

LES DIFFERENTES SOURCES D'INCERTITUDES EN ACV, LEURS MODES DE CALCUL ET IMPACTS SUR L'INTERPRETATION

RAPPORT FINAL

Juin 2015

Responsable scientifique :

- Ellori Igos, Enrico Benetto

Luxembourg Institute of Science and Technology
Environmental Research and Innovation department
5, avenue des Hauts-Fourneaux, L-4362 Esch/Alzette

LUXEMBOURG
INSTITUTE
OF SCIENCE
AND TECHNOLOGY



L'association SCORE LCA est une structure d'étude et de recherche dédiée aux travaux relatifs à l'Analyse du Cycle de Vie (ACV) et à la quantification environnementale. Elle vise à promouvoir et à organiser la collaboration entre entreprises, institutionnels et scientifiques afin de favoriser une évolution partagée et reconnue, aux niveaux européen et international, de la méthode d'Analyse du Cycle de Vie et de sa mise en pratique.

- ✓ Ces travaux ont reçu le soutien de l'ADEME (Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie) www.ademe.fr
- ✓ Les points de vue et recommandations exprimés dans ce document n'engagent que les auteurs et ne traduisent pas nécessairement, sauf mention contraire, l'opinion de l'ensemble des membres de SCORE LCA.
- ✓ Les informations et les conclusions présentées dans le présent document ont été établies au vu des données scientifiques et techniques et d'un cadre réglementaire et normatif en vigueur à la date de l'édition des documents.

Comité de suivi pour SCORE LCA : Jean-paul Cazalets – Total, Vincent Collomb - ADEME, Daniel Dunet – Veolia R&I, Barbara Forrière – Renault, Jade Garcia – SCORE LCA, Denis Le Boulch – EDF, Stéphane Morel – Renault, Philippe Osset – SCORE LCA, Anne Prieur – GDF SUEZ, Olivier Réthoré – ADEME, Jean-François Viot – Solvay, Christèle Wojewodka – Saint Gobain.

SOMMAIRE

0	Introduction	12
1	Partie 1 : Etat de l'art.....	12
1.1	Introduction.....	Erreur ! Signet non défini.
1.2	Définitions et terminologie.....	12
1.2.1	Définition de l'incertitude	12
1.2.2	Sources d'incertitudes en ACV	13
1.2.3	Caractérisation de l'incertitude.....	14
1.2.4	Analyse d'incertitude	16
1.2.5	Analyse de sensibilité	16
1.3	Analyse d'incertitudes.....	17
1.3.1	Approche d'échantillonnage statistique	17
1.3.2	Approche de propagation floue	19
1.3.3	Approche de propagation hybride probabilités/possibilités.....	22
1.3.4	Approche de propagation analytique	24
1.3.5	Vue d'ensemble.....	26
1.4	Analyse de sensibilité.....	28
1.4.1	Approche locale.....	28
1.4.2	Approche globale par « screening ».....	29
1.4.3	Approche globale par décomposition de la variance	30
1.4.4	Vue d'ensemble.....	32
1.5	Intégration des critères de qualité	34
1.5.1	Premières approches d'intégration des indicateurs de qualité	34
1.5.2	Méthodologie suivie parecoinvent.....	34
1.5.3	Limites et plus-values de l'intégration	36
1.6	Analyse des bases de données et outils ACV	36
1.6.1	Bases de données ACV	36
1.6.2	Logiciels commerciaux	36
1.6.3	Logiciels gratuits.....	37
1.7	Importance des textes normatifs et réglementaires	38
1.8	Conclusions.....	39
2	Partie 2 : Cas d'étude.....	41
2.1	Cas d'étude Revalpap (SimaPro)	41
2.2	Cas d'étude simplifié de production d'électricité (CMLCA).....	45
2.3	Cas d'étude véhicule (GaBi)	47
2.3.1	Présentation du système.....	47
2.3.2	GaBi Analyst	48
2.3.3	Variation de paramètres	49
2.3.4	Analyse de sensibilité	49
2.3.5	Analyse de Monte Carlo	50

2.4	Cas d'étude véhicule (Brightway2).....	51
3	Partie 3 : Guide pratique.....	52
3.1	Introduction.....	Erreur ! Signet non défini.
3.2	Quand et pourquoi réaliser une étude d'incertitude / sensibilité ?	53
3.2.1	Résultats de l'enquête.....	53
3.2.2	Recommandations	54
3.3	Approches d'évaluation d'incertitude et de sensibilité	56
3.3.1	Résultats de l'enquête.....	56
3.3.2	Recommandations considérant les outils disponibles	57
3.4	Comment analyser et communiquer les résultats ?	65
3.4.1	Résultats de l'enquête.....	65
3.4.2	Recommandations	65
3.5	Conclusions.....	69
	Références.....	70

Liste des figures

Figure 1: Exemples de loi a) uniforme, b) triangulaire, c) normale et d) log-normale.....	15
Figure 2 : Représentations des possibilités par a) une distribution de possibilité trapézoïdale et b) les fonctions de croyance et de plausibilité associées.	16
Figure 3: Fonctions de probabilité des impacts aux points intermédiaires calculées sans corrélation (« univariate ») ou avec corrélations (« multivariate ») pour la production de patate (à partir de Bojaca & Schrevens, 2010)	18
Figure 4: Jugements qualitatifs utilisés par Ardenne et al. (2004)	21
Figure 5: Fonctions de distribution cumulée des émissions de gaz à effet de serre de la culture et co-combustion de saules (en Mg CO ₂ -eq.ha ⁻¹) obtenues avec les trois méthodes de propagation d'incertitude: Monte Carlo, calculs flous et IRS (1000 itérations), d'après Clavreul et al. (2013)	24
Figure 6 : Comparaison de l'écart-type géométrique (GSD) de l'impact sur le changement climatique des panneaux d'acier et d'aluminium (recyclé ou non), calculé à partir des approximations de Taylor et des simulations Monte Carlo (à partir de Hong et al., 2010).....	26
Figure 7 : Résultats de la méthode des effets élémentaires EE (à partir de Méry et al., 2014).....	30
Figure 8 : Concentration des efforts sur les données clé (European Commission, 2010).	39
Figure 9 : Distribution de probabilité de la différence entre scénario 2009 (A) et 2020 (B) pour le changement climatique.....	43
Figure 10 : Résultats d'analyse d'incertitudes de la différence entre le scénario 2009 (A) et 2020 (B) avec ReCiPe midpoint.....	44
Figure 11 : Profil des participants à l'enquête en ligne.	52
Figure 12 : Réponses de l'enquête concernant la fréquence d'application des analyses de sensibilité et d'incertitude.	53
Figure 13 : Réponses de l'enquête concernant le contexte d'application des analyses de sensibilité et d'incertitude.	54
Figure 14 : Réponses de l'enquête concernant les approches d'analyse de sensibilité.....	56
Figure 15 : Réponses de l'enquête concernant les approches d'analyse d'incertitude	56
Figure 16 : Réponses de l'enquête sur les sources d'information utilisée pour la caractérisation des incertitudes	57
Figure 17 : Réponses de l'enquête concernant l'utilisation d'outil/logiciels	57
Figure 18 : Visualisation de la distribution de probabilité avec le logiciel CMLCA.....	58
Figure 19 : Détermination de l'écart-type géométrique à partir de la matrice de Pedigree dans le logiciel OpenLCA	59
Figure 20 : Procédure d'analyse de sensibilité et d'incertitude pour les utilisateurs d'outils ACV classiques	62
Figure 21 : Procédure d'analyse de sensibilité et d'incertitude pour les utilisateurs d'outils avancés	64
Figure 22 : Réponses de l'enquête concernant l'utilisation des résultats.	65
Figure 23 : Exemples de communication des résultats d'analyse d'incertitude ou de sensibilité pour des industriels ou décideurs : a) Boîtes à moustaches, et b) Histogramme avec intervalles de confiance (Höglund & Martinsson, 2013).	67
Figure 24 : Exemples de communication des résultats d'analyse d'incertitude ou de sensibilité pour des Praticiens de l'ACV : a) indices Sobol du premier ordre (Cucurachi, 2014), b) moyennes et	

écarts-types des effets élémentaires (Mutel et al., 2014), et c) simulations Monte Carlo (Sonnemann et al., 2003)	67
---	----

Liste des tableaux

Tableau 1 : Exemples de sources d'incertitudes systématiques, stochastiques et épistémiques sur les paramètres, les choix et les modèles en ACV.	13
Tableau 2: Règles de base d'arithmétique floue pour deux intervalles A (a_1, a_2, a_3) et B (b_1, b_2, b_3)	20
Tableau 3: Vue d'ensemble des approches de propagation d'incertitude en ACV.	27
Tableau 4: Coefficients de sensibilité qui expriment comment les sorties d'ACV (colonne s pour le facteur d'échelle, g pour les résultats d'inventaire, h pour les résultats de caractérisation, \hat{h} pour les résultats de normalisation et W pour les résultats de pondération) changent si les données d'entrées d'ACV (ligne A pour la matrice technologiques, B pour la matrice environnementale, A pour la matrice de caractérisation, \hat{g} pour les totaux d'interventions, \hat{h} pour les totaux de catégorie et w pour les facteurs de pondération) changent (d'après Heijungs, 2010).	28
Tableau 5 : Vue d'ensemble des approches d'analyse de sensibilité en ACV.	33
Tableau 6: Matrice de Pedigree (d'après Weidema & Wesnaes, 1996).	35
Tableau 7 : Facteurs d'incertitude par défaut (Frischknecht et al., 2007)	35
Tableau 8 : Fonctionnalités des logiciels ACV	38
Tableau 9 : Recommandations pour les analyses de sensibilité et d'incertitude selon le type d'étude ACV	55

Résumé

Les experts en Analyse du Cycle de Vie (ACV) développent des indicateurs de qualité, des approches d'analyse de sensibilité et d'incertitude pour assurer la fiabilité des résultats d'une étude ACV. Cependant les approches les plus avancées et fiables sont rarement appliquées par les praticiens du fait d'un manque de connaissance, de temps, de données, d'outils ou de pertinence. L'étude 2014-03 pour l'association SCORE LCA permet de donner une vue d'ensemble sur les sources d'incertitudes, leur caractérisation et analyse en ACV, ainsi que des recommandations pour l'application des approches disponibles en fonction du contexte et des objectifs de l'étude ACV.

L'état de l'art, basé sur plus d'une centaine de publications, a tout d'abord permis de comprendre la terminologie et les techniques de caractérisation et de propagation.

L'incertitude est distinguée selon son caractère systématique (erreurs de mesure), stochastique (variabilité inhérente) et épistémique (manque de connaissance). Elle peut provenir en ACV de la définition des paramètres (mesures des consommations, concentrations de polluants, etc.), des scénarios (p.ex. frontières du système, règles d'allocation) ou des modèles (p.ex. simulation de procédés, chaîne de cause à effets).

L'analyse d'incertitude a pour objectif de propager les incertitudes en entrée sur les résultats :

- Les distributions de probabilité (qui peuvent être déterminées à partir d'indicateurs de qualité) peuvent être échantillonnées (p.ex. simulations Monte Carlo) pour définir la distribution des résultats, ce qui demande une collecte de données fastidieuse et des calculs intensifs.
- La logique floue permet de propager les distributions de possibilités et ainsi faciliter la collecte des données, mais reste marginale à cause du manque d'outils opérationnels.
- Enfin, l'expansion des séries de Taylor estime la variance des résultats à partir de celle des paramètres d'entrée, mais avec une fiabilité moins importante.

L'analyse de sensibilité permet de comprendre l'effet des incertitudes en entrée sur la variabilité des résultats, soit en appliquant des faibles variations sur les paramètres (analyse locale), soit en considérant le domaine réel des paramètres pour estimer leur contribution à la variance (analyse globale). Cette dernière peut aussi explorer les effets de non-linéarité ou interactions. Cependant, les approches les plus robustes (décomposition Fourier ou Sobol) requièrent plus d'informations et de calculs.

A partir de la revue de littérature, d'une enquête en ligne et des discussions avec les membres de SCORE LCA, le guide pratique a été développé pour que les praticiens industriels et institutionnels comprennent mieux l'intérêt des analyses d'incertitude et de sensibilité, et qu'ils les mettent en place selon le type d'étude ACV. Nous préconisons alors d'effectuer ces analyses pour tous types d'ACV pour en assurer sa robustesse et sa transparence. Ces études, obligatoires pour une étude ACV comparative communiquée au public, sont fortement recommandées dans le cadre d'une aide à la décision, d'une communication au public et d'un développement de modèle.

Pour la mise en œuvre des approches, la première étape de caractérisation des incertitudes est primordiale. Si possible, il faut se baser sur des distributions de probabilité (déterminées de façon empirique ou à partir d'indicateurs de qualité) mais le praticien peut aussi s'appuyer sur la variance tandis que la définition de distribution de possibilité reste une approche peu mature.

Les incertitudes liées à la définition du modèle ACV sont pour l'instant traitées de façon simpliste via une analyse de scénarios. Des futurs développements méthodologiques sont à envisager pour traiter ces incertitudes, mais aussi améliorer la matrice de Pedigree ou la définition d'intervalles flous.

Nous avons distingué les procédures d'analyses selon les outils utilisés car les logiciels ACV classiques (SimaPro, GaBi, OpenLCA, CMLCA) possèdent malheureusement des fonctionnalités

limitées (analyse Monte Carlo et variations un à la fois le plus souvent). Dans le cas d'outils avancés (Brightway2, MATLAB, Crystal Ball), des approches plus complexes et fiables (échantillonnage multivarié, décomposition de la variance) peuvent être mises en place pour prendre en compte les corrélations mais aussi donner plus d'informations sur les résultats. Les logiciels classiques sont donc à améliorer vis-à-vis de l'implémentation des données et d'outils et de la rapidité de calcul. Les résultats des analyses permettent des conclusions plus robustes et d'affiner le modèle.

La communication des résultats doit être adaptée au public de l'étude, en restant assez simple pour les industriels et décideurs, et plus détaillée pour les autres praticiens. Il est en tous cas important de mentionner les conclusions de ces analyses même si ce n'est que de façon qualitative.

Pour conclure, l'étude a permis de clarifier les concepts autour de l'analyse de qualité, de sensibilité et d'incertitude. Des procédures concrètes ont été proposées pour mettre en place ces approches en ACV mais des efforts de recherche sont encore à poursuivre pour faciliter leur application et améliorer leur fiabilité.

Summary

Life Cycle Assessment (LCA) experts develop quality indicators, sensitivity and uncertainty analysis approaches to ensure the reliability of results. However, the most advanced and reliable approaches are rarely applied by the practitioners due to a lack of knowledge, time, data, tools or relevance. The study 2014-03 for the association SCORELCA gives an overview of the uncertainty sources, their characterization and analysis in LCA, as well as recommendations for the application of available approaches depending on the context and objectives of the LCA study.

The state of the art, based on more than one hundred publications, allowed understanding the terminology and characterization and propagation techniques.

Uncertainty is distinguished according to its systematic (measurement errors), stochastic (inherent variability) and epistemic (lack of knowledge) nature. In LCA, uncertainty comes from the definition of parameters (consumption measurements, pollutant concentrations, etc.), scenarios (e.g. system boundaries, allocation rules) or models (e.g. process simulation, cause to effect chain).

Uncertainty analysis aims at propagating input uncertainties to the results:

- Probability distributions (which can be determined from quality indicators) can be sampled (e.g. Monte Carlo simulations) to define the result distribution, which requires tedious data collection and intensive calculations.
- Fuzzy logic allows propagating possibility distributions and therefore facilitating data collection but its use still remains marginal because of the lack of practical tools.
- Finally, Taylor series expansion estimates the results variance based on inputs variances, but with a lower reliability.

Sensitivity analysis aims at understanding the effect of inputs uncertainties on the results variability, either with small parameters variations (local analysis), or considering the real parameters domain in order to estimate their contribution to the variance (global analysis). This latter can also explore non-linearity or interaction effects. However, the most robust approaches (Fourier or Sobol decomposition) require more information and calculations.

Based on the literature review, the online survey and discussions with SCORELCA members, the guidelines were developed for the practitioners to better understand the interest of uncertainty and sensitivity analysis and to implement them depending on the LCA study type. We advocate performing these analyses for any types of LCA in order to ensure its robustness and transparency. These studies, mandatory for a comparative LCA study disclosed to the public, are highly recommended in the framework of decision support, communication to the public and model development.

For the implementation of these approaches, the first step related to the uncertainty characterisation is fundamental. If possible, it should be based on probability distributions (determined from empirical data or from quality indicators) but the practitioner can also use the variance, while the definition of possibility distribution is not yet mature.

Uncertainties linked to the LCA model definition are treated for now in a simple way via scenario analysis. Future developments should be investigated to treat these uncertainties, as well as to improve the Pedigree matrix or the fuzzy intervals definition.

We distinguished the analysis procedure depending on the tools used because the common LCA software tools only integrate limited functionalities (Monte Carlo analysis and variations one-at-a-time most of the time). In the case of advanced tools, more complex and reliable approaches can be used to consider the correlations but also to give better information on the results (non-linear or interaction effects). The common tools should therefore be improved concerning the implementation of uncertainty data and tools, and the calculation time.

The analyses results allow more robust conclusions and refining the LCA model.

The communication of the results should be adapted to the target audience, remaining simple for industrials and stakeholders, and more detailed for other practitioners. It is in any case important to mention the conclusions from these analyses even if it is only in a qualitative manner.

To conclude, the study allowed clarifying the concepts around quality, sensitivity and uncertainty analysis. Practical procedures were proposed to implement these approaches in LCA but research efforts should be continued to facilitate their application and improve their reliability.

0 Introduction

Les experts en Analyse du Cycle de Vie (ACV) s'intéressent à la fiabilité des résultats ACV depuis le début des années 90 en développant des indicateurs de qualité, des approches d'analyse de sensibilité et d'incertitude. De nos jours, la recherche se concentre sur l'application de techniques avancées (p.ex. inférence Bayésienne, logique floue, indices de Sobol), qui sont cependant rarement appliquées par les praticiens du fait d'un manque de connaissance, de temps, de données, d'outils ou de pertinence. L'équipe du LIST a donc exploré ce domaine de recherche dans le cadre de l'étude 2014-03 pour l'association SCORE LCA afin de donner une vue d'ensemble sur les sources d'incertitudes, leur caractérisation et analyse en ACV, ainsi que des recommandations pour l'application des approches disponibles en fonction du contexte et objectifs de l'étude ACV. Pour chaque thème abordé dans ce rapport (intérêt et contexte, caractérisation de l'incertitude, approches d'analyse d'incertitude et de sensibilité, et communication des résultats), nous allons présenter brièvement l'état de l'art, les résultats de l'enquête en ligne sur les pratiques actuelles et les recommandations issues du guide pratique

1 Partie 1 : Etat de l'art

Cette partie présente un état de l'art des analyses d'incertitudes, de sensibilité et de qualité en Analyse du Cycle de Vie (ACV). Ce type d'analyse ne reste pas assez répandu en ACV et l'application de certaines approches demeure à l'état de recherche, ce qui freine leur utilisation dans un contexte d'entreprise. Afin d'explorer toute la gamme des possibilités, l'équipe de projet du Centre de Recherche Public Henri Tudor s'est appuyée sur plus d'une centaine de publications, en lien avec l'ACV ou avec des domaines proches tels que l'analyse de risques ou l'énergie¹, qui traitent des aspects théoriques ou des cas d'applications. Cette partie a pour objectif de faire une revue des approches d'incertitude, de sensibilité et de qualité traitées en ACV, pour que les membres de SCORE LCA puissent en comprendre leurs principes, leur faisabilité, leurs avantages et leurs inconvénients. L'étude propose tout d'abord un ensemble de définitions liées aux incertitudes pour bien définir leur caractérisation et les objectifs des différentes approches étudiées. L'analyse d'incertitude est ensuite développée, en détaillant pour les différents types d'approches existantes la caractérisation des sources d'incertitude, la méthode de propagation, l'interprétation des résultats et les limites et plus-values. Un tableau de vue d'ensemble permet d'avoir une vision rapide et comparative des différentes approches sur la base de différents critères (caractérisation des sources, intensité de calculs, type de résultats, implémentation dans logiciels, etc.). Un schéma similaire est utilisé pour examiner les approches d'analyse de sensibilité et d'intégration de critères de qualité. Enfin, les bases de données et logiciels d'ACV, ainsi que les normes ou textes réglementaires liés à l'ACV sont revus pour évaluer leurs possibilités et leurs recommandations en termes d'analyse d'incertitude, de sensibilité et de qualité.

1.1 Définitions et terminologie

1.1.1 Définition de l'incertitude

De nombreuses définitions du terme « incertitude » sont disponibles, qui sont intimement liées à la définition de l'adjectif « incertain ». Par exemple, le dictionnaire français Larousse définit l'incertitude comme le caractère de ce qui est incertain. Ce dernier dispose alors de quatre définitions:

¹ Apports d'énergie solaire nécessaires à la conception d'un produit.

- « Qui n'est pas établi avec exactitude, connu avec certitude
- Qui n'est pas sûr, qui peut se produire ou non, être tel ou tel,
- Dont la nature ou la forme est vague
- Qui n'est pas assuré dans ses jugements ou ses volontés »

En se basant sur ces définitions, il est possible de classer l'incertitude en trois formes :

- Systématique : l'incertitude correspond à une imprécision liée à l'opérateur et/ou l'instrument de mesure. On parle ici d'erreur pour quantifier l'écart entre la valeur mesurée et la « valeur vraie » de la grandeur que l'on cherche à mesurer.
- Stochastique : l'incertitude provient de la variabilité des données et du système, relève de l'aléa et du hasard des phénomènes étudiés.
- Epistémique : l'incertitude provient du manque de connaissance sur les données, les modèles ou sur les règles décrivant un système complexe.

Cette classification est en accord avec celle de Benetto (2002), où l'imprécision équivaut à la définition de systématique, la variabilité à stochastique et l'incertitude « au sens strict » à l'épistémique. La norme ISO 14044 (2006) identifie également trois sources d'incertitudes : imprécision du modèle (qui peut être assimilée à l'incertitude épistémique car il nous manque des connaissances pour représenter la réalité), incertitude de l'entrée (systématique) et variabilité des données (stochastique). Nous allons donc nous baser sur ces trois définitions pour déterminer leur caractérisation et leur potentielle propagation en ACV.

1.1.2 Sources d'incertitudes en ACV

Les sources d'incertitudes sont multiples en ACV. Plusieurs publications (US-EPA, 1989 ; Lloyd & Ries, 2007 ; Zamagni et al., 2008) identifient notamment trois sources principales : incertitudes sur les paramètres (données d'entrée), sur les choix (développement de scénarios) et sur les modèles (relations mathématiques). Dans chacune de ces composantes d'ACV, il est possible de trouver des incertitudes systématiques, stochastiques ou épistémiques (voir Tableau 1).

Tableau 1 : Exemples de sources d'incertitudes systématiques, stochastiques et épistémiques sur les paramètres, les choix et les modèles en ACV.

	Paramètres	Choix normatifs	Modèles
Systématique	Erreur de mesure du paramètre	Erreur de mesure des caractéristiques du scénario	Erreur de mesure des constantes utilisées pour le modèle
Stochastique	Variabilité inhérente du paramètre	Variabilité inhérente des caractéristiques du scénario	Variabilité inhérente des relations mathématiques
Epistémique	Manque de données, estimation de la valeur du paramètre	Définition de l'unité fonctionnelle, des frontières du système, des règles d'allocation, etc.	Manque de connaissance, extrapolation des relations, simplification du système

Par exemple, une étude ACV doit évaluer la pollution émise par une cheminée industrielle. Le paramètre évalué est l'émission de plomb dans l'air. L'erreur systématique peut alors représenter l'erreur faite lors de la mesure à cause des imprécisions de l'instrument de mesure ou de l'opérateur. La variabilité des émissions de plomb au cours de temps constitue l'incertitude stochastique. Enfin, si les émissions ne sont pas mesurées (erreur épistémique), il faut les estimer à partir de procédés similaires. Supposons que les émissions proviennent à la fois du procédé étudié et d'une autre chaîne de production. Une règle d'allocation doit alors être effectuée entre les deux produits. L'imprécision des mesures de flux massiques des deux produits reflètent l'incertitude

systematique. La variabilité inhérente des prix (pour une allocation économique) est stochastique et le choix de critère d'allocation est épistémique. Enfin, si l'on veut évaluer l'écotoxicité du plomb, les différents types d'incertitudes peuvent être présents pour la modélisation de cet impact : systématique pour l'erreur de mesure d'une constante telle que la température ou la concentration d'effet du plomb, stochastique pour la variabilité des effets toxiques en fonction des conditions spatio-temporelles et épistémique pour la difficulté de représenter le comportement et l'effet réels du plomb émis dans l'atmosphère par manque de modèles mathématiques.

1.1.3 Caractérisation de l'incertitude

Selon les données disponibles, les incertitudes peuvent être caractérisées de différentes façons décrites ci-dessous.

➤ *Erreur relative*

L'erreur relative décrit la différence relative entre la valeur mesurée et la valeur réelle. Elle est donc utilisée pour caractériser l'incertitude systématique. Pour une variable x , elle correspond alors à $\Delta x/x$ et peut être exprimée en pourcentage. Ces erreurs de mesure sont assez rarement collectées ou traitées en ACV, même s'il s'agit d'un indicateur basique pour des disciplines telles que la chimie ou la physique.

➤ *Données statistiques / distribution de probabilités*

La théorie des probabilités est l'étude mathématique des phénomènes caractérisés par le hasard et l'incertitude. La probabilité d'un événement est un nombre réel compris entre 0 (événement quasi impossible) et 1 (événement quasi certain). Le comportement aléatoire de ce phénomène se décrit alors sous la forme d'une loi de probabilité, qui peut être discrète ou continue. En règle générale, les lois utilisées en ACV pour décrire la variabilité d'un paramètre sont continues pour des raisons pratiques. Quelques exemples de fonctions de densité de probabilités (uniforme, triangulaire, normale et log-normale) sont donnés dans la **Figure 1**. Il est également possible de tracer la distribution cumulée, ou fonction de répartition, qui représente la probabilité que la variable évaluée prenne une valeur inférieure ou égale à elle-même. Les statistiques permettent de collecter, traiter et interpréter les données variables. Les indicateurs statistiques peuvent donc être appliqués à des lois de probabilité pour estimer la moyenne, la variance (dispersion de l'échantillon), l'écart-type (racine carrée de la variance), l'intervalle de confiance à 95% (encadrement des valeurs qui serait correct 95 fois sur 100 en moyenne, calculé à partir de la moyenne, de l'écart-type et du nombre d'échantillons), la corrélation entre deux échantillons (intensité de liaison entre variables, calculée à partir de la variance des variables et leur covariance), etc. Ces indicateurs donnent des informations utiles et précises sur la stochasticité des données, même si ce type de caractérisation demande de nombreuses données pour assurer sa fiabilité.

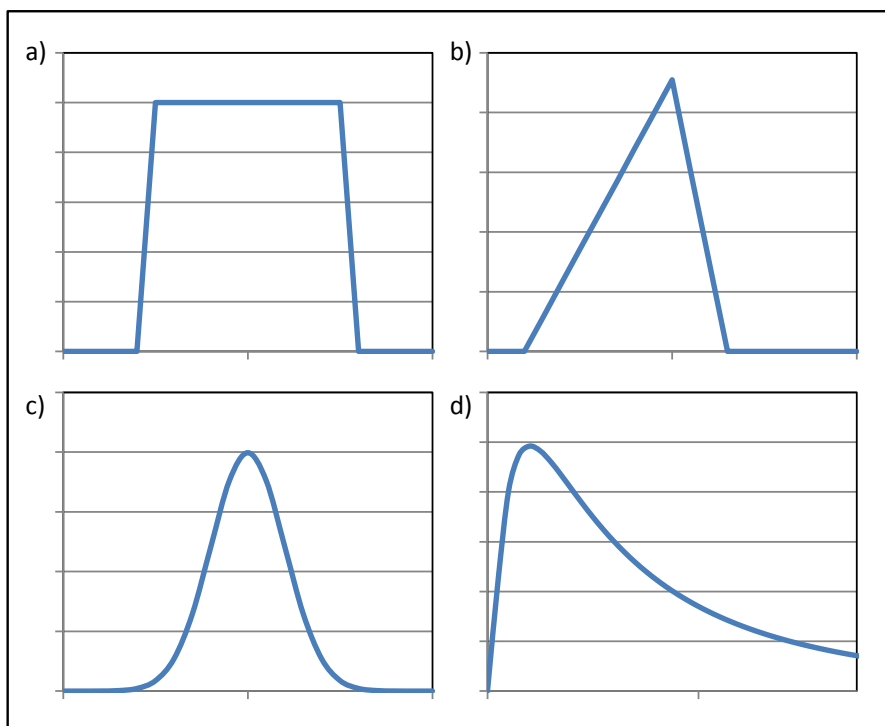


Figure 1: Exemples de loi a) uniforme, b) triangulaire, c) normale et d) log-normale.

➤ Indicateurs de qualité

Les indicateurs de qualité des données évaluent plusieurs critères sur la représentativité (par exemple géographique ou temporelle) et la précision (par exemple le nombre d'échantillons) des données utilisées via la matrice de Pedigree (Weidema & Wesnaes, 1996). L'évaluation des indicateurs de qualité n'est pas développée ici car elle fait l'objet d'un autre projet SCORE LCA. Cependant, ces indicateurs peuvent représenter l'incertitude sur les données (épistémique pour la représentativité et stochastique pour la précision) et être convertis en distributions de probabilités via différentes méthodes, qui permettent ainsi de quantifier une incertitude à partir de jugements qualitatifs. Ce sont ces méthodes de conversion qui seront discutées dans le présent rapport.

➤ Ensembles flous / distribution de possibilités

La théorie des possibilités s'appuie sur des ensembles flous qui sont des ensembles définis de façon imprécise. Par exemple, si l'on veut caractériser ce qu'est une température élevée, la détermination de l'ensemble de valeur est subjectif et ne correspond pas à des valeurs nettes. Un ensemble flou peut alors se définir comme l'ensemble des températures supérieures à 25°C. Les intervalles flous déterminent l'intervalle de valeurs possibles pour un degré d'appartenance donné. L'intervalle pour un degré d'appartenance de 1, appelé noyau, reflète les valeurs de préférence qui appartiennent totalement à l'ensemble étudié (toutes les températures supérieures à 40°C sont élevées). L'ensemble des éléments ayant un degré d'appartenance non-nul (on peut considérer qu'à partir de 25°C, la température peut être élevée) représente le support (ensemble des valeurs possibles). La fonction d'appartenance peut être représentée sous différentes manières, sachant que les plus communes sont la forme triangulaire ou trapézoïdale (selon que le noyau soit une valeur unique ou un intervalle). Pour un degré d'appartenance α , l'intervalle possible de valeurs est donné par la coupe- α (voir Figure 2a). La fonction d'appartenance cumulée des minimums d'intervalles flous (en rouge dans Figure 2b), ou fonction de croyance, représente les valeurs à partir desquelles on peut espérer un degré d'appartenance non-nul. La fonction d'appartenance cumulée des maximums d'intervalles flous (en vert dans Figure 2b), ou fonction de plausibilité, représente les valeurs à partir desquelles le degré d'appartenance cumulé est égal à 1. Ce type de représentation a l'avantage de décrire un système ou un paramètre pour lequel peu d'informations sont disponibles (incertitude épistémique) et de le

représenter de façon variable (comme une incertitude stochastique). La traduction de variables linguistiques, telles que « élevé », « faible », « bon », etc., en distribution de possibilités est également possible (voir Figure 4 pour des exemples).

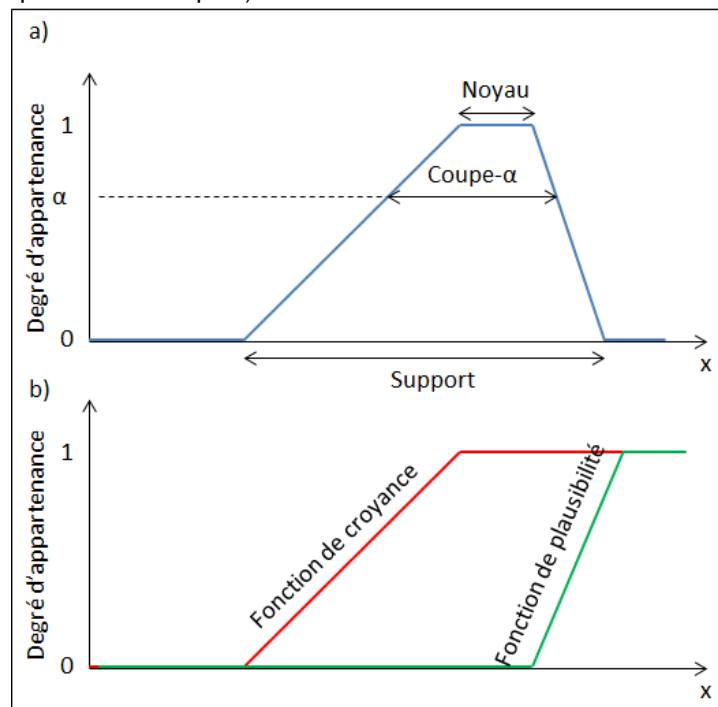


Figure 2 : Représentations des possibilités par a) une distribution de possibilité trapézoïdale et b) les fonctions de croyance et de plausibilité associées.

1.1.4 Analyse d'incertitude

L'analyse d'incertitude permet d'évaluer l'incertitude du résultat due aux incertitudes en entrée du modèle (comme l'incertitude stochastique d'un paramètre ou l'incertitude épistémique d'une modélisation mathématique). Cette analyse s'appuie donc sur des méthodes de propagation d'incertitudes. Le résultat est la quantification des incertitudes sur la sortie du modèle. En ACV, les principales méthodes de propagation utilisées sont l'approche statistique, l'approche analytique et l'approche floue. Certains travaux ont également combiné ces méthodes dans une approche hybride. Les différentes méthodes de propagation sont détaillées dans le paragraphe 1.2.

1.1.5 Analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité permet d'évaluer l'effet et l'influence des incertitudes d'entrée sur le résultat afin d'identifier les principaux paramètres affectant le modèle. Alors que l'approche « sensibilité locale » se concentre sur la réponse du modèle en fonction de faibles variations autour de la valeur des entrées, l'approche « sensibilité globale » (*Global Sensitivity Analysis*) permet d'explorer l'espace entier des paramètres et d'intégrer les interactions entre paramètres afin de déterminer la contribution de l'incertitude de chaque paramètre sur l'incertitude du résultat. Les paramètres d'entrée ayant le plus d'influence sur les résultats doivent alors être décrits avec le plus de précision possible. Les approches d'analyse de l'effet et influence des paramètres sur la sortie du modèle sont détaillées dans le paragraphe 1.3.

1.2 Analyse d'incertitudes

1.2.1 Approche d'échantillonnage statistique

Cette approche de propagation est la plus utilisée en ACV. Les premières applications remontent aux années 1990. Depuis, de nombreuses études ont utilisé la méthode statistique notamment la méthode de Monte Carlo qui est habituellement implémentée dans les logiciels d'ACV. Une liste exhaustive des publications ayant utilisé cette approche n'était pas possible (à cause de leur grand nombre et du fait qu'elles ne le mentionnent pas forcément dans le titre ou le résumé) mais les principaux articles ayant contribué à l'avancement de cette méthode sont cités ici. L'échantillonnage statistique a été appliquée aussi bien sur les données d'inventaire dans divers secteurs (agricole, énergie, déchets, construction, etc.) que sur les modèles de caractérisation d'impact.

➤ *Caractérisation des sources d'incertitudes*

Les approches d'échantillonnage statistique s'appuient sur des distributions de probabilités des données d'entrée. Le choix de la distribution peut se faire de façon « scientifique » à partir de tests. Cependant, le peu de données disponibles amène souvent les praticiens à se baser sur des jugements d'experts ou à effectuer un choix arbitraire. Les paramètres de la distribution statistique (moyenne, écart-type, minimum, maximum, etc.) sont déterminés à partir de mesures expérimentales, de données de littérature, de jugements d'experts ou de façon arbitraire.

➤ *Méthodes de propagation*

Origine

À l'origine de l'analyse d'incertitudes en ACV, Steen (1997) propose d'utiliser les générateurs de nombres aléatoires de Microsoft Excel® pour évaluer la distribution d'un résultat d'ACV hypothétique simplifié prenant en compte les incertitudes sur l'inventaire et l'évaluation de deux substances émises.

L'analyse de Monte Carlo

La méthode de Monte Carlo est ensuite utilisée et largement répandue (par ex. Hertwich, 1999, 2000 ; Maurice et al., 2000 ; Lenzen, 2001 ; Huijbregts et al, 2003 ; Sonnemann, 2003 ; May & Brennan, 2003 ; Benetto et al, 2009 ; Clavreul et al., 2012 ; van Zelm & Huijbregts, 2013 ; Dandres et al., 2014). Cette approche échantillonne au hasard une valeur sur les distributions de probabilités spécifiées et calcule le résultat d'ACV associé. Le calcul est répété un nombre de simulations défini, ce qui conduit à une distribution statistique du résultat. Plus le nombre de simulations est élevé, plus la distribution obtenue se rapprochera de la distribution réelle des résultats. Le plus souvent, les auteurs s'appuient sur 1000 ou 10 000 simulations. Cette approche est implémentée dans les logiciels d'ACV tels que SimaPro, GaBi, Umberto ou OpenLCA, les auteurs cités ayant également utilisé d'autres outils tels que MATLAB ou Crystal Ball.

Corrélation entre variables

La plupart des auteurs utilisant la méthode de Monte Carlo font l'hypothèse que les variables sont indépendantes. Seulement une publication (Bojaca & Schrevels, 2010) a modélisé à ce jour la corrélation entre les paramètres d'entrée. La distribution de probabilité normale, notée ici $f(y)$, est modifiée lorsque l'on prend en compte la corrélation entre paramètres :

$$\begin{cases} f(y = \text{variable indépendante}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp^{-(y-\mu)^2/2\sigma^2} \\ f(y = \text{variable corrélée}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^p |\Sigma|^{1/2}} \exp^{-(y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu)/2} \end{cases}$$

Avec μ la moyenne, σ l'écart-type, p le nombre de variables, Σ la matrice de variance-covariance (de taille $p \times p$) et $|\Sigma|$ le déterminant de Σ . La matrice Σ est définie par :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$$

Avec σ_{xy} la covariance entre les variables x et y qui s'exprime par la soustraction de la moyenne du produit des variables et du produit des moyennes respectives : $\frac{1}{N} \sum x_i y_i - \mu(x)\mu(y)$.

Bojaca & Schrevens (2010) échantillonnent alors aléatoirement sur les probabilités de distribution, définies soit de façon univariée (variables indépendantes) soit multivariée (variables corrélées), avec 10 000 itérations via l'analyse Monte Carlo modélisée sous le logiciel R. Les distributions d'incertitudes sur les catégories d'impacts peuvent alors montrer des différences significatives selon que l'on prenne en compte ou non la corrélation entre paramètres d'entrée. Pour le cas d'étude présenté, la prise en compte des corrélations permet d'affiner la variation des résultats (Figure 5).

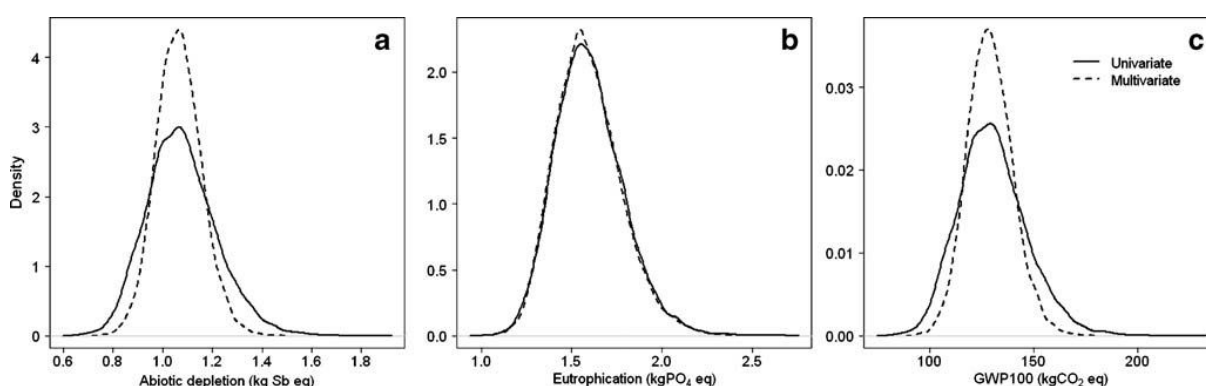


Figure 3: Fonctions de probabilité des impacts aux points intermédiaires calculées sans corrélation (« univariate ») ou avec corrélations (« multivariate ») pour la production de patate (à partir de Bojaca & Schrevens, 2010)

L'échantillonnage Latin Hypercube

Cette approche permet d'améliorer l'échantillonnage par rapport à Monte Carlo, ce qui peut réduire le nombre d'itérations nécessaires pour obtenir des résultats fiables. En effet, les points, pour les différentes itérations, ne sont plus choisis de façon aléatoire sur toute la fonction de probabilité. Un nombre d'intervalles égaux est défini sur la fonction de répartition cumulée (c'est-à-dire que les valeurs sont réparties dans des intervalles ayant la même probabilité de se produire) et une valeur pour chaque intervalle est sélectionnée aléatoirement. Par exemple, en échantillonnant 5 valeurs sur une loi de probabilité cumulée avec l'approche de Monte Carlo, celles-ci pourraient toutes se trouver près de zéro et donc ne pas être représentatives. Avec Latin Hypercube, 5 intervalles sont créés : $[0 ; 0,2[$, $[0,2 ; 0,4[$, $[0,4 ; 0,6[$, $[0,6 ; 0,8[$ et $[0,8 ; 1]$. Les 5 valeurs choisies seront alors mieux réparties sur la loi de probabilité. Cette méthode a été utilisée en ACV par Geisler et al. (2005), Huijbregts (1998, 2001), Benetto (2002), de Koning et al. (2010) et Thabrew et al. (2008). Tandis que le premier article a utilisé un algorithme dans Microsoft Excel, les autres auteurs se sont appuyés sur des logiciels plus complexes tels que Crystal Ball ou Simlab.

L'approche de Monte Carlo bayésienne

L'approche de Monte Carlo bayésienne a pour objectif d'améliorer l'approche de Monte Carlo en implémentant l'inférence bayésienne. Celle-ci permet de mettre à jour la probabilité définie a priori de chaque itération Monte Carlo à partir de nouvelles observations qui n'ont pas encore été prises en compte. La probabilité mise à jour pour une itération est exprimée par:

$$p'_i(C_i|O) = \frac{L(O|C_i)p_i(C_i)}{\sum_{i=1}^N L(O|C_i)p_i(C_i)}$$

Avec p_i la probabilité postérieure de la $i^{\text{ème}}$ simulation Monte Carlo, $L(O|C_i)$ est la vraisemblance de l'observation O étant donnée la réponse du modèle C_i , $p_i(C_i)$ est la probabilité antérieure de la $i^{\text{ème}}$ simulation Monte Carlo, C_i est la réponse du modèle, O est la nouvelle donnée observée, et N est le nombre d'itérations Monte Carlo.

Dans la littérature relative à l'ACV, seule la publication de Lo et al. (2005) propose une application de cette méthode, utilisée pour raffiner les distributions de probabilité des paramètres les plus influents. Les probabilités a priori sont d'abord déterminées pour les données d'inventaire et les facteurs de caractérisation (potentiels de réchauffement climatique) à partir des jugements d'experts du Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC). Celles-ci sont ensuite mises à jour grâce aux données statistiques nationales et collectées pour des sites spécifiques (considérées comme nouvelles observations par rapport à l'échantillon de départ). Les distributions sont alors plus spécifiques au cas d'étude et ont un coefficient de variance réduit (plages d'incertitudes moins larges). L'outil de calcul n'est pas renseigné dans l'article.

➤ *Interprétation des résultats*

L'approche d'échantillonnage statistique permet d'obtenir des distributions de probabilités des résultats d'ACV, que ce soit sur les inventaires, sur une ou plusieurs catégories d'impact, aux points intermédiaires (*midpoint*) ou finaux (*endpoint*). Ces distributions sont riches en informations et permettent de calculer les indicateurs statistiques (voir section 1.1.3). Il est particulièrement utile de calculer la distribution de l'écart entre deux scénarios (par ex. dans Huijbregts et al., 2003 ; Clavreul et al., 2012). La différence d'impacts entre les systèmes peut alors être modérée selon l'écart type de celle-ci. En général, la différence est considérée significative si l'écart-type à 95% n'inclut pas la valeur zéro (il y a moins de 5% de chances que les deux scénarios ne soient pas différents). Il est également possible d'effectuer des tests statistiques pour évaluer si la différence est statistiquement significative, tel que le t-test implémenté dans le logiciel CMLCA.

➤ *Limites et plus-values de l'approche*

Les approches statistiques requièrent une bonne connaissance des incertitudes sur les paramètres étudiés (type de distribution, valeur moyenne et dispersion). Il est souvent difficile de collecter de telles données en ACV de façon fiable puisque le nombre d'échantillons disponibles (via la littérature, des mesures ou des bases de données) reste la plupart du temps limité. Le praticien doit alors faire des choix et utiliser un jugement (arbitraire) pour qualifier et quantifier les distributions de probabilité des paramètres. Le temps de calcul élevé est également un argument qui freine l'utilisation de ces approches. Ces méthodes ont cependant l'avantage de fournir de nombreuses informations sur l'incertitude des résultats, qui permettent des conclusions pertinentes. L'approche de Monte Carlo « basique » a l'avantage d'être implémentée dans les logiciels ACV, ce qui facilite son utilisation, ce qui n'est pas le cas des approches plus complexes (avec corrélation, échantillonnage Latin Hypercube et Monte Carlo Bayésienne). Ces dernières offrent cependant une propagation des incertitudes plus raffinée.

1.2.2 Approche de propagation floue

La logique floue (*fuzzy logic*) a été introduite en ACV dans les années 2000. Bien qu'elle reste peu appliquée, de plus en plus de praticiens se tournent vers cette approche qui demande moins d'informations que l'approche statistique. La plupart des articles revus restent théoriques et s'appuient sur des applications simplifiées. Les ensembles flous sont le plus souvent implémentés sur les données d'inventaire mais peuvent aussi l'être sur les facteurs de caractérisation. Plusieurs études s'appuient également sur la logique floue, notamment en la combinant avec les méthodes d'analyse multicritères, pour évaluer un ordre de préférence des scénarios comparés et donc fournir une aide à la décision (Geldermann et al., 2000 ; Zheng et al., 2011 ; Güereca et al., 2007 ; Benetto et al., 2008). Cependant, elles ne seront pas développées ici car elles ne constituent pas une propagation d'informations incertaines sur l'inventaire ou les impacts d'ACV.

➤ *Caractérisation des sources d'incertitudes*

Les données d'incertitudes sont caractérisées par des fonctions d'appartenance, ou distributions de possibilités (voir section 1.2.3). Celles-ci représentent un jugement et sont donc définies par des experts (contrairement aux données statistiques mesurées pour des distributions de probabilités). Le domaine de définition de la variable peut également être défini par des sous-ensembles flous (partitionnement) qui correspondent à un concept linguistique (par ex. « très faible », « faible », « moyen », « élevé », « très élevé »).

➤ *Méthodes de propagation*

Calcul d'arithmétique floue

Lorsque l'on considère deux ensembles flous triangulaires positifs A (a_1, a_2, a_3) et B (b_1, b_2, b_3), les règles d'arithmétique floue du **Tableau 2** sont applicables. Ces règles peuvent être adaptées aux ensembles flous trapézoïdaux.

Tableau 2: Règles de base d'arithmétique floue pour deux intervalles A (a_1, a_2, a_3) et B (b_1, b_2, b_3)

Somme	$(a_1 + b_1, a_2 + b_2, a_3 + b_3)$
Soustraction	$(a_1 - b_3, a_2 - b_2, a_3 - b_1)$
Multiplication	$(a_1 \times b_1, a_2 \times b_2, a_3 \times b_3)$
Division	$(a_1 / b_3, a_2 / b_2, a_3 / b_1)$
Produit scalaire positif Q	$(Q \times b_1, Q \times b_2, Q \times b_3)$

Les articles utilisant seulement ces règles pour propager l'information floue sur le résultat restent des applications simples d'ACV (peu de flux ou de catégories considérés). Weckenmann & Schwan (2001) proposent de caractériser les données d'inventaire par des ensembles flous (distribution trapézoïdale) pour calculer les distributions de possibilité des résultats d'impacts pour un exemple simplifié de procédé de soudure. L'arithmétique floue a également été utilisée par Reza et al. (2013) pour évaluer l'incertitude des résultats d'énergie de routes pavées en appliquant des distributions de possibilité sur les valeurs d'énergie unitaires – équivalent aux facteurs de caractérisation en ACV (Rugani & Benetto, 2012) – en fonction de leur plausibilité et leur pertinence.

Tan (2008) propose une résolution matricielle pour calculer les distributions de possibilités des résultats d'inventaire à partir des intervalles flous sur la matrice technologique (A) et d'interventions environnementales (B). L'auteur suppose que l'on obtient les limites basses du facteur d'échelle (s) lorsque l'on prend l'inverse des plus grandes valeurs de A et vice-versa. Les plus grandes émissions sont alors dues aux données d'inventaire les plus élevées (systèmes moins efficaces) ; tandis que les plus grandes consommations de ressources sont dues aux plus basses données d'inventaire à cause de la négativité des flux de ressources dans la notation matricielle, et vice-versa. En prenant en compte les bornes inférieures et supérieures de A et B pour une coupe- α donnée, les bornes des résultats d'inventaire sont alors :

$$\begin{cases} g_{E,L,\alpha} = B_{E,L,\alpha} A_{U,\alpha}^{-1} f \\ g_{E,U,\alpha} = B_{E,U,\alpha} A_{L,\alpha}^{-1} f \\ g_{R,L,\alpha} = B_{R,L,\alpha} A_{L,\alpha}^{-1} f \\ g_{R,U,\alpha} = B_{R,U,\alpha} A_{U,\alpha}^{-1} f \end{cases}$$

Avec g le vecteur de résultats d'inventaire et f le vecteur d'unité fonctionnelle. Les indices « E » et « R » représentent les flux d'émissions et de ressources ; et les indices « L » et « U » indiquent les bornes inférieures et supérieures, respectivement.

Le calcul est répété selon le nombre de coupes- α choisi pour reconstituer la distribution de possibilités des émissions et ressources du système. L'article présente une application simple (2 ou 3 procédés pour A et émissions de CO₂ pour B) de la méthode pour la comparaison de techniques de séquestration du carbone.

Heijungs & Tan (2010) font la démonstration mathématique que les équations proposées par Tan (2008) sont correctes si l'inverse de la matrice A est positif. Cette condition est satisfaite si la matrice est carrée, s'il n'y a pas de procédés évités (les règles d'allocation doivent être appliquées) et si les flux de déchets sont considérés comme une valeur économique positive des services de traitement de déchets.

Cruze et al. (2013) montrent que la démonstration faite par Heijungs & Tan (2010) n'est pas toujours vraie. Les auteurs démontrent que les équations sont exactes seulement si les matrices A et B sont des matrices-M (carrées avec éléments diagonaux positifs, non-diagonaux négatifs et que son inverse est positif).

Aucun de ces articles ne spécifie un outil ou logiciel pour effectuer ces calculs.

Système d'inférence floue

Un système d'inférence floue permet de déterminer des ensembles flous pour des variables et de les agréger pour obtenir une distribution de possibilité du résultat. Cette dernière peut enfin être traduite en valeur nette (sans incertitude). Ce principe a été implémenté dans le logiciel FALCADE (Ardente et al., 2004). L'outil permet d'implémenter des ensembles flous pour les données d'inventaire d'ACV en estimant leurs incertitudes mais aussi grâce à des jugements qualitatifs qui suivent des fonctions d'appartenance (Figure 4). Par exemple, si une donnée date de 5 ans, elle appartiendra à la fois au sous-ensemble « Récent » avec un degré de 0.3 et au sous-ensemble « Age moyen » aussi avec un degré de 0.3. Des règles de logique floue définies par des experts permettent d'agréger ces ensembles flous (par exemple la combinaison de deux données régionales pour le critère géographique implique que le résultat sera aussi régional). Les résultats d'inventaire flous obtenus peuvent enfin être traduits en valeurs nettes par la méthode du centroïde (sorte de barycentre de la distribution de possibilités). Les facteurs de caractérisation sont définis par des valeurs nettes. La publication montre l'application de la méthode pour un cas d'étude de production de plâtre.

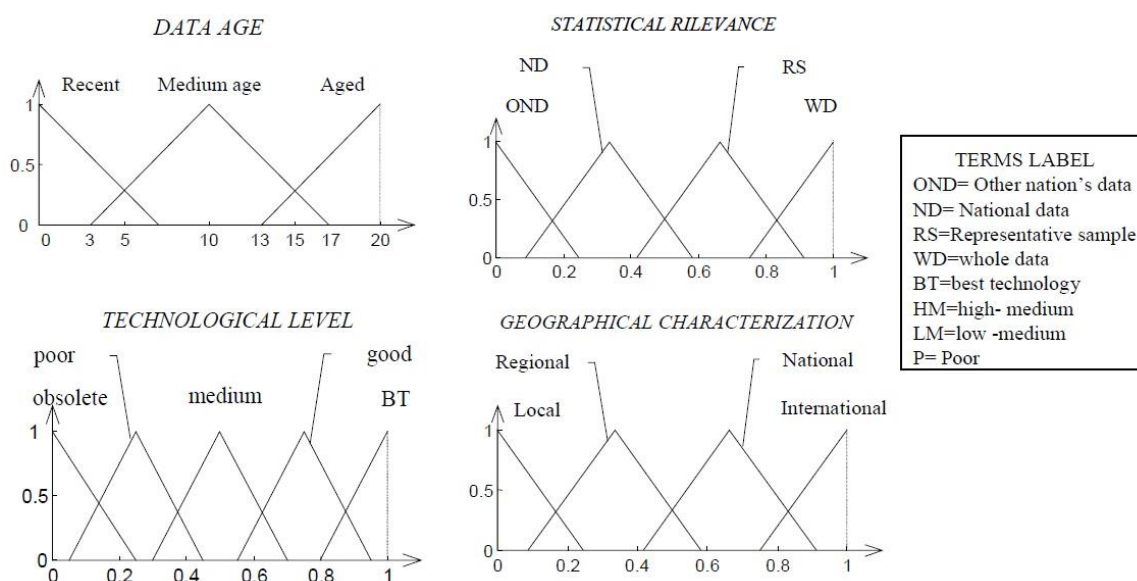


Figure 4: Jugements qualitatifs utilisés par Ardente et al. (2004)

➤ *Interprétation des résultats*

L'approche floue permet d'obtenir des distributions de possibilité des résultats d'ACV. Les coupes- α de celles-ci peuvent être interprétées comme des intervalles de confiance. André & Lopes (2012) proposent une procédure pour convertir la distribution de possibilité en la fonction de probabilité « la plus vraisemblable ». Plusieurs méthodes sont également disponibles pour transformer les ensembles flous en valeur nette (comme effectué dans Ardente et al., 2004, par exemple) mais l'information sur l'incertitude du résultat est alors perdue. Weckenmann & Schwan (2001) préconisent des règles pour savoir si un produit A est meilleur qu'un produit B : i) si les champs d'incertitudes ne se chevauchent pas (ou peu), ii) si les champs d'incertitudes se chevauchent mais qu'ils ont la même amplitude, et iii) si une conclusion n'est pas possible, alors une analyse de sensibilité est recommandée pour identifier les paramètres ayant le plus grand impact sur les résultats afin de raffiner leurs intervalles flous. Benetto et al. (2008) s'appuient sur la relation de préférence floue pour déterminer le type et l'intensité de la préférence. La fonction de préférence floue est basée sur le concept de distance sémantique entre deux ensembles flous.

➤ *Limites et plus-values de l'approche*

Les approches basées sur la logique floue restent peu appliquées en ACV. Cela peut être dû au fait que les concepts restent assez complexes et peu connus, et que les méthodes ne sont pas implémentées dans les outils classiques d'ACV. Les articles cités ci-dessus restent assez théoriques et la faisabilité d'appliquer de telles méthodes à des ACV réelles reste à démontrer. Les résultats obtenus donnent moins d'informations que dans le cas des probabilités et peuvent être plus difficilement interprétables. Le principal avantage de l'approche floue est la facilité à caractériser l'incertitude des paramètres car elle demande peu de données, même si elle repose sur des jugements subjectifs. Elle peut également se faire à partir de variables linguistiques et est applicable pour juger la fiabilité d'un modèle ou scénario. Enfin, les calculs d'arithmétique floue restent simples et peuvent facilement intégrer les corrélations entre variables (André & Lopes, 2012), ce qui n'a cependant pas été fait jusqu'à maintenant.

1.2.3 Approche de propagation hybride probabilités/possibilités

L'approche de propagation hybride a été proposée d'abord dans le domaine de l'évaluation de risques au début des années 2000. Elle a ensuite été adaptée pour l'ACV mais n'a constitué qu'une application recensée à ce jour.

➤ *Caractérisation des sources d'incertitudes*

Les paramètres peuvent à la fois être caractérisés par des distributions de probabilités ou de possibilités, selon l'information disponible.

➤ *Méthodes de propagation*

L'approche hybride combinant les méthodes basées sur les distributions statistiques et la logique floue est introduite par Guyonnet et al. (2003) dans le cadre de l'évaluation de risques. Les variables statistiques sont échantillonnées sur leur distribution de probabilité. Pour un α donné, les bornes inférieures et supérieures de la réponse du modèle sont déterminées en prenant en compte toutes les valeurs des coupes- α des nombres flous. En répétant cette opération, un nombre de distributions de possibilité est obtenu (grâce aux différentes coupes- α) correspondant au nombre d'échantillons effectués.

Baudrit et al. (2005) reprennent cette méthode en y ajoutant les fonctions de croyance (« *Belief* ») et de plausibilité (« *Plausibility* »), telles que décrites dans le paragraphe 1.2.3. Cette approche permet une interprétation des résultats plus facile car elle s'appuie sur deux courbes délimitant les résultats possibles (voir **Figure 5**) au lieu d'obtenir un nombre de distributions de possibilités correspondant aux coupes- α effectuées. La fonction de croyance est obtenue par le classement des bornes supérieures

par ordre croissant en assignant une fréquence de 1 divisé par le nombre total d'échantillons et de coupes- α effectués. La fonction de plausibilité est obtenue de la même façon en utilisant les bornes inférieures. Les auteurs ont ensuite développé en 2006 (Baudrit et al., 2006) une méthode légèrement différente appelée le set aléatoire indépendant (IRS, *independent random set*) pour échantillonner à la fois les distributions de probabilités et de possibilités pour générer aléatoirement les coupes- α . Cette dernière méthode a été appliquée en ACV par Clavreul et al. (2013) en prenant comme cas d'étude la production d'énergie à partir de cultures de saules. Les paramètres d'inventaire du modèle sont modélisés à la fois par des distributions de probabilités et des intervalles flous trapézoïdaux (sous MATLAB). Les auteurs veulent ainsi comparer les résultats en appliquant soit des distributions de probabilités avec la méthode Monte Carlo, soit des calculs d'arithmétique floue ou encore la méthode IRS.

➤ *Interprétation des résultats*

Les résultats se présentent sous la forme de distributions de croyance (vision pessimiste utilisant les données les moins favorables des intervalles flous) et de plausibilité (vision optimiste utilisant les données les plus favorables) qui délimitent la famille de distributions des résultats. La distance entre les deux courbes reflète le manque d'informations sur les paramètres d'entrée. La pondération de ces courbes permet d'obtenir une seule distribution appelée « indice de confiance » (Dubois & Guyonnet, 2011). Le poids est déterminé subjectivement selon le caractère optimiste ou pessimiste des décideurs. La **Figure 5** montre les distributions cumulée des émissions de gaz à effet de serre pour les différentes méthodes (poids de 1/3 pour la fonction de plausibilité et 2/3 pour la croyance pour le calcul de l'indice de confiance CI). Un score négatif représente un bénéfice pour la culture et co-combustion de saules par rapport à la pratique courante.

La méthode de Monte Carlo donne un résultat net pour la fonction de distribution avec un avantage de 65% du scénario avec saules. Les fonctions de plausibilité fournissent les résultats utilisant les hypothèses les plus favorables, ce qui aboutit à un avantage significatif du scénario étudié. Au contraire, les fonctions de croyance se basent sur les hypothèses les moins favorables ce qui mène à la conclusion opposée.

La méthode IRS permet de diminuer la distance entre les fonctions de plausibilité et de croyance par rapport aux calculs flous, grâce à la meilleure spécification de certains paramètres par des distributions de probabilité lorsque les données le permettent.

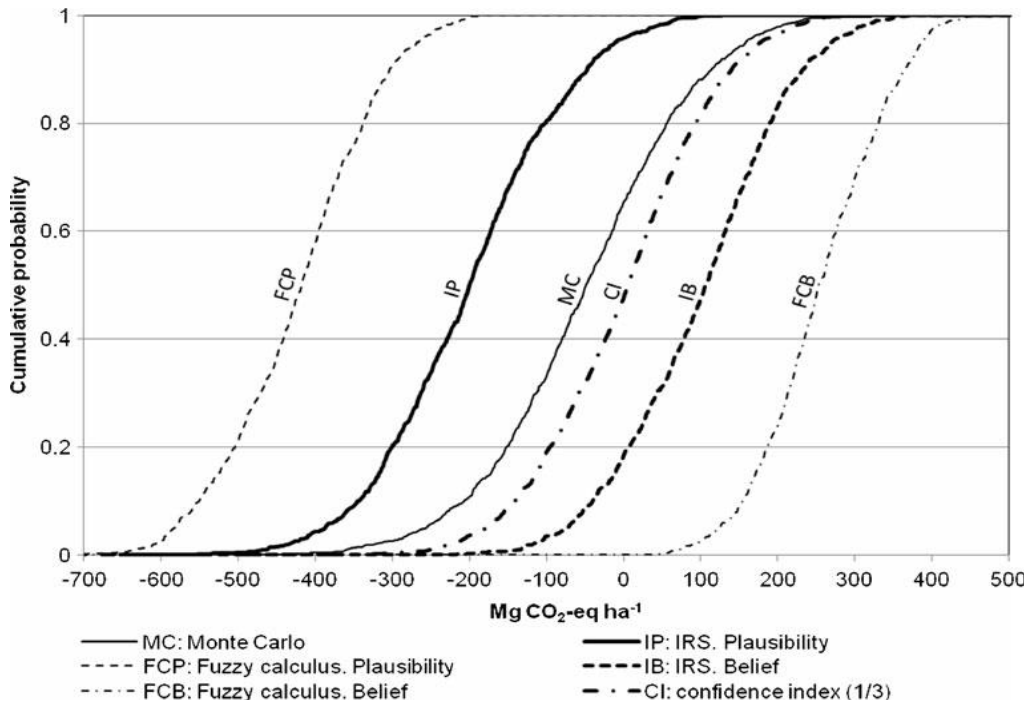


Figure 5: Fonctions de distribution cumulée des émissions de gaz à effet de serre de la culture et co-combustion de saules (en Mg CO₂-eq.ha⁻¹) obtenues avec les trois méthodes de propagation d'incertitude: Monte Carlo, calculs flous et IRS (1000 itérations), d'après Clavreul et al. (2013)

➤ Limites et plus-values de l'approche

Cette approche très peu implémentée en ACV présente l'avantage de définir des paramètres statistiques avec précision et des paramètres avec peu d'information par des intervalles flous. Cette flexibilité permet d'inclure le maximum des connaissances lors de la caractérisation des incertitudes tout en évitant de faire des hypothèses fortes sur les incertitudes épistémiques. Les décideurs peuvent également intégrer un **jugement subjectif** pour définir une distribution unique des résultats via l'indice de confiance. Cependant, la distance entre les fonctions de plausibilité et de croyance peut représenter un frein pour l'interprétation des résultats. Le **manque d'applications** en fait une méthode marginale pour laquelle des outils de calculs autres que ceux d'ACV sont nécessaires. Le fait que Clavreul et al. (2013) mettent à disposition le code de programmation MATLAB en annexe encourage néanmoins à approfondir cette approche.

1.2.4 Approche de propagation analytique

Cette méthode a été introduite dans les années 1990 en ACV par Heijungs (1994, 1996), le principal auteur ayant contribué à son développement. Cette approche s'appuie sur la résolution analytique de la fonction pour calculer la variance du résultat à partir de la variance des entrées. Elle reste très peu appliquée en ACV et les cas d'étude répertoriés s'appuient surtout sur les données d'inventaire sans viser un secteur en particulier.

➤ Caractérisation des sources d'incertitudes

Les incertitudes des entrées sont déterminées par leur variance. Pour certaines méthodes décrites ci-dessous, les auteurs développent une formule qui inclut les facteurs de sensibilité relative de la sortie du modèle aux paramètres. Une analyse de sensibilité doit alors être effectuée en premier lieu.

➤ Méthodes de propagation

Calcul à partir de la matrice ACV

Le premier calcul analytique a été proposé par Heijungs (1994) qui définit une analyse de fiabilité. La loi de Cramer, déterminant la solution d'un système d'équations par inversion de la matrice des

coefficients des inconnues, est alors appliquée sur la formulation matricielle de l'inventaire ACV pour calculer la variance des flux environnementaux à partir de la variance des coefficients de la matrice technologique, environnementale et fonctionnelle. Cette approche a été améliorée par Heijungs (1996) et Heijungs & Suh (2002) qui proposent une estimation de la variance des résultats d'inventaire à partir de l'expansion des séries de Taylor. Celle-ci calcule la valeur d'une fonction f pour une valeur x en connaissant sa valeur pour un autre point a :

$$f(x) = f(a) + \frac{df(a)}{dx}(x-a) + \frac{1}{2} \frac{d^2f(a)}{dx^2}(x-a)^2 + \frac{1}{3} \frac{d^3f(a)}{dx^3}(x-a)^3 + \dots$$

En utilisant le premier terme dérivatif seulement (approximation du premier ordre), les auteurs estiment la valeur de la variance d'une fonction $z(x,y)$ par :

$$var(z) \approx \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2 var(x) + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2 var(y) + 2 \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right) \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right) cov(x,y)$$

La formule est ensuite appliquée au vecteur final des interventions environnementales g (résultats d'inventaire) à partir des variances des coefficients de la matrice technologique (a_{ij}) et celles de la matrice environnementale (b_{kj}). L'inversion de la matrice A est utilisée pour calculer g .

$$\begin{cases} f = As \\ g = Bs \\ s = A^{-1}f \\ g = BA^{-1}f \end{cases}$$

Le vecteur de l'unité fonctionnelle f est supposé fixe (sans variations) et la covariance entre variables n'est pas prise en compte car elle serait trop compliquée à implémenter et demande beaucoup d'information.

$$\begin{aligned} var(g_k) &= \sum_{i,j} \left(\frac{\partial g_k}{\partial a_{ij}}\right)^2 var(a_{ij}) + \sum_j \left(\frac{\partial g_k}{\partial b_{kj}}\right)^2 var(b_{kj}) \\ var(g_k) &= \sum_{i,j} (s_j \lambda_{ki})^2 var(a_{ij}) + \sum_j (s_j)^2 var(b_{kj}) \end{aligned}$$

Avec λ_{ki} les coefficients de la matrice d'intervention ($=BA^{-1}$) et s_j les coefficients du vecteur d'échelle. Cette méthode a été adaptée pour les inventaires basés sur les tables d'entrées-sorties (Heijungs & Lenzen, 2014) et a été implémentée dans le logiciel CMLCA (Heijungs & Frischknecht, 2005).

Adaptation pour distributions log-normales

Hong et al. (2010) supposent que la plupart des fonctions de distribution des données ACV sont log-normales. La décomposition de la variance d'une fonction $y(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ est alors appliquée au logarithme des écart-types géométriques (incertitude pour distribution log-normale).

$$(\ln(GSD_y))^2 = \sum_{i=1}^n (\ln(GSD_{x_i}) \cdot S_i)^2 + 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n Cov[\ln x_i, \ln x_j] \cdot S_i \cdot S_j$$

Avec S_i la sensibilité relative de la sortie du modèle au paramètre d'entrée i ($= \delta \ln y / \delta \ln x_i$) et GSD l'écart type géométrique. Les auteurs appliquent cette méthode sans prendre en compte le terme de covariance pour évaluer les impacts d'un panneau avant de voiture, pour lequel les variances des données d'inventaire et des facteurs de caractérisation ont été spécifiées (seulement pour le réchauffement climatique). L'écart-type obtenu est très similaire à celui modélisé par la simulation Monte Carlo, ce qui valide l'approche (Figure 6).

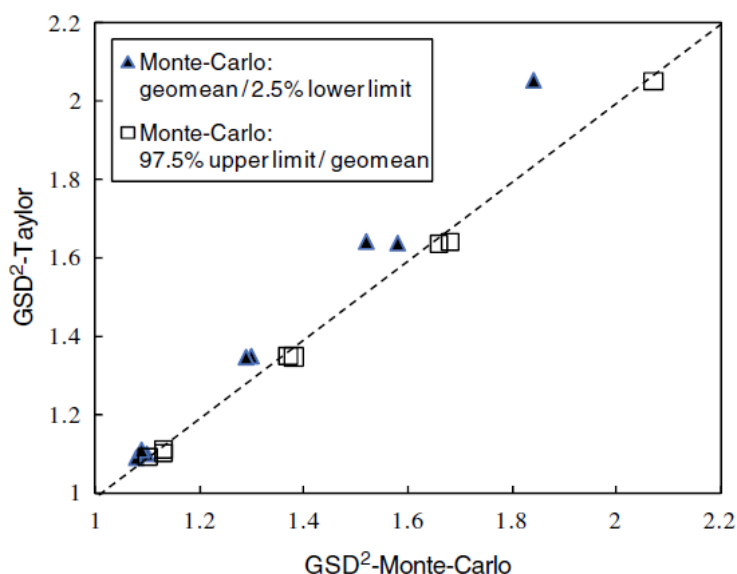


Figure 6 : Comparaison de l'écart-type géométrique (GSD) de l'impact sur le changement climatique des panneaux d'acier et d'aluminium (recyclé ou non), calculé à partir des approximations de Taylor et des simulations Monte Carlo (à partir de Hong et al., 2010).

Cette méthode a été reprise par Imbeault-Tétrault et al. (2013) pour comparer les émissions de gaz à effet de serre des trajets de véhicules de service d'une entreprise télécoms avec ou sans GPS. Le calcul a été effectué à l'aide du logiciel MATLAB.

➤ *Interprétation des résultats*

L'approche analytique permet de déterminer la variance des résultats d'ACV, qui est un indicateur clé pour définir l'incertitude. Plus d'informations sur la distribution des résultats ne peuvent cependant pas être extraites. Hong et al. (2010) déterminent la probabilité qu'un scénario A soit meilleur qu'un scénario B en fonction de la variance du ratio A/B. Cette dernière est calculée à partir de la variance des paramètres des deux scénarios, qu'ils soient indépendants ou communs aux deux scénarios. La formulation de la variance des résultats à partir de la variance des entrées peut être utilisée pour effectuer une analyse de sensibilité (voir section 1.4.1) du modèle ACV.

➤ *Limites et plus-values de l'approche*

Les méthodes décrites ont l'avantage de demander **peu d'informations en entrée** (seulement la variance des paramètres). **Le temps de calcul est également très faible**. La méthode est opérationnelle dans le logiciel d'ACV **CMLCA**, qui reste cependant peu utilisé. Heijungs & Lenzen (2014) ont souligné que l'approche analytique est basée sur la linéarisation du modèle qui n'est valable que si les termes d'erreur ne sont pas trop grands. Les auteurs estiment enfin qu'il serait infaisable en pratique d'intégrer la covariance des paramètres, ce qui peut représenter une limite. Pour finir, même si l'approche permet d'estimer un paramètre clé (la variance) des résultats, elle fournit moins d'informations qu'une méthode statistique d'échantillonnage.

1.2.5 Vue d'ensemble

Les approches de propagation d'incertitude en ACV sont résumées dans le **Tableau 3** ci-dessous et décrites à partir de plusieurs critères (sources et caractérisation de l'incertitude, intensité de calcul, logiciel, résultats, etc.).

Tableau 3: Vue d'ensemble des approches de propagation d'incertitude en ACV.

		Echantillonnage de données statistiques			Logique floue		Approche hybride	Résolution analytique	
Approche de propagation		Monte Carlo	Latin Hypercube	MC Bayésien	Arithmétique	Inférence floue	Set aléatoire indépendant	Matrice	Log-normale
Caractérisation de l'erreur	Systematique	Transformation en distribution de probabilités			Transformation en support/noyau		Transformation en support/noyau	Variance	
	Stochastique	Distribution de probabilités			Transformation des probabilités en distribution de possibilités		Distribution de probabilités	Variance	
	Epistémique	Transformation des indicateurs de qualité en distribution log-normale			Intervalles flous		Intervalles flous		
Applications en ACV		Nombreuses	Plusieurs	Une	Plusieurs simples	Une	Une	Plusieurs simples	Deux
Sources d'incertitudes étudiées	Inventaire	X	X	X	X	X	X	X	X
	Impact	X	X			X			X
Collecte de données		Fastidieuse, bonne connaissance nécessaire			Assez facile (subjectif)		Adaptée aux données	Facile	
Prise en compte de la corrélation		Oui pour un cas d'étude			Possible mais pas appliquée			Paraît infaisable	
Intensité de calcul		Elevée			Faible		Elevée	Faible	
Implémentation logiciels ACV		Courante	Non	Non	Non	FALCADE	Non	CMLCA	Non
Fiabilité des résultats		Elevée si beaucoup d'échantillons	Elevée	Elevée	Sous conditions mathématiques	Moyenne	Elevée	Moyenne	Moyenne
Type de résultats		Distribution de probabilité			Intervalles flous/distribution de possibilité		Distributions de plausibilité/nécessité, indice de confiance	Variance	
Principales références		Hertwich (1999), Sonnemann (2003), Corrélations: Bojaca & Schrevens (2010)	Huijbrets (1998), Geisler et al. (2005), Thabrew et al. (2008), de Koning et al. (2010)	Lo et al. (2005)	Weckenmann & Schwan (2001), Tan (2008), Heijungs & Tan (2010), Cruze et al. (2013)	Ardente et al. (2004)	Clavreul et al. (2013)	Heijungs (1994), Heijungs & Suh (2002), Heijungs & Lenzen (2014)	Hong et al. (2010), Imbreault-Tétrault et al. (2013)

1.3 Analyse de sensibilité

1.3.1 Approche locale

Les approches de sensibilité locale sont les plus utilisées en ACV, en particulier la variation d'un paramètre à la fois et l'analyse de scénarios pour leur facilité d'exécution. Les articles qui utilisent ces méthodes ne seront pas listés ici car une majorité des études ACV inclue ce type d'analyse. L'approche qui s'appuie sur le calcul de dérivées sera cependant plus développée car moins connue. L'analyse de sensibilité locale est appliquée en ACV depuis les années 1990 et vise tout type de secteurs.

➤ *Méthodes d'analyse*

La variation « un à la fois »

Cette méthode très répandue en ACV consiste à changer un paramètre à la fois d'un certain pourcentage (défini arbitrairement la plupart du temps), tout en gardant les autres fixes. La variation sur le résultat est alors définie et comparée avec celle obtenue pour tous les paramètres étudiés afin d'identifier celui qui engendre le plus grand effet. Cette méthode est formalisée par Heijungs & Kleijn (2001) qui font référence à l'« analyse de perturbation ».

L'analyse de scénarios

Cette approche également largement utilisée permet de construire des scénarios alternatifs lorsqu'un choix incertain est nécessaire pour le calcul d'ACV (par ex. règles de coupure, d'allocation, choix d'un mix électrique, etc.). Les données d'inventaire sont calculées pour chaque scénario développé. La variation du résultat définit alors la sensibilité du système au choix étudié.

Dérivées de la matrice ACV

Cette approche a été introduite par Heijungs (1994) qui faisait référence à « l'analyse marginale ». La variation marginale des résultats d'inventaire est exprimée en fonction de la variation des coefficients de la matrice technologique.

Heijungs (2002, 2010) et Sakai & Yokoyama (2002) mettent à jour cette approche avec « la perturbation de la matrice ». Les différentes dérivées sont listées dans le **Tableau 4** pour étudier l'effet d'une variation d'une donnée d'entrée d'ACV (lignes) sur les sorties d'ACV (colonnes). Plus la valeur de la dérivée est élevée, plus la sortie étudiée est sensible à l'entrée étudiée.

Tableau 4: Coefficients de sensibilité qui expriment comment les sorties d'ACV (colonne s pour le facteur d'échelle, g pour les résultats d'inventaire, h pour les résultats de caractérisation, \hat{h} pour les résultats de normalisation et W pour les résultats de pondération) changent si les données d'entrées d'ACV (ligne A pour la matrice technologiques, B pour la matrice environnementale, A pour la matrice de caractérisation, \hat{g} pour les totaux d'interventions, \hat{h} pour les totaux de catégorie et w pour les facteurs de pondération) changent (d'après Heijungs, 2010).

	$\partial s_k / \dots$	$\partial g_k / \dots$	$\partial h_k / \dots$	$\partial \tilde{h}_k / \dots$	$\partial W / \dots$
$\dots / \partial a_{ij}$	$-(A^{-1})_{ki} s_j$	$-\lambda_{kt} s_j$	$-s_j \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$	$-\frac{s_j}{h_k} \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$	$-s_j \sum_k \frac{w_k}{h_k} \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$
$\dots / \partial b_{ij}$	0	$s_j \delta_{ik}$	$q_{kt} s_j$	$\frac{q_{kt} s_j}{h_k}$	$s_j \sum_k \frac{w_k}{(h_k)^2} q_{ki}$
$\dots / \partial q_{ij}$	0	0	$g_j \delta_{ik}$	$\left(\frac{g_j}{h_k} - \frac{h_k g_j}{(h_k)^2} \right) \delta_{ik}$	$w_i \left(\frac{g_j}{h_i} - \frac{h_i g_j}{(h_i)^2} \right)$
$\dots / \partial \hat{g}_i$ (normalization case 1)	0	0	0	$-\frac{h_k q_{ki}}{(h_k)^2}$	$-\sum_k \frac{w_k h_k q_{ki}}{(h_k)^2}$
$\dots / \partial \hat{h}_i$ (normalization case 2)	0	0	0	$-\frac{h_k}{(h_k)^2} \delta_{ik}$	$-\frac{w_i h_i}{(h_i)^2}$
$\dots / \partial w_i$	0	0	0	0	$\frac{w_i}{h_i}$

➤ *Limites et plus-values de l'approche*

Les méthodes décrites ci-dessous sont pratiques à utiliser car elles nécessitent très peu de données. Les variations appliquées aux entrées d'ACV sont déterminées de façon arbitraire, à l'aide de scénarios ou des formules de dérivées. La variation « un à la fois » et l'analyse de scénarios peuvent être facilement implémentées dans les logiciels ACV usuels. L'approche à partir des dérivées est pour l'instant seulement implémentée dans le logiciel CMLCA. Les résultats de ces analyses simples donnent cependant peu d'informations car celles-ci ne prennent pas en compte l'incertitude réelle des paramètres d'entrée ou de possibles interactions. Ces méthodes estiment l'effet d'une variation en entrée sur la sortie mais ne quantifient en aucun cas l'influence des paramètres et de leurs incertitudes sur les résultats (comme le fait l'analyse globale), ni les interactions ou les effets non-linéaires des paramètres. L'interprétation de ces analyses doit alors se faire avec précaution.

1.3.2 Approche globale par « screening »

Cette approche basée sur la méthode des effets élémentaires a été utilisée récemment en ACV (à partir de 2010). Elle reste peu appliquée mais les études recensées ont pu étudier l'influence des paramètres d'inventaire et d'impact sur la variance des résultats d'ACV. La méthode permet également d'évaluer les effets de non-linéarité des paramètres.

➤ *Méthodes d'analyse*

La méthode des effets élémentaires développée par Morris (1991) et reprise par Saltelli et al. (2008) permet de mesurer l'importance et l'influence non-linéaire d'un paramètre sur la réponse du modèle. Pour un nombre d'itérations, chaque paramètre est modifié, un à la fois, d'un écart prédéfini sur son domaine de définition [minimum ; maximum], ce qui définit des trajectoires de valeurs de paramètres. La différence entre la nouvelle valeur et la valeur originale de la sortie du modèle représente l'effet élémentaire. La moyenne des effets élémentaires pour un paramètre représente son importance ; et l'écart-type l'influence non-linéaire. Cette méthode a été appliquée par Mery et al. (2014) pour évaluer l'influence des paramètres techniques d'une usine de production d'eau potable sur les résultats d'ACV. De Koning et al. (2010) ont utilisé cette approche pour l'empreinte carbone de détergents en étudiant l'influence de groupe de paramètres (et non de paramètres individuels). Enfin, Mutel et al. (2013) ont développé une méthode d'analyse de sensibilité en deux étapes, appliquée à la caractérisation d'utilisation des terres pour la production de cacao. La première étape est la méthode d'effets élémentaires pour identifier les paramètres les plus sensibles. Un test de contribution à la variance est ensuite appliqué dans cet article pour quantifier l'importance relative de ces principaux paramètres (voire analyse de corrélation dans section 1.4.3).

➤ *Limites et plus-values de l'approche*

Cette approche permet une meilleure compréhension du modèle grâce à la quantification de l'influence et de la non-linéarité des paramètres. En plaçant les paramètres sur un graphe représentant ces deux indicateurs, l'importance de ceux-ci peut être visualisée (voir **Figure 7**). Ainsi, les paramètres situés au coin en haut à droite seront prioritaires par rapport à ceux en bas à gauche qui ont peu d'influence et ne subissent pas d'effets non-linéaires.

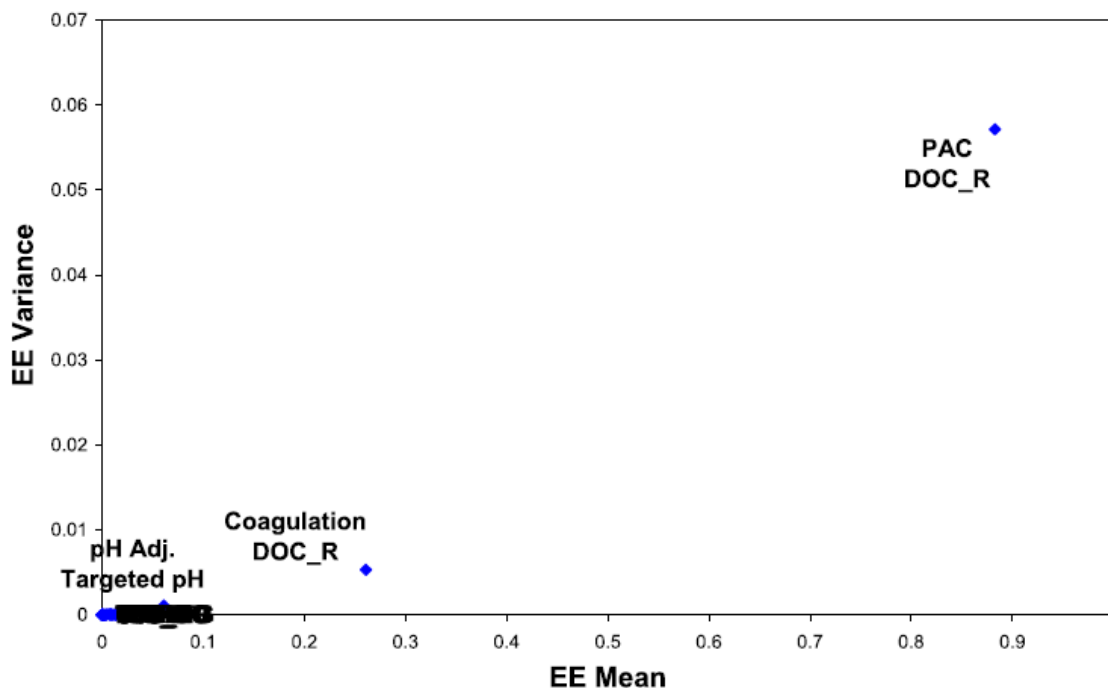


Figure 7 : Résultats de la méthode des effets élémentaires EE (à partir de Méry et al., 2014).

La méthode ne prend pas en compte les corrélations mais est utile lorsque le modèle contient beaucoup de paramètres car elle requiert peu d'itérations et la distribution d'incertitude n'a pas besoin d'être spécifiée (seulement les bornes minimales et maximales). Elle n'est malheureusement pas implémentée dans les logiciels ACV et requiert alors l'utilisation de logiciels tels que Simlab ou des scripts (par exemple en langage Python dans Méry et al, 2014).

1.3.3 Approche globale par décomposition de la variance

La première application d'analyse globale par décomposition de la variance en ACV a été recensée en 2005. Les praticiens d'ACV portent de plus en plus d'intérêt à cette approche, notamment depuis les années 2010, car elle permet de quantifier la contribution de l'incertitude des paramètres sur la variance des résultats et également les effets d'interactions entre les paramètres. De nombreuses méthodes d'analyse sont disponibles mais restent souvent assez complexes car elles requièrent des connaissances mathématiques qui vont bien au-delà du niveau de connaissance moyen des praticiens d'ACV. Pour cela, nous ne rentrerons pas ici dans les détails des méthodes et concepts présentés et nous nous référons à la littérature existante.

➤ Méthodes d'analyse

Analyse de corrélation

Après avoir effectué une simulation Monte Carlo, Geisler et al. (2005) font une analyse de corrélation pour déterminer l'influence d'un paramètre d'entrée sur les résultats d'ACV. Des coefficients de corrélation de rang (utilisation des rangs d'une série de paramètres ordonnée au lieu des valeurs numériques des paramètres) sont alors calculés avec le logiciel @Risk (implémenté dans Microsoft Excel). La contribution à la variance d'un paramètre i à la catégorie d'impact j est déterminée par :

$$CTV_{i,j} = r_{i,j}^2 \left(\sum_{i=1}^{n_i} r_{i,j}^2 \right)^{-1}$$

CTV_{i,j} représente la contribution à la variance du paramètre i à la catégorie d'impact j, r_{i,j} le coefficient de corrélation de rang du paramètre i à la catégorie d'impact j et n_i le nombre de paramètres d'entrée. Cette analyse est effectuée sur les données d'inventaire et les facteurs de caractérisation dans le cas de l'ACV de produits phytosanitaires.

Expansion de Taylor du premier ordre

Heijungs (2010) propose « l'analyse de problème clé » (*key issue analysis*) qui calcule les contributions relatives de chaque variation de la matrice technologique et environnementale sur la variation totale des résultats d'inventaire :

$$\begin{cases} \zeta(g_k, a_{ij}) = \frac{(s_j \lambda_{ki})^2 \text{var}(a_{ij})}{\text{var}(g_k)} \\ \zeta(g_k, b_{ij}) = \frac{(s_j)^2 \text{var}(b_{kj})}{\text{var}(g_k)} \end{cases}$$

Cette analyse est effectuée sur un procédé ecoinvent à l'aide du logiciel CMLCA à titre d'exemple.

Décomposition de Fourier

La décomposition de Fourier est utilisée par la méthode FAST (test de sensibilité de l'amplitude Fourier). Celle-ci calcule l'indice de sensibilité du premier ordre qui représente la contribution de la variance de chaque paramètre et qui est déterminé à partir des coefficients de Fourier. De Koning et al. (2010) ont utilisé cette méthode à des groupes de paramètres pour évaluer leur influence sur l'empreinte carbone de détergents. Le calcul a été effectué par le logiciel Simlab où les distributions de probabilité des paramètres et les coefficients de corrélation ont été spécifiés pour pouvoir effectuer l'analyse.

La méthode FAST étendue (eFAST) suit les mêmes principes mais permet également de calculer l'indice de sensibilité totale (somme de tous les indices de sensibilité en incluant les effets d'interactions). Cucurachi & Heijungs (2014) ont appliqué cette approche sur les 13 paramètres intervenant dans la modélisation de la caractérisation de l'impact du bruit. Les auteurs ont également utilisé Simlab où les distributions des paramètres ont été spécifiées.

Enfin, Groen et al. (2014) ont aussi utilisé une méthode similaire appelée « conception d'équilibre aléatoire » (*random balance design*) qui diffère de la méthode FAST de par sa méthode d'échantillonnage.

Décomposition de Sobol

La décomposition de Sobol permet de décomposer la fonction du modèle en la somme de fonctions élémentaires qui peuvent être intégrées. La décomposition de la variance est alors formulée et les indices du premier ordre et total peuvent être calculés (même signification que pour la décomposition de Fourier). Padey (2012) a utilisé cette technique pour l'ACV de production d'énergie. Les paramètres d'entrée sont définis par une distribution de probabilité à partir de la littérature et de jugements d'experts. Un échantillonnage est effectué pour calculer la réponse du modèle ACV qui est ensuite décomposé pour calculer les indices de Sobol. Wei et al. (2014) ont également utilisé cette technique pour évaluer la sensibilité du procédé ecoinvent de production de laine de verre. Une analyse de sensibilité locale est effectuée en amont pour limiter le nombre de paramètres étudiés (<1000). Les paramètres sont alors regroupés selon leur interdépendance. Enfin, l'analyse de sensibilité globale multidimensionnelle basée sur la décomposition de Sobol est appliquée pour évaluer les principaux paramètres influant, leurs effets d'interaction et de corrélation.

➤ Limites et plus-values de l'approche

L'approche de sensibilité globale permet une **meilleure compréhension du modèle ACV**. La fiabilité des approches est assez élevée grâce à un raisonnement mathématique assez poussé. L'interprétation des résultats est donc **robuste** et permet de **quantifier l'importance de l'incertitude**

des paramètres et parfois leurs effets d'**interactions** grâce aux indices de sensibilité totale. Ces informations peuvent ensuite être utilisées pour affiner les paramètres les plus importants et relancer une analyse d'incertitude. Ces approches demandent cependant **plus de données** que pour les précédentes analyses de sensibilité, en particulier pour la décomposition de la variance par la méthode Fourier et Sobol (distributions d'incertitudes requises). Elles ne sont pas implémentées dans les logiciels usuels d'ACV. Seule l'approche de Heijungs (2010) est présente dans le logiciel CMLCA. Ces limites sont sûrement à l'origine du manque d'applications en ACV.

Par ailleurs, les analyses de sensibilité globales peuvent s'avérer extrêmement **longue en temps de calculs**, le nombre de simulation à effectuer dépendant du nombre de paramètres étudiés et de leur plage d'échantillonnage. La méthode de Sobol requiert par exemple $n \cdot (k+2)$ évaluations (k est le nombre de paramètres incertain et n le nombre d'échantillonnage), ce qui peut aboutir à 100 000 calculs si n vaut 10 000 simulations et k = 10 paramètres.

1.3.4 Vue d'ensemble

Les approches d'analyse de sensibilité en ACV sont résumées dans le **Tableau 5** ci-dessous et décrites à partir de plusieurs critères (paramètres étudiés, intensité de calcul, logiciel, résultats, etc.).

Tableau 5 : Vue d'ensemble des approches d'analyse de sensibilité en ACV.

		Approche locale			Approche globale				
Approche d'analyse		Un à la fois	Scénarios	Dérivées	Effets élémentaires	Corrélations	Taylor	Fourier	Sobol
Applications en ACV		Nombreuses	Nombreuses	Plusieurs simples	Trois	Deux	Une simple	Trois	Une
Sources d'incertitudes étudiées	Inventaire	X	X	X	X	X	X	X	X
	Impact	X	X	X	X	X	X	X	
Collecte des données		Facile (choix arbitraires)			Facile (min et max)	Fastidieuse (distributions requises)	Facile (variance)	Fastidieuse (distributions requises)	Fastidieuse (distributions requises)
Intensité de calcul		Elevée pour systèmes larges	Faible	Faible	Moyen	Elevée	Faible	Elevée	Elevée
Implémentation logiciels ACV		Courante	Courante	CMLCA	Non	Non	CMLCA	Non	Non
Fiabilité des résultats		Faible	Faible	Moyenne	Elevée	Elevée	Moyenne	Elevée	Elevée
Type de résultats		Variations des résultats à partir de variations d'entrées			Importance et non-linéarité des entrées	Contribution à la variance	Contribution à la variance	Indice de sensibilité du 1 ^{er} ordre (FAST) et total (eFAST)	Indice de sensibilité du 1 ^{er} ordre et total
Références		Heijungs & Kleijn (2001)	Heijungs (1994, 2002, 2010), Sakai & Yokoyama (2002)		de Koning et al. (2010), Mutel et al. (2013), Mery et al. (2014)	Geisler et al. (2005), Mutel et al. (2013)	Heijungs (2010)	de Koning et al. (2010), Cucurachi & Heijungs (2014), Groen et al. (2014)	Padey (2012), Wei et al. (2014)

1.4 Intégration des critères de qualité

La qualité des données est très importante en ACV et est souvent évaluée par des critères de représentativité ou fiabilité. L'attribution de ces critères n'est pas discutée ici mais plutôt leur conversion en termes d'incertitudes, c.-à-d. comment peut-on exprimer l'incertitude d'une donnée en fonction de sa qualité en terme de représentativité ou fiabilité. Cette transformation en variation ou distribution a été beaucoup discutée en ACV vers la fin des années 1990. Ces aspects sont beaucoup moins traités aujourd'hui. L'explication vient peut-être du fait que la base de données ecoinvent a publié en 2007 une méthodologie de calculs qui fait référence et qui n'est donc plus vraiment remise en cause. Nous allons présenter ici brièvement les premières approches appliquées en ACV puis développer celle suivie par ecoinvent.

1.4.1 Premières approches d'intégration des indicateurs de qualité

La première publication de référence est celle de Weidema & Wesnaes (1996) qui ont proposé une matrice d'indicateurs de qualité des données d'inventaire définis à partir de plusieurs critères, appelée matrice de Pedigree. Les auteurs proposent également un tableau attribuant une incertitude additionnelle (coefficient de variation) en fonction du score obtenu pour chaque critère. Le tableau reste cependant incomplet. Les coefficients de variation ont été mis à jour par Meier (1997) qui attribue des distributions normales ou log-normales selon les critères. La même approche est suivie par Rousseaux et al. (2001). Cependant, ces derniers évaluent la qualité des données aussi selon la méthodologie choisie pour leur détermination (par exemple selon les règles de définition de l'unité fonctionnelle ou d'allocation). Des critères supplémentaires sont donc ajoutés et la détermination des coefficients de variation se fait par rapport à un objectif fixé. Kennedy et al. (1996) choisissent d'attribuer une loi Beta aux indicateurs de qualité. Un indicateur x représentant le pourcentage de qualité de données atteignable est donnée par :

$$x = \left(\frac{\sum \text{Scores de qualité} - \sum \text{Scores de qualité minimums}}{\sum \text{Scores de qualité maximums} - \sum \text{Scores de qualité minimums}} \right) \times 100\%$$

Selon la valeur de x , un indicateur de qualité est estimé, qui correspond à des paramètres de la loi Beta de probabilités (α , β et pourcentage de variation). Cette méthode a été critiquée par Finnveden & Lindfors (1998) car ils estiment que la valeur maximale de variation de 50% est trop faible par rapport aux variations observées en ACV. Maurice et al. (2000) proposent quant à eux de pondérer les différents scores. En fonction de l'indicateur agrégé obtenu, trois types de distributions sont attribués : uniforme, triangulaire et Pert (qui est un type de distribution Beta).

1.4.2 Méthodologie suivie par ecoinvent

La base de données ecoinvent (Frischknecht et al., 2007) attribue une incertitude à la plupart des flux d'inventaire lorsqu'ils sont exprimés dans des procédés unitaires (et non agrégés). La première étape consiste à attribuer un score à partir de la matrice de Pedigree (Weidema & Wesnaes, 1996, **Tableau 6**).

Tableau 6: Matrice de Pedigree (d'après Weidema & Wesnaes, 1996).

Score	1	2	3	4	5
Fiabilité	Donnée mesurée et vérifiée	Donnée vérifiée basée sur des hypothèses ou donnée mesurée non-vérifiée	Donnée non-vérifiée et estimée	Estimations de qualité, donnée théorique	Estimation de faible qualité
Complétude	Donnée représentative de tous les sites pertinents du marché	Donnée représentative de >50% des sites pertinents du marché	Donnée représentative de quelques sites pertinents du marché	Donnée représentative d'un seul site pertinent du marché	Représentativité inconnu
Corrélation temporelle	Mois de 3 ans de différence avec l'année de référence	Mois de 6 ans de différence avec l'année de référence	Mois de 10 ans de différence avec l'année de référence	Moins de 15 ans de différence avec l'année de référence	Plus de 15 ans de différence avec l'année de référence
Corrélation géographique	Donnée de l'aire étudiée	Donnée moyenne d'une plus grande aire que celle étudiée	Donnée d'une plus petite aire que celle étudiée		Donnée d'une aire différente ou inconnue
Corrélation technologique	Donnée d'une technologie identique		Donnée de procédés/matériaux similaires avec la même technologie	Donnée de procédés/matériaux similaires avec une technologie différente	Donnée de procédé/matériaux similaires avec une technologie différente à échelle laboratoire
Taille de l'échantillon	> 100, mesures continues	> 20	> 10, chiffres agrégés	> 3	Inconnu

Un tableau de conversion (**Tableau 7**) permet ensuite de déterminer des facteurs d'incertitudes pour chaque critère de qualité en fonction des jugements d'experts.

Tableau 7 : Facteurs d'incertitude par défaut (Frischknecht et al., 2007)

Indicateur de score	1	2	3	4	5
Fiabilité	1.00	1.05	1.10	1.20	1.50
Complétude	1.00	1.02	1.05	1.10	1.20
Corrélation temporelle	1.00	1.03	1.10	1.20	1.50
Corrélation géographique	1.00	1.01	1.02		1.10
Corrélation technologique	1.00		1.20	1.50	2.00
Taille d'échantillon	1.00	1.02	1.05	1.10	1.20

Un facteur d'incertitude basique est également attribué au flux d'inventaire considéré selon sa nature (par exemple les émissions de dioxyde de carbone calculées à partir de la quantité de combustible ont moins d'incertitudes que les émissions de monoxyde de carbone qui dépendent des caractéristiques de la chaudière, de la maintenance, etc.). Tous ces facteurs d'incertitudes sont utilisés pour déterminer l'écart-type géométrique de la distribution log-normale attribuée à chacun des flux d'inventaire :

$$SD_g = \exp \sqrt{[\ln(U_1)]^2 + [\ln(U_2)]^2 + [\ln(U_3)]^2 + [\ln(U_4)]^2 + [\ln(U_5)]^2 + [\ln(U_6)]^2 + [\ln(U_b)]^2}$$

Avec U_1 facteur d'incertitude pour la fiabilité, U_2 facteur d'incertitude pour la complétude, U_3 facteur d'incertitude pour la corrélation temporelle, U_4 facteur d'incertitude pour la corrélation géographique, U_5 facteur d'incertitude pour la corrélation technologique, U_6 facteur d'incertitude pour la taille d'échantillon, U_b facteur d'incertitude basique.

1.4.3 Limites et plus-values de l'intégration

Les méthodes d'agrégation d'indicateurs de qualité sont utiles pour décrire **une incertitude qui ne peut être quantifiée a priori**. Les approches sont faciles à appliquer même si la valeur des indicateurs et leur conversion en incertitudes est basée sur des **jugements d'experts donc subjective**. L'approche implémentée dans ecoinvent est présente dans les logiciels usuels d'ACV, ce qui permet d'effectuer des analyses d'incertitudes de type échantillonnage statistique comme Monte Carlo sur les procédés d'arrière-plan. L'agrégation des indicateurs de qualité a cependant été critiquée car les indicateurs sont semi-qualitatifs et représentent une information plutôt qu'une quantité (Weidema, 1998 ; Coulon et al., 1997). Frischknecht et al. (2007) soulignent également que la méthodologie utilisée par ecoinvent **ne prend pas en compte les informations manquantes ou les erreurs dues au praticien durant la modélisation**. Pour conclure, ces approches ont leurs limites mais peuvent être **très pratiques** lorsque peu d'informations sont disponibles pour évaluer l'incertitude d'une donnée.

1.5 **Analyse des bases de données et outils ACV**

Pour effectuer une analyse de sensibilité ou d'incertitude en ACV, des informations des bases de données peuvent être requises pour évaluer les effets des procédés d'arrière-plan et des modèles de caractérisation. Quant aux outils, beaucoup d'articles cités ci-dessus ont utilisé d'autres logiciels pour faire des analyses plus complexes (arithmétique floue, analyse de sensibilité globale, etc.). Nous allons développer ici les capacités des bases de données et logiciels spécifiques à l'ACV et non les autres outils possibles, tels que Simlab, Crystal Ball, MATLAB ou R.

1.5.1 Bases de données ACV

La disponibilité des données d'incertitude dans les bases de données est très importante pour pouvoir effectuer une analyse d'incertitude à la fois sur les données de premier plan et d'arrière-plan. La base de données ecoinvent est la seule qui décrit quasiment tous les sets de données via le procédé de résultats d'inventaire agrégés et via le procédé unitaire. Pour ce dernier, chaque flux est associé à une distribution d'incertitude qui est la plupart du temps log-normale. Son écart-type est déterminé grâce à la matrice de Pedigree (voir paragraphe 1.5.2.). Selon les données disponibles, certains flux ont des distributions plus spécifiques. Ces informations permettent de mettre en œuvre des méthodes basées sur l'échantillonnage statistique. Pour des raisons de confidentialité, les autres bases de données, telles que GaBi ou ELCD, s'appuient majoritairement sur des procédés agrégés, qui présentent donc les flux élémentaires sans incertitudes.

Les méthodes d'impact le plus communément utilisées, telles que ReCiPe, IMPACT 2002+ ou EDIP 2003, n'attribuent pas non plus d'incertitude aux facteurs de caractérisation. Nous avons cependant observé que des analyses avaient été effectuées pour des catégories spécifiques comme le bruit (Curucurachi & Heijungs, 2014), la toxicité (van Zelm & Huijbregts, 2013) ou l'utilisation des terres (Padey et al., 2012).

Ce manque de caractérisation des incertitudes, sur les données d'arrière-plan ou sur les modèles de caractérisation, peut représenter un frein à la mise en place d'analyse d'incertitude ou de sensibilité.

1.5.2 Logiciels commerciaux

Nous allons décrire ici les possibilités d'analyse des logiciels commerciaux les plus utilisés en ACV : SimaPro, Umberto, GaBi et TEAM (voir **Tableau 8**).

Le logiciel SimaPro (version 7.3. ou 8) permet d'attribuer des distributions de probabilité à tous types de flux ou paramètres dans les procédés. Quatre types de distributions sont possibles : uniforme, normale, log-normale et triangulaire. Une analyse de Monte Carlo peut alors être effectuée, tout en prenant en compte les incertitudes des procédés unitaires d'ecoinvent. Cependant, pour une analyse robuste (plusieurs milliers d'itérations), le calcul peut durer plusieurs heures. L'analyse Monte Carlo est aussi possible pour la comparaison de deux scénarios. La différence entre les deux scénarios est alors représentée sous forme de distribution de probabilité. Enfin, des analyses de scénarios sont possibles pour une analyse de sensibilité locale simple.

Le logiciel Umberto peut également faire ce type d'analyse de scénarios. Cependant, la version NXT ne permet pas d'analyse d'incertitudes, ce qui était le cas pour la version 5.6. Cette version antérieure permet de spécifier des distributions (les mêmes quatre types que pour SimaPro) mais que pour les paramètres globaux. Les incertitudes d'ecoinvent ne sont pas prises en compte (notamment à cause du mode de calcul séquentiel). Le calcul peut ici prendre encore plus de temps que pour SimaPro.

Le logiciel GaBi (version 6) permet d'effectuer des analyses Monte Carlo sur les paramètres globaux et locaux (mais la prise en compte des incertitudes associées à ecoinvent n'est pas possible). Par ailleurs, les distributions de probabilités peuvent seulement être de type uniforme ou normale. Par conséquent, les calculs sont relativement rapides car simples puisqu'il est rapidement fastidieux de prendre en compte un grand nombre de paramètres (ces derniers devant être ajoutés manuellement dans l'interface de calcul d'incertitudes). Une analyse de scénarios, analyse de paramètres et de sensibilité (locale) sont disponibles. Leurs fonctionnalités sont toutefois très limitées.

Enfin, la dernière version du logiciel TEAM (version 5) ne permet de faire aucun type d'analyse d'incertitudes. Des scénarios peuvent être créés pour une analyse de sensibilité locale.

1.5.3 Logiciels gratuits

Le logiciel OpenLCA (version 1.4) permet de spécifier des distributions de probabilité pour tous flux ou paramètres (les mêmes quatre types que pour SimaPro). Il est également possible de calculer automatiquement l'incertitude à partir de la matrice de Pedigree que l'utilisateur peut remplir pour une donnée. Une analyse de scénarios peut aussi être effectuée. Par ailleurs, OpenLCA étant open source, il est possible d'accéder et de modifier son code source (en Java) afin de théoriquement améliorer et ajouter des fonctionnalités. Néanmoins, le code source est difficilement lisible et l'ajout de fonctionnalités reste pour le moment de l'ordre du théorique.

Le logiciel CMLCA permet d'intégrer les distributions de probabilités des flux d'inventaire (quatre types). Pour cela, l'utilisateur peut directement renseigner les paramètres de la distribution, mais aussi importer des échantillons de données (type Excel) pour que logiciel calcule automatiquement ces paramètres selon la distribution choisie. Une visualisation des données et de la distribution est possible pour évaluer la correspondance entre les données et la distribution modélisée. Comme pour OpenLCA, l'incertitude peut se calculer à partir de la matrice de Pedigree. De nombreux types d'analyses sont ensuite possibles : analyse de perturbation (coefficients multiplicatifs entre entrées et sorties), analyse d'incertitude par Monte Carlo avec résultats statistiques paramétriques (basés sur la moyenne, l'écart-type, etc.) ou non (médiane, variation quartile, etc.) et résultats dépendants (comparaison d'alternatives) ou non (chaque alternative évaluée indépendamment), approximation de Taylor du premier ordre (variance), analyse de problème clé (contribution à la variance), analyse de discernabilité (probabilité qu'un scénario soit meilleur que l'autre). Le calcul est assez rapide.

Enfin, le logiciel Brightway2 consiste à modéliser l'ACV d'un système à l'aide de différents scripts écrits en langage Python. Par défaut, il existe un package pour effectuer une analyse Monte Carlo. Onze types de distributions peuvent être spécifiés. A l'aide de quelques lignes de code, il est également facile de faire une analyse de sensibilité basée sur des scénarios ou des variations de paramètres. Le temps de calcul est très faible. Le principe de Brightway2 diffère des autres logiciels, dans le sens où il ne s'agit plus ici d'un logiciel comparable aux autres mais de différentes bibliothèques python permettant d'effectuer des calculs d'ACV. Ces bibliothèques pouvant être utilisées conjointement à d'autres bibliothèques python existantes (ou à de nouvelles développées par l'utilisateur) et il n'existe donc pas de limites au potentiel de Brightway2, en dehors du temps et des compétences en programmation de l'utilisateur.

Tableau 8 : Fonctionnalités des logiciels ACV

Logiciels commerciaux	Fonctionnalités
SimaPro	Distributions de probabilités (quatre types) pour flux et paramètres, analyse Monte Carlo (pour un scénario ou la différence entre deux scénarios), analyses de scénarios
Umberto	Analyse de scénarios (et distributions de probabilités des paramètres pour la version 5.6)
GaBi	Distributions de probabilités (deux types) pour paramètres, analyse Monte Carlo, analyses de scénarios, analyse de sensibilité
TEAM	Analyse de scénarios
Logiciels gratuits	Fonctionnalités
OpenLCA	Distributions de probabilités (quatre types) pour flux et paramètres, utilisation de la matrice Pedigree, analyse Monte Carlo, analyses de scénarios
CMLCA	Distributions de probabilités (quatre types) pour flux et paramètres (avec visualisation des distributions), utilisation de la matrice Pedigree, analyse Monte Carlo (pour un scénario ou la différence entre deux scénarios), analyse Taylor, contribution à la variance, analyse de perturbation
Brightway2	Distributions de probabilités (onze types) pour flux et paramètres, analyse Monte Carlo, analyse de scénarios

1.6 Importance des textes normatifs et réglementaires

La norme ISO 14040-44 (2006) définit l'analyse d'incertitude comme une procédure systématique pour déterminer comment les incertitudes des données et hypothèses sont propagées dans les calculs et affectent la fiabilité des résultats d'évaluation d'impacts du cycle de vie. L'analyse de sensibilité est également définie comme une procédure systématique pour déterminer comment les changements de données, hypothèses et méthodes affectent les résultats d'impacts. La norme identifie les intervalles ou distributions de probabilité comme mesure de l'incertitude, qui peut caractériser la qualité des données (incertitude de l'information) ou la caractérisation des impacts (incertitude des relations d'impacts). L'analyse de sensibilité est une étape recommandée pour affiner les données d'inventaire (exclure les flux ou procédés les moins influents ou inclure de nouveau flux ou procédés qui peuvent affecter l'inventaire). La norme propose d'évaluer l'influence sur les résultats en variant les hypothèses et données d'un certain intervalle ($\pm 25\%$) et en observant le pourcentage de changement sur les résultats (par ex. changement significatif si plus de 10% d'effet). L'analyse de sensibilité peut considérer les règles d'allocation, les critères de coupure, les frontières du système, les jugements et hypothèses sur les données, la sélection des catégories d'impact, la classification des résultats d'inventaire, le calcul des indicateurs de catégorie, la normalisation, la pondération et la qualité des données. La norme spécifie que pour une étude comparative dont les conclusions sont communiquées au public, une analyse de sensibilité et d'incertitude des résultats doit être conduite.

Le guide pratique ILCD (European Commission, 2010) souligne également l'importance de ces analyses. Les définitions sont très similaires à celles de la norme ISO. Pour l'analyse de sensibilité, un processus itératif est décrit pour affiner les données par ordre de priorité selon la Figure 8 (les données prioritaires sont les moins bien décrites et qui ont le plus d'effet sur les résultats). La méthode décrite pour l'analyse de sensibilité représente une variation de paramètre un à la fois ou une analyse de scénarios.

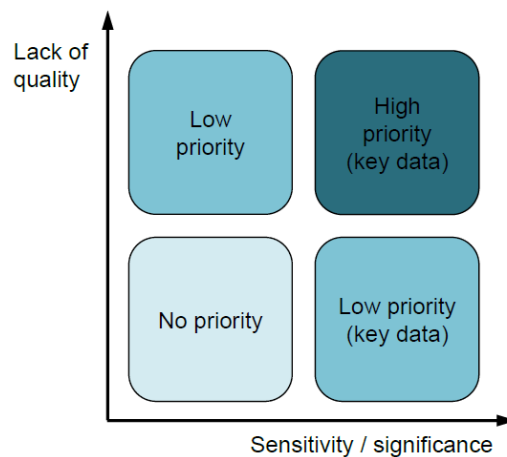


Figure 8 : Concentration des efforts sur les données clé (European Commission, 2010).

Pour l'analyse d'incertitude, les paramètres stochastiques sont mis en avant. Même si l'approche analytique est mentionnée, le guide recommande surtout la simulation Monte Carlo, en prenant en compte les corrélations. En l'absence d'outils Monte Carlo, le guide propose d'effectuer une analyse de sensibilité pour identifier les procédés, flux élémentaires et choix clés. Les résultats peuvent alors permettre de définir un « cas raisonnablement meilleur » et un « cas raisonnablement pire » qui servent à quantifier approximativement l'intervalle de résultats.

Concernant les recommandations pour l'empreinte environnementale de produit ou « Product Environmental Footprint – PEF » (European Commission, 2013), l'arrêté préconise au minimum une description qualitative des incertitudes des résultats, à la fois pour les incertitudes liées aux choix et aux données d'inventaire, pour faciliter l'appréciation des incertitudes de l'étude. Le texte mentionne également la possibilité d'une analyse quantitative de la variance (par simulations Monte Carlo par exemple) et des choix en effectuant une analyse de scénarios pour connaître les limites hautes et basses des résultats (analyse de sensibilité). Les analyses ne sont donc pas obligatoires vis-à-vis du PEF. Pour les développeurs de règles pour des catégories de produit, il faut définir l'écart pour lequel des résultats peuvent être considérés comme significatifs pour des comparaisons.

Nous avons également parcouru la norme PAS2050 pour l'empreinte carbone mais celle-ci ne fait aucune allusion à l'application d'analyse d'incertitude ou de sensibilité.

1.7 Conclusions

Cette partie a pour but de permettre une meilleure compréhension des analyses de propagation d'incertitudes, de sensibilité et d'intégration de critères de qualité, appliquées en ACV. L'incertitude est distinguée selon son caractère systématique (lié aux erreurs de mesure), stochastique (variabilité inhérente) et épistémique (manque de connaissance). Ces incertitudes, qui peuvent à la fois se trouver sur les données, choix et modèles en ACV, peuvent être caractérisées par une erreur relative, des distributions de probabilité, des distributions de possibilité ou des indicateurs de qualité. Ces derniers sont en général convertis en distributions log-normales de probabilité, notamment par la base de données ecoinvent.

Les approches d'échantillonnage statistique sont privilégiées pour propager des distributions de probabilité même si celles-ci demandent une collecte de données fastidieuse et des calculs intensifs. La méthode de Monte Carlo reste la plus utilisée car implémentée dans les logiciels usuels d'ACV. Cependant, des approches telles que Latin Hypercube ou Monte Carlo bayésien sont plus affinées mais requièrent l'utilisation d'outils non-ACV tels que Simlab ou Crystal Ball. Des analyses basées sur la logique floue permettent de traiter les distributions de possibilités, qui facilitent la collecte des données. Elles restent utilisées de façon marginale et théorique et ne sont présentes dans aucun logiciel ACV. L'approche hybride, même si faisant l'objet d'une seule publication ACV, représente un

concept prometteur pour combiner les distributions de probabilité et de possibilité. L'analyse analytique, implémentée dans CMLCA, permet un calcul peu intensif (plus rapide) et nécessitant seulement la variance des données mais les résultats sont moins robustes. La corrélation entre variables n'a été prise en compte que pour l'approche de Monte Carlo et sa faisabilité reste à prouver pour les autres méthodes.

L'analyse de sensibilité locale se révèle très pratique pour tester des choix méthodologiques ou l'effet de variations de paramètres. Ces analyses de scénarios et de variations un à la fois sont généralement implémentées dans les logiciels ACV. Une approche plus « scientifique » basée sur les dérivées de la matrice est disponible dans CMLCA. Les analyses de sensibilité globale donnent plus d'informations sur la sensibilité du modèle : influence de la variation des paramètres et de leur non-linéarité/interactions sur la variance des résultats. Cependant, les approches les plus robustes (décomposition de la variance par Fourier ou Sobol) requièrent les distributions des données d'entrée, plus de calculs et l'utilisation de logiciels autres qu'ACV, ce qui freine leur utilisation jusqu'à présent. La combinaison de l'analyse de sensibilité locale et globale semble une alternative pertinente pour limiter a priori le nombre de calculs.

Par rapport aux outils ACV commerciaux disponibles, ceux-ci ont des fonctionnalités limitées qui se concentrent surtout sur l'analyse de sensibilité locale par scénarios ou variation de paramètres un à la fois, et sur l'analyse d'incertitude via la simulation Monte Carlo. Les logiciels open-source offrent plus de liberté de par leur nature mais sont cependant moins connus. Le logiciel CMLCA est celui qui propose une gamme d'analyses la plus variée (perturbation, simulation Monte Carlo avec différents paramétrages, approximation de Taylor, analyse de problème clé et de discernabilité) avec des temps de calculs plus faibles.

Les normes ISO 14040-44 (2006) et le guide pratique édité par l'ILCD recommandent l'application d'analyses d'incertitude et de sensibilité en ACV mais restent assez vagues sur leur mise en œuvre. Pour l'analyse de sensibilité, les descriptions correspondent plutôt à une analyse de scénarios ou de variation un à la fois. Pour l'analyse d'incertitude, la caractérisation par distribution de probabilité et la simulation Monte Carlo est mise en avant par le guide pratique ILCD.

