HAL
open science

Modélisation du processus d'apparition de données de défaillances de composants de centrale thermique et détermination de l'impact des conditions d'exploitation sur ces composants

Marie-Agnès Garnero, Véronique Verrier, Pierre, Raphael Bertrand

To cite this version:

Marie-Agnès Garnero, Véronique Verrier, Pierre, Raphael Bertrand. Modélisation du processus d'apparition de données de défaillances de composants de centrale thermique et détermination de l'impact des conditions d'exploitation sur ces composants. 41èmes Journées de Statistique, SFdS, Bordeaux, 2009, Bordeaux, France, France. inria-00386746

HAL Id: inria-00386746

https://inria.hal.science/inria-00386746v1

Submitted on 22 May 2009

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.

Modélisation du processus d'apparition de données de défaillances de composants de centrale thermique et détermination de l'impact des conditions d'exploitation sur ces composants

Garnero M-A., Verrier V., Bertrand P.
EDF R&D
Département MRI
6 quai WATIER BP 49 78401 CHATOU CEDEX FRANCE
marie-agnes.garnero@edf.fr
veronique.verrier@edf.fr
pierre-2.bertrand@edf.fr

Résumé

La présente étude a pour but de déterminer l'impact du mode de conduite des tranches thermiques charbon ou fuel sur la fiabilité des composants de la chaudière. Une démarche statistique de l'analyse du retour d'expérience est présentée permettant dans un premier temps l'identification des facteurs influents de la dégradation de la fiabilité, et dans un deuxième temps, la modélisation de la probabilité de défaillance en fonction du principal facteur influent identifié. Une application est réalisée ici sur un composant particulier d'une chaudière de centrale du parc thermique à flamme d'EDF. Les résultats obtenus permettent d'évaluer l'impact économique du mode de conduite de la tranche sur les défaillances de la chaudière.

Summary

The scope of the present analysis addresses the forecast of failures for a specific component of a fossil-fired boiler, depending on the operating mode of the unit (in particular with few or a lot of start-ups of the unit). The proposed statistical approach has already been carried out on several components of the boiler. The purpose is first to validate the ability to quantify the impact of different factors characterizing the operating mode of the unit (such as the number of cold starts, hot starts or running hours) on the evolution of the failures with respect to time, then to evaluate if there is an increasing trend in the evolution with respect to time of the number of failures, and finally to predict the future number of failures considering a future scenario of operating mode.

Mots clés: Fiabilité, Statistique des processus

1. Contexte

L'analyse a été menée sur un parc de composants homogène de tubes écrans d'une chaudière du parc thermique à flamme d'EDF. Il s'agit de fissuration de soudures entre différentes parties de la chaudière. On s'intéresse au processus d'apparition de ces fissurations que l'on appellera «défaillances caissons ». Les paramètres influents possibles sont les conditions d'exploitation du matériel, par exemple les nombres d'heures de fonctionnement et les nombres de démarrages.

La démarche qui a été adoptée pour conduire l'analyse est la suivante ([Garnero-Verrier-1, 2008], [Verrier-2, 2008], [Domecq et al.-1, 2007]):

- Collecte et tri des données de retour d'expérience (REX);
- Analyse des données d'exploitation de la tranche thermique étudiée ;
- Recherche des paramètres influents du mécanisme de défaillance parmi les paramètres d'exploitation disponibles (modèles linéaires généralisés) ;
- Tests de constance du taux de défaillance (tests sur l'homogénéité du processus de Poisson) ;
- Identification des paramètres du modèle du processus des défaillances, en fonction du principal paramètre influent identifié;
- Pronostic des futures défaillances à partir du modèle estimé en fonction du futur mode d'exploitation.

La dernière étape permet de construire un nombre prévisionnel de défaillance, pour un mode d'exploitation donné, sur les années à venir. Cette estimation permet de quantifier l'impact des démarrages-arrêts sur la fiabilité de l'installation et d'estimer en conséquence le coût dû à une modification de l'exploitation de la tranche (du fait de l'augmentation ou de la diminution du nombre des défaillances).

Pour information : les nombres de défaillances et les paramètres caractéristiques de l'exploitation de la tranche ont été modifiés pour les besoins de la publication.

