



**HAL**  
open science

# Optimisation de Capteurs de Diagnostic de Défauts par Réflectométrie dans les Réseaux Filaires Complexes en utilisant les Réseaux Bayésiens

Wafa Ben Hassen, Fabrice Auzanneau, François Pérès, Ayeley Tchangani

► **To cite this version:**

Wafa Ben Hassen, Fabrice Auzanneau, François Pérès, Ayeley Tchangani. Optimisation de Capteurs de Diagnostic de Défauts par Réflectométrie dans les Réseaux Filaires Complexes en utilisant les Réseaux Bayésiens. QUALITA2013, Mar 2013, Compiègne, France. hal-00823125

**HAL Id: hal-00823125**

**<https://hal.science/hal-00823125>**

Submitted on 16 May 2013

**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.

# Optimisation de Capteurs de Diagnostic de Défauts par Réflectométrie dans les Réseaux Filaires Complexes en utilisant les Réseaux Bayésiens

Wafa Ben Hassen\*, Fabrice Auzanneau \*, François Pérès † and Ayeley P. Tchangani †

\*CEA, LIST, Laboratoire de Fiabilisation des Systèmes Embarqués, F-91191 Gif-sur-Yvette, France.

adresse mail : wafa.benhassen@cea.fr

†LGP, ENIT, INPT, Université de Toulouse, F-65016 Tarbes, France.

**Résumé**—Cet article présente une stratégie de diagnostic distribuée par la méthode de réflectométrie dans un réseau filaire complexe. L'idée principale consiste à injecter un signal de test en plusieurs points du réseau et récupérer, ensuite, le signal réfléchi afin d'en déduire les caractéristiques du défaut détecté. L'objectif de cet article est d'optimiser le nombre de capteurs à implémenter dans le réseau afin de réduire le coût du système tout en garantissant une certaine qualité de diagnostic obtenus. L'approche adoptée dans cet article consiste, en phase de conception à partir d'un cas déterministe, à placer un capteur à chaque extrémité du réseau puis à optimiser l'architecture de diagnostic en réduisant le nombre de réflectomètres. En phase d'exploitation, le réseau de capteurs permettra alors d'estimer le niveau de confiance du diagnostic réalisé.

## I. INTRODUCTION

A l'ère des réseaux sans fils, la présence de câblages électriques dans les systèmes électroniques embarqués demeure inévitable, justifiant ainsi l'augmentation de la longueur cumulée des câbles passant de 200 à plus de 4000 mètres dans une voiture moderne [1]. Cependant, ces câblages électriques ont été identifiés comme étant responsables de plusieurs catastrophes telles que le crash du vol TWA 800 (1996) et du vol 111 Swissair (1998). De plus, la maintenance visuelle de ces câblages pourrait devenir un vrai cauchemar pour les industriels surtout dans le domaine aéronautique où la plupart des câbles sont inaccessibles sans le démontage de la structure externe de l'engin. Par suite, ce type de maintenance est considéré comme étant très coûteux en termes de ressources matérielles, humaines et financières. Chaque année, l'US Navy dépense environ 1.8 millions personnes/heures pour la maintenance des câblages de ses avions [2].

La réflectométrie est une des méthodes les plus prometteuses pour assurer le diagnostic des câblages électriques et faciliter ainsi leur maintenance. L'idée principale consiste à injecter une forme d'onde électrique à l'une des extrémités du réseau. Au cours de sa propagation, une partie de son énergie est réfléchi vers le port d'injection si cette onde rencontre une discontinuité d'impédance suite à un défaut, jonction, etc. Enfin, l'analyse du signal réfléchi, appelé "reflectogramme", permet de fournir des informations sur le défaut détecté (position, type, etc) [3].

Dans la littérature, on peut distinguer deux grandes familles de réflectométrie. La réflectométrie dans le domaine temporel

(TDR : Time Domain Reflectometry) et la réflectométrie dans le domaine fréquentiel (FDR : Frequency Domain Reflectometry). Les principales différences sont dans le type de signal injecté et le traitement du signal réfléchi. Dans le domaine temporel (TDR), le signal injecté est un signal de courte durée (Gaussien, rectangulaire, échelon, etc) [4]. Dans le domaine fréquentiel (FDR), le signal injecté est un signal dont la fréquence varie linéairement au cours du temps ("chirp"). Récemment, plusieurs méthodes de réflectométrie ont été développées ayant pour objectif de diminuer le temps et le coût de maintenance [5],[6]. Dans cette étude, on va se limiter à la méthode de réflectométrie dans le domaine temporel.

Certes la réflectométrie a prouvé son efficacité dans la détection et localisation de défauts, mais elle demeure limitée dans le cas d'un réseau de topologie complexe donnant lieu à des signaux difficiles à analyser. Pour surmonter ces inconvénients, une réflectométrie distribuée, où plusieurs capteurs sont placés en différents points du réseau, est proposée [7]. Cette solution consiste à diviser le réseau en plusieurs sous-réseaux de topologie moins complexe afin de réduire la complexité de l'analyse des signaux [8].

Cet article présente une approche probabiliste visant à optimiser le nombre et la position de capteurs dans le réseau tout en garantissant une certaine qualité de diagnostic. Cette démarche démarre par un cas déterministe où chaque extrémité du réseau est occupée par un capteur de diagnostic. Le réseau est ensuite découpé en sous-réseaux le plus souvent génériques (forme en Y, en étoile, etc) où chaque sous-réseau est surveillé par un seul capteur afin d'optimiser le nombre de capteurs dans le réseau et réduire ainsi le coût du système. Cette méthode estime le niveau de confiance dans la détection et location du défaut en utilisant les réseaux bayésiens [9]. L'objectif principal de cet article est de trouver un meilleur compromis entre le coût du système et la fiabilité de diagnostic du réseau complexe.

