

FIABILITÉ DES CND ET ESTIMATION DE PROBABILITÉS DE DÉTECTION : PROBLÉMATIQUES ET AVANCÉES

NDT RELIABILITY AND PROBABILITY OF DETECTION ESTIMATION: PROGRESS AND ISSUES

N. Dominguez⁽¹⁾, V. Feuillard⁽²⁾, R. Lebrun⁽²⁾, F. Mangeant⁽²⁾
⁽¹⁾ EADS IW – 18 rue Marius Terce – 31025 TOULOUSE Cedex 03
Tél. 05 61 16 88 13 – Fax. 05 61 16 88 05
E-mail : nicolas.dominguez@eads.net
⁽²⁾ EADS IW – 12 rue Pasteur – 92152 SURESNES Cedex
Tél. 05 61 16 88 13 – Fax. 05 61 16 88 05

Résumé

La garantie de la fiabilité des structures aéronautiques passe par une évaluation des méthodes d'inspection non destructives mises en œuvre. Le concept de probabilité de détection (POD) est généralement employé afin de quantifier les performances et la fiabilité des opérations d'inspection. Le coût important d'une étude POD ainsi que la multiplication du nombre de configurations nécessitant l'établissement de courbes POD rendent prégnant le besoin de réduire le coût des campagnes POD. Parallèlement l'émergence de solutions de modélisation des CND rend aujourd'hui envisageable l'utilisation de la simulation comme outil de génération de données utilisables dans l'établissement des POD. EADS IW travaille sur le sujet POD depuis 20 ans et contribue aujourd'hui à mettre en œuvre la démarche de POD assistée par la simulation à travers le projet ANR SISTAE [1]. Dans cet article nous présentons d'une part une méthodologie pour la modélisation des incertitudes dans la démarche de POD assistée par la simulation, et d'autre part des développements effectués sur les méthodes statistiques d'estimation POD ayant pour but d'améliorer la fiabilité de l'estimation tout en allant vers des estimateurs robustes vis-à-vis de données aberrantes.

Abstract

Structure reliability guaranty requires prior evaluation of non destructive testing methods. The concept of Probability Of Detection (POD) is generally used to quantitatively assess performances and reliability of testing operations. High costs of POD campaigns combined with continuous increase in configurations needing POD determination make cost reduction of POD campaigns a major issue. Development and maturity of NDT modelling tools is today a credible prospect for low cost NDT data generation useable in the context of POD studies. EADS IW is involved in POD for 20 years and contributes to implement a simulation assisted POD approach in the framework of the French national funded project SISTAE [1]. The first part of the present article is dedicated to uncertainty modelling in the simulation assisted POD approach, while the second part deals with statistical estimation issues for POD.

INTRODUCTION

La quantification de la fiabilité des méthodes d'inspection est souvent menée par estimation de la probabilité de détection. Cette quantité évalue la capacité du système d'inspection à détecter des défauts en fonction, en général, de leur taille. Une donnée de POD est valable dans un cadre bien précis : un type de pièce (matériau, géométrie), un type de défaut, un système d'inspection et une procédure associée. La modification de l'une de ces composantes nécessite l'établissement d'une nouvelle POD.

L'apparition de nouveaux matériaux et de designs innovants ayant pour but de réduire la masse des structures d'aéronefs implique une multiplication des configurations possibles pouvant nécessiter l'établissement d'une POD ; sans compter sur la mise à disposition de nouvelles techniques de CND ou sur la modification des procédures de contrôle qui vient encore augmenter ce chiffre.

