

## Modélisation de taux de défaillance en mécanique

Brice Lanternier, Dominique Charpentier, Patrick Lyonnet

► **To cite this version:**

Brice Lanternier, Dominique Charpentier, Patrick Lyonnet. Modélisation de taux de défaillance en mécanique. Colloque de maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement "Risques et performances", Oct 2006, Lille, France. pp.4, 2006. <ineris-00973237>

**HAL Id: ineris-00973237**

**<https://hal-ineris.archives-ouvertes.fr/ineris-00973237>**

Submitted on 4 Apr 2014

**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.

# MODELISATION DU TAUX DE DEFAILLANCE EN MECANIQUE MECHANICAL FAILURE RATE MODEL

LANTERNIER B. et CHARPENTIER D.  
INERIS  
Parc ALATA  
60550 Verneuil en Halatte - France

LYONNET P.  
LTDS ENISE UMR 5513  
42000 St Etienne - France

## Résumé

A la différence des bases de données de fiabilité électroniques bien établies et communément utilisées par l'ensemble des acteurs industriels, celles de systèmes électromécaniques et mécaniques ne semblent pas aussi répandues. Ce constat s'explique par la nature même des bases de données en mécanique qui n'exposent pas de modèle de fiabilité prévisionnelle mais présentent des catégories de matériels similaires. En effet, aucune méthode n'a encore été communément admise pour la prédiction de la fiabilité de matériels électromécaniques du fait de la relative complexité de ce domaine. Nous proposons dans cet article une méthode de calcul de taux de défaillances dépendant du temps et de facteurs d'influences. Une application succincte sur des données fictives est présentée afin d'expliquer la démarche.

## Summary

Electromechanical and mechanical equipment reliability databases do not seem as widespread as those of electronic which are well established and commonly used by the whole industrial actors. This statement explains itself by the nature of its which do not propose prediction reliability model but present some similar categories of equipment. Indeed, no method was still commonly allowed for the prediction of the reliability of (electro-)mechanical equipment and the dispersion of failure rates for apparently similar system is significant. In order to assess the failure rates, we propose a method taking into account influential factors and ageing. A small application is presented in this article on fictitious data in order to clarify the method and show the impact of these contributors on failure rates.

## Présentation

### Contexte

Les bases de données de fiabilité d'équipements mécaniques sont pour la plupart des recueils de données issues du retour d'expérience d'industriels de secteurs d'activité variés. Les utilisateurs potentiels de celles-ci s'appuient sur le fait que leurs matériels sont sensiblement similaires et que les données de fiabilité de ces bases peuvent être transposées à leurs préoccupations.

Or, on constate que les taux de défaillances dans les différentes Base de Données de Fiabilité Mécanique (BDFM) varient et parfois avec des proportions non négligeables. Les causes de ces écarts sont nombreuses et par exemple dues :

- aux caractéristiques des matériels,
- aux conditions d'utilisation
- à l'environnement de fonctionnement
- au manque de précisions dans les informations fournies,
- à la complexité accrue d'une évaluation de fiabilité d'un équipement par rapport à celle d'un composant (surtout pour un système mécanique)

L'utilisation de telles bases comme données d'entrées pour des études de fiabilité/sécurité entraîne de grandes incertitudes quant à la pertinence des résultats.

### Introduction

L'introduction de facteurs d'influences dans la prédiction des taux de défaillances d'équipements mécaniques résultent de différents constats :

- Un équipement mécanique est composé de plusieurs composants qui peuvent être utilisés de diverses manières et assurent donc, bien souvent, plus d'une fonction pour des objectifs différents. Selon leurs utilisations les défaillances ne seront pas les mêmes.
- Un équipement peut également fonctionner avec des conditions différentes durant son cycle de fonctionnement (mission) et les caractéristiques de ces diverses phases sont rarement indiquées dans les BDFM.
- Les mécanismes de dégradation des composants (conditions de fonctionnement, fatigue, vibrations et autres stress...) entraînent une modélisation des taux de défaillances qui dépend du temps. De nombreuses études montrent par ailleurs l'incidence du vieillissement de systèmes mécaniques sur la fiabilité. Citons par exemple l'étude de H. Alfares [1] qui montre la diminution du MTBF d'une vanne en fonction de son âge.

- La prédiction du taux de défaillance d'un équipement dépend donc du temps de mission considéré, du temps de bon fonctionnement, du nombre de défaillances de l'équipement mais aussi des temps de défaillances de chaque composants.

- La fiabilité des matériels mécaniques est plus sensible au taux de charge et au mode de fonctionnement que pour un matériel électronique. C'est pourquoi les taux de défaillance prenant seulement en compte les temps de bon fonctionnement sont inadéquats pour une bonne prédiction de fiabilité mécanique.

- Les définitions des défaillances pour les équipements mécaniques posent également problème car ces défaillances sont directement liées à l'utilisation de l'équipement. Le manque de précision souvent rencontrée dans la description des modes de défaillances limite la portée et l'utilité des bases de données.

- Le retour d'expérience des matériels mécaniques est moins riche à cause :

- du coût supérieur des composants mécaniques ainsi que de leur production plus restreinte par rapport à la production de grande échelle des composants électroniques.
- de l'utilisation de matériels mécaniques dans des installations à haut risque. Ces matériels sont en état de fonctionnement permanent grâce à des politiques de maintenance préventive efficaces limitant les défaillances constatées en fonctionnement.

Nous proposons donc, une approche afin de modéliser le taux de défaillance d'équipements mécaniques considérant les remarques exposées ci-dessus.

## Modélisation

### Hypothèses

Pour obtenir connaître la fiabilité prévisionnelle d'un système, il est indispensable de prendre en compte les informations caractérisant celui-ci, mais également les conditions extrinsèques auxquelles il est soumis.

Il nous paraît trop contraignant et complexe de décomposer un équipement en composants élémentaires (bagues, tige, joints,...) pour déterminer la fiabilité de celui-ci. En effet, les composants d'un système peuvent être très nombreux et ne suivent pas les mêmes distributions en terme de fiabilité.

La démarche propose de s'arrêter au niveau fonctionnel de chaque équipement. Seules les fonctions importantes en terme de modes de défaillances sont prises en compte. Ce découpage correspond aux différences majeures de conception et rejoint les sous catégories proposées dans les BDFM. Cette décomposition

permet de déterminer différents types à l'intérieur même d'une catégorie de matériel.

L'objectif est de trouver le meilleur compromis entre la précision souhaitée pour le taux de défaillances et le nombre d'informations nécessaires pour y parvenir. Rappelons en effet la difficulté à obtenir un bon retour d'expérience [2].

Rappelons aussi que plus la précision des informations est grande plus il est difficile de récupérer des données et plus l'analyse est difficile à mettre en œuvre, notamment pour obtenir des statistiques fiables.

Enfin, à la différence des composants électroniques non réparables, nous nous intéressons à des équipements électromécaniques réparables. Le vieillissement doit donc être pris en considération.

### Formalisme global du taux de défaillance

Afin de répondre à ces exigences nous proposons donc un modèle de la forme :

$$\lambda(t, Z) = \lambda_0(t) \cdot g(Z) \quad (1)$$

où :

- $\lambda_0(t)$  est un taux de défaillance de base dépendant uniquement du temps,
- $g(Z)$  une fonction que l'on notera fonction de contribution.

On propose de mettre en place des contributeurs influant la fiabilité de l'équipement. Chaque contributeurs est composé de facteurs qui sont codés par des covariables (Z). Cinq contributeurs ont été introduits en s'inspirant des Bases de Données électroniques :

- $C_{conception}$  : contributeur reflétant les critères de fiabilité intrinsèques de l'équipement.
- $C_{process}$  : contributeur regroupant l'ensemble des critères liés au process influant la fiabilité du système. Ce facteur est par exemple lié aux caractéristiques du fluide utilisé.
- $C_{condition}$  : ensemble des critères liés aux conditions de fonctionnement. Il fait intervenir par exemple, les concepts de "durée de mission", de "fonctionnement en continu/à la sollicitation", de "localisation" dans l'installation et par conséquent des potentiels agressions subies,...
- $C_{mode\_def}$  = Afin de répondre aux exigences de sécurité, une distinction en fonction des conséquences des modes de défaillances est indispensable. On distinguera donc les modes de défaillances entraînant des défaillances dites sûres des défaillances dangereuses détectées et non détectées.
- $C_{maintenance}$  : contributeurs prenant en compte les effets des diverses politiques de maintenance.