Le reste de cet article est organisé comme suit. Dans la section II, un aperçu sur la théorie des lignes et le principe de la réflectométrie est d'abord introduit. Dans la section III, le modèle du réseau filaire est présenté. Ensuite, une démarche de diagnostic distribué en utilisant les réseaux bayésiens est proposée dans la section IV. Enfin, cet article s'achève par une

brève conclusion qui résume les différents points discutés et présente les futurs travaux.

## II. THÉORIE DES LIGNES ET RÉFLECTOMÉTRIE DANS LE DOMAINE TEMPOREL

Dans la théorie des lignes, la propagation de l'onde incidente dans une ligne de transmission est modélisée par un circuit RLCG. Dans ce modèle, on définit la tension  $v(x, t)$  et le courant  $i(x, t)$  en tout point éloigné d'une distance  $x(0 \leq x \leq l)$  du début de la ligne de longueur  $l$  et à tout instant  $t$ . Les équations de Télégraphistes sont représentées comme suit :

$$\frac{\partial v(x, t)}{\partial x} = -Ri(x, t) - L \frac{\partial i(x, t)}{\partial t}. \quad (1)$$

$$\frac{\partial i(x, t)}{\partial x} = -Gv(x, t) - C \frac{\partial v(x, t)}{\partial t}. \quad (2)$$

où les quantités  $R$  (résistance),  $L$  (inductance),  $C$  (capacité) et  $G$  (conductance) représentent les paramètres linéiques primaires de la ligne de transmission.

Dans une ligne de transmission sans pertes, les quantités  $R$  et  $G$  sont égales à zéro. Dans ce cas, la constante de propagation  $\gamma(\text{rad/m})$  est exprimée ainsi :

$$\gamma = -\omega\sqrt{LC}. \quad (3)$$

où la constante de propagation est une fonction de la pulsation  $\omega = 2\pi f$ .

L'impédance caractéristique de la ligne de transmission est donnée par :

$$Z_c = \sqrt{\frac{L}{C}}. \quad (4)$$

L'impédance caractéristique et la constante de propagation constituent les paramètres secondaires d'une ligne de transmission. On peut calculer le coefficient de réflexion équivalent à l'ensemble de la ligne de transmission chargée par une impédance  $|Z_L| \neq |Z_c|$  :

$$\Gamma_0(\omega) = \Gamma(x=0, \omega) = \exp(-2\gamma l)\Gamma_l(\omega). \quad (5)$$

avec  $\Gamma_l(\omega) = \Gamma(x=l, \omega)$ .

Pour un signal TDR incident  $e(t)$ , le signal de réflectométrie mesuré  $s(t)$  est donné par :

$$s(t) = e(t) \otimes h(t). \quad (6)$$

où  $\otimes$  est l'opérateur de convolution et  $h(t)$  est une fonction de transfert de réflectométrie. On considère que la ligne est chargée par une impédance constante (défaut), par exemple un court-circuit ( $|Z_L| = 0$ ) ou un circuit ouvert ( $|Z_L| = \infty$ ),  $h(t)$  ici est le produit d'un Dirac  $\delta(t - t_{2l})$  et du coefficient de réflexion du défaut, avec  $t_{2l}$  le temps de propagation aller-retour dans la ligne de transmission.

La Fig.1 représente deux réflectogrammes dans une simple ligne de transmission de longueur  $l = 50\text{m}$ , correspondant respectivement à un circuit ouvert (haut) et un court circuit (bas) détectés à la fin de la ligne.

A partir de ces réflectogrammes, il s'avère très facile de déterminer la nature et la position d'une discontinuité sur une

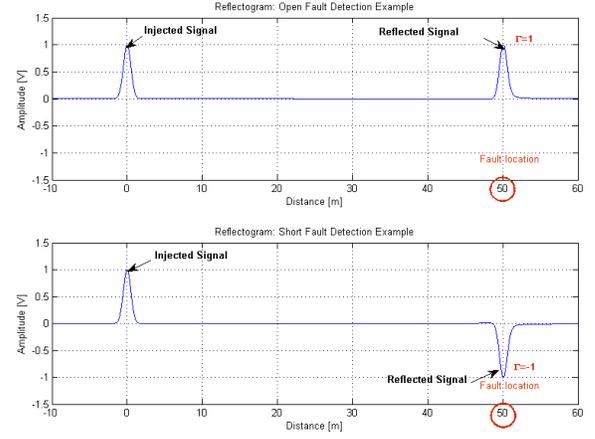


FIGURE 1. Réflectogrammes obtenus en injectant une gaussienne dans une ligne de transmission chargée par une impédance telle que :  $|Z_L| = \infty$  (Circuit Ouvert) et  $|Z_L| = 0$  (Court Circuit)

simple ligne point à point surveillée par un seul capteur à l'extrémité de la ligne. Cependant, ce réflectogramme est bien plus difficile à interpréter dans un réseau filaire de topologie plus complexe.

