

VirMaLab — atelier virtuel de maintenance : un outil d'aide à la décision pour l'optimisation des politiques de maintenance

**VirMaLab (virtual maintenance laboratory):
a decision support tool for optimization of maintenance strategies**

L. Bouillaut · O. François · P. Aknin · R. Donat · S. Bondeux · S. Dubois

Reçu le 11 novembre 2010 ; accepté le 17 août 2011
© IFSTTAR et Springer-Verlag France 2011

Résumé Cet article introduit une approche générique nommée *VirMaLab* (pour atelier virtuel de maintenance) permettant de développer des modèles de maintenance, basée sur la fiabilité, de systèmes multicomposants et multiétats. S'appuyant sur le formalisme des modèles graphiques probabilistes (MGP) [ou réseaux bayésiens (RB)], cette approche stochastique modélise aussi bien les processus de dégradation caractérisant le système étudié (une approche semi-markovienne originale sera proposée pour cela) que les procédures de diagnostic mises en œuvre et les actions de maintenance qui en découlent. L'intégration de coûts (d'exploitation, d'indisponibilité, de maintenance...) est également possible. À titre d'illustration, deux applications de cette démarche sont introduites, dédiées à la maintenance du rail. La première s'intéresse à l'optimisation du compromis *régénération/réparation* pour le tronçon central du RER A, tandis que la seconde vise à permettre l'évaluation et la comparaison de différentes stratégies de maintenance pour la prévention de la rupture du rail dans un contexte de modernisation des automatismes de lignes à roulement fer du métro

parisien. **Pour citer cette revue : Rech. Transp. Secur. 27 (2011).**

Mots clés Maintenance · Infrastructure ferroviaire · Fiabilité · Disponibilité · Optimisation · Aide à la décision · Modèles graphiques probabilistes

Abstract This article deals with a generic approach called *VirMaLab* (virtual maintenance laboratory) for reliability-based maintenance modeling for complex systems (with multi-components and multi-states). Based on the probabilistic graphical models formalism (also known as Bayesian networks), this stochastic approach takes into account both the degradation process of the considered system (an original semi-Markovian model is proposed) and maintenance strategies (from diagnosis factors to all kinds of maintenance actions). For complete decision support tools, cost parameters should also be considered (maintenance actions, unavailability of the system, running, etc.). In this article, two applications of this approach to rail maintenance are introduced. The first one focuses on the optimization of the compromise *refurbishment/repairing* of central part of the RER A line. The second one focuses on the comparison and evaluation of various maintenance strategies in the modernization of the command control systems of Paris metro lines. **To cite this journal: Rech. Transp. Secur. 27 (2011).**

Keywords Maintenance · Railway infrastructure · Reliability · Availability · Optimization · Decision support · Probabilistic graphical models

L. Bouillaut (✉) · O. François (✉) · P. Aknin (✉)
UPE, IFSTTAR, GRETTIA, 2, rue de la Butte-Verte,
F-93166 Noisy-le-Grand cedex, France
e-mail : laurent.bouillaut@ifsttar.fr, olivier.francois@ifsttar.fr,
aknin@ifsttar.fr

R. Donat (✉)
EDF-R&D-MRI, 1, avenue du Général-de-Gaulle,
F-92141 Clamart cedex, France
e-mail : roland.donat@edf.fr

S. Bondeux (✉)
RATP – DGIDD, 54, quai de la Râpée,
F-75599 Paris cedex, France
e-mail : sandrine.bondeux@ratp.fr

S. Dubois (✉)
RATP – Ingénierie, 40 bis, rue Roger-Salengro,
F-94724 Fontenay-sous-Bois cedex, France
e-mail : stephane2.dubois@ratp.fr

Introduction

Les enjeux socio-économiques liés aux impératifs de sécurité des hommes, et des matériels, aux exigences de protection de l'environnement et de réduction des nuisances et aux

gains de productivité sur des systèmes de plus en plus complexes placent les problèmes de maintenance au centre des préoccupations dans le cadre d'une optimisation des processus industriels. Ainsi, la mesure d'une réalité technique et l'élaboration d'une politique de maintenance, non seulement corrective et préventive mais aussi prévisionnelle (pronostic, diagnostic et surveillance de dégradations), constituent un problème scientifique et technique majeur à résoudre pour l'amélioration des procédés et la prévention des risques. Il en va du domaine des transports comme des autres domaines industriels, et ces sujets y prennent aujourd'hui une importance considérable, tant en raison des gains financiers attendus que des progrès potentiels en termes de qualité de service et de disponibilité.

La conséquence la plus marquante de l'évolution actuelle des infrastructures ferroviaires est liée à l'augmentation des contraintes exercées sur les voies (fréquences et vitesses de circulation de plus en plus élevées), à l'accroissement des charges à l'essieu, à la séparation de la gestion des infrastructures et des matériels roulants sur les grandes lignes... De cette évolution ont émergé de nouveaux problèmes de sûreté de fonctionnement (l'un des plus critiques étant la prévention des ruptures de rails), et la recherche de politiques de maintenance optimales est devenue un sujet d'actualité.

La majeure partie des exploitants ferroviaires base leurs politiques de maintenance sur des actions préventives systématiques, voire simplement sur des actions correctives. La complexification des systèmes, l'ouverture à la concurrence sur une même infrastructure ferroviaire... font que l'optimisation des procédures de maintenance apparaît comme un moyen sûr d'améliorer la fiabilité d'un système tout en conservant sa disponibilité et en intégrant une optimisation des coûts. Dans ce contexte, les réseaux ferroviaires, urbains notamment, recherchent des outils permettant de déterminer, pour des critères donnés, une politique optimale de maintenance des rails, en particulier en liaison avec le problème du « rail cassé » qui est le mode de défaillance ultime le plus pénalisant.

Plusieurs approches de la maintenance sont possibles. Nous avons opté pour un angle de vue à la fois probabiliste et graphique, et les modèles graphiques probabilistes (MGP) ou réseaux bayésiens (RB) nous sont apparus comme une solution pertinente pour développer des modèles de maintenance de systèmes dynamiques complexes [1–3].

Ce formalisme a tout d'abord été utilisé pour améliorer la prise en compte des lois de dégradation des systèmes. Pour ce faire, une structure spécifique de réseaux bayésiens dynamiques (RBD) a été proposée : les modèles graphiques de durée (MGD) [4]. Ce formalisme permet de représenter des systèmes dont les processus d'évolution sont relativement complexes (multiétats et à taux de défaillance non constants).

Finalement, pour tenter de répondre aux besoins croissants des exploitants en termes d'optimisation de la maintenance, l'équipe, *Diagnostic et Maintenance* du GRETTIA, a proposé une approche générique pour le développement d'outil d'aide à la décision pour l'optimisation des paramètres de maintenance de systèmes complexes (multicomposants, éventuellement interagissant) : l'approche *VirMaLab* (atelier virtuel de maintenance), détaillée dans cet article, repose sur une modélisation par bloc.

Le premier module s'intéresse au processus de dégradation du système ou de ses composants. Il peut s'appuyer sur n'importe quelle approche de modélisation (suivant les besoins ou la connaissance disponible) : chaînes de Markov (CdM) [5], modèles de Cox [6], processus gamma [7], approches semi-markoviennes [8]... ou même des modèles analytiques s'il en existe.

Le deuxième module s'intéresse à la modélisation des procédures de diagnostic (auscultations en temps continu ou périodiques, cadre de discernement, taux de bonne détection, de fausses alarmes...) et aux actions de maintenance (de toutes natures, correctives, préventives...).

Enfin, le dernier bloc s'intéresse à l'optimisation des paramètres de diagnostic et de maintenance permettant de répondre à certaines contraintes prédéterminées.

À titre d'illustration, deux applications dédiées à l'optimisation de la maintenance des rails seront présentées. La première cherche à optimiser les paramètres de maintenance en déterminant, pour un ensemble de contraintes données, le meilleur compromis entre remplacement et renouvellement. La seconde application s'intéresse à l'évaluation et à la comparaison de différentes politiques de maintenance du rail dans un contexte de modernisation de l'automatisation de lignes métros fer.

Approche générique *VirMaLab*

Comme détaillé précédemment, les contraintes croissantes d'exploitation des infrastructures et des matériels font de l'optimisation de la maintenance un point clé, aussi bien pour les exploitants que pour les constructeurs (phénomène accentué par la séparation de l'infrastructure et de l'exploitation, réalisée pour le réseau ferré national avec la création de RFF et en cours d'extension potentiellement dans tout le domaine ferroviaire, y compris urbain).

Pour répondre à ce besoin, une approche générique a été proposée pour le développement d'outils d'aide à la décision permettant de déterminer les paramètres optimaux de maintenance, d'exploitation, de surveillance... Cette méthodologie, nommée *VirMaLab*, s'appuie sur une modélisation par bloc, décrite sur la Figure 1.

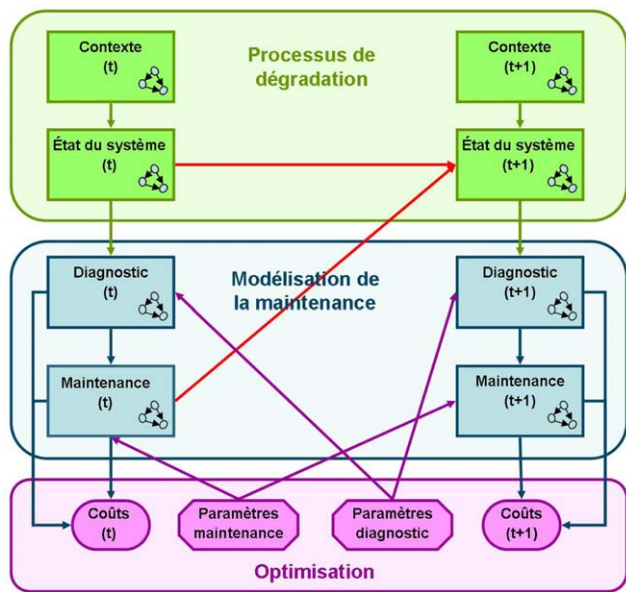


Fig. 1 Approche générique *VirMaLab* pour l’optimisation des paramètres de maintenance

Modélisation de la dégradation

Le premier bloc porte sur la modélisation du processus de dégradation du système ou de chacun de ses composants (l’approche permettant de traiter des cas multiétats et multicomposants, éventuellement interagissants). De nombreuses études ont déjà porté sur le sujet mais, à notre connaissance, aucune ne permettait de tenir compte à la fois de l’influence de variables contextuelles sur la dégradation ainsi que sur la possibilité de considérer plusieurs composants ayant leur propre mode de dégradation.