L'estimation d'une POD étant réalisée par analyse statistique de résultats de contrôle, plus le jeu de données disponible est « riche », plus l'estimation de la POD est fiable. Par « riche » on entend à la fois nombreux et bien distribué. Traditionnellement, disposer d'un large jeu de données revient à disposer d'un grand nombre de défauts¹ de taille connue, et à les faire inspecter par plusieurs opérateurs. Une telle démarche expérimentale implique un coût financier important ainsi qu'un délai non négligeable d'obtention des résultats ; ceci donne tout son intérêt à la mise en œuvre d'une démarche de détermination de la POD assistée par la simulation. L'introduction de données CND simulées a pour but de diminuer le nombre de données expérimentales nécessaires. A l'instar des travaux menés aux Etats-Unis par le groupe MAPOD [2], un consortium français a été créé pour travailler sur ce sujet dans le cadre du projet ANR SISTAE [1]. La mise en œuvre d'une telle démarche nécessite la prise en compte des incertitudes liées au contrôle dans la modélisation des CND. La première partie de cet article expose une démarche de modélisation de ces incertitudes dans le but de minimiser le nombre total de calcul à effectuer. La deuxième partie est consacrée à la phase d'estimation de la POD une fois le jeu de données disponible. Parlant d'estimation de la POD, il devient important de définir en termes mathématiques la quantité que l'on cherche à estimer afin de pouvoir envisager la mise en œuvre d'estimateurs autres que ceux classiquement utilisés [3], de manière à améliorer la qualité de l'estimation. On cherchera en particulier à construire des estimateurs moins dépendants d'hypothèses *a priori* sur les données, et plus robustes vis-à-vis de données aberrantes, tout en cherchant à optimiser le nombre de données nécessaires.

MODELISATION DES INCERTITUDES

Un contrôle non destructif, si reproductible soit-il, est intrinsèquement emprunt d'incertitudes (e.g. bruit lié au matériau, désaccouplement ou désaxage léger d'une sonde manipulée par un opérateur, géométrie d'une fissure de fatigue, bruit électronique). L'utilisation du mot « incertitude » s'entend au sens mathématique : il n'est en rien lié à la qualité ou à la bonne définition de la procédure ; il s'agit d'un terme générique désignant tout paramètre pouvant influencer le contrôle et étant susceptible de varier d'une inspection à une autre. Certaines opérations comme les inspections d'alésage par sondes rotatives sont particulièrement réputées sujettes aux incertitudes. Aujourd'hui les logiciels de simulation des CND sont entièrement déterministes : pour une configuration de contrôle fixée, un unique résultat est obtenu. Si l'on considère que le résultat de l'inspection est un signal caractérisé, par exemple, par son amplitude, en faisant varier la taille de défaut on obtient une unique courbe reliant le signal de défaut à la taille de ces défauts, notée *a* (*Figure 1(a)*). Or ce qui est couramment observé en pratique ressemble plus à un nuage de points (*Figure 1(b)*).

¹ Recommandations du MIL-HDBK-1823: au moins 60 défauts pour des données de type détection/non-détection (Hit/Miss), au moins 40 défauts pour des données quantitatives (Signal Response) [4]. Il y est précisé que les recommandations sont données à titre indicatif et non impératif.

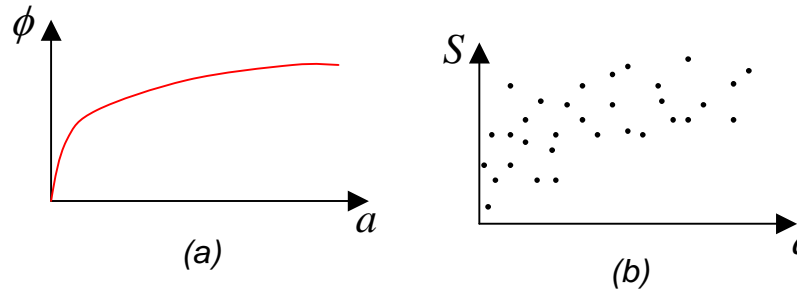


Figure 1- (a) Réponse déterministe, (b) réponse avec incertitudes

Cette illustration souligne le fait que l'on ne peut pas se contenter de simuler la configuration de contrôle avec des paramètres en entrée de la simulation fixés idéalement. Il est important d'introduire ces incertitudes dans le processus de simulation pour obtenir des données représentatives de la réalité du contrôle et aboutir à une estimation de la POD aussi proche que possible de la « vérité ».