Pour le prouver, on propose de simuler un réseau en Y comme présenté par la Fig.2 où une jonction relie les deux lignes (de longueurs  $L_2$  et  $L_3$ ) à la ligne de longueur  $L_1$ . On considère que le capteur est placé au port  $\Gamma_0$ . Les charges en fin des lignes de longueurs  $L_2$  et  $L_3$  sont appelées  $\Gamma'_2$  et  $\Gamma'_3$ . On

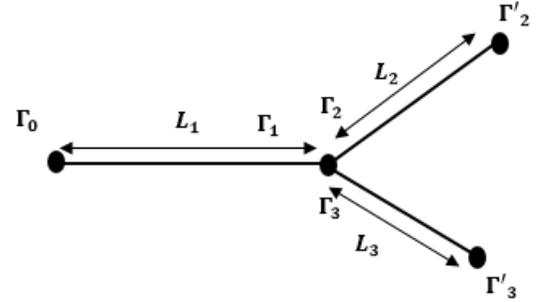


FIGURE 2. Structure en Y

calcule ainsi le coefficient de réflexion équivalent à l'ensemble du réseau, sauf la ligne  $L_1$ . On obtient alors :

$$\Gamma_1 = \frac{-1 + \Gamma_2 + \Gamma_3 + 3\Gamma_2\Gamma_3}{3 + \Gamma_2 + \Gamma_3 - \Gamma_2\Gamma_3}. \quad (7)$$

avec  $\Gamma_2 = \exp(-2\gamma L_2)\Gamma'_2$  et  $\Gamma_3 = \exp(-2\gamma L_3)\Gamma'_3$  représentent respectivement les coefficients de réflexion équivalents aux lignes  $L_2$  et  $L_3$  chargées, ramenés à la jonction. En utilisant l'équation 5, le coefficient de réflexion du réseau est égal à :

$$\Gamma_0 = \exp(-2\gamma L_1)\Gamma_1. \quad (8)$$

On présente dans la Fig.3 des résultats de simulation de signaux TDR pour un réseau en Y avec les longueurs suivantes :  $L_1 = 20m$ ,  $L_2 = 25m$  et  $L_3 = 15m$ , les lignes étant terminées en circuit ouvert ( $\Gamma_{2,3} = 1$ ). Un défaut circuit ouvert est simulé sur la ligne de longueur  $L_2$  à distance  $10m$  de la jonction.

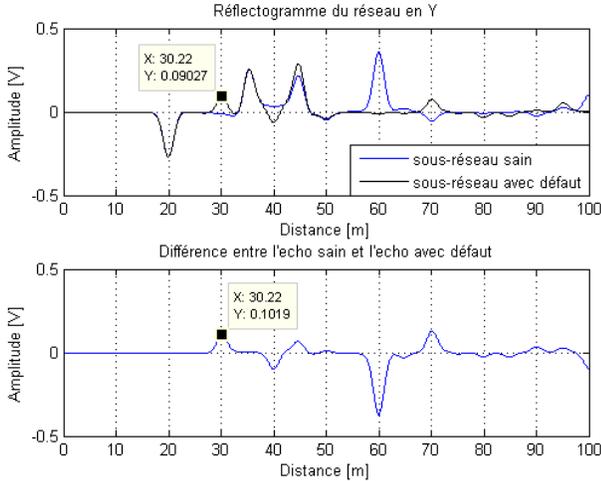


FIGURE 3. Simulation des signaux TDR pour un réseau en Y et différence de réflectogrammes

On remarque que même dans le cas sain du réseau, il existe des pics correspondant à la jonction et aux fins des lignes. De plus, les pics les plus distants correspondent aux différents trajets aller-retour dans les lignes  $L_2$  et  $L_3$  puisque la ligne  $L_1$  est considérée adaptée. Dans le cas défectueux, il y a l'apparition d'un nouveau pic positif à la distance de  $30m$  du capteur. Ce dernier a provoqué l'apparition de nouveaux pics (variations) dans le réflectogramme comme présenté par la Fig.3 (bas).

Pour complexifier les interprétations, on peut étendre le réseau en Y en un réseau en étoile à  $n(n > 2)$  branches avec le coefficient de réflexion suivant :

$$\Gamma_1 = \frac{2-n}{n} + \frac{4}{n} \frac{\sum_{i=2}^n \frac{\Gamma_i}{1+\Gamma_i}}{n - 2 \sum_{i=2}^n \frac{\Gamma_i}{1+\Gamma_i}}. \quad (9)$$

Dans ce cas, on peut imaginer la complexité de l'analyse du réflectogramme en cas de présence d'un défaut sur une ou plusieurs des branches du réseau. Cependant, en pratique, les réseaux de câblage sont plus complexes qu'une simple forme générique (ligne de transmission, réseau en Y et réseau en étoile).

Dans le cas d'un réseau complexe (cas pratique), la réflectométrie simple n'est pas adaptée pour le diagnostic de l'ensemble du réseau [10]. Afin de remédier à ce problème, on propose de découper le réseau en plusieurs sous-réseaux de topologie générique où chacun est contrôlé par au moins un capteur. Cette méthode s'appelle la réflectométrie distribuée. Cette notion de distributivité permet de réduire l'ambiguïté sur l'état du réseau dans une topologie complexe. En adoptant la réflectométrie distribuée, un problème d'optimisation du

nombre de capteurs s'impose afin de respecter un certain niveau de confiance dans le résultat de diagnostic obtenu.