Ainsi, des outils tels que les Cdm sont parfaitement adaptés pour la modélisation des transitions pour un système multiétats et multicomposants [5]. Cependant, cette approche se base sur une hypothèse markovienne, imposant aux temps de séjour dans chaque état du système d’être géométriquement distribués (exponentiellement en temps continu). Si certains systèmes vérifient effectivement cette hypothèse, un grand nombre d’applications industrielles font apparaître des comportements fortement éloignés de lois géométriques (dans le domaine ferroviaire, l’utilisation de lois de Weibull est très courante). L’approximation markovienne faite par les Cdm introduit alors un biais non négligeable dans la modélisation de la dégradation du système. Adosser un modèle de maintenance à une telle hypothèse peut alors entraîner des erreurs très significatives dans l’estimation des paramètres optimums de maintenance [9].

Pour dépasser cette limitation, des approches semi-markoviennes ont été développées, permettant de spécifier explicitement des lois de temps de séjour dans chacun des états [8].

Par ailleurs, le modèle de Cox [6] ou plus généralement un modèle à hasards proportionnels [10] est un outil intéressant dès qu’il s’agit d’analyser l’influence de variables contextuelles sur la dégradation du système.

Enfin, la modélisation de la dégradation de systèmes pour évaluer et optimiser leur stratégie de maintenance s’appuie fréquemment sur l’utilisation de processus stochastiques. De telles approches sont fréquemment utilisées par la communauté fiabiliste, et un certain nombre d’applications ferroviaires peuvent être trouvées dans la littérature.

Citons notamment l’utilisation des processus gamma pour l’optimisation des stratégies de maintenance [7] et leurs applications à la prévention de défauts de géométrie de voie [11,12].

Le modèle de Bertholon (mélange d’un processus exponentiel et d’une loi de Weibull) est également souvent utilisé, permettant de correctement modéliser les deux dernières phases du cycle de vie d’un système (décrites par la *courbe en baignoire* couramment utilisée en fiabilité). Il a ainsi été utilisé pour modéliser la dégradation des circuits de voie (CdV) [systèmes de signalisation ferroviaire] [13].

Enfin, la grande souplesse de la loi de Weibull en fait une approche souvent utilisée pour modéliser des processus de dégradation.

Les méthodes citées précédemment peuvent toutes être utilisées pour définir le premier bloc de la modélisation *VirMaLab*. Elles fournissent des outils d’analyses performants lorsque le système étudié reste de taille raisonnable et possèdent en outre l’avantage d’être flexibles sur leurs conditions d’utilisation (temps discret/continu, variables discrètes/continues). Cependant, ces approches sont difficilement applicables aux systèmes caractérisés par un grand nombre de variables interdépendantes. De plus, comme nous l’avons souligné précédemment, à notre connaissance, aucune approche ne permet de tenir compte à la fois de l’influence de variables contextuelles sur la dégradation ainsi que sur la possibilité de considérer plusieurs composants ayant leur propre mode de dégradation. Pour répondre à ce problème, une approche originale s’appuyant sur les modèles de durée de Murphy [14] a été proposée et intégrée à *VirMaLab*. Cette modélisation, les MGD, sera détaillée dans la section *MGD*.

Modélisation de la maintenance

La seconde partie de la modélisation *VirMaLab* s’intéresse aux procédures de diagnostic de chaque composant et aux actions de maintenances déclenchées en fonction du résultat des systèmes de surveillance.

Pour le diagnostic, chaque composant du système peut avoir ses propres équipements et procédures de diagnostic ou mutualiser certains détecteurs avec d’autres composants. Une fois la liste des intervenants du diagnostic définie, chacun est décrit par son cadre de discernement (tous les

systèmes n'étant pas capables de détecter les mêmes défauts) et un certain nombre de paramètres déterministes (détection en temps continu, périodicités d'auscultation...) ou stochastiques (taux de bonne détection, de fausse alarme, de confusion...). L'ensemble de ces paramètres peuvent être obtenus à partir d'avis d'experts, de base de données de retour d'expérience ou encore à partir de certaines caractéristiques fournies par les constructeurs (taux de défaillance...).

La définition des procédures et équipements de diagnostic étant faite, il est alors possible de modéliser des politiques de maintenance, programmant différents types d'interventions correctives (curatives, palliatives) ou préventives (systématiques, conditionnelles ou prévisionnelles) répondant à différents niveaux de dégradation du système et pouvant agir sur différents composants.

Optimisation

L'objectif final de *VirMaLab* étant de pouvoir évaluer et comparer ces différentes politiques en fonction des besoins de l'utilisateur (disponibilité, sécurité, coûts...), la dernière partie du modèle consiste alors à intégrer les coûts (de fonctionnement, d'arrêt inopiné, de diagnostic, de maintenance...) caractérisant le système. Des algorithmes d'optimisation multiobjectifs permettent alors de définir, pour une fonction coût déterminée, les paramètres optimaux de diagnostic et de maintenance du système. Les études en cours sur le sujet utilisent des algorithmes génétiques (AG) [15] avec des opérateurs spécifiques de croisement (BLX α -volumique ou croisement multipoints) et de mutation (gaussien ou inversion d'un bit), choisis en fonction du codage des solutions potentielles (réel ou binaire).

MGP pour modéliser la dynamique d'un système

Cette section a pour objectif de présenter brièvement les points principaux de la théorie des MGP et ainsi de justifier leur utilisation pour modéliser la dynamique de systèmes complexes. En effet, dans le développement de l'approche *VirMaLab*, nous nous intéressons en particulier à la modélisation des temps qui s'écoulent entre deux événements (durée de vie d'un individu ou d'un système physique, durée entre l'apparition d'un défaut et sa correction...) et aux transitions entre deux événements (transition entre deux états de fonctionnement...). La question est donc de proposer un modèle capable d'exploiter au mieux l'information contenue dans les trajectoires observées d'un système (transitions et temps de séjour dans chaque état). Les applications spécifiques de *VirMaLab* touchent à la modélisation de la maintenance et à la sûreté de fonctionnement mais, comme nous l'avons dit en introduction, la problématique soulevée ici

est très générale et peut également trouver des applications dans de nombreux domaines tels que la biologie, la médecine, la démographie, l'économie, la finance...

Définitions et généralités

Les MGP [16], ou RB, sont des objets mathématiques reposant à la fois sur la théorie des graphes [17] et la théorie des probabilités [18]. Ces modèles permettent de décrire de manière intuitive les dépendances entre les différents composants d'un système complexe. Plus formellement, un MGP modélise la loi jointe d'une suite de variables aléatoires (v.a.) $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_N)$ prenant leurs valeurs dans $\Xi = \Xi_1 \times \dots \times \Xi_N$. Un MGP M est défini par un couple $(\Gamma, \{p_n\}_{1 \leq n \leq N})$. $\Gamma = (\xi, \varepsilon)$ est un graphe orienté sans circuit où $\mathbf{X} = \{X_1, \dots, X_N\}$ est à la fois l'ensemble des nœuds du graphe et l'ensemble des v.a. associées, et ε est l'ensemble des arcs caractérisant les relations de dépendance parmi ces v.a..

Enfin, $\{p_n\}_{1 \leq n \leq N}$ représente l'ensemble des lois de probabilité conditionnelles (LPC) associées aux v.a. considérées. Ces distributions ont pour but de quantifier la force des relations de dépendance introduites par les arcs du graphe. De plus, l'information apportée par la structure graphique du modèle permet de réécrire de façon parcimonieuse la distribution jointe de (X_1, \dots, X_N) , notée p , comme suit :

$$p(x_1, \dots, x_N) = \prod_{n=1}^N p_n(x_n | x_{pa_n})$$

où pa_n est la suite des indices associée aux v.a. parentes de X_n dans le graphe, et $p_n(x_n | x_{pa_n})$ est la probabilité de la valeur x_n conditionnellement aux valeurs parentes x_{pa_n} .

À titre d'illustration, considérons l'exemple détaillé sur la Figure 2, modélisant l'état global d'un matériel roulant permettant d'assurer le transport de marchandises. Notons que deux vitesses de circulations sont possibles (normale ou rapide) et qu'une politique de maintenance préventive systématique est appliquée, consistant à un examen périodique du matériel. Afin d'analyser les liens entre l'état du matériel, le transport ou non de marchandise, la vitesse de circulation et la fréquence de la maintenance, le MGP introduit (Fig. 2) peut alors être mis en place.

La première étape de la modélisation consiste à lister les v.a. à décrire :

- X : état du matériel roulant, à valeurs dans $\Xi = \{\text{ok} ; \text{dégradé} ; \text{panne}\}$;
- Z : vitesse de circulation, à valeurs dans $Z = \{\text{normale} ; \text{rapide}\}$;
- Y : acheminement des marchandises, à valeurs dans $\Psi = \{\text{oui} ; \text{non}\}$;
- A : période de la maintenance, à valeurs dans $A = \{1 \text{ an} ; 2 \text{ ans}\}$.

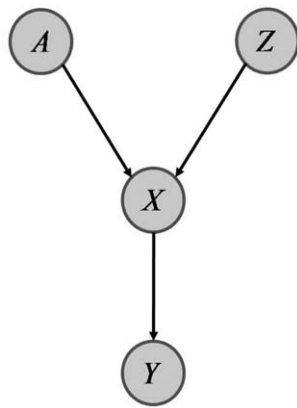


Fig. 2 Réseau bayésien représentant les liens de dépendance entre l'état du matériel roulant (X), sa vitesse de circulation (Z), l'acheminement de la marchandise (Y) et sa fréquence de maintenance (A)

La seconde étape réside ensuite dans la description des liens existant entre ces variables. Cet apprentissage de structure peut se faire de façon automatique [19] mais, bien souvent, des connaissances expertes du système permettent de définir les arcs nécessaires.

