

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

### SYNTHESE

Juin 2015

#### Responsables scientifiques :

- **Elorri Igos, Enrico Benetto**

Luxembourg Institute of Science and Technology\*

Environmental Research and Innovation department

5, avenue des Hauts-Fourneaux, L-4362 Esch/Alzette



\*Au 1<sup>er</sup> janvier 2015, le Centre de Recherche Public Henri Tudor et le Centre de Recherche Public Gabriel Lippmann fusionneront pour former une nouvelle organisation de recherche et technologie appelée « Luxembourg Institute of Science and Technology ».

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

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](http://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.

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 (livrable D1.2), les résultats de l'enquête en ligne sur les pratiques actuelles et les recommandations issues du guide pratique (livrable D3).

## 1. Intérêt et contexte d'application des analyses

### *Etat de l'art*

L'analyse d'incertitude permet d'évaluer l'incertitude du résultat due aux incertitudes en entrée du modèle. Cette analyse s'appuie donc sur des méthodes de propagation d'incertitudes. Le résultat est la quantification des incertitudes sur la sortie du modèle. 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 locale se concentre sur la réponse du modèle en fonction de faibles variations autour de la valeur des entrées, l'analyse globale permet d'explorer l'espace entier des paramètres afin de déterminer la contribution de l'incertitude de chaque paramètre sur l'incertitude du résultat. Il est alors possible de diminuer la variation des résultats en tentant d'améliorer la qualité des paramètres dont la contribution est la plus élevée afin d'affiner le modèle ACV. L'analyse de qualité permet d'agréger des critères de qualité (représentativité, complétude, etc.) pour définir une distribution de probabilité des paramètres. Elle est donc un support pour l'analyse d'incertitude ou de sensibilité et sera détaillée ici dans la section de caractérisation de l'incertitude. Les études ACV revues effectuant un de ces types d'analyse traitent tous types de secteurs (agricole, énergie, déchets, construction, etc.).

### *Résultats de l'enquête*

Les praticiens ayant répondu à l'enquête en ligne appliquent souvent l'analyse de sensibilité tandis que l'analyse d'incertitude est moins répandue. Les principales barrières identifiées pour l'application de ces études sont le manque de données et de temps, mais aussi le manque d'utilité/valeur ajoutée pour la sensibilité et le manque de fiabilité des méthodes/outils pour l'incertitude. Il faut noter que les autres facteurs proposés par le questionnaire (manque de pertinence, outils ou connaissances) ont également été mentionnés. Cela montre qu'au-delà des contraintes liées à l'étude (données et temps), un effort doit être entrepris pour démontrer l'intérêt de ces analyses et les implémenter dans des outils fiables. 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. 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. L'enquête a révélé le manque de corrélation entre le secteur de l'étude ACV et l'application des analyses.

### *Recommandations*

Tout d'abord, il faut noter que les analyses de sensibilité et d'incertitude sont obligatoires pour une étude comparative communiquée au public (ISO 14040-14044, 2006). Une analyse de sensibilité peut également être requise pour une déclaration environnementale de produit. Au-delà de ces obligations, nous recommandons fortement d'évaluer la sensibilité et l'incertitude d'une étude ACV lorsqu'elle est utilisée comme aide à la décision (p.ex. écoconception, évaluation de politiques, étude comparative, approche conséquentielle). En effet, le praticien peut alors estimer le degré de validité des conclusions de l'étude et s'orienter plus facilement vers un choix scientifiquement prouvé. 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) car les hypothèses en ACV 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. Nous voyons aussi une grande utilité dans le cas de développement de modèle (d'inventaire ou d'impact). Les études de sensibilité et d'incertitude assurent la fiabilité du modèle et peuvent également permettre de l'affiner, ce qui facilitera son utilisation. Enfin, même si l'étude ACV ne correspond pas à un des cas cités précédemment, nous recommandons d'effectuer une analyse de sensibilité et d'incertitude (lorsque le temps et le budget le permettent). 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 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.

