HAL
open science

Approche semi-markovienne pour la modélisation de stratégies de maintenance: application à la prévention de rupture du rail

Olivier François, Laurent Bouillaut, Patrice Aknin, Philippe Leray, S. Dubois

▶ **To cite this version:**

Olivier François, Laurent Bouillaut, Patrice Aknin, Philippe Leray, S. Dubois. Approche semi-markovienne pour la modélisation de stratégies de maintenance: application à la prévention de rupture du rail. MOSIM'2008, 2008, Paris, France. pp.CDROM. hal-00412887

HAL Id: hal-00412887

https://hal.science/hal-00412887

Submitted on 17 Apr 2020

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.

7e Conférence Francophone de MOdélisation et SIMulation - MOSIM'08 - du 31 mars au 2 avril 2008 - Paris - France
«Modélisation, Optimisation et Simulation des Systèmes : Communication, Coopération et Coordination»

APPROCHE SEMI-MARKOVIENNE POUR LA MODÉLISATION DE STRATÉGIES DE MAINTENANCE : APPLICATION À LA PRÉVENTION DE RUPTURE DU RAIL

O. FRANÇOIS, L. BOUILLAUT, P. AKNIN

Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité
Laboratoire des Technologies Nouvelles
2, avenue du Général Malleret-Joinville, 94114 Arcueil Cedex - France
Olivier.Francois@inrets.fr, Laurent.Bouillaut@inrets.fr, Patrice.Aknin@inrets.fr

P. LERAY

Ecole Polytechnique de l'université de Nantes
Laboratoire d'Informatique de Nantes Atlantique
rue Christian Pauc, BP 50609, 44306 Nantes Cedex 3
Philippe.Leray@univ-nantes.fr

S. DUBOIS

Régie Autonome des Transports Parisiens
Dept. des Equipements et des Systèmes du Transport
40bis, rue R. Salengro 94724 Fontenay-sous-Bois Cedex
Stephane2.Dubois@ratp.fr

RÉSUMÉ : *Dans cet article, un outil d'aide à la maintenance des rails est proposé avec un cas d'application au métro parisien. Le formalisme des réseaux bayésiens dynamiques est particulièrement adapté pour résoudre ce problème. Le modèle développé présente l'avantage de la modularité, modélisant à la fois l'état du rail au cours du temps mais également les acteurs intervenant dans la vérification de ce dernier et les différentes stratégies de maintenance mises en oeuvre. Utiliser cet outil comme modèle génératif, permet d'évaluer divers indicateurs comme le taux de non détection de rails en mauvais état ou encore le taux de fausses alarmes. Ces indicateurs sont alors déterminants pour le réglage d'une stratégie de maintenance optimale du réseau ferroviare optimale.*

MOTS-CLÉS : *Maintenance, diagnostic, disponibilité, modèles graphiques probabilistes, modèles génératifs.*

1. INTRODUCTION

La maintenance des infrastructures est un champ d'activités particulièrement stratégique pour les exploitants ferroviaires. En particulier, l'intégrité du rail est critique pour la stabilité de l'exploitation des lignes, voire de la sécurité des usagers. Parmi tous les défauts envisageables, la rupture du rail est un point particulièrement sensible qu'il faut prévenir par la mise en œuvre de stratégies de maintenance efficaces. Deux facteurs importants influent sur la disponibilité des voies ferrées: l'apparition d'un défaut critique du rail et les dysfonctionnements des dispositifs de surveillance de l'état du rail. Pour ces deux raisons, l'exploitant a besoin de modèles de dégradation et d'estimation des taux de bonnes détections des appareils de surveillance. Différentes stratégies de maintenance peuvent alors être simulées et leurs impacts sur la disponibilité globale de l'infratructure peuvent ainsi être estimés.

Dans cet article, le formalisme des réseaux bayésiens dynamiques va être introduit pour la modélisation de l'évolution de l'état du rail au cours du temps. La seconde section abordera les aspects pratiques de notre étude, puis certains éléments théoriques seront introduits en section 3. La structure du modèle sera présentée en sections 4 et 5. Finalement, la validation de ce modèle et certains résultats seront présentés.