2. Données collectées et exploitation de la tranche étudiée

Les données concernent les défaillances des soudures des tubes sur caissons qui induisent une déchirure du tube et en conséquence une fuite chaudière, entraînant l'arrêt à plus ou moins court terme de la tranche.

Les données collectées caractérisant les défaillances sont :

- la date calendaire de la défaillance ;
- le nombre d'heures de fonctionnement chaudière correspondant (Hgv) ;
- le nombre de démarrages à chaud (DAC) ;
- le nombre de démarrages tièdes (DTI) ;
- et le nombre de démarrages à froid (DAF) associés.

Ces différents types de démarrages sont caractérisés par la durée de l'arrêt correspondant et la valeur de la température et de la pression chaudière au moment du redémarrage, et donc par l'amplitude du cyclage thermique induit sur les différents composants. L'horizon d'observation va de 1976 (date de mise en service du matériel) à 2005. La date de fin d'observation (2005) correspond à la date de début d'importants travaux de rénovation sur les tubes écrans. Au-delà de cette date, on supposera que les âges des tubes écrans et des composants associés, s'ils sont situés dans la zone de réparation, sont remis à zéro.

Les éventuels changement de tendance concernant l'exploitation des matériels ont été analysés (ces conditions pouvant être des facteurs influents de l'apparition des défaillances). Il faut noter, que sur la période 1985-2007 (en excluant la période 1976-1984 qui est une période particulière d'exploitation de cette tranche), on observe une tendance à la hausse des nombres d'heures de fonctionnement et des nombres de démarrages tous types (à froid, tièdes et à chaud).

3. Modélisation de la durée de vie des tubes écrans

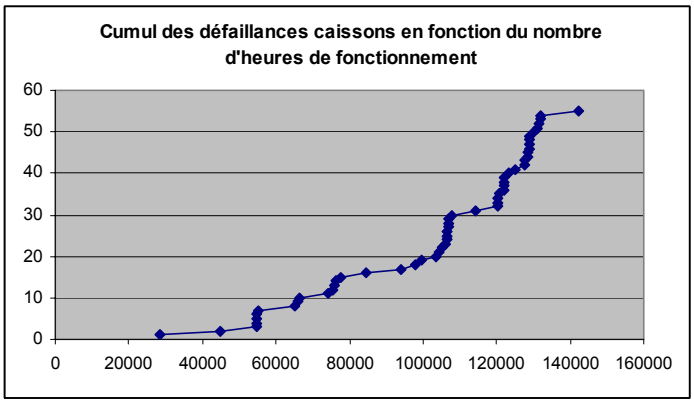
- **Evolution des défaillances en fonction de leur date d'occurrence**

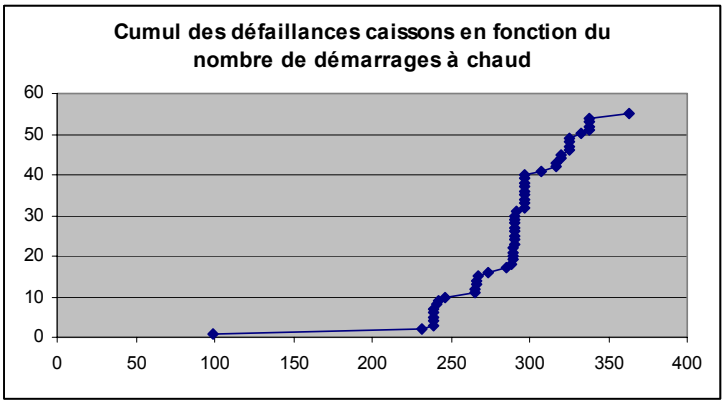
L'évolution de l'apparition des défaillances « caissons » depuis la mise en service du matériel est représentée sur les figures ci-après. La représentation graphique choisie est le graphe de Nelson Aalen. La figure de gauche présente le cumul du nombre de défaillances en fonction du nombre d'heures de fonctionnement et celle de droite le cumul en fonction du nombre de démarrages à chaud.

On distingue ici 3 tendances différentes sur les courbes de cumul des défaillances pour les défaillances de caissons:

- une première tendance lente d'apparition des défaillances type incubation : les défaillances ne semblent apparaître qu'à partir d'un certain seuil sur le cumul des démarrages à chaud de 232 DAC,
- une deuxième tendance où les défaillances sont nombreuses et rapprochées,
- une troisième tendance où le phénomène se ralentit.