## **2. Caractérisation de l'incertitude**

### *Etat de l'art*

Il est possible de classer l'incertitude par son caractère systématique (imprécision liée à l'opérateur et/ou l'instrument de mesure), stochastique (variabilité des données et du système, aléa et hasard des phénomènes), et épistémique (manque de connaissance sur les données, les modèles ou les règles décrivant un système). L'incertitude 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). La caractérisation peut être effectuée à partir de l'erreur relative (différence relative entre la valeur mesurée et la valeur réelle). Des données statistiques peuvent définir des distributions de probabilité des paramètres (p.ex. uniforme, normale, log-normale) avec des indicateurs tels que la moyenne, la variance ou l'intervalle de confiance. Il est également possible d'utiliser des indicateurs de qualité des données (fiabilité, complétude, corrélation temporelle, corrélation géographique, corrélation technologique et taille de l'échantillon) via la matrice de Pedigree, qui sont convertis en distributions de probabilités. L'approche utilisée par la base de donnéesecoinvent (Frischknecht et al., 2007) fait figure de consensus. Enfin, des distributions de possibilités (souvent triangulaire ou trapézoïdale) peuvent être déterminées à partir des intervalles flous (valeurs possibles pour un degré d'appartenance donné). L'intervalle pour un degré d'appartenance de 1, appelé noyau, reflète les valeurs de préférence et l'ensemble des éléments ayant un degré d'appartenance non-nul représente le support et donc toutes les valeurs possibles. La classification des sources, types et caractérisation des incertitudes est schématisée dans la Figure 1.

