



HAL
open science

Modélisation de l'état de santé d'un équipement de fabrication par une méthode probabiliste.

Mohammed Farouk Bouaziz, Éric Zamaï, Stéphane Hubac

► To cite this version:

Mohammed Farouk Bouaziz, Éric Zamaï, Stéphane Hubac. Modélisation de l'état de santé d'un équipement de fabrication par une méthode probabiliste.. 9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation, Jun 2012, Bordeaux, France. hal-00728603

HAL Id: hal-00728603

<https://hal.science/hal-00728603>

Submitted on 30 Aug 2012

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 DE L'ETAT DE SANTE D'UN EQUIPEMENT DE FABRICATION PAR UNE METHODE PROBABILISTE : APPLICATIONS AUX ATELIERS SEMI-CONDUCTEURS

M.-F. BOUAZIZ, E. ZAMAÏ

Laboratoire G-SCOP, UMR 5272
Grenoble-INP, UJF-Grenoble, CNRS
46, avenue Félix Viallet, 38031 Grenoble - France
mohammed-farouk.bouaziz@g-scop.grenoble-inp.fr,
eric.zamai@g-scop.grenoble-inp.fr

S. HUBAC

STMicronics
850 Rue Jean Monnet, 38926 Crolles
Cedex Grenoble - France
stephane.hubac@st.com

RESUME : Cet article propose une méthodologie permettant d'améliorer la maîtrise des risques dans le domaine particulier des ateliers de fabrication des circuits intégrés à partir de tranches de semi-conducteur. Nous nous sommes intéressés ici à la problématique des défaillances et des dérives de fonctionnement des équipements qui sont généralement observés, avec retard, lors d'une phase de métrologie des produits. Nous avons proposé une approche prédictive basée sur une approche probabiliste par réseaux Bayésiens. Notre contribution réside ici dans la proposition d'une méthodologie progressive permettant de développer un modèle de prédiction de l'état de santé d'un équipement de fabrication dans des contextes complexes et incertains.

MOTS-CLES : Sûreté de fonctionnement, Etat de santé d'un équipement, Maintenance, Réseaux Bayésiens, Procédés semi-conducteurs complexes, Prise de décision.

1 INTRODUCTION

Pour maintenir leur compétitivité, les industries du semi-conducteur doivent être en mesure de produire des circuits intégrés de haute qualité en technologies avancées, avec des temps de cycle de plus en plus courts et à des coûts raisonnables. Face à ces défis, le projet européen IMPROVE « Implementing Manufacturing science solutions to increase equipment productivity and fab performance » a été lancé entre partenaires industriels (STMicroelectronics, Intel, Lfoundry, Infineon, Probayes...) et académiques (G-SCOP, EMSE, CEA-Leti, Franhofer...). L'enjeu de ce projet est d'améliorer les performances des fabricants de semi-conducteurs. Les travaux dans le projet IMPROVE sont focalisés sur les trois axes de développement et de recherche suivants:

- Les techniques de Métrologie Virtuelle (VM), permettant de mieux contrôler les opérations de production.
- Les techniques de Maintenance Prédictive (PdM), permettant d'améliorer les rendements des équipements de production.
- Les boucles de traitement réactives, afin d'améliorer la maîtrise des risques dans les processus de fabrication.

Nos travaux se positionnent à la charnière entre le diagnostic des défaillances et l'analyse des risques. Nous nous proposons en effet d'approfondir et d'apporter notre contribution selon l'axe de la prédiction de l'état de santé des équipements de production (ou Equipment Health Factor EHF). L'originalité de ce travail réside en particulier dans la proposition de modèles probabilistes pour l'estimation du comportement des équipements,

modèles issus d'une approche par réseaux Bayésiens, mais également dans leur exploitation pour la prise de décision.

Cet article est structuré de la façon suivante : la section 2 est consacrée à la présentation générale du problème et aux approches courantes du domaine. Dans la section 3, nous proposons une caractérisation d'un modèle EHF (facteur ou état de santé d'un équipement de production) adapté au domaine du semi-conducteur. Nous proposons par la suite une présentation de l'approche Bayésienne, approche qui sera adressée selon les aspects modèle, méthode et inférence algorithmique. La section 5 s'attachera à décrire la méthodologie retenue pour le domaine particulier des ateliers semi-conducteurs. La section 6 présentera alors l'outil de simulation utilisé et les résultats obtenus suite à l'application de l'approche proposée. Enfin, des conclusions et perspectives termineront ce papier.

2 CONTEXTE DE L'ETUDE

2.1 Formulation du problème

Dans une usine de fabrication des circuits intégrés (Integrated Circuit IC), une plaquette de silicium (wafer) est introduite dans une salle blanche (Fab : décomposée elle-même en ateliers regroupant un ensemble d'équipements de fabrication et de contrôle) pour subir différents traitements permettant d'obtenir un produit fini. Le temps de traversée des ateliers par le wafer est de huit semaines en moyenne, durée pendant laquelle il subit une centaine d'opérations.

Les équipements de fabrication sont généralement classés en trois catégories principales :

- *Les équipements de production* (ou procédé) qui agissent sur le produit (wafer).
- *Les équipements de contrôle* (ou métrologie) qui permettent de contrôler si le travail effectué par un équipement de production l'a été fait correctement.
- *Les équipements de transport* assurant l'acheminement d'un produit d'un équipement à un autre.

Dans le cadre de nos travaux, nous nous sommes intéressés aux équipements de production, dans l'objectif d'améliorer leur rentabilité de fabrication. Un équipement de production est généralement structuré en (Deschamps et Zamaï, 2007) :

- *Le flux de produits* qui regroupe l'ensemble des produits (produits initiaux, produits transformés, produits finis).
- *Le système contrôlé* qui se compose de pré-actionneurs, d'actionneurs, d'effecteurs et de capteurs.
- *Le système de commande* qui est composé de fonctions (commande, diagnostic, pronostic, suivi, etc.) (Combacau *et al.*, 2000) permettant de gérer le système contrôlé.