2. LE CONTEXTE DE L'ÉTUDE

Pour valider la faisabilité d'un nouveau système de contrôle-commande pour certaines lignes du métro parisien, la RATP a besoin d'identifier précisément

l'impact de certains types de défauts du rail sur la disponibilité de ses infrastructures. De ce point de vue, le cas des fissures transversales internes (*cf.* figure 1) évoluant jusqu'aux rails cassés est sans doute le mode de dégradation le plus impactant. Un modèle stochastique d'évolution de l'état du rail relativement à ce problème de fatigue peut alors aider à l'identification des scénarios les plus critiques.

Pour simplifier l'analyse, les défauts du rail de ce mode de dégradation sont regroupés dans les quatre classes suivantes :

OK; le rail est en bon état de fonctionnement,
DI ; le rail est sujet à un défaut interne,
FA ; un défaut est visible à la surface du rail,
RP; le rail est cassé.

Figure 1 : *Illustration d'un défaut interne.*

L'estimation de la durée pendant laquelle un rail reste dans un état est donnée par une loi de Weibull. Différents paramètres ont été appris pour représenter les temps pendant lesquels le rail reste dans les états OK, DI et FA. Il reste ensuite dans l'état RP tant qu'une maintenance n'a pas été effectuée.

Actuellement, le diagnostic du rail est effectué par quatre dispositifs, chacun étant caractérisé par une périodicité d'inspection et des capacités de détection propres.

1) Tout d'abord, un véhicule équipé avec des détecteurs ultrasoniques effectue périodiquement un diagnostic précis (sur toutes les classes de défauts sus-citées) du rail (Aknin & Cygan 2004). Ce diagnostic est ensuite confirmé par une équipe de vérificateurs.
2) Des équipes de parcoureurs à pied vérifient les voies du métro régulièrement, mais ils ne peuvent détecter que les défauts de surface.
3) Pendant l'exploitation commerciale des lignes, les conducteurs de train peuvent ressentir les chocs verticaux dus à des ruptures. Leurs alarmes déclenchent le déplacement sur le site d'une équipe de vérification.
4) Pour finir, les derniers acteurs dans la détection du rail cassé sont les circuits de voie, dont la fonction première est d'assurer la détection de présence d'un train sur une section (ou canton) donnée et d'agir sur les signaux de signalisation en conséquence. Lorsque la section de voie est libre, ces circuits de voie sont également capable de réparer les rails cassés en observant en continu l'impédance électrique entre les deux files de rail (Aknin, Oukhellou & Vilette 2003).Une équipe de maintenance est également envoyée sur place en cas de détection par le circuit de voie.

Pour notre étude, nous disposons d'un grand nombre d'informations allant des bases de retour d'expériences de différents départements de la RATP, aux avis d'experts des appareils de détection. Néanmoins, ces informations sont incertaines, imprécises, voire manquantes. Pour ces raisons, le formalisme des modèles graphiques probabilistes (et plus précisement celui des réseaux bayésiens) s'est avéré particulièrement bien adapté pour prendre en compte, à la fois l'information issue des experts et l'information issue des bases de données. Après une courte introduction au formalisme des réseaux bayésiens, nous présenterons le modèle développé.

3. LES RÉSEAUX BAYÉSIENS

Introduits dans les années 80 comme systèmes experts probabilistes, les réseaux bayesiens (RB) sont un formalisme de plus en plus utilisé en recherche d'information et en modélisation des connaissances (Pearl 1988, Jensen 1996, Cowell, Dawid, Lauritzen & Spiegelhalter 1999, Naïm, Wuillemin, Leray, Pourret & Becker 2007).

Ce formalisme utilise de manière jointe la théorie des graphes pour représenter graphiquement les relations de dépendance entre les variables et la théorie des probabilités pour représenter quantitativement la force de ces relations. La figure 2 introduit un exemple simple de réseau bayésien ou les variables X et Y sont dépendantes.

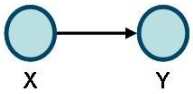

Figure 2 : *Un réseau bayésien élémentaire pour la modélisation de dépendance entre deux variables X et Y.*

Dans ce travail, seules des variables discrètes finies vont être prises en considération. Les nœuds représentent les variables du système et les flèches indiquent les relations entre ces variables. Les nœuds racines sont décrits par une table de probabilité (PT) contenant la distribution *a priori* $\mathbb{P}(X)$ des états de

cette variable, tandis que les nœuds qui ne sont pas racines sont associés à une table de probablilités conditionnelle (CPT) représentant $\mathbb{P}(Y|X)$ pour toutes les valeurs que peuvent prendre X et Y.