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

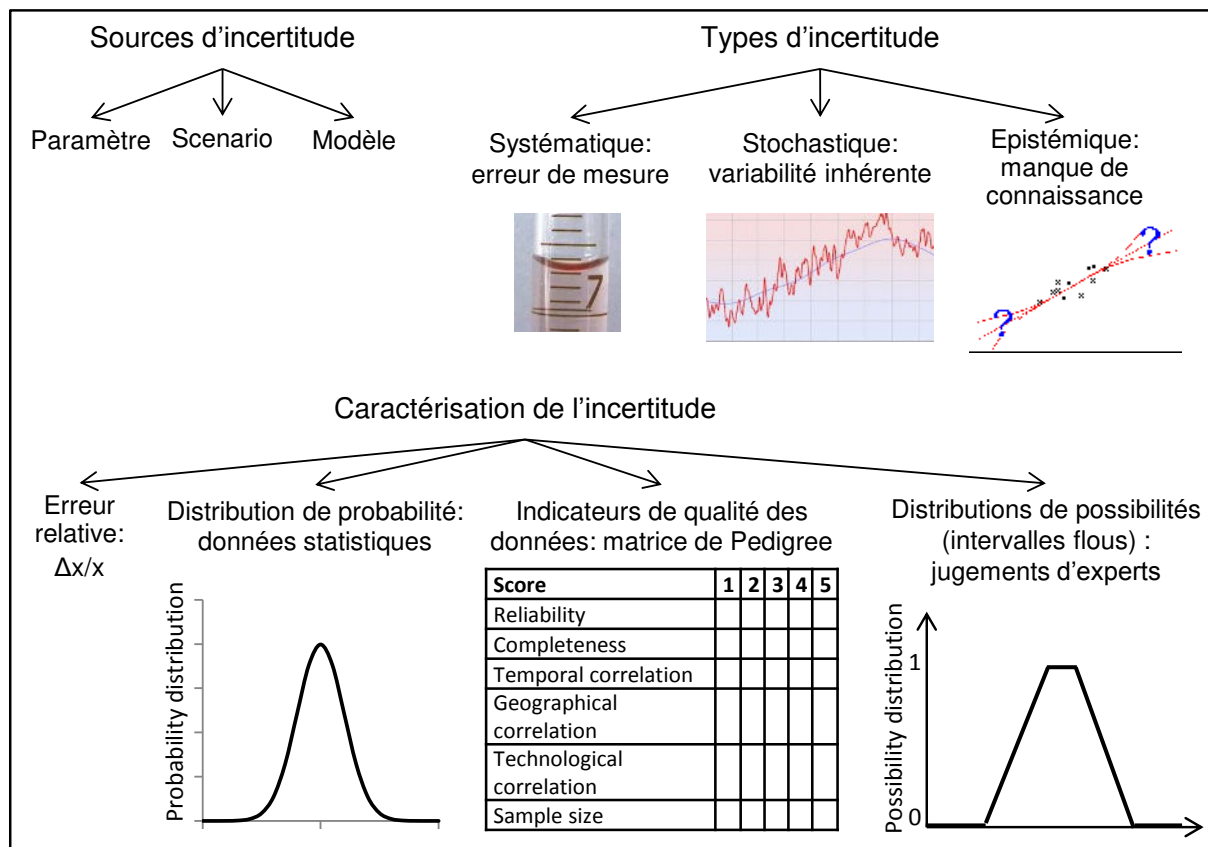


Figure 1 : Sources, types et caractérisation de l'incertitude

### Résultats de l'enquête

L'enquête a montré que les praticiens de l'ACV utilisent le plus souvent des distributions de probabilité et des indicateurs de qualité des données et quelques fois via la variance. Aucun répondant n'a coché les intervalles flous (distributions de possibilité). Ils s'appuient sur des mesures, des jugements d'experts ou des données de littérature, sachant que quelques participants ont soulevé le problème que des mesures étaient rarement disponibles.

### Recommandations

Les recommandations ne concernent que les paramètres quantifiables puisque les incertitudes liées à la définition du modèle et de scénarios (p.ex. choix de la méthode de caractérisation, de la règle de coupure ou d'allocation) ne peuvent être traitées que par analyse de scénarios (implémentés dans les logiciels ACV). Celle-ci doit impliquer les décideurs pour réduire les incertitudes (Zamagni et al., 2009).

Pour les incertitudes quantifiables, la façon la plus précise de les caractériser 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, avec une taille d'échantillon suffisamment grande pour en déduire le type de distribution et ses caractéristiques. Le type de distribution peut être déterminé visuellement (p.ex. avec CMLCA) ou à l'aide de tests statistiques. Le moyen le plus direct de définir le type de distribution est une détermination visuelle.

Si l'échantillon de données est très petit ou si aucune donnée statistique n'est disponible, plusieurs choix s'offrent au praticien :

- Tout d'abord, un expert ou le fournisseur de données peut estimer la variance du paramètre (p.ex.  $\pm 10\%$ ). Ici, aucune hypothèse de distribution n'est faite et une approche analytique sera utilisée pour les analyses de sensibilité et d'incertitude.

- Sinon, le praticien effectue une analyse de qualité via la matrice de Pedigree pour estimer l'écart-type (calcul fait automatiquement par OpenLCA et CMLCA). Cette méthode est cependant pour l'instant seulement applicable pour les distributions log-normales, considère des facteurs génériques qui peuvent ne pas être adaptés au système étudié et peut surestimer l'erreur lorsqu'un critère de qualité est inconnu. Des travaux d'amélioration sont en cours (Ciroth et al., 2013 ; Muller et al., 2014) et doivent être poursuivis pour obtenir des incertitudes plus représentatives de la réalité.
- Enfin, la définition de distribution de possibilité peut 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 le support et le 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 et d'une grande subjectivité. Nous pensons donc que cette méthode doit encore être développée pour pouvoir être utilisée par des praticiens (notamment les industriels).

### 3. Approches d'analyse de sensibilité et d'incertitude

#### *Etat de l'art*

Les approches d'échantillonnage statistique effectuent plusieurs simulations des résultats à partir de valeurs échantillonnées sur les distributions de probabilité des paramètres d'entrée. Elles donnent la distribution des résultats mais demandent une collecte de données fastidieuse et des calculs intensifs. La méthode de Monte Carlo (échantillonnage aléatoire) reste la plus utilisée car implémentée dans les logiciels usuels d'ACV.

Cependant, des approches telles que Latin Hypercube (échantillonnage stratifiée) ou Monte Carlo bayésien (mise à jour des distributions avec des nouvelles observations) sont plus affinées mais requièrent l'utilisation d'outils non-ACV.

Des analyses basées sur la logique floue (arithmétique floue à partir de la matrice ACV ou système d'inférence floue à partir de règles et jugements qualitatifs) 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, faisant l'objet d'une seule publication ACV, permet d'échantillonner à la fois des distributions de probabilité et de possibilité pour définir une famille de distributions des résultats.

L'analyse analytique par expansion des séries de Taylor appliquée à la matrice ACV, implémentée dans CMLCA, permet un calcul peu intensif de la variance des résultats et nécessite seulement la variance des données mais les résultats sont moins robustes (approximation mathématique valide pour des faibles variations). 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.