Le système contrôlé peut être vu comme un ensemble de chaînes d'actions et de chaînes d'acquisition. La chaîne d'action réunit l'ensemble des éléments permettant de transformer les ordres de commande en actions physiques. La chaîne d'acquisition permet quant à elle de mesurer des grandeurs physiques au travers de capteurs (Henry *et al.*, 2012). Dans l'idéal, les informations relatives au suivi du cycle de production doivent être disponibles en permanence. Mais pour des raisons techniques, l'observation n'est pas faite directement sur le produit, les capteurs sont plus souvent placés sur l'effecteur, l'actionneur voire même le pré-actionneur. Ainsi, en fonction de ce positionnement le risque de ne pas observer une perturbation affectant la qualité de fabrication d'un produit augmente et un équipement de fabrication n'a alors aucun moyen pour affirmer que les opérations appliquées au produit l'ont été faites correctement. Dans le milieu industriel et afin de pallier à ce problème, deux solutions sont généralement proposées.

2.2 Métrologie et métrologie virtuelle

La première solution consiste à placer des équipements dits de *Métrologie* dans la chaîne de production. Elles assurent ainsi des étapes de contrôles nécessaires à la surveillance de la qualité des produits. De fait, cela introduit des coûts supplémentaires souvent considérables, ne serait-ce qu'en termes d'investissements, de maintenance et d'augmentation des temps de fabrication. De surcroît, et compte tenu des flux de produits importants caractérisant ces sites de production, il est important de noter que les étapes de métrologie ne peuvent être systématiquement faites sur tous les produits, seuls quelques échantillons sont contrôlés ; ce qui pose également le

problème de la pertinence du choix de l'échantillon à contrôler.

Les inconvénients liés à l'intégration des machines de métrologie ont conduit au développement naturel d'une deuxième solution : la *Métrologie Virtuelle* MV. L'objectif ici est de minimiser le nombre de plaquettes à contrôler tout en améliorant à la fois la maîtrise des paramètres de la technologie, des rendements et des temps de cycle. La MV est définie comme étant une technique de prédiction des valeurs de métrologie sur les produits non mesurés physiquement (Chen *et al.*, 2005) à partir des informations collectées sur la production et la métrologie réelle.

Noterons cependant que la métrologie virtuelle permet dans certaines situations d'adresser les problèmes liés aux dérives des équipements mais elle n'est pas toujours nécessaire et/ou suffisante pour expliquer ces dérives. Or, la principale source de rejets de produits concerne la dérive des équipements (estimée entre 50% et 70%). Il est donc nécessaire de développer des solutions complémentaires pour optimiser encore l'utilisation des équipements en termes de quantité, de qualité du résultat et de rendement global.

C'est dans ce cadre que nos travaux se placent. *L'objectif est de proposer une méthodologie générique afin de développer un modèle de suivi du comportement des équipements de fabrication.* Comme point de départ, nous considérons l'ensemble des données de production et de métrologie issues d'un atelier de production. A partir de ces données nous nous proposons de mettre en exergue des corrélations sur la base d'un raisonnement probabiliste et statistique (Bouaziz *et al.*, 2011a). Les résultats obtenus doivent amener des éléments de décision afin d'aider les opérateurs d'exploitation dans l'optimisation des stratégies de maintenance sur les équipements et de celles liées au plan de contrôle sur les produits. La section suivante présente en détails le concept de l'état de santé d'un équipement (EHF).

3 CARACTERISTIQUES DE L'EHF

Dans le contexte de fabrication des circuits intégrés, l'équipement de production peut avoir plusieurs modes de fonctionnement (Mendez Azua *et al.*, 2003). Nous nous intéresserons ici à deux de ces modes de fonctionnement :

– *Equipements en fonctionnement normal.* L'équipement est dans un contexte respectant l'ensemble des spécifications enregistrées lors de sa qualification (types de technologies, suivi des routes, types de recettes, réglage des paramètres, capacité...).

– *Equipements en fonctionnement anormal.* L'une des spécifications nominales sur le produit, l'équipement ou l'ajustement d'une recette n'est plus respectée.

A chaque instant où l'équipement sort de son fonctionnement normal, il est dans le milieu industriel caractérisé par un ou plusieurs modes de défaillance (Failure Modes

FM tel qu'une contamination, un problème d'épaisseur d'une plaquette de silicium, etc.). Il est donc non seulement primordial pour la production de savoir détecter un mode de défaillance, mais de pouvoir prévoir à quel instant il va se produire ($T_{passage}$). C'est le rôle exact du calcul de l'état de santé d'un équipement. Son modèle EHF doit donc permettre de prédire l'occurrence des futurs modes de défaillance afin de déclencher de manière optimale une boucle réactive appropriée (Zamaï *et al.*, 1998). Dans le domaine du semi-conducteur, ce modèle est caractérisé par :

- Un nombre significatif de variables d'entrées, lié à la complexité du procédé de fabrication.
- Une grande diversité de type de ces variables : discrètes, continues, qualitatives ou quantitatives.
- Un nombre important de données équipements et produits.
- Des jeux de données incertaines voire incomplètes.
- Une forte causalité entre les événements : défaillance, effets de la défaillance, causes de la défaillance.
- Une forte corrélation entre les paramètres d'un même équipement (température, pression...).
- Une grande flexibilité des équipements de production, capables de fabriquer une multitude de produits pour différentes technologies.
- Une forte expertise sur le procédé (connaissance à formaliser) distribuée sur de nombreux acteurs...

Compte tenu de ces caractéristiques et des objectifs présentés plus haut, une synthèse des méthodes statistiques (analyse et quantification) et méthodologiques (domaine de la qualité) nous a permis de mettre en exergue l'effort important qui doit être mis sur les techniques d'analyse de données (Tixier *et al.*, 2002) (Yang, 2008) (Mili, 2009) (Bouaziz *et al.*, 2011b). Notre étude s'oriente ainsi vers des méthodes de type probabilistes permettant de prédire l'état de santé des équipements. Les techniques par réseaux Bayésiens se présentent comme des solutions intéressantes à la problématique d'incertitude (données imprécises et connaissances incomplètes) et à la prise en compte de l'expertise. Nous proposons dans le paragraphe suivant, une présentation de ce type d'approches.

4 GENERALITES SUR LES RESEAUX BAYESIENS

4.1 Rappel et principe

Les réseaux Bayésiens (RB) figurent parmi les modèles d'analyse probabiliste. Ils combinent une représentation de la connaissance sous forme graphique (relations de dépendance directe) et probabiliste (incertitude sur la connaissance) (Jensen, 1996). Ils ont été initiés par J. Pearl à la fin des années 1980 pour la prise en compte des incertitudes dans les systèmes experts et de décision (Pearl, 1988).