Un avantage des réseaux bayésiens est qu'il existe de nombreuses techniques d'apprentissage de ces modèles à partir de bases d'exemples, même dans les cas où ces bases ne sont pas complètement observées (François 2006). Par ailleurs, les modèles peuvent être construits à partir d'information experte (Cain 2004, Druzdel, Van der Gaag, Henrion & Jensen 2000). Les réseaux bayésiens sont donc un formalisme compact et intuitif de représentation de la distribution de probabilité jointe. Par la même, ils sont également un outil de simulation très puissant.

Les *réseaux bayésiens dynamiques* (RBD), version étendue des réseaux bayésiens "classiques", permettent de représenter des informations temporelles. Dans ce cas, la distribution de probabilité peut changer au cours du temps d'une manière récurrente comme dans les *chaînes de Markov* (Murphy 2002, Kjaerulff 1995). Il est alors possible de calculer la distribution de X au temps présent connaissant les états passés de cette même variable.

4. LES STRATÉGIES DE MODELISATION MISES EN PLACE

Le formalisme des réseaux bayésiens dynamiques seul ne permet pas de modéliser précisement le phénomène de dégradation du rail. Ces modèles permettent d'utiliser, à la manière des *chaînes de Markov cachées* (HMM, (Rabiner 1989)), des variables latentes, mais offrent plus de liberté pour la modélisation, les variables cachées étant quelconques.

Néanmoins, lorsque le nombre d'hypothèses de dépendance est faible et donc que le modèle de réseau bayésien est peu dense (ce qui est le cas de cette étude), le temps de séjour dans un état d'une variable ayant très peu de parents tend à être le même que celui modélisé par une chaîne de Markov cachée : ce temps de séjour suit une loi exponentielle.

Or, dans notre étude, l'analyse des bases d'exemples, nous permet d'infirmer cette hypothèse. Nous avons alors remarqué que des distributions normales, ou mieux, des *distributions de Weibull* (Weibull 1951), sont mieux adaptées pour modéliser le temps de séjour du rail dans un état donné. Cela a également été remarqué dans le cadre d'une étude sur le réseau du RER (Réseau Express Régional) d'Île-de-France par (Donat, Bouillaut, Aknin, Leray & Levy 2007).

Un RBD code la distribution jointe de probabilités d'un ensemble de variables $X(t) = \{X_1(t), \ldots, X_n(t)\}$ évoluant dans le temps. Si nous considérons T pas de temps, le RBD peut être considéré comme un RB (statique) avec $T \times n$ variables. En utilisant la propriété de factorisation des RB, la densité jointe de probabilités devient:

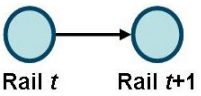

Figure 3 : *Sous-modèle la transition de l'état du rail.*

$$\mathbb{P}(X(1), \ldots, X(T)) = \prod_{t=1}^{T} \prod_{i=1}^{n} \mathbb{P}(X_i(T)|Pa(X_i(t))) \quad (1)$$

où $Pa(X_i(t))$ sont les parents de la variable $X_i(t)$ dans le graphe représentant la structure du réseau bayésien.

Dans le cas particulier du formalisme des *réseaux bayésiens à deux tranches de temps*, $T = 2$ et le graphe représentant la structure du modèle est un graphe biparti ou la première partie représente l'ensemble des variables au temps t et la deuxième partie celui des variables au temps $t + 1$.

Traditionnellement, les RBD sont définis en faisant l'hypothèse que $X(t)$ est un processus markovien (Friedman, Murphy & Russell 1998).

Pour ces travaux, nous avons considéré le paradigme de la manière la plus générale en affaiblissant cette hypothèse. En effet, pour qu'un réseau bayésien dynamique puisse encoder une loi de Weibull, il est nécessaire que la matrice de transition d'une tranche de temps à l'autre soit variable en fonction de la tranche de temps considérée. Pour cela, nous devons soit *dérouler* un réseau bayésien de manière à pouvoir ajuster à tout instant la matrice de transition, soit utiliser une heuristique pour la faire varier au cours du temps. Nous obtenons alors un modèle *semi-markovien*.

Les deux solutions reviennent conceptuellement au même mais la seconde est plus aisée à implémenter. Nous avons donc adopté cette approche en utilisant un réseau bayésien dynamique dont la matrice de transition pour l'état du rail au temps $t + 1$ sachant l'état du rail au temps t varie en fonction du temps t et du temps t' de la dernière remise à neuf du rail. Ce modèle nous permet de représenter des durées de transition cibles estimées à la fois à partir de bases d'exemples mais également d'avis d'experts (les bases étant censurées du fait de la maintenance préventive importante effectuée sur le réseau).