### Fonction de contribution : g(Z)

Notre démarche s'inspire très largement du modèle de Cox [4] pour la détermination de la fonction de covariables. Nous avons en effet choisis de nous intéresser au modèle semi paramétrique de Cox pour sa capacité à comparer les degrés d'influence de chaque facteur et leurs combinaisons.

Les modèles paramétriques ont été proposés afin de pouvoir décrire l'effet des facteurs pronostiques d'une manière similaire à celle utilisée dans la régression multiple [6]. Ce sont ces besoins [8] qui sont à l'origine du modèle multivarié régressif semi-paramétrique de Cox [8].

En fiabilité, ce modèle permet de prendre en compte plusieurs variables pour expliquer la durée de vie des mécanismes testés, sans donner de forme précise aux fonctions de fiabilité. D'autre part, notons que le paramétrage est entièrement statistique, il n'y a pas l'obligation de connaître et d'expliquer les phénomènes physiques. Il suffit de déterminer les coefficients bi pour paramétrer le modèle.

La modélisation de Cox repose sur deux hypothèses fondamentales qui sont, d'une part la proportionnalité des taux de défaillance, et d'autre part l'indépendance entre les temps de censure et les temps de survie.

La fonction de contribution dépend uniquement des paramètres, et donc des facteurs influents et s'exprime sous la forme :

$$g(Z) = \exp(BZ) \quad (2)$$

avec B un vecteur de coefficients estimé par la méthode du maximum de vraisemblance et plus précisément à l'aide de la vraisemblance dite vraisemblance partielle de Cox [Cox72] ; [Cox75] définie de la manière suivante :

$$V(B) = \prod_{i=1}^k \frac{\exp(BZ_i)}{\sum_{j \in R_i} \exp(BZ_j)} \quad (3)$$

où l'indice i représente les temps de défaillances distincts (Zi est la valeur de la variable Z du matériel défaillant en  $t_i$ , et  $R_i$  est l'ensemble des matériels présents et fonctionnant encore avant  $t_i$ . L'estimation est également réalisable par la méthode de la régression multiple

$$g(Z) = e^{b_1 z_1 + b_2 z_2 + b_3 z_3 + \dots + b_i z_i} \quad (4)$$

qui conduit à une régression multiple en passant par le logarithme :

$$Y = b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_i x_i \quad (5)$$

$Y = XB$  (résultat classique pour la régression multiple) d'où la solution :

$$\hat{B} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (6)$$

L'évaluation des paramètres peut être, par exemple, réalisée à partir d'échantillons provenant d'essais ou du retour d'expérience.

### Codage

Toutes les covariables sont codées en binaire (un mot binaire par combinaison des facteurs influents). Or, un facteur influent n'est pas forcément binaire. Ainsi, un facteur peut être représenté par plusieurs covariables.

Dans le but d'accroître la précision des coefficients des covariables, l'utilisation de codages emboîtés pour les facteurs quantitatifs est privilégiée. Le principe du codage emboîté consiste à diviser un facteur en plusieurs classes comme suit :

Soit le facteur F caractérisé par des valeurs continues comprises entre  $a_{min}$  et  $a_{max}$ . F est décomposé en n classes de valeurs non disjointes de la forme :

$$[a_1, a_{max}], [a_2, a_{max}], \dots, [a_{n-1}, a_{max}]$$

avec :

$$a_{min} < a_1 < a_2 < \dots < a_{n-1} < a_{max}$$

Une fois le vecteur B des coefficients des covariables déterminé, il est possible de trouver les paramètres de la fonction de base.

### Fonction de base : $\lambda_0(t)$

Pour les composants mécaniques le taux de défaillance constant ne convient pas. Les modes de dégradations provoquent un taux croissant (usure, fatigue, corrosion). Le modèle de Weibull à deux paramètres permet cette représentation. Il est d'une pratique aisée et universellement admise. Il couvre à lui seul l'ensemble des phénomènes de défaillances, sa forme est celle de l'équation (7).

$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \quad (7)$$

avec :

-  $\beta$  : le paramètre de forme (sans dimension).

Rappelons que si :

-  $\beta < 1$  le taux de défaillances est décroissant et correspond à la phase de jeunesse ;

-  $\beta = 1$  le taux est constant et caractérise la phase de maturité.