Ces 3 tendances s'expliquent par l'incubation de la maladie (type fatigue thermique), le dépassement d'un seuil sur le nombre de sollicitations qui entraîne l'apparition de nombreuses défaillances, et enfin à partir de mai 2005, date de travaux importants de rénovation des tubes écrans, la disparition ou tout au moins le ralentissement du phénomène.





- **Tests statistiques sur la constance du taux de défaillance en fonction du temps**

Le but de cette analyse est de détecter de manière statistique la présence éventuelle d'une tendance au vieillissement. L'arrivée de pannes sur un ensemble de matériel peut être vue sous la forme d'un processus de comptage. Les tests de Laplace et Lewis Robinson [Wang and al., 2005] sont fréquemment utilisés dans le cadre de la statistique des processus et dans le cadre de l'étude, ils vont nous permettent de mettre en évidence l'existence ou non d'une tendance (augmentation significative ou non du nombre de pannes). Pour ces deux tests, on considère que l'on observe le processus d'apparition des défaillances sur $[t_0, t_f]$. Le temps cumulé par l'ensemble des matériels sur l'ensemble de la période est compris entre $[0, t]$. La statistique de Laplace U_t s'écrit :

$$U_t = \frac{\sum_{1}^{N_t} T_i - N_t \frac{t}{2}}{t\sqrt{\frac{N_t}{12}}}$$

où T_i est temps cumulé de fonctionnement par les matériels ; t est le temps total d'exposition pour l'ensemble des matériels sur la période d'observation et N_t le nombre total de défaillances. Une fois la statistique de test calculée, on la compare au quantile d'une loi normale à α **%.**

Le test de Lewis Robinson prend en compte les temps inter-défaillances. Il ne s'applique que si les matériels sont tous mis en service avant le début de la période d'observation et arrêtés après la fin de la période d'observation, ce qui est le cas dans notre étude. La statistique de test s'écrit :

$$Z_t = \frac{\sum_{1}^{N_t} T_i - N_t \frac{t}{2}}{cv(X)t\sqrt{\frac{N_t}{12}}}; cv(X) = \frac{\sqrt{V\hat{a}r(X)}}{\bar{X}}$$ avec X_i temps inter-défaillance, $X_i = T_i - T_{i-1}$.

Les résultats des tests sont présentés pour l'ensemble de la période mais aussi sur la période plus réduite qui élimine le temps d'incubation décrit ci-dessus.

- **Résultats depuis la MSI jusqu'à 2005 (date des travaux de rénovation)**

Avec un risque à 5%, on conclut à l'existence d'une tendance au vieillissement en fonction des paramètres d'exploitation. On accepte l'hypothèse que le processus d'apparition des défaillances est un processus de Poisson non Homogène (NHPP).

- **Résultats caissons sur les données partielles en éliminant le temps d'incubation (correspondant par hypothèse à un DAC inférieur ou égal à 232)**

Les tests concluent à l'absence de tendance en fonction des paramètres d'exploitation sauf lorsque le temps est mesuré en heures de fonctionnement, mais nous montrerons ci-après que le paramètre influent prédominant identifié pour ce processus de défaillance est le nombre d'arrêts à chaud.

Le processus de défaillance sera donc modélisé par la suite comme un processus de Poisson homogène, l'échelle de temps étant mesurée en DAC (voir la justification de ce choix dans le paragraphe suivant) et pour un horizon d'observation démarrant à 232 DAC.

4. Détermination du paramètre le plus influent du processus de défaillance des caissons ([Crowder and al., 1991])

Nous allons ici rechercher les paramètres influents (liés au mode d'exploitation de l'installation) du mécanisme de défaillance. La question est de savoir si ces fissurations sont plutôt dépendantes du nombre d'heures de fonctionnement ou bien du nombre de démarrages subis depuis la MSI de ces tranches. Cette démarche s'appuie sur l'utilisation des modèles linéaires généralisés.

Les problèmes de fissuration observés peuvent être dus d'une part à des problèmes de malfaçons (auquel cas on ne devrait pas mettre en évidence de paramètre influent particulier pour le processus des défaillances), ou bien ils pourraient être liés à un phénomène de fatigue thermique (auquel cas on devrait mettre en évidence des paramètres influents du type sollicitations thermiques). Par ailleurs, il faut noter que la seule maintenance réalisée sur les composants analysés est du type maintenance corrective (réparation de la fuite) et qu'il n'y a pas de maintenance préventive particulière. L'analyse s'arrêtera à la date à laquelle d'importantes réparations ont été réalisées sur la tranche considérée.

- **Choix de la régression de Poisson**

On décide ici de modéliser nos données de défaillances comme des données de comptage sur des périodes discrètes. Le nombre de défaillances comptabilisé sur chaque période est une réalisation d'une variable aléatoire de Poisson. Notons λ_i le taux de défaillance pour la période i et μ_i la moyenne du nombre d'événements comptabilisés sur la période i.

On suppose que la variable aléatoire Y qui désigne le nombre d'occurrences d'un événement (ici une défaillance) a une distribution de Poisson étant donné les variables indépendantes $X_1, X_2, ..., X_m$

$$P(Y = k / x_1, x_2, ..., x_m) = \frac{e^{-\mu}\mu^k}{k!} \quad \text{avec k = 0, 1, 2 …}$$

où le logarithme de la moyenne μ est supposé être une fonction linéaire des variables indépendantes :

$$\log(\mu) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + ... + b_m x_m$$

$P(Y = k / x_1, x_2, ..., x_m)$ désigne la probabilité d'observer k défaillances sur la période [0,T] et $\mu = \lambda.T$ où λ est l'intensité de défaillance du processus de Poisson (qui peut être constante ou non).

La méthode du maximum de vraisemblance a été utilisée. Les variables explicatives présentées dans la partie 2 ont été testées.

- **Modèle testé**

Le modèle général suivant est testé sur les données classées par intervalles de nombres de DAC constants:

$$\log(n_i) = n_{moy} + \alpha \ (i * Delta_DAC) + \beta \ N_{Hgv_moyen}(i) + \gamma \ N_{DTI_moyen}(i) + \delta \ N_{DAF_moyen}(i)$$

avec:

- i le numéro de classe sur laquelle on estime le nombre moyen de défaillances n_i,
- Delta_DAC désigne l'amplitude en nombre de démarrages à chaud des différentes classes,
- n_{moy} correspond à l'effet moyen (intercept),
- $N_{Hgv_moyen}(i)$ correspond au nombre moyen d'heures de fonctionnement pour la classe i
- $N_{DTI_moyen}(i)$ correspond au nombre moyen de démarrages tièdes pour la classe i
- $N_{DAF_moyen(i)}$ correspond au nombre moyen de démarrages à froid pour la classe i

- **Résultats**

<u>Modélisation avec 1 seul paramètre influent</u>

Le modèle identifie le nombre de démarrages à chaud comme étant le paramètre le plus influent.

Physiquement, on sait par ailleurs que les démarrages à chaud sont contraignants : des analyses du comportement de la chaudière lors des différents types de démarrages ont été menées par EDF avec une

étude approfondie des évolutions des informations de températures, débits et pressions rapatriées à partir des capteurs existants. Ces analyses montrent que lors des démarrages à chaud, de l'eau relativement froide est injectée dans les tubes écrans de la chambre de combustion (cette eau s'est refroidie pendant la période d'arrêt dans les colonnes d'alimentation extérieures à la chambre de combustion). L'injection de cette eau refroidie se fait dans les tubes écrans qui sont restés à une température élevée, celle de la chambre de combustion qui est isolée de l'ambiance extérieure.

5. Modélisation du processus d'apparition des défaillances

Maintenant que le paramètre le plus influent a été mis en évidence (le cumul du nombre de démarrages à chaud), nous allons modéliser le processus d'apparition des défaillances en fonction de ce paramètre. C'est lui qui sera utilisé comme échelle des temps pour la modélisation du processus. Dans un premier temps, on décide d'ajuster un processus de Weibull sur les données en prenant comme début d'observation l'instant juste après 232 DAC. Le modèle s 'écrit : $\lambda(t) = \gamma\, \delta\, t^{\delta - 1}$ et les paramètres estimés sont les suivants :

Décalage données à 232 DAC		
Intervalle de confiance	**Delta**	**Gamma**
Valeur moyenne	1.084	0.2951
Valeur Inf	0,8367	0
Valeur Sup	1,331	0,6497

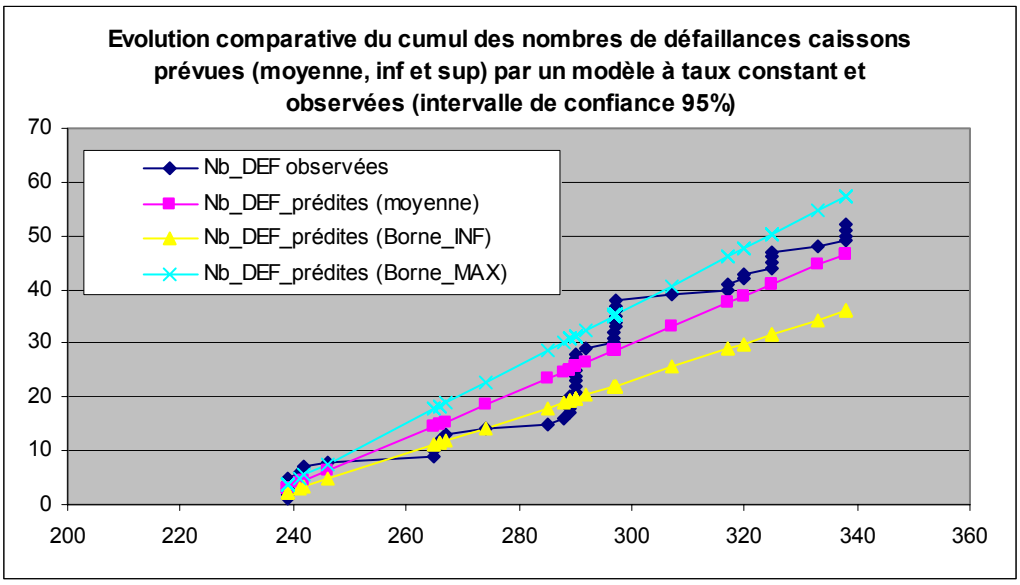
On constate que les intervalles d'estimation des paramètres du modèle sont conséquents.

Puisque l'intervalle d'estimation de delta comprend la valeur 1 qui correspond à l'absence de vieillissement (voir également résultats des tests statistiques précédents), nous décidons d'identifier un modèle de processus de Poisson à taux constant dont les paramètres sont donnés par :

Décalage données à 232 DAC			
Estimation modèle à lambda constant		**Intervalle de confiance à 95% sur Lambda**	
Lambda	0,4407	**Valeur Inf. (à 95%)**	0,3209
Ecart-type	0,061	**Valeur Sup. (à 95%)**	0,560

Ce modèle conduit à des intervalles de confiance réduits par rapport au processus de Weibull.

Les évolutions comparées des données de défaillances observées et prédites sont les suivantes pour un modèle à taux constant, sur la période d'observation du REX (depuis la MSI jusqu'en 2005), évaluation moyenne puis évaluations min et max à 95% de confiance (en abscisse: nombre de DAC) :

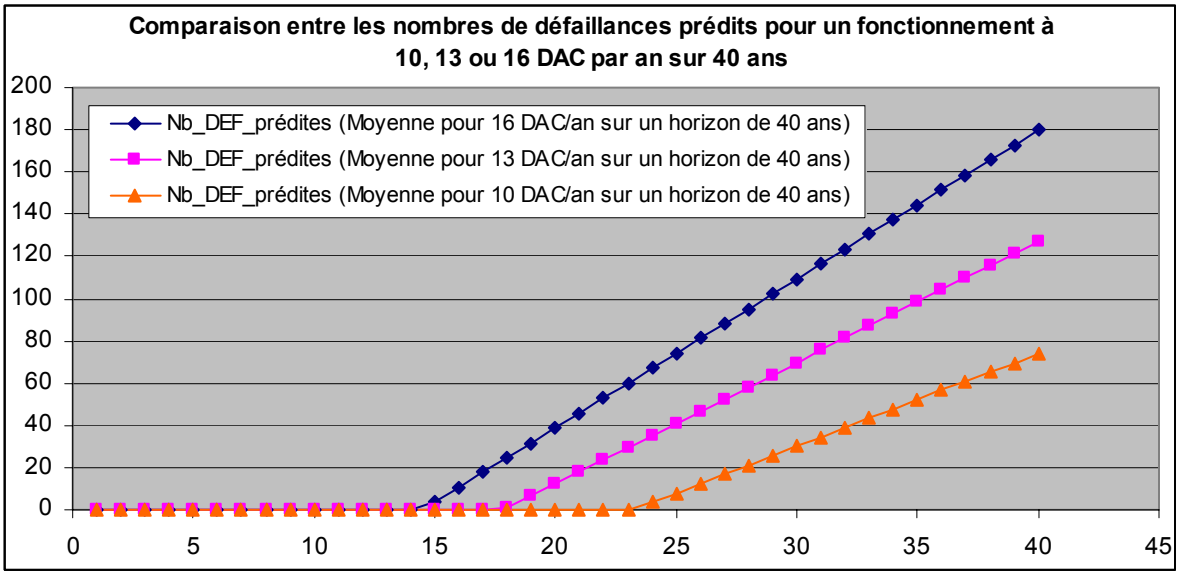


Nous avons proposé une modélisation de la fréquence d'occurrence des défaillances des caissons à partir des donnée de retour d'expérience.

Nous allons maintenant nous attacher à la prédiction de leur évolution à partir de la date d'importantes réparations sur ces composants, dont nous supposerons qu'elles sont équivalentes à une remise à zéro de leur âge pour les caissons localisés dans les zones de réparations.

6. Pronostic de durée de vie des tubes écrans

La prévision du nombre de défaillances est réalisée à partir de l'équation suivante, dans le cas d'un processus à taux constant : $E\{N(t)\} = \lambda\, n$ avec λ l'intensité de défaillance moyenne estimée, N(t) le nombre de défaillances cumulé et n le nombre de démarrages correspondant à la date où s'effectue la prévision.
L'évolution du nombre cumulé de défaillances est donnée ci-dessous pour 3 types d'exploitation (10 DAC, 13 DAC et 16 DAC en moyenne par an) et pour un modèle à taux constant (en abscisse : le nombre d'années). La période de simulation s'étend ici sur 40 ans.



Les modélisations réalisées permettent de quantifier l'impact d'un changement d'exploitation dans la mesure où l'augmentation du nombre annuel de démarrages à chaud injecté dans le modèle du processus de défaillances, permet de quantifier un nombre de défaillances supplémentaire par rapport à une exploitation standard, et par conséquence, une dépense supplémentaire pour l'exploitant (en perte de disponibilité et en frais de réparations).

7. Conclusion

L'intérêt de cette étude est de montrer comment à partir d'un REX limité, il est possible en combinant différentes méthodes statistiques mais aussi les connaissances physiques du phénomène de modéliser de façon simple et relativement robuste le processus d'apparition des défaillances d'un ensemble de composant. Un pronostic est réalisé, il permet de quantifier l'impact des démarrages-arrêts sur la fiabilité de l'installation et d'estimer en conséquence le coût dû à une modification de l'exploitation de la tranche (du fait de l'augmentation ou de la diminution du nombre des défaillances).

8. Bibliographie

[Garnero-Verrier-1, 2008] Garnero M-A., Verrier V, Domecq C. Méthodologie pour la détermination de l'impact du mode de fonctionnement d'une tranche thermique à flamme sur la fiabilité des matériels. -16ème Colloque National de Maîtrise des Risques et Sûreté de Fonctionnement, lambda-mu 16, Avignon, octobre 2008.

[Verrier-2, 2008] V. Verrier, E. Idée - Méthode pour réaliser une étude de détection de tendance. - 16ème Colloque National de Maîtrise des Risques et Sûreté de Fonctionnement ,Congrès Lambda-Mu 16, Avignon, octobre 2008.

[Domecq et al.-1, 2007] Domecq C. Le Delliou P., Garnero M-A., Verrier V, Pepper K.. - Impact assessment of two-shifting operating mode on boiler components –, Cycling operation of Power Plant International Conference on Two Shifting, European Technology Development (ETD), 27-28 September 2007, London (UK) September 2007.
[Crowder and al., 1991] Crowder M.J., Kimber A.C., Smith R.L., and T.J. Sweeting. - Statistical Analysis of Reliability Data. – Chapman & Hall, 1991.
[Wang and al., 2005] P. Wang et D. W. Coit - Repairable Systems Reliability Trend Tests and Evaluation. - Reliability and Maintainability Symposium, 2005 proceedings, Jan. 24-27, 2005.