Nous obtenons alors le modèle de la figure 3. Le lien entre les nœuds est ici à la fois un lien temporel dans

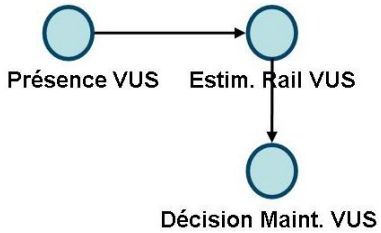

Figure 4 : *Sous-modèle pour le véhicle ultrason.*

le sens où il fait le lien entre deux tranches de temps adjacentes, mais c'est également un lien dynamique dans le sens où la matrice de transition est variable en fonction du temps. Il est alors possible que le modèle de durée de dégradation du rail suive une loi de Weibull dans notre application.

5. LA MODELISATION DU DIAGNOSTIC DU RAIL : UNE APPROCHE MODULAIRE

Utilisant une approche modulaire, différents sous-modèles locaux indépendants peuvent être construits avant d'être incorporés à un modèle plus global. Chacun de ces sous-modèles va alors se concentrer sur une technique particulière de détection des défauts du rail, un autre sur la modélisation de l'évolution de l'état du rail et un dernier sur la politique de maintenance mise en oeuvre.

5.1. Modélisation des systèmes de détection

Les deux premiers systèmes de surveillance de l'état du rail sont les véhicules ultrasons (VUS) et les parcoureurs à pied (PP). Ces deux agents fonctionnent sur le même principe. Ils ont une fréquence de passage fixe et, lors de leur passage, ils ont un certain pouvoir de détection de défauts. Ils sont supposés ne pas aggraver les défauts mais ils peuvent bien sûr les manquer lors de leur vérification. La figure 4 introduit le sous-modèle qui a été obtenu pour le véhicule ultrason. Remarquons qu'un modèle similaire est obtenu pour modéliser les actions des parcoureurs à pied.

Pour la contribution des conducteurs de métro (Cdt) à la décision de maintenance, une variable contextuelle a du être introduite. En effet, la fréquence de passage des rames dépend de la période de la journée prise en considération, des heures de pointe aux périodes sans circulation. La présence du conducteur va donc dépendre d'une variable contextuelle représentant le trafic comme cela est indiqué sur la figure 5.

La contribution du circuit de voie (CdV) à la décision de maintenance fait intervenir de nombreux paramètres. Tout d'abord, la température (et donc la saison) a une influence sur l'efficacité de détection.

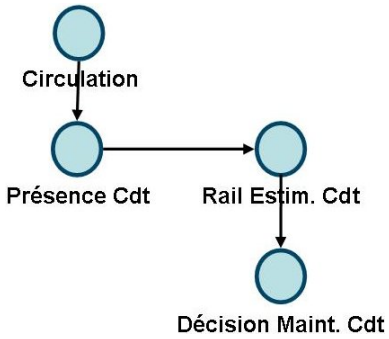

Figure 5 : *Sous-modèle pour les conducteurs de métro.*

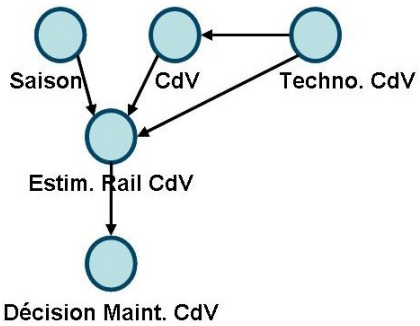

Figure 6 : *Sous-modèle pour le circuit de voie.*

En effet, il a été prouvé que les fortes chaleurs influençaient la dilatation des rails jusqu'à, dans le cas de certaines ruptures, maintenir les deux bords en contact et toujours assurer le contact électrique (rendant donc invisible cette rupture au circuit de voie). Par ailleurs, en saison froide, les ruptures de rail ont plus de chance d'être détectées à cause de la contraction du rail. Ensuite, il arrive que le circuit de voie soit défecteux et provoque des fausses alarmes. Finalement, si un métro passe sur le rail, celui-ci est shunté et le pouvoir de détection du circuit de voie vis à vis du rail cassé et est nul à cet instant. La disponibilité de la fonction "détection du rail cassé" du circuit de voie dépend alors de la vitesse et du nombre de trains sur la voie. La figure 6 introduit le sous-réseau bayésien qui modélise la décision de maintenance prise à partir de la détection du circuit de voie. La modélisation de la dynamique de l'évolution de l'état du rail est présenté dans la section suivante.