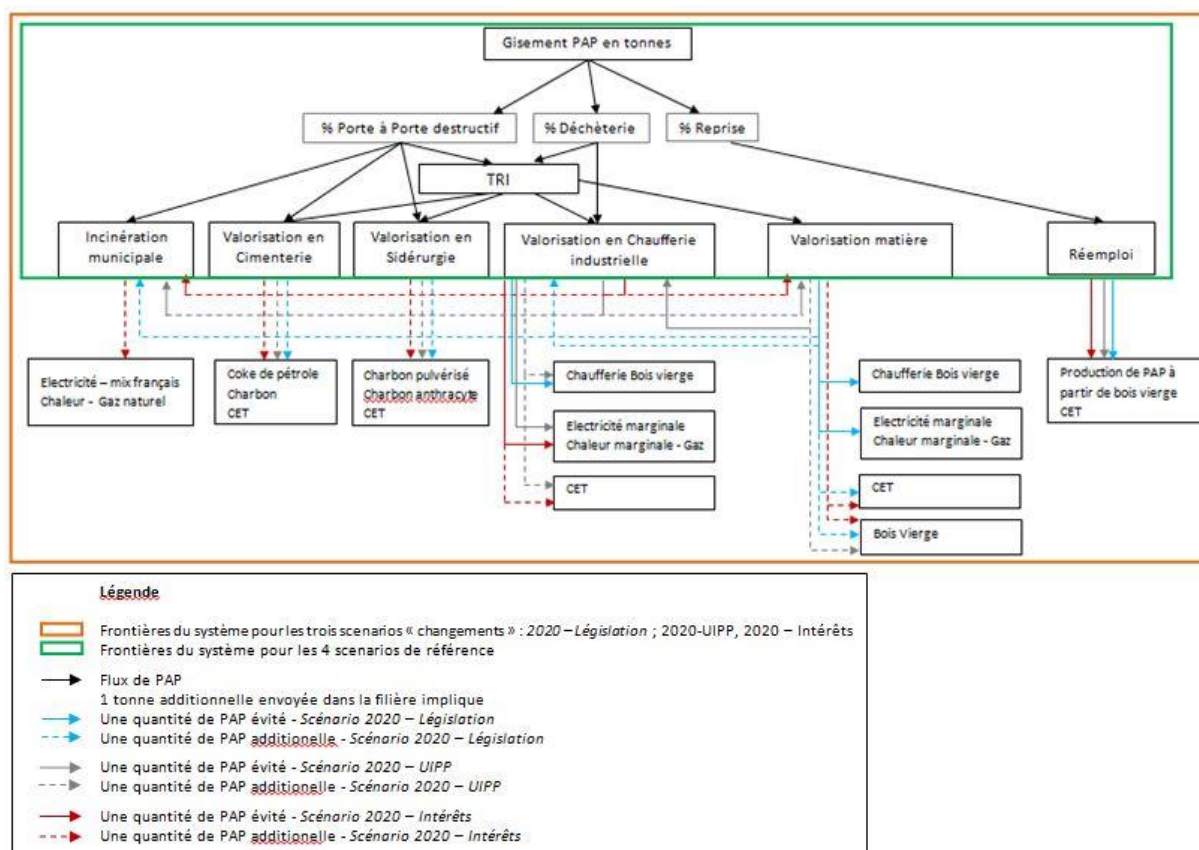
2 Partie 2 : Cas d'étude

Objectifs :

Les cas d'étude détaillés ici servent à comprendre les différentes analyses possibles dans les logiciels ACV : SimaPro, CMLCA, GaBi et Brightway2. Ils ont été présentés aux membres de SCORE LCA lors de la réunion intermédiaire le 12 Janvier 2015, ce qui a permis d'illustrer les conclusions de l'état de l'art et mettre en pratique les approches.

2.1 Cas d'étude Revalpap (SimaPro)

Le but est d'évaluer les différences d'impacts environnementaux liés à la transition de la gestion des PAP (panneaux à particules) en fin de vie entre 2009 et 2020. Le cycle de vie (voir schéma) inclut la collecte du mobilier en fin de vie (porte à porte destructif, reprise ou déchèterie) et les différentes filières de traitement (sidérurgie, cimenterie, valorisation énergétique par incinération municipale ou chaufferie industrielle, valorisation matière, réemploi ou centre d'enfouissement technique).



L'unité fonctionnelle est la collecte et le traitement du gisement de PAP issus de mobilier en fin de vie pour les années 2009 et 2020, sur le territoire français. Il convient de dire que le tonnage du gisement est différent en 2009 et 2020, ce qui rend les scénarios pour ces deux années non comparables. Cependant, pour cet exercice, nous allons effectuer cette comparaison à titre d'exemple pour explorer les fonctionnalités du logiciel SimaPro.

L'étude se concentre sur l'incertitude des valeurs de gisements de PAP en fin de vie et des fractions pour chaque filière de traitement. Le gisement en 2009 est connu avec une incertitude de 40%, qu'on attribue de forme normale. Les fractions entre filières sont plutôt bien connues avec une incertitude de

1% (loi uniforme). Pour 2020, l'extrapolation faite pour le gisement accroît la variation à 60%. Les filières sont estimées avec une incertitude de 10%.

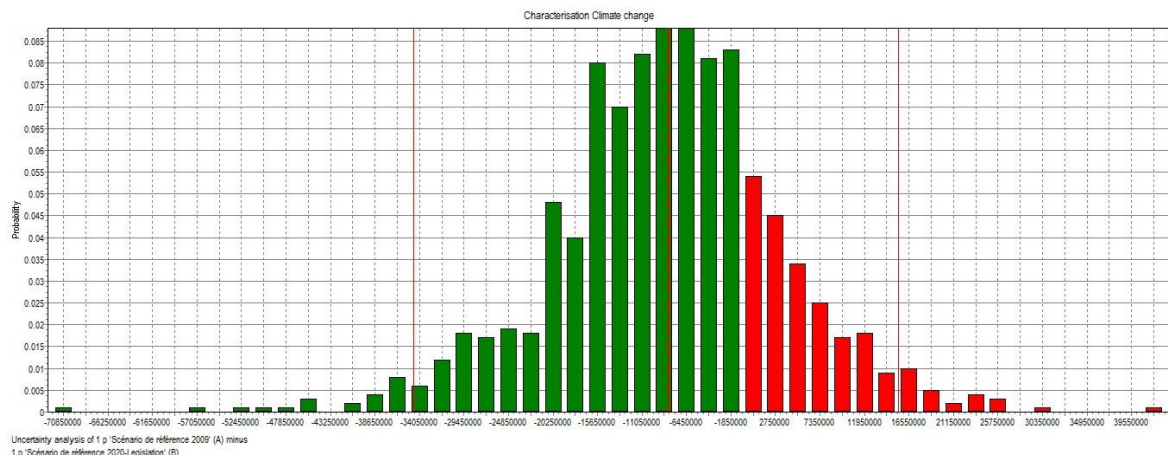
Nous sommes ici face à un cas délicat : les 7 variables représentant les fractions des 7 filières de traitement sont corrélées et leur somme doit être égale à 1. Or, il n'est pas possible d'inclure des données d'incertitude corrélées dans SimaPro. La solution de « secours » est de déterminer l'incertitude d'un seul de ces paramètres et d'exprimer les autres variables en fonction de celui-ci. Nous avons choisi le pourcentage de PAP envoyé en centre d'enfouissement technique (V_CET) comme donnée incertaine de référence. Les 6 autres fractions sont redéfinies en fonction de ce pourcentage :

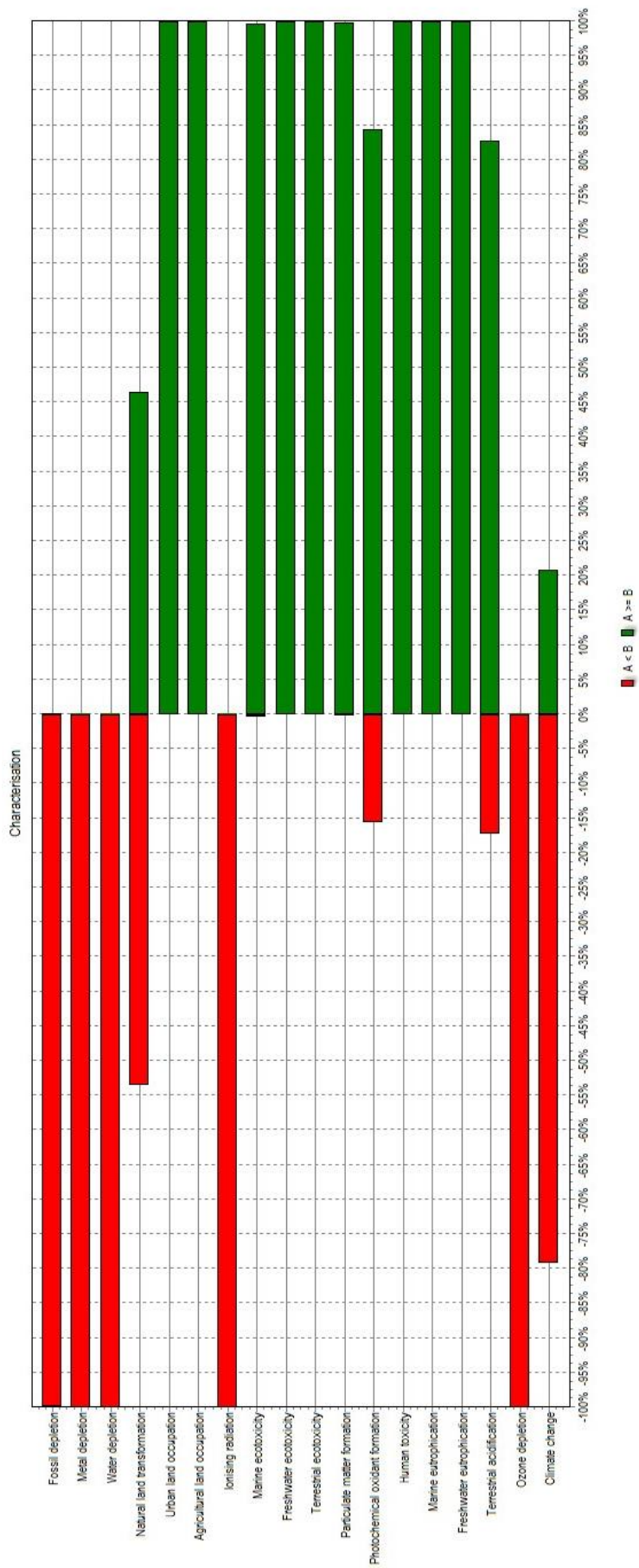
$$V_{Filière_{incertaine}} = \frac{V_{Filière_{baseline}}}{(1 - V_{CET_{baseline}})} \times (1 - V_{CET_{incertaine}})$$

Les données implémentées dans l'onglet « Parameters » sont les suivantes :

Paramètre	Valeur	Distribution	Incertaine	Commentaire
Gisement2009	607627	Normal	2*SD = 243051	[tonnes/an]
V_CET2009	0.403	Uniform	[0.393 ; 0.413]	
V_Matiere2009	= 0.236*(1-V_CET2009)			0.141 (base)
V_Cimenterie2009	= 0.034*(1 V_CET2009)			0.02 (base)
V_Sidérurgie2009	= 0*(1- V_CET2009)			0 (base)
V_Chaufferie_I2009	= 0.117*(1- V_CET2009)			0.07 (base)
V_Incineration_M2009	= 0.536*(1- V_CET2009)			0.32 (base)
V_Reemploi2009	= 0.077*(1- V_CET2009)			0.046 (base)
Gisement2020	655958	Normal	2*SD = 393575	[tonnes/an]
V_CET2020	0.10	Uniform	[0 ; 0.20]	
V_Matiere2020	= 0.211*(1- V_CET2020)			0.19 (base)
V_Cimenterie2020	= 0.078*(1- V_CET2020)			0.07 (base)
V_Sidérurgie2020	= 0.078*(1- V_CET2020)			0.07 (base)
V_Chaufferie_I2020	= 0.256*(1- V_CET2020)			0.23 (base)
V_Incineration_M2020	= 0.333*(1- V_CET2020)			0.30 (base)
V_Reemploi2020	= 0.044*(1- V_CET2020)			0.04 (base)

On peut ensuite lancer l'analyse Monte Carlo (calculon setup « REVALPAP_gisement_2009-scenario 1 2020_uncertainty ») pour évaluer l'incertitude sur la différence entre les deux scénarios 2009 et 2020 (voir Figures 1 et 2).





Uncertainty analysis of 1 p. Scénario de référence 2009 (A) minus
 1 p. Scénario de référence 2020-Législation (B).
 Méthode: Recipe Midpoint (H) V1.07 / World ReCiPe H, confidence interval: 95 %

Figure 10 : Résultats d'analyse d'incertitudes de la différence entre le scénario 2009 (A) et 2020 (B) avec ReCiPe midpoint.

Il est aussi possible de faire des analyses de sensibilité en développant des scénarios avec des valeurs de paramètres différents. Il faut créer un nouveau « Calculation setup » pour le produit/procédé analysé. Dans l'onglet « Parameter sets », on ajoute le nombre de scénarios avec le bouton « Add » et on définit les paramètres via « Add parameter ». Un scan de tous les paramètres contribuant au système étudié est possible pour sélectionner les variables étudiées et déterminer ensuite leurs valeurs selon les scénarios pré-définis.

2.2 Cas d'étude simplifié de production d'électricité (CMLCA)

L'exemple simple sous CMLCA traite de la production d'électricité à partir de combustible. Nous allons détailler ici les procédés décrits, qui seront exprimés sous forme matricielle pour faciliter les analyses de sensibilité et incertitude.

- Le procédé P1 de production d'électricité utilise 2 L de fuel (flux technologique G1) pour produire 10 kWh d'électricité (flux technologique G2). Il émet 1 kg de CO₂ (flux environnemental E1) et 0.1 kg de SO₂ (flux environnemental E2).
- Le procédé P2 de production de fuel extrait 50 litres de « crude oil » (flux environnemental E3) pour produire 100 L de fuel (G1). Les émissions sont 10 kg de CO₂ (E1) et 2 kg de SO₂ (E2).
- Enfin, le procédé P3 de production d'électricité (comparé au procédé P1) utilise 1.6 L de fuel (G1) pour 10 kWh d'électricité (G2), avec 0.8 kg de CO₂ (E1) et 0.2 kg de SO₂ (E2).

L'unité fonctionnelle est la production de 1000 kWh d'électricité (G2).

L'alternative 1 contenant les procédés P1 et P2 est formulée de façon matricielle ci-dessous. La matrice technologique A est composée de 2 colonnes représentant P1 et P2, et de 2 lignes représentant G1 et G2. Un flux est positif si c'est une sortie et négatif si c'est une entrée.

$$A = \begin{pmatrix} -2 & 100 \\ 10 & 0 \end{pmatrix}$$

La matrice environnementale B comporte 2 colonnes (P1 et P2) et 2 lignes (E1, E2 et E3).

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 10 \\ 0.1 & 2 \\ 0 & -50 \end{pmatrix}$$

Enfin, le vecteur de l'unité fonctionnelle f représente les quantités de G1 et G2.

$$f = \begin{pmatrix} 0 \\ 1000 \end{pmatrix}$$

Le vecteur d'échelle s, la matrice d'intervention Λ et le vecteur d'interventions environnementales g peuvent être calculés de la façon suivante :

$$s = A^{-1}f = \begin{pmatrix} 0 & 0.1 \\ 0.01 & 0.002 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1000 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 100 \\ 2 \end{pmatrix}$$

$$\Lambda = BA^{-1} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.12 \\ 0.02 & 0.014 \\ -0.5 & -0.1 \end{pmatrix}$$

$$g = Bs = \Lambda f = \begin{pmatrix} 120 \\ 14 \\ -100 \end{pmatrix}$$

Le vecteur g signifie que le cycle de vie de production d'électricité P1 génère 120 kg CO₂, 14 kg SO₂ et 100 L de crude oil pour la production de 1000 kWh d'électricité. Les mêmes calculs peuvent être effectués pour l'alternative 2 considérant le procédé P2 de production d'électricité.

Pour l'analyse de sensibilité locale analytique (bouton « Perturbations », settings : « Analytical » et « Derivative »), le logiciel calcule les dérivés (développement du 1^{er} ordre de Taylor) entre la sortie analysée et le flux étudié.

	$\partial s_k / \dots$	$\partial g_k / \dots$	$\partial h_k / \dots$	$\partial \tilde{h}_k / \dots$	$\partial W / \dots$
$\dots / \partial a_{ij}$	$-(\mathbf{A}^{-1})_{ki} s_j$	$-\lambda_{ki} s_j$	$-s_j \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$	$-\frac{s_j}{h_k} \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$	$-s_j \sum_k \frac{w_k}{h_k} \sum_l q_{kl} \lambda_{li}$
$\dots / \partial b_{ij}$	0	$s_j \delta_{ik}$	$q_{ki} s_j$	$\frac{q_{ki} s_j}{h_k}$	$s_j \sum_k \frac{w_k}{(h_k)^2} q_{ki}$
$\dots / \partial q_{ij}$	0	0	$g_j \delta_{ik}$	$\left(\frac{g_j}{h_k} - \frac{h_k g_j}{(h_k)^2} \right) \delta_{ik}$	$w_i \left(\frac{g_j}{h_i} - \frac{h_i g_j}{(h_i)^2} \right)$
$\dots / \partial \tilde{g}_i$ (normalization case 1)	0	0	0	$-\frac{h_k q_{ki}}{(h_k)^2}$	$-\sum_k \frac{w_k h_k q_{ki}}{(h_k)^2}$
$\dots / \partial \tilde{h}_i$ (normalization case 2)	0	0	0	$-\frac{h_k}{(h_k)^2} \delta_{ik}$	$-\frac{w_i h_i}{(h_i)^2}$
$\dots / \partial w_i$	0	0	0	0	$\tilde{h}_i \frac{1}{(h_i)^2}$

Par exemple, la dérivée d'un flux environnemental g_k par rapport à un élément de la matrice technologique a_{ij} est $-\lambda_{ki} \cdot s_j$. Ainsi, la perturbation du CO₂ (k=1) par rapport au fuel (i=1) utilisé par la production d'électricité (j=1) est $-0.1 \times 100 = -10$. Le signe négatif signifie que les émissions de CO₂ augmentent lorsque le coefficient du fuel pour la production d'électricité diminue (ce qui est vrai car ce coefficient est négatif). Plus la dérivée est élevée, plus l'entrée joue un rôle sur la sortie.

Les coefficients multiplicatifs (settings « Numerical » et « Multipliers ») représentent la réponse relative (en pourcentage) de la sortie en fonction d'un delta relatif de l'entrée.

L'analyse « Key issues » représente la variance des paramètres et leur contribution à la variance de la sortie (également à partir de l'expansion de Taylor). Par exemple, la variation du fuel sur tous procédés confondus (production d'électricité et de fuel) contribue à 3% de la variance des émissions CO₂ (calcul de la somme $\sum_i (s_j \lambda_{1i})^2 \text{var}(a_{ij})$ que l'on divise par la variance de g_1).

L'analyse de Monte Carlo (bouton « Uncertainties » settings « Sampling ») permet de spécifier le nombre d'itérations. Plusieurs types d'échantillonnages sont possibles :

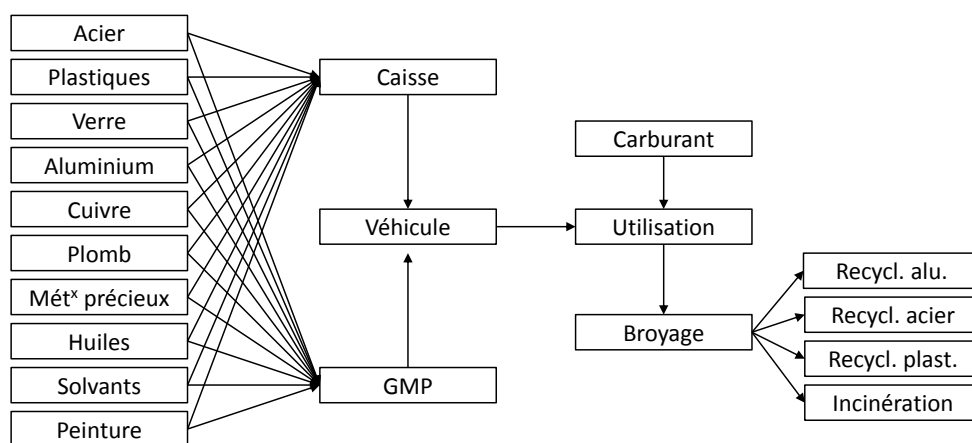
- Paramétrique, indépendant : statistiques paramétriques (moyenne, écart-type, etc. d'une distribution spécifiée) pour chaque alternative étudiée indépendamment
- Non-paramétrique, indépendant : statistiques non-paramétriques (médiane, variation quartile, etc. d'une distribution non-spécifiée) pour chaque alternative étudiée indépendamment
- Paramétrique, dépendant : statistiques paramétriques (moyenne, écart-type, etc. d'une distribution spécifiée) pour la différence de deux alternatives
- Non-paramétrique, indépendant : statistiques non-paramétriques (médiane, variation quartile, etc. d'une distribution non spécifiée) pour la différence de deux alternatives
- Comptes, dépendant : paramètres statistiques de comptage (nombre de fois que alternative 1 est meilleure que alternative 2, etc.) pour la différence de deux alternatives. Cette analyse est aussi utilisée pour la discernabilité (bouton « Discernability »).
- Itérations (runs) : résultats pour chaque simulation Monte Carlo

L'analyse d'incertitude via le développement de Taylor (bouton « Uncertainties », setting « Analytical ») fournit la variation des résultats : écart-type et coefficient de variation (écart-type divisé par moyenne).

2.3 Cas d'étude véhicule (GaBi)

2.3.1 Présentation du système

Le système étudié est une version simplifiée du système utilisé dans la seconde partie. Le système est le suivant:



Deux véhicules sont modélisés, selon leur motorisation : allumage commandé (véhicule essence) et allumage par compression (véhicule diesel). La composition des deux véhicules est la suivante:


Paramètres	Caisse	GMP essence	GMP diesel
Aluminium (kg)	29,6	74,5	87,8
Plastique (kg)	133	36,7	43,2
Verre (kg)	26,9	0	0
Acier (kg)	706	139	163
Cuivre (kg)	7,3	12,3	14,5
Plomb (kg)	0,32	11	12,9
Lubrifiants (kg)	4,6	1,4	1,6
Fluides non lubrifiant (kg)	4,6	1,4	1,6
Peinture (kg)	12,4	0	0
Métaux précieux (kg)	0	0,12	0,14
Consommation de carburant (L / 100 km)	-	6	4,5
Émissions de CO (mg / km)	-	251	51
Émissions de COV (mg / km)	-	15	9
Émissions de NOx (mg / km)	-	27	580
Émissions de particules (mg / km)	-	1	2

Les différentes fonctionnalités de GaBi pour le calcul d'incertitudes et l'analyse de sensibilité sont regroupées dans le module *GaBi Analyst*.

Les paramètres suivants ont été retenus:

Paramètre	Procédés	σ , diesel	σ , essence
Masse d'aluminium	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de plastique	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de verre	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse d'acier	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de cuivre	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de plomb	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de lubrifiants	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de fluides non lubrifiant	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Masse de peinture	Caisse, GMP	± 10%	± 10%
Consommation de carburant	Usage	± 30%	± 30%
Émissions de CO	Usage	± 24%	± 20%
Émissions de COV	Usage	± 65%	± 56%
Émissions de NOx	Usage	± 31%	± 42%
Émissions de particules	Usage	± 64%	± 21%
Recyclage de l'aluminium	Fin de vie	± 30%	± 30%
Recyclage de l'acier	Fin de vie	± 30%	± 30%
Recyclage du plastique	Fin de vie	± 30%	± 30%

2.3.2 GaBi Analyst

L'exécution de GaBi Analyst ne peut s'effectuer qu'une fois l'ICV calculé et la caractérisation des impacts réalisée. Une fois cette dernière sauvegarder, lancer GaBi Analyst en cliquant sur . Lancer *GaBi Parameter explorer* afin de démarrer les calculs. Dans *Scenarios*, créer un nouveau groupe de scénario ainsi que trois nouveaux scénarios (base, 100000 et 300000). Choisir le nouveau groupe de scénarios dans *Active scenario group* et le scénario base dans *Active scenario*. Dans *Parameter*, sélectionner les paramètres à analyser et les ajouter au scénario à l'aide d'un clic droit. Fermer.

GaBi ne permet de faire varier que les paramètres spécifiés par l'utilisateur dans la section *Parameters* des procédés utilisés. Il n'est pas possible de prendre en compte l'incertitude sur les entrées et sorties des procédés s'ils ne sont pas définis par des paramètres.

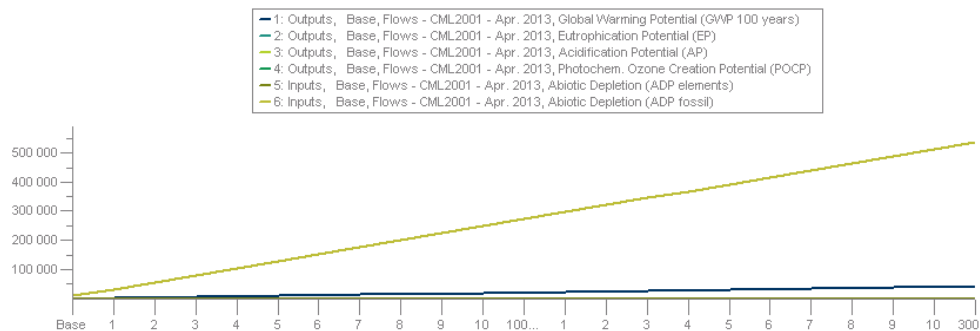
1.1. Analyse de scénarios

Dans *GaBi Analyst*, sélectionner *Scenario Analysis* et cliquer sur l'explorateur de paramètres. Choisir le groupe de scénarios dans lequel se trouvent *base*, *100000* et *300000*. Laisser tous les paramètres à l'identique mais modifier le paramètre *use*, en le fixant à 100000 pour le scénario *100000* et à 300000 pour le scénario *300000*. Cliquer sur *OK*. Les paramètres devraient être tous identiques, à l'exception de *use*. Cliquer alors sur *Start calculation*. Il est ensuite possible de comparer les différents résultats en fonction du paramètre distance parcourue.



2.3.3 Variation de paramètres

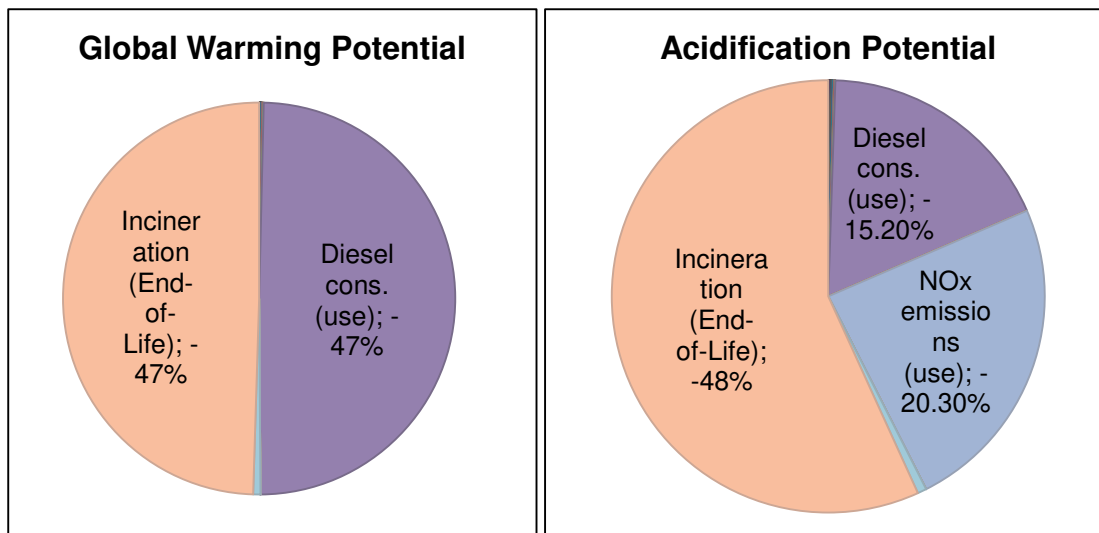
Le module *Parameter variation* est une version plus évoluée de l'analyse de scénario. Dans le cadre de la variation de paramètre, on fixe la durée d'utilisation du scénario de base à 0km, et celle du scénario 100000 à 150000 km ce qui va permettre de voir l'évolution entre scénarios. L'analyse de paramètre permet de faire varier les paramètres entre les scénarios en considérant un certain nombre d'étapes intermédiaires. On fixe ici le nombre d'étapes à 10 entre chaque scénario. En faisant varier la distance entre les scénarios, on obtient le graphe suivant :



L'export des résultats sous Excel du véhicule essence et du véhicule diesel permet de voir à partir de quelle durée d'utilisation les conclusions s'inversent.

2.3.4 Analyse de sensibilité

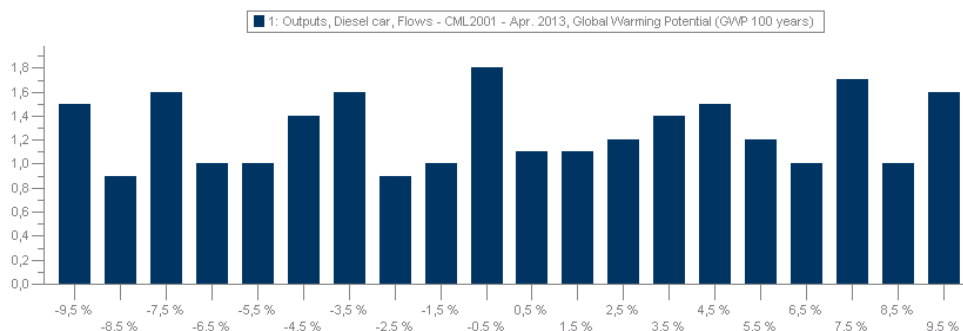
GaBi possède aussi un module d'analyse de sensibilité (*Sensitivity analysis*) permettant de déterminer la variation maximum des résultats à partir des intervalles de variation des paramètres. On peut alors observer les paramètres dont la variation a le plus grand effet sur les résultats. La figure ci-dessous montre les principales variations pour le véhicule diesel sur le réchauffement climatique et l'acidification :



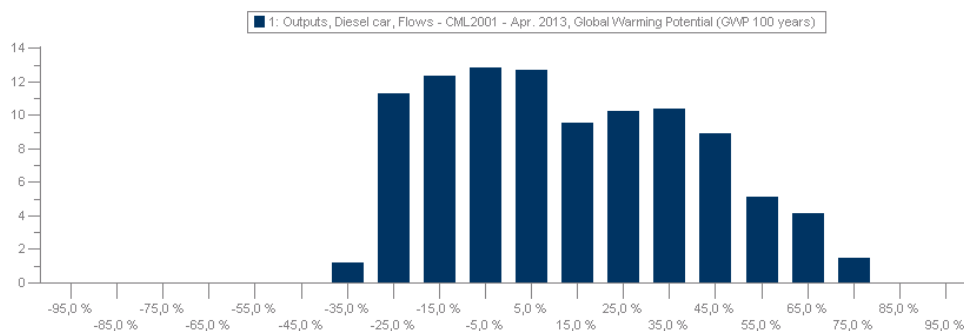
2.3.5 Analyse de Monte Carlo

Sélectionner *Monte Carlo Analysis* et définir le nombre de simulation à 1000. Les paramètres ajoutés dans l'étape précédente doivent normalement être visibles dans la *GaBi Analyst*, accompagnés des écarts-types renseignés dans le modèle. GaBi propose deux types de distribution d'échantillonnage : normale ou uniforme. Il n'est pas possible de spécifier la distribution par paramètres. Dans un premier temps, choisir *Normal distribution* puis cliquer sur *Start calculation*.