La figure 1 présente un exemple simple d'un réseau Bayésien, il est défini par :

- sa composante graphique représenté par un graph G acyclique dirigé (GAD) comportant des nœuds X et des arcs E , $G = (X, E)$,
- sa composante quantitative μ représentée par des tables de probabilités (TP) pour les nœuds parents et des tables de probabilités conditionnelles (TPC) pour les nœuds descendants, $\mu = \{\mu_i\} = \{P(X_i / Parents(X_i))\}$,
- un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds, $X = \{X_1, X_2, X_3\}$.

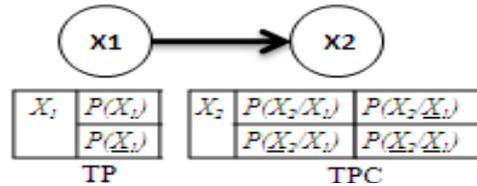


Figure 1 : Exemple d'un réseau Bayésien

Ces variables peuvent être discrètes (TP, TPC) ou continues (distributions), observables ou non observables et peuvent prendre différents états (vrai, faux...). Dans le cas général, $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, la fonction de distribution jointe $P(X)$ se décompose sous la forme suivante :

$$P(X) = \prod_{i=1}^n P(X_i / Parents(X_i)) \quad (1)$$

Le calcul dans un réseau Bayésien s'appuie sur le théorème de Bayes (par T. Bayes) :

$$P(X_2 / X_1) = \frac{P(X_1 / X_2) \cdot P(X_2)}{P(X_1)} \quad (2)$$

- $P(X_1)$ est la probabilité a priori (ou marginale) de X_1 .
- $P(X_2 / X_1)$ est la probabilité a posteriori de X_2 sachant X_1 .
- $P(X_1 / X_2)$ est la fonction de vraisemblance de X_1 sachant X_2 .

La distribution marginale de $P(X_2)$ est calculée par :

$$P(X_2) = P(X_2 / X_1) \cdot P(X_1) + P(X_2 / \bar{X}_1) \cdot P(\bar{X}_1) \quad (3)$$

4.2 Avantages et variantes des réseaux Bayésiens

Les réseaux Bayésiens sont de plus en plus utilisés dans des domaines tels que l'analyse des risques, la sûreté de fonctionnement et la maintenance (Weber *et al.*, 2010). La modélisation à l'aide de RB présente de nombreux avantages. Pour l'utilisation, leur flexibilité permet d'interroger le même modèle graphique pour des objectifs différents tels que la prédiction ou le diagnostic. De surcroît, ils permettent de modéliser la connaissance même si elle est imparfaite ou manquante par une attribution des probabilités et les algorithmes d'apprentissage

et d'inférence dédiés offrent un outil puissant pour la fusion des données incomplètes avec prise en compte du jugement de l'expert.

Depuis leur apparition les réseaux Bayésiens ont été étendus afin de couvrir d'autres problématiques importantes (données temporelles, classification, prise de décision, inférence avec des variables continues) parmi ces extensions nous mentionnons, les **RB Dynamique** (Murphy, 2002) (Russell et Norvig, 2003), les **RB Naïf** (Langley *et al.*, 1992), les **RB étendu aux Diagrammes d'influence** (Jensen, 2001), ou encore ceux étendus aux **modèles continus Gaussiens** (Shachter et Kenley, 1989).

4.3 Méthodes algorithmiques

De nombreux algorithmes d'apprentissage et d'inférence (Naim *et al.*, 2007) sont proposés dans la littérature. Principalement trois critères permettent de choisir parmi les familles existantes :

- *type de problème* : apprentissage ou inférence,
- *disponibilité des données* : complètes ou incomplètes,
- *jugements de l'expert* : avec ou sans données de l'expert.

Pour un RB discret la complexité de calcul est définie par la quantité des ressources nécessaires pour l'exécution d'un algorithme. Si le graphe est fortement connecté, le problème d'inférence est NP-complet et mène à une explosion combinatoire. Quant à l'apprentissage de structure, le nombre de structures graphiques croit de manière super-exponentielle en fonction du nombre de variables (Robinson, 1977).

En se basant sur deux critères (type de problème et disponibilité des données), nous présentons dans la figure 2 les algorithmes les plus utilisés pour le calcul probabiliste par réseaux Bayésiens. Pour une description plus détaillée nous conseillons la lecture de (Heckerman, 1998), (Neal et Hinton, 1998), (Pearl, 1988), (Jensen, 1996) et (Kappen, 2002) :

Algorithmes d'apprentissage	
	Structures :
Données complètes	Paramètres :
	1-Maximum de vraisemblance MV 2-Estimation Bayésienne 3-Maximum a posteriori MAP
Données incomplètes	Structures :
	1- Recherche de causalité PC (tests stat) 2-Arbre de poids maximal MWST (scores) 3-K2 (Friedman-2000) 4-Recherche gloutonne GS (1995) 5-Recherche gloutonne GES (2002)
	Paramètres :
	1-Expectation Maximisation itératif EM (Dempster-1977)
	1-Structural-EM (Friedman-1998)
Algorithmes d'inférence	
Exacts	1-Bucket elimination 2-Message passing (Pearl-1988) 3-Junction Tree (Jensen-1990)
Approchés	1-Echantillonnage par Monte-Carlo 2-Cluster Variation Method (Kappen-2002)

Figure 2 : Typologie d'algorithmes

Les méthodes d'apprentissage citées appartiennent à la famille d'apprentissage à partir de données. La deuxième famille s'appuie quant à elle sur l'acquisition de connaissances (jugements de l'expert) (Renooij, 2001). Les algorithmes d'inférences de type approchés sont utilisés pour des réseaux de très grande taille. Notons que les principes de calcul dans les RB discrets peuvent être généralisés aux RB gaussiens (Neal et Hinton, 1998).