Attention, cela ne signifie pas qu'il s'agisse de rendre aléatoire la simulation des CND (!), les logiciels de calcul restent déterministes. L'approche présentée ici consiste à piloter une variation des paramètres d'entrée de ces logiciels de manière à rendre compte des aléas observés en pratique.

Formellement on peut écrire que la réponse (le signal) du contrôle s'écrit

$$S(a) = \phi(a) + \varepsilon_a(M),$$

où ϕ est la partie déterministe du signal, qui dépend de la taille a du défaut. La partie du signal résultant de la variabilité des paramètres incertains du contrôle est modélisée par une variable aléatoire notée ε_a . La notation ε_a signifie que la partie aléatoire ε peut dépendre de la taille a du défaut. Les paramètres incertains sont modélisés par un vecteur aléatoire noté M qui possède autant de composantes que le contrôle comporte de paramètres influents susceptible d'être entachés d'incertitude. Chaque composante du vecteur M est une variable aléatoire qui décrit la variation du paramètre en question.

Le but est désormais d'utiliser les moyens de modélisation (déterministes) afin d'obtenir un jeu de données S qui tienne compte des sources d'incertitudes. Il s'agit donc de

1. exprimer M : définition des sources d'incertitude ou paramètres d'influence
2. modéliser $\varepsilon_a(M)$: déterminer l'influence de aléas représentés par M sur la réponse S du contrôle. C'est la phase de propagation des sources d'incertitudes au travers des codes de simulation déterministes

La mise en œuvre de la démarche de modélisation des incertitudes que nous proposons se déroule selon les quatre étapes décrites ci-dessous.

Identification et définition des paramètres d'influence

La démarche est initiée par l'identification des paramètres du contrôle pouvant être source d'incertitude et ayant *a priori* une influence sur le résultat du contrôle (le signal). Par paramètres du contrôle on entend les paramètres liés :

- à la structure inspectée (matériau, géométrie)
- aux paramètres CND (position de la sonde, lift-off, gain, filtres, erreur de lecture à l'écran, ...)
- au défaut (tout ce qui n'est pas décrit par la seule information de taille : e.g. profil, ouverture, ...)

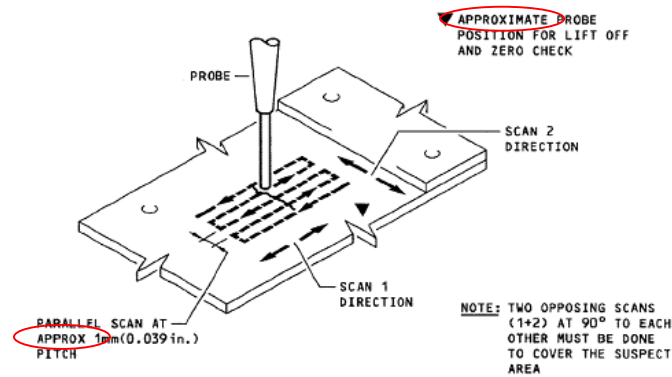


Figure 2 – Exemple de configuration CND avec incertitudes

Cette étape consiste à interroger des « experts » de ce type d'inspection selon une trame d'interview qui peut, par exemple, comporter les questions suivantes :

- « Parmi les catégories listées ci-dessus, quels sont les paramètres du contrôle qui sont entachés d'incertitude et qui ont *a priori* une influence sur le résultat de l'inspection ? »
- « Quelles sont les bornes min et max des valeurs pouvant être prises par chacun de ces paramètres ? »
- « Comment varie chaque paramètre à l'intérieur de ses bornes : e.g. répartition uniforme ou valeur moyenne et écart type ? »
- « Quels sont les paramètres qui sont *a priori* liés (la variation de l'un influe sur la variation de l'autre) ? »
- « Parmi les paramètres listés, quels sont, selon vous, les plus influents ? »

Description statistique des paramètres d'influence

Une fois les paramètres identifiés et ainsi décrits, il s'agit d'exprimer en termes mathématiques ces variations et dépendances. A l'issue de cette étape nous disposons de lois de variation pour chaque paramètre ainsi que de la description mathématique des dépendances entre paramètres. A ce stade une confrontation avec les « experts » des descriptions statistiques obtenues pour ces paramètres influents permet d'ajuster le modèle de description.

Cette méthode de travail basée sur le « dire d'expert » consiste à faire de l'adéquation de loi sans données. La technique du maximum d'entropie peut être utilisée pour déterminer les lois de probabilités en tenant compte de la meilleure façon possible, de « dire d'expert ». Si l'on dispose de suffisamment de données de variation des paramètres influents, on peut imaginer remplacer en partie cette étape par de l'adéquation de loi sur données à l'aide de tests d'hypothèse de type χ^2 ou Kolmogorov-Smirnov par exemple.

Afin d'illustrer l'importance des structures de dépendance, prenons l'exemple (purement fictif) d'une configuration qui aurait deux paramètres influents $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ variant tous les deux selon des distributions gaussiennes centrées.

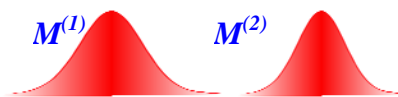


Figure 3 – Densités de probabilités (distributions) de $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$

La Figure 4 présente une réalisation de ces lois pour deux structures de dépendance différentes. Sur la Figure 4 (a) les variables aléatoires $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ sont indépendantes, c'est-à-dire que la connaissance de l'une n'apporte aucune information sur la distribution de l'autre. Dans cette configuration d'indépendance, $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ pourraient représenter respectivement la variation de position angulaire de la sonde et l'erreur de lecture à l'écran.

En revanche la *Figure 4 (b)* illustre une dépendance selon une copule gaussienne entre $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ montrant que la connaissance de l'une donne une information forte sur la distribution de l'autre. Dans ce cas $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ pourraient représenter, par exemple, la conductivité du matériau et le gain appliqué par l'opérateur.

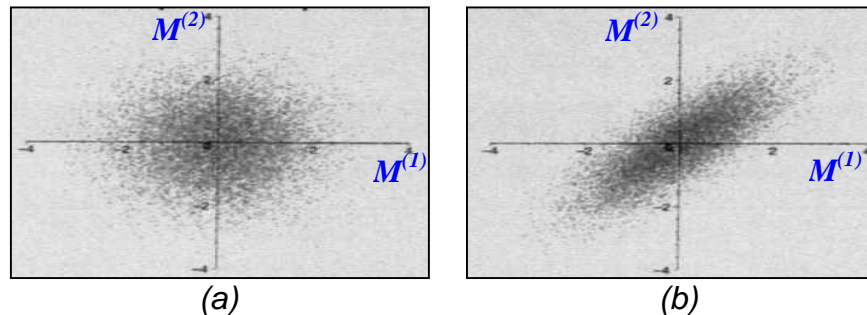


Figure 4 – (a) $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ sont indépendants, (b) $M^{(1)}$ et $M^{(2)}$ sont liés selon une copule gaussienne

C'est sur la base de la description probabiliste (ou loi) résultante que les tirages aléatoires des paramètres en entrée du code de simulation seront effectués lors de l'étape de simulation (propagation des sources d'incertitude). Une bonne description de cette loi permet d'optimiser le nombre nécessaire d'appels au code de calcul.

Propagation des sources d'incertitude

A cette étape, les codes de simulation déterministes des CND sont utilisés afin de générer des données prenant en compte les incertitudes du cas de contrôle. Pour ce faire, pour une configuration de contrôle et une taille de défaut données on fait prendre aux paramètres d'entrée de la simulation des valeurs différentes, choisies selon les lois de distributions statistiques précédemment établies. Ces valeurs de paramètres sont obtenues par tirage aléatoire selon les lois établies.

Un processus de type Monte Carlo peut par exemple être mis en place pour gérer les tirages effectués. La *Figure 5* schématise le processus de propagation des sources d'incertitude.

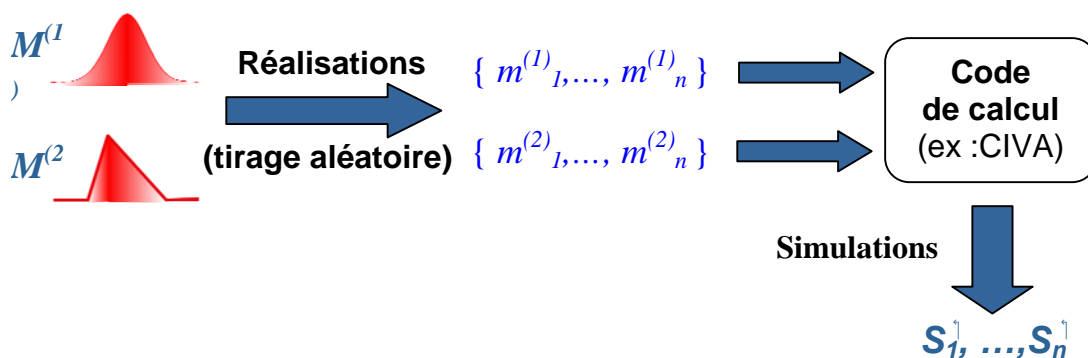


Figure 5 – propagation des sources d'incertitude : simulations avec incertitudes

En sortie de ce processus, pour chaque taille de défaut on dispose d'un ensemble de n données (e.g. amplitude de signal). En fonction des besoins, ce nombre n peut varier avec la taille de défaut. On aura d'ailleurs intérêt à le rendre plus grand dans l'intervalle de croissance rapide de la POD afin d'affiner le résultat de l'estimation POD.

Hiérarchisation des sources d'incertitude et rebouclage

Avant de passer à la phase d'estimation de la POD avec les données simulées obtenues, celles-ci peuvent être mises à profit afin de hiérarchiser les paramètres influents par post-traitement des données. Ceci offre la possibilité de simplifier et/ou améliorer la structure des sources d'incertitude. Certains paramètres pourront par exemple être identifiés comme peu influents ; ou encore la dépendance entre deux paramètres pourra être relâchée car en fait peu influente ou peu effective. Il en résulte la description d'une nouvelle distribution probabiliste des paramètres influents optimisée afin d'améliorer la pertinence du corpus de données dans un coût de calcul optimal. Le processus est alors rebouclé au niveau de l'étape de propagation des incertitudes avec en entrée la nouvelle distribution.

D'autre part les données simulées obtenues donnent l'opportunité de mener une analyse préliminaire à la phase d'estimation en étudiant la relation qui lie le signal à la taille de défaut (test Q-Q plot par exemple). Cette information s'avère précieuse lorsqu'il s'agit de faire le choix d'une méthode statistique d'estimation de la POD. Cette problématique fait l'objet de la partie suivante.

DEFINITION ET ESTIMATION DE LA POD

Dans cette partie on considère que les données sont disponibles. Nous ne nous préoccupons donc « que » de l'exploitation de ces données dans le but d'obtenir une estimation de la courbe POD.

Avant d'envisager la mise en œuvre d'estimateurs de la POD, il convient de définir clairement la quantité POD que l'on souhaite estimer.

Définition de la POD

Dans l'introduction nous avons écrit d'une façon générale que « la POD évalue la capacité d'un système d'inspection à détecter des défauts en fonction de leur taille ».

Partant de ce principe général on pourrait, entre autre, proposer pour définition :

Déf. 1. La $POD(a)$ est la probabilité de détecter un défaut sachant que ce défaut est de taille a ,

ou bien encore

Déf. 2. La $POD(a)$ est la probabilité de détecter un défaut sachant que ce défaut est plus grand que la taille a .

La littérature qui fait référence sur le sujet [3] propose une définition littérale qui est

Déf. Berens. "The $POD(a)$ function is defined as the proportion of all cracks of size a that will be detected in a particular application of an NDE system".

Cette dernière définition suggère que la POD est une moyenne de détection. Dans la pratique, ne pouvant disposer que de peu de données par taille, et que d'un ensemble discret de tailles a , Berens [3] a construit deux estimateurs de $POD(a)$ en fonction de la nature des données : un estimateur pour les données binaires (détection/non-détection, ou Hit/Miss), et un autre estimateur pour les données quantitatives de type signal (Signal Response ou \hat{a} vs a). Dans les deux cas l'estimateur construit est un estimateur obtenu par régression paramétrique selon la méthode du maximum de vraisemblance.

Nous décrivons brièvement ces deux estimateurs afin de clarifier la quantité POD qui est effectivement estimée et de comprendre les hypothèses sous-jacentes à leur utilisation.

Estimation de POD selon Berens pour des données « Hit/Miss »

L'estimation est faite en deux étapes :

1. Pour chaque taille a , calcul de la « POD observée » comme la moyenne des détections pour la taille a

$$POD_{obs}(a) = \frac{\text{Nombre de détections}(a)}{\text{Nombre de tentatives}(a)}$$

2. La fonction POD est obtenue pour tout a par régression paramétrique sur les valeurs de POD_{obs} à l'aide d'une fonction « connue » *a priori* (log-odd, normale, log-normale, ...), selon la méthode du maximum de vraisemblance (dans ce cas équivalent aux moindres carrés)

Estimation de POD selon Berens pour des données « Signal Response »

La construction de l'estimateur dans le cas Signal Response repose sur deux hypothèses :

Hyp. 1. Le log. du signal S et le log. de la taille a sont liés linéairement, ce qui s'écrit :

$$\ln(S) = \beta_0 + \beta_1 \ln(a) + \delta$$

Hyp. 2. La partie δ comportant les aléas est une variable aléatoire de loi normale centrée et de variance σ_δ .

Hyp. 3. La variance σ_δ du bruit est la même quelle que soit la taille a .

S'appuyant sur ces hypothèses, il découle que la fonction POD est une loi log-normale cumulée de paramètres

$$\begin{cases} \mu = (\ln(s^{th}) - \beta_0) / \beta_1 \\ \sigma = \sigma_\delta / \beta_1 \end{cases}$$

Les valeurs β_0 , β_1 et σ_δ sont estimées par régression linéaire de $\ln(S)$ sur $\ln(a)$ par la méthode du maximum de vraisemblance.

A la lumière des estimateurs ainsi construits, deux remarques peuvent être formulées :

1. La validité des estimations faites selon cette méthode repose sur des hypothèses fortes sur la structure de données et sur la physique du problème de CND. En général aucun test de vérification de la validité des hypothèses n'est mis en œuvre. La méthode est appliquée quelle que soit la relation effective entre le signal et la taille de défaut ou quelle que soit la distribution du bruit sur la gamme de taille étudiée. Le risque qui en découle est une mauvaise qualité de l'estimation de la POD .
2. Les estimateurs de Berens [3] mènent à l'estimation d'une quantité POD qui peut s'écrire sous forme de probabilité conditionnelle

$$POD(a) = \mathcal{P}(S(A) \geq s^{th} | A=a),$$

où A est la variable aléatoire « taille de défaut », et s^{th} est le seuil de signal au-delà duquel le défaut est considéré comme détecté.

Cette définition coïncide avec la définition 1 ci-dessus et se lit « $POD(a)$ est la probabilité de détecter un défaut (le signal dépasse le seuil de détection) sachant que ce défaut est de taille a ».