5.2. Modélisation dynamique

Au temps t, la décision de maintenance dépend simplement de la fusion de toute les décisions de maintenance prises par les différents organes de détection. Si une décision de maintenance est prise au temps t alors le rail est remis à neuf au temps $t + 1$.

Au contraire, si aucune décision de maintenance n'est

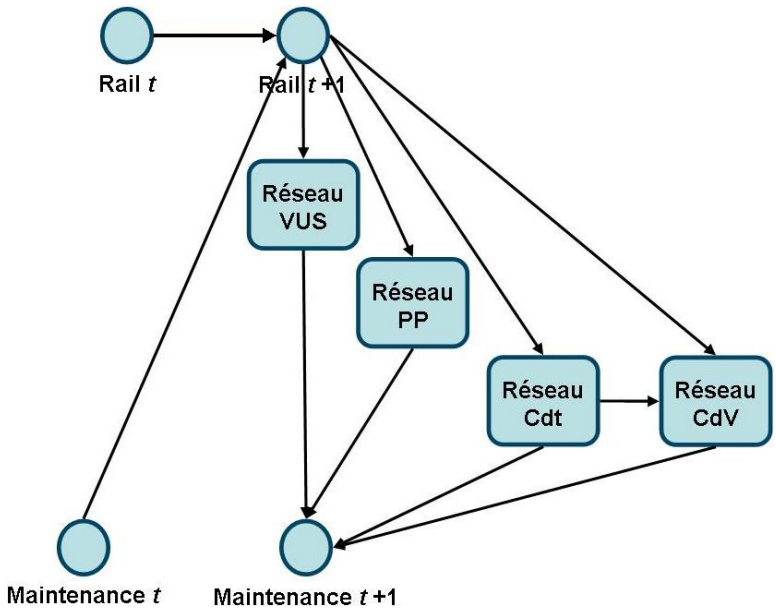

Figure 7 : *Réseau baysésien dynamique modélisant la dégradation du rail, son diagnostic et sa maintenance.*

prise, le rail va suivre son processus de dégradation de l'état *OK* vers l'état *RP* en passant par les états *DI* ou *FA* comme nous l'avons décrit en section 4. La figure 7 introduit le réseau bayésien complet.

5.3. Estimation des paramètres

La structure du modèle étant définie, l'étape finale est l'estimation des paramètres que sont les tables de probabilités (conditionnelles ou *a priori*) pour chaque nœuds. Ces paramètres ont été à la fois estimés à partir d'analyse de bases d'exemples mais également à partir d'avis d'experts. Dans certains cas critiques (bases peu représentatives ou avis incertains), les deux approches ont été utilisées de manière conjointe en utilisant l'avis d'expert comme un *a priori* durant l'apprentissage. Estimer les paramètres de dégration du rail a été un point clé de cette étude. En effet, avoir une dégration trop lente conduit à avoir des processus presque statiques sans rupture et non réalistes. Au contraire, avoir une dégradation trop rapide, conduit à une inefficacité des vérifications périodiques et de trop nombreuses ruptures.

Certaines informations concernant la vitesse de dégradation des rails peuvent être trouvées dans les bases d'exemples. Mais ces dernières sont fortement censurées et imprécises. En effet, une rupture de rail n'est indiquée que lorsqu'elle a été détectée et non quand elle est réellement arrivée. De plus, ces bases ont été enregistrées sur une trop courte période, pour que le nombre de cas de ruptures enregistrées soit suffisant. Enfin, les poliques de renouvellement systématiques mises en place ne permettent pas d'évaluer la durée de vie moyenne du rail de manière satisfaisante. Nous avons donc mis en place un modèle *semi-markovien* qui est un réseau bayésien dynamique à deux tranches de temps où *la matrice de transition de l'état du rail varie au cours du temps* pour que les probabilités instantanées de ruptures augmentent au cours de temps (au lieu de rester constantes comme cela est fait traditionnellement dans un RBD à deux tranches de temps).

Tous les paramètres ont été appris à partir des bases d'exemples dans un premier temps puis ont été renforcés à l'aide d'avis d'experts et de retours d'expérience à partir du modèle courant. La diffusion des détails techniques sur l'implémentation des matrices de transition variables et sur les paramètres exactes des lois de Weibull utilisées est confidentielle et ne pourra pas être détaillée dans cet article

La section suivante introduit la validation globale du système introduit par la figure 7. Les résultats issus de multiples simulations basées sur des plans d'expérimentations prédéfinis sont ensuites présentés.

6. LA VALIDATION

Dans cette section, nous avons utilisé le réseau bayésien comme un modèle génératif pour engendrer des bases d'exemples respectant notre modélisation du processus de maintenance. Nous avons également fait varier certains paramètres du diagnostic et/ou de l'exploitation pour estimer l'efficacité de nouvelles politiques de maintenance.

6.1. Les simulations issues de notre modèle

Supposons qu'au temps 0 le rail soit neuf et qu'il n'y ait pas de décision de maintenance programmée.

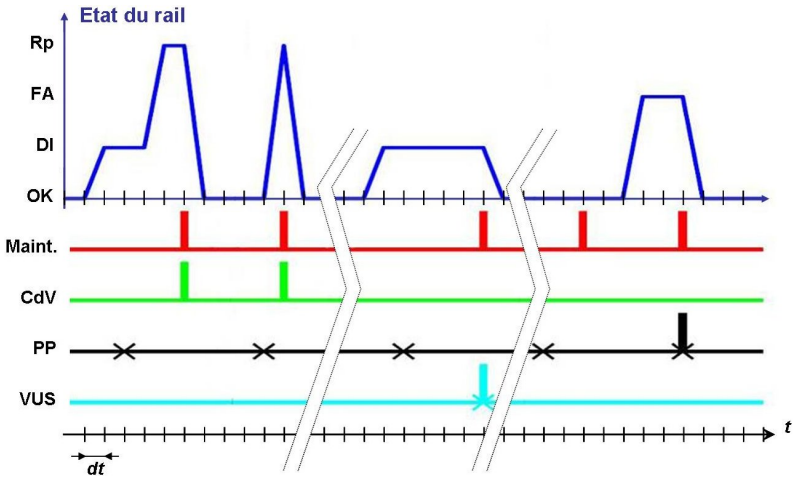

Figure 8 : *Simulation de la maintenance, des équipements de détection et de l'état du rail.*

Nous pouvons alors noter qu'à l'instant initial $Rail\,t$ et $Maintenance\,t$ valent respectivement OK et Non. Le réseau bayésien introduit dans la figure 7 assure le comportement du nœud $Rail\,t+1$ en fonction de l'état des nœuds $Rail\,t$ et $Maintenance\,t$ à l'aide de la table de probabilité conditionnelle du nœud $Rail\,t+1$:

$$\mathbb{P}(Rail\,t+1|Rail\,t, Maintenance\,t) \quad (2)$$

Un algorithme standard de simulation (*échantillonneur de Gibbs*) a été utilisé pour produire les valeurs de $Rail\,t+1$ en respectant la loi suivante:

$$\mathbb{P}(Rail\,t+1|Rail\,t = OK, Maintenance\,t = No) \quad (3)$$

De plus, le nœud Présence VUS est deterministe et prend périodiquement la valeur *vrai*e (quand une vérification de l'état du rail est faite par le véhicule ultrason). Nous pouvons alors simuler le nœud $RailEstim$VUS. Par exemple, si la valeur courante est $Rail\,t+1 = DI$, alors la valeur du nœud $Rail\,Estim$ VUS sera donnée par la loi suivante.

$$\mathbb{P}(Rail\,Estim\,\text{VUS}|Rail\,t = DI, \text{Présence VUS} = vrai) \quad (4)$$

Et ainsi de suite, toutes les valeurs des variables sont mises à jour progressivement de manière descendante en fonction des nœuds précédents. Cet algorithme va alors finalement associer une valeur au nœud $Maintenance\,t+1$: *oui* ou *non*.

La figure 8 présente différents types de séquences pouvant se produire durant une simulation. La courbe du haut représente l'état du rail, la seconde, la décision de maintenance (éventuellement une fausse alarme, FA) et les suivantes, les décisions locales prises par les différents organes de détection (sauf le conducteur).

En résumé, les valeurs initiales des nœuds $Rail\,t$ et $Maintenance\,t$ entrainent la génération de nouvelles valeurs pour les nœuds $Rail\,t+1$ et $Maintenance\,t+1$ à travers notre modèle de détection de défaut de rail qui modélise les politiques de maintenance mises en place actuellement. Ensuite nous remplaçons t par $t+1$ et initions une nouvelle boucle jusqu'à ce que que la base d'exemples ait atteint une taille suffisante.

6.2. Résultats expérimentaux

La génération de données permet de simuler le comportement du système pendant une période de temps de durée prédéfinie. L'évaluation *a posteriori* de critères sur ces bases, nous permet d'évaluer la qualité de la politique de maintenance mise en place.

Nous retenons 4 critères principaux:

- le taux de bonne décision de maintenance,
- le taux de fausses alarmes (actions de maintenance programmées alors que le rail est en bon état),
- le temps moyen de rupture,
- le temps moyen d'intervention ou de détection du rail dégradé.

Ces indicateurs sont présentés comme des moyennes annuelles et peuvent ne pas être représentatifs de la variabilité locale du système. Dans la suite, les indicateurs sont des moyennes sur plusieurs expérimentations de 50 années.

Dans cet article, nous ne présenterons les résultats obtenus que pour l'un des six scénarios abordés par le plan d'expérience : l'influence de la période d'auscultation du véhicule ultrason.

Pour cette expérience, les paramètres caractérisant le système sont identiques à ceux du scénario de référence. Seule la période d'auscultation par les équipements ultrason va varier (initialement T0). Trois périodes étaient proposées dans le plan de simulations (T0/2, T0/3, T0/6). La figure 9 présente

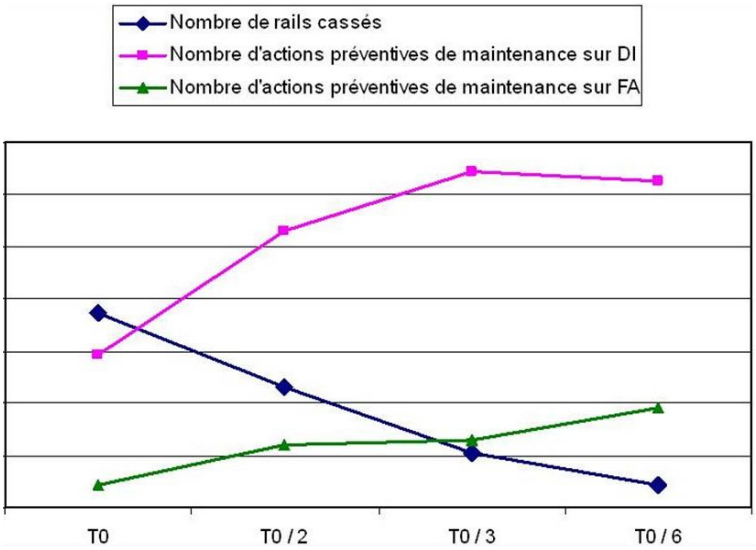

Figure 9 : *Évolution du nombre d'actions préventives de maintenance et du nombre de ruptures en fonction de l'évolution de la période d'auscultation des véhicules ultrason.*

l'influence du paramètre représentant la période d'auscultation des véhicules ultrason sur le nombre de ruptures annuelles et le nombre d'actions de maintenance préventive déclenchées par le véhicule US.

Nous pouvons remarquer que, chose espérée, plus le véhicule US passe fréquemment, plus il y a d'actions de maintenance préventives de planifiées. Ainsi, les défauts naissants sur le rail sont plus facilement détectés et donc traités avant qu'ils n'évoluent vers l'état critique qu'est la rupture du rail.

Nous pouvons également remarquer que le gain est surtout significatif pour les deux premières valeurs de la période d'auscultation. Le passage à une période de surveillance très courte ne représente peut être pas un apport suffisant pour être retenu.

Toutefois, il convient de rappeler que ces résultats sont éminemment dépendants du modèle retenu pour simuler la dégradation du rail. Il pourrait être intéressant de consolider ce modèle afin de voir si la diminution de cette période d'auscultation au-delà d'une certaine valeur est réellement moins intéressante.

7. CONCLUSIONS

Dans ce papier, nous avons introduit une modélisation des processus de maintenance et des modes de détection des rails cassés pour les chemins ferrés du métro parisien. Notre modèle est modulaire et est basé sur l'utilisation de *réseaux bayésiens dynamiques semi-markoviens.*

Ce modèle est divisé en *sous-modèles* interconnectés pour décrire à la fois le processus de dégradation du rail, les différents processus de détection de rail cassé, ainsi que des stratégies de maintenance mises en place. Chacun de ces modules peut être *réalisé et optimisé de manière indépendante* pour optimiser globalement le système et le niveau de sécurité des circulations.

A cause des spécificités des bases de données disponibles (incomplètes, censurés et non représentatives), l'apprentissage des tables de probabilités a dû être renforcé par des avis d'experts.

Dans cet article, nous n'avons présenté l'influence, sur les indicateurs retenus par l'étude, que de l'un des six paramètres étudiés, à savoir la période d'auscultation des voies par un véhicule ultrason. Les 5 autres variables étudiées étant tenus à la discrétion des services de la RATP. Il ressort cependant des résultats présentés ici que le modèle développé permet parfaitement, sous certaines hypothèses, de modéliser l'évolution de l'état du système considéré ainsi que son diagnostic et sa maintenance. Un tel outil permet donc de jouer, à volonté, différents scénarii afin de mesurer l'impact de tel ou tel paramètre sur les critères de sécurité et/ou disponibilité retenus pour l'étude.

Toutefois, pour une meilleure modélisation des processus mis en jeu, une modélisation plus fidèle des actions de maintenance pour les défauts mineurs (un suivi plutôt qu'un remplacement systématique) ainsi qu'une modélisation plus fine des états de dégradation du rail doivent être considérées.

REMERCIEMENTS

Les travaux présentés dans cet article sont issus du projet StatAvaries, financé par le département EST de la RATP. À l'occasion de cette publication, les auteurs souhaitent remercier tous les agents ayant contribué au bon déroulement des travaux ainsi que les instances dirigeantes pour leur autorisation à publier une partie des résultats.

REFERENCES

Aknin, P. & Cygan, H. (2004). Improving the detection of rail cracks by using recursive radon transform, Railway Engineering, London.

Aknin, P., Oukhellou, L. & Vilette, F. (2003). Track circuit diagnosis by automatic analysis of inspection car measurements, *in proceeding of the World Congress on Railway Research (WCRR03)*, Edinburgh, Scotland.

Cain, J. (2004). Planning improvements in natural resources management guidelines for using bayesian networks to support the planning and management of development programmes in the water sector and beyond, Centre for Ecology and Hydrology, UK.

Cowell, R., Dawid, A., Lauritzen, S. & Spiegelhalter, D. (1999). *Probabilistic Networks and Expert Systems*, Statistics for Engineering and Information Science, Springer-Verlag.

Donat, R., Bouillaut, L., Aknin, P., Leray, P. & Levy, D. (2007). A generic approach to model complex system reliability using graphical duration models, *Proceedings of Mathematical Methods in Reliability: Methodology and Practice (MMR 2007)*.

Druzdel, M., Van der Gaag, L., Henrion, M. & Jensen, F. (2000). Building probabilistic networks: "where do the numbers come from?" guest editors introduction, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* **12**: 481–486.

François, O. (2006). *De l'identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes*, PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen (INSA), `http://ofrancois.tuxfamily.org/these.html`.

Friedman, N., Murphy, K. & Russell, S. (1998). Learning the structure of dynamic probabilistic networks, *in* G. F. Cooper & S. Moral (eds), *Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98)*, Morgan Kaufmann, San Francisco, pp. 139–147.

Jensen, F. (1996). *An introduction to Bayesian Networks*, Taylor and Francis, London, United Kingdom.

Kjaerulff, U. (1995). Hugin: a computational system for dynamic time-sliced bayesian networks, international journal of forecasting, *International journal of forecasting* **11**: 89–111.

Murphy, K. (2002). *Dynamic bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*, PhD thesis, University of california, Berkeley.

Naïm, P., Wuillemin, P.-H., Leray, P., Pourret, O. & Becker, A. (2007). *Réseaux bayésiens*, Eyrolles, ISBN : 2-212-11972-0, 3e edition.

Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference.*, Morgan Kaufmann, second edition in 1991.

Rabiner, L. (1989). A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition, *Proceedings of the IEEE Transactions*, Vol. 77(2) of *ASSP series*, pp. 257–285.

Weibull, W. (1951). A statistical distribution function of wide applicability, *Journal of Applied Mechanics, Transaction of the ASME* **18**(3): 293–297.