Une vue générale des approches est proposée dans la Figure 2.

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

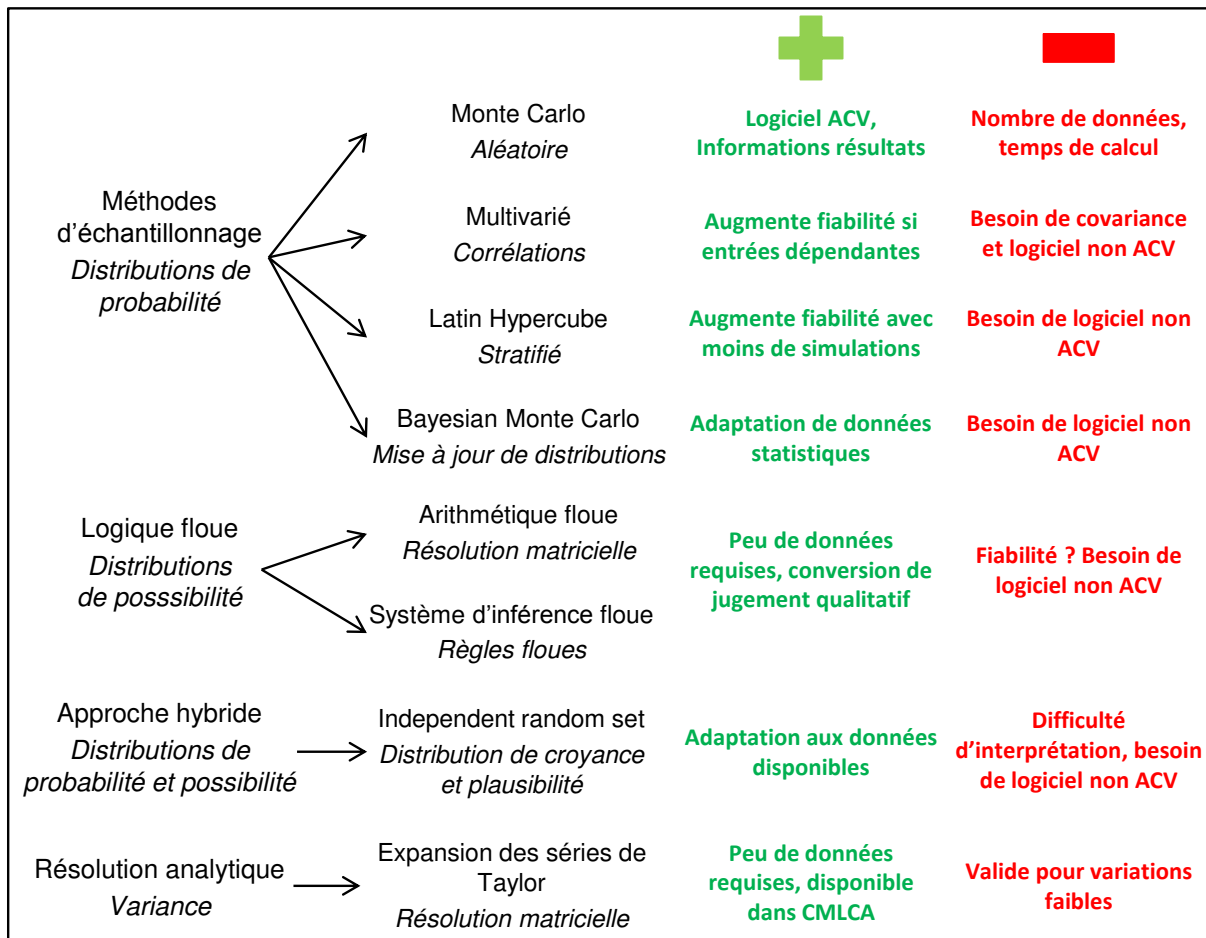


Figure 2 : Avantages et inconvénients des approches d'analyse d'incertitude à partir de la revue de littérature

L'analyse de sensibilité locale se révèle très pratique (facilité d'utilisation, peu de données nécessaires) 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. La méthode des effets élémentaires quantifie ainsi l'importance et les effets de non-linéarité des paramètres, à partir de variations successives sur les domaines de définition de ces derniers.

