

DETECTION ET SUIVI D'EVOLUTIONS DE L'ETAT D'UN SYSTEME COMPLEXE.

APPLICATION AU RESEAU TELEPHONIQUE FRANCAIS¹.

Emmanuel BOUTLEUX*, Bernard DUBUISSON**

* Etudiant en thèse ** Professeur des Universités
 Université de Technologie de Compiègne, U.R.A. C.N.R.S. 817 HEUDIASYC
 B.P. 649, 60206 Compiègne Cédex, France

RESUME

A partir des caractéristiques du réseau téléphonique Français, un système de décision basé sur une approche reconnaissance des formes floue est proposé, afin de détecter et de suivre dans le temps l'évolution de l'état d'un système complexe. L'originalité de ce système de décision consiste à suivre cette évolution parmi toutes les combinaisons de couples de classes connues. Le système de décision proposé est construit de façon à s'appliquer à n'importe quel système complexe.

ABSTRACT

From observations related to the French telephone network a decision system based on fuzzy pattern recognition is proposed so as to detect and follow a complex system state evolution. The decision system originality consists in following the system state evolution among all the combinations of couples of known functional states. The proposed system is built up in order to be applied to any complex system.

1. Introduction

France Télécom a le souci, en ce qui concerne le réseau téléphonique Français, de satisfaire un écoulement maximal des communications à tout instant. Dans ce but, une gestion en temps réel des ressources du réseau est recherchée, celle-ci imposant la connaissance à tout instant de l'état du système. Pour atteindre cet objectif, nous proposons, en partenariat avec le CNET, le développement d'un système de diagnostic qui permet de suivre en temps réel l'évolution de l'état du réseau téléphonique Français.

Après avoir rappelé quelques principes de reconnaissance des formes statistique et différents concepts de reconnaissance des formes floue utiles pour une démarche de diagnostic, nous mettrons en évidence les caractéristiques du système complexe que représente le réseau téléphonique Français. Puis nous décrirons le principe du système de décision proposé et nous présenterons les résultats obtenus sur le réseau téléphonique Français.

2. Diagnostic et Reconnaissance des Formes (RdF)

Parmi les nombreuses approches utilisées pour résoudre le problème de la décision, l'approche par RdF statistique a été appliquée avec succès dans des domaines très divers et notamment en diagnostic [3].

¹Ce travail est financé par France Télécom CNET (Centre National des Etudes des Télécommunications) dans le cadre du marché 93 IB 142, projet n° 505.

2.1. Principes de RdF statistique

La RdF a pour objectif de classer des objets (ou formes) en les comparant à des prototypes (ou classes) [4]. En RdF statistique, une forme est un ensemble de d paramètres $(x_1, x_2, \dots, x_p, \dots, x_d)$ vu comme un point dans l'espace de dimension d défini à partir des différents paramètres, d'où un vecteur \underline{X} de \mathcal{R}^d (l'espace de représentation), $\underline{X} = (x_1 \dots x_p \dots x_d)^T$ pour caractériser cette forme.

Les classes sont des zones de cet espace, représentatives de formes types. En l'absence de tout bruit, une classe serait réduite à la forme type, c'est à dire à un point de \mathcal{R}^d .

Le problème de décision consiste à déterminer à quelle classe, parmi les M classes existantes ω_i ($i = 1 \dots M$), une nouvelle forme \underline{X} observée doit être associée. Un processus de RdF se conçoit généralement en deux étapes :

1. *l'étape d'apprentissage*, qui consiste à déterminer le vecteur forme, l'espace de décision (les classes) et à mettre au point une règle de décision aboutissant à des frontières de décision entre les classes (figure 1).
2. *l'étape de décision*, consistant à associer un nouveau vecteur \underline{X} à l'une des classes, selon la règle de décision.

Diagnostic et RdF se combinent de la façon suivante :

- le vecteur forme rassemble les paramètres observés sur le système, qui vont être utilisés pour le diagnostic.
- les modes de fonctionnement issus de la connaissance *a priori* du système sont représentés par les classes.

La caractérisation d'un mode de fonctionnement devient la caractérisation d'une classe. Les méthodes de RdF



sont employées pour déterminer les frontières de décision et associer un nouveau vecteur \underline{X} à l'une des classes. A chaque classe est associée une décision et une interprétation possible, d'où la construction complète d'un système de diagnostic.