En pratique, les méthodes par réseaux de neurones, systèmes experts, arbres de défaillances, arbres de décisions... peuvent être utilisées au même titre que les réseaux Bayésiens. Les critères de choix d'une méthode parmi d'autres sont principalement le coût, les délais et la facilité de mise en œuvre. L'utilisation des réseaux Bayésiens est généralement privilégiée sur les critères de facilité d'acquisition, de représentation, et d'utilisation de la connaissance. En ce qui concerne la programmation des algorithmes, il existe de nombreuses bibliothèques traitant les réseaux Bayésiens (BNT Matlab, BNJava, Java-Bayes, PNL...) et la qualité d'offre en matière de logiciels (ProBT, BayesiaLab, Netica, Elvira...) favorise encore davantage leur utilisation (Naim *et al.*, 2007).

5 METHODOLOGIE PROPOSEE POUR LE CALCUL DE L'EHF

Afin de converger sur un modèle générique adapté aux ateliers du semi-conducteur, une méthodologie permettant d'appréhender le procédé réel doit être proposée. Pour cela, une étude de terrain avec les industriels du domaine (Lfoundry et STMicroelectronics) a été menée avec pour objectifs de traiter les causes et les modes de défaillance. Pour ce faire nous avons proposé de suivre l'approche décrite dans la figure 3 (Bouaziz *et al.*, 2011b) :

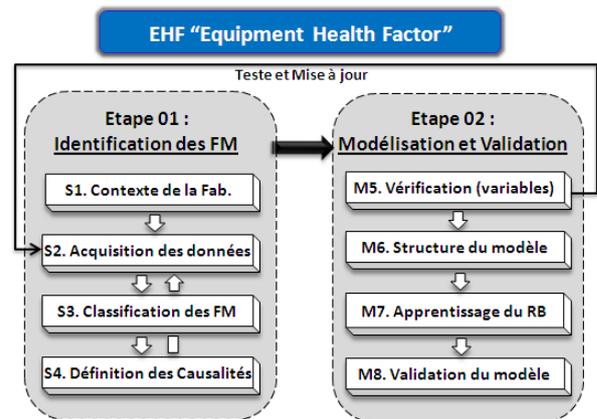


Figure 3 : Méthodologie proposée

La spécification consiste, dans un premier temps (S1), à décrire le contexte de l'étude (fonctions, architecture de l'équipement et des données...). Ici, le contexte de production est caractérisé par des fours thermiques contenant chacun deux réacteurs pour le traitement à haute température. Ils ont pour fonction principale le dépôt de

gaz sur des plaquettes de silicium à basse pression. Une extraction est effectuée à partir des données de production, de métrologie et de maintenance. L'analyse et le traitement de ces données (S2) permet de reconstruire la vie de l'équipement suivant une liste d'événements (production, dérives, maintenance, causes...) et une chronologie d'occurrence (par date, étape, lots...).

Ensuite, nous procédons à une analyse de données pré-traitées pour une première classification (S3) des modes de défaillance (ou Failure Modes FM) à partir de leurs effets, et des détections. Pour cette phase, basée en partie sur des analyses classiques en sûreté de fonctionnement, des outils de statistique sont utilisés, la technique la plus utilisée restant basée sur le principe de Pareto (Park, 1996). À la fin de cette étape, l'expert donne son jugement (S4) et une liste de modes de défaillance avec leurs causalités est ainsi retenue.

Pour la modélisation, la définition des causalités (M5) est faite en se basant sur des méthodes statistiques ou/et probabilistes (classification, filtrage,...). Un test est donc réalisé, il permet de confirmer les causalités supposées dans (S4) et d'en trouver d'autres (causes cachées). Il s'agit d'une étape clé du développement du modèle.

Ensuite, la structure graphique du modèle prédictif Bayésien est définie (M6). Elle est structurée selon des niveaux représentant des relations de causes à effets. L'apprentissage paramétrique (M7) conduit au calcul des distributions de probabilité pour chaque variable. La dernière phase consiste à interroger le modèle (M8) afin de prédire les modes de défaillance ou de diagnostiquer leurs origines. Ainsi, Les algorithmes d'inférence nous permettent de calculer les probabilités conditionnelles des variables en se basant sur le théorème de Bayes. Ces résultats sont des éléments d'aide à la décision pour la métrologie et la maintenance (Bouillaut *et al.*, 2008).

6 RESULTATS

6.1 Outil de simulation

Pour la création, l'inférence et l'apprentissage du modèle EHF, nous avons privilégié dans un premier temps la bibliothèque *Bayes Net Toolbox* (BNT) de *Matlab* (Murphy, 2001). Au delà de sa documentation très riche, BNT met à disposition et propose d'intégrer des variables de différents types, de manipuler des réseaux Bayésiens étendus, d'apprendre des paramètres à partir de données complètes ou incomplètes, et d'effectuer l'inférence exacte ou approchée.

6.2 Modélisation

Nous proposons ici d'illustrer les deux étapes de l'approche proposée (figure 3). Notons que les résultats présentés dans ce papier sont calculés à partir de données réelles pour ce qui concerne l'étape de spécification et à partir de données générées sur une analyse de bases de

données réelles (pour des raisons de confidentialités) pour l'apprentissage et l'inférence du réseau Bayésien.

6.2.1 Identification des variables du modèle

Dans un premier temps, l'analyse qualitative permet d'identifier les modes de défaillance. Comme il a été mentionné, la modélisation de l'EHF nécessite l'utilisation des outils statistiques. Ils nous ont permis de tracer l'histogramme des modes de défaillance réels à partir d'un traitement réalisé sur une base de données extraite de la salle blanche. Les modes de défaillance réels sont classés par types ($FM_1, FM_2...$) et par fréquence de détection (occurrence). L'idée derrière cette classification est d'identifier les FM qui ont le plus d'impact sur la productivité (temps d'arrêt) pour les instanciers dans le modèle EHF Bayésien (modèle causes à effets) comme étant des effets et ainsi permettre à l'expert du semi-conducteur de mettre en place des priorités.

Ensuite, les analyses sur la durée et de l'occurrence des défauts, les avis apportés par les experts et les tables AMDEC (*Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité*) de maintenance et de production, ont permis de définir une avant-structure du modèle selon deux niveaux regroupant les causes et les modes de défaillance. Essentiellement, nous avons pu mettre en exergue deux types de causes. Les *causes physiques* et les *causes de contexte*. La classification des causes à partir des paramètres qui les décrivent permet de valider les causes les plus influentes. Elles seront rajoutées à la structure finale du modèle.