Les approches de décomposition de la variance évaluent la contribution de la variation des entrées sur la variation des résultats. Dans le cas des méthodes de Fourier ou Sobol, elles peuvent aussi estimer les effets d'interaction grâce à la différence entre l'indice d'ordre total (somme de tous les indices de sensibilité en incluant les effets d'interactions) et l'indice du premier ordre (contribution de la variance de chaque paramètre individuellement). Cependant, ces dernières 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.

Les avantages et inconvénients des méthodes sont résumés dans la Figure 3.

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

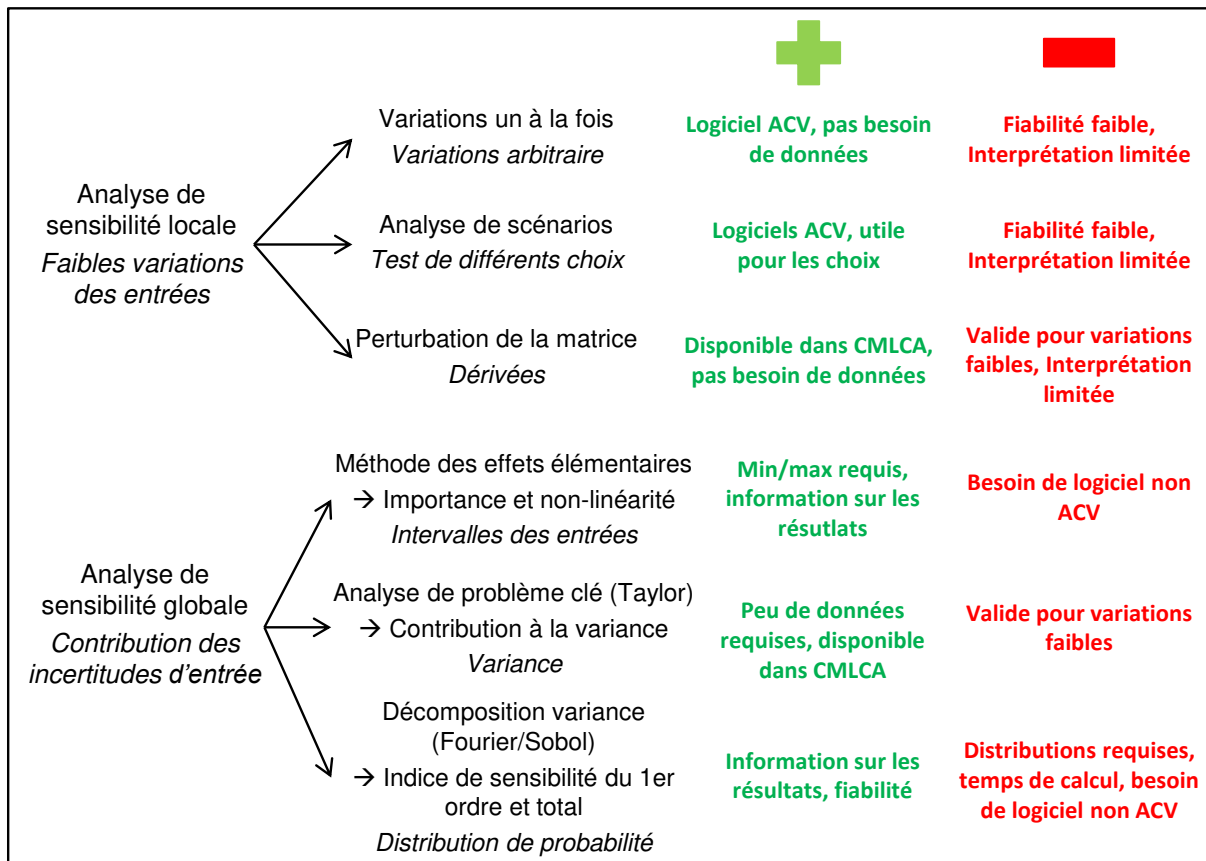


Figure 3 : Avantages et inconvénients des approches d'analyse de sensibilité à partir de la revue de littérature

### 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. Les autres méthodes sont utilisées marginalement, plutôt depuis 2010 et avec plus d'expérience.