-  $\beta > 1$  le taux est croissant et caractérise un vieillissement.

-  $\eta$  : le paramètre d'échelle qui s'assimile à la durée de vie moyenne.

Le modèle de Weibull ne peut à lui seul représenter l'ensemble des combinaisons des facteurs influant la fiabilité de l'équipement, l'adjonction de la fonction de contribution apporte une réponse.

## Methode

On estime donc que les taux de défaillance sont modélisables par la multiplication d'un taux de base fonction du temps et d'un taux de contribution. Les taux de défaillance peuvent donc s'écrire sous la forme :

$$\lambda_{(t,z)} = \frac{\beta}{\eta} \times \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \times e^{B^T Z} \quad (8)$$

Afin de déterminer les paramètres (bi, β, η), on procède de la manière suivante :

- La première étape consiste à recueillir les données d'entrées à savoir les temps de bon fonctionnement jusqu'à défaillance ainsi que les différents facteurs considérés comme influents. Une analyse du matériel est alors nécessaire pour choisir de manière déterministe quels facteurs faut il prendre en compte.
- Dans un second temps, les coefficients bi sont déterminés par la méthode du maximum de vraisemblance (équation 3). Citons l'étude réalisée par Dodson [5], qui, à l'aide de simulations Monte-Carlo, montre que d'une manière générale les estimations par le maximum de vraisemblance donnent de meilleurs résultats sur de grands échantillons (n>15).
- Puis les paramètres de la loi de Weibull sont à leur tour évalué par la méthode des rangs médians. Il existe différentes méthodes pour trouver les paramètres d'une distribution de Weibull. Parmi celle-ci, citons par exemple la méthode des rangs moyens, ou bien la méthode graphique d'Allen Plait).

Les intervalles de confiance de tous ces paramètres peuvent également être calculé grâce à la méthode du maximum de vraisemblance.

- Enfin pour affiner la fonction de base correspondant à la fonction de contribution mise en place, plusieurs itérations sont entreprises en définissant de nouveaux temps de défaillances fictifs de la manière suivante :

$$T_{i+1}^{\text{fictif } -i+1} = T_i \times g(Z_i)^{\beta_i-1} \quad (9)$$

Au final, les paramètres des covariables sont déterminés directement grâce au temps de défaillance  $T_0$  et les paramètres de Weibull à prendre en considération sont ceux trouvés lors de l'itération n. Le critère de convergence est la stabilité des paramètres de Weibull dans les itérations successives. Le nombre d'itérations à entreprendre dépend des études et l'itération n est celle où les paramètres de Weibull obtenues sont stables.

L'hypothèse du modèle proportionnel est vérifiée en introduisant dans la fonction de contribution une covariable zi dépendant du temps dont le coefficient doit tendre vers zéro.

## Application

### Présentation

Soit une loi de Weibull de paramètre de forme β connu et de paramètre d'échelle η également connu. Soit la fonction de contribution composée de cinq coefficients bi connus correspondant à cinq covariables binaires Zi. Les valeurs des paramètres sont récapitulés dans le tableau 1.

Afin de déterminer l'efficacité et les limites de la méthode, différents jeux de données sont créés par simulations Monte-Carlo, l'objectif étant de retrouver les sept paramètres fixés. Les différents jeux de données résultent de :

- la modification du nombre de défaillances,
- la modification du nombre de codage.

Il est en effet possible de simuler beaucoup de défaillances ce qui aura, a priori, pour influence d'améliorer la précision du résultat. Plus les défaillances sont nombreuses, plus l'étude de fiabilité est précise et facile à réaliser. Cependant, pour notre démarche un autre élément intervient celui de la variabilité des facteurs et donc des covariables.

paramètres	b1	b2	b3	b4	b5	β	η
valeurs	-2.3	1.5	-0.5	0.6	-0.2	1.7	18000

Tableau 1. Valeurs des paramètres fixés

Covariables	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5
Codage 1	0	1	0	1	0

Tableau 2. Codage pour la figure 1.

### Résultats

En appliquant la démarche exposée, nous retrouvons les coefficients et paramètres avec plus ou moins de précisions. Un nombre important d'échantillons a été simulé. Les résultats pour cinq d'entre eux, représentatifs de l'ensemble des simulations effectuées sont récapitulés dans le tableau 3.