Pour notre exemple, les avis d'experts conduisent aux décisions suivantes :

- la variable d'état du matériel (X) dépend à la fois de sa période de maintenance (A) et de sa vitesse de circulation (Z). Elle a donc deux parents $pa(X) = (A;Z)$;
- l'acheminement des marchandises ne dépend que de l'état du matériel roulant ; $pa(Y) = X$;
- la période de la maintenance et la vitesse de circulation ne possèdent pas de parent ; $pa(A) = pa(Z) = \emptyset$.

Ces deux premières étapes ayant été réalisées, la structure graphique du modèle est maintenant finalisée et présentée (Fig. 2).

Une fois les relations de dépendance explicitées dans le graphe, il faut alors décrire le comportement probabiliste du modèle en spécifiant les quatre LPC, p_X, p_Y, p_A et p_Z , associées respectivement aux variables X, Y, A et Z. À titre d'exemple, supposons que le retour d'expérience ait conduit aux valeurs numériques du Tableau 1 pour la variable X.

L'observation de la LPC p_X associée à l'état du matériel roulant indique que ce dernier se trouve dans l'état *ok* avec une probabilité égale à 0,9 lorsque la maintenance préventive est effectuée tous les ans et la vitesse est *normale*. Cette probabilité chute à 0,8 lorsque la vitesse est rapide.

Une fois l'ensemble des LPC renseignées, l'utilisation d'un MGP est particulièrement intéressante de par la possibilité de propager les probabilités à travers le réseau afin de déduire des informations dans un contexte incertain (dans notre exemple, déterminer par exemple la probabilité d'acheminement de marchandise si le matériel circule 75 % du temps en vitesse rapide avec une maintenance tous les deux ans...). En effet, de nombreux algorithmes d'inférence probabiliste ont pour objectif de calculer efficacement la distribution d'un sous-ensemble de variables quelconques. Citons par exemple l'algorithme de l'arbre de jonction [20] qui est l'un des plus classiques et l'un des plus utilisés aujourd'hui.

Notons enfin que le formalisme des MGP, introduit précédemment, ne permet pas de représenter les systèmes évoluant au cours du temps (i.e. considérant certaines variables ayant une distribution de probabilité sur leurs états dépendant de celles obtenues dans le passé). Par exemple, en fiabilité, il s'agit souvent de modéliser la façon dont un système passe d'un état de bon fonctionnement à un état de panne au cours du temps. Ce type de problématiques a conduit au développement d'une extension dynamique des MGP, détaillée ci-après.

Extension dynamique des MGP

Les RBD, et en particulier les modèles à deux tranches de temps, ont été introduits et largement décrits [14]. Le principe majeur de ces modèles consiste à autoriser les variables du modèle à l'instant présent à dépendre de l'instant précédent. Autrement dit, d'un point de vue probabiliste, ces modèles vérifient l'hypothèse markovienne d'ordre 1. Par conséquent, et par volonté d'unification, nous nous permettons de désigner par MGP markoviens d'ordre n, abrégés n-MGPM, les modèles souvent appelés RB à n + 1 tranches de temps dans la littérature.

Tableau 1 LPC de la variable X				
A (ans)	Z	X		
		ok	Dégradé	Panne
1	Normale	0,9	0,07	0,03
2	Normale	0,85	0,1	0,05
1	Rapide	0,8	0,16	0,04
2	Rapide	0,72	0,2	0,08

Formellement, un MGPM caractérise la distribution de probabilité d’une suite de v.a. $(X_t)_{t \in \mathbb{N}^*} = (X_{1,t}, \dots, X_{N,t})_{t \in \mathbb{N}^*}$ indexée par le temps t . Notons que dans cette étude, nous considérons des systèmes markoviens d’ordre 1, autrement dit dont les états du système passés sont indépendants de ses états futurs à condition de connaître son état présent. On note alors $X_{t-1} \perp\!\!\!\perp X_{t+1} \mid X_t$.

Afin de modéliser de tels processus, une forme particulière de MGP est utilisée. Ces derniers sont définis par un couple (M_1, M_{\rightarrow}) .

M_1 est un MGP modélisant la distribution initiale du processus, à savoir la loi notée p_1 de $\mathbf{X}_1 = (X_{1,1}, \dots, X_{N,1})$. En appliquant l’équation (1) à M_1 , p_1 s’écrit alors :

$$p_1(x_{1,1}, \dots, x_{N,1}) = p_1(x_1) = \prod_{n=1}^N p_{n,1}(x_{n,1} | x_{pa_{n,1}})$$

M_{\rightarrow} est un autre MGP définissant la loi de transition du processus, i.e. la loi de X_t , sachant X_{t-1} , soit p_{\rightarrow} la loi de $X_t | X_{t-1}$, qui, d’après l’équation (1), a pour expression :

$$\begin{aligned} p_{\rightarrow}(x_{1,t}, \dots, x_{N,t} | x_{1,t-1}, \dots, x_{N,t-1}) &= p_{\rightarrow}(x_t | x_{t-1}) \\ &= \prod_{n=1}^N p_{n,t}(x_{n,t} | x_{pa_{n,t}}) \end{aligned}$$

Notons que par construction, les parents de $X_{n,t}$, i.e. $X_{pa_{n,t}}$, ne peuvent se trouver que dans les tranches t et $t-1$. Par conséquent, la distribution jointe p_T de la suite de v.a. $(X_t)_{1 \leq t \leq T} = (X_{1,t}, \dots, X_{N,t})_{1 \leq t \leq T}$ se calcule simplement en « déroulant » le MGPM sur une séquence de longueur T .

Pour l’exemple introduit précédemment, il serait possible de décrire un 1-MGPM dans lequel l’état du matériel (variable X) évolue au cours du temps. Un nouveau réseau peut alors être développé, tenant compte de cette dynamique de X . Il est alors nécessaire de renseigner une LPC supplémentaire (décrivant l’évolution au cours du temps de la variable X). Pour cela, un certain nombre de probabilités devront être apprises, telles que la probabilité d’apparition d’une dégradation $p(X_{t+1} = \text{dégradé} \mid X_t = \text{ok})$. Le MGP M_1 , décrivant l’état initial du système, sera le même que le réseau introduit (Fig. 2), tandis que le MGPM $_{\rightarrow}$, décrivant la dynamique du système, aura la structure détaillée sur la Figure 3.

On y retrouve la structure *de base* introduite dans M_1 décrivant les dépendances, à un instant fixé, entre les variables A, Z, X et Y . Afin de modéliser la dynamique du système, une nouvelle dépendance est introduite entre les nœuds X_t et X_{t+1} , décrivant respectivement l’état de la variable X aux instants t et $t+1$. En pratique, à l’instant initiale t_0 , une distribution décrivant les variables A, Z, X et Y est définie par M_1 . À $t_0 + 1$, une nouvelle distribution est calculée par M_{\rightarrow} , permettant de décrire l’état des variables A, Z, X et Y , tenant compte de la distribution des états de X obtenue à l’instant t_0 . Une nouvelle distribution des états de X sera donc disponible pour l’instant $t_0 + 1$ puis utilisée dans M_{\rightarrow} ,

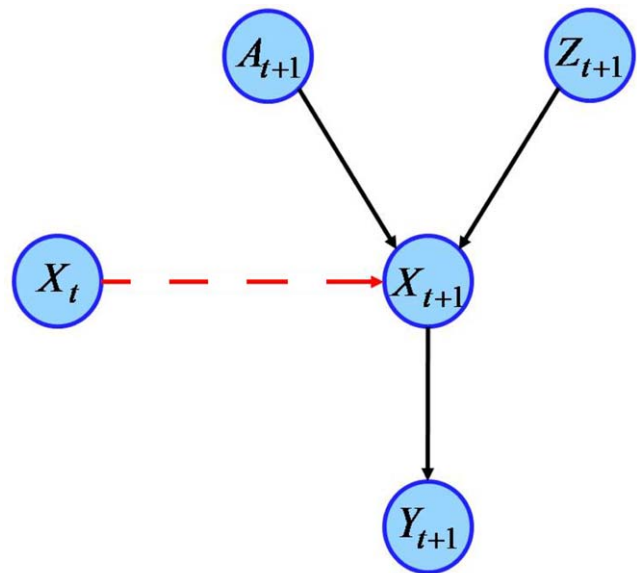


Fig. 3 MGPM $_{\rightarrow}$ décrivant la dynamique du système

pour en déduire les distributions des variables A, Z, X et Y à l’instant $t_0 + 2$. Et ainsi de suite...

Précisons enfin que les outils développés pour les MGP classiques, tels que les méthodes d’inférence et d’apprentissage, pourront être étendus sans trop de difficultés aux n -MGPM.

MGD

Comme nous l’avons précisé dans l’introduction, un grand nombre d’études s’est déjà intéressé à la modélisation stochastique du comportement dynamique de systèmes complexes. C’est notamment le cas dans le domaine de la sûreté de fonctionnement où de telles modélisations sont nécessaires pour mettre en œuvre des modèles de maintenance basée sur la fiabilité.

Des exemples d’études de fiabilité sur des systèmes composés de nombreuses variables interdépendantes à partir de MGP statiques ont été présentés dans la littérature [3]. L’article de Weber décrit l’utilisation des MGPM afin de modéliser des CdM dépendant de variables exogènes pour étudier la fiabilité d’un système dynamique à temps discret en tenant compte de son contexte [2]. L’intérêt majeur de cette technique réside dans la possibilité de représenter de grands systèmes dont les aspects dynamiques sont gérés localement par des CdM. En revanche, ces dernières entraînent implicitement que les temps de séjour dans les états du système soient distribués selon des lois géométriques (ou exponentielles en temps continu), ce qui constitue une limitation importante de l’approche. Afin de dépasser cette restriction, un MGPM discret et fini particulier est introduit, s’inspirant des modèles à variables de durée [14].

Cette structure a pour vocation de représenter l'évolution d'un système multitétats dont les lois de temps de séjour sont quelconques. Une description succincte de cette structure, appelée MGD, est donnée dans cette section. Pour plus de détails, le lecteur pourra se référer aux travaux de thèse de Donat [21].

