIEC-NGGIP/TSU), Franck Jacobs (Antigua), Naoki Matsuo (Japon), Richard Odingo (Kenya), Daniela Romano (Italie), et Milos Tichy (République tchèque)

Table des matières

APPENDICE 1 BASE CONCEPTUELLE POUR L'ANALYSE DES INCERTITUDES

| | | |
|--------|---|-------|
| A1.1 | INTRODUCTION | A1.5 |
| A1.2 | CONCEPTS STATISTIQUES | A1.5 |
| A1.2.1 | Expression de l'incertitude..... | A1.5 |
| A1.2.2 | Échantillon individuel, valeur moyenne et intervalle de confiance..... | A1.6 |
| A1.2.3 | Choix de la mesure appropriée de l'incertitude..... | A1.7 |
| A1.2.4 | Fonctions de probabilité..... | A1.7 |
| A1.2.5 | Recommandations en matière de bonnes pratiques pour le choix d'une fonction de densité de probabilité | A1.8 |
| A1.2.6 | Caractérisation de fonctions de densité de probabilité pour les analyses d'incertitudes..... | A1.9 |
| A1.3 | SOURCES D'INCERTITUDES DANS LES INVENTAIRES..... | A1.9 |
| A1.4 | EVALUATION, CONSIGNATION ET PROPAGATION DES INCERTITUDES DANS LES INVENTAIRES | A1.10 |
| A1.4.1 | Détermination et consignation des incertitudes dans les données d'entrée..... | A1.10 |
| A1.4.2 | Échantillonnage représentatif, algorithmes et covariance | A1.12 |
| A1.4.3 | Propagation des incertitudes | A1.15 |
| A1.4.4 | Propagation des incertitudes dans l'ensemble de l'inventaire..... | A1.17 |
| A1.4.5 | Covariance et auto-corrélation | A1.17 |
| A1.4.6 | Compilation systématique de l'incertitude dans les composants de l'inventaire | A1.18 |
| A1.5 | APPLICATIONS | A1.19 |
| A1.5.1 | Signification des différences interannuelles et des tendances dans les inventaires..... | A1.19 |
| A1.5.2 | Raccord de méthodes | A1.20 |
| A1.5.3 | Analyses de sensibilité et établissement de priorités de recherches pour les inventaires nationaux..... | A1.21 |
| A1.6 | RECHERCHES NECESSAIRES | A1.22 |
| | REFERENCES..... | A1.22 |

Figures

| | | |
|-------------|---|-------|
| Figure A1.1 | Diagramme décisionnel pour des mesures concernant la représentativité des données | A1.13 |
|-------------|---|-------|

Tableau

| | | |
|--------------|---|------|
| Tableau A1.1 | Estimations nationales de la masse de déchets mis en décharges pour l'année 1990 .. | A1.7 |
|--------------|---|------|

APPENDICE 1 BASE CONCEPTUELLE POUR L'ANALYSE DES INCERTITUDES

A1.1 INTRODUCTION

Une approche structurée est nécessaire au développement d'une méthodologie pour l'estimation des incertitudes des inventaires et devra inclure :

- Une méthode pour la détermination des incertitudes dans les termes individuels utilisés dans l'inventaire ;
- Une méthode pour l'agrégation des incertitudes des termes individuels pour l'ensemble de l'inventaire ;
- Une méthode pour la détermination de la signification des différences interannuelles et des tendances à long terme dans les inventaires, qui tiendra compte des informations sur les incertitudes ;
- La compréhension des utilisations probables de cette information, qui incluent l'identification de domaines nécessitant d'autres recherches et observations, et la quantification de la signification des variations interannuelles et à long terme dans les inventaires nationaux de gaz à effet de serre ;
- La prise de conscience des autres incertitudes possibles, telles que celles dues aux définitions inexactes qui ne peuvent pas être rectifiées par des moyens statistiques.

Le présent Appendice est consacré à la base des concepts utilisés dans d'autres parties de ce rapport pour examiner les incertitudes dans les inventaires de gaz à effet de serre. Certains problèmes relatifs aux incertitudes dans les inventaires et nécessitant des recherches supplémentaires sont examinés à la fin de l'Appendice.

A1.2 CONCEPTS STATISTIQUES

Plusieurs concepts et termes statistiques fondamentaux sont au cœur même de la compréhension de l'incertitude dans les inventaires de gaz à effet de serre. Ces termes ont des sens linguistiques communs, des sens spécifiques dans les publications sur les statistiques et, dans certains cas, d'autres sens spécifiques en ce qui concerne l'incertitude dans les inventaires. Pour les définitions, le lecteur est prié de se reporter au Glossaire à l'Appendice 3 ; aux définitions dans SBSTA-CCNUCC (1999) ; et au Guide pour l'expression de l'incertitude des mesures, de l'Organisation internationale de normalisation (ISO, 1993).

Le processus d'estimation des incertitudes dans les inventaires de gaz à effet de serre est fondé sur certaines caractéristiques de la variable examinée (quantité entrée) telle qu'elle est estimée à partir de son ensemble de données correspondant. L'information idéale comprend :

- La moyenne arithmétique (moyenne) de l'ensemble de données ;
- L'écart type de l'ensemble de données (la racine carrée de la variance) ;
- L'écart type de la moyenne (l'erreur type de la moyenne) ;
- La distribution de probabilité des données ;
- Les covariances de la quantité entrée avec d'autres quantités entrées utilisées dans les calculs des inventaires.

A1.2.1 Expression de l'incertitude

L'expression des incertitudes associées aux estimations individuelles ou à l'ensemble de l'inventaire est un aspect important d'une analyse des incertitudes. Les *Lignes directrices du GIEC pour les inventaires nationaux de gaz à effet de serre – Version révisée 1996 (Lignes directrices du GIEC)* précisent : « Lorsqu'il y a suffisamment d'informations pour définir la distribution de probabilité sous-jacente pour des analyses statistiques classiques, un intervalle de confiance de 95 pour cent devra être calculé en tant que définition de la plage. L'estimation des plages d'incertitude peut être effectuée par des analyses classiques (Robinson, 1989) ou par la méthode Monte Carlo (Eggleston, 1993). Sinon, la plage devra être évaluée par des experts nationaux. »

Cette déclaration indique que l'intervalle de confiance est spécifié par les limites de confiance définies par le centile 2,5 et le centile 97,5 de la fonction de répartition cumulative de la quantité estimée. En d'autres termes, la plage d'une quantité incertaine dans un inventaire doit être exprimée de façon à ce que : (i) il y ait 95 pour cent de probabilité que la valeur réelle de la quantité estimée soit dans l'intervalle défini par les limites de confiance, et (ii) qu'il soit aussi probable que la valeur réelle soit extérieure à la plage indiquée, et soit supérieure ou inférieure à celle-ci.

A1.2.2 Échantillon individuel, valeur moyenne et intervalle de confiance

La distinction entre l'écart type de l'ensemble de données et l'écart type de la moyenne d'échantillon est un point clé de la compilation des incertitudes dans les inventaires. L'incertitude associée à l'information analysée (taux d'émission, données sur les activités ou facteur d'émission) peut être soit l'écart type de la population échantillon, soit l'écart type de la moyenne d'échantillon, en fonction du contexte (ISO 1993).

L'écart type de la moyenne, dit également erreur type de la moyenne, est l'écart type de l'ensemble de données d'échantillon divisé par la racine carrée du nombre de points de données. L'écart type et la variance de l'ensemble de données ne changent pas systématiquement avec le nombre d'observations, mais l'écart type de la moyenne diminue avec l'augmentation du nombre d'observations. Dans un grand nombre de publications sur les statistiques et les sciences physiques, l'écart type de la moyenne est dit erreur type de la moyenne, mais ISO (1993) recommande d'utiliser le terme écart type de la moyenne pour cette quantité.

L'utilisation de l'écart type pour estimer les limites de l'intervalle de confiance (dans ce cas l'intervalle de confiance de 95 pour cent) dépend directement de la distribution de probabilité de l'ensemble de données ou de la fonction de probabilité choisie pour représenter l'ensemble de données. Pour certaines distributions de probabilité, y compris celles examinées ultérieurement, des relations analytiques lient l'écart type aux intervalles de confiance requis. Certains exemples sont présentés dans l'Appendice 3, *Glossaire*, et ISO (1993). En général, on suppose une distribution normale pour la variable examinée ; dans ce cas, les limites de confiance sont symétriques par rapport à la moyenne. Pour un intervalle de confiance de 95 pour cent, les limites de confiance sont approximativement 2 écarts type de la variable, au-dessus et au-dessous de la moyenne.

Il est probable que, dans un grand nombre de cas, la quantification des incertitudes pour les variables d'entrée de l'inventaire nécessitera des analyses de petites quantités de données et la sollicitation de l'opinion d'experts. Il est donc important d'examiner les informations contenues dans les petits ensembles de données. Il existe des études utiles de la quantité d'information sur les incertitudes dans les ensembles de données ayant un petit nombre d'observations (Manly, 1997 ; Cullen et Frey, 1999). Le terme examiné est l'intervalle de confiance de 95 pour cent de l'estimation d'un écart type. Il s'agit de l'incertitude de l'estimation de l'écart type : essentiellement, comment l'écart type peut varier entre deux ensembles d'observations lorsque les deux ensembles concernent une même quantité. Cullen et Frey (1999) ont présenté des données à partir desquelles les limites de l'intervalle de confiance de 95 pour cent de l'écart type ont été obtenues pour une variable à distribution normale où l'échantillon utilisé pour calculer l'écart type a un nombre d'observations donné. Les limites de l'intervalle de confiance de 95 pour cent pour des déterminations répétées de l'écart type sont :

- 7 observations : 0,64 et 2,2 fois l'écart type estimé à partir d'un très grand nombre d'observations ;
- 20 observations : 0,76 et 15 fois l'écart type estimé à partir d'un très grand nombre d'observations ;
- 100 observations : 0,88 et 1,2 fois l'écart type estimé à partir d'un très grand nombre d'observations.

Une analyse similaire de l'incertitude des estimations des intervalles de confiance, effectuée sur des échantillons de données synthétiques pour des distributions non normales à l'aide de la technique bootstrap (Manly, 1997) a donné des résultats similaires aux résultats ci-dessus. Il ressort de ces calculs qu'un très grand nombre d'observations est nécessaire pour estimer avec précision la variance, l'écart type et l'erreur type de la moyenne de toute quantité. Essentiellement, les intervalles de confiance estimés à partir d'un petit nombre d'observations via une variance (et une distribution de probabilité supposée) sont entachés d'incertitudes, et dans ce cas, d'autres observations peuvent augmenter ou diminuer ces limites d'incertitude calculées. En dernière analyse, un grand nombre d'observations diminuera les limites d'incertitude de l'écart type.

A1.2.3 Choix de la mesure appropriée de l'incertitude

Les exemples suivants sont deux exemples de calculs hypothétiques illustrant le choix de l'erreur type de la moyenne et de l'écart type de l'ensemble de données comme incertitude appropriée :

Dans le premier cas, le facteur d'émission pour un gaz à effet de serre imputable à la combustion de la biomasse dans la savane a été mesuré à 9 occasions individuelles et varie entre 0 et $6 \cdot 10^{-3} \text{ kg kg}^{-1}$ (masse émise par masse unitaire de biomasse brûlée) avec une moyenne arithmétique et un écart type de l'ensemble de données de $2 \cdot 10^{-3} \text{ kg kg}^{-1}$ et $1 \cdot 10^{-3} \text{ kg kg}^{-1}$ respectivement, quelquefois écrit $2 \pm 1 \cdot 10^{-3} \text{ kg kg}^{-1}$. Le facteur d'émission utilisé pour cette année dans l'algorithme de l'inventaire du GIEC est la moyenne arithmétique, et l'incertitude appropriée pour l'inventaire doit être basée sur l'erreur type de la moyenne, à savoir $1 \cdot 10^{-3} / \sqrt{9} \text{ kg kg}^{-1}$ ou $3,3 \cdot 10^{-4} \text{ kg kg}^{-1}$, plus petit d'un facteur de trois que l'écart type. La moyenne et l'intervalle de confiance de 95 pour cent sont donc représentés par $2 \pm 0,7 \cdot 10^{-3} \text{ kg kg}^{-1}$.

Le second cas concerne le composant d'un inventaire pour lequel on ne dispose que d'une seule estimation pour une année particulière, estimation qui a été recalculée à plusieurs occasions. Ces recalculs ont été effectués suite à des changements de la méthodologie convenue, lors d'audits de l'inventaire, ou en raison de la disponibilité de nouvelles données. Dans ce cas, c'est l'écart type de l'ensemble d'échantillon qui est approprié et non pas l'écart type de la moyenne.

Ce point est illustré par le Tableau A1.1 concernant des estimations nationales des déchets mis en décharges. Ces données sur les activités sont nécessaires au calcul des émissions de gaz à effet de serre imputables aux déchets.

| TABLEAU A1.1 ESTIMATIONS NATIONALES DE LA MASSE DE DECHETS MIS EN DECHARGES POUR L'ANNEE 1990 | |
|--|--------------------|
| Source et année de l'estimation | Masse (kilotonnes) |
| Commission technologique 1991 | 12 274 |
| Consultant 1994 | 11 524 |
| Inventaire national 1994 | 14 663 |
| Révision d'inventaire national 1995 | 16 448 |
| Révision d'inventaire national 1996 | 12 840 |
| Revue universitaire 1995 | 22 000 |
| Moyenne | 14 958 |
| Écart type | 3 883 |

On peut noter que la moyenne et l'intervalle de confiance de 95 pour cent basé sur l'erreur type de la moyenne des six estimations est 14.958 ± 3.107 . Cependant, dans le cas de l'utilisation de l'estimation d'inventaire pour 1996, on utilise une seule estimation et l'incertitude appropriée pour l'inventaire est calculée à partir de l'écart type de l'ensemble de données.

En particulier, si l'on se réfère uniquement aux données du Tableau A1.1, l'intervalle de confiance de 95 pour cent associé à l'estimation pour 1996 devrait être deux écarts type, à savoir 12.840 ± 7.610 . Étant donné qu'il s'agit d'une seule estimation, une ré-évaluation des données s'impose ; en effet, l'estimation pour 1996 n'est pas la valeur moyenne d'un grand nombre de déterminations indépendantes.

Le choix de la mesure appropriée de l'incertitude dépend du contexte de l'analyse. Si l'on ne dispose que d'un seul point de donnée par période d'inventaire, la plage d'incertitude devra être basée sur la fonction de densité de probabilité de la population si elle est connue, ou peut être dérivée à partir d'autres sources. Les choix devront être examinés dans le cadre du processus d'examen par des tiers experts.

A1.2.4 Fonctions de probabilité

Lorsqu'on effectue plusieurs déterminations d'une quantité qui est une donnée d'entrée d'un inventaire, on obtient un ensemble de données présentant une variabilité. La question est de savoir comment représenter cette variabilité de façon compacte. Une méthode consiste à déterminer les statistiques récapitulatives suivantes (ISO, 1993 ; Cullen et Frey, 1999) :

- Moyenne arithmétique ;
- Variance ;
- Asymétrie (asymétrie de la distribution) ;
- Aplatissement (irrégularité de la distribution).

Cependant, lors de la détermination des limites d'incertitudes des données d'entrée en termes de fréquence (les limites de confiance de 95 pour cent), d'autres informations sur l'ensemble de données sont nécessaires, à titre de statistiques récapitulatives. La représentation des données sous forme de distribution de probabilité, cumulative ou comme distribution de densité (ISO, 1993 ; Cullen et Frey, 1999) permet d'obtenir ces informations. Cette méthode est utilisée au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*. Une distribution cumulative empirique établit une relation entre les centiles et les données.¹ Un centile est le pourcentage de valeurs dans l'ensemble de données qui sont égales ou inférieures à une valeur donnée de la quantité.

Les distributions de probabilité empiriques sont trop compliquées pour la tâche suivante, à savoir le calcul de la propagation des erreurs dans un système complexe (par analyses ou calculs). La méthode courante consiste à remplacer la distribution empirique par une fonction analytique, soit une fonction de répartition cumulative (FDC), soit une fonction de densité de probabilité (FDP) qui est la première dérivée de la FDC. En fait, ces fonctions sont le premier composant d'un modèle du processus d'incertitude. Elles ne sont aussi qu'une approximation des données réelles. Ces fonctions de probabilité sont essentielles pour deux aspects de l'étude de l'incertitude, à savoir (i) la propagation des incertitudes et (ii) la détermination de l'intervalle de confiance de la quantité étudiée.

Les publications sur les statistiques contiennent un grand nombre de fonctions de probabilité, lesquelles représentent souvent des situations particulières dans le monde réel, par exemple :

- Distribution normale – tailles des personnes ;
- Distribution log-normale – concentrations des produits chimiques dans l'environnement.

Ces fonctions peuvent aussi être exprimées sous une forme tronquée pour représenter la situation lorsque la plage possible des données a des limites physiques connues.

D'autres distributions permettent de représenter l'absence d'informations sur le processus, par exemple :

- Distribution uniforme – toutes les valeurs dans une plage donnée ont la même probabilité ;
- Distribution triangulaire—avec affectation de limites supérieures et inférieures et une valeur préférée dans cette plage.

Il peut être difficile d'identifier la fonction la mieux adaptée à un ensemble de données. On peut utiliser le carré de l'asymétrie et l'aplatissement pour définir les formes fonctionnelles susceptibles d'être adaptées aux données (Cullen et Frey, 1999). La fonction est ensuite ajustée aux données par la méthode d'ajustement par les moindres carrés ou par une autre méthode. Des tests permettent d'évaluer la validité de l'ajustement, notamment le test chi au carré (Cullen et Frey, 1999). Dans de nombreux cas, plusieurs fonctions seront ajustées aux données dans une limite de probabilité donnée. Ces fonctions peuvent avoir des distributions radicalement différentes aux extrêmes lorsqu'il y a peu ou pas de données limites, et le choix d'une fonction, de préférence à une autre, peut changer systématiquement le résultat d'une analyse de l'incertitude. Cullen et Frey (1999) réitèrent la recommandation fournie précédemment par d'autres pour ces cas, selon laquelle *c'est la connaissance des processus physiques sous-jacents qui doit gouverner le choix d'une fonction de probabilité*. À la lumière de cette connaissance physique, les tests indiquent si cette fonction est bien ou mal ajustée aux données.

A1.2.5 Recommandations en matière de bonnes pratiques pour le choix d'une fonction de densité de probabilité

On satisfait plus facilement aux critères de comparabilité, cohérence et transparence des inventaires d'émissions, tels qu'ils ont été définis précédemment, lorsque :

- On utilise le nombre minimum de fonctions de probabilité ;

¹ Un point clé concernant les ensembles de données et leur représentation sous forme de distributions de probabilité cumulatives empiriques est l'absence d'information sur les valeurs probables de la quantité pour les probabilités de centiles inférieures à $50/n$, ou supérieures à $(100-50/n)$ où n est le nombre d'observations. En fait, les données de probabilité dans les queues sont très incertaines.

- Ces fonctions de probabilité sont bien connues et bien fondées.

Ces fonctions de probabilité seraient les fonctions de probabilité par défaut.

Le critère d'exactitude est satisfait lorsque :

- Les fonctions de probabilité par défaut sont bien ajustées aux données ; ou
- On utilise une fonction de probabilité plus appropriée si les fonctions de probabilité par défaut ne sont pas bien ajustées aux données ou si l'utilisation d'une autre fonction de probabilité est absolument justifiée scientifiquement.

Les recommandations suivantes en matière de *bonnes pratiques* décrivent comment les organismes chargés des inventaires peuvent satisfaire à ces critères :

- (i) Si l'on dispose de données empiriques, on supposera une distribution normale des données (sous forme complète ou tronquée pour éviter des valeurs négatives, si celles-ci seraient artificielles), sauf si le diagramme de dispersion des données suggère un meilleur ajustement pour une autre distribution ;
- (ii) Si l'on fait appel à l'opinion d'experts, la fonction de répartition adoptée devrait être normale ou log-normale comme dans (i), avec des distributions uniformes ou triangulaires comme décrit à l'Appendice 3 ;
- (iii) On utilisera d'autres distributions uniquement pour des raisons impératives, résultant d'observations empiriques ou de l'opinion d'experts, avec raisons théoriques à l'appui.

A1.2.6 Caractérisation des fonctions de densité de probabilité pour les analyses d'incertitudes

Les caractéristiques des FDP pertinentes à la quantification et à l'agrégation des incertitudes associées à des quantités dans les inventaires nationaux de gaz à effet de serre sont les suivantes :

- Forme mathématique de la FDP ;
- Paramètres requis comme valeurs d'entrée pour spécifier la FDP ;
- Relation entre les paramètres spécifiant la FDP et les données disponibles sur la quantité décrite ;
- Moyenne, variance et erreur type de la moyenne, calculées à partir de l'ensemble de données utilisées pour déterminer les paramètres de la FDP.

Lors de la sélection des valeurs d'entrée et de la FDP, le compilateur de l'inventaire doit distinguer entre les cas où l'incertitude appropriée est l'écart type ou les intervalles de confiance de l'ensemble de données, ou bien l'erreur type de la valeur moyenne.

Comme indiqué précédemment, le choix incorrect de la mesure utilisée pour estimer les incertitudes produira des résultats sources d'erreurs.

A1.3 SOURCES D'INCERTITUDES DANS LES INVENTAIRES

Bien que certaines sources d'incertitude puissent être éliminées par des techniques statistiques, d'autres sont extérieures au champ d'action des statistiques (ISO 1993).

L'incertitude des inventaires résulte au minimum de trois processus :

- Les incertitudes dues aux définitions (sens incomplet, imprécis ou définition incorrecte d'une émission ou d'une absorption) ;
- Les incertitudes dues à la variabilité naturelle du processus à l'origine d'une émission ou d'une absorption ;
- Les incertitudes dues à l'évaluation du processus ou de la quantité, y compris, suivant la méthode utilisée : (i) les incertitudes dues aux mesures ; (ii) les incertitudes dues à l'échantillonnage ; (iii) les incertitudes dues aux données de référence dont la description peut être incomplète ; et (iv) les incertitudes dues à l'opinion d'experts.

Les incertitudes dues aux définitions incorrectes sont liées à l'exhaustivité et à l'attribution de catégories de source, et devront être éliminées le plus possible avant l'analyse des incertitudes.

Les incertitudes dues à la variabilité naturelle sont inhérentes au processus d'émission et peuvent être évaluées par l'analyse statistique de données représentatives.

Les incertitudes dues aux mesures incorrectes incluent :

- Un biais personnel dans les mesures, la consignation et la communication de l'information ;
- Une résolution finie ou un seuil de discrimination des instruments ;
- Des valeurs inexactes des normes de mesures et du matériel de référence ;
- Des valeurs inexactes des constantes et autres paramètres obtenus à partir de sources externes et utilisés dans l'algorithme de réduction des données (valeurs par défaut des *Lignes directrices du GIEC*, etc.) ;
- Des approximations et suppositions dans la méthode de mesure et la procédure d'estimation ;
- Des variations des observations répétées de l'émission ou de l'absorption ou de la quantité associée dans des conditions apparemment identiques.

Des mesures d'émissions continues peuvent réduire l'incertitude générale, mais n'ont, en général, qu'une utilité limitée pour l'évaluation des émissions de gaz à effet de serre. Des échantillonnages périodiques et aléatoires sont utilisés plus fréquemment, et donnent lieu à d'autres incertitudes, par exemple :

- *Erreur d'échantillonnage aléatoire.* Cette source d'incertitude est associée à des données qui sont un échantillon aléatoire d'une taille d'échantillon finie et dépend normalement de la variance de la population source de l'échantillon et de la taille de l'échantillon lui-même (nombre de points de données).
- *Absence de représentativité.* Cette source d'incertitude est associée à l'absence de correspondance complète entre des conditions associées aux données disponibles et aux conditions associées aux émissions dans le monde réel ou aux activités. Par exemple, on peut disposer de données sur les émissions pour des situations dans lesquelles un centre de production fonctionne à pleine charge, mais non pas pour des situations faisant intervenir la mise en marche ou des variations de charge. Dans ce cas, les données ne sont que partiellement pertinentes pour l'estimation d'émission recherchée.

Par définition, les incertitudes résultant de l'opinion d'experts ne peuvent pas être évaluées par des techniques statistiques étant donné que l'on n'a recours à ces opinions que s'il y a peu ou pas de données empiriques. Cependant, à condition d'observer les procédures pratiques résumées ici et au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*, on peut combiner l'opinion d'experts à des données empiriques dans le cadre d'analyses statistiques.

L'évaluation des incertitudes des inventaires doit tenir compte de toutes ces sources d'incertitude.

L'Organisation internationale de normalisation (ISO, 1993) souligne qu'avec les « matériaux naturels » l'incertitude due à l'échantillonnage et à la nécessité d'obtenir un échantillon représentatif peut être supérieure aux incertitudes dues aux techniques de mesures. Les problèmes d'échantillonnage influent sur l'évaluation des incertitudes des inventaires. Le fait d'obtenir ou non un échantillonnage représentatif influe directement sur l'incertitude d'un inventaire. Le problème général de la détermination de l'incertitude dans ces inventaires associe des problèmes statistiques dans l'analyse d'erreurs et un problème de corrélation entre les statistiques et les principes des inventaires et des situations réelles.

A1.4 EVALUATION, CONSIGNATION ET PROPAGATION DES INCERTITUDES DANS LES INVENTAIRES

A1.4.1 Détermination et consignation des incertitudes dans les données d'entrée

Une incertitude est associée à la mesure de chaque quantité physique qui est une donnée d'entrée dans les algorithmes d'inventaires. Dans certains cas précis, tels que le rapport des poids moléculaires, l'incertitude est négligeable pour l'inventaire, mais dans la plupart des cas, cette incertitude doit être évaluée.

Il existe plusieurs principes sous-jacents aux *bonnes pratiques* pour ce qui est de l'estimation des incertitudes dans les données d'entrée des inventaires. Dans l'idéal, on dispose de certaines de mesures de la quantité entrée et on peut estimer les intervalles de confiance par des méthodes statistiques classiques. Cependant, dans la plupart des cas, il y a peu ou pas de données. Les quatre types d'informations suivants peuvent être utilisés à divers degrés pour des situations spécifiques :

- Mesures disponibles de la quantité ;
- Connaissance des valeurs extrêmes de la quantité ;
- Connaissance des processus sous-jacents régissant la quantité et sa variance ;
- Opinion d'experts.

L'acquisition et la consignation d'informations sur l'incertitude dans les données d'entrée sont critiques pour la réussite et la transparence de l'analyse de l'incertitude. L'Encadré A1.1 présente les informations nécessaires à une analyse approfondie et transparente de l'incertitude, conforme aux *bonnes pratiques*. Au plan pratique, cette information sera peut-être incomplète et on devra peut-être consulter des experts.

| ENCADRE A1.1 | |
|---|--|
| INFORMATION SOUHAITABLE POUR CHAQUE QUANTITE ENTREE DANS UN INVENTAIRE NATIONAL DE GAZ A EFFET DE SERRE POUR UNE ANALYSE TRANSPARENTE DES INCERTITUDES | |
| (i) | Nom de la quantité ; |
| (ii) | Unité ; |
| (iii) | Description du domaine spatial, temporel et systématique représenté par cette quantité ; |
| (iv) | Valeur d'entrée de la quantité ; |
| (v) | Indication précisant s'il s'agit d'une valeur moyenne d'un ensemble de données ou d'une observation simple ; |
| (vi) | Indication précisant si l'incertitude recherchée est l'écart type de la moyenne d'échantillon ou l'écart type de la population ; |
| (vii) | Taille de l'échantillon ou nombre d'estimations de la quantité disponibles ; |
| (viii) | Estimation de l'écart type de la moyenne d'échantillon ou estimation de l'écart type de la population ; |
| (ix) | Estimations de la variance de la quantité à partir de ce que l'on sait sur les facteurs déterminants et les processus influant sur la quantité ; |
| (x) | Limites supérieures et inférieures des valeurs de la quantité, basées sur des analyses scientifiques et l'opinion d'experts ; |
| (xi) | Fonction de densité de probabilité préférée ; |
| (xii) | Paramètres d'entrée spécifiant la fonction de densité de probabilité ; |
| (xiii) | Raisons succinctes expliquant la base ou l'origine de l'incertitude ; |
| (xiv) | Références à la source de l'opinion d'experts et données utilisées dans cette tabulation ; |
| (xv) | Documentation relative à l'examen de l'analyse par des tiers experts. |

A1.4.1.1 OPINION D'EXPERTS

Lorsqu'il n'est pas pratique d'obtenir des données fiables ou lorsque les données d'un inventaire ne contiennent pas assez d'informations statistiques, il peut être nécessaire d'obtenir l'opinion d'experts sur la nature et les propriétés des données d'entrée. Des experts peuvent hésiter à quantifier la qualité et l'incertitude des données, préférant plutôt fournir des niveaux relatifs d'incertitude ou d'autres données qualitatives. Des protocoles de sollicitation, présentés au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*, peuvent être utiles pour éliminer ces hésitations, et au besoin, il convient d'attirer l'attention des experts sur les plages d'incertitude par défaut du GIEC utilisables en l'absence d'opinion.