La première colonne du tableau correspond au numéro des simulations réalisées. Les cinq colonnes suivantes sont les valeurs des paramètres des covariables. Puis vient les deux colonnes présentant les paramètres de la loi de Weibull. Vient ensuite le nombre de situations puis le nombre de codages différents. Par exemple , dans la simulation 3, toutes les combinaisons de codage sont présentes alors qu'avec la simulation 5 seulement 16 combinaisons sont connues.

Une erreur sur les coefficients de la fonction de contribution apparaît dans la dernière colonne du tableau 3. Cette erreur s'appuie sur un critère des moindres carrés :

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_i^m (p_{ij} - p_{rj})^2 \quad [10]$$

avec pij les paramètres trouvés et prj les paramètres fixés et n le nombre de paramètres.

#### Fonction de contribution

On remarque que les trois premières simulations donnent des résultats précis. Leur point commun est la présence de toutes les combinaisons de codage. Il est plus intéressant d'avoir plusieurs configurations que d'avoir beaucoup de données mais de même configuration. On peut en déduire qu'une des conditions pour obtenir une bonne précision est la présence de toutes les combinaisons. Dans la réalité, cette condition est difficilement observable puisque cela signifie que le REX est très important et couvre une plage de situations importantes. Or, généralement, il est difficile d'observer toute une gamme d'équipement travaillant dans des conditions toutes particulières.

#### Fonction de base

Les incertitudes sur le facteur d'échelle sont très faible pour les simulations 1,2 et 5. Notons que les erreurs plus importantes (simulation 3 et 4) sont conservative. Le constat sur le facteur de forme est plutôt encourageant puisque la précision est relativement bonne.

#### Modèle globale

On remarque avec la simulation 4, que l'on a une erreur sur la fonction de contribution d'environ 30%, l'erreur sur le paramètre de forme de Weibull n'est lui que de 0.5%. Ce n'est donc pas parce que la fonction de contribution a une erreur importante que les paramètres de Weibull seront mauvais, tout du moins concernant le paramètre de forme.

La figure 1 montre les taux de défaillance trouvés avec les jeux de données des simulations 3, 4 et 5 (fonction du nombre de matériels et de la variabilité des conditions) ainsi que le taux de défaillance réel. Le codage pris en compte dans la figure 1 est celui du tableau 2. Les taux de défaillance calculés par les simulations 1 et 2 ne sont pas représentés sur la figure 1 pour des raisons de lisibilité (trop similaire au taux de défaillance réel).

La figure 1 met en évidence l'efficacité de la modélisation pour les simulations 3 et 4.

Sim.	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$	$b_5$	$\beta$	$\eta$	N	R	Erreur contribution
1	-2.36	1.57	-0.41	0.7	-0.23	1.75	19454	1024	32	5.50E-03
2	-2.37	1.42	-0.56	0.49	-0.06	1.76	17162	512	32	9.30E-03
3	-2.56	1	-0.66	0.33	-0.57	1.89	11394	32	32	1.10E-01
4	-1.61	0.69	-1.14	0.69	0.04	1.62	10332	16	16	3.20E-01
5	-0.16	-0.1	0.86	1.45	-0.85	2.25	19825	32	16	2.03

Tableau 3. Limite de la méthode. Influence du nombre de matériels (N) et de la nature des données (R)

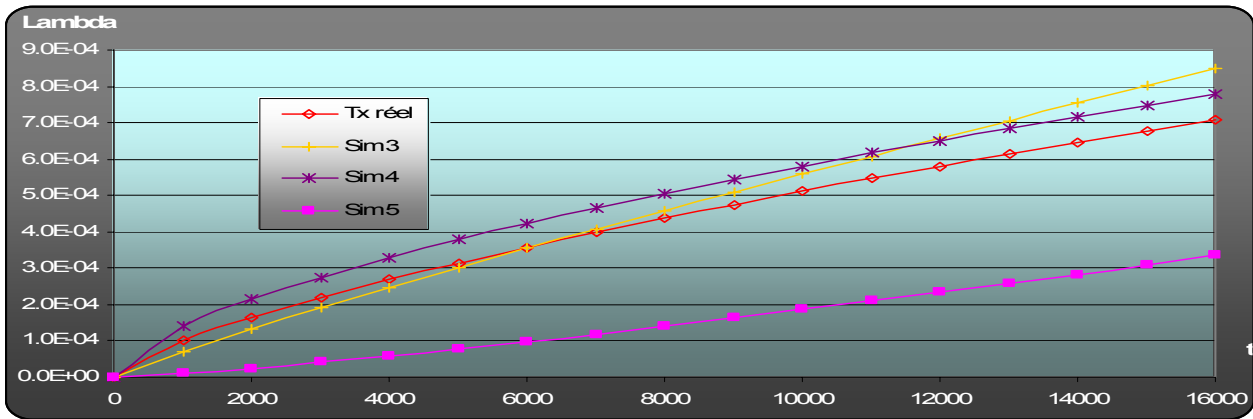


Figure 1. Taux de défaillance avec codage 1

Ces résultats montrent l'importance d'avoir au minimum une donnée de fiabilité par configuration. On en déduit donc que la décomposition des facteurs en plusieurs covariables doit être réalisée en fonction des données d'entrées.

### Conclusion

La démarche exposée pour évaluer des taux de défaillance d'équipements mécaniques s'appuie sur la modélisation de deux fonctions. La première fonction appelée fonction de contribution définit les facteurs influant la fiabilité. La seconde fonction notée fonction de base dépend du temps. Son principal objectif est de prendre en considération les aspects de vieillissement.

Ce modèle permet donc de dissocier et d'évaluer l'impact des facteurs influents considérés comme constant dans le temps, de la fonction de base dépendant du temps (loi de Weibull).

Cette démarche s'appuie sur des outils mathématiques connus et admis pour leur efficacité et leurs intérêts mais très rarement utilisés dans le domaine de la fiabilité mécanique.

L'application développée a permis de montrer l'efficacité de la modélisation sous réserve d'avoir suffisamment de variabilité des facteurs d'influences dans les données d'entrées. Il est donc nécessaire de connaître les temps de survie pour chaque configuration c'est à dire pour chaque facteur d'influence.

Cette modélisation très souple d'utilisation nécessite tout de même une connaissance (expertise) de l'équipement pour déterminer les facteurs potentiellement influents. Ceux-ci sont ensuite décomposés en plusieurs covariables qui dépendent des données d'entrées recueillies.

Par conséquent, cette modélisation suit les différentes phases du cycle de vie d'un équipement. En phase de conception, la prédiction de fiabilité peut être réalisée avec un nombre restreint de facteurs, et par la même avec une précision plus ou moins grande. L'utilisation de peu de facteurs amène à une prédiction moins fiable mais tout de même de meilleure qualité que par

l'utilisation des BDFM. Pendant le fonctionnement de l'équipement, une actualisation et une amélioration des résultats sont alors envisageables par l'adjonction de facteurs influents nouvellement observés mais également par l'amélioration des mots de codage pour chaque facteurs.

Enfin, ce modèle de prédiction a l'avantage d'évaluer tous les paramètres qui le composent à la différence de certaines méthodes « boîtes noires » tels que les réseaux de neurones par exemple. Or ces paramètres sont très utiles pour la compréhension des mécanismes de dégradation notamment avec le paramètre de forme de la loi de Weibull.

### Références

- [1] ALFARES H., "A simulation model for determining inspection frequency", *Computers & Industrial Engineering* 36, pp 685-686, 1999.
- [2] Aupied J., « Retour d'expérience appliqué à la sûreté de fonctionnement des matériels en exploitation », Editions. Eyrolles, 1994.
- [3] Cizelj R.J., Mavko B., Kljenak I., "Component reliability assessment using quantitative and qualitative data", *Reliability Engineering & System Safety* (71), pp 81-95, 2001.
- [4] Cox, DR, "Regression Models and Life-Tables," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 34, No. 2, pp. 187-220, 1972.
- [5] Dodson B., "Weibull Analysis: with software. ASQC Quality Press, Milwaukee, Wisconsin, 1994.
- [6] Feigl P, Zelen M. (1965) Estimation of exponential survival probabilities with concomitant information. *Biometrics* 21: 826-38
- [7] Lannoy A., "Analyse quantitative et utilité du retour d'expérience pour la maintenance des matériels et la sécurité", Ed. Eyrolles, 268 p, 1996.
- [8] Reid N. (1994) A conversation with Sir David Cox. *Statistical Sciences* 9: 439-55.