### III. MODÈLE DU SYSTÈME ÉTUDIÉ

Généralement, un réseau de câblage est composé par différents câbles reliés par des connecteurs où chaque câble possède ses propres caractéristiques primaires (conductivité, perméabilité, permittivité, résistivité) et secondaires (impédance caractéristique, constante de propagation). Dans cette étude, on propose de considérer les hypothèses suivantes :

- $H_1$ . Chaque câble possède une longueur inférieure à  $100m$  afin d'éviter les effets d'atténuation et de dispersion du signal.
- $H_2$ . Tous les câbles dans le réseau filaire possèdent les mêmes caractéristiques primaires et secondaires (câble sans perte).
- $H_3$ . Le réseau filaire est sans bruit pour éviter les pics dus aux interférences entre les signaux.
- $H_4$ . Le réseau filaire est arborescent où chaque câble est connecté soit à deux câbles au moins ou à une charge constante  $Z_L$ .

La Fig.4 montre le réseau filaire étudié dans cet article. Les notations  $J_i$  et  $B_i$  représentent, respectivement, la jonction  $i$  et le câble  $i$ .

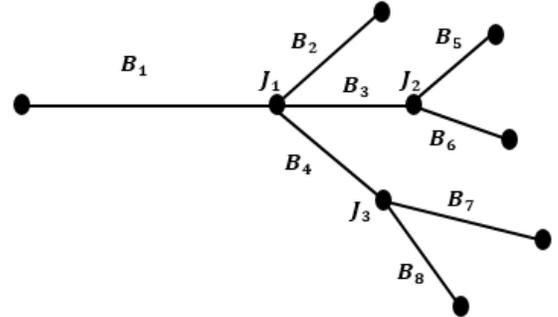


FIGURE 4. Un exemple de réseau de topologie complexe à étudier [1]

### IV. APPROCHE D'OPTIMISATION DU NOMBRE DE CAPTEURS

Cet article vise à trouver un meilleur compromis entre le nombre de capteurs à placer dans le réseau et le niveau de confiance en utilisant un modèle probabiliste. Pour ce faire, la méthode proposée est divisée en plusieurs étapes :

- (1) Implémentation d'un cas déterministe : un capteur est placé à chaque extrémité du réseau.
- (2) Modélisation du diagnostic en utilisant les réseaux bayésiens.
- (3) Optimisation du nombre de capteurs en découplant le réseau en des sous-réseaux de forme générique (étoile, Y) où chaque sous-réseau est surveillé par un capteur.
- (4) Estimation du niveau de confiance dans les résultats de diagnostic obtenu.

### A. Implémentation d'un cas déterministe

On commence par un cas déterministe où on place un capteur à la fin de chaque ligne comme montré par la Fig. 5. Dans ce cas, un capteur peut surveiller soit une seule

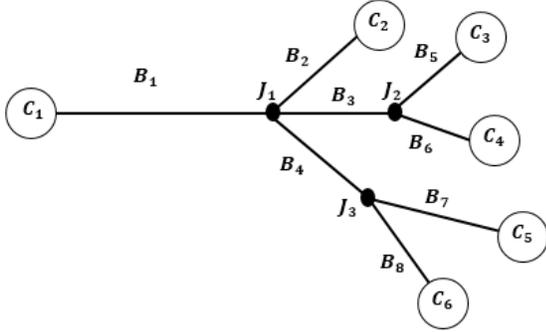


FIGURE 5. Implémentation d'un cas déterministe : un capteur à la fin de chaque fin de ligne

branche soit trois branches au maximum. Cette affectation est représentée dans le Tableau VI. On doit souligner que la propagation des signaux de capteurs est limitée dans ce cas grâce aux fenêtres de simulation qui dépendent de la distance parcourue, du temps de propagation et de la vitesse de propagation.

TABLE I  
MISE EN PLACE D'UNE STRATÉGIE DISTRIBUÉE

Capteur	Câble contrôlé
$C_1$	$B_1$
$C_2$	$B_2$
$C_3$	$B_3, B_5, B_6$
$C_4$	$B_3, B_5, B_6$
$C_5$	$B_4, B_7, B_8$
$C_6$	$B_4, B_7, B_8$

### B. Modélisation du diagnostic en utilisant les réseaux bayésiens

Un réseau bayésien est un graphe orienté acyclique représentant des relations causales (cause à effet) et probabilistes entre les différentes variables d'intérêt [11],[12],[13]. On remarque que la complexité du réseau bayésien augmente d'une façon exponentielle avec l'augmentation de la complexité du réseau filaire. Afin de remédier à ce problème, on propose de procéder en étapes [14] : décomposition du réseau bayésien en des sous-réseaux où chaque sous-réseau modélise le comportement d'un capteur, détermination des variables d'intérêt pour chaque sous-réseau, modélisation du sous-réseau bayésien pour chaque capteur et intégration des sous-réseaux dans un réseau bayésien global.

1) *Décomposition du réseau bayésien en des sous-réseaux*: L'idée est de découper le réseau bayésien en plusieurs sous-réseaux où chaque sous-réseau représente le comportement d'un capteur [15]. Dans cette étude, on considère le réseau

présenté par la Fig.5 où on trouve des capteurs qui contrôlent une seule branche ( $C_1, C_2$ ) ou trois branches au maximum ( $C_3, C_4, C_5, C_6$ ).

2) *Détermination des variables d'intérêt*: Dans cette étape, on doit déterminer les variables d'intérêt pour chaque sous-réseau comme montré dans le Tableau II. Pour ce faire, on suppose qu'il existe un seul défaut sur la branche  $L_3$  du réseau. Afin de faciliter la modélisation, chaque capteur doit appliquer une soustraction entre le réflectogramme obtenu dans le cas sain (stocké dans sa mémoire) et celui simulé (défectueux ou sain). Ce traitement permet généralement d'éviter les différents pics causés par les ramifications dans le réseau. On considère ainsi le premier pic obtenu dans le réflectogramme résultant comme un pic de défaut.

TABLE II  
VARIABLES D'INTÉRÊT D'UN SOUS-RÉSEAU BAYÉSIEN

Variable	Notation	Description	Modalité
EtatCapteur	$X_1$	État du capteur	Sain/Défectueux
InjectionSignal	$X_2$	Injection du signal	Oui/Non
FiabilitéCapteur	$X_3$	Fiabilité du Capteur	Faible/Moyenne/Haute/très Haute
ReceptionSignal	$X_4$	Réception du signal réfléchi	Oui/Non
NatureSignalR	$X_5$	Nature du signal réfléchi	NonPic/PositifPic/NegatifPic
NatureDefaut	$X_6$	Nature du défaut détecté	NonDefaut/CourtCircuit/CircuitOuvert
DistDefaut	$X_7$	Distance du défaut par rapport au capteur	PicAvJonc/PicApJonc/NonPic

Dans cette étude, l'ensemble des variables d'intérêt est divisé en trois sous-ensembles :

- $\chi_r$  : le sous-ensemble des variables représentant l'état réel du système.
- $\chi_o$  : le sous-ensemble des variables symptômes observables.
- $\chi_c$  : le sous-ensemble des variables symptômes cachés.

En considérant  $\{X_6, X_7\} \in \chi_r$ ,  $\{X_1, X_2\} \in \chi_c$  et  $\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} \in \chi_o$ , la probabilité conditionnelle est donnée par :

$$Pr(X_6/\chi_o) = \frac{Pr(X_6; \chi_o)}{Pr(\chi_o)}. \quad (10)$$

$$Pr(X_7/\chi_o - \{X_5\}) = \frac{Pr(X_7; \chi_o - \{X_5\})}{Pr(\chi_o - \{X_5\})}. \quad (11)$$

où  $Pr(X_6; \chi_o)$  et  $Pr(X_7; \chi_o - \{X_5\})$  représentent les probabilités conjointes et  $Pr(\chi_o)$  est la probabilité à priori d'observer les symptômes.

3) *Modélisation du réseau bayésien*: Cette étape permet de modéliser le réseau bayésien en se basant sur les variables d'intérêt décrites précédemment. Cette modélisation permet de détecter la présence ou non du défaut, ainsi que de déterminer

le type de défaut obtenu. Cette étude est limitée à deux types de défaut franc : court circuit et circuit ouvert. La localisation du défaut détecté sera introduite plus tard dans l'article. La Fig.6 représente la modélisation du comportement du capteur par les réseaux bayésiens.

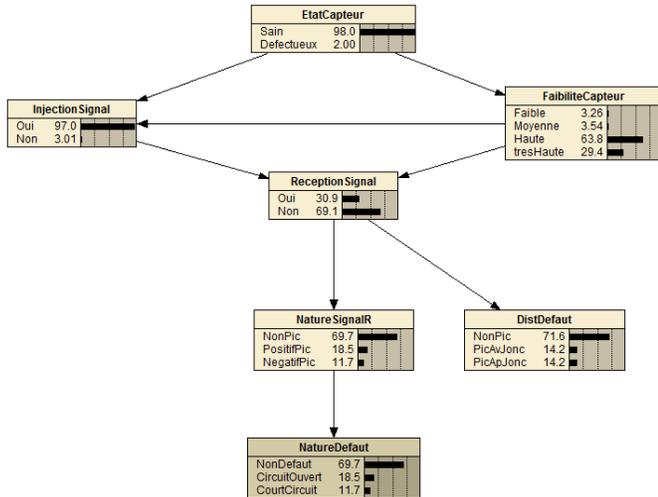


FIGURE 6. Modélisation du comportement d'un capteur par le réseau bayésien

On simule un défaut de type circuit ouvert à 10m sur la branche  $B_3$ , les résultats obtenus par le réseau bayésien correspondant aux capteurs  $C_1$  et  $C_3$  sont représentés, respectivement dans le Tableau III et IV.

TABLE III  
RÉSULTAT DE DIAGNOSTIC DE  $C_1$

Probabilité à priori des symptômes	Probabilité de présence d'un défaut
$P(X_1 = \text{'Sain'})=99.7 \%$	$P(X_6 = \text{'NonDefaut'})=100\%$
$P(X_2 = \text{'Oui'})=100 \%$	$P(X_6 = \text{'CircuitOuvert'})=0\%$
$P(X_3 = \text{'tresHaute'})=95.5 \%$	$P(X_6 = \text{'CourtCircuit'})=0\%$
$P(X_4 = \text{'Oui'}) =100 \%$	$P(X_7 = \text{'NonPic'})=100\%$
$P(X_5 = \text{'NonPic'}) =100 \%$	$P(X_7 = \text{'PicAvJonc'})=0\%$
	$P(X_7 = \text{'PicApJonc'})=0\%$

TABLE IV  
RÉSULTAT DE DIAGNOSTIC DE  $C_3$

Probabilité à priori des symptômes	Probabilité de présence d'un défaut
$P(X_1 = \text{'Sain'})=99.7 \%$	$P(X_6 = \text{'NonDefaut'})=0\%$
$P(X_2 = \text{'Oui'})=100 \%$	$P(X_6 = \text{'CircuitOuvert'})=100\%$
$P(X_3 = \text{'tresHaute'})=95.5\%$	$P(X_6 = \text{'CourtCircuit'})=0\%$
$P(X_4 = \text{'Oui'}) =100 \%$	$P(X_7 = \text{'NonPic'})=0\%$
$P(X_5 = \text{'PositifPic'})=100 \%$	$P(X_7 = \text{'PicAvJonc'})=0\%$
	$P(X_7 = \text{'PicApJonc'})=100\%$

On conclut que le capteur  $C_1$  n'a pas détecté de défaut sur sa branche  $B_1$ , alors que le capteur  $C_3$  a détecté la présence d'un défaut sur l'une des branches ramifiées ( $L_6$  ou  $L_5$ ) et qu'il s'agit d'un défaut circuit ouvert. On souligne que ces

résultats ont permis de donner une estimation sur l'état et la fiabilité du capteur qui sont dans ce cas des symptômes cachés.

4) *Intégration du modèle global*: Dans cette étape, on intègre les résultats obtenus par chaque capteur dans un réseau bayésien global afin de localiser le défaut dans le réseau filaire complexe. Cette modélisation globale vise à positionner le défaut sur l'une des branches en sachant les résultats obtenus par chaque capteur dans le réseau. Les variables d'intérêt dans ce cas sont représentées dans le Tableau V.

TABLE V  
VARIABLES D'INTÉRÊT DU RÉSEAU BAYÉSIEN GLOBAL

Variable	Description	Modalité
$B_i$	Présence du défaut sur la branche $i \in [1, 8]$	Oui/Non
$C_i - TypeD$	Type de défaut détecté par le capteur $i \in [1, 6]$	NonDefaut/CourtCircuit/CircuitOuvert
$C_i - Pic$	Distance du pic détecté par le capteur $i \in [3, 6]$	PicAvJonc/PicApJonc

Pour faciliter l'analyse, on s'intéresse ici uniquement à la probabilité conditionnelle de la présence du défaut sur la branche  $B_3$ . Dans ce cas, les informations sont récupérées du capteur  $C_3$  et  $C_4$  étant donné que cette branche est surveillée par ces deux capteurs  $C_3$  et  $C_4$ . La probabilité d'un défaut dans  $B_3$  est alors :

$$Pr(B_3/\chi_o) = \frac{Pr(B_3; \chi_o)}{Pr(\chi_o)} \quad (12)$$

avec  $\chi_o = \{C_3 - TypeD, C_3 - Pic, C_4 - TypeD, C_4 - Pic\}$ . On obtient ainsi  $Pr(B_3 = \text{'Oui'}/\chi_o) = 100\%$  dans ce cas déterministe avec une incertitude nulle.

Cette implémentation permet non seulement de maximiser la couverture du réseau, mais aussi d'améliorer la performance du diagnostic (détection et location du défaut). L'inconvénient de cette approche résulte dans le coût associé au nombre de capteurs implémentés. D'où, le besoin d'optimisation du nombre de capteurs afin de trouver un meilleur compromis entre le coût d'instrumentation du système et la fiabilité du diagnostic.

### C. Optimisation du nombre de capteurs

Après avoir étudié l'implémentation des capteurs d'une façon déterministe, on propose dans cette section d'optimiser le nombre de capteurs dans le même réseau filaire de topologie complexe représenté par la Fig.5. On propose ainsi de découper le réseau en trois sous-réseaux de formes génériques en Y et/ou en étoile. Dans ce cas, chaque sous-réseau est contrôlé par un seul capteur comme le montre la Fig.8.

Dans le sous-réseau A, le capteur  $C_1$  permet de diagnostiquer les branches  $B_1, B_2, B_3$  et  $B_4$ . Dans le sous-réseau B, le capteur  $C_2$  permet de contrôler les branches  $B_5, B_6$  et  $B_3$ . Enfin, le capteur  $C_3$  dans le sous-réseau C, permet de surveiller les branches  $B_7, B_8$  et  $B_4$ . On peut remarquer qu'il y a des branches qui sont contrôlées par deux capteurs en même

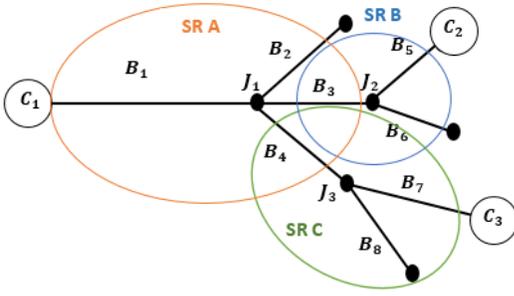


FIGURE 8. Découpage du réseau filaire en des sous-réseaux de topologie moins complexe

temps. On souligne ici que la limitation de la propagation des signaux de capteurs dans le réseau se fait grâce aux fenêtres de simulation. Dans ce cas, on procède de la même façon que dans le cas déterministe en respectant toutes les étapes de modélisation de diagnostic par les réseaux bayésiens : décomposition du réseau bayésien global en des sous-réseaux, détermination des variables d'intérêt, modélisation du sous-réseau bayésien et intégration des sous-réseaux dans un réseau bayésien global. La Fig.9 représente le réseau bayésien global obtenu en limitant le nombre de capteurs à trois capteurs. On remarque qu'il y a une incertitude dans la prise de décision sur la position du défaut puisque le défaut détecté pourrait être soit sur la branche  $B_2$ ,  $B_3$  ou  $B_6$  (encadré sur la Fig.9) avec des probabilités égales  $P(B_2) = P(B_3) = P(B_6) = 1/3$ . On obtient ainsi une incertitude qui est égale à  $P(B_2) \times P(B_6) = (2/3) * 100 = 66.6\%$ . Cette valeur obtenue dépasse largement le seuil d'incertitude fixé à 10%.

Afin de remédier à ce problème sans avoir besoin d'insérer d'autres capteurs dans le réseau, on propose que chaque capteur ait une information sur les résultats de diagnostic obtenus par ses capteurs voisins dans le réseau (avec lesquels il partage au moins une seule branche). Pour ce faire, on propose d'ajouter sur la branche  $B_2$  des connaissances sur les résultats obtenus par  $C_2$  et  $C_3$ . Pour les branches  $B_6$  et  $B_8$  on ajoute des connaissances sur le capteur  $C_1$ . La Fig.10 représente la nouvelle modélisation du réseau Bayésien permettant d'obtenir des résultats avec une incertitude nulle.

TABLE VI  
TABLEAU COMPARATIF DES RÉSULTATS DE FIG.9 ET FIG.10

	Optimisation sans échange (Fig.9)	Optimisation avec échange (Fig.10)
Branche	$B_2, B_3, B_6$	$B_3$

On conclut qu'on a réussi à réduire le nombre de capteurs dans le réseau de 50% tout en garantissant une incertitude nulle (par rapport au cas déterministe) grâce à l'échange de connaissances entre les capteurs voisins. On doit souligner que cette solution est intéressante dans le cas de présence d'un seul défaut sur les branches ramifiées côté capteur.

## V. CONCLUSION

Cet article présente une stratégie de diagnostic distribuée par la méthode de réflectométrie dans un réseau filaire complexe. Il vise à trouver un bon compromis entre le coût et la fiabilité de diagnostic. L'approche adoptée propose de partir d'un cas déterministe avec un capteur à chaque extrémité du réseau. Ensuite, découper le réseau en plusieurs sous-réseaux de forme générique (Y et/ou étoile) où chaque sous-réseau est surveillé par un capteur. Une modélisation du réseau bayésien global a prouvé que l'optimisation du nombre de capteurs est possible en ajoutant des échanges de connaissances entre les capteurs voisins du réseau dans le cas de présence d'un seul défaut sur le réseau. Dans les futurs travaux, on vise à généraliser cette approche dans le cas où plusieurs défauts sont détectés dans le réseau de topologie complexe.

## RÉFÉRENCES

- [1] F. AUZANNEAU and N. RAVOT, "Defects Detection and Localization in Complex Topology Wired Networks," *Annals of Telecommunications*, vol. 62, pp. 193–213, 2007.
- [2] C. FURSE and R. HAUPT, "Down to the Wire : The Hidden Hazard of Aging Aircraft Wiring," *IEEE Spectrum*, no. 2, pp. 35–39, February 2001.
- [3] F. AUZANNEAU, M. OLIVAS, and N. RAVOT, "A Simple and Accurate Model for Wire Diagnosis using Reflectometry," *PIERS Proceedings*, 2007.
- [4] Y. THAYOOB, S. SULAIMAN, and A. ARIFFIN, "Analysis of Wave Propagation in Time Domain Reflectometry Circuit Simulation Model," in *IEEE International Conference on Power and Energy (PECon)*, December 2010, pp. 276–281.
- [5] C. SHARMA, C. FURSE, and R. HARRISON, "Low-Power STDR CMOS Sensor for Locating Faults in Aging Aircraft Wiring," *IEEE Sensors Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 43–50, January 2007.
- [6] A. LELONG and M. OLIVAS, "On Line Wire Diagnosis using Multi-carrier Time Domain Reflectometry for Fault Location," *IEEE Sensors Journal*, pp. 751–754, October 2009.
- [7] A. LELONG, L. SOMMERVOGEL, N. RAVOT, and M. OLIVAS, "Distributed Reflectometry Method for Wire Fault Location Using Selective Average," *IEEE Sensors Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 300–310, February 2010.
- [8] N. RAVOT, F. AUZANNEAU, Y. BONHOMME, M. OLIVAS, and F. BOUILLAUD, "Distributed Reflectometry-based Diagnosis for Complex Wired Networks," *EMC Europe workshop : Electromagnetic Compatibility : Safety, Reliability and security of communication and transportation systems*, 2007.
- [9] W. STASZEWSKI and K. WORDEN, "Overview of Optimal Sensor Location Methods for Damage Detection," *SPIE Defense, Security, and Sensing*, vol. 4326, pp. 180–187, 2001.
- [10] A. TENGG and P. HANK, "Reflectometry based Fault Localization in Automotive Bus Systems," pp. 397–402, May 2012.
- [11] P. NAIM, P. WUILLEMIN, P. LERAY, O. POURRET, and A. BECKER, *Réseaux Bayésiens*, 3rd ed., Eyrolles, Ed., November 2007, vol. 423.
- [12] M. GODICHAUD, F. PERES, and A. TCHANGANI, "Disassembly Process Planning using Bayesian Networks," *4th World Congress on Engineering Asset Management (WCEAM)*, 2009.
- [13] E. VILLENEUVE, C. BELER, F. PERES, and L. GENESTE, "Hybridization of Bayesian Networks and Belief Functions to Assess Risk. Application to aircraft Disassembly," *International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*, 2011.
- [14] K. PRZYTYLA and D. THOMPSON, "Construction of Bayesian Networks for Diagnostics," *IEEE Aerospace Conference Proceedings*, vol. 5, pp. 193–200, 2000.
- [15] W. B. HASSEN, F. AUZANNEAU, F. PERES, and A. TCHANGANI, "A Distributed Diagnosis Strategy using Bayesian Network for Complex Wiring Networks," *IFAC Workshop on Advanced Maintenance Engineering, Services and Technology (AMEST)*, 2012.

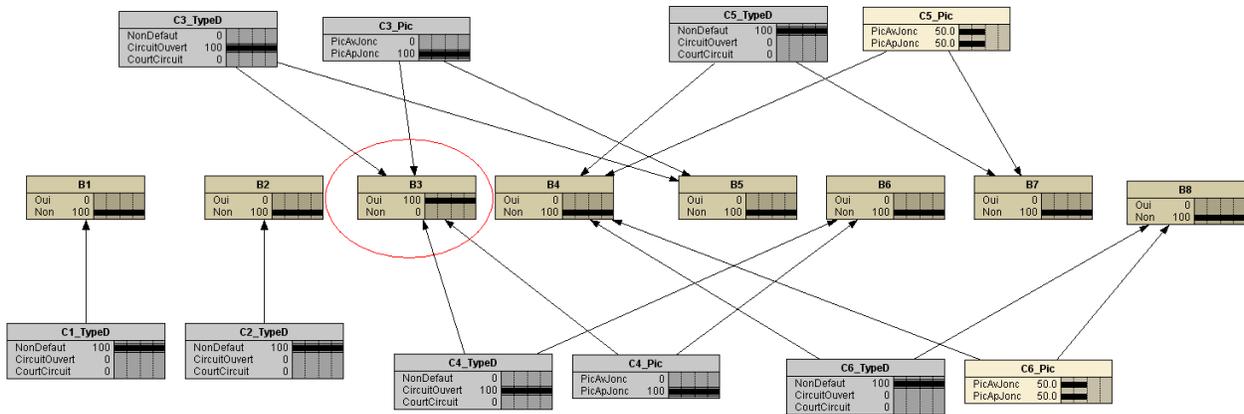


FIGURE 7. Modélisation du réseau bayésien global dans un cas déterministe

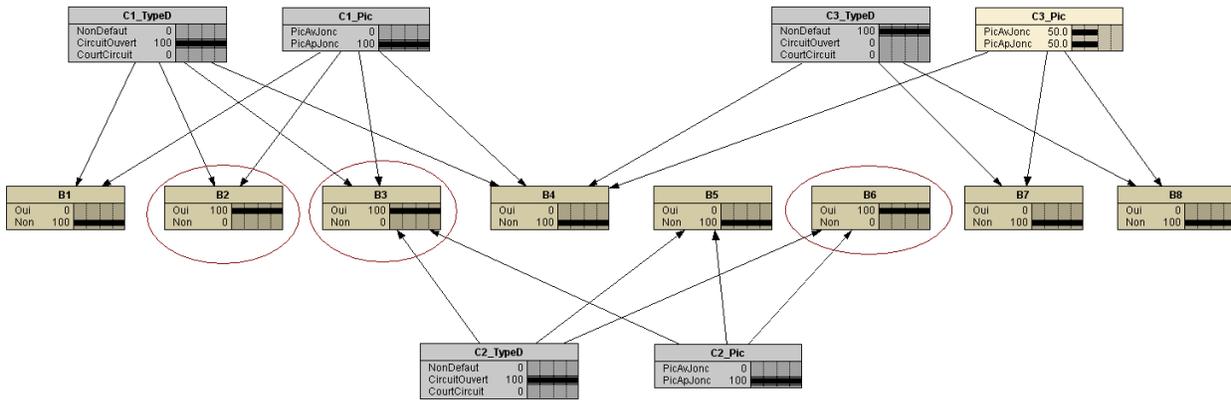


FIGURE 9. Modélisation du réseau bayésien global avec optimisation du nombre de capteurs

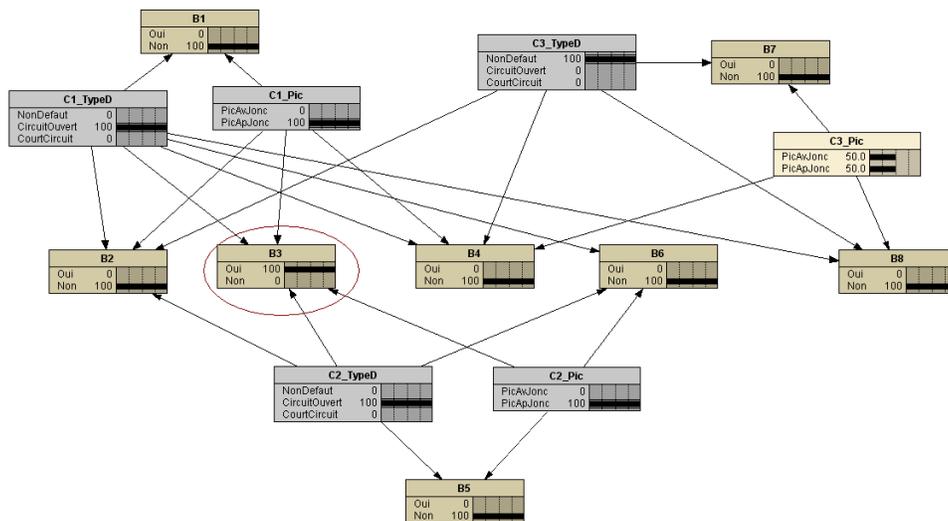


FIGURE 10. Modélisation du réseau bayésien global avec optimisation du nombre de capteurs : échange de connaissances entre capteurs