Le graphe d'un MGD est donné en Figure 4 : les lignes pleines définissent sa structure basique ; les lignes pointillées indiquent une partie optionnelle et les arcs en rouge caractérisent les dépendances temporelles. La structure basique de ce modèle est composée de deux parties principales. D'une part, la suite de v.a. $(X_t)_{1 \leq t \leq T}$ représente les états du système à chaque instant t . D'autre part, la suite de v.a. $(X_t^D)_{1 \leq t \leq T}$ représente à chaque instant t le temps restant dans l'état courant avant transition dans un autre état. On parle de variables de durée ou variables de temps de séjour.

Il est également possible d'ajouter optionnellement un contexte au système considéré grâce à un réseau secondaire M_{Z_t} . Ce dernier a pour objectif de définir la distribution d'une suite de v.a. contextuelles (appelées aussi covariables) $Z_t = (Z_{p,t})_{1 \leq p \leq p}$. Notons qu'en Figure 4, l'arc optionnel entre M_{Z_t} et X_t (respectivement X_t^D) signifie qu'il y a au moins une variable $Z_{p,t}$ possédant un arc vers X_t (respectivement X_t^D).

De plus, le graphe d'un MGD montre que l'état du système X_{t+1} dépend de l'état courant X_t , du contexte Z_{t+1} , ainsi que du temps de séjour restant dans l'état courant X_t^D . De manière similaire, le temps de séjour restant courant X_{t+1}^D dépend bien sûr du temps de séjour X_t^D et du contexte Z_{t+1} , mais également des états courant X_t et X_{t+1} .

Par conséquent, ce modèle permet à la fois de spécifier différents types de comportements transitoires selon le contexte mais aussi d'associer à chaque état et à chaque contexte des lois de temps de séjour particulières, de toute nature (évitant par exemple la contrainte de distributions

nécessairement géométriques, imposée par l'hypothèse markovienne des CdM).

D'un point de vue pratique, si la prise en compte de variables contextuelles permet une modélisation du processus de dégradation plus fine, elle amène l'utilisateur à faire l'un des trois choix suivants :

- définir des distributions de probabilité sur les états des covariables qui soient fixes au cours du temps (option choisie par la RATP dans les applications présentées dans la section *Applications VirMaLab pour l'optimisation de la maintenance du rail*). Cela revient à modéliser l'impact d'une situation donnée, constante dans le temps, sur le système (par exemple, comment se comporte le rail, pour des conditions d'exploitation et de maintenance données, sur la file haute des courbes à faible rayon de courbure) ;
- définir des distributions des covariables fonctions du temps. Par exemple, si un processus de dégradation était influencé par la température extérieure T , il serait tout à fait possible de modéliser cet impact sur le système et de définir une évolution au cours du temps des valeurs prises par la covariable T , respectant l'évolution saisonnière ;
- enfin, si plusieurs variables exogènes sont définies, la modélisation de la dépendance entre les variables de contextes peut également être faite. Toutefois, la complexification du RB M_{Z_t} , représentant les variables de contexte à l'instant t , a un impact direct sur l'apprentissage du processus de dégradation. Plus il y a de variables contextuelles, plus il faudra de données pour être capable d'apprendre conjointement le processus de dégradation et l'impact de chaque variable exogène sur la dynamique de la dégradation. C'est la raison pour laquelle on se limite généralement à un réseau M_{Z_t} constitué de quelques nœuds, dont les TPC (table de probabilités conditionnelles) évoluent éventuellement au cours du temps, mais généralement indépendants les uns des autres. Toutefois, si l'utilisateur dispose des données ou avis d'experts suffisants et que le système étudié a réellement besoin d'un réseau de variables contextuelles complexe, l'approche *VirMaLab* permet cette prise en compte.

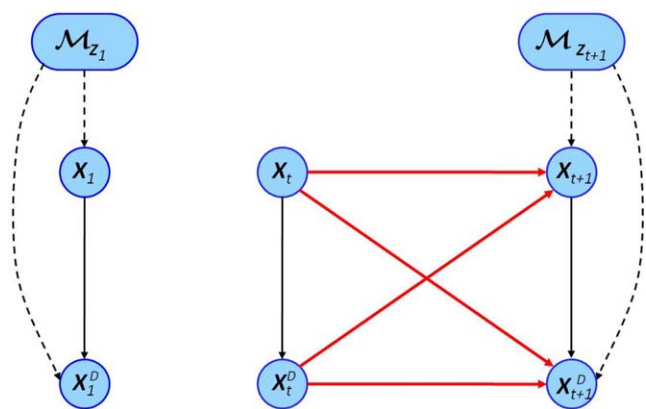


Fig. 4 Structure graphique d'un 1-MGPM représentant un MGD introduisant respectivement la distribution initiale du processus M_1 et sa loi de transition M_{\rightarrow} .

Structure graphique d'un modèle de maintenance *VirMaLab*

La Figure 5 présente la structure *générique* adoptée lors de la mise en œuvre d'un outil d'aide à la décision de type *VirMaLab* (bien évidemment, cette structure peut être adaptée en fonction des spécificités du système considéré). On y retrouve les trois blocs introduits par la Figure 1 (« processus de dégradation », « modélisation de la maintenance » et « optimisation »).

Ici, chaque composant a son propre processus de dégradation. La méthode de modélisation (CdM, modèles semi-markoviens, processus stochastiques, modèles analytiques...) peut être adaptée en fonction des caractéristiques de chaque composant ainsi que des données et connaissances dont on dispose...

Chaque modèle de dégradation peut éventuellement être influencé par des variables de contexte (nœuds Z^j), et les composants peuvent éventuellement interagir (l'état du composant i peut influencer la dégradation du composant j). Toutefois, afin de maintenir la clarté et la lisibilité de la structure, les composants présentés ici sont considérés indépendants.

Les acteurs du diagnostic sont modélisés par les nœuds D , pouvant n'évaluer l'état que d'un composant ou être mutualisés pour diagnostiquer un ensemble de composants. Chaque acteur est généralement modélisé par un simple nœud dont les états et la table de probabilités conditionnelles caractérisent les capacités du système de diagnostic (cadre de discernement, taux de bonnes détections, de fausses alarmes, de non-détection...). Cependant, comme le montre la Figure 5, certains systèmes de diagnostic peuvent être modélisés de façon plus complexe et éventuellement interagir entre eux.

Les différentes estimations de l'état du système (ou de ses composants) sont généralement fusionnées dans un nœud de maintenance détaillant l'ensemble des actions déclenchées

conditionnellement soit au diagnostic, pour les actions de maintenance correctives ou préventives conditionnelles, soit périodiquement (activées par le nœud ρ), pour les actions de maintenance préventives systématiques. À l'itération suivante, l'action de maintenance est effectuée et modifie l'état du ou des composants concernés par l'action de maintenance. Cette modification peut aussi bien être une remise à neuf du composant qu'une redistribution des probabilités sur les états du composant (intégrant ainsi les notions de maintenance imparfaite ou de maintenance inadaptée). Même si cela n'a pas été nécessaire dans les applications présentées dans l'article, il est possible de séparer les actions de maintenance (par nature, par composant...) en multipliant les nœuds de maintenance A .

Dans l'état actuel de l'outil *VirMaLab*, il n'a pas été envisagé le cas d'une action de maintenance modifiant l'ensemble du processus de dégradation. Pour répondre à un tel besoin, il serait peut-être possible d'introduire de nouvelles covariables Z , liées à ces actions de maintenance. Cependant, ce point n'a pas encore été considéré dans *VirMaLab*. Enfin, il est à noter que l'aspect logistique n'a pas été intégré à *VirMaLab*. En effet, il a toujours été supposé que le pas de temps choisi (en relation avec la dynamique du processus de dégradation) était suffisamment grand pour supposer qu'une action de maintenance décidée à l'instant t serait réalisée à

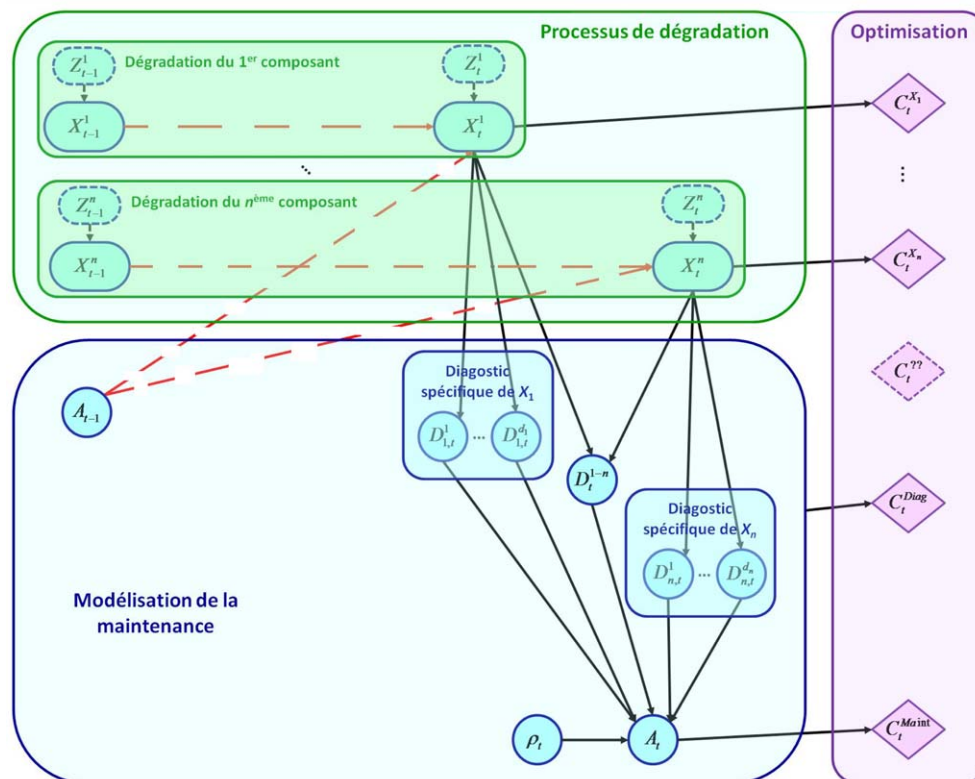


Fig. 5 Structure graphique du réseau bayésien d'un outil d'aide à la décision de type *VirMaLab*



Fig. 6 Exemples de ruptures (sur rail et sur soudure)

l'instant $t + 1$. Dans le cas contraire, une adaptation du modèle actuel serait à faire permettant d'intégrer le temps de réalisation des actions de maintenance.