On peut utiliser l'opinion d'experts pour l'estimation quantitative des incertitudes, à condition que cette opinion tienne compte de toutes les données disponibles, qu'elle représente l'opinion raisonnée d'une personne ayant des connaissances ou une expérience spéciales au sujet de la quantité examinée, qu'elle soit documentée et qu'elle puisse être expliquée avec suffisamment de clarté pour satisfaire à un examen externe (Cullen et Frey, 1999). La prise en compte de toutes les sources d'incertitude possibles est le critère fondamental pour les estimations de l'incertitude basées sur l'opinion d'experts ou autres.

Fréquemment, on ne dispose que d'un nombre limité d'observations pour déterminer des données d'entrée pour ces inventaires, et on doit donc se fier dans une large mesure à l'opinion d'experts. On doit être conscient que les résultats des analyses quantitatives des incertitudes des inventaires fournissent, au mieux, une estimation de leur incertitude, mais que ces intervalles de confiance sont eux même entachés d'incertitudes considérables.

A1.4.2 Échantillonnage représentatif, algorithmes et covariance

Les problèmes relatifs à la représentativité des échantillonnages et au développement d'algorithmes appropriés pour représenter les émissions sont étroitement liés. Le problème de la représentativité des échantillonnages est dû au fait que l'inventaire doit présenter toutes les émissions (ou les absorptions) à l'intérieur des frontières nationales et pour la période de l'inventaire, alors que les mesures sont limitées temporellement et spatialement. Les émissions dues aux activités sont calculées en tant que produit des données sur les activités et du facteur d'émission approprié. Les données pour ces deux variables doivent être représentatives de la réalité du domaine spatial et temporel en question. On estime qu'un facteur d'émission est représentatif s'il est la moyenne pondérée de tous les facteurs d'émission liés à tous les types de procédés ou de produits, et pour lequel les pondérations sont les pourcentages des productions/produits par rapport au total. On estime que les données sur les activités sont représentatives si elles incluent toutes les activités pour la période examinée. Dans bien des cas, les données sur les activités et les facteurs d'émission ne sont pas disponibles pour une région ou pour une catégorie de procédés spécifique et on doit estimer les émissions à l'aide de facteurs d'émission établis pour une autre région ou une autre catégorie de procédés, c'est-à-dire que l'on effectue une extrapolation. Par ailleurs, on peut quelquefois calculer les valeurs à l'aide de variables indirectes. Chaque fois que l'on utilise l'extrapolation ou des variables indirectes, on doit évaluer la représentativité des valeurs choisies. Les données sont plus représentatives et donc plus exactes si l'on utilise des conditions ou un procédé similaires.

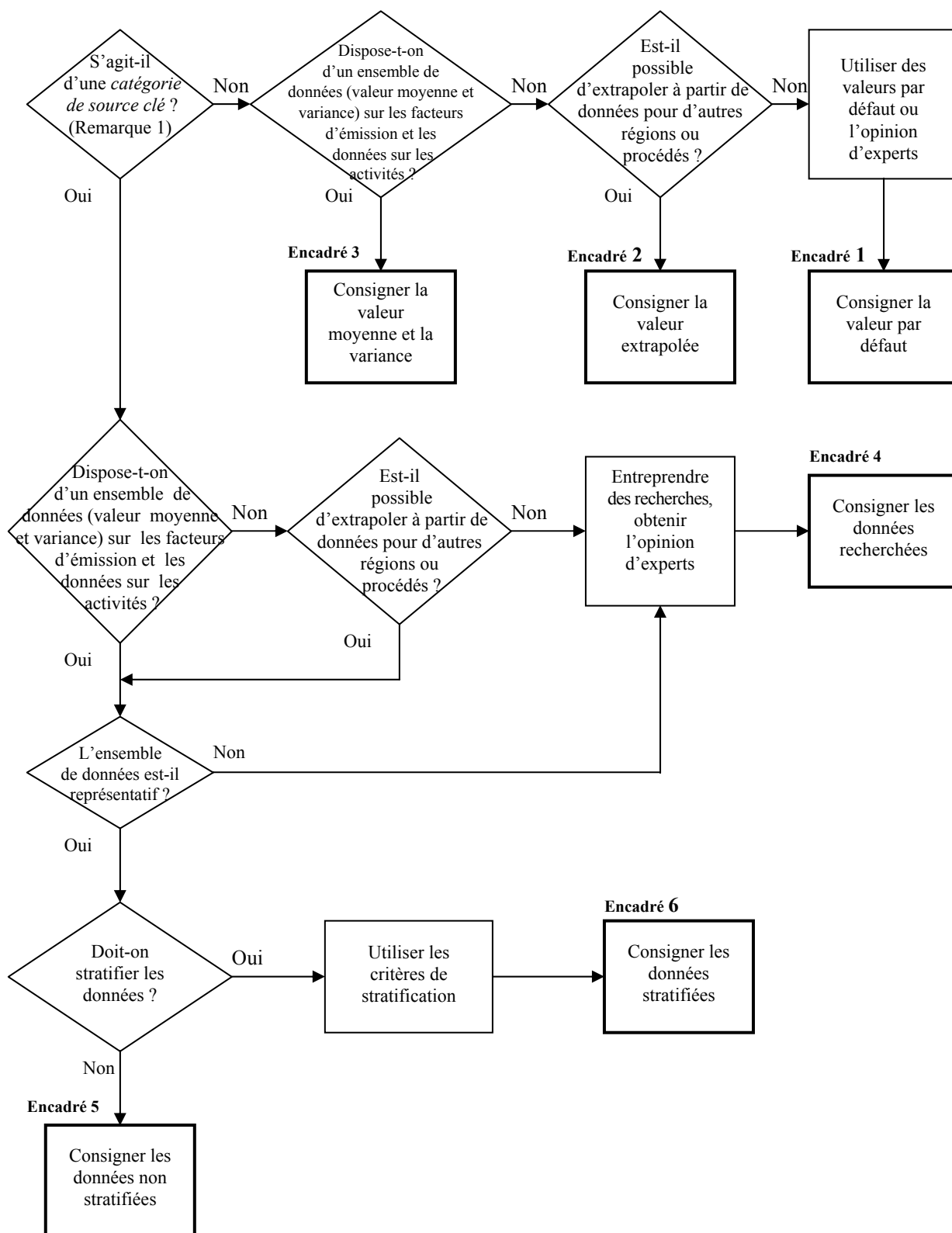
Des méthodes statistiques permettent d'estimer l'incertitude associée à l'extrapolation, à condition que les données disponibles soient obtenues par échantillonnage aléatoire, ce qui est rarement le cas pour les inventaires nationaux. Par conséquent, étant donné la nature hétérogène des émissions et absorptions de gaz à effet de serre, le problème majeur lié à l'extrapolation est celui de l'incertitude associée à un échantillonnage représentatif ou non représentatif. Par exemple, l'extrapolation d'un taux d'émission connu, dérivé à partir de données sur le riz irrigué pour un paysage incluant du riz pluvial, produira un niveau d'incertitude élevé. À l'opposé, on peut stratifier les données nationales en riz irrigué et riz pluvial, et obtenir une analyse beaucoup plus fiable. Dans la biosphère, l'homogénéité est rarement présente et la stratification est une technique des plus utiles pour gérer et réduire l'incertitude des estimations d'inventaires.

Si les ressources le permettent, on peut mettre en œuvre un programme de surveillance et concevoir un échantillon stratifié des mesures, en choisissant les variables les plus appropriées pour stratifier l'échantillon (produits, procédés, centres de production, territoire, population, etc.). L'ensemble de données peut servir à estimer la fonction de densité de probabilité et les statistiques récapitulatives. Des outils statistiques permettent ensuite de calculer le biais de la moyenne et de la variance, les intervalles de confiance et la distribution des erreurs. En l'absence de données régionales, on peut extrapoler des informations à partir des publications, à condition de veiller à choisir des données fournies par des sources dont les caractéristiques sont semblables à celles des sources examinées. Dans ce cas, l'opinion d'experts est nécessaire.

Ce processus/cette activité fait appel à un nombre minimum de procédures précisées dans le diagramme décisionnel à la Figure A1.1.

En premier lieu, on doit vérifier si les données sont celles d'une *catégorie de source clé* (selon la description du Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*). S'il ne s'agit pas d'une *catégorie de source clé*, l'utilisation de l'ensemble de données disponible, des valeurs extrapolées, des valeurs par défaut ou de l'opinion d'experts est appropriée et on peut consigner ces données. S'il s'agit d'une *catégorie de source clé*, soit il existera un ensemble de données complet, auquel cas on pourra extrapoler un ensemble de données, soit on devra effectuer des observations ou collecter des données. On devra ensuite vérifier la représentativité de l'ensemble de données, avec peut-être nécessité d'une stratification (en vue de l'affinement/amélioration de l'exactitude). Enfin, toutes les données devront être consignées. Ces procédures sont illustrées à la Figure A1.1. Il est nécessaire d'examiner la moyenne temporelle des données par rapport à la moyenne temporelle de l'inventaire, et l'applicabilité géographique des données. Par exemple, des données pour un facteur d'émission donné peuvent être basées sur des mesures à court terme (sur une base horaire, quotidienne, etc.) effectuées dans un pays dans des conditions qui peuvent être spécifiques à cet emplacement, mais on doit peut-être utiliser ces données pour estimer des émissions annuelles et leur incertitude pour un autre pays. L'analyste est invité à faire appel à des opinions et des méthodes raisonnables pour établir une estimation de l'incertitude représentative pour un inventaire d'émissions. En dépit de leur imperfection, ces ajustements sont préférables à l'utilisation de données non représentatives. En conséquence, il incombe à l'analyste de justifier les hypothèses utilisées dans une évaluation particulière, et d'être prudent quant à l'utilisation de « valeurs par défaut » qui peuvent en fait ne pas être directement applicables dans une situation donnée.

Figure A1.1 Diagramme décisionnel pour des mesures concernant la représentativité des données



Remarque 1 : On entend par *catégorie de source clé* une catégorie prioritaire dans le système d'inventaire national car son estimation a un effet significatif sur l'inventaire total des gaz à effet de serre direct d'un pays pour ce qui est du niveau absolu des émissions, de la tendance des émissions ou des deux. (Voir Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*, Section 7.2, *Détermination des catégories de sources clés*.)

Dans la plupart des cas, il est impossible de mesurer directement une fraction significative des émissions dans une catégorie de source sur une période significative de l'année pour un pays. L'inventaire nécessite la somme des émissions et absorptions pour l'ensemble du pays et pour l'année d'inventaire complète, mais les mesures directes sont des émissions et absorptions pour une période largement inférieure à une année et pour une superficie bien plus petite que la superficie nationale. Les émissions observées ne sont qu'un sous-ensemble de l'inventaire requis et on doit donc utiliser une méthode d'extrapolation des émissions.

La méthode d'extrapolation est basée sur les algorithmes des *Lignes directrices du GIEC* et l'information disponible sur les quantités entrées pour l'ensemble du pays et la totalité de l'année d'inventaire. Étant donné que les recherches sur les émissions de gaz à effet de serre sont relativement récentes, les mesures nécessaires à la quantification des émissions n'ont été effectuées que dans un petit nombre d'emplacements dans des conditions limitées. L'algorithme utilisé pour l'estimation des émissions est une approximation qui n'inclut que les principales variables apparentes dans les mesures, et ne tient compte en général que d'une partie limitée de la variance dans les données. D'autre part, de nombreuses sources de covariance, peut-être importantes, dans les émissions réelles disparaissent des calculs de l'inventaire en raison de l'insuffisance des connaissances sur les processus d'émission.

Un moyen efficace pour obtenir d'autres données représentatives et améliorer simultanément la qualité des algorithmes consiste à mettre en œuvre un programme d'échantillonnage stratifié des émissions, avec données justificatives. L'échantillonnage stratifié est une technique statistique courante (Cochran, 1963).

L'échantillonnage stratifié s'effectue en plusieurs étapes. La première est celle de l'identification des variables (environnementales, technologiques, etc.) que l'on sait avoir une influence considérable sur les émissions examinées. La compréhension de l'influence de ces variables peut être basée sur des études en laboratoires, une modélisation théorique, des observations sur le terrain, etc. Cette identification des variables clés est suivie de l'estimation des distributions cumulatives pour ces variables pour le domaine de l'inventaire. On doit vérifier ensuite si les observations disponibles sont un échantillon représentatif de ces distributions. Si ce n'est pas le cas, on peut stratifier les distributions, et concevoir et mettre en œuvre un programme d'échantillonnage afin d'obtenir des données représentatives, données qui pourront servir à réviser l'algorithme des émissions. Un algorithme d'émissions basé sur des données représentatives est une condition préalable essentielle pour obtenir un inventaire de qualité.

L'exemple ci-après illustre ces points au sujet des données représentatives. Il concerne les émissions d'oxyde nitreux (N_2O) imputables à l'application d'engrais sur des cultures sèches. La plupart des données utilisées pour établir l'algorithme d'inventaire courant et le facteur d'émission global par défaut du GIEC se rapportent à des systèmes de cultures tempérées dans l'hémisphère nord. Bouwman (1996) a présenté une excellente analyse systématique des données (disponibles à l'époque) sur les émissions de N_2O dues à l'application d'engrais et a obtenu un algorithme basé uniquement sur la quantité d'azote de l'engrais appliqué et sur un facteur d'émission. Mais, comme le constate Bouwman (1996), la science des sols révèle l'existence d'autres facteurs clés susceptibles de contribuer à la variance des émissions, notamment la température des sols, la fertilité des sols, la fréquence et le volume des précipitations, l'engorgement des sols et la composition des engrais. Par conséquent, le facteur d'émission, calculé essentiellement à partir de systèmes de cultures tempérées dans l'hémisphère nord, peut ne pas être approprié pour les climats tropicaux chauds dont les variables environnementales pertinentes, telles que la température des sols et la fréquence des précipitations, sont totalement différentes de celles des latitudes tempérées. Lorsqu'on applique l'algorithme et le facteur d'émission du GIEC (qui sont basés sur les meilleures données dont on dispose) aux régions tropicales, les résultats des estimations d'émissions peuvent présenter un biais non intentionnel. Le risque de biais est dû à l'absence de données d'émission appropriées dans les tropiques. Il existe donc un problème pour ce qui est de la représentativité des données sous-jacentes pour les émissions de N_2O dues à l'application d'engrais. En l'absence de données représentatives pour une émission ou une absorption clé, des mesures appropriées doivent être effectuées, dans le cas présent des mesures des émissions de N_2O dues à l'application d'engrais dans les tropiques, suivies d'un examen de l'algorithme et du facteur d'émission. Dans des cas comme celui-ci, les facteurs d'émission globaux par défaut doivent être remplacés par des facteurs régionaux, si ceux-ci sont plus appropriés. Ce processus d'examen de la représentativité des données et d'obtention de données supplémentaires devrait augmenter sensiblement la confiance des estimations d'un inventaire. Ce point essentiel pour la réduction de l'incertitude des inventaires est conforme aux *bonnes pratiques*. Cet exemple figure parmi de nombreux cas où la représentativité des données clés pourrait être améliorée.

L'existence possible d'une variance considérable inexpliquée dans un algorithme établi à partir d'un ensemble de données est un autre problème associé à l'incertitude et à l'examen des algorithmes. Cette variance inexpliquée devra être reflétée dans les estimations de l'incertitude pour chaque paramètre de l'algorithme, y compris les exposants. Ces incertitudes doivent être prises en compte par d'autres analyses de l'incertitude.

L'échantillonnage stratifié est une technique utile lorsqu'il existe une covariance entre des données sur les activités et les facteurs d'émission. On diminue la covariance en stratifiant les données sur les activités et les

facteurs d'émission en ensembles soigneusement sélectionnés. Cette technique a déjà été fréquemment appliquée dans la méthodologie d'inventaire du GIEC.

Certains logiciels numériques pour la propagation des erreurs Monte Carlo incluent les covariances dans leurs calculs et doivent avoir pour entrée la matrice de corrélation entre toutes les quantités entrées. Il est donc important de disposer de méthodes pour estimer ces corrélations ou pour éviter d'avoir à les utiliser.

Le problème qui se pose dans la compilation d'un inventaire, et en particulier à ce stade du calcul de l'incertitude d'une estimation d'émissions, est celui de la détermination de la valeur probable de la covariance, ou le coefficient de corrélation associé entre les diverses quantités entrées, dans ce cas entre les activités et également entre les activités et leurs facteurs d'émission associés. Ces coefficients de corrélation doivent être évalués pour diverses catégories d'inventaire : combustion fixe, sources mobiles, émissions fugitives, procédés industriels, agriculture et changement d'affectation des terres et foresterie. La compréhension des corrélations est nécessaire quelle que soit la méthode utilisée pour le calcul des incertitudes, qu'il s'agisse de l'équation de propagation des erreurs ou de la méthode Monte Carlo.

Un exemple de corrélation possible entre une activité et le facteur d'émission pour une catégorie de source se produit dans le cas de l'augmentation des émissions à la mise en marche du matériel. On constate alors l'association d'une faible activité locale ou de courtes périodes d'activité fréquentes (temporellement ou spatialement) et d'émissions élevées, et l'association de périodes d'activité locale plus longues et moins fréquentes et d'émissions moins importantes, représentant une corrélation négative.

De même, dans le cas des émissions de méthane (CH_4) imputables aux animaux, il y aura une corrélation entre le nombre d'animaux total et le poids vif moyen sur une année, pouvant produire une covariance influant sur les émissions de CH_4 imputables aux animaux. On peut réduire l'effet de cette covariance sur les émissions en ventilant les calculs par âge des animaux et par saisons.

A1.4.3 Propagation des incertitudes

De nombreuses méthodes peuvent être utilisées pour la propagation des incertitudes, y compris les méthodes incluses sous l'appellation générale de méthodes analytiques, méthodes d'approximation et méthodes numériques. En ce qui concerne la propagation des incertitudes dans les inventaires nationaux de gaz à effet de serre, nous examinerons deux méthodes générales : la méthode d'approximation, basée sur un développement de la série Taylor de premier ordre et connue fréquemment sous le nom d'équation de propagation des erreurs, et la méthode numérique Monte Carlo.

A1.4.3.1 ÉQUATION DE PROPAGATION DES ERREURS

Avec cette méthode, une incertitude dans une émission peut être propagée depuis des incertitudes dans l'activité et les facteurs d'émission, par le biais de l'équation de propagation des erreurs (Mandel, 1984 ; Bevington et Robinson, 1992). Cette méthode est présentée dans les *Lignes directrices du GIEC* actuelles où les conditions stipulées pour l'emploi de la méthode sont les suivantes :

- Les incertitudes sont relativement faibles, l'écart type divisé par la valeur moyenne étant inférieur à 0,3 ;
- Les incertitudes ont des distributions gaussiennes (normales) ;²
- Les incertitudes n'ont pas de covariance significative.

Dans ces conditions, l'incertitude calculée pour le taux d'émission est appropriée. La méthode peut être étendue pour tenir compte des covariances.

L'équation de propagation des erreurs est une méthode qui combine variances et covariances pour diverses fonctions, dont celles utilisées dans les inventaires. Avec cette méthode, des équations non linéaires peuvent être développées à l'aide du développement de Taylor. On obtient ainsi une solution exacte pour des fonctions linéaires additives et une approximation pour les produits de deux termes. La plupart des inventaires d'émissions sont des sommes d'émissions, E, qui sont le produit de données sur les activités, A, et de facteurs d'émission, F. En supposant que les deux quantités ont une certaine incertitude, les équations de ces inventaires sont non linéaires pour ce qui est du calcul de l'incertitude. Par conséquent, l'équation de propagation des erreurs ne donne qu'une estimation approximative de l'incertitude combinée qui devient de plus en plus inexacte pour les plus grandes déviations. L'erreur systématique due au fait que l'on ne tient pas compte de cette non linéarité dans les inventaires peut être évaluée au cas par cas. La méthode est très inexacte pour les fonctions contenant

² En fait, cette condition stipulant que les incertitudes aient des distributions gaussiennes n'est pas nécessaire pour appliquer cette méthode.

une puissance inverse plus élevée ou des termes exponentiels (Cullen et Frey, 1999). On peut inclure des termes pour tenir compte des effets de la covariance.

Lorsque l'activité et le facteur d'émission sont mutuellement indépendants, leurs variances pour une catégorie de source peuvent être combinées comme indiqué dans l'Équation A1.1.

$$\text{ÉQUATION A1.1}$$

$$\sigma_E^2 = \sigma_A^2 F^2 + \sigma_F^2 A^2$$

où σ_E^2 est la variance de l'émission, σ_A^2 est la variance des données sur les activités, σ_F^2 est la variance du facteur d'émission, A est la valeur espérée des données sur les activités, et F est la valeur espérée du facteur d'émission.

Lorsque les variables sont corrélées, mais que les incertitudes sont faibles, la méthode suivante est valide. La covariance, $\text{cov}(x,y)$, entre deux variables peut être dérivée de leur coefficient de corrélation, r_{xy} , et des écarts type comme suit :

$$\text{ÉQUATION A1.2}$$

$$\text{cov}(x,y) = r_{xy} \sigma_x \sigma_y$$

L'Équation A1.1 est développée comme suit :

$$\text{ÉQUATION A1.3}$$

$$\sigma_E^2 = \sigma_A^2 F^2 + \sigma_F^2 A^2 + 2r_{AF} \sigma_A \sigma_F AF$$

Un examen de l'Équation A1.3 montre que la variance du produit peut, dans un cas extrême, doubler ou devenir nulle, si la corrélation entre les deux composants approche de ses valeurs extrêmes, +1,0 et -1,0, et si les coefficients de variation sont égaux. En termes pratiques, on examinera la corrélation entre les facteurs d'émission et les données sur les activités en stratifiant les données ou en combinant les catégories où la covariance se produit, conformément aux méthodes adoptées dans les recommandations sur les *bonnes pratiques* spécifiques aux sources au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*.

Pour estimer l'incertitude d'une estimation qui est le résultat de la somme de sources indépendantes E_1 et E_2 où $E = E_1 + E_2$, on peut appliquer l'équation de propagation des erreurs présentée à l'Équation A1.4.

$$\text{ÉQUATION A1.4}$$

$$\sigma_E^2 = \sigma_{E_1}^2 + \sigma_{E_2}^2$$

Si les catégories de source (ou de puits) sont corrélées, l'équation de propagation des erreurs représentée par l'Équation A1.4 ne convient pas et doit être remplacée par l'Équation A1.5.

$$\text{ÉQUATION A1.5}$$

$$\sigma_E^2 = \sigma_{E_1}^2 + \sigma_{E_2}^2 + 2r_{E_1 E_2} \sigma_{E_1} \sigma_{E_2} E_1 E_2$$

Une fois que la somme est supérieure à deux termes et qu'il y a covariance, il est préférable d'utiliser la méthode Monte Carlo si les ressources le permettent.

A1.4.3.2 METHODE MONTE CARLO

La méthode Monte Carlo figure parmi les nombreuses méthodes statistiques qui permettent d'estimer les incertitudes des taux d'émission (à partir des incertitudes des mesures des activités et des facteurs d'émission) lorsque :

- Les incertitudes sont élevées ;

- Leur distribution n'est pas gaussienne ;
- Les algorithmes sont des fonctions complexes ;
- Il existe des corrélations entre certains ensembles de données sur les activités, facteurs d'émission, ou les deux.

Les incertitudes des facteurs d'émission ou des données sur les activités ou des deux sont souvent importantes et peuvent ne pas avoir de distributions normales. Dans ces cas, il peut être difficile ou impossible de combiner les incertitudes par des règles statistiques classiques. L'analyse Monte Carlo permet de résoudre ce problème. Avec cette méthode, les calculs de l'inventaire sont reproduits un très grand nombre de fois par ordinateur, les facteurs d'émission incertains ou les paramètres du modèle et les données sur les activités étant choisis chaque fois aléatoirement (par l'ordinateur) dans la distribution des incertitudes spécifiées par l'utilisateur. On obtient ainsi une distribution de l'incertitude pour l'estimation de l'inventaire qui est en accord avec les distributions de l'incertitude d'entrée pour les facteurs d'émission, paramètres du modèle et données sur les activités. C'est une méthode qui utilise un grand nombre de données et exige de longs temps de calculs, mais qui est bien adaptée au problème de la propagation et de l'agrégation des incertitudes dans un système étendu tel qu'un inventaire national de gaz à effet de serre. Des descriptions plus détaillées et des applications de cette méthode sont présentées à l'Appendice 3, *Glossaire*, et dans Bevington et Robinson (1992), Manly (1997) et Cullen et Frey (1999).

A1.4.4 Propagation des incertitudes dans l'ensemble de l'inventaire

La propagation des incertitudes dans l'inventaire, après estimation des incertitudes individuelles pour chaque catégorie d'émission, est plus facile que la propagation des incertitudes dans les algorithmes, car on utilise uniquement des additions et soustractions pour l'agrégation des émissions et absorptions.

Deux processus différents se produisent lors de l'agrégation des incertitudes. D'une part, il y a agrégation des émissions d'un seul gaz qui obéit aux règles de propagation des incertitudes déjà examinées, et d'autre part, l'agrégation des incertitudes pour plusieurs gaz. Dans ce cas, les émissions et absorptions doivent être réduites à une échelle commune, et on utilise pour cela les Potentiels de réchauffement global (PRG). Cependant, pour les oxydes d'azote (NO_x), le monoxyde de carbone (CO), et les composés organiques volatils (COV) il n'y a pas de PRG acceptés par le GIEC. On ne peut donc pas inclure les émissions et absorptions de ces gaz dans l'incertitude agrégée pour un inventaire d'émissions. On doit également se souvenir que les valeurs de PRG sont entachées d'une incertitude assez importante, dont il faudra tenir compte pour une évaluation scientifique générale des émissions équivalentes totales.

Étant donné que certaines des variables à agréger sont non-gaussiennes, ont des variances importantes et sont corrélées aux autres variables, il est recommandé d'utiliser la méthode Monte Carlo pour l'agrégation de l'incertitude. L'application de cette méthode aux calculs d'incertitude de l'inventaire est décrite au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*.

On peut également, en tant qu'approximation de travail, estimer l'incertitude générale d'un inventaire par le théorème de la limite centrale (Cullen et Frey, 1999). Les hypothèses appropriées pour ce théorème sont les suivantes :

- Le nombre de termes pour les émissions et les absorptions est élevé ;
- Aucun terme particulier ne domine la somme ;
- Les émissions et absorptions sont indépendantes.

Dans ce cas, la somme des variances de tous les termes est égale à la variance de l'inventaire total, et la distribution des émissions totales est normale. Par conséquent, l'intervalle défini par environ deux écarts type de chaque côté de la moyenne est l'intervalle de confiance de 95 pour cent de l'inventaire. Comme indiqué précédemment, cette méthode est une approximation. Son utilisation pour l'agrégation des incertitudes est une option de Niveau 1 d'un système d'incertitude d'inventaire. La méthode simplifiée par tableau pour l'analyse de l'incertitude décrite au Chapitre 6 utilise cette méthode.

A1.4.5 Covariance et auto-corrélation

Les discussions qui suivent supposent que les calculs de propagation des incertitudes sont effectués par la méthode Monte Carlo.

Les estimations d'émissions (ou d'absorptions) de deux composants de l'inventaire sont représentées par les fonctions $E_1(t)$ et $E_2(t)$ où t est l'année de l'estimation d'inventaire. Ces estimations ont des incertitudes représentées par $\delta_1(t)$ et $\delta_2(t)$ respectivement.

L'inventaire général contient au moins quatre sources significatives de covariance, lesquelles sont le résultat de :

- L'utilisation de données sur les activités communes pour plusieurs estimations d'émissions (ce qui se produit pour les ensembles de gaz issus de la combustion) ;
- Les limites mutuelles sur un groupe d'estimations d'émissions (telles qu'une consommation totale de combustible spécifiée ou une production totale de fumier spécifiée représentant une entrée pour plusieurs procédés) ;
- L'évolution des activités et des facteurs d'émission associés aux nouveaux procédés, aux nouvelles technologies, etc., qui dissocie les incertitudes entre les périodes ;
- Des facteurs externes influant sur un ensemble d'émissions ou d'absorptions (facteurs économiques, climatiques, basés sur des ressources).

Pour le calcul des incertitudes, nous ne nous intéresserons qu'à la covariance entre les incertitudes représentées par $\delta_1(t)$ et $\delta_2(t)$. Il y a covariance entre $E_1(t)$ et $E_2(t)$ et cette covariance est pertinente au niveau des problèmes de compréhension et de projection des émissions et absorptions, mais elle n'est pas particulièrement pertinente pour l'agrégation des incertitudes, etc. Par conséquent, sur ces quatre sources de covariance, les trois premières sont essentielles pour la détermination des incertitudes. La première source de covariance, à savoir l'utilisation d'activités communes pour plusieurs composants d'inventaire, se produit en particulier lorsqu'un procédé génère plusieurs gaz, par exemple lors de la combustion de combustibles fossiles ou la combustion de la biomasse. L'utilisation de la même activité dans deux estimations d'émissions différentes produira une covariance positive entre deux estimations d'émissions. Un moyen efficace d'éliminer cette source de covariance consiste à combiner les équations en une seule formule, avec une activité et la somme de plusieurs facteurs d'émission (exprimé en équivalent CO_2).

Le deuxième type de covariance se produit lorsqu'il y a une limite mutuelle sur un ensemble d'activités ou de facteurs d'émission, avec entrée pour une activité totale et indications de proportions pour chaque voie de traitement en vue de diviser cette activité selon plusieurs procédés d'émissions et algorithmes. Un exemple dans ce cas est celui du fractionnement du fumier selon divers systèmes de gestion. Le système peut être sur-spécifié si toutes les fractions et leurs incertitudes sont résolues simultanément. La méthode appropriée pour éliminer la covariance consiste à ne pas spécifier une des fractions, et à la déterminer par la différence entre les autres fractions et la fraction totale. On élimine ainsi la nécessité de spécifier la corrélation des autres termes et du composant résiduaire. Cependant, s'il existe des corrélations entre les fractions spécifiées ou entre les fractions spécifiées et l'activité totale, celles-ci devront être quantifiées et utilisées dans les calculs de propagation des incertitudes.

Le troisième type de covariance se produit lorsque de nouvelles méthodes de mesures, de nouvelles méthodes de consignation des données, ou de nouvelles technologies éliminent certaines incertitudes et en créent de nouvelles, réduisant le degré d'auto-corrélation de la série dans le temps. L'auto-corrélation sera élevée lorsque la technologie, les techniques de mesure et la collecte de statistiques ne changent pas, et faible lorsqu'elles changent. L'ingénierie et les sciences sociales disposent de quantité d'informations pour décrire les taux de changements (Grübler *et al.*, 1999). À présent que les archives des inventaires nationaux reflètent une décennie de recherches scientifiques, ces covariances doivent être analysées.

A1.4.6 Compilation systématique de l'incertitude dans les composants d'inventaire

Les principales caractéristiques des *bonnes pratiques* pour déterminer l'incertitude des émissions ou des absorptions de gaz à effet de serre individuels dans un inventaire ont été présentées aux sections précédentes. Elles figurent dans l'Encadré A1.2.

Il est nécessaire de réviser les tableaux de présentation standard du GIEC afin d'y inclure des informations sur l'incertitude. Les tableaux récapitulatifs pourraient présenter seulement les intervalles de confiance avec des limites respectives de 2,5 pour cent et 97,5 pour cent. L'information complète décrite dans les Encadrés A1.1 et A1.2 devra être consignée. La mise en œuvre de l'analyse des incertitudes dans les inventaires est présentée en détail au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*.

A1.5 APPLICATIONS

A1.5.1 Signification des différences interannuelles et des tendances dans les inventaires

La détermination des différences interannuelles et des différences à plus long terme des émissions nationales est un élément majeur de l'analyse des incertitudes pour les inventaires.

Si l'on examine deux années, t_1 et t_2 , dans une série temporelle, la différence des émissions totales entre ces années peut être représentée à l'aide des symboles définis à la Section A1.4.5 ci-dessus, par :

ÉQUATION A1.6

$$\Delta E(t_1 - t_2) = E(t_1) - E(t_2)$$

et la variance de la différence est définie par :

ÉQUATION A1.7

$$\sigma_{\Delta E}^2 = \sigma_{E_1}^2 + \sigma_{E_2}^2 - 2 \text{cov}(\delta E_1, \delta E_2)$$

ou

ÉQUATION A1.8

$$\sigma_{\Delta E}^2 = \sigma_{E_1}^2 + \sigma_{E_2}^2 - 2r_{\delta E_1 \delta E_2} \sigma_{E_1} \sigma_{E_2}$$

où : $E_1 = E(t_1)$; $E_2 = E(t_2)$

Par conséquent, si la fonction d'auto-covariance ou d'auto-corrélation des estimations d'incertitudes dans l'inventaire est connue, on peut déterminer la signification des différences interannuelles. (On notera que l'auto-covariance est à l'auto-corrélation ce que la covariance est à la corrélation.) Pour estimer la corrélation de l'incertitude interannuelle dans l'inventaire total, on devra envisager l'addition de deux séries auto-corrélées représentant deux des nombreux composants d'incertitude de l'inventaire. L'auto-covariance de la série combinée inclut les auto-covariances des termes individuels ainsi qu'un composant pour tenir compte de la covariance retardée entre les deux composants de l'inventaire. Pour toute évaluation de plus de deux termes, il est recommandé d'utiliser la méthode Monte Carlo.

ENCADRE A1.2

CARACTERISTIQUES CLES DES BONNES PRATIQUES POUR LA DETERMINATION DE L'INCERTITUDE DES ESTIMATIONS D'ÉMISSIONS ET ABSORPTIONS

- (i) Utilisation d'observations et opinions d'experts pour déterminer l'incertitude des quantités entrées ;
- (ii) Consignation systématique et transparente de ces données d'entrées ;
- (iii) Examen des données sur les émissions pour déterminer s'il s'agit d'un échantillonnage représentatif ; et révision des paramètres, valeurs par défaut et algorithmes pour les catégories de source clés en l'absence d'échantillonnage représentatif ;
- (iv) Conception d'un autre échantillonnage et révision des paramètres, valeurs par défaut et algorithmes pour les catégories de source clé en l'absence d'échantillonnage représentatif ;
- (v) Utilisation des *Lignes directrices en matière de bonnes pratiques* pour choisir une fonction de densité de probabilité pour représenter les données ;
- (vi) Évaluation de toute corrélation (covariance) significative entre les quantités entrées ;
- (vii) Propagation des incertitudes par la méthode d'approximation si les incertitudes sont faibles et ont des distributions gaussiennes ; sinon,
- (viii) Propagation des incertitudes par la méthode Monte Carlo, si l'on dispose des ressources nécessaires ; et
- (ix) Consignation de l'incertitude.

Enting (1999) a présenté une analyse similaire pour l'incertitude de la tendance dans une quantité pour un intervalle de temps spécifié. À titre d'exemple, prenons le cas d'émissions $E(t)$, $E(t + \Delta t)$, pour deux années d'une série temporelle séparées par Δt années. La variance de la tendance pour cette période est fournie par :

ÉQUATION A1.9

$$\text{var}(\Delta E) = 2\sigma_E^2(1 - r_{\delta E}(\Delta t))$$

Ceci montre que l'incertitude de la tendance des émissions est plus faible pour des estimations auto-corrélées positivement que pour des incertitudes aléatoires de même grandeur. D'autres études sont nécessaires à propos des auto-corrélations des estimations d'incertitudes des inventaires, ainsi que des corrélations croisées des estimations d'incertitudes pour une année d'inventaire et entre des années ultérieures pour des émissions et absorptions associées.

A1.5.2 Raccord de méthodes

Dans certains cas, au fur et à mesure que la compilation des inventaires nationaux se poursuit, il sera nécessaire de modifier l'algorithme utilisé pour le calcul d'une émission ou d'une absorption particulière, en raison d'une meilleure compréhension de la forme de l'algorithme ou de changements au niveau de la disponibilité des données sur les activités. Dans ce cas, la meilleure solution consiste à recalculer les inventaires des années antérieures à l'aide de la nouvelle méthode. Ceci ne sera pas possible dans certains cas, et on devra « raccorder » ou combiner les estimations préparées par des méthodes différentes pour former une série temporelle cohérente. La théorie statistique sous-jacente aux *bonnes pratiques* est décrite ci-dessous, et des conseils pratiques sur son application dans les inventaires sont présentés au Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*. Les estimations d'émissions (ou d'absorptions) par les deux méthodes sont représentées par les fonctions $P(t)$ et $Q(t)$ où t est l'année de l'estimation d'inventaire. Pour toute année particulière, lorsque les deux estimations sont disponibles, il y aura une différence, et le raccord aura pour but d'examiner la différence. Trois possibilités sont probables : les deux estimations d'émissions peuvent différer par une valeur constante, elles peuvent être proportionnelles entre elles, ou elles peuvent être liées par une différence constante et un terme proportionnel. Dans le cas analysé ici, on examine la différence presque constante. (Une analyse semblable peut être effectuée pour les deux autres cas. En fait, avec le troisième cas, une forme d'analyse de régression linéaire est appropriée.)

L'incertitude de la différence entre les deux estimations d'émissions pour l'année t peut être exprimée par :

ÉQUATION A1.10

$$\text{incertitude} = \delta \Delta_{P-Q}(t)$$

$$\text{où } \Delta_{P-Q}(t) = P(t) - Q(t)$$

L'idéal est de déterminer cette différence pour un grand nombre d'années, ainsi que l'incertitude de la différence moyenne, en tenant compte des incertitudes dans P et Q. Une barre supérieure indique la moyenne pluriannuelle de la différence pour les années t_1 - t_2 et δ indique l'incertitude de cette différence moyenne. Dans ce cas, on peut obtenir une série d'estimations acceptables en raccordant la série P(t) et Q(t) en corrigeant Q(t) jusqu'à P(t) en ajoutant $\overline{\Delta_{P-Q}}(t)$ moyenné sur la période t_1 à t_2 . Un changement de la technique d'estimation peut augmenter ou réduire la qualité d'une estimation. S'il est démontré que Q(t) est une amélioration, dans ce cas Q(t) corrigé jusqu'à P(t) devra être utilisé le plus longtemps possible. C'est-à-dire que P(t) devra être utilisé jusqu'à t_1 , et Q(t) + $\overline{\Delta_{P-Q}}(t)$ par la suite. Réciproquement, si P(t) est préférable, il devra être utilisé jusqu'à t_2 etc.