6.2.2 Définition de la structure graphique du modèle

L'analyse quantitative a pour objectif de définir la structure du modèle. Comme il a été précisé plus haut, chaque variable correspond à un nœud. Nous développons un modèle de type causes à effets, sa structure générique est présentée dans la figure 4. Elle est décomposée en trois niveaux :

- *Paramètres* : peuvent être considérés comme des causes primaires, ils permettent la mise à jour des causes physiques (RCH_i) ou contextuelles (RCC_i).

- *Causes de défaillance* : ce sont les causes réelles définies par l'expert et/ou validées par la classification. Leurs valeurs associées seront renseignées lors de l'apprentissage paramétrique. Chaque cause est paramétrée soit de manière binaire ($0=non\ observée, 1=observée$) ou selon une échelle ($1=certain, 2=probable, 3=incertain, 4=impossible$). Les causes sont supposées indépendantes.

- *Modes de défaillance* : ce sont les variables définies prioritaires par l'expert de l'atelier, elles indiquent si le FM a été observé ou non. Nous supposons donc un paramétrage binaire pour les modes de défaillance.

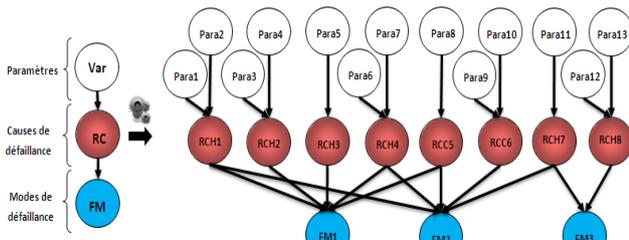


Figure 4 : Structure graphique du modèle EHF

6.2.3 Calcul de l'indice EHF

La mise en œuvre du modèle par réseau Bayésien consiste premièrement à estimer les tables de probabilités conditionnelles associées aux différents nœuds par apprentissage automatique. Nous avons généré une base de données discrète contenant toutes les informations relatives aux variables du modèle. Pour être le plus proche de la réalité, cette génération est basée en grande partie sur l'expert métier. Elle est ensuite séparée en deux parties, apprentissage et test. Les variables retenues sont décrites dans le tableau 1 :

Nœud	Variable	Nœud	Variable
FM ₁	Contamination de Wafer	RCH ₈	Dérive corps de chauffe
FM ₂	Mauvaise épaisseur	RCC ₅	Lots supplémentaires
FM ₃	Mauvaise maintenance	RCC ₆	Ajustement de recettes
RCH ₁	Vieillessement de Quartz	Para ₁	Cumule de Quartz
RCH ₂	Particules par le Boat	Para _{2,4,10}	Taches de Maintenance
RCH ₃	Casse de Wafer	Para _{3,5,6,8}	Niveaux d'Alarmes
RCH ₄	Equipement hors service	Para _{7,11,12,13}	Règles de Détection
RCH ₇	Dérive contrôleur débit	Para ₉	Compteur de Mesures

Tableau 1 : Variables utilisées

Ces variables sont représentées par des nœuds dans le modèle de connaissance statique de la Figure 4 : trois modes de défaillance potentielles (FM₁, FM₂ et FM₃), deux causes contextuelles potentielles (RCC₅ et RCC₆), six causes physiques potentielles (de RCH₁ à RCH₈) et treize paramètres de description (Para_i).

L'apprentissage est effectué à partir des données complètes et par l'algorithme de maximum de vraisemblance MV (Naim *et al.*, 2007). Il s'agit d'estimer la probabilité d'un événement à partir de son occurrence dans le jeu de données :

$$\hat{P}(X_i = x_k / par(X_i) = X_j) = \hat{\theta}_{i,j,k}^{MV} = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_k N_{i,j,k}} \quad (4)$$

$N_{i,j,k}$ est le nombre d'occurrences où la variable X_i prend l'état x_k et les parents de X_i prennent l'état x_j .

L'aspect quantitatif de la modélisation étant achevé, il est maintenant possible de calculer les probabilités a priori des différentes variables. Il s'agit d'utiliser les moteurs d'inférence afin d'interroger le modèle. Nous avons étudié le problème d'inférence dans un arbre par l'algorithme de *Jonction Tree* (Jensen, 1996), il est basé sur la notion de probabilité conditionnelle et le théorème de Bayes.

La figure 5 montre les résultats de simulation du modèle développé. Nous affichons les distributions de probabilités conditionnelles sachant l'observation de certaines causes.

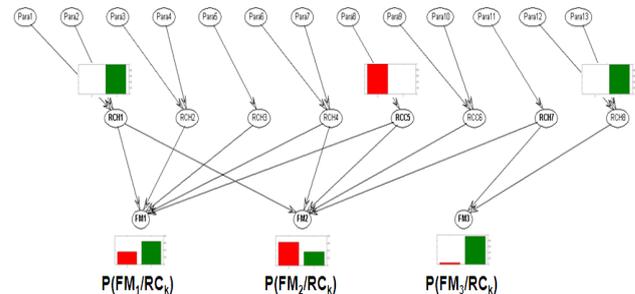


Figure 5 : Probabilités a posteriori des variables

Nous avons interrogé le modèle en posant la question $P(FM_i/RCH_4)$? Ce sont les probabilités d'avoir un mode de défaillance sachant l'observation de la cause contextuelle RCH₄. Ainsi, Le facteur de santé de l'équipement EHF est prédit à partir de ce calcul de probabilités. De la même manière, il est possible d'interroger le modèle afin d'établir un diagnostic suite à un mode de défaillance enregistré $P(RCH_i/FM_1)$, il s'agit de la probabilité que la cause « i » soit à l'origine d'une contamination des plaquettes FM₁.

6.2.4 Mise en œuvre de l'EHF

Comme nous l'avons mentionné dans la section 6.2.1, différents critères interviennent lors de la définition des variables et la structure graphique du modèle. Par conséquent l'intégration d'un tel modèle dans un terrain assez complexe doit répondre aux besoins exprimés par les experts métiers : modes de défaillances prioritaires, causes de défaillances potentielles, modules critiques de l'équipement, risques graves, risques les plus courant, etc.

Pour répondre au mieux à ces attentes, nous avons proposé aux partenaires industriels deux configurations supplémentaires pour l'exploitation future du modèle EHF.

6.2.4.1 EHF par mode de fonctionnement

Si nous nous intéressons à un FM potentiel donné, l'EHF est calculé par mode de défaillance (section 6.2.2) :

$$EHF_{-FM} = P(FM_i / Observations) \quad (5)$$

Si nous nous intéressons à l'effet de nombreux FM, l'EHF est calculé pour la moyenne pondérée de tous ces modes de défaillance. Dans ce cas une modélisation plus fine doit être faite. Nous avons proposé de regrouper les variables du modèle par mode de fonctionnement (stockage en amont, production dans le réacteur N°1, transfert par le robot, stockage dans le Boat N°1, production dans le réacteur N°2...). La structure générique résultante de cette décomposition est présentée dans la figure 6 :

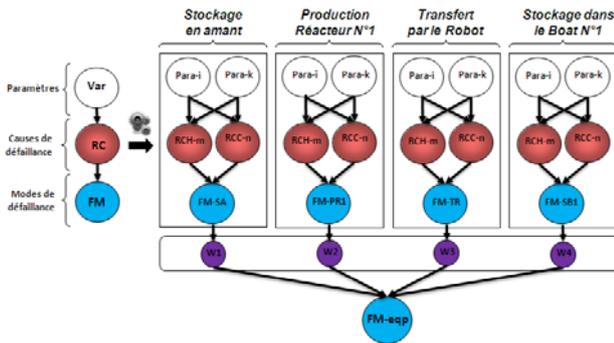


Figure 6 : Mise en œuvre d'un EHF par sous équipement

L'indice global indiquant l'état de santé de l'équipement est calculé par l'équation 6 :

$$EHF_{eqp} = \sum W_i * P(FM_i / Observations) \quad (6)$$

W_i est la pondération liée à chaque mode de fonctionnement. W_i est une valeur normalisée entre [0,1] et elle dépend principalement de la criticité d'un sous équipement par rapport à un autre.

Pour cette configuration particulière, l'aspect algorithmique sera distinct par rapport au modèle de la figure 4, ceci est dû à la décomposition modulaire qui réduit significativement le nombre de variables et par conséquent le temps alloué à l'apprentissage paramétrique et à l'inférence. L'EHF résultant de chaque module permet de calculer la probabilité d'occurrence d'un mode de défaillance sur un sous équipement donné.

6.2.4.2 Génération de l'EHF basée sur des AMDEC

La méthode AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) est largement utilisée dans le domaine industriel (D.O.D, 1980), elle est basée sur une analyse fonctionnelle des procédés et elle vise à prévenir les risques et améliorer ainsi les rendements. Comme dans de nombreux domaines de la sûreté de fonctionnement (David, 2009), l'AMDEC souffre de beaucoup d'inconvénients en semi-conducteur (lourde, travail important et fastidieux, incertitudes...).

C'est la raison pour laquelle, de multiples travaux ont été entrepris afin d'améliorer cette méthode d'analyse prévisionnelle inductive et qualitative (Mili *et al.*, 2008). Dans cette perspective, nous avons proposé une instantiation de la structure du réseau Bayésien à partir de l'analyse des tables AMDEC fonctionnelles.

Nous nous intéressons à des fours portés à très haute température. Des gaz spécifiques sont injectés à l'intérieur, et par réactions chimiques avec les substrats de nouveaux matériaux se composent. Une AMDEC fonctionnelle des équipements de dépôt de gaz est présentée dans le tableau 2. Pour chaque fonction de l'équipement de production, des modes de défaillance sont recensés. Ensuite, les causes et les effets de défaillances sont dénombrés. Un mode de défaillance est qualifié à travers sa sévérité, son occurrence et sa détection (SOD). Le modèle présenté dans la figure 7 est instanciable, ce qui permet de générer des réseaux à partir d'autres types de table AMDEC à condition d'avoir suffisamment d'informations sur les variables du modèle cause à effet afin de faire l'apprentissage paramétrique.

<i>Id N°</i>	<i>Item fonction</i>	<i>Mode de défaillance</i>	<i>Effets de défaillance</i>	<i>Causes de défaillance</i>	<i>S</i>	<i>O</i>	<i>D</i>
1	Dépôt gaz TEOS (Tetraethyl OxySilane)	Epaisseur _{FM1}	Rejet/ baisse de rendement	Recette/ Dérive T°/ Débit gaz / Vanne/ Avorter/ Automation.	4	2	1
		Uniformité _{FM2}	Rendement	Dérive T°.	3	2	1
		Contamination _{FM3}	Rejet/ baisse de rendement	Quartz/ Robot/ Lots/ Avorter/ Wafer.	5	4	1
		Bilan thermique _{FM4}	Rendement	Recette/ Chargement/ Pompage/ Déchargement.	4	2	1
2	Dépôt gaz Oxyde (Oxyde-Silicium)	Contamination _{FM2}	Rejet/ baisse de rendement	Quartz/ Boat/ Wafer/ Lots.	5	3	1
		Epaisseur _{FM1}	Rejet/ baisse de rendement	Quartz/ Avorter/ Dérives T°.	4	1	2
		Maintenance _{FM5}	Rendement	Dérives T°/ Dérives bar.	2	1	1
3	Dépôt gaz Poly-si (silicium poly cristallin)	Contamination _{FM2}	Rejet/ baisse de rendement	Quartz/ Boat/ Wafer/ Lots.	5	4	1
		Epaisseur _{FM1}	Rejet/ baisse de rendement	Quartz/ Avorter/ Recette/ Dérives T°.	4	2	1
4	Recuit d'activation des matériaux	Contamination _{FM2}	Rejet/ baisse de rendement	Liner quartz/ Wafer/ Lots.	4	3	1
		Epaisseur _{FM1}	Rejet/ baisse de rendement	Liner quartz/ Dérives T°.	3	2	1