Finalement, l'ensemble des coûts caractérisant les états des composants, les acteurs du diagnostic, les actions de maintenance... sont modélisés par les nœuds d'utilité C^x .

Applications *VirMaLab* pour l'optimisation de la maintenance du rail

Organe vital de tout système ferroviaire, le rail représente l'un des composants les plus impactants sur la disponibilité de l'infrastructure ferroviaire mais également l'un des plus *chers* en termes de budget de maintenance. C'est la raison pour laquelle de nombreuses études tentent d'en améliorer la surveillance, la maintenance [22,23]...

Les deux projets présentés dans cette section s'inscrivent directement dans cette problématique. Le premier cherche à déterminer le meilleur compromis entre remplacement de coupons de rails défectueux et renouvellement complet du rail, tandis que le second cherche à comparer et évaluer différentes stratégies de maintenance dans un souci de prévention de la rupture du rail.

SpecifRail – optimisation de l'équilibre entre remplacement et régénération des voies ferrées

Ces dernières années, la Régie autonome des transports parisiens (RATP) a constaté une recrudescence des défauts de rails, pouvant conduire à des ruptures, touchant en particulier la ligne A du Réseau express régional (RER). Si les procédures de maintenance établies par le service de la voie permettent de conserver un niveau de sécurité élevé face à ce phénomène, elles se traduisent le plus souvent par de forts

ralentissements du trafic en cas de détection d'une rupture, ce qui occasionne une dégradation de la qualité de service et des coûts de maintenance importants.

L'inspection des rails, le suivi des défauts et les remplacements préventifs ont clairement été identifiés comme des paramètres clés pour l'amélioration du réseau sur lesquels devait porter l'étude *SpecifRail* (dans le cadre du projet européen sixième PCRD *UrbanTrack* et des travaux de thèse de Donat [21]).

Chaque intervention de maintenance sur le rail introduit (et éventuellement supprime) des soudures aluminothermiques qui, en comparaison au rail standard, sont des points faibles de la voie, ayant un processus de dégradation bien plus rapide. À titre d'illustration, la Figure 6 présente les différents types de ruptures simples sur rail et sur soudure.

Les défauts du rail de ce mode de dégradation sont regroupés dans cinq classes (résultant de la classification usuellement utilisée par les exploitants ferroviaires pour décrire les défauts internes) :

- NR : le rail est en bon état de fonctionnement ;
- O : le rail est sujet à un défaut interne de diamètre inférieur à 3 mm ;
- X_1 : le rail est sujet à un défaut interne de diamètre inférieur à 10 mm ;
- X_2 : le rail est sujet à un défaut interne de diamètre inférieur à 30 mm ;
- S : le rail est cassé.

De manière synthétique, nous supposons que les rails d'une voie sont constitués de deux files de rails, chacune d'elles étant composée de rails standards (nommés *pleines barres*) et d'une éventuelle soudure aluminothermique. Notons que les rails en pleines barres sont par nature des composants de nature continue, tandis que les soudures sont

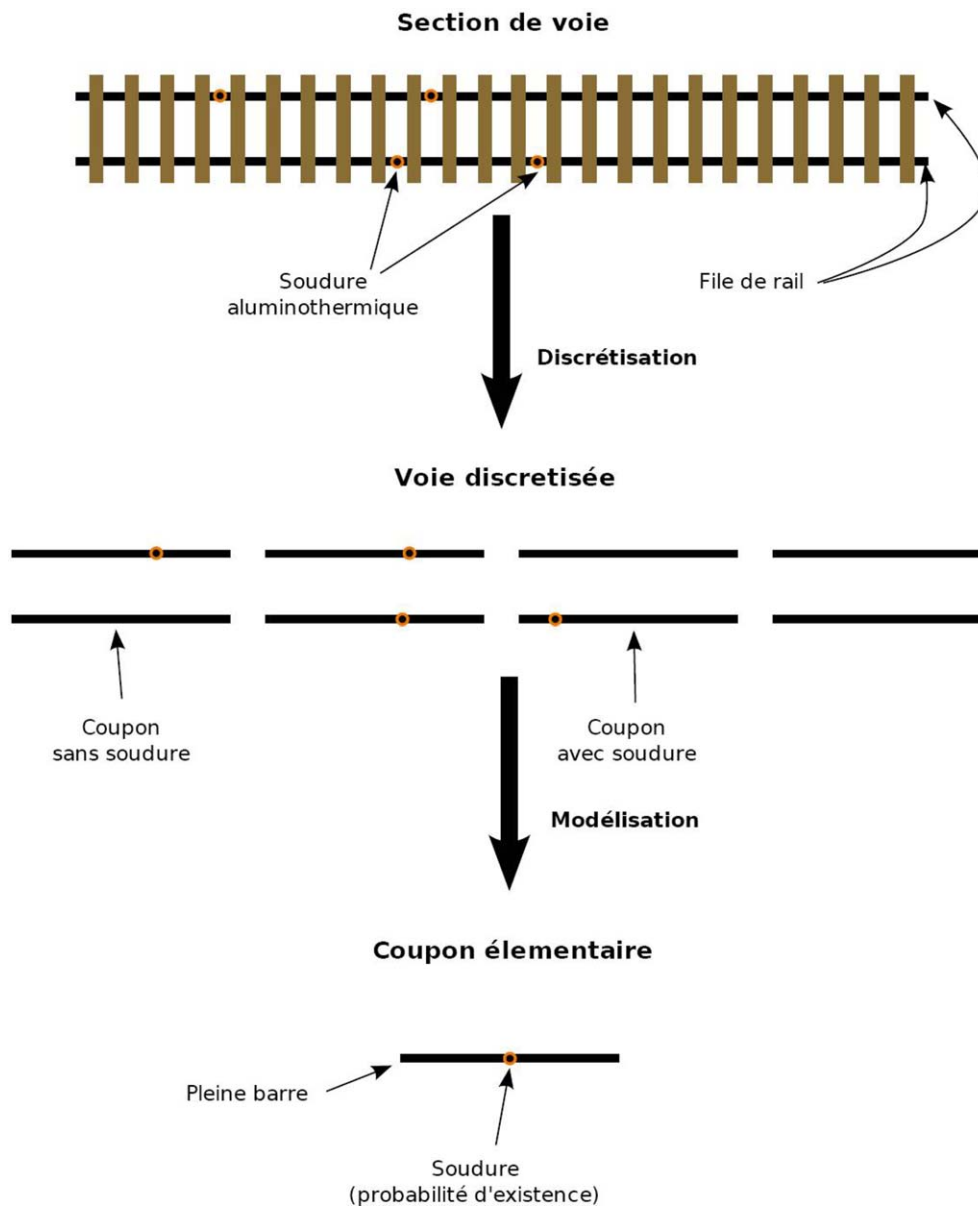


Fig. 7 Modélisation de la voie par un coupon élémentaire de rail

des points singuliers de la voie. Cette différence de nature complique la représentation d'une file de rail dans un cadre formel. Pour remédier à ce problème, nous procédons à une discrétisation du rail. Plus précisément, nous faisons les hypothèses suivantes :

- toute voie de longueur L_v est représentée comme une succession de $N_{ce} = 2 \times L_v / L_{ce}$ coupons de rail dits élémentaires, de longueur L_{ce} ;
- chaque coupon peut éventuellement posséder au plus une soudure aluminothermique ;
- pour une section de voie donnée, les coupons sont supposés indépendants et régis par le même processus de dégradation.

Le couple composé d'un coupon de rail pleine barre de taille L_{ce} et d'une éventuelle soudure aluminothermique est appelé coupon élémentaire. La Figure 7 illustre les hypothèses précédentes.

Une bonne pratique quant au choix de la taille du coupon élémentaire L_{ce} consiste à prendre la longueur moyenne du coupon remplacé lors d'une opération de maintenance curative, à savoir environ 25 m sur le RER.

Cette représentation de la voie permet de ramener l'étude d'une portion de voie quelconque à l'étude de son coupon de rail élémentaire moyen. Autrement dit, cette approche simplifie la problématique initiale en modélisant le rail d'une voie ferrée donnée par uniquement deux composants, à savoir la pleine barre de longueur L_{ce} et

l'éventuelle soudure caractéristique sur la portion de voie considérée.

La Figure 8 introduit le MGP proposé sur la base de l'approche générique *VirMaLab*. On y retrouve les trois blocs détaillés dans *Modélisations de la dégradation, des procédures de maintenance et optimisation*.

Le bloc *Dégradation du rail* est caractérisé par :

- le RB X_{PB} : il s'agit d'un MGD décrivant le comportement du composant *pleine barre* parmi les états {ok, O- X_1 , X_2 et S} ;
- le RB X_S : il s'agit d'un MGD décrivant le comportement du composant *soudure* parmi les états {ok, O- X_1 , X_2 et S} ;
- le nœud Z : variable de contexte défini a priori pour chaque étude, supposée indépendante du temps ;
- le nœud X_t^{ce} : cette v.a. définit explicitement l'état du coupon élémentaire à l'instant t comme étant l'état le plus critique parmi ceux des composants *pleine barre* et *soudure*.

Le bloc *Modélisation de la maintenance* est caractérisé par :

- les RB D^{US} et D^{Sig} : il s'agit de réseaux simples décrivant respectivement l'auscultation du coupon élémentaire par un véhicule ultrason (déclenchant les actions préventives)

et par la signalisation (détectant par l'intermédiaire des CdV l'apparition de ruptures). Plus de renseignements sur la structure de chacun de ces réseaux peuvent être trouvés dans la thèse de Donat [21] ;

- le nœud D_t^{Sys} : cette v.a. représente le diagnostic final du coupon élémentaire. Ses paramètres dépendent de la politique de diagnostic choisie, permettant de fusionner les informations provenant de chaque système de diagnostic ;
- le nœud A_t : cette v.a. représente l'action de maintenance déclenchée à l'instant t sur le coupon élémentaire, choisie parmi {remplacement du coupon défectueux, renouvellement de l'ensemble des rails de la ligne, ne rien faire} ;
- le nœud ρ_t : cette variable indicatrice permet de déclencher explicitement un renouvellement à l'instant t .