En pratique, trois cas peuvent se produire dans un inventaire national : il peut ne pas y avoir d'années avec superposition entre P(t) et Q(t) ; il peut y avoir un nombre limité d'années avec superposition, insuffisant pour l'affinement de la différence entre les deux séries comme indiqué ci-dessus ; et il peut y avoir un nombre suffisant d'années avec superposition.

Dans les deux premiers cas, des informations supplémentaires sont nécessaires pour déterminer l'efficacité du raccord. Pour ce faire, on peut :

- Identifier d'autres emplacements (pays) où existent des séries temporelles très similaires et utiliser ces données pour établir une estimation globale ou régionale de la différence moyenne $\overline{\Delta_{P-Q}}(t)$ en réunissant toutes les données disponibles jusqu'à ce que $\delta \overline{\Delta_{P-Q}}(t)$ diminue jusqu'à une petite incertitude acceptable, ou que toutes les sources de données soient épuisées.
- Lorsque toutes les sources de données sont épuisées, et que $\delta \overline{\Delta_{P-Q}}(t)$ est toujours au-dessus du critère limite, accepter la série temporelle, en notant que la série temporelle, du début à la fin, a une incertitude supplémentaire due à l'incertitude dans la différence entre les deux séries.
- S'il n'y a pas de superposition des données, ni de données disponibles ailleurs, d'autres techniques de raccord seront nécessaires. On pourra, par exemple, utiliser des techniques de séries temporelles (Box et Jenkins, 1970) pour effectuer des estimations en amont P(t) et des estimations en aval Q(t) et voir si dans les années à proximité du raccord, ces estimations sont en accord avec l'autre ensemble de données avec un intervalle de confiance de 95 pour cent. Dans l'affirmative, le raccord peut être accepté ; sinon, on notera l'existence d'une discontinuité au niveau des estimations d'émissions (ou d'absorptions). Dans les deux cas, l'incertitude appliquée pour la série temporelle sera, au minimum, l'incertitude combinée résultant de chaque estimation P(t) et Q(t).

Des méthodes pratiques de raccord sont examinées au Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*.

A1.5.3 Analyses de sensibilité et établissement de priorités de recherches pour les inventaires nationaux

Étant donné l'objectif de réduction des incertitudes dans un inventaire, trois caractéristiques principales seront à la base de l'établissement des priorités en matière de recherches supplémentaires :

- Importance de la catégorie de source ou de puits ;
- Importance de l'incertitude de l'émission et de l'absorption ;
- Coûts de la recherche et bénéfices espérés, mesurés par une réduction générale de l'incertitude de l'inventaire.

Les critères décrits au Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*, permettront d'établir l'importance de la catégorie de source. Parmi des catégories de source d'égale importance, on donnera priorité à celles entachées des incertitudes les plus élevées ou ayant l'effet le plus marqué sur la tendance.

Pour chaque catégorie de source, les possibilités de recherches dépendront des origines de l'incertitude. Dans la plupart des cas, un certain nombre de variables déterminent l'activité et le facteur d'émission. On donnera

priorité aux quantités qui influent le plus sur l'incertitude générale. Une stratification plus poussée des émissions et des absorptions peut être des plus utiles. En fait, un grand nombre de valeurs par défaut actuelles sont définies pour un large ensemble de conditions qui conduit nécessairement à de grands intervalles de confiance.

Dans le présent contexte, les coûts de recherches incluent les coûts financiers, le temps consacré aux recherches, et d'autres composants qui ne sont pas toujours quantifiables.

Des techniques de calculs sophistiquées permettent de déterminer la sensibilité des sorties d'un modèle (inventaire, par exemple) par rapport aux quantités d'entrées. Ces méthodes sont basées sur la détermination d'un coefficient de sensibilité, λ , qui lie les émissions agrégées E_T à une quantité entrée (ou paramètre) qui, dans ce cas est représentée par a . Ces méthodes déterminent le coefficient de la façon suivante :

$$\lambda = \partial E_T / \partial a$$

Ce type d'analyse figure parmi les options de certains logiciels pour les analyses Monte Carlo. Cette méthode a été utilisée pour les systèmes chimiques atmosphériques où se produisent entre des dizaines et des centaines de réactions chimiques (NAS, 1979 ; Seinfeld et Pandis, 1998). Cependant, l'état des connaissances est une des différences entre ces modèles chimiques et les inventaires de gaz à effet de serre. En général, les modèles chimiques représentent un système fermé avec une conservation de la masse, des relations bien définies et un ensemble de constantes de vitesse pour la plupart déjà bien quantifiées. Les connaissances sur l'étendue des interactions, et des valeurs des quantités et paramètres dans les inventaires de gaz à effet de serre sont beaucoup plus succinctes.

D'autres méthodes peuvent permettre d'obtenir des informations sur les mesures et les priorités de recherches pour l'établissement d'inventaires. Des méthodes plus simples, basées sur des hypothèses plus larges, peuvent fournir une indication sur les priorités de recherches. Ces méthodes plus simples ont l'avantage de pouvoir être utilisées par tous les compilateurs d'inventaires. Ces informations sur les priorités en matière de recherches et de mesures sont le résultat des évaluations de l'échantillonnage représentatif, comme examiné à la Section A1.4.2, *Échantillonnage représentatif, algorithmes et covariances* ; l'analyse de l'incertitude au Chapitre 6, *Quantification des incertitudes en pratique*, et au Chapitre 7, *Choix de méthode et recalculs*, et des recommandations en matière de *bonnes pratiques* pour chaque secteur (voir Chapitres 2 à 5). Ces divers entrants, associés à l'opinion d'experts des compilateurs d'inventaire, constituent le meilleur guide pour les priorités du développement des inventaires.

A1.6 RECHERCHES NECESSAIRES

Si certaines hypothèses sous-jacentes aux inventaires du GIEC sont évidentes et ont été déjà examinées, l'examen systématique de l'ensemble des hypothèses à la base de ces inventaires faciliterait une approche structurée de l'identification des incertitudes et l'élaboration d'expériences pour tester et affiner ces hypothèses. Ceci inclut des questions de définition et la base théorique des algorithmes d'émissions. Un tel travail renforcerait l'association de la compréhension et l'échange d'information entre les inventaires du GIEC et des études des cycles globaux des gaz à l'état de traces inclus dans le Groupe de travail I du GIEC, pour le bénéfice des deux activités.

Un aspect jusqu'ici non résolu de la présentation des émissions et absorptions concerne le nombre de chiffres significatifs consignés (précision numérique). Selon l'ISO (1993) les valeurs numériques de l'estimation et de son écart type ne doivent pas être indiquées avec un nombre de chiffres excessif. L'inventaire national de gaz à effet de serre canadien a choisi de ne présenter les données qu'avec le nombre de chiffres significatifs approprié pour l'incertitude des estimations de l'inventaire. Si l'on veille à préserver ce principe pour tout l'inventaire, on peut visualiser clairement l'incertitude des valeurs et la différence entre l'incertitude associée aux émissions de chaque catégorie de source. On peut également définir l'unité minimum pour la présentation en tant que quantité fixe, et présenter ensuite les inventaires pour tous les pays et tous les composants de ces inventaires avec la même unité numérique. Sur le plan pratique, cette méthode présente probablement des avantages, notamment la facilité d'audit des tableaux, mais ce point devra être examiné plus en détail.

REFERENCES

- Bevington, P.R. et D.K. Robinson (1992). *Data Reduction and Error Analysis for the Physical Sciences*. WCB/McGraw-Hill Boston, États-Unis, p. 328.
- Bowman, A.F. (1996). 'Direct emission of nitrous oxide from agricultural soils', *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 46 : 53-70.

- Box, G.E.P. et G.M. Jenkins (1970). *Time Series Analysis forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco, États-Unis, p. 553.
- Cochran, W.G. (1963). *Sampling Techniques*. 2ème édition, John Wiley & Sons Inc., New York, États-Unis, p. 411.
- Cullen, A.C. et H.C. Frey (1999). *Probabilistic Techniques in Exposure Assessment*, Plenum Publishing Corp., New York, États-Unis, p. 335.
- Eggleston, S. (1993). Cité dans GIEC (1997).
- Enting, I.G. (1999). *Characterising the Temporal Variability of the Global Carbon Cycle*. CSIRO Technical Paper No 40, CSIRO Aspendale, Australie, p. 60.
- Grübler, A., N. Nakićenović, et D.G. Victor (1999). 'Dynamics of energy technologies and global change', *Energy Policy*, 27 : 247-280.
- Groupe intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) (1997). *Lignes directrices du GIEC pour les inventaires nationaux de gaz à effet de serre—Version révisée 1996*, Volumes 1-3, J.T. Houghton et al., GIEC/OCDE/AIE, Paris, France.
- Organisation internationale de normalisation (ISO) (1993). *Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*. ISO, Genève, Suisse, ISBN 92-67-10188-9, p.101.
- Mandel, J. (1984). *The Statistical Analysis of Experimental Data*. Dover Publications New York, États-Unis, p. 410.
- Manly, B.F.J. (1997). *Randomization, Bootstrap and Monte Carlo Methods in Biology*. 2ème édition, Chapman & Hall, p. 399.
- NAS (1979). *Stratospheric Ozone Depletion by Halocarbons: Chemistry and Transport*. Panel on Stratospheric Chemistry and Transport, National Academy of Sciences, Washington D.C., États-Unis, p.238.
- Robinson, J.R. (1989). 'On Uncertainty in the Computation of Global Emissions for Biomass Burning', *Climatic Change*, 14 : 243-262.
- Seinfeld, J.H. et S.N. Pandis (1998). *Atmospheric Chemistry and Physics*. John Wiley and Sons, New York, États-Unis, p. 1326.
- Organe subsidiaire de conseil scientifique et technologique (SBSTA), Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) (1999). *National Communications from Parties included in Annex 1 to the Convention, Guidelines for the Preparation of National Communications, Draft conclusions by the Chairman*. FCCC/SBSTA/1999/L.5, p. 17.