Tableau 2 : AMDEC générique des équipements de déposition

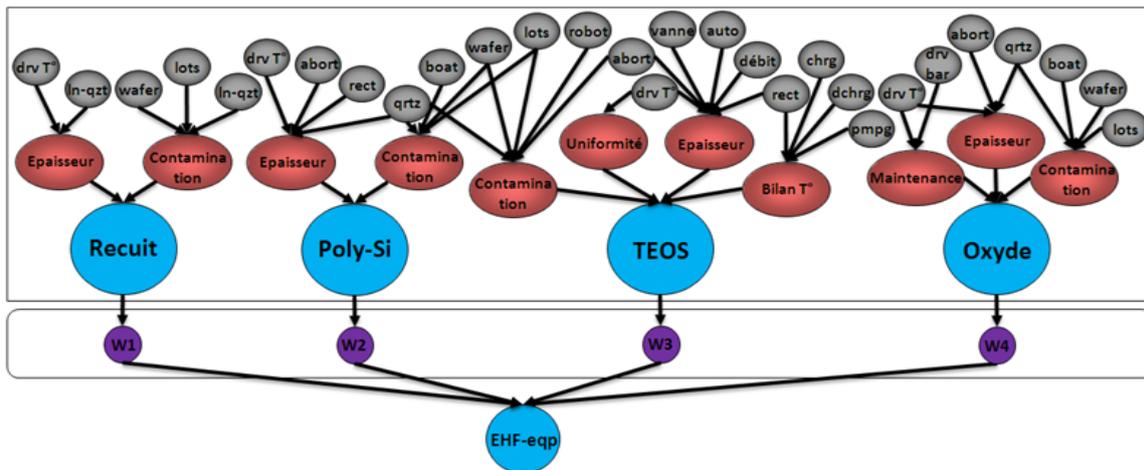


Figure 7 : Mise en œuvre d'un EHF à partir d'une AMDEC fonctionnelle

Pour l'estimation des probabilités de ce réseau Bayésien, nous avons généré une base de données discrète avec des incertitudes (des données incomplètes), l'apprentissage est donc effectué par l'algorithme itératif Expectation Maximisation EM (Dempster *et al.*, 1977). Le tableau 3 présente les probabilités a priori pour les différents modes de défaillance :

$FM_i /$ Fonctions	$FM1$	$FM2$	$FM3$	$FM4$	$FM5$	EHF <i>Fct</i>	EHF <i>eqp</i>
Oxyde	.35	~	.30	~	.10	.25	*W4
TEOS	.20	.15	.45	.20	~	.25	*W3
Poly-Si	.25	~	.45	~	~	.35	*W2
Recuit	.45	~	.25	~	~	.35	*W1
Total	.316	.15	.366	.20	.10	~	.272

Tableau 3 : Probabilités de dérive

Pour une fonction spécifique (Oxyde), nous calculons par inférence la probabilité d'apparition des différents modes de défaillance (FM_i). Ensuite, nous déterminons la moyenne pour cette fonction (colonne N°7), sa valeur permet d'estimer l'état de santé de l'équipement pour la fonctionnalité en question. Nous appliquons le même calcul pour le reste des fonctions (TEOS, Poly-Si...). A la fin, et pour connaître l'état de santé de l'équipement pour l'ensemble des fonctions il suffit de multiplier chaque valeur de la colonne N°7 par la pondération correspondante et d'évaluer par la suite l'EHF global.

Si nous comparons les résultats, l'AMDEC du tableau 2 indique que le mode de défaillance le plus critique est la « contamination ». Ce constat est confirmé à partir de l'inférence du modèle de la figure 7. Le mode de défaillance « épaisseur » est présenté comme beaucoup moins critique sur l'AMDEC par rapport à la « contamination ». En revanche, le calcul probabiliste final prouve le contraire car $P(FM_1) = 0.316$. Ceci peut être expliqué par la prise en compte de l'expertise humaine, non indiquée directement par l'AMDEC, lors de la modélisation.

Le calcul de l'état de santé de l'équipement est un élément d'aide à la décision pour la prise de décision liée à la planification des maintenances et à l'affectation des échantillons sur les équipements de métrologie.

7 CONCLUSION

Dans ce papier, le problème d'amélioration du rendement des procédés de fabrication dans le domaine semi-conducteur est adressé. Nous nous sommes en particulier intéressés à la problématique des défaillances et des dérives de fonctionnement des équipements qui sont généralement observés, avec retard, lors d'une phase de métrologie (contrôle) sur les produits. De telles observations donnent lieu à des coûts conséquents définis en termes de pertes de produits, de conséquences sur la suite de processus de fabrication, ne serait-ce qu'au travers des produits en cours porteurs de défauts, de maintenances correctives, d'arrêts de production, etc. Afin de pallier à ces problèmes, et donc d'intervenir au plus tôt pour envisager de maintenir l'équipement avant qu'il n'ait dérivé, nous avons soumis aux partenaires industriels du projet Européen IMPROVE une méthodologie progressive permettant de développer un modèle de prédiction de l'état de santé d'un équipement de fabrication dans des contextes complexes et incertains.

La modélisation résultante, issue d'une approche par réseaux Bayésiens, présente de nombreux intérêts dans ce domaine où d'une part les bases de données mises à notre disposition sont souvent incomplètes, censurées ou encore non représentatives et où d'autre part l'expertise humaine est fortement mise en avant.

Le modèle issu de l'apprentissage s'appuie à ce jour sur trois grandes catégories de variables : les *paramètres* de contexte, les *causes de défaillances* et les *modes de défaillances*.

Il ressort de cette première étude que les résultats obtenus permettent, sous certaines hypothèses, de représenter l'évolution d'un équipement de production d'un mode de fonctionnement normal vers un mode de fonctionnement anormal et de manière prédictive et ainsi de donner un outil précieux aux opérateurs d'exploitation en salle blanche pour anticiper non seulement des maintenances préventives mais également optimiser le plan de contrôle des produits.

Toutefois, pour une meilleure modélisation des processus complexes mis en jeu, une modélisation plus fine non seulement de certains paramètres statiques, les caractéristiques intrinsèques des maintenances correctives ou préventives, mais également et surtout des liens de causalité temporels existants entre les variables devra être proposée. Une extension du modèle vers des réseaux bayésiens dynamiques semi-markoviens nous semble ainsi incontournable. Bien entendu, et au-delà de l'exploitation en ligne de l'approche développée, une étude devra également être menée sur les aspects simulation afin d'envisager de simuler a priori différents scénarii de production, de prendre en compte les évolutions structurelles ou comportementales des procédés de fabrication et ainsi mesurer l'impact de tel ou tel paramètre sur le modèle EHF.