Enfin, le bloc *Optimisation* est caractérisé par les coûts d'indisponibilité du système, C_t^{Sys} , de diagnostic, C_t^{diag} et de maintenance C_t^{act} .

Les LPC du modèle ont été apprises à partir des bases de données REX de la RATP pour les modèles de dégradation et par avis d'experts pour la description des systèmes de diagnostic et les actions de maintenance. Le lecteur pourra en trouver une description détaillée dans la thèse de Donat [21].

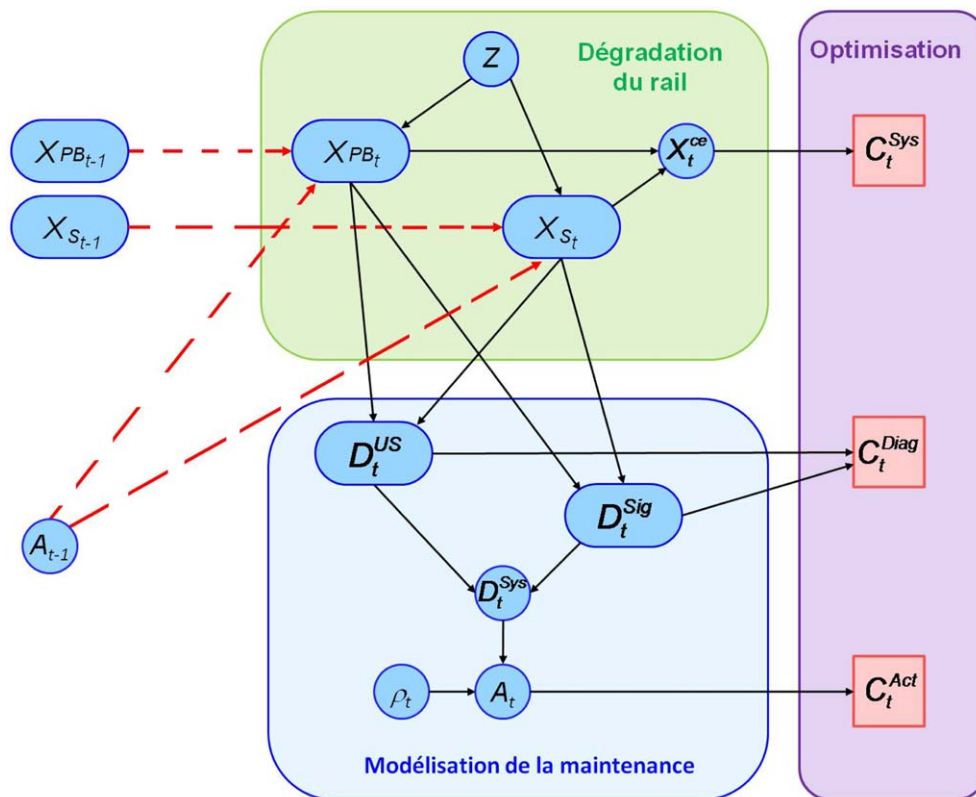


Fig. 8 Modèle *VirMaLab* associé à l'évaluation économique de la maintenance du rail pour un compromis optimum Régénération-Remplacement

Afin d'illustrer la capacité du modèle *SpecifRail* à évaluer différents contextes d'exploitation et politiques de maintenance, un exemple de résultats obtenus lors de l'étude est introduit dans ce paragraphe. Nous nous intéressons ici au tronçon central de la ligne A (La Défense–Vincennes) en nous limitant aux files hautes (rail supportant tous les efforts liés à la dynamique des matériels roulants) des courbes de rayons inférieurs à 500 m.

Comme précisé précédemment, seules deux actions de maintenance sont considérées : le renouvellement total du rail de la ligne et le remplacement d'un coupon de rail. L'objectif de l'étude est d'ajuster la période d'auscultation du véhicule ultrasonore et la période de renouvellement des rails.

La seule contrainte pour ce problème d'optimisation est liée au nombre annuel de rails cassés. Supposons dans le cadre de cet exemple que sur les courbes de rayons inférieurs à 500 m, N_{rup} ruptures soient tolérées par an.

Pour un ensemble de politiques de maintenance, caractérisées par des couples donnés (période d'auscultation ultrasonore, période de renouvellement), nous évaluons lesdites politiques selon leur coût et le nombre de ruptures engendré sur un horizon temporel de 15 ans, avec un pas de temps mensuel.

La Figure 9 et le Tableau 2 décrivent les résultats obtenus lors de l'évaluation des politiques de maintenance selon le critère économique uniquement, et ce, pour les différents couples de paramètres considérés.

Afin de faciliter la lecture des résultats, le Tableau 2 reprend une partie des valeurs obtenues. Les données de la colonne *Nombre de ruptures* représentent le rapport entre le nombre de ruptures obtenues pour la simulation et la valeur cible fixée par les contraintes d'exploitation. Sont notées en bleu les expériences satisfaisant la contrainte (rapport inférieur à 1) et en rouge les autres.

Il s'agit enfin de sélectionner la politique la moins onéreuse satisfaisant la contrainte sur le nombre de ruptures.

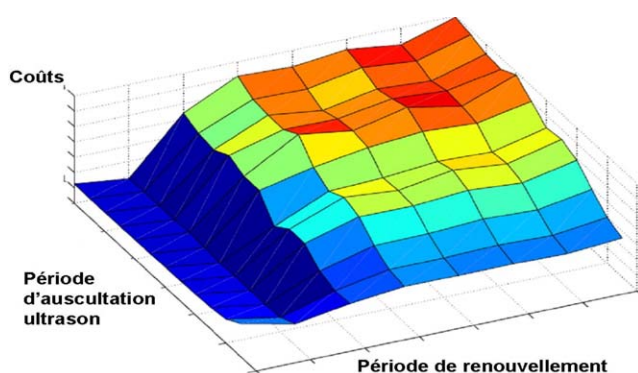


Fig. 9 Évolution du coût global en fonction des périodes d'auscultation et de renouvellement

À titre indicatif et pour le contexte retenu, il apparaît donc que la meilleure politique de maintenance selon les critères considérés consiste à renouveler la voie tous les deux ans et à ausculter les rails tous les deux mois. Cependant, les modèles de type *VirMaLab* ne sont que des outils d'aide à la décision. Le choix final appartient réellement aux décideurs en fonction des contraintes liées au budget maintenance et des besoins en termes de disponibilité de leur infrastructure.

StatAvaries – Évaluation de la prévention de la rupture du rail dans un contexte d'automatisation de lignes métro fer

La seconde application présentée dans cet article s'intéresse à l'évaluation et à la comparaison de différentes stratégies de maintenance, dans un contexte de modernisation de l'automatisation des lignes de métro fer du réseau RATP pour les projets OURAGAN et OCTYS : ceux-ci visent à remplacer l'actuel système de contrôle–commande du mouvement des trains avec conducteur (Cdt) par une nouvelle technologie permettant des gains de performance (notamment la montée importante de la fréquence de passage des trains) avec un haut niveau de sécurité et de fiabilité.

Lors de telles campagnes de modernisation du réseau, le nouveau système de contrôle–commande déployé remet en cause le rôle jusqu'alors dévolu aux CdV : avant OURAGAN et OCTYS, le CdV assurait la localisation de base des trains, chaque CdV étant occupé par au plus un train. Avec OURAGAN et OCTYS, les trains en mode nominal assurent de façon autonome leur localisation, indépendamment des CdV, et les CdV peuvent être occupés par plusieurs trains, car les intervalles sont réduits entre trains (les CdV étant maintenus avec ces nouveaux systèmes pour assurer le suivi des trains non équipés ou défaillants). Cependant, de par leurs propriétés électriques, les CdV se sont vus assigner une fonctionnalité secondaire : la détection des ruptures du rail. En effet, lorsque le rail casse, dans près de 80 % des cas, le contact électrique n'est plus assuré au niveau de la rupture, entraînant la chute du signal, détectée par le poste de commandement centralisé. Cette propriété fait du CdV l'un des deux principaux systèmes (avec les Cdt) permettant de détecter rapidement les rails cassés.

Un certain nombre de questions se posent donc : comment se comportera le réseau face à l'augmentation du trafic (objectif principal de l'automatisation) ? Les procédures de surveillance actuelles permettront-elles de maintenir une disponibilité maximale de l'infrastructure ? Quelle sera la réactivité des systèmes de diagnostic en cas de rupture du rail ?

Apporter des éléments de réponse à ces questions était l'objectif principal de l'étude *StatAvaries* présentée dans cette section. Pour cela, un outil d'aide à la décision, s'appuyant sur le formalisme *VirMaLab*, a été développé (Fig. 10).

Tableau 2 Extrait des résultats obtenus pour l'exemple « File haute des courbes de rayon inférieur à 500 m ». Les expérimentations satisfaisant la contrainte sur le nombre de ruptures sont indiquées en gras (les autres en italique)

Paramètres de maintenance		Sorties (moyennes annuelles)	
Période d'auscultation ultrasonore (mois)	Période de renouvellement de la voie (ans)	Nombre de ruptures	Coûts
1	1	0,04	99
2	1	0,20	80
3	1	0,44	76
...
1	2	0,12	76
2	2	0,58	60
3	2	<i>1,10</i>	58
...
1	8	0,94	111
2	8	4,48	124
3	8	8,18	153
...