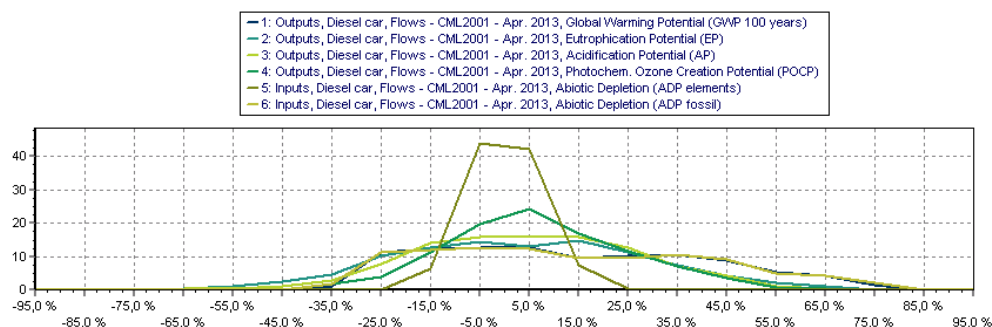
Une fois les calculs terminés, la fenêtre de résultats apparaît. Dans *Result values*, ajouter l'impact *CML2001 Global Warming Potential*. Le résultat suivant s'affiche :



Afin d'obtenir un résultat plus lisible, choisir *Mean Value ± 100%* et cliquer sur *Apply*. Différentes visualisations sont possibles en modifiant les options de *Diagram*.



Il est alors possible d'observer la dispersion des résultats autour de la moyenne ; Pour visualiser les résultats obtenus avec d'autres méthodes, il suffit de les ajouter dans *Result values*. Néanmoins, la visualisation est alors difficile. Il est alors préférable, dans les options de *Diagram*, de choisir *Lines* :



Pour comparer le véhicule essence et diesel, on fixe la durée et l'on fait varier les autres paramètres. Une fois les résultats exportés sous Excel, il est possible de faire des comparaisons entre les deux.

2.4 Cas d'étude véhicule (Brightway2)

Le système étudié est une version plus avancée du modèle développé sous GaBi.

L'équipe projet a tout d'abord expliqué les principes du logiciel (interface web, script et éditeur Python) et a ensuite montré la valeur ajoutée des logiciels ouverts (open-source). En effet, il a été possible de coder une fonction Python qui permet d'échantillonner de façon multivariée (en prenant en compte les corrélations entre paramètres) les paramètres d'entrée du système du véhicule. Des corrélations entre les émissions lors de la phase d'utilisation ont alors été considérées (en fonction de la température et de la consommation de carburant). Le calcul de 10 000 simulations prend un temps très court par rapport aux logiciels commerciaux (de l'ordre de quelques minutes au lieu de quelques heures).

3 Partie 3 : Guide pratique

Ce guide permet aux praticiens industriels et institutionnels de mieux comprendre l'intérêt des analyses d'incertitude et de sensibilité; et met en place des procédures d'application de ces approches selon le contexte et les objectifs de l'étude.

Les recommandations se basent sur la revue de littérature réalisée en Partie 1, les cas d'étude réalisés lors du projet (Partie 2), les réponses de l'enquête en ligne, les discussions avec les membres SCORE LCA et les points de vue personnels des auteurs du Luxembourg Institute of Science and Technology (LIST). L'enquête, mise en ligne du 19 février au 31 mars 2015, a été remplie par 47 praticiens de l'ACV (dont 10 réponses non complètes), provenant majoritairement de la recherche et ayant débuté l'ACV durant les dix dernières années (voir **Figure 11**). Pour chaque point abordé dans ce guide, les résultats du questionnaire seront d'abord montrés pour faire le lien entre les pratiques actuelles et celles recommandées. Le guide détaille dans un premier temps le type d'application des analyses d'incertitude et de sensibilité, propose ensuite une procédure pour le choix des approches, et donne enfin des préconisations pour l'interprétation des résultats.

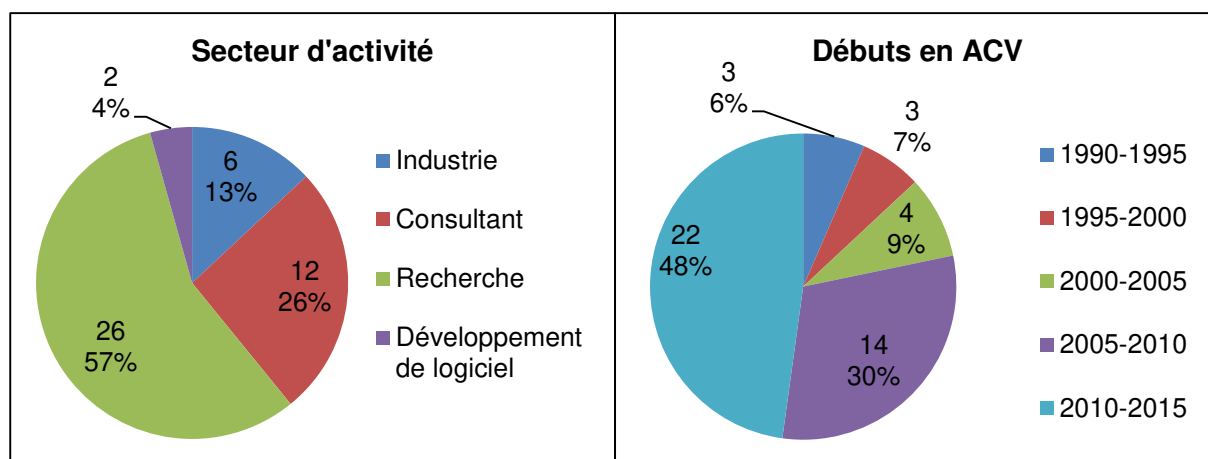


Figure 11 : Profil des participants à l'enquête en ligne.

3.1 Quand et pourquoi réaliser une étude d'incertitude / sensibilité ?

3.1.1 Résultats de l'enquête

Les praticiens interrogés appliquent souvent l'analyse de sensibilité tandis que l'analyse d'incertitude est moins répandue (Figure 12). Les principales barrières identifiées pour l'application de ces études sont le **manque de données et de temps** (plus de 80% et 60% respectivement ont placé ces facteurs dans l'une des trois premières places), mais aussi le **manque d'utilité/valeur ajoutée** pour la sensibilité (46%) et le manque de **fiabilité des méthodes/outils** pour l'incertitude (46%). Il faut noter que le manque de temps ou de données représente aussi un frein pour les chercheurs et que les autres facteurs proposés par le questionnaire (manque de pertinence, outils ou connaissances) ont également été mentionnés même s'ils se situent dans des positions plus faibles du classement. Cela montre qu'au-delà des contraintes liées à l'étude (disponibilité de données et de temps), un effort doit être entrepris par les scientifique et les praticiens experts pour démontrer l'intérêt de ces analyses et les implémenter dans des outils fiables et de simple utilisation.

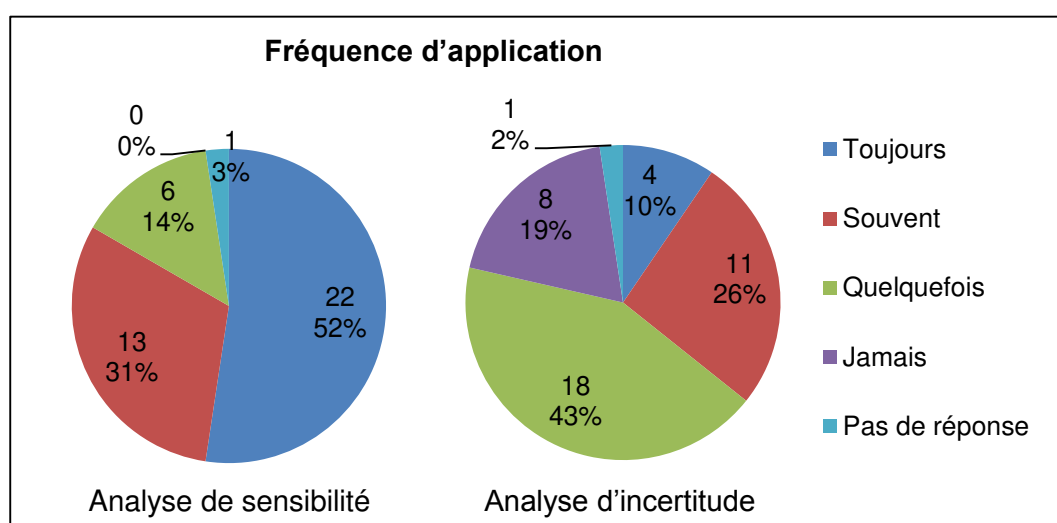


Figure 12 : Réponses de l'enquête concernant la fréquence d'application des analyses de sensibilité et d'incertitude.

Les principales raisons qui poussent à faire ce type d'analyses sont la validation des résultats, la meilleure compréhension et le raffinement du modèle ACV (Figure 13). En majorité, elles sont effectuées lors d'une étude comparative. Les applications pour l'éco-conception, le rapport environnemental et l'évaluation de politiques font aussi souvent l'objet d'analyse de sensibilité ou d'incertitude. Il n'y a pas de secteur d'application mis en valeur. De plus, plusieurs personnes interrogées ont mentionné qu'il n'y avait **pas de lien entre les secteurs et l'application de ces méthodes**. Ce constat est aussi en accord avec l'état de l'art où les études revues traitent tous types d'activités.

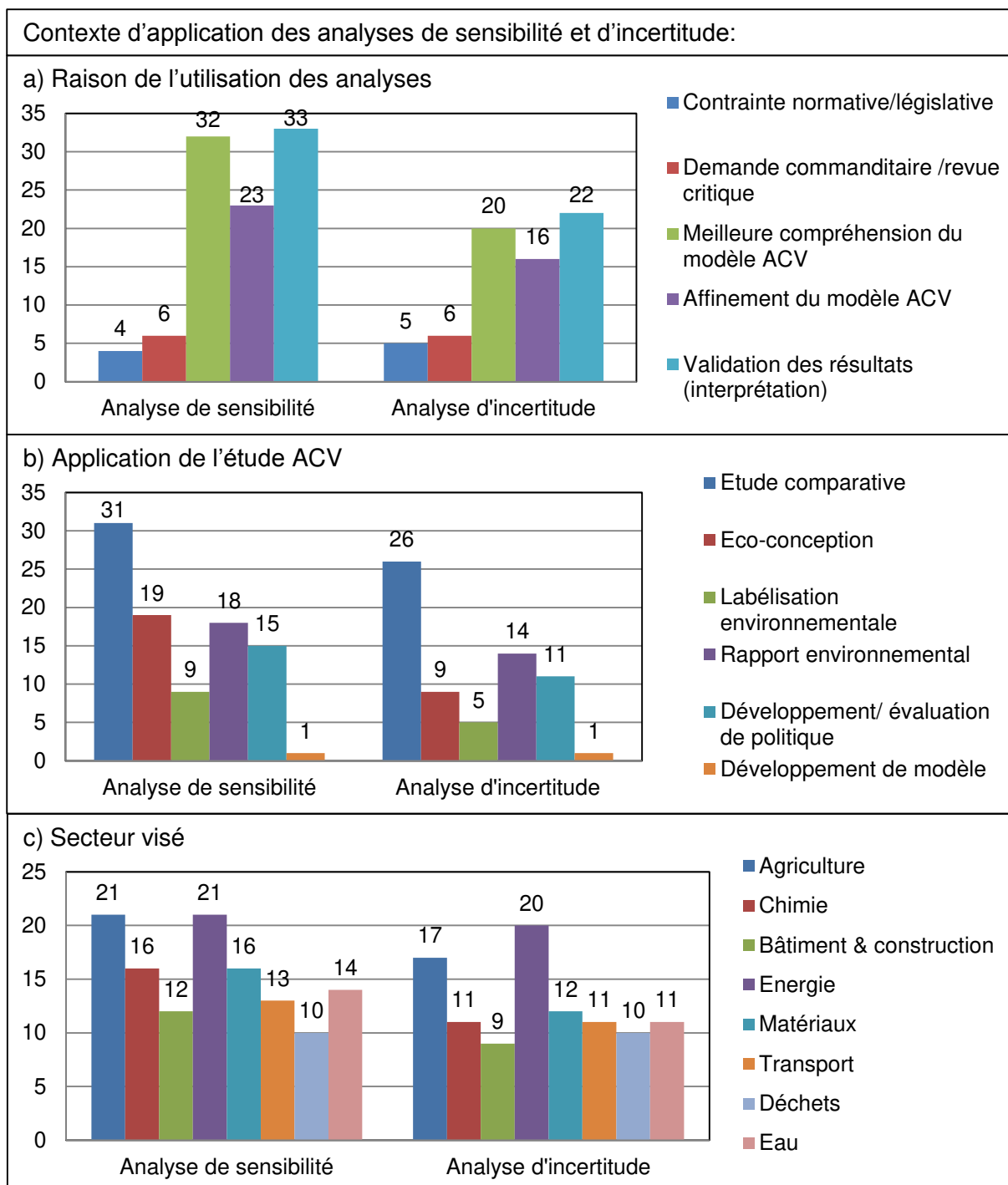


Figure 13 : Réponses de l'enquête concernant le contexte d'application des analyses de sensibilité et d'incertitude.

3.1.2 Recommandations

Tout d'abord, il faut noter que les analyses de sensibilité et d'incertitude sont obligatoires pour une étude comparative dont les résultats sont communiqués au public (ISO 14040-14044, 2006). Ainsi, en tant qu'industriel, la publication de résultats comparatifs entre des produits ou procédés concurrents nécessite ces analyses pour l'interprétation des résultats. Une analyse de sensibilité peut également être requise pour une déclaration environnementale de produit (à vérifier cas par cas en fonction des « Product Category Rules – PCR » spécifiques). L'arrêté du 23 décembre 2013 (Journal Officiel de la République Française, 2013) préconise également une étude de sensibilité (apparentée à une approche de variations de paramètres un à la fois sur leur domaine de définition) pour la déclaration environnementale des produits de construction et de décoration destinés à un usage dans les ouvrages de bâtiment.

- Au-delà de ces obligations et à partir des résultats de l'enquête et de la revue de littérature, nous recommandons fortement **d'effectuer une analyse de sensibilité et l'incertitude lorsqu'une étude ACV est utilisée comme aide à la décision** (p.ex. pour l'écoconception, l'évaluation de politiques, l'étude comparative, dans une approche conséquentielle). En effet, ces analyses permettent de connaître l'incertitude des résultats ou l'influence de la variation d'un paramètre sur ces derniers. Le praticien peut alors estimer le degré de validité des conclusions de l'étude et s'orienter plus facilement vers un choix scientifiquement robuste. Cela permet notamment de répondre aux types de questions suivantes :
 - **La différence est-elle significative pour choisir l'une des solutions par rapport à une autre ?**
 - **Le modèle ACV est-il assez robuste pour pouvoir s'appuyer sur ses résultats ?**
- Il est également très important d'effectuer une analyse de sensibilité et d'incertitude pour tous types de **communication au public** afin d'éviter une interprétation biaisée et un potentiel « greenwashing » (ou écoblanchiment). Effectivement, l'ACV repose sur des hypothèses, qui peuvent être facilement détournées pour orienter les résultats vers l'objectif du commanditaire de l'étude. Il est donc primordial de tester leur influence pour assurer la validité des conclusions.
- Enfin, nous voyons une grande utilité dans le cas de **développement de modèles d'inventaire** ou d'impact. Les études de sensibilité et d'incertitude assurent la fiabilité des résultats du modèle et peuvent également permettre de l'affiner, ce qui facilitera son utilisation.

Nous avons détaillé ici les principaux contextes d'application des analyses de sensibilité et d'incertitude mais nous recommandons ces approches pour toutes les études ACV (lorsque le temps et le budget le permettent), quel que soit le secteur d'application ou le type d'ACV (procédés, entrées-sorties, dynamique, attributionnelle, etc.). En effet, les résultats d'ACV n'étant pas physiquement mesurables, ils ne sont pas vérifiables. La qualité d'une ACV est donc directement liée à la robustesse des données et des modèles utilisés. Il est donc important d'identifier les sources d'incertitudes pour améliorer la qualité du modèle et de comprendre leurs effets sur les résultats pour pouvoir les valider. C'est aussi ce que stipule la commission européenne pour la déclaration environnementale de produit (European Commission, 2013) même si l'évaluation des incertitudes n'est que qualitative.

Le **Tableau 9** récapitule les recommandations selon le type d'ACV.

Tableau 9 : Recommandations pour les analyses de sensibilité et d'incertitude selon le type d'étude ACV

	Analyse de sensibilité	Analyse d'incertitude
Obligatoire	<ul style="list-style-type: none"> - Etude comparative communiquée au public - Déclaration environnementale de produit (à vérifier selon la catégorie de produit - PCR) 	<ul style="list-style-type: none"> - Etude comparative communiquée au public
Fortement recommandée	<ul style="list-style-type: none"> - Aide à la décision (amélioration de produit, comparaison de produits, développement de stratégies politiques, etc.) - Communication au public (déclaration environnementale, écologisation de la chaîne d'approvisionnement, etc.) - Développement de modèle (procédés unitaires, modèle de caractérisation, etc.) 	
Recommandée	<ul style="list-style-type: none"> - Tous types d'ACV selon le temps et le budget disponibles (rapport environnemental, ACV simplifiée, etc.) 	

3.2 Approches d'évaluation d'incertitude et de sensibilité

3.2.1 Résultats de l'enquête

La plupart des analyses de sensibilité s'appuient sur les techniques de variation de paramètres un à la fois et d'analyse de scénarios (Figure 14). Celles-ci sont généralement appliquées dès la première année de carrière de praticien ACV. Les autres méthodes sont utilisées marginalement, plutôt depuis 2010 et par des praticiens ayant plus de 2 ans d'expérience en ACV.

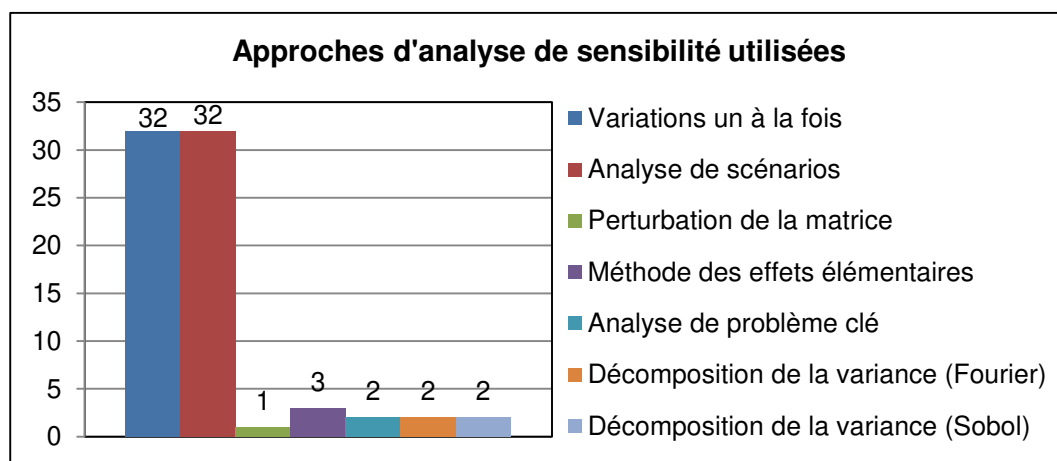


Figure 14 : Réponses de l'enquête concernant les approches d'analyse de sensibilité

Pour l'analyse d'incertitude (Figure 15), l'approche Monte Carlo est majoritairement utilisée (souvent dès la première année de pratique), et les méthodes dérivées (Latin Hypercube, Quasi Monte Carlo, Monte Carlo bayésien) le sont à moindre échelle et après quelques années d'expérience. Les autres approches sont rarement appliquées (sachant qu'un répondant a à la fois coché l'arithmétique floue, l'inférence floue, l'approche hybride et la résolution analytique).

La caractérisation de l'incertitude s'effectue le plus souvent via des distributions de probabilité et des indicateurs de qualité des données et quelques fois via la variance. Aucun répondant n'a coché les ensembles flous (distributions de possibilité). Les praticiens de l'ACV s'appuient sur des mesures, des jugements d'experts ou des données de littérature (Figure 16), sachant que quelques participants ont soulevé le problème que des mesures étaient rarement disponibles.

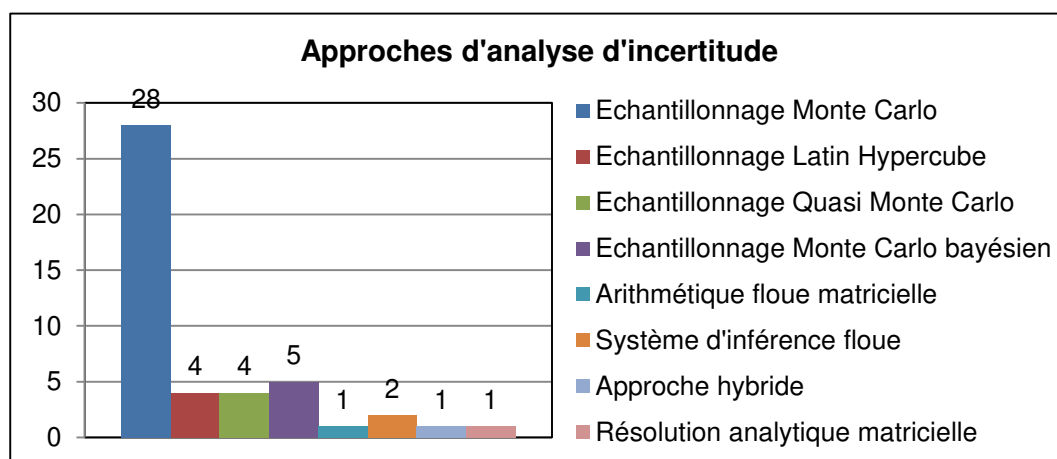


Figure 15 : Réponses de l'enquête concernant les approches d'analyse d'incertitude

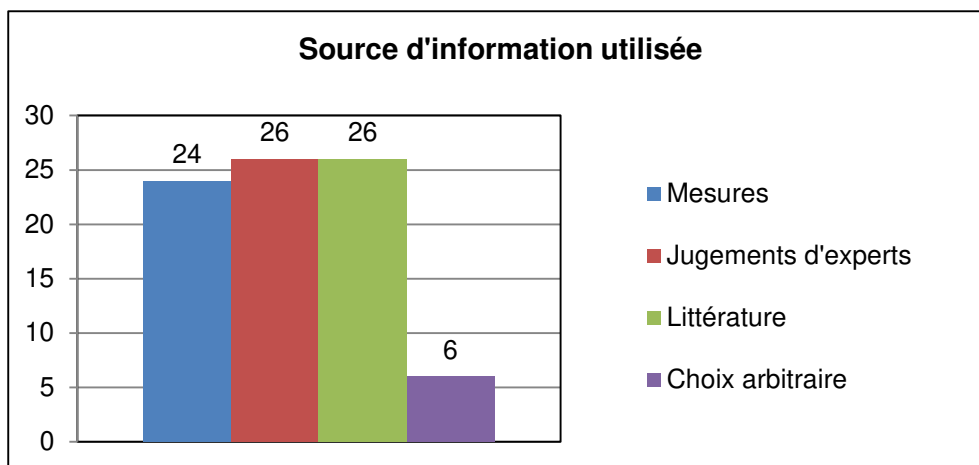


Figure 16 : Réponses de l'enquête sur les sources d'information utilisée pour la caractérisation des incertitudes

Concernant les logiciels, SimaPro est le plus utilisé (> 60%), viennent après GaBi, MATLAB/Scilab, R et OpenLCA (Figure 17). Les personnes ayant choisi d'autres logiciels font la plupart du temps des analyses plus complexes que les approches proposées par les logiciels usuels d'ACV (à savoir variation un à la fois et analyse de scénarios pour l'analyse de sensibilité et échantillonnage Monte Carlo pour l'analyse d'incertitude).

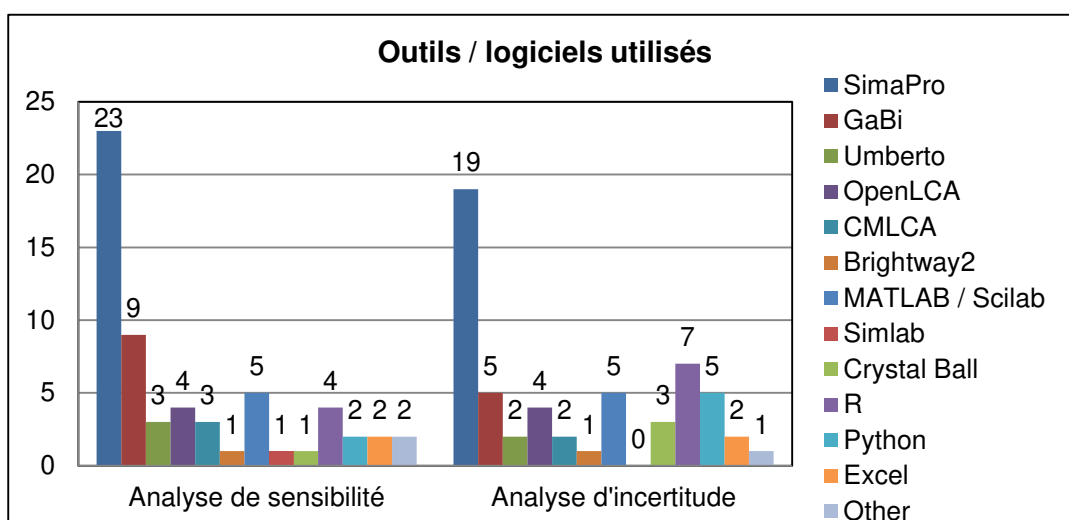


Figure 17 : Réponses de l'enquête concernant l'utilisation d'outil/logiciels

3.2.2 Recommandations considérant les outils disponibles

➤ *Caractérisation de l'incertitude*

La caractérisation des incertitudes est l'étape clé de toute analyse de sensibilité ou d'incertitude. Elle influence fortement les résultats que l'on obtient de ces études. Il faut donc prendre des précautions et essayer d'obtenir des informations de grande qualité.

La première étape est d'identifier les paramètres incertains dans le système de premier plan étudié. Pour les incertitudes liées à la définition du modèle et de scénarios tels que le choix de la méthode de caractérisation, de la règle de coupure ou d'allocation, la seule étude possible est l'analyse de sensibilité par comparaison de scénarios, qui peut se faire avec tous les logiciels ACV. Cette analyse de scénarios doit également impliquer les décideurs (et les experts) pour réduire ces incertitudes (Zamagni et al., 2009).

Concernant les paramètres quantitatifs, qu'ils concernent l'inventaire (consommation énergétique, composition d'un produit, émissions, distance de transport, etc.) ou l'évaluation des impacts (facteurs de caractérisation, constantes du modèle, exposition, normalisation, etc.), plusieurs choix s'offrent au praticien, qui dépendent des données disponibles et des outils utilisés. Les préconisations sont détaillées ci-dessous.

Il faut noter que les recommandations faites ici ont pour objectif de guider le praticien de l'ACV mais **celui-ci doit toujours justifier le choix de sa méthode de caractérisation des incertitudes ou d'analyse de sensibilité / incertitude dans l'étude ACV.**

Distribution de probabilité :

La façon la plus précise de caractériser l'incertitude est à partir de données statistiques pour définir la distribution de probabilité du paramètre (p.ex. données mensuelles, mesures continues des gaz d'une cheminée, etc.). Il faut alors privilégier des mesures ou des bases de données statistiques (p.ex. Insee², eurostat³), avec une taille d'échantillon suffisamment grande pour en déduire le type de distribution et ses caractéristiques. Lorsque le nombre d'observation est assez grand (> 30-40), l'hypothèse de normalité peut être faite sans causer de problèmes majeurs pour les calculs (Pallant, 2007). Une distribution log-normale est néanmoins souvent utilisée en ACV car elle évite les problèmes de négativité des données (p.ex. consommation de matière première ou facteur de caractérisation) et elle est souvent utilisée pour représenter les procédés industriels et physiques (Sultan & Ahmad, 2013). Le moyen le plus direct de définir le type de distribution est une détermination visuelle. Le logiciel CMLCA permet ainsi d'afficher l'histogramme des mesures du paramètre et de le comparer avec un type de distribution (p.e.x une distribution normale dans la **Figure 18**). Le type de distribution peut également être déterminé à partir de tests statistiques (Razali et al., 2011). Les logiciels d'ACV classiques ne proposent en général que quatre types de distribution (normale, log-normale, uniforme et triangulaire) tandis que d'autres types peuvent être modélisés grâce à des outils avancés tels que Brightway2, MATLAB ou des outils Python. Par exemple, une distribution normale qui ne peut pas être négative peut être spécifiée par une distribution normale tronquée.