D'autre part, les définitions 1 et 2 ci-dessus ont été analysées afin d'étudier leurs intérêts respectifs. Outre le fait que les deux quantités définies apportent des informations différentes sur la capacité du même système à détecter des défauts dans les mêmes conditions, et sans juger de leur pertinence d'un point de vue de la fiabilité du contrôle, pour ce qui concerne l'estimation statistique, elles ne présentent pas les mêmes qualités :

- La définition 1 ($POD(a)$ est la probabilité de détecter un défaut sachant que sa taille est exactement a) présente l'inconvénient, pour l'estimation de $POD(a)$, de réduire les données exploitables aux seuls échantillons de taille a .
- A contrario, la définition 2 ($POD(a)$ est la probabilité de détecter un défaut sachant que sa taille est supérieure à a) permet d'utiliser tous les échantillons pour lesquels la taille de défaut est supérieure à a . La contrepartie est que le nombre de données

utilisées varie sur la gamme de tailles. Plus la taille a est grande, plus le nombre d'échantillons est petit. Ceci signifie que l'estimation de $POD(a)$ est moins précise pour les grandes valeurs de POD . Or, on cherche typiquement à estimer la valeur a pour laquelle $POD(a)$ est de 90%. De plus cette définition nécessite de connaître la loi de la variable aléatoire A puisque

$$POD(a) = \mathcal{P}(S(A) \geq s^{th} | A \geq a) = \mathcal{P}(S(A) \geq s^{th} \text{ et } A \geq a) / \mathcal{P}(A \geq a).$$

Or la distribution en taille des défauts pouvant être rencontrés est inaccessible dans la grande majorité des cas.

En conclusion, la définition retenue est la définition 1. Elle présente les avantages suivants :

- Coïncide avec la pratique commune d'estimation (Berens)
- Offre une définition et un formalisme unique pour les données « Hit/Miss » et « Signal Response » : il suffit de remplacer $S(A) \geq s^{th}$ par $T=1$ (détection)
- La définition exprimée en termes de probabilité conditionnelle lève toute ambiguïté quant à la quantité estimée. Surtout, elle ouvre la voie à la mise en œuvre de nouveaux estimateurs qui, en fonction de l'analyse préalable de la structure de données, pourront se révéler plus appropriés que les estimateurs paramétriques de Berens.

Sur la base de cette définition un travail sur la construction d'estimateurs alternatifs a été engagé dans le but de

- S'affranchir des hypothèses paramétriques fortes dans le cas où les données disponibles indiquent que celles-ci ne sont pas justifiées
- Améliorer la robustesse des estimateurs POD vis-à-vis de données aberrantes.

Construction d'estimateurs alternatifs de la POD

L'utilisation d'estimateurs alternatifs peut être envisagée dès lors qu'un test d'adéquation de loi sur données (type Q-Q plot²) révèle que les données disponibles pour l'estimation POD ne vérifient pas les hypothèses 1 et 2 énoncées plus haut. En outre il existe une classe de problèmes de CND pour laquelle la fonction POD n'est pas continument croissante. Dans ce cas l'estimation paramétrique est de fait disqualifiée.

Il devient dès lors intéressant d'explorer des méthodes d'estimation non paramétriques comme la régression à noyau ou l'estimation par quantiles. Des travaux en ce sens ont été initiés au sein d'EADS IW [5]. A titre d'exemple la *Figure 6* présente des résultats d'estimation par quantiles sur un exemple purement fictif.

² Le test Q-Q plot est un test statistique qui consiste à représenter les quantiles des données signal et permettant d'évaluer graphiquement l'adéquation d'un échantillon de données sur une loi de probabilité

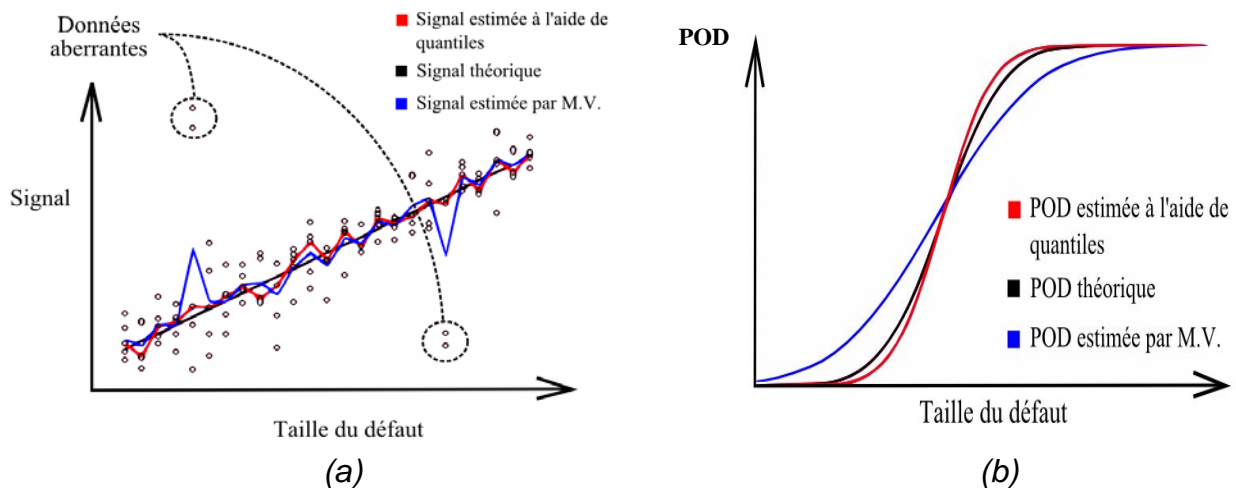


Figure 6 – Estimation par quantiles (a) estimation du signal, (b) estimation de la courbe POD associée

La Figure 6 (a) montre l'influence de valeurs aberrantes sur l'estimation du signal respectivement par la méthode traditionnelle du maximum de vraisemblance (courbe bleue) et par la méthode des quantiles (courbe rouge). La courbe noire correspond au signal théorique (déterministe) ; les points de données ont été générés en introduisant du bruit sur ce signal théorique ; des données aberrantes ont été rajoutées volontairement. On observe que l'estimation par quantile est plus robuste vis-à-vis de la présence de données aberrantes : la courbe rouge est plus proche de la noire que la bleue. La Figure 6 (b) montre les résultats d'estimation de la POD sur ces mêmes données. La courbe POD estimée à l'aide de quantiles est plus proche de la théorique du fait de la moindre influence des données aberrantes.

CONCLUSION

Nous avons présenté une démarche de modélisation des incertitudes pour la mise en œuvre de la POD assistée par la simulation. D'autre part nous avons proposé une définition non-ambiguë de la POD qui permet d'envisager des estimateurs alternatifs s'affranchissant des hypothèses fortes traditionnellement utilisées afin de rendre à la fois plus fiable et plus robustes les estimations POD. Le développement de ces travaux dans le cadre d'un projet européen regroupant des acteurs majeurs du domaine aéronautique permettrait de leur donner une visibilité et un poids important constituant un premier pas vers l'établissement de standards européen pour l'établissement de POD assisté par la simulation.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Jenson, F., Ammari, M., Dominguez N., Foucher F., Le Brun A., Moysan J. et Rouhan A., *Le projet SISTAE : simulations et statistiques pour les essais non destructifs*, Congrès COFREND 2008
- [2] Model Assisted POD working group website, <http://www.cnde.iastate.edu/MAPOD>
- [3] Berens A.P., *NDE reliability data analysis*, Metals Handbook, vol. 17, 9th edition, 1988
- [4] USA Department of Defense Handbook, MIL-HDBK-1823, *NDE system reliability assessment*, April 1999
- [5] Rabbat, P., *Analyse statistique de la probabilité de détection d'un défaut en CND*, rapport interne EADS IW, 2007