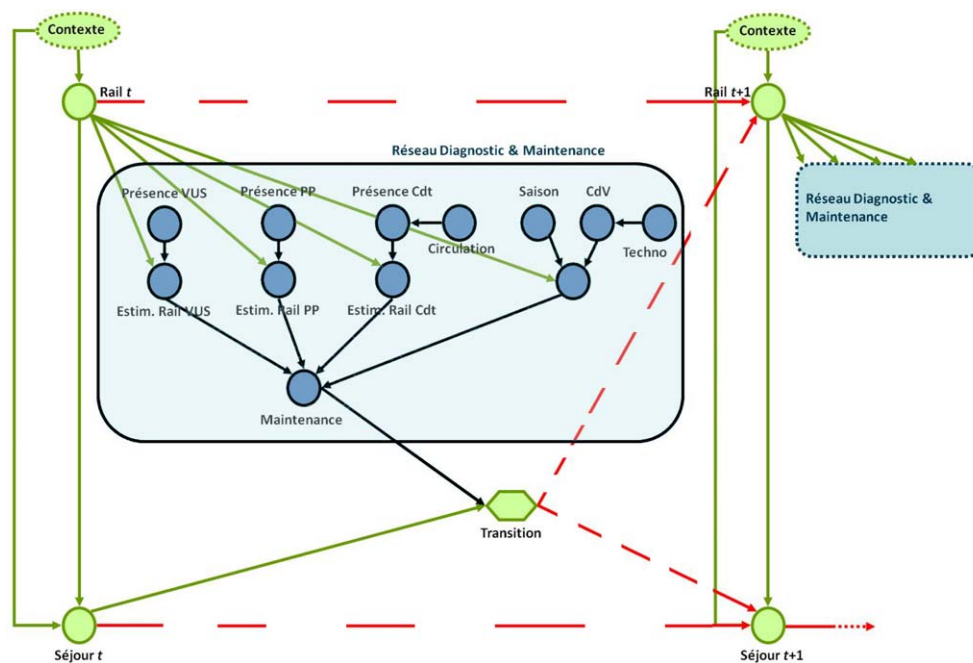


Fig. 10 Modèle *VirMaLab* associé à la comparaison et à l'évaluation de différentes stratégies de maintenance pour la prévention du rail cassé dans un contexte de modernisation de l'automatisation du métro parisien

L'analyse des coûts n'étant pas demandée dans cette étude, on ne retrouve dans ce modèle que les deux premiers blocs de l'approche générique.

- Le processus de dégradation : il est modélisé par un MGD décrivant le comportement du rail parmi les états {ok, O-X₁, X₂ et S}. Dans cette étude, un effort tout particulier a été réalisé pour permettre à l'utilisateur du modèle de

paramétrer aussi précisément que possible les expériences qu'il souhaite réaliser. Un grand nombre de variables contextuelles, impactant le processus de dégradation du rail, ont été intégrées au modèle. Il est ainsi possible de travailler sur une ligne complète ou de ne choisir que les files hautes de certaines courbes. L'utilisateur peut également modifier un grand nombre de paramètres d'exploitation (intervalles, dureté du rail, *agressivité* du matériel

roulant...) ou de maintenance (fréquence de passage des systèmes de diagnostic, taux de bonnes détections, taux de défaillance, technologie et taille des CdV...). Pour des raisons principalement de complexité de calculs, il a été décidé, comme pour l'étude *SpecifRail*, de s'intéresser au comportement d'un coupon élémentaire de 18 m (correspondant à la taille moyenne des coupons utilisés lors d'un remplacement) et de retranscrire ensuite les résultats obtenus à la ligne complète ou tout du moins à l'ensemble des portions de la ligne correspondant au contexte sélectionné. Il est à noter que les règles de maintenance sont différentes d'un réseau à l'autre, ce qui explique la variation de la taille moyenne du coupon élémentaire de rail sur le RER et le métro ;

- les procédures de diagnostic et de maintenance : quatre systèmes participent à la surveillance du rail. Les actions de maintenance préventives sont déclenchées lors du passage d'un véhicule ultrason (seul système pouvant détecter les quatre états du rail) ou de parcoureurs à pieds (capable de détecter les ruptures et les X_2 visibles, correspondant à 8 % de l'ensemble des X_2). Une estimation de l'état du rail est réalisée par l'un de ces deux systèmes (nœuds *Estim. Rail VUS* et *Estim. Rail PP*) dès l'instant que le système est présent sur le coupon élémentaire (nœuds *présence VUS* et *présence PP*, activés respectivement tous les 180 et 28 jours, selon les paramètres actuels d'auscultation).

Comme précisé précédemment, les ruptures de rail sont détectées par les CdV et les Cdt. Le taux de détection du CdV varie en fonction de la saison et de la présence éventuelle d'un matériel roulant. En effet, certains phénomènes de dilatation maintiennent parfois le contact électrique au niveau de la rupture. Les capacités du CdV à détecter les rails cassés s'en trouvent donc impactées. De plus, tant que le CdV est occupé, étant shunté, il est donc incapable de détecter les ruptures.

L'architecture du modèle étant définie, les LPC peuvent être apprises à partir des bases de données REX de la RATP (pour le modèle de dégradation et certains paramètres des CdV) et par avis d'experts (pour les taux de bonnes détections et fausses alarmes...). Cependant, les bases de données sont censurées par intervalle, et certains avis d'experts peuvent être incomplets. Une phase de réajustement des paramètres a donc été réalisée en s'appuyant sur un scénario référence, S_0 , correspondant à la situation actuelle des lignes étudiées et pour lesquelles la valeur des indicateurs était connue. Par la suite, un ensemble de 23 scénarios a été réalisé, permettant d'observer (comparativement à S_0) l'impact de différents paramètres d'exploitation ou de maintenance sur les indicateurs suivants :

- nombres annuels de ruptures et de maintenances préventives (remplacement de coupons) ;

- proportions de ruptures vues par les CdV et les Cdt ;
- nombre mensuel de fausses alarmes et contributeurs ;
- temps moyens de détections des X_2 et des ruptures (respectivement en jours et en heures) ;
- nombre mensuel de tours perdus (lorsqu'une rupture est présumée, les règles d'exploitation imposent un ralentissement de la circulation entraînant la non-circulation d'un certain nombre de trains, dénommés *tours perdus* par la RATP).

L'un des points clés de ce projet consiste à fournir à l'utilisateur des indicateurs (de disponibilité, de réactivité des procédures de détections) suffisamment précis pour qu'il puisse évaluer la capacité du système à prévenir l'apparition de ruptures de rail, mais également pour qu'il puisse quantifier, selon différents critères tels que le nombre de tours perdus, l'impact sur l'exploitation d'une rupture non détectée ou d'une fausse alarme générée par un des systèmes de détection.

Pour répondre au premier besoin, une structure telle que celle proposée dans *SpecifRail* peut être parfaitement suffisante, adossée à un pas d'un mois correspondant relativement bien à la dynamique des défauts internes conduisant à une rupture. Cependant, le second point nécessite la gestion des heures pleines/heures creuses. Une plus grande précision temporelle est donc nécessaire.

Or, développer un modèle *VirMaLab* complet, y compris pour la dégradation du rail, avec une inférence toutes les heures n'aurait aucun sens d'un point de vue physique et entraînerait des temps de calculs vraiment déraisonnables. Pour contrer ce problème, une approche originale a été proposée (Fig. 11), s'appuyant sur quatre modèles *VirMaLab*, mis en couches, tels que celui présenté (Fig. 10) décrivant le comportement et la détection de chaque type de défauts considérés dans l'étude.

Les trois premiers réseaux décrivent les actions de maintenances préventives et la capacité du système à prévenir l'apparition des ruptures : les phénomènes physiques à l'intérieur du rail font que les pas d'inférence n'ont pas besoin de s'appuyer sur une grande précision temporelle. Dans le dernier réseau, le rail est cassé et l'on s'intéresse à la réactivité du système à sa capacité à détecter les ruptures : seul ce dernier réseau requiert un pas d'inférence de plus grande précision temporelle.

Le premier réseau (noté $ok-X_1$) correspond à un rail neuf, évoluant mois par mois. Lorsque le temps de séjour dans l'état *ok* est écoulé, une transition est déclenchée, activant le deuxième réseau (noté X_1-X_2). Il correspond à un rail sur lequel un défaut X_1 est apparu. Compte tenu de la lenteur d'évolution de ce type de défaut et en accord avec les experts RATP, ce réseau est caractérisé par un pas d'inférence d'un mois. Le troisième réseau (noté X_2-S) correspond à un rail dans l'état X_2 et, du fait de la criticité de ce type de défaut, un

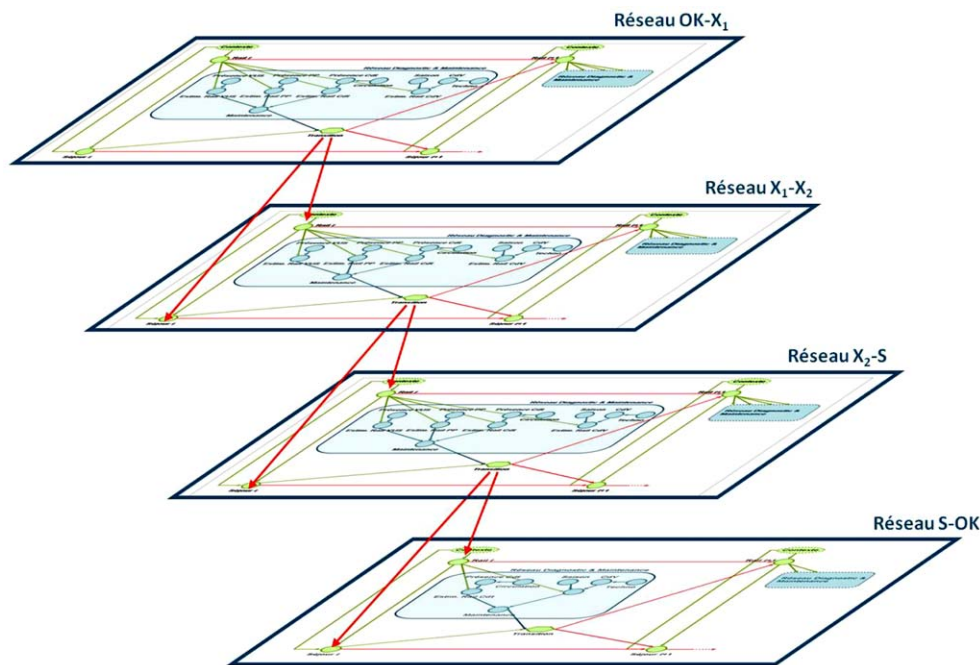


Fig. 11 Modèle *VirMaLab* multicouches à pas d'inférence variable

pas d'une semaine a été adopté. Enfin, le dernier réseau (noté *S-ok*) correspond à l'apparition d'une rupture. Le rail étant cassé, le processus de dégradation est arrêté. Seul le bloc *Diagnostic et maintenance* est évalué heure par heure, et les systèmes de diagnostic préventifs (VUS et parcourers) sont inhibés, ne participant pas à la détection des ruptures.