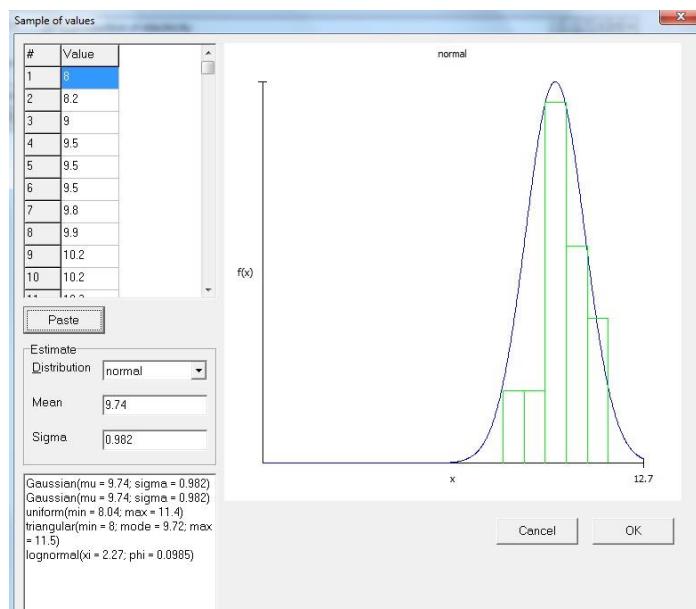


Figure 18 : Visualisation de la distribution de probabilité avec le logiciel CMLCA

² <http://www.insee.fr/>

³ <http://ec.europa.eu/eurostat/fr>

Le problème vient pour des très petits échantillons (p.ex. ≤ 5 observations) où la détermination de la distribution est plus incertaine. Dans ce cas ou si aucune donnée statistique n'est disponible, plusieurs choix s'offrent au praticien :

Estimation de la variance

Un expert ou le fournisseur de données peut estimer la variance du paramètre (p.ex. $\pm 10\%$). Cette information peut également être disponible grâce à l'étiquetage des produits ou leur fiche de données de sécurité. Ici, aucune hypothèse de distribution n'est faite et une approche analytique sera utilisée pour les analyses de sensibilité et d'incertitude.

Analyse de qualité

Le praticien effectue une analyse de qualité via la matrice de Pedigree pour estimer l'écart-type de la supposée distribution log-normale (Frischknecht et al., 2007). Six critères sont alors évalués pour la donnée étudiée (du score 1 étant le meilleur à 5 étant le pire) : fiabilité, complétude, corrélation temporelle, corrélation géographique, corrélation technologique et taille de l'échantillon (voir livrable D1.2). Les logiciels OpenLCA et CMLCA rendent plus facile cette technique en calculant automatiquement l'écart-type lorsque la matrice est renseignée. Dans la **Figure 19**, des scores de qualité de (3, 2, 1, 1, 2) associés avec une incertitude basique du flux de 1,1 (comme pour l'occupation de terre des procédés agricoles, Frischknecht et al., 2007) génèrent un écart-type de 1,18. Il faut noter que le critère de la taille de l'échantillon n'est pas présent dans OpenLCA alors qu'il l'est dans CMLCA.

Cette méthode qui fait figure de consensus est cependant pour l'instant seulement applicable pour les distributions log-normales. Elle considère des facteurs génériques qui peuvent ne pas être adapté au système étudié et peut surestimer l'erreur lorsqu'un critère de qualité est inconnu (score 5). Récemment des efforts ont été investis pour affiner les facteurs sur la base de données empiriques (Ciroth et al., 2013) et pour définir des nouveaux types de distributions dans la base de données ecoinvent v3 (Muller et al., 2014). Ces travaux d'amélioration doivent être poursuivis pour obtenir des incertitudes plus représentatives de la réalité.

Indicator score	1	2	3	4	5
Reliability	Verified data based on measurements	Verified data partly based on assumptions or non-verified data based on measurements	Non-verified data partly based on qualified estimates	Qualified estimate (e.g. by industrial expert)	Non-qualified estimates
Completeness	Representative data from all sites relevant for the market considered, over and adequate period to even out normal fluctuations	Representative data from > 50% of the sites relevant for the market considered, over an adequate period to even out normal fluctuations	Representative data from only some sites (< < 50%) relevant for the market considered or > 50% of sites but from shorter periods	Representative data from only one site relevant for the market considered or some sites but from shorter periods	Representativeness unknown or data from a small number of sites and from shorter periods
Temporal correlation	Less than 3 years of difference to the time period of the data set	Less than 6 years of difference to the time period of the data set	Less than 10 years of difference to the time period of the data set	Less than 15 years of difference to the time period of the data set	Age of data unknown or more than 15 years of difference to the time period of the data set
Geographical correlation	Data from area under study	Average data from larger area in which the area under study is included	Data from area with similar production conditions	Data from area with slightly similar production conditions	Data from unknown or distinctly different area (North America instead of Middle East, OECD-Europe instead of Russia)
Further technological correlation	Data from enterprises, processes and materials under study	Data from processes and materials under study (i.e. identical technology) but from different enterprises	Data from processes and materials under study but from different technology	Data on related processes or materials	Data on related processes on laboratory scale or from different technology

Base uncertainty: 1.1 ag: 1.1808866518335182 OK Cancel

Figure 19 : Détermination de l'écart-type géométrique à partir de la matrice de Pedigree dans le logiciel OpenLCA

Distribution de possibilité

La définition de distribution de possibilité peut également être une solution pour pallier au manque de données. Dans ce cas, le praticien de l'ACV s'appuie sur des jugements d'experts pour définir l'ensemble des valeurs possibles (appelé support) et l'intervalle de préférence (appelé noyau). Cependant, la propagation d'incertitudes basée sur la logique floue manque d'applications et d'outils pratiques. Elle souffre aussi d'une fiabilité faible (voir section 3.2.3), car il n'y a pas de méthode approuvée ni de consensus au niveau scientifique, et d'une grande subjectivité. Nous pensons donc que cette méthode doit encore être développée (voir section 3.2.3) pour pouvoir être utilisée par des praticiens (notamment industriels). C'est pourquoi nous ne l'avons pas incluse dans les présentes recommandations, mais cela reste un champ de recherche pour le futur.

Procédure d'analyse de sensibilité et d'incertitudes

Les logiciels d'ACV classiques (SimaPro, GaBi, Umberto, OpenLCA et CMLCA) ne permettent pas des analyses avancées telles qu'un échantillonnage Latin Hypercube ou une analyse de sensibilité globale. Nous avons catégorisé le logiciel CMLCA dans les outils classiques même s'il est évident qu'il est assez peu répandu, notamment dans les structures privées et industrielles. Cependant, cet outil possède une interface graphique plutôt simple et l'on peut facilement importer des bases de données. Ce n'est pas le cas des outils plus complexes (p.ex. Brightway2, MATLAB, Simlab), où l'utilisateur doit avoir des connaissances de programmation mais aussi consacrer plus de temps à l'étude. Ces derniers permettent néanmoins l'application d'approches avancées. Nous allons donc distinguer les préconisations selon le type d'outils utilisés.

Outils ACV classiques

Etant donné que la caractérisation de l'incertitude pour des paramètres du modèle peut s'avérer longue et compliquée, nous proposons de fixer un nombre maximum de variables étudiées avant de commencer les analyses. Ici, nous pensons qu'une limite de 20 paramètres est plutôt un bon compromis entre l'effort de collecte de données et la représentativité des résultats. Cette limite, fixée de façon subjective, est bien sûr à adapter en fonction du temps, budget et des données disponibles. Si le nombre de paramètres quantitatifs incertains est plus grand, il faut alors prioriser ceux ayant une contribution aux résultats et un niveau d'incertitude (qualité des données, variabilité, etc.) élevés, tel que préconisé par le guide pratique ILCD (European Commission, 2010). **La prise en compte de corrélations n'est pas possible par les outils ACV classiques. Si des relations sont connues entre variables, la seule solution à ce jour est d'exprimer l'incertitude d'un seul paramètre et de calculer la valeur des autres à partir de celui-ci.** Par exemple, si un procédé de transport inclut la part de distance faite en camion (x_{camion}) et celle faite en train (x_{train}). Même si des données permettent de connaître la distribution de ces deux paramètres, il est préférable de n'en spécifier qu'une pour éviter des inventaires non réalistes où $x_{\text{camion}} + x_{\text{train}} \neq 1$. Imaginons que x_{train} est implémenté avec sa distribution. Il faut alors entrer le paramètre x_{camion} tel que $x_{\text{camion}} = 1 - x_{\text{train}}$.

Si des distributions de probabilité sont déterminées (soit par des données statistiques, soit par la matrice Pedigree), une analyse Monte Carlo peut être effectuée pour visualiser la distribution des résultats et donc en connaître ses caractéristiques (moyenne, intervalle de confiance, etc.). Si des procédés d'arrière-plan sont inclus dans les frontières du système, nous recommandons d'utiliser la base de données ecoinvent avec les procédés unitaires afin de prendre en compte les incertitudes d'arrière-plan. Le nombre de simulations doit être assez grand pour avoir une distribution représentative. Peters (2007) a montré qu'à partir de 10 000 itérations, l'erreur obtenue est inférieure à 0,1%. Ce calcul pourrait cependant prendre plus d'une journée avec les logiciels ACV classiques. Nous recommandons d'effectuer alors **au moins 1000 simulations** (quelques heures de calculs selon le système étudié), voire plus si le temps le permet. Le choix de logiciel doit de préférence se tourner vers SimaPro, OpenLCA ou CMLCA qui permettent ce type d'échantillonnage (ce n'est pas le cas dans Umberto NXT), ainsi que l'utilisation d'incertitudes d'arrière-plan et de types de distributions

variés (contrairement à GaBi, voir livrable D1.2). Il faut néanmoins noter que ces logiciels ne peuvent pas prendre en compte les corrélations entre variables et les incertitudes obtenues peuvent être surestimées (Bojaca & Schrevens, 2010).

Concernant l'analyse de sensibilité, la seule possibilité offerte par les logiciels (à part CMLCA) est la variation de paramètres un à la fois. Cependant, au lieu d'utiliser un pourcentage arbitraire (p.ex. 25%) comme le font souvent les praticiens, il est plus pertinent d'utiliser les domaines de variations réels obtenus grâce aux distributions de probabilité. Cela permet d'identifier des effets sur les résultats plus réalistes. Par exemple, une entrée de procédé, ayant une valeur nominale de 5, suit une distribution triangulaire dont le minimum est 4,9 et le maximum de 5,3. Si cette variable contribue de façon significative aux résultats, une variation de 20% ou 25% peut conduire à des effets importants, qui ne seront peut-être pas visible si l'on utilise son vrai domaine de définition [4,9 ; 5,3] qui est plus petit.

Lorsque l'on caractérise les incertitudes par des variances, le praticien de l'ACV est obligé d'utiliser le logiciel CMLCA. L'analyse d'incertitude via l'approximation de Taylor permet de calculer la variance des résultats et l'analyse de sensibilité par analyse de problème clé identifie la contribution des variations en entrée sur la variation des résultats. Comme souligné par Heijungs & Lenzen (2014), cette méthode basée sur la linéarisation du modèle n'est valable que si les termes d'erreur ne sont pas trop grands. L'application de cette méthode à des variables ayant de grandes incertitudes pourrait alors surestimer la variance des résultats.

La procédure est schématisée dans la **Figure 20**. Il faut noter ici que même lorsque le praticien ne possède pas de données quantitatives (distribution de probabilité ou variance), il peut effectuer une analyse d'incertitude et de sensibilité. En effet, la matrice Pedigree permet de déterminer l'écart-type géométrique grâce un jugement qualitatif de la qualité des données. Même si certains critères sont inconnus (p.ex. corrélation géographique de la donnée), le praticien peut attribuer le score 5 de la matrice (« Donnée d'une aire différente ou inconnue »). Bien sûr, l'évaluation des incertitudes sera beaucoup plus fiable avec des données quantitatives collectées sur site ou dans la littérature mais cela montre que la barrière du manque de données (évoquée dans l'enquête, voir section 3.1.1.) peut être soulevée en toutes circonstances.

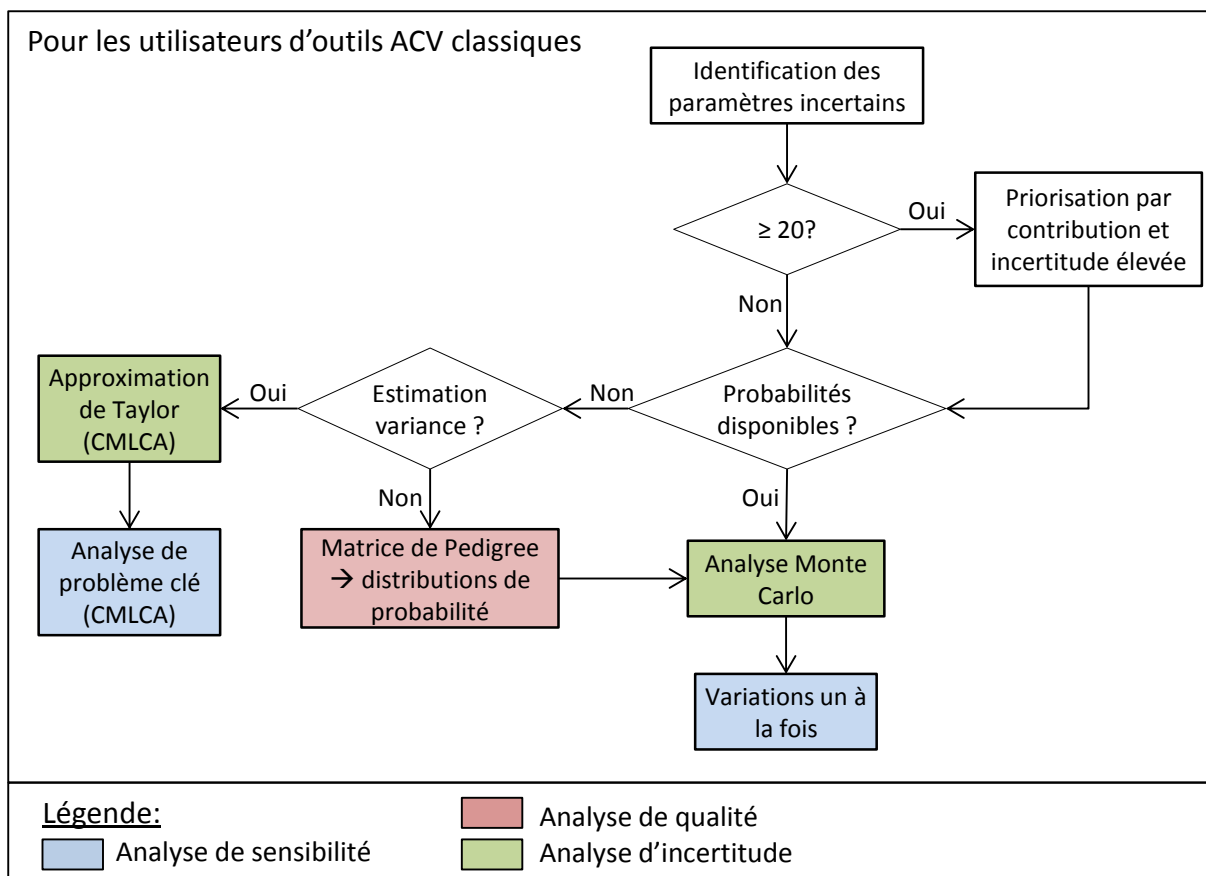


Figure 20 : Procédure d'analyse de sensibilité et d'incertitude pour les utilisateurs d'outils ACV classiques

Outils avancés

Les mêmes étapes d'identification des paramètres et de caractérisation d'incertitudes sont suivies dans ce cas. Les changements par rapport à l'utilisation d'outils classiques concernent le traitement des distributions de probabilité.

Tout d'abord, si des incertitudes d'arrière-plan sont prises en compte (base de données ecoinvent avec procédés unitaires), cela veut dire que le nombre de variables incertaines est de l'ordre de plusieurs dizaines de milliers (p.ex. un calcul sur le procédé unitaire « Electricity, production mix FR/FR » contient 68 375 distributions de probabilité tout au long de la chaîne de procédés). Les approches avancées d'analyse de sensibilité globale ne peuvent traiter autant de données. Wei et al. (2015) recommandent d'effectuer en amont une analyse de sensibilité globale et une méthode de screening (effets élémentaires) lorsque le nombre de paramètres incertains est supérieur à 10 000. Mutel et al. (2013) ont aussi adopté une méthode similaire en appliquant la méthode des effets élémentaires avant d'effectuer une analyse de contribution à la variance. Pour le présent guide, si les incertitudes d'arrière-plan sont incluses (> 10 000 paramètres incertains), nous préconisons donc d'abord une analyse locale par perturbation de la matrice (disponible avec le logiciel CMLCA) et la méthode des effets élémentaires (p.ex. via un script Python, MATLAB, etc.) pour diminuer le nombre de paramètres étudiés (jusqu'à moins de 50 d'après Wei et al., 2015) et ne garder que ceux dont l'incertitude joue un rôle majeur sur la variation des résultats. L'analyse d'effets élémentaires souligne également la présence d'effets non linéaires dus à la variation des paramètres.

Ensuite, il faut analyser les corrélations entre les paramètres restants. La corrélation définissant la force de lien entre deux variables est mesurée à partir de coefficient de corrélation ρ . Celui-ci dépend de la covariance σ_{xy} et des écarts-types individuels (σ_x et σ_y):

$$\rho = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

Le coefficient de corrélation est un nombre entre -1 (corrélation négative totale, i.e. les variables ont des évolutions contraires) et 1 (corrélation positive total) où 0 correspond à aucune corrélation entre les variables (indépendantes). Il peut se calculer de façon théorique mais cela demande d'avoir des relations connues ou plusieurs échantillons de mesures. Comme il est difficile d'obtenir ces données dans le cadre d'une ACV, Wei et al. (2015) proposent une détermination empirique, même si cela peut paraître arbitraire et subjectif. Celle-ci paraît cependant faisable que pour les procédés de premier plan pour lesquels le niveau d'expertise est normalement plus élevé que pour les procédés d'arrière-plan.

Ainsi, Wei et al. (2015) donnent l'exemple d'un procédé de fertilisation d'1 ha de terre agricole. La première étape est d'identifier les procédés ou phénomènes externes stochastiques (pouvant varier) qui peuvent affecter l'incertitude associée aux variables du modèle ACV : facteurs climatiques (p.ex. la pluie peut affecter la lixiviation des nutriments), topographie et conditions du sol (p.ex. le type de sol influe la quantité de fertilisants et la consommation des machines), et pratiques agricoles (p.ex. la vitesse du tracteur et l'attention de l'opérateur pour éviter les chevauchements). Les émissions de nitrate et de phosphate dans l'eau sont donc fortement corrélées avec un coefficient de 0,9 à cause du facteur climatique. Les consommations de fertilisants azotés et phosphatés sont également corrélées entre elles (coefficient 0,8) et de façon moins significative (coefficient de 0,4) à la consommation de diesel à cause du facteur topographique et des pratiques de l'agriculteur.

Si le modèle ne comporte pas de corrélations, nous pouvons alors faire une analyse de sensibilité globale par décomposition de la variance (Fourier ou Sobol) pour déterminer l'indice du premier ordre reflétant l'importance de la variance des paramètres et l'indice d'ordre total évaluant les effets d'interactions du modèle. Une analyse d'incertitude peut enfin être effectuée par méthode d'échantillonnage pour déterminer la distribution des résultats. Nous considérons que l'approche Latin Hypercube est la plus efficace car elle permet de limiter le nombre de simulations grâce à un échantillonnage stratifié.

En présence de corrélations, les méthodes d'analyse sont les mêmes mais avec quelques modifications pour prendre en compte les corrélations. Pour l'analyse de sensibilité, Koning et al. (2010) et Wei et al. (2015) ont groupé les variables corrélées pour calculer les indices de sensibilité par « cluster ». Enfin, un échantillonnage multivarié doit être appliqué pour l'analyse d'incertitude, comme dans Bojaca & Schrevens, 2010. Les distributions de probabilité sont alors modifiées pour prendre en compte la matrice de covariance des paramètres (Voir partie 1).

Ces analyses de sensibilité globale ou d'incertitude doivent être implémentées dans des outils tels que Brightway2, MATLAB, Crystal Ball ou Simlab.(qui nécessitent la maîtrise de langages informatiques).

Une vue générale des recommandations pour les utilisateurs de ces outils avancés est montré dans la **Figure 21**.

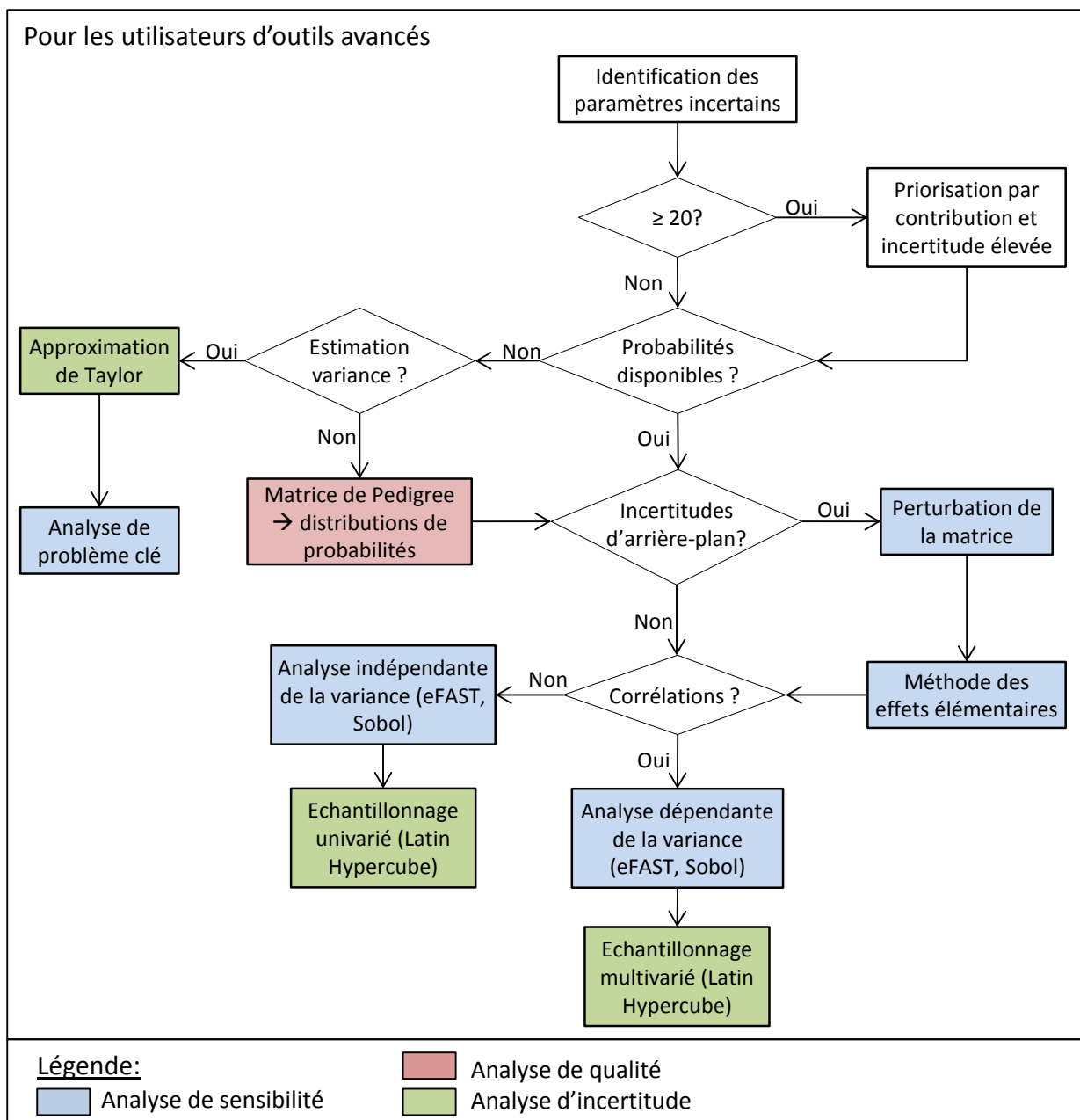


Figure 21 : Procédure d'analyse de sensibilité et d'incertitude pour les utilisateurs d'outils avancés

3.2.3 Possibilités d'amélioration pour le futur

Nous décrivons ici des points qui nécessiteraient des travaux de recherche plus intenses pour améliorer les analyses de sensibilité et d'incertitude.

Comme mentionné précédemment, la matrice de Pedigree pourrait être affinée par secteur / activité afin de faciliter la tâche du praticien et d'obtenir des facteurs d'incertitude plus spécifiques. Cela demanderait un grand travail de collecte de données (comme celui commencé par Ciroth et al., 2013) pour déterminer l'incertitude des flux dues à chaque critère de qualité. **L'amélioration de la matrice de Pedigree est sûrement une tâche très utile** car très peu de données statistiques sont en réalité disponibles lors d'une étude ACV, et cette analyse qualitative représente donc une solution beaucoup plus abordable pour que le praticien puisse quantifier l'incertitude de ses données. Nous avons également vu par l'enquête que le manque de données était l'un des facteurs principaux qui empêche une plus grande diffusion des analyses d'incertitude et de sensibilité.

La logique floue est également une alternative lorsque l'on ne peut pas déduire de distributions de probabilité. Cependant, elle n'a été appliquée que pour des cas d'étude simples et l'arithmétique floue

proposée par Tan (2008) et Heijungs & Tan (2010) a été remise en cause par Cruze et al. (2013). Sa mise en œuvre demande donc de nouveaux efforts de recherche pour valider la méthode de propagation de distributions de possibilité mais aussi des outils pratiques qui permettent de l'appliquer pour une ACV non simplifiée.

Ensuite, **la quantification des incertitudes liées à la définition du modèle ACV et donc reposant sur des choix du praticien pourrait être étudiée**. Rousseaux et al. (2001) ont proposé des indicateurs de qualité liés à la répétabilité du système concernant les règles d'inclusion / exclusion de procédés ou de flux, de définition de l'unité fonctionnelle et d'allocation. Cependant cette évaluation ne permet pas de quantifier les effets de ces choix ou l'incertitude associée aux résultats.

Enfin, un important avancement futur concerne **l'amélioration de la caractérisation des incertitudes et des méthodes d'analyses dans les logiciels ACV**. En effet, pour l'instant quelques logiciels permettent de traiter les incertitudes des procédés d'inventaire d'arrière-plan mais il faudrait également que les méthodes d'évaluation des impacts présentent leurs facteurs de caractérisation avec les incertitudes associées. De plus, nous avons remarqué que les analyses de sensibilité et d'incertitude disponibles manquent de fiabilité (que ce soit pour la prise en compte des corrélations ou pour une analyse de sensibilité à partir des incertitudes en entrée) et demandent des temps de calculs très longs. Les tests faits par l'équipe du LIST ont montré qu'une analyse Monte Carlo sur 10 000 simulations prend plusieurs heures avec SimaPro ou OpenLCA tandis qu'elle prend quelques minutes avec le logiciel Brightway2. Les développeurs de logiciels travaillent à ces améliorations. Nous avons ainsi été informés que GreenDelta GmbH (développeur d'OpenLCA) élabore actuellement un outil pour l'analyse de sensibilité globale (information personnelle).

3.3 Comment analyser et communiquer les résultats ?

3.3.1 Résultats de l'enquête

Les praticiens interrogés ont majoritairement répondu qu'ils se servaient des résultats des analyses de sensibilité et d'incertitude pour mettre les conclusions en perspective mais un grand nombre d'entre eux les utilisent également pour raffiner le modèle ACV dans un processus itératif (Figure 22).

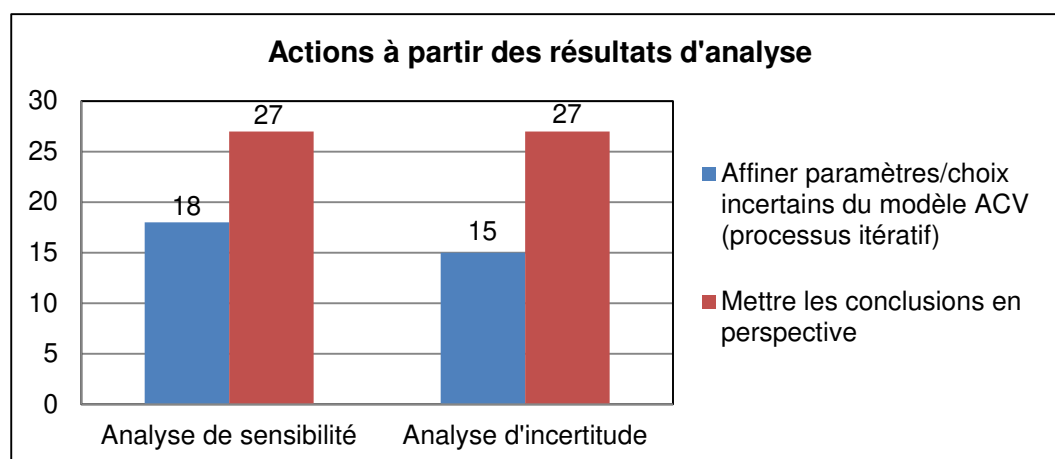


Figure 22 : Réponses de l'enquête concernant l'utilisation des résultats.

3.3.2 Recommandations

➤ Interprétation

Dans le cas **d'une étude comparative**, l'analyse d'incertitude permet de supporter la prise de décision car elle détermine si la différence observée est significative ou si elle est seulement due aux incertitudes des modèles ACV.