REMERCIEMENTS

Ce travail est soutenu par le projet européen IMPROVE ENIAC. Les auteurs tiennent à remercier F. Duvivier (directeur produit au sein de la société Probayes) S. Monot (Ingénieur à Probayes) et C. Relliaud (manager Process à Lfoundry Rousset S.A.S), pour leur contribution à la spécification de l'approche proposée dans ce travail.

REFERENCES

- Bouaziz M.-F., Zamaï E., Duvivier F., Hubac S., 2011a. *Dependability of complex semiconductor systems: Learning Bayesian Networks for decision support*. 3rd International Workshop on Dependable Control of Discrete System (IEEE-DCDS), Saarbrücken, Germany, p. 9-14.
- Bouaziz M.-F., Zamaï E., Monot S., Duvivier F., Hubac., 2011b. *Towards Bayesian Network methodology to improve maintenance of semiconductor systems*. 21st Conference on Safety and Reliability (ESREL), Troyes, France, p. 116-123.
- Bouillaut L., Leray P., Aknin P., François O., Dubois S., 2008. *Dynamic Bayesian Networks Modelling Maintenance Strategies: Prevention of Broken Rails*. WCRR'08 World Congress on Railway Research, Séoul. Corea.
- Chen P., Wu S., Lin J., Ko F., Lo H., Wang J., 2005. *Virtual metrology: A solution for wafer to wafer advanced process control*. In Proceedings of IEEE international symposium on semiconductor manufacturing. San Jose, CA, USA.
- Combacau M., Berruet P., Zamaï E., Charbonnaud P., Khatab A., 2000. *Supervision and monitoring of production systems*. In Proc. MCPL, Grenoble, France.
- David P., 2009. *Contribution à l'analyse de sûreté de fonctionnement des systèmes complexes en phase de conception : application à l'évaluation des missions d'un réseau de capteurs de présence humaine*. Thèse de doctorat, université d'Orléans, France.
- Deschamps E., Zamaï E., 2007. *Diagnosis for control system reconfiguration*. In IFAC Conference on Management and Control Production and Logistics, MCPL, Sibiu, Roumanie.
- Dempster, A., Laird, N., and Rubin, D., 1977. *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*. Journal of the Royal Statistical Society, Series B, 39 (1): 1-38.
- D.O.D (Department of Defense)., 1980. *Military standard: Procedures for performing a failure mode and effects and criticality analysis*, MILSTD 1629A, United State of America.
- Heckerman D., 1998. *A Tutorial on Learning with Bayesian Network*. JORDAN M. I., Ed., Learning in Graphical Models, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Henry, S., Zamaï E., Jacomino M., 2012. *Logic control law design for automated manufacturing systems*. Engineering Applications of Artificial Intelligence EAAI journal, [online]. doi:10.1016/j.engappai.
- Jensen F.V., 1996. *Introduction to Bayesian networks*, UCL Press, London.
- Jensen F.V., 2001. *Bayesian Networks and Decision Graphs*. New-York: Editions Springer- Verlag.
- Kappen H., 2002. *The cluster variation method for approximate reasoning in medical diagnosis*. Eds., Modeling Bio-medical signals, World-Scientific.
- Langley P., Iba W., Thompson K., 1992. *An analysis of Bayesian classifiers*. In Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence, pages 223-228, AAAI Press, San Jose, CA.
- Mendez Azua H., Zamaï E., Descotes-Genon B., 2005. *A methodology to synthesize monitoring laws by using quality, security, ecology and productivity criteria*. Quality Engineering, Vol. 17, N° 4, pp. 659-668. ISSN 0898-2112 print / 1532-4222 online, published By Taylor & Francis, an official journal of the American Society for Quality (ASQ).
- Mili A., Hubac S., Bassetto S., Siadat A., 2008. *New approach for Risk update based on maintenance events*. IFAC World Congress, Séoul, Corea.
- Mili A., 2009. *Vers des Méthodes Fiables de Control des Procédés par la Maîtrise du Risque*. Thèse de doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble INPG, France.

- Murphy K., 2001. *The BayesNet Toolbox for Matlab*. Computing Science and Statistics: Proceedings of Inference, vol. 33.
- Murphy K., 2002. *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*. Phd. University of California, Berkeley, USA.
- Naim P., Wuillemin P.H., Leray P., Pourret O., 2007. *Réseaux bayésiens*. 3e édition, Eyrolles (eds).
- Neal R.M., Hinton G.E., 1998. *A View of the EM algorithm that justifies incremental, sparse and other variants*. JORDAN M. I., Ed., Learning in Graphical Models, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Park S.H., 1996. *Robust Design And Analysis For Quality Engineering*. Chapman & Hall, London.
- Pearl J., 1988. *Probabilistic reasoning in intelligent systems: Networks of plausible inference*. Morgan – Kaufmann, San diego.
- Renooij S., 2001. *Probability Elicitation for Belief Networks : Issues to Consider*. Knowledge Engineering Review, vol. 16, no3, p. 255-269.
- Robinson R.W., 1977. *Counting unlabeled acyclic digraphs*. In C.H.C. LITTLE Ed, Combinatorial Mathematics V, volume 622 of Lecture Notes in Mathematics, p. 28-43, Berlin : Springer.
- Russell S., Norvig P., 2003. *Artificial Intelligence: A modern approach*. Prentice Hall, Pearson Education, 2nd Edition.
- Shachter R., Kenley C., 1989. *Gaussian Influence Diagrams*. Management Science.
- Tixier J., Dusserre G., Salvi O., Gaston D., 2002. *Review of 62 risk analysis methodologies of industrial plants*. J. Loss Prevent. Process Ind. 15, pp. 291–303.
- Weber P., Medina Oliva G., Simon C., Iung B., 2010. *Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas*. Engineering Applications of Artificial Intelligence EAAI journal, ed Elsevier.
- Yang L., 2008. *Predictive modeling for intelligent maintenance in complex semiconductor manufacturing processes*. PhD Thesis, University of Michigan. USA.
- Zamai E., Chaillet-Subias A., Combacau M., 1998. *An Architecture for Control and Monitoring of Discrete Events systems*. Computers in Industry, Vol. 36, pp 95-100