Pour l'analyse d'incertitude, l'approche Monte Carlo est majoritairement utilisée (souvent dès la première année de pratique), et les méthodes dérivées (Latin Hypercube, Quasi Monte Carlo, Bayesian Monte Carlo) le sont à moindre échelle et après quelques années d'expérience. Les autres approches sont rarement appliquées.

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

### Recommandations

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 choisissons une limite de 20, qui peut être modifiée selon le temps, le budget et les 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). Concernant le choix des approches, nous distinguons les préconisations selon le type d'outils utilisés car les logiciels d'ACV classiques (SimaPro, GaBi, Umberto, OpenLCA et CMLCA) ne permettent pas des analyses avancées (p.ex. échantillonnage Latin Hypercube,

analyse de sensibilité globale) qui peuvent être effectuées par des outils plus complexes (p.ex. Brightway2, MATLAB, Crystal Ball).

Concernant les outils ACV classiques, la prise en compte de corrélations n'est pas possible. 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. Si des distributions de probabilité peuvent être 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 (au moins 1000 simulations, 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 ainsi que l'utilisation d'incertitudes d'arrière-plan et de types de distributions variés.

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 comme le font souvent les praticiens, il est plus pertinent d'utiliser les domaines de variations réels pour identifier des effets sur les résultats plus réalistes. Lorsque l'on caractérise les incertitudes par des variances, le praticien 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.

Dans le cas d'outils avancés, les changements par rapport à l'utilisation de logiciels ACV 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. Les approches avancées d'analyse de sensibilité globale ne peuvent traiter autant de données. Il est recommandé d'effectuer 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, comme l'ont fait Wei et al. (2015) et Mutel et al. (2013). Ensuite, il faut analyser les corrélations entre les paramètres restants. Le coefficient de corrélation (nombre entre -1 et 1, nul si variables indépendantes) peut se calculer de façon théorique mais cela reste difficile en pratique (manque de données). On peut alors se tourner vers une détermination empirique, comme celle proposée par Wei et al. (2015), même si cela peut paraître arbitraire et subjectif. 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 et l'indice d'ordre total.

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 la sensibilité, de 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.

Pour le futur, plusieurs pistes de recherche pourraient être étudiées. Par exemple, la mise en œuvre de la logique floue, qui représente une alternative en cas de manque de données, demande des 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. 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 développeurs de logiciels travaillent à ces améliorations (p.ex. il est possible que GreenDelta GmbH, développeur d'OpenLCA, élabore un outil pour l'analyse de sensibilité globale).

## 4. Interprétation et communication des résultats

### *Etat de l'art*

Les résultats d'analyse de sensibilité permettent de classer les paramètres d'entrée dont l'incertitude a le plus grand effet sur la variation des résultats, et ainsi d'affiner le modèle ACV.

Les conclusions de l'analyse d'incertitude déterminent la variation des résultats, ce qui est particulièrement utile lors d'une comparaison d'alternative.

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 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. Dans le cas de distribution de possibilité, il est possible de les transformer en probabilité (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.

### *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 utilise également pour raffiner le modèle ACV dans un processus itératif.

### *Recommandations*

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

Pour une étude non comparative, 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. 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. 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).

Si les résultats sont communiqués à des experts en ACV, dans le cadre d'un développement de modèle 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, comme l'ont fait Cucurachi (2014) pour le modèle de caractérisation des impacts liés au bruit, Mutel et al. (2013) pour les facteurs de caractérisation d'occupation des terres et Sonnemann et al. (2003) pour l'inventaire de la production d'électricité.

Pour conclure, il est évident que le praticien doit s'adapter à l'audience visée 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.

## 5. Conclusions

En conclusion, l'étude a permis de clarifier les concepts autour de l'analyse de qualité, de sensibilité et d'incertitude. A partir de l'état de l'art et des résultats de l'enquête en ligne, nous avons pu dresser des recommandations pratiques pour la caractérisation de l'incertitude, la mise en place de ces approches en ACV, et l'interprétation et communication des résultats selon le contexte et objectifs de l'étude. Des efforts de recherche sont encore à poursuivre pour faciliter l'application et améliorer la fiabilité des analyses de sensibilité et d'incertitude, notamment par rapport à l'implémentation de données et fonctionnalités dans les logiciels ACV classiques.