Lorsque l'on traite des distributions de probabilité, la différence d'impacts entre deux systèmes est considérée significative si son écart-type à 95% n'inclut pas la valeur zéro (il y a moins de 5% de chances que les deux scénarios ne soient pas différents). Il est également possible d'effectuer des tests statistiques pour évaluer si la différence est statistiquement significative, tel que le t-test (p.ex. Benetto et al., 2009), qui est implémenté dans le logiciel CMLCA.

Dans le cas de distribution de possibilité, il est possible de les transformer en probabilité grâce à la méthode proposée par André & Lopes (2012) et donc de suivre les règles citées précédemment. Sinon, Weckenmann & Schwan (2001) définissent qu'un produit A est meilleur qu'un produit B si les champs d'incertitudes ne se chevauchent pas (ou peu) ou s'ils se chevauchent mais qu'ils ont la même amplitude.

Enfin, concernant l'utilisation de la variance des alternatives comparées, Hong et al. (2010) déterminent la probabilité qu'un scénario A soit meilleur qu'un scénario B si la variance du ratio A/B est inférieure à 1. Cette dernière est calculée à partir de la variance des paramètres des deux scénarios.

Lorsqu'aucune préférence ne peut être mise en valeur à cause des incertitudes des résultats, il faut alors essayer de comprendre les facteurs influençant cette variabilité et donc effectuer une analyse de sensibilité. Les paramètres clés identifiés peuvent alors être étudiés pour tenter de raffiner le modèle (p.ex. obtenir plus de données, faire appel à des experts pour juger les incertitudes implémentées) et obtenir des résultats moins incertains.

Dans le cas d'une amélioration continue des performances environnementales au sein d'une entreprise, il se peut que la moyenne des impacts environnementaux diminue d'une période/production sur l'autre mais que les intervalles d'incertitudes se chevauchent. Dans ce cas, il faut étudier si les incertitudes ont les mêmes sources (p.ex. variabilité saisonnière des consommations similaire, procédés d'arrière-plan identiques, etc.). Dans ce cas, il est possible de considérer qu'il y a eu effectivement une amélioration car les effets des incertitudes peuvent être similaires et provenir du même environnement (chaîne de production, outils et praticien ACV). La variation des résultats doit cependant être prise en compte pour une comparaison avec un système externe.

Pour une **étude non comparative** (communication, comptabilité environnementale, développement de modèles,...), les analyses d'incertitude et de sensibilité permettent de connaître la fiabilité des résultats et du modèle. En effet, si la variabilité des résultats est grande (p.ex. supérieure à un ordre de grandeur), alors il faut comprendre son origine et tenter de réduire les incertitudes. Sans cela, le praticien n'a aucune idée de la précision de ses résultats, des effets d'incertitudes, d'interactions ou de non-linéarité de son modèle ACV.

➤ *Communication*

Lorsque l'étude ACV est à l'intention d'industriels ou de décideurs (dans le cadre d'une communication B2B, de support stratégique pour des politiques ou d'une écoconception de produit), les résultats doivent rester lisibles et compréhensibles. Il est alors possible de renseigner l'écart-type, la variance ou les intervalles de confiance qui sont des indicateurs faciles à comprendre. Par exemple, le rapport de Höglund & Martinsson (2013) destiné à l'association européenne du secteur de la tourbe et des supports de culture (EPAGMA) compare les impacts de différentes gestions des terres avec des boîtes à moustaches ou avec des histogrammes comprenant les intervalles de confiance (**Figure 23**). Les conclusions de l'analyse de sensibilité peuvent être formulées de façon qualitative pour indiquer les principaux facteurs d'incertitude (p.ex. en ajoutant en parallèle des contributions aux impacts, l'effet des incertitudes des paramètres d'entrée). Pour la **déclaration environnementale des produits de construction**, l'arrêté du 23 décembre 2013 (Journal Officiel de la République Française, 2013) spécifie que le **rapport de l'étude doit fournir les intervalles de variation des aspects environnementaux** déterminés par l'analyse de sensibilité.

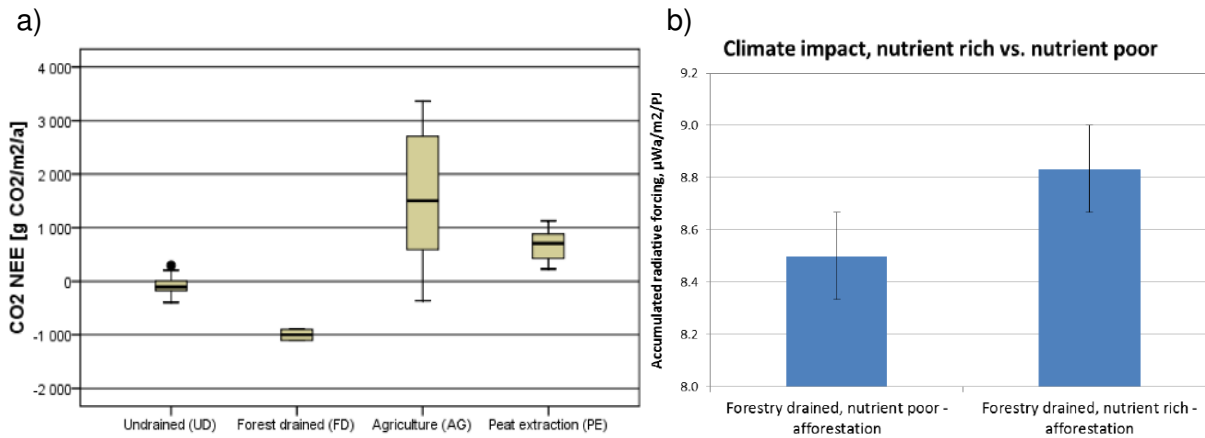


Figure 23 : Exemples de communication des résultats d'analyse d'incertitude ou de sensibilité pour des industriels ou décideurs : a) Boîtes à moustaches, et b) Histogramme avec intervalles de confiance (Höglund & Martinsson, 2013).

Si les résultats sont communiqués à des experts en ACV, dans le cadre d'un développement de modèle (d'inventaire ou d'évaluation d'impacts) ou autre travail de recherche, le niveau de détail peut être plus élevé. En effet, la transparence sur la méthodologie et les résultats est d'autant plus importante si d'autres utilisateurs veulent réutiliser les conclusions de l'étude. Un effort de documentation est donc requis. Par exemple, Cucurachi (2014) a détaillé les résultats de l'analyse de sensibilité globale (indices du premier ordre des paramètres dans la Figure 24a) effectuée sur son modèle de caractérisation des impacts liés au bruit. Mutel et al. (2013) montrent la sensibilité et la non-linéarité des facteurs de caractérisation pour l'occupation des terres obtenus à partir de la méthode des effets élémentaires (Figure 24b) et Sonnemann et al. (2003) visualisent la probabilité et fréquence des émissions de métaux lourds liés à la production d'électricité issus d'une analyse Monte Carlo (Figure 24c).

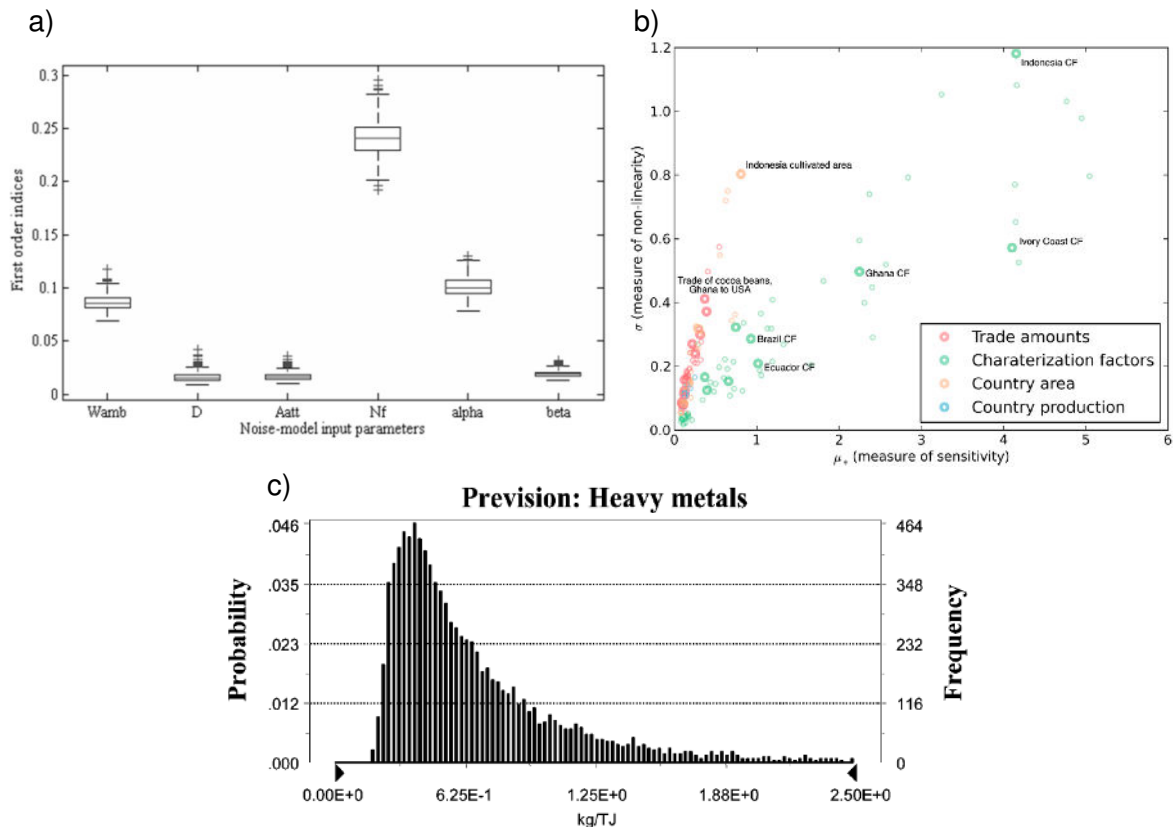


Figure 24 : Exemples de communication des résultats d'analyse d'incertitude ou de sensibilité pour des Praticiens de l'ACV : a) indices Sobol du premier ordre (Cucurachi, 2014), b) moyennes et écarts-types des effets élémentaires (Mutel et al., 2014), et c) simulations Monte Carlo (Sonnemann et al., 2003)

Pour conclure, il est évident que **le praticien doit s'adapter à l'audience visé par l'étude ACV** mais il faut cependant aller vers une communication plus transparente où les résultats d'analyse d'incertitude et de sensibilité sont mentionnés, même si ce n'est que de façon qualitative. Proposer des graphes complexes tels que ceux de la **Figure 24** n'est sûrement utile que pour un public expert et averti. Le rôle du praticien lorsqu'il s'adresse à une audience plus large est d'expliquer les conclusions des analyses de sensibilité et d'incertitude, sans pour autant en fournir tous les détails.

3.4 Conclusions

Après les définitions des incertitudes et des méthodes d'analyse, ce guide permet de comprendre l'intérêt et la mise en œuvre des analyses de sensibilité et d'incertitude en ACV selon le contexte et objectifs de l'étude.

Nous recommandons d'effectuer ces analyses pour tous types d'ACV pour en assurer sa robustesse et sa transparence. Ces études sont obligatoires pour une étude comparative communiquée au public et l'analyse de sensibilité peut également l'être pour une déclaration environnementale. De plus, il est fortement recommandé de présenter les incertitudes des résultats et d'évaluer les effets de la variabilité des paramètres dans le cadre d'une aide à la décision (pour estimer le degré de validité des recommandations environnementales), d'une communication au public (notamment pour éviter le « greenwashing ») et d'un développement de modèle (pour assurer la fiabilité et parcimonie du modèle).

Pour la mise en œuvre des approches, la première étape de caractérisation des incertitudes est primordiale. Le praticien doit tenter d'avoir le plus de données possibles afin d'obtenir des résultats réalistes. Si possible, il faut se baser sur des distributions de probabilité. Celles-ci peuvent être déterminées de façon empirique (mesures, bases de données) ou à partir d'indicateurs de qualité. La matrice de Pedigree est un outil reconnu pour pallier au manque de données et construire une distribution de probabilité à partir de jugements qualitatifs. Elle présente cependant aussi des limites (facteurs génériques, distribution log-normale seulement) qui sont des thèmes de recherche actuels. La détermination de la variance peut également s'avérer une solution pour caractériser l'incertitude de façon moins fastidieuse. La définition de distribution de possibilité reste une approche rarement appliquée qui doit être encore améliorée pour pouvoir être opérationnelle. Enfin, les incertitudes liées à la définition du modèle ACV (règle d'allocation, de coupure, etc.) sont pour l'instant traitées de façon simpliste via une analyse de scénarios. Des futurs développements méthodologiques seraient à envisager pour traiter ces incertitudes difficilement quantifiables.

Nous avons distingué les procédures d'analyses selon les outils utilisés car les logiciels ACV classiques possèdent malheureusement des fonctionnalités limitées. Dans ce cas, il est possible de faire une analyse Monte Carlo et des variations de paramètres un à la fois à partir des distributions de probabilité spécifiées (SimaPro, OpenLCA et CMLCA préférés), ou déterminer la variance des résultats et les problèmes clés à partir des variances des entrées avec le logiciel CMLCA. Dans le cas d'outils avancés (Brightway2, MATLBAB, Simlab, Crystal Ball, etc.), des approches plus complexes et fiables peuvent être mises en place. Si nécessaire, il faut dans un premier temps réduire le nombre de paramètres incertains par une analyse de perturbation de la matrice et des effets élémentaires. En fonction de la présence de corrélations entre les paramètres restants, l'analyse de sensibilité globale (indices de Sobol, eFAST) et l'analyse d'incertitude par échantillonnage (Latin Hypercube de préférence) sont alors adaptées et fournissent la distribution des résultats, l'influence des incertitudes des paramètres d'entrée et les effets d'interactions du modèle. Il est évident que les logiciels ACV ont encore des progrès à faire concernant l'implémentation d'incertitudes (base de données ou méthodes d'évaluation d'impacts) et d'outils de calculs (sensibilité globale, prise en compte des corrélations) mais aussi la rapidité de calcul pour faciliter l'utilisation d'analyse de sensibilité et d'incertitude.

Les résultats des analyses permettent d'identifier si une différence entre des alternatives comparées est significative ou non, mais aussi à affiner le modèle grâce à l'identification des principaux facteurs. La communication des résultats doit être adaptée au public de l'étude, en restant assez simple pour les industriels et décideurs, et plus détaillée pour les autres praticiens. Il est en tous cas important de mentionner les conclusions de ces analyses même si ce n'est que de façon qualitative.

Références

- André J.C.S., Lopes D.R. (2012). On the use of possibility theory in uncertainty analysis of life cycle inventory. *Int J LCA* 17, 350-361.
- Ardente F., Beccali M., Cellura M. (2004). F.A.L.C.A.D.E.: a fuzzy software for the energy and environmental balances of products. *Ecol Model* 176, 359-379.
- Baudrit C., Guyonnet D., Dubois D. (2005). Post-processing the hybrid method for addressing uncertainty in risk assessments. *Envir Eng* 131, 1750-1754.
- Baudrit C., Dubois D., Guyonnet D. (2006). Joint propagation and exploitation of probabilistic and possibilistic information in risk assessment models. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 14, 593-608.
- Benetto E. (2002). Evaluation de l'incertitude des Impacts environnementaux du Cycle de Vie (EI²CV) et conception de l'éco-innovation : application à la filière charbon. Thèse doctorale, LAEPSI – INSA Lyon (France).
- Benetto E., Becker M., Welfring J. (2009). Life Cycle Assessment of Oriented Strand Boards (OSB): from Process Innovation to Ecodesign. *Envir Sci Technol* 43, 6003-6009.
- Benetto E., Dujet C., Rousseaux P. (2008). Integrating fuzzy multicriteria analysis and uncertainty evaluation in life cycle assessment. *Envir Model & Software* 23, 1461-1467.
- Bojaca C.R., Schrevels E. (2010). Parameter uncertainty in LCA: stochastic sampling under correlation. *Int J LCA* 15, 238-246.
- Ciroth, A., Muller, S., Weidema, B., Lesage, P. (2013). Empirically based uncertainty factors for the pedigree matrix in ecoinvent. *Int J LCA*, DOI 10.1007/s11367-013-0670-5.
- Clavreul J., Guyonnet D., Christensen T.H. (2012). Quantifying uncertainty in LCA-modelling of waste management systems. *Waste Manag* 32, 2482-2495.
- Clavreul J., Guyonnet D., Tonini D., Christensen T.H. (2013). Stochastic and epistemic uncertainty propagation. *Int J LCA* 18, 1393-1403.
- Coulon R., Camobreco V., Teulon H., Besnainou J. (1997). Data Quality and Uncertainty in LCI. *Int J LCA* 2(3), 178-182.
- Cruze N., Goel P.K., Bakshi B.R. (2013). On the "rigorous proof of fuzzy error propagation with matrix-based LCI". *Int J LCA* 18, 516-519.
- Cucurachi S. (2014). Impact assessment modelling of matter-less stressors in the context of Life Cycle Assessment. PhD thesis, Leiden University, Issue date: 2014-10-21.
- Cucurachi S., Heijungs R. (2014). Characterisation factors for life cycle impact assessment of sound emissions. *Sci Tot Envir* 468-469, 280-291.
- Dandres T., Gaudreault C., Seco P.T., Samson R. (2014). Uncertainty management in a macro life cycle assessment of a 2005–2025 European bioenergy policy. *Renew Sustain Energy Reviews* 36, 52-61.
- De Koning A., Schowanek D., Dewaele J., Weisbrod A., Guinée J. (2010). Uncertainties in a carbon footprint model for detergents; quantifying the confidence in a comparative result. *Int J LCA* 15, 79-89.

- Dubois D., Guyonnet D. (2011). Risk-informed decision-making in the presence of epistemic uncertainty. *Int J Gen Syst* 40, 145–167.
- European Commission (2013). Commission recommendation of 9 April 2013 on the use of common methods to measure and communicate the life cycle environmental performance of products and organisations. *Official Journal of the European Union* - 2013/179/EU.
- European Commission (2010). International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook - General guide for Life Cycle Assessment - Detailed guidance. Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability: First edition March 2010. EUR 24708 EN. Luxembourg.
- Finnveden G., Lindfors L.G. (1998). Data Quality of Life Cycle Inventory Data- Rules of Thumb. *Int J LCA* 3(2), 65-66.
- Frischknecht R., Doka G., Dones R., Heck T., Hellweg S., Hirschier R., Nemecek T., Rebitzer G., Spielmann M., Wernet G. (2007). Overview and Methodology – ecoinvent report No. 1. Dübendorf (Switzerland).
- Geldermann J., Spengler T., Rentz O. (2000). Fuzzy outranking for environmental assessment - Case study: iron and steel making industry. *Fuzzy Set & Systems* 115, 45-65.
- Geisler G., Hellweg S., Hungerbühler K. (2005). Uncertainty Analysis in Life Cycle Assessment (LCA): Case Study on Plant-Protection Products and Implications for Decision Making. *Int J LCA* 10(3), 184-192.
- Groen E.A., Heijungs R., Bokkers E.A.M., de Boer I.J.M. (2014). Sensitivity analysis in life cycle assessment. 9th International Conference LCA of Food San Francisco (USA), 8-10 October 2014.
- Güereca L.P., Agel N., Baldasano J.M. (2007). Fuzzy Approach to Life Cycle Impact Assessment - An Application for Biowaste Management Systems. *Int J LCA* 12(7), 486-496.
- Guyonnet D., Bourguine B., Dubois D., Fargier H., Côme B., Chilès J.P. (2003). Hybrid approach for addressing uncertainty in risk assessments. *Environ Eng* 129, 68–78
- Heijungs R. (1994). A generic method for the identification of options for cleaner products. *Ecol Econ* 10, 69-81.
- Heijungs R. (1996). Identification of key issues for further investigation in improving the reliability of life-cycle assessments. *J Clean Prod* 4(3-4), 159-166.
- Heijungs R. (2002). The use of matrix perturbation theory for addressing sensitivity and uncertainty issues in LCA. *Proceedings of the Fifth International Conference on EcoBalance – Practical Tools and Thoughtful Principles for Sustainability, Tokyo (Japan)*.
- Heijungs R. (2010). Sensitivity coefficients for matrix-based LCA. *Int J LCA* 26, 511-520.
- Heijungs R., Frischknecht R. (2005). Representing Statistical Distributions for Uncertain Parameters in LCA - Relationships between mathematical forms, their representation in EcoSpold, and their representation in CMLCA. *Int J LCA* 10(4), 248 – 254.
- Heijungs R., Kleijn R. (2001). Numerical Approaches Towards Life Cycle Interpretation - Five Examples. *Int J LCA* 6(3), 141-148.
- Heijungs R., Lenzen M. (2014). Error propagation methods for LCA—a comparison. *Int J LCA* 19, 1445-1461.

- Heijungs R., Suh S. (2002). *The Computational Structure of Life Cycle Assessment*, vol. 11. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht (the Netherlands).
- Heijungs R., Tan R.R. (2010). Rigorous proof of fuzzy error propagation with matrix-based LCI. *Int J LCA* 15, 1014-1019.
- Hertwich E.G., McKone T.E., Pease W.S. (1999). Parameter Uncertainty and Variability In Evaluative Fate and Exposure Models. *Risk Anal* 19(6), 1193-1204.
- Hertwich E.G., McKone T.E., Pease W.S. (2000). A Systematic Uncertainty Analysis of an Evaluative Fate and Exposure Model. *Risk Anal* 20(4), 439-454.
- Höglund J., Martinsson F. (2013). Comparative review of variations in LCA results and peatland emissions from energy peat utilisation. IVL Report B2123, <http://www.ivl.se/download/18.372c2b801403903d275252a/1379399919847/B2123.pdf>
- Hong J., Shaked S., Rosenbaum R.K., Jolliet O. (2010). Analytical uncertainty propagation in life cycle inventory and impact assessment: application to an automobile front panel. *Int J LCA* 15, 499-510.
- Huijbregts M.A.J. (1998). Application of Uncertainty and Variability in LCA. *Int J LCA* 3(6), 343-351.
- Huijbregts M.A.J. (2001). Uncertainty and variability in environmental life cycle assessment. PhD thesis, University of Amsterdam (the Netherlands).
- Huijbregts M.A.J., Gilijamse W., Ragas A.D.M.J., Reijnders L. (2003). Evaluating Uncertainty in Environmental Life-Cycle Assessment. A Case Study Comparing Two Insulation Options for a Dutch One-Family Dwelling. *Envir Sci Technol* 37, 2600-2608.
- Imbeault-Tétrault H., Jolliet O., Deschênes L., Rosenbaum R.K. (2013). Analytical Propagation of Uncertainty in Life Cycle Assessment Using Matrix Formulation. *J Indus Ecol* 17(4), 485-492.
- ISO-International Organisation For Standardisation (2006). *Environmental Management — Life Cycle Assessment ISO 14040 Principles and Framework ISO 14044 Requirements and Guidelines*. Geneva (Switzerland).
- Journal Officiel de la République Française, Texte 27 sur 90 (2013). Arrêté du 23 décembre 2013 relatif à la déclaration environnementale des produits de construction et de décoration destinés à un usage dans les ouvrages de bâtiment. NOR : ETL1331233A.
- Kennedy D.J., Montgomery D.C., Rollier D.A., Keats J.B. (1996). Data Quality - Assessing Input Data Uncertainty in Life Cycle Assessment Inventory Models. *Int J LCA* 2(4), 229-239.
- Lenzen M. (2001). Errors in Conventional and Input-Output-based Life-Cycle Inventories. *J Indus Ecol* 4(4), 127-148.
- Lloyd S.M., Ries R. (2007). Characterizing, Propagating, and Analyzing Uncertainty in Life-Cycle Assessment. *J Indus Ecol* 11(1), 161-179.
- Lo S.C., Ma H., Lo S.L. (2005). Quantifying and reducing uncertainty in life cycle assessment using the Bayesian Monte Carlo method. *Sci Tot Envir* 340, 23-33.
- Maurice B., Frischknecht R., Coelho-Schwartz V., Hungerbühler K. (2000). Uncertainty analysis in life cycle inventory. Application to the production of electricity with French coal power plants. *J Clean Prod* 8, 95-108.

May J.R., Brennan D.J. (2003). Application of Data Quality Assessment Methods to an LCA of Electricity Generation. *Int J LCA* 8(4), 215-225.

Meier M.A. (1997). Eco-Efficiency Evaluation of Waste Gas Purification Systems in the Chemical Industry. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology Zurich (Switzerland).

Mery Y., Tiruta-Barna L., Baudin I., Benetto E., Igos E. (2014). Formalization of a technical procedure for process ecodesign dedicated to drinking water treatment plants. *J Clean Prod* 68, 16-24.

Morris M.D. (1991). Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments. *Technometrics* 33(2), 161-174.

Muller S., Lesage P., Ciroth A., Mutel C., Weidema B.P., Samson R. (2014). The application of the pedigree approach to the distributions foreseen in ecoinvent v3. *Int J LCA* DOI 10.1007/s11367-014-0759-5.

Mutel C.L., de Baan L., Hellweg S. (2013). Two-Step Sensitivity Testing of Parametrized and Regionalized Life Cycle Assessments: Methodology and Case Study. *Envi Sci Technol* 47, 5660-5667.

Padey P. (2012). Modèles simplifiés d'Analyse de Cycle de Vie : cadre méthodologique et applications aux filières de conversion d'énergie. Thèse doctorale, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris (France).

Pallant J. (2007). SPSS survival manual, a step by step guide to data analysis using SPSS for windows. 3 ed. Sydney: McGraw Hill, pp. 179–200.

Peters G.P. (2013). Efficient Algorithms for Life Cycle Assessment, Input-Output Analysis and Monte-Carlo Analysis. *Int J LCA* 12(6), 373-380.

Razali N., Wah Y.B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics* 2 (1): 21–33.

Reza B., Sadiq R., Hewage K. (2013). A fuzzy-based approach for characterization of uncertainties in emergy synthesis: an example of paved road system. *J Clean Prod* 59, 99-110.

Rousseaux P., Labouze E., Suh Y.J., Blanc I., Gaveglia V., Navaro A. (2001). An Overall Assessment of Life Cycle Inventory Quality - Application to the Production of Polyethylene Bottles. *Int J LCA* 6(5), 299-306.

Rugani B., Benetto E. (2012). Improvements to emergy evaluations by using life cycle assessment. *Environ Sci Technol* 46, 4701-4712.

Sakai S., Yokoyama K. (2002). Formulation of sensitivity analysis in life cycle assessment using a perturbation method. *Clean Tech Environ* 4, 72-78.

Saltelli A., Ratto M., Andres T., Campolongo F., Gatelli D., Saisana M., Tarantola S. (2008). *Global Sensitivity Analysis - The Primer*. Ed. John Wiley & Sons, Ltd (England)

Sonnemann G.W., Schuhmacher M., Castells F. (2003). Uncertainty assessment by a Monte Carlo simulation in a life cycle inventory of electricity produced by a waste incinerator. *J Clean Prod* 11, 279-292.

-
- Steen B. (1997). On uncertainty and sensitivity of LCA-based priority setting. *J Clean Prod* 5(4), 255-262.
- Sultan R., Ahmad S.P. (2013). Comparison of parameters of lognormal distribution based on the classical and posterior estimates. *J Modern Applied Statistical Methods* 12(2), 304-313.
- Tan R.R. (2008). Using fuzzy numbers to propagate uncertainty in matrix-based LCI. *Int J LCA* 13(7), 585-592.
- Thabrew L., Lloyd S., Cypcar C., Hamilton J.D., Ries R. (2008). Life Cycle Assessment of Water-based Acrylic Floor Finish Maintenance Programs. *Int J LCA* 13(1), 65-74.
- US-EPA (United States Environmental Protection Agency) (1989). Exposure factors handbook. Report EPA/600/8-89/043. Washington DC (USA).
- Van Zelm R., Huijbregts M.A.J. (2013). Quantifying the Trade-off between Parameter and Model Structure Uncertainty in Life Cycle Impact Assessment. *Environ Sci Technol* 47, 9274-9280.
- Weckenmann A., Schwan A. (2001). Environmental Life Cycle Assessment with Support of Fuzzy-Sets. *Int J LCA* 6(1), 13-18.
- Wei W., Larrey-Lassalle P., Faure T., Dumoulin N., Roux P., Mathias J.-D. (2015). How to conduct a Proper Sensitivity Analysis in Life Cycle Assessment: Taking into Account Correlations within LCI Data and Interactions within the LCA Calculation Model. *Environ. Sci. Technol.* 49, 377-385.
- Weidema B.P., Wesnaes M.S. (1996). Data quality management for life cycle inventories - An example of using data quality indicators. *J Clean Prod* 4(3-4), 167-174.
- Weidema B.P. (1998). Multi-User Test of the Data Quality Matrix for Product Life Cycle Inventory Data. *Int J LCA* 3(5), 259-265.
- Zamagni A., Buonamici R., Buttol P., Porta P.L., Masoni P. (2009). Main R&D lines to improve reliability, significance and usability of standardised LCA - Deliverable D14 of work package 5 of the CALCAS project.
- Zamagni A., Buttol P., Porta P.L., Buonamici R., Masoni P., Guinée J., Heijungs R., Ekvall T., Bersani R., Bienkowska A., Pretato U. (2008). Critical review of the current research needs and limitations related to ISO-LCA practice - Deliverable D7 of work package 5 of the CALCAS project.
- Zheng G., Jing Y., Huang H., Gao Y. (2011). Applying LCA and fuzzy AHP to evaluate building energy conservation. *Civil Engin & Envir Systems* 28(2), 123-141.