En raisonnant simplement, il suffit donc d'associer une nouvelle observation \underline{X} à un des modes répertoriés (les décisions ne pouvant être prises que par rapport aux modes connus) ; mais il faut être conscient que cette observation peut représenter un mode inconnu jusqu'ici (la connaissance *a priori* du système étant souvent incomplète), donc que l'association préconisée peut comporter un risque d'erreur.

Afin de ne pas affecter systématiquement une nouvelle observation à l'une des classes existantes, les notions de rejets d'ambiguïté et de distance [2], fondamentales pour le diagnostic adaptatif, ont été introduites en RdF. Le rejet d'ambiguïté s'applique aux vecteurs situés près des frontières de décision (figure 1) ; le rejet de distance concerne les vecteurs situés loin des classes connues. Les vecteurs rejetés, représentatifs d'une ou de plusieurs classes inconnues, sont analysés périodiquement afin de mettre en évidence de nouvelles classes et d'adapter la règle de décision.

Un système de diagnostic basé sur l'approche reconnaissance des formes et intégrant les notions de rejet, est un système évolutif, capable de prendre en compte tout nouveau phénomène se déclarant sur le processus à diagnostiquer.

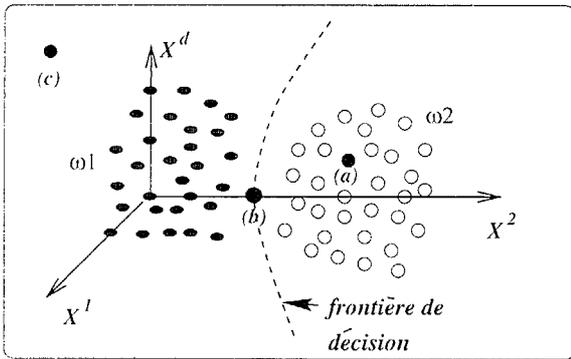


Figure 1 : étape d'apprentissage menant à une frontière de décision entre les classes ; étape de décision menant à une décision (a), un rejet d'ambiguïté (b) et de distance (c).

2.2. Principes de RdF flou

Dans la théorie ensembliste classique, un sous-ensemble de l'univers de discours Ω est défini par une fonction caractéristique à valeurs dans $\{0, 1\}$, qui détermine si une forme appartient ou non au sous-ensemble. La théorie des ensembles flous [5] étend la notion de fonction caractéristique bivaluée à celle de fonctions d'appartenance à valeurs dans le continuum $[0, 1]$, quantifiant le degré de compatibilité entre forme et ensemble. Les ensembles flous ne réalisent donc pas une partition de l'univers.

Le concept de fonction d'appartenance $\mu_i(\underline{X})$ ($i = 1 \dots M$) est utilisé en RdF pour quantifier le degré d'appartenance d'un vecteur \underline{X} à une classe ω_i , considérée comme un sous-ensemble flou de l'ensemble d'apprentissage.

μ_i est définie comme une application de l'espace de représentation ($\mathfrak{R}^d \supseteq \Omega$) dans l'intervalle continu $[0, 1]$, de telle sorte que plus \underline{X} ressemble (ne ressemble pas) à la forme type représentée par la classe ω_i , plus $\mu_i(\underline{X})$ tend vers la valeur 1 (0). La notion de ressemblance suggère de définir μ_i en termes d'une mesure de dissimilarité entre \underline{X} et ω_i . En RdF, une distance $d(\underline{X}, \omega_i)$ est généralement choisie comme mesure de dissimilarité et μ_i est définie comme une fonction monotone décroissante de $d(\underline{X}, \omega_i)$, par exemple :

$$\mu_i : \mathfrak{R}^d \rightarrow \mathfrak{R}^+ \rightarrow [0, 1]$$

$$\underline{X} \rightarrow d(\underline{X}, \omega_i) \rightarrow \mu_i(\underline{X}) = e^{-d(\underline{X}, \omega_i)}$$

Le concept de fonction d'appartenance est à la base de la différence fondamentale entre les méthodes de RdF flou et les méthodes de RdF classique : un vecteur n'est plus associé à une classe unique, mais à toutes les classes possibles ω_i ($i = 1 \dots M$) par le biais d'un vecteur d'appartenance $\mu(\underline{X}) = (\mu_1(\underline{X}), \mu_2(\underline{X}), \dots, \mu_M(\underline{X}))^T$ dans l'hypercube unité $[0, 1]^M$.

3. Le réseau téléphonique Français, un système évolutif

Notre démarche a d'abord consisté à effectuer une sélection parmi les nombreuses mesures disponibles sur le réseau, afin de constituer le vecteur forme [1]. Les cinq composantes suivantes ont été retenues pour surveiller l'état du réseau au niveau de chaque centre de transit :

1. *PE* : somme des **P**risés en **E**ntrée¹ d'un centre
2. *TS* : somme des **T**entatives en **S**ortie² d'un centre
3. *PS* : somme des **P**risés en **S**ortie d'un centre
4. $\frac{TS}{PS}$
5. $\frac{TS}{PE}$

Les modes de fonctionnement du réseau téléphonique Français considérés, sont énoncés dans le tableau 1 (col. gauche). La difficulté n'est pas de diagnostiquer le mode de fonctionnement A_i ($i = 0 \dots M - 1$) actuel, mais plutôt d'évaluer le taux de perturbation associé à ce mode A_i , celui-ci pouvant prendre n'importe quelle valeur de l'intervalle $]0\%, n_i\%]$ ($n_i \in \mathfrak{R}^{+*}$).

Modes de fonctionnement	Taux de surch. maximaux
mode nominal (A_0)	
surcharge origine (A_1)	500% ($A_1-500\%$)
surcharge destination (A_2)	500% ($A_2-500\%$)
surcharge globale (A_3)	70% ($A_3-70\%$)
surcharge régionale (A_4)	100% ($A_4-100\%$)

Tableau 1 : Modes de fonctionnement et taux de gravité

La figure 2, représente la projection d'un jeu de données (relevé sur un centre de transit, avec les taux de perturbation du tableau 1, col. droite), dans le meilleur plan obtenu par Analyse en Composantes Principales (ACP). On voit alors une structure de classes disjointes au sein de ce jeu.

¹prise en entrée (sortie) : appel auquel est attribué un faisceau entrant (sortant) au centre.

²tentative de prise en sortie : présentation d'un appel sur un faisceau sortant du centre, en vue de lui attribuer un circuit sur le faisceau.

L'inertie expliquée par ce plan d'ACP est de 87%. Les taux de surcharges choisis représentent des états très fortement perturbés que le système ne dépasse pas, en principe.

La figure 3 représente le même plan de projection que la figure 2, avec les mêmes classes. Pour chaque mode de fonctionnement A_i avec le taux de perturbation n_i , noté A_{i-n_i} , nous avons projeté, en tant qu'individus supplémentaires, une série d'observations, relevées sur le même centre que la figure 2, correspondant à des taux de perturbation compris entre 0% et le niveau de gravité n_i de la classe A_{i-n_i} . Les taux de surcharges intermédiaires sont les suivants :

- surch. origine de 50% à 500% par pas de 50% (× figure 3)
- surch. destination de 50% à 500%, pas de 50% (* fig. 3)
- surch. globale de 10% à 70% par pas de 10% (o figure 3)
- surch. régionale de 20% à 100% par pas de 20% (+ fig. 3)

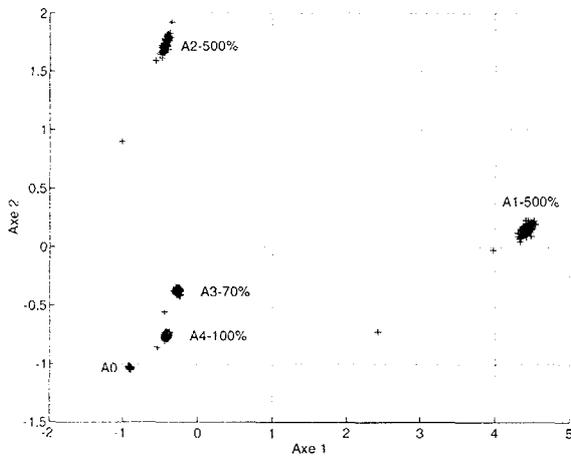


Figure 2 : les classes du réseau dans le premier plan d'ACP.

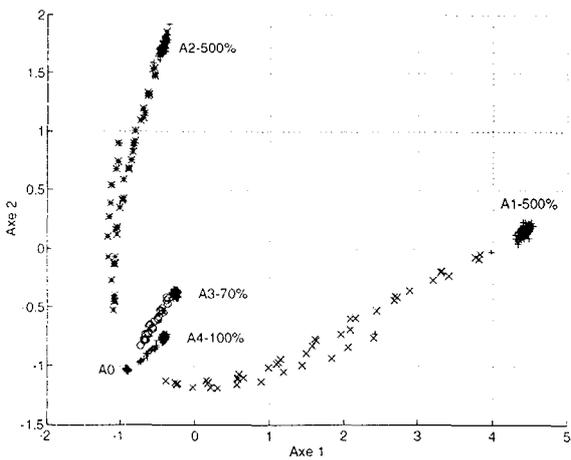


Figure 3 : projection des individus supplémentaires.

La figure 3 illustre l'évolution progressive de l'état du système, selon une trajectoire bien précise, du mode nominal A_0 vers une des classes A_{i-n_i} , au fur et à mesure de l'augmentation du taux de perturbation du mode A_i .

4. Le système de décision

Le système de décision proposé s'inspire des particularités du réseau téléphonique Français (trajectoires). Mais

comme on retrouve ce type de particularités sur de nombreux processus complexes, ce système de décision est développé pour s'appliquer à n'importe lequel d'entre eux.

Nous nous intéressons à l'évolution de l'état du système de la classe A_{i-n_i} vers la classe A_{j-n_j} ($i = 0 \dots M - 1$, $j = 0 \dots M - 1$, $i \neq j$). Outre le mode nominal ($i = 0$ ou $j = 0$, noté A_0), les classes retenues regroupent les échantillons de l'ensemble d'apprentissage correspondant au degré de perturbation n_i le plus important du mode de fonctionnement A_i . Les M classes représentent donc, pour chaque mode, des degrés de perturbation extrêmes du système.

L'originalité de notre démarche consiste à considérer les C_M^2 combinaisons de couples de classes et à quantifier l'appartenance d'une observation \underline{x} à chacun d'entre eux. Un couple $A_{i-n_i}^{j-n_j}$ est constitué de deux classes A_{i-n_i} , A_{j-n_j} et d'une trajectoire selon laquelle évolue le système, trajectoire que nous supposons linéaire dans la suite. Dans un couple $A_{i-n_i}^{j-n_j}$, la forme d'une classe étant inconnue, on la modélise par un hyperparallélépipède dans lequel sont inscrits les échantillons d'apprentissage de la classe.

Au sein de chaque couple de classe, on procède à la définition d'un sous-ensemble flou A'_{i-n_i} sur la base de la classe A_{i-n_i} . Ce sous-ensemble flou est en fait une extension de la classe dans la (les) direction(s) de la trajectoire (figure 4). Il est défini par le produit cartésien des intervalles $A'_{i-n_i,1} \times A'_{i-n_i,2} \times \dots \times A'_{i-n_i,d}$.

Afin de définir la fonction d'appartenance associée à cet ensemble flou, on place une fonction π dissymétrique (1) centrée sur le centre de gravité estimé de la classe, $\underline{\alpha}_{A_{i-n_i}} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_d)^T$ (figure 4).

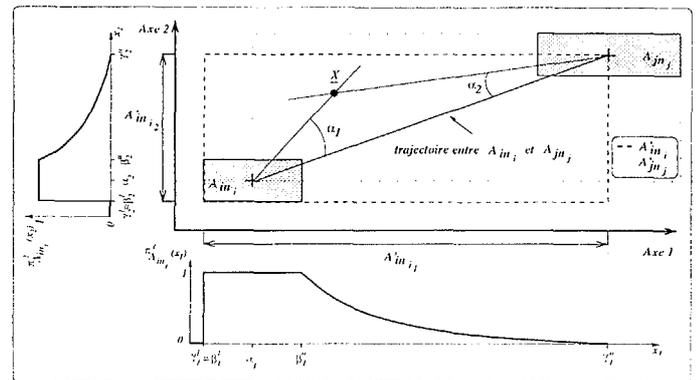


Figure 4 : Définition de l'extension d'une classe et de la fonction d'appartenance associée avec $\eta = 1$.

$$\pi_{A_{i-n_i,p}}(x_p; \gamma_p^l, \beta_p^l, \alpha_p, \beta_p^u, \gamma_p^u) =$$

$$\begin{cases} S(x_p; \gamma_p^l, \beta_p^l, \alpha_p) & \text{et } \xi = \eta & \text{si } x_p \leq \alpha_p \\ 1 - S(x_p; \alpha_p, \beta_p^u, \gamma_p^u) & \text{et } \xi = (1 - \eta) & \text{si } x_p > \alpha_p \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{où } S(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \xi \left(\frac{x-a}{b-a} \right)^2 & \text{si } a < x \leq b \\ 1 - (1 - \xi) \left(\frac{x-c}{b-c} \right)^2 & \text{si } b < x \leq c \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$



$$\text{et} \quad \pi_{A_{i-n_i,p}}(\beta_p^j) = \pi_{A_{i-n_i,p}}(\beta_p^u) = \eta \quad (3)$$

Le degré d'appartenance d'une observation \underline{X} à A_{i-n_i} ($\mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X})$) est défini d'après (4).

$$\mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X}) = \min\{\pi_{A_{i-n_i,1}}(x_1), \dots, \pi_{A_{i-n_i,d}}(x_d)\} \quad (4)$$

La fonction d'appartenance placée sur chaque classe du couple ne se limite pas qu'au voisinage de la trajectoire. A toute observation \underline{X} située dans la région d'acceptation du couple $A_{i-n_i}^{j-n_i}$ (région où le degré d'appartenance à au moins une des deux classes n'est pas nul) est attribué un degré d'appartenance à chacune des classes, sans tenir compte de la proximité à la trajectoire. Pourtant, l'information qui nous intéresse est localisée autour de cette trajectoire.

Afin d'obtenir un *resserrement* (une meilleure sélectivité) des fonctions d'appartenance autour de la trajectoire, nous proposons de pondérer les degrés d'appartenance obtenus par la fonction $\cos^n(\alpha)$ (5.6) (figure 4).

$$\mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X}) = \cos^n(\alpha_1) \cdot \mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X}) \quad (5)$$

$$\mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X}) = \cos^n(\alpha_2) \cdot \mu_{A_{i-n_i}}(\underline{X}) \quad (6)$$

avec $n \in \mathbb{R}^+$, permettant de régler la taille du voisinage.

4.1. Application au réseau téléphonique

Les classes de notre système de décision appliqué au réseau téléphonique, ont déjà été définies précédemment ($M = 5$, $d = 5$). Seuls les couples $A_0^{i-n_i}$ ($i = 1 \dots 4$) sont considérés, les autres couples n'ayant pas de signification ici. Le réseau est observé à partir d'un seul centre de transit.

L'ensemble de test est composé de 17 groupes de 3 individus. Les individus 1,2,3 correspondent au mode nominal : les individus 4,5,6 représentent une surcharge origine de 100% : les individus 7,8,9 représentent une surcharge origine de 200% ... les individus 16,17,18 représentent une surcharge origine de 500%. De même, les individus 19,20,21 représentent une surcharge destination de 100% ... les individus 31,32,33 représentent une surcharge destination de 500%. Les autres individus représentent différentes surcharges des autres modes de fonctionnement.

La figure 7 illustre les degrés d'appartenance aux classes du couple $A_0^{1-500\%}$. Le signal d'appartenance à A_0 ($A_{i-500\%}$) est matérialisé par des + (\circ). On observe, au fur et à mesure de l'augmentation du taux de perturbation, une diminution du degré d'appartenance à A_0 et dans le même temps, une augmentation du degré d'appartenance à $A_{1-500\%}$, ce qui autorise le suivi de l'évolution de l'état du réseau téléphonique Français au sein de ce couple de classes.

La figure 7 présente aussi les résultats obtenus pour le couple $A_0^{2-500\%}$. On ne distingue plus que les individus 1,2,3 qui appartiennent totalement à A_0 et les individus 28,29,30 et 31,32,33 qui appartiennent fortement à $A_{2-500\%}$. Entre deux, on ne voit pas l'évolution du système car la trajectoire empruntée n'est pas linéaire. Les observations relevées sur le réseau se trouvent alors le plus souvent dans la zone de rejet de distance du couple (elles présentent un degré

d'appartenance nul aux deux classes). De même pour les couples $A_0^{k-n_k}$ ($k = 3, 4$), la trajectoire n'est pas linéaire.

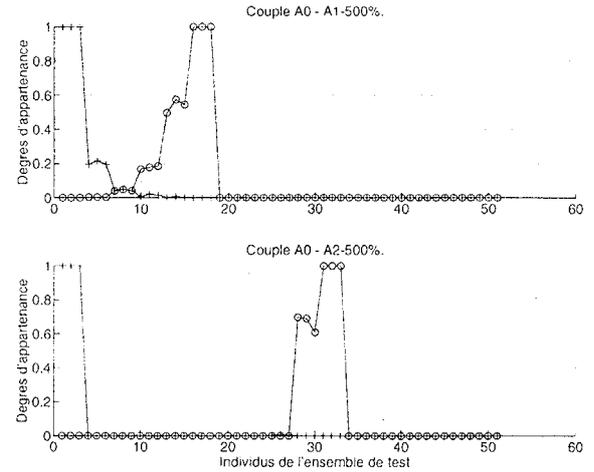


Figