



HAL
open science

Inférence statistique du niveau de susceptibilité électromagnétique à partir de tests effectués sur quelques exemplaires d'un équipement

T. Houret, Philippe Besnier, S Vauchamp, P. Pouliguen

► To cite this version:

T. Houret, Philippe Besnier, S Vauchamp, P. Pouliguen. Inférence statistique du niveau de susceptibilité électromagnétique à partir de tests effectués sur quelques exemplaires d'un équipement. CEM 2018 "19ème Colloque International et Exposition sur la Compatibilité ElectroMagnétique", Jul 2018, Paris, France. hal-01909774

HAL Id: hal-01909774

<https://hal.science/hal-01909774v1>

Submitted on 31 Oct 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



INFERENCE STATISTIQUE DU NIVEAU DE SUSCEPTIBILITE ELECTROMAGNETIQUE A PARTIR DE TESTS EFFECTUES SUR QUELQUES EXEMPLAIRES D'UN EQUIPEMENT

T. Houret^{1,2}, P. Besnier¹, S. Vauchamp², P. Pouliguen³

¹IETR UMR CNRS 6164, INSA Rennes

²CEA, DAM-Gramat, F-46500 Gramat, France

³DGA, Paris

Résumé. Une agression électromagnétique peut provoquer une défaillance d'un équipement lorsque la contrainte exercée atteint le seuil de susceptibilité de l'équipement considéré. Compte tenu de la variabilité intrinsèque à la conception d'un équipement, ce seuil de susceptibilité peut être considéré comme une variable aléatoire. L'estimation de sa distribution à partir d'un petit échantillon d'équipements testés est recherchée ici. En particulier, les performances de l'inférence bayésienne (IB) sont comparées à celles de l'inférence classique selon le maximum de vraisemblance (IMV) en termes de discrimination entre différentes hypothèses de lois de distribution. Ensuite, les performances de l'IB et de l'IMV sont évaluées à l'aide d'un cas test virtuel dont l'aléa est modélisé par la méthode de Monte-Carlo pour plusieurs tailles d'échantillon. La conclusion porte alors sur l'intérêt des méthodes IMV et IB pour l'estimation de la probabilité de défaillance d'un équipement.

I. INTRODUCTION

L'évaluation du risque de défaillance d'un équipement électronique soumis à une agression électromagnétique est particulièrement requise pour la définition et la mise en œuvre des protections électromagnétiques nécessaires. Bien qu'il ne soit pas impossible, en principe, d'établir des modèles comportementaux de certains composants, il est particulièrement délicat de procéder à une modélisation fonctionnelle de la susceptibilité d'un équipement. Il semble au contraire plus aisé (mais a posteriori) de disposer d'un équipement et d'en évaluer la susceptibilité à l'aide d'un banc de test permettant de le soumettre à une contrainte appliquée à ses accès. Cependant, la variabilité des caractéristiques géométriques ou électriques des différents composants qui constituent un équipement, entraîne la variabilité du seuil de susceptibilité d'un exemplaire à l'autre de ce dernier.

L'équipement sera donc décrit par une distribution probabiliste de son seuil de susceptibilité au-delà duquel il sera considéré comme défaillant. A partir d'évaluations expérimentales du seuil de susceptibilité de plusieurs équipements, la loi de susceptibilité ainsi que ses paramètres doivent être estimés. Pour des raisons de disponibilité des équipements et des coûts associés aux campagnes d'essais, il est très difficile de disposer d'un échantillon excédant quelques dizaines d'exemplaires. L'objectif est donc de déterminer la méthode d'inférence

la plus adaptée à cette situation. En particulier, l'inférence bayésienne semble être pertinente pour des échantillons de faible taille ; ce point mérite d'être confirmé. Dans un contexte CEM, il s'avère judicieux de postuler uniquement trois lois ou familles de lois de susceptibilité : la loi normale (N), la loi log-normale (LN) ou la loi de Weibull (W). Limiter le nombre de lois candidates est une nécessité pratique. Cette sélection, tout à fait discutable, repose sur les arguments suivants :

- La loi N peut résulter d'un processus issu de la combinaison de nombreuses variables aléatoires indépendantes.
- La loi LN , issue de la loi N , peut se retrouver en CEM dans les couplages par diaphonie, dont l'amplitude est inversement proportionnelle au logarithme de la distance entre conducteurs concernés.
- La loi W est très courante dans des problèmes d'analyse du risque de panne. C'est également une famille de lois englobant d'autres lois comme la loi exponentielle ou la loi de Rayleigh.

Le problème posé est celui de l'inférence statistique qui consiste à induire les caractéristiques inconnues (type de loi, paramètre de la loi) d'une population (seuils de susceptibilité) à partir d'un échantillon (tests de susceptibilité) très faible de cette population. Deux types d'inférences peuvent être distingués : l'inférence Bayésienne (IB) [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8] et l'inférence selon le maximum de vraisemblance (IMV) [9], [10], [11], [12]. L'IB est encore peu utilisée dans la communauté CEM. Elle a été envisagée pour traiter de l'incertitude de mesures [13] et estimer la densité de probabilité d'un seul échantillon de seuils mesurés [14]. Pour des petits, voire très petits échantillons, la recherche porte sur l'identification de l'inférence, bayésienne ou non, qui est la plus appropriée pour estimer la nature de la loi support de probabilité parmi les trois précédemment citées. Le critère de sélection de la loi utilisé est le BIC (Bayesian Inference Criterion). Pour comparaison, un test d'ajustement classique est également utilisé bien que ces tests soient conservateurs pour de petits échantillons [15].

Dans cette communication, l'effet du coefficient de variation (CV) sur la proximité entre les trois lois (section II) est tout d'abord abordé. Puis, les performances d'estimation de la loi support pour un CV particulier sont comparées en fonction de la taille de l'échantillon (section III). La suite porte sur un exemple d'application

de l'IB sur un équipement électronique virtuel (section IV). La conclusion se situe au niveau des deux approches d'inférence.

II. PROXIMITE ENTRE LES TROIS LOIS

La moyenne μ est fixée arbitrairement à 10, et l'écart-type, σ , est rendu variable afin d'obtenir un CV compris entre 1% et 100%. Les trois lois sont donc paramétrées de sorte qu'elles aient toutes le même CV. Ensuite, les distances moyennes sont calculées entre leurs fonctions de répartition (en abrégé *cdf pour cumulated distribution function*), exprimées en valeurs absolues. Sont visualisées ainsi les distances entre W et N ($W-N$), LN et W ($LN-W$), puis entre N et LN ($N-LN$) sur la Fig.1. Les distances $W-N$ et $LN-W$ augmentent avec le CV. C'est aussi vrai pour $LN-W$ au-delà d'un minimum local en $CV=32.6\%$.

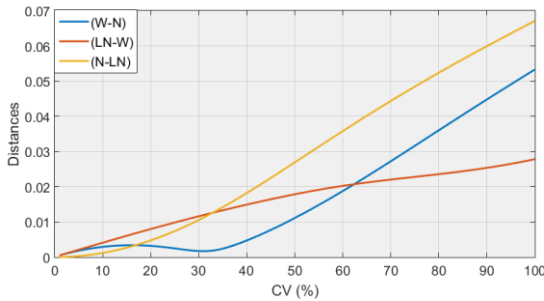


Fig. 1. Distances absolues moyennes entre couples de loi en fonction de CV(%)

Le CV va donc influencer la qualité de l'estimation de la loi. Pour un CV de 32,6 % la distance entre N et W est très faible ; il n'est pas alors opportun de les distinguer puisqu'elles ont une distribution très similaire. Dans l'analyse qui suit, il est retenu (parmi un ensemble d'évaluations réalisées par ailleurs et non illustrées dans ce document) de présenter des résultats pour un CV égal à 62%. Cette valeur n'est pas irréaliste dans un contexte CEM.

III. ESTIMATION DES LOIS DE DISTRIBUTION, CAS THEORIQUE

Afin d'évaluer la performance des méthodes d'inférence choisies, un grand nombre d'échantillons est extrait suivant chacune des trois lois N , LN et W et ce pour un $CV=62\%$ et des échantillons de taille n . Les inférences sont appliquées sur chaque échantillon. Les critères de sélection détaillés ci-après permettent de choisir une distribution. Par le recours à la méthode Monte-Carlo, la probabilité de choisir la distribution vraie est estimée parmi les trois distributions possibles.

III.1. Test d'ajustement

Le test Anderson-Darling (AD)[16], réputé moins conservateur que le test de Kolmogorov-Smirnov, a été utilisé. Il se base sur la distance entre la fonction de répartition (*cdf*) estimée et la *cdf* empirique. Il faut préciser que l'application de ce test d'ajustement suppose

une estimation préalable des paramètres de la distribution considérée sur la base de la méthode du maximum de vraisemblance. Les tests AD sont appliqués pour nos trois distributions possibles. Chaque échantillon est tiré dans une distribution vraie notée f_j . La loi vraie est:

- N si $j=1$,
- LN si $j=2$,
- W si $j=3$.

Pour chacun des échantillons ainsi constitués selon la distribution f_j considérée, les tests AD sont réalisés successivement, selon trois hypothèses nulles appelées H_i . L'hypothèse nulle est la loi:

- N si $i=1$,
- LN si $i=2$,
- W si $i=3$.

Pour chaque échantillon, l'hypothèse H_i est choisie pour le cas où la statistique du test (critère de distance d'AD) est minimale.

III.2. BIC

Le BIC (*Bayesian information criterion*) est appliqué aux deux méthodes d'inférence de type IMV et IB. L'approche IMV consiste à choisir l'estimateur ayant le maximum de vraisemblance pour une loi support hypothétique. L'approche IB se distingue par le fait que cette méthode d'inférence attribue aux estimateurs de la loi supposée une distribution de probabilité avec, dans le cas présent, un a priori non informatif. Pour la sélection d'une loi, cette estimation est fixée au maximum de densité de probabilité a posteriori des paramètres (de nouveau le maximum de vraisemblance). A partir des trois hypothèses possibles H_i , trois fonctions de répartition estimées sont disponibles, une pour chacune des hypothèses. Le BIC permet de quantifier la vraisemblance des estimateurs obtenus par l'inférence par rapport à la distribution empirique obtenue. Le critère BIC est un critère utilisé pour discriminer plusieurs modèles de k' paramètres par rapport à un jeu de n données. Il existe d'autres critères que celui retenu comme par exemple l'AIC (*Aikake Information Criterion*) [17]. Les trois distributions ont le même nombre de paramètres ($k'=2$). C'est pourquoi le BIC ou l'AIC peuvent être utilisés indifféremment.

Le BIC se calcule ainsi :

$$BIC = \ln(n)k' - 2\ln(L) \quad (1)$$

L est la fonction de vraisemblance. Soit s_e , $e=1, \dots, n$ les réalisations de la variable aléatoire S représentant la susceptibilité. Comme les réalisations s_e sont indépendantes:

$$L = \prod_{e=1}^n f_{Bino}(k_e / n, \hat{p}^*(s_e)) \quad (2)$$

La fonction de vraisemblance est calculée grâce à la densité de probabilité de la loi binomiale f_{Bino} . Ses paramètres sont le nombre d'équipements défectueux k_e au niveau s_e , la taille de l'échantillon n et la probabilité de défaillance estimée par l'inférence $\hat{p}^*(s_e)$.

L'hypothèse aboutissant au BIC le plus faible est donc l'hypothèse la plus vraisemblable. Elle sera donc retenue.

III.3. Comparaison

Le nombre d'échantillons tirés, c'est-à-dire le nombre de simulations de Monte-Carlo, est de 1000. La proportion (en %) pour laquelle un test a pris la bonne décision est calculée, autrement dit la proportion des tests pour lesquels $H_i=f_j$ lorsque $i=j$. Cette proportion n'est en réalité qu'une estimation de la probabilité de prendre la bonne décision car le nombre de simulations de Monte-Carlo est fini. L'analyse est répétée pour plusieurs tailles d'échantillons. Les résultats sont regroupés en Figure 2 (distribution vraie de type f_1 -loi normale-) et en Figure 3 (distributions vraies de type f_2 -loi log-normale- et f_3 -loi de Weibull-).

Quels que soient les tests, la probabilité de succès augmente avec n , ce qui était naturellement attendu. De plus, lorsque n est suffisamment grand, les trois tests possèdent des performances similaires. Les proportions de l'AD sont relativement proches de celles du BIC(IMV) puisqu'ils sont tous les deux basés sur une estimation paramétrique selon la méthode du maximum de vraisemblance. Quel que soit le test, les proportions convergent plus vite vers 100% lorsque la distribution est normale (f_1). Si au moins une réalisation négative est présente dans l'échantillon, les tests donnent comme résultat H_1 . En effet, seule une loi N peut amener à tirer une réalisation négative.

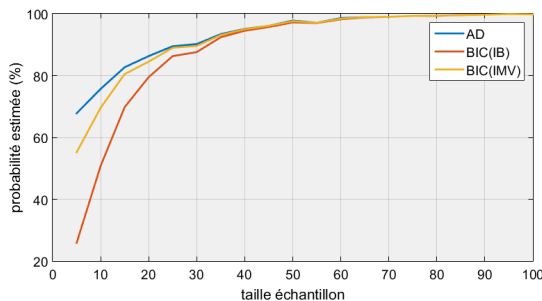


Fig. 2. Probabilité d'identifier la loi N si la distribution vraie est $f_1=N$

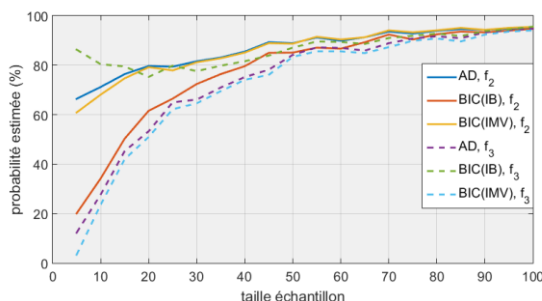


Fig. 3. Probabilité d'identifier la loi LN (resp. W) si la distribution vraie est $f_2=LN$ (resp. $f_3=W$)

Pour f_1 , l'AD a les proportions les plus élevées, suivi de près par le BIC(IMV). En revanche, la performance du BIC(IB) est faible pour de petits échantillons.

Pour f_2 , l'AD a de nouveau la meilleure performance mais le BIC(IMV) aboutit à des résultats similaires. La performance du BIC(IB) est également faible pour de petits échantillons.

Pour f_3 , le BIC(IB) possède de très bonnes performances pour des tailles d'échantillon très faibles tandis qu'au contraire le BIC(IMV) et l'AD échouent fréquemment.

Par conséquent, pour de faibles tailles d'échantillon, l'inférence de type IMV semble plus indiquée que l'IB dans le cas N et LN . Le constat s'inverse cependant pour une loi W . Pour compléter cet examen, il est nécessaire d'examiner également la qualité (biais et variance) des estimateurs eux-mêmes. Cet examen n'est pas reporté dans cette communication, mais les investigations menées montrent que cette appréciation peut alors être modulée.

IV. ESTIMATION DES LOIS DE DISTRIBUTION, CAS D'APPLICATION

Dans les simulations précédentes, la génération aléatoire des seuils de susceptibilité était totalement maîtrisée. C'est-à-dire que la distribution aléatoire et ses paramètres étaient connus. En pratique, la loi vraie reste définitivement inconnue. De plus, il est très difficile d'obtenir de grands échantillons. Aucune référence n'est donc disponible pour comparer les résultats de l'inférence. C'est pourquoi un cas d'application virtuel est proposé pour tester l'IB et l'IMV. La génération des seuils de susceptibilité provient cette fois de simulations électromagnétiques (EM) d'un équipement électronique. C'est un cas intermédiaire entre les simulations précédentes et un cas réel. Dans cet exemple, la distribution des seuils n'est pas contrôlée et ses paramètres vrais sont inconnus. Cependant, un grand nombre de tests peuvent être opérés pour obtenir un grand échantillon, qui peut être qualifié de complet. Ainsi, l'estimation à partir de l'échantillon complet sert de pseudo-référence, à défaut de la distribution vraie. L'échantillon sur lequel l'IB ou l'IMV est appliquée est donc un sous-échantillon de l'échantillon complet. Cet exemple est considéré comme un cas d'application, au sens où l'équipement est électronique. Les seuils ainsi générés sont causés par des phénomènes physiques.

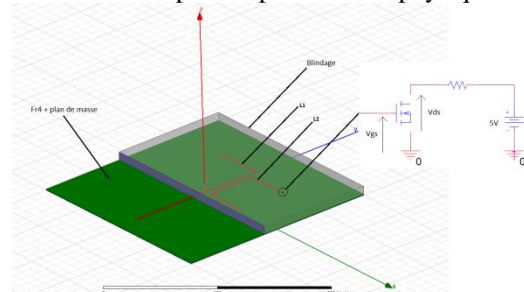


Fig. 4. Equipement virtuel

L'équipement (Figure 4) est un circuit imprimé constitué de deux pistes de type lignes microstrip en face avant au-dessus d'un plan de masse sur la face arrière. La première piste L_1 , est terminée par des charges résistives adaptées. La deuxième L_2 est terminée par une charge résistive à

une extrémité et par un transistor à l'autre. Un capot blindé recouvre une partie du circuit. La piste L2 est ainsi entièrement couverte et couplée à la ligne L1 par diaphonie. Une partie de la piste L1 passe à travers le blindage par une ouverture, ce qui l'expose partiellement à une onde plane qui illumine le circuit. L'onde plane est une onde entretenue à 500 MHz, d'incidence normale et polarisée parallèlement à la partie exposée de L1. Les dimensions de ce dispositif sont les suivantes : L1=205 mm, L2=130 mm, le plan de masse occupe une surface de 250 mm x 250 mm, et l'épaisseur substrat de type FR4 est de 1,7 mm.

La variabilité de l'équipement est assurée par le caractère aléatoire de multiples paramètres caractérisant l'équipement autour de valeurs nominales. Ces paramètres sont les dimensions des pistes, leur proximité, les charges d'extrémité et les capacités parasites du transistor [18]. Ainsi, chaque équipement est une réalisation aléatoire. La variabilité est arbitrairement de 10% pour chaque dimension.

L'intensité du champ (niveau de contrainte) augmente graduellement jusqu'à provoquer la défaillance.

S'agissant d'un test de susceptibilité, un critère de défaillance doit être choisi. Le transistor monté en inverseur est placé au bout de la piste. Ainsi, lorsque sa tension en entrée (V_{gs}) est nulle, sa sortie (V_{ds}) est à 5 V. Le transistor est bloqué dans un état qui pourrait être l'état haut dans l'hypothèse d'un circuit électronique numérique. Le critère de défaillance est arbitrairement défini par rapport à un seuil théorique V_{th} , tel que si $\overline{V_{ds}} \leq V_{th}$, alors le transistor n'est plus considéré comme bloqué (l'état haut n'est plus maintenu). L'équipement est donc assimilé comme défaillant. L'échantillon complet comprend $n_c=2000$ versions de cet équipement. n_c est choisi pour être très supérieur à n (quelques dizaines). Le choix du critère de défaillance ne fait que translater la distribution des seuils en préservant sa forme. Par exemple, si V_{th} diminue, la distribution des seuils sera translaturée vers des niveaux de champ plus élevés. La distribution des seuils de susceptibilité de l'échantillon complet est représentée sous forme d'histogramme pour un critère V_{th} égal à 4 V (Figure 5).

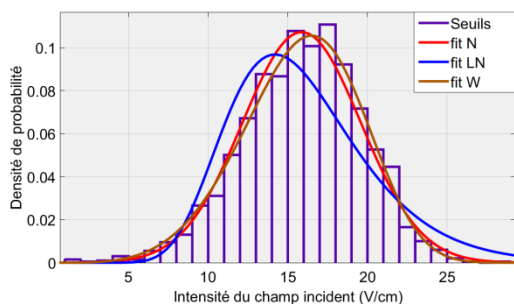


Fig. 5. Distribution de susceptibilité de référence

Un ajustement par les trois lois est aussi représenté. Les distributions W et N sont peu différentes et semblent s'ajuster correctement (c'est-à-dire visuellement) aux données simulées. La distribution LN est visiblement éloignée de la distribution empirique. Le CV pour

l'échantillon complet est de 23.45%. En se reportant à la Fig. 2, il est à noter que les distributions suivant les lois W et N sont proches pour un CV autour de 30%. Chaque simulation de MC correspond à un tirage aléatoire de n équipements, tirés aléatoirement dans l'échantillon complet de taille n_c . L'IB et l'IMV sont effectuées, puis l'hypothèse correspondante au BIC minimum est retenue. Les proportions de bonnes décisions sont calculées ($H_i=f_j$ avec $i=j$) et les mauvaises décisions sont regroupées dans le Tab.1. Il est rappelé que la loi vraie est inconnue. Cependant, grâce à l'échantillon complet, il est admis que W et N s'ajustent au moins approximativement aux données, mais pas la loi LN. C'est pourquoi choisir W ou N est considéré ici comme une bonne décision (en vert) alors que choisir LN (en rouge) ne l'est pas.

Tab.1 : Probabilités de choisir H_i

	N	5	10	15
BIC (IB)	$H_i=N$	0,9	5,2	9,3
	$H_i=LN$	13,4	12,9	11,4
	$H_i=W$	85,7	81,9	79,3
BIC (IMV)	$H_i=N$	31,4	38,0	40,9
	$H_i=LN$	52,1	37,7	28,2
	$H_i=W$	16,5	24,3	30,9

Ainsi, l'IB rejette mieux la loi LN que l'IMV pour les trois tailles d'échantillon testées. Dans ce cas d'application, l'IB est plus performante que l'IMV. D'autre part, même si ce n'est pas critique compte tenu de la similarité des distributions, l'inférence IB identifie plus probablement une loi W tandis que l'IMV identifie plus vraisemblablement une loi N.

Cependant, en pratique un seul échantillon est disponible. Au-delà de l'identification de la loi support la plus vraisemblable, il est alors pertinent d'identifier un faisceau de lois possibles compte tenu de la distribution probabiliste des paramètres de la loi identifiée. Cette distribution résulte directement du processus IB et également du calcul de l'opérateur de vraisemblance pour l'inférence IMV. Les bornes de l'estimation des probabilités de défaillance (intervalle de confiance à 95%) sont données en Fig. 6 afin de souligner la dispersion due au faible échantillon ($n=20$). Les bornes de l'IB sont très légèrement plus resserrées que celles de l'IMV. Ainsi, du point de vue de l'analyse de la susceptibilité électromagnétique à partir d'un échantillon de faible taille, les méthodes d'inférence statistique, bayésiennes ou non, permettent d'aboutir à un encadrement de la loi de distribution.

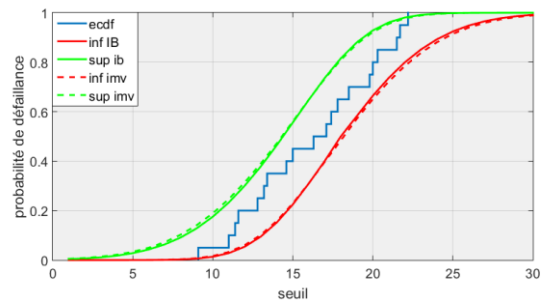


Fig. 6. Distribution empirique et estimation des bornes inférieures et supérieures de la loi de distribution par inférence IB ou IMV et pour un échantillon $n=20$

V. CONCLUSION

Cette communication est consacrée à l'inférence statistique de la susceptibilité d'équipements électroniques. L'objectif de cette étude est d'estimer le type et les paramètres de la distribution des seuils de susceptibilité à partir d'un échantillon de taille limitée pour lequel on a procédé à des tests de susceptibilité. Le but était notamment de savoir si l'approche bayésienne était plus performante que l'approche classique du maximum de vraisemblance avec de tels échantillons. Les deux types d'inférences ont été appliqués en procédant à des simulations de Monte Carlo, et ce pour sélectionner une loi parmi trois hypothèses (N , LN , W). À partir du critère du BIC, la loi la plus vraisemblable a été sélectionnée. Il en ressort que l'IB est plus intéressante que l'IMV dans le cas W ainsi que pour rejeter la loi LN , mais c'est l'inverse dans le cas N et LN .

Dans le cadre d'un exemple d'application particulier, il est illustré également que l'IB rejette plus facilement la loi LN comme hypothèse de loi support, rejet attendu compte tenu de l'estimation empirique de la distribution connue pour un échantillon de grande taille. Enfin, à partir de la distribution a posteriori des paramètres de la loi support obtenue par l'IB ou similairement au moyen de la fonction de vraisemblance de l'IMV, il a été montré que la distribution empirique pour un échantillon de faible taille peut être encadrée par des lois de distribution bornant la loi vraie, information qui peut être avantageusement exploitée pour l'analyse de risques CEM.

REMERCIEMENTS

Ces travaux ont été cofinancés par la Direction Générale de l'Armement (DGA).

REFERENCES

- [1] E. T. Jaynes, "Prior Probabilities", IEEE Trans. on Systems Science and Cybernetics Vol. 4, n°3, pp. 227-241, 1968.
- [2] A. R. Syversveen, "Non informative Bayesian Priors. Interpretation And Problems With Construction And Applications", Preprint Statistics, vol. 3, pp. 1-11 1998
- [3] A. Zellner, "Maximal data information prior distributions", (A. Aykac and C. Brumat, eds.), New developments in the applications of Bayesian methods pp. 211-232, 1977.
- [4] H. Jeffrey, "An invariant form for the prior probability in estimation problems", Proceedings of the Royal Society of London a: mathematical, physical and engineering sciences, The Royal Society, pp. 453-461 1946.
- [5] J. Berger and J. Bernardo, "On the development of the reference prior method", Bayesian Statistics, Vol. 4, n°4, pp 35-60, 1992.
- [6] R. Yang and J. O. Berger, "A Catalog of Non informative Priors", Institute of Statistics and Decision Sciences, Duke University, pp. 97-42, 1998.
- [7] A. Zellner, "Bayesian and non-Bayesian analysis of the log-normal distribution and log-normal regression", Journal of the American Statistical Association, Vol. 66, n° 334 327– 330, 1971
- [8] E. Fabrizi and C. Trivisano, "Bayesian Estimation of Log-Normal Means with Finite Quadratic Expected Loss", Bayesian Analysis Vol. 7, n°4, p. 975-996, 2012.
- [9] G. Casella, R. L. Berger, "Statistical Inference", 2nd edition chapitre 7.
- [10] J-J. Ruch, "Statistique: Estimation", Préparation à l'agrégation Bordeaux 1. 2013 p.11.
- [11] L. Perreault and B. Bobée, "Loi Weibull à deux paramètres Propriétés mathématiques et statistiques Estimation des paramètres et des quantiles X_r de période de retour T ", Rapport Scientifique N0 351 1992.
- [12] H. Hirose, "Bias Correction for the Maximum Likelihood Estimates in the Two-parameter Weibull Distribution", IEEE Trans. On Dielectrics and Electrical Insulation Vol. 6, n°1, p. 66-68, 1999.
- [13] C.F.M. Carobbi, "Bayesian Inference in Action in EMC—Fundamentals and Applications", IEEE Trans. On EMC. Vol. 59, no 4, p. 1114-1124, 2017
- [14] C. Yuhao, L. Kejie and X. Yanzhao, "Bayesian assessment method of device-level electromagnetic pulse effect based on Markov Chain Monte Carlo", APEMC 2016 Electromagnetic Compatibility (APEMC), 2016 Asia-Pacific International Symposium on. pp. 659-661, 2016
- [15] N. M. Razali and Y. B. Wah, "Power comparison of shapiro-wilk kolmogorov-smirnov lilliefors and anderson-darling tests", Journal Of Statistical Modeling and Analytics, Vol. 2, n°1, pp. 21-33, 2011.
- [16] T.W Anderson and D.A. Darling, "A Test of Goodness-of-Fit", Journal of the American Statistical Association, Vol. 49, n°268, pp. 765–769, 1954.
- [17] K. BurnHam and D.R. Anderson, "Multimodel Inference Understanding AIMV and BIC in Model Selection", Sociological Methods&Research Vol. 33, n°2, 261-304, 2004.
- [18] C. Pouant, "Caractérisation de la susceptibilité électromagnétique des étages d'entrée de composants électroniques", Thèse de doctorat en Electronique, pp.103, pp. 163-168 2015.