À titre d'illustration, les résultats obtenus pour le scénario évaluant l'impact de la période d'auscultation par le VUS sont partiellement présentés (Fig. 12). On y retrouve, pour la ligne 7, l'évolution des nombres annuels de ruptures et de maintenances préventives en fonction de la période de passage du VUS (T_0 étant la période de passage de référence).

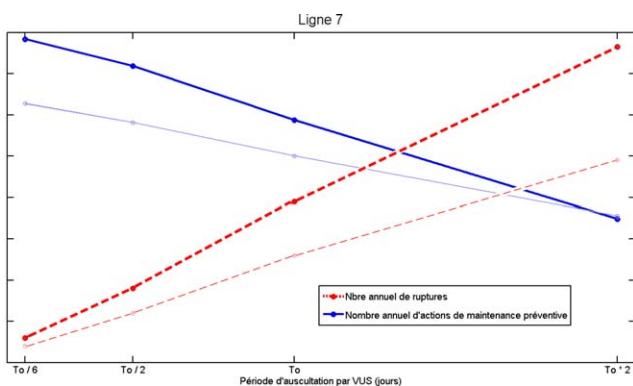


Fig. 12 Impact de la période de passage du VUS sur les nombres annuels de ruptures et de maintenances préventives. Comparaison entre une exploitation de référence et un trafic accéléré

Ces données sont tracées pour une circulation augmentée (tous les intervalles sont rabaisés de $x\%$, de façon à ce que l'intervalle d'heure de pointe passe à 90 secondes, qui correspondra à l'intervalle de temps minimum entre deux trains sur une même voie, permis par des systèmes type OCTYS) en traits foncés et épais et pour la circulation de référence en traits fins et clairs.

On retrouve le fait attendu que plus on fait de maintenance préventive, moins il y a de défauts critiques. Toutefois, le modèle permet d'évaluer quantitativement l'impact d'une augmentation ou d'une diminution du diagnostic préventif sur la disponibilité de l'infrastructure. Par ailleurs, on peut également mesurer les conséquences d'une augmentation du trafic sur le nombre de ruptures annuelles et ainsi mettre en évidence la nécessité d'une augmentation importante de la fréquence du diagnostic par VUS afin de maintenir le niveau de service désiré.

Enfin, d'autres expérimentations ont notamment permis de mettre en évidence que l'inhibition de l'un des deux systèmes permettant de détecter les ruptures (le Cdt et le CdV) entraînerait une augmentation de leur temps de détection, variant de 33,8 à 60,7 % selon le système inhibé et la fréquence du trafic considérée.

Conclusion

Dans cet article, une approche générique nommée *VirMaLab* a été introduite, permettant le développement d'outils

probabilistes d'aide à la décision pour l'évaluation et l'optimisation de stratégies de maintenance de systèmes complexes, multiétats et multicomposants.

Cette approche modulaire s'appuie tout d'abord sur une modélisation précise du processus de dégradation du système (ou de ses composants). Un grand nombre d'approches peuvent être utilisées pour cela, des modèles probabilistes (tels que les CdM, modèles de Cox, processus gamma...) aussi bien qu'analytiques. Parmi toutes les études faites sur ce sujet, à notre connaissance, aucune ne permettait de tenir compte à la fois de l'influence de variables contextuelles sur la dégradation ainsi que sur la possibilité de considérer plusieurs composants ayant leur propre mode de dégradation. C'est pourquoi une approche semi-markovienne originale a été introduite, s'inspirant des modèles à variables de durée proposés par Murphy. Cette structure particulière de RB, nommée MGD, permet notamment de représenter l'évolution d'un système multiétats dont les lois de temps de séjour peuvent s'exprimer sous n'importe quelle forme.

La seconde étape de la modélisation *VirMaLab* consiste à décrire statistiquement tous les intervenants du diagnostic (cadre de discernement, fréquence des auscultations, taux de bonnes détections, de fausses alarmes...) et les actions de maintenance pouvant être déclenchées (correctives aussi bien que préventives).

Enfin, une description de l'ensemble des coûts caractérisant le système (d'indisponibilité, de diagnostic, de maintenance...) peut être intégrée au modèle, fournissant ainsi un outil complet permettant d'évaluer, comparer, optimiser... les stratégies de maintenance.

Pour illustrer cette approche, deux applications ferroviaires ont été introduites, dédiées à la maintenance du rail.

La première portait sur l'optimisation du compromis *remplacement/régénération* pour le tronçon central du RER A. Elle a mené au développement d'un modèle à deux composants (rail pleine barre et soudure aluminothermique), intégrant une gestion des coûts, permettant aux décideurs de la RATP d'évaluer, dans le contexte de leur choix, à partir de quand le renouvellement complet du rail devenait préférable à des remplacements ponctuels de coupons défectueux.

La seconde étude s'intéressait à la prévention de la rupture du rail dans un contexte de modernisation de l'automatisation de certaines lignes à roulement fer du métro parisien. Pour répondre aux exigences de précision temporelle des indicateurs nécessaires à la RATP, elle a conduit au développement d'un modèle *VirMaLab* multicouches permettant de gérer une granulosité temporelle fine (évolution à l'heure) en respectant la dynamique de dégradation du rail.

En termes de perspectives et d'un point de vue applicatif, d'autres modèles du type *VirMaLab* sont actuellement en cours de développement, notamment pour optimiser la main-

tenance des systèmes d'accès voyageurs de certains matériels roulants. D'un point de vue plus théorique, des travaux en cours portent sur le développement d'AG spécifiques, intégrés au modèle *VirMaLab*, permettant de fournir les solutions optimums à des problèmes multiobjectifs. L'enjeu principal de ces travaux se situe au niveau de la complexité algorithmique ; les AG proposés devant tenir compte de la structure graphique du RB développé. Enfin, une étude portant sur le développement de plans de maintenance dynamiques est également en cours.

Références

- Langseth H, Portinale L (2007) Bayesian networks in reliability. *Reliab Eng Syst Saf* 92(1):92–108
- Weber P, Jouffe L (2003) Reliability modelling with dynamic bayesian networks. 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, Washington, DC, USA
- Celeux G, Corset F, Lannoy A, Ricard B (2006) Designing a bayesian network for preventive maintenance from expert opinions in a rapid and reliable way. *Reliab Eng Syst Saf* 91(7):849–56
- Donat R, Bouillaut L, Aknin P, Leray P (2008) A dynamic graphical model to represent complex survival distributions. In: Bedford T, Quigley J, Walls L, et al (eds) *Advances in Mathematical Modeling for Reliability*, IOS Press, Amsterdam, 17–24
- Aven T, Jensen J (1999) *Stochastic Models in Reliability. Stochastic Modelling and Applied Probability*. Springer
- Cox DR (1972) Regression models and life-tables. *J Royal Stat Soc* 34(2):187–220
- Van Noordwijk JM (2009) A survey of the application of gamma processes in maintenance. *Reliab Eng Syst Saf* 94(1):2–21
- Limnios L, Oprisan G (2001) *Semi-Markov Processes and Reliability. Statistics for Industry & Technology*, Springer
- Bouillaut L, Donat R, Neji A, Aknin P (2009) Estimation of multicomponent systems reliability: comparison of two graphical model approaches. In *proceedings of the 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*, pp 1733–8
- Kay R (1977) Proportional hazard regression models and the analysis of censored survival data. *Appl Stat* 26(3):227–37
- Meier-Hirmer C, Riboulet G, Sourget F, Roussignol M (2009) Maintenance optimization for a system with a gamma deterioration process and intervention delay: application to track maintenance. *J Risk Reliab* 223(3):189–98
- Mercier S, Meier-Hirmer, Roussignol M (2009) Modeling track geometry by bivariate gamma wear process, with application to maintenance, *Risk and Decision Analyzing in Maintenance Optimization and Flood Management*, IOS Press, Delft
- Ziani R, Antoni M (2008) Modélisation du vieillissement des appareils de signalisation par le modèle de Bertholon et optimisation de la maintenance, 30^e Congrès $\lambda\mu$ Maîtrise des risques et sûreté de fonctionnement, Avignon
- Murphy KP (2002) *Dynamic Bayesian Networks: representation, inference and learning*. Ph. D. thesis, University of California, Berkeley
- Holland JH (1992) *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press, Cambridge, MA, USA
- Jensen FV (1996) *An introduction to Bayesian networks*. UCL Press

17. Gross JL, Yellen J (2004) Handbook of graph theory. CRC Press
18. Rao MM, Swift RJ (2006) Probability theory with applications. Springer
19. François O (2006) De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes. Thèse de doctorat de l'Institut national des sciences appliquées de Rouen
20. Lauritzen SL, Spiegelhalter DJ (1988) Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. J Royal Stat Soc 50(2):157-224
21. Donat R (2009) Modélisation de la fiabilité et de la maintenance par modèles graphiques probabilistes. Application à la prévention des ruptures de rails, thèse de doctorat de l'Institut national des sciences appliquées de Rouen
22. Zhao J, Chan AHC, Burrow MPN (2007) Probabilistic model for predicting rail breaks and controlling risk of derailment. Transportation Research Record. J Transp Res Board 1995:76-83
23. Podofillini L, Zio E, Vatn J (2006) Risk-informed optimisation of railway tracks inspection and maintenance procedures. Reliab Eng Syst Saf 91:20-35

Sign up for SpringerAlerts

The best way to keep you up-to-date with new developments in your field!

You can customize your SpringerAlerts to deliver exactly the information you need!

We offer

- ▶ Table of Contents Alerts for Journals
- ▶ Table of Contents Alerts for Book Series
- ▶ New Book Alert

As an alerts subscriber, you will receive

- ▶ Reliable news about journals and upcoming books
- ▶ Special offers – be the first to know about free online access to journals and discounts on books

springer.com/alerts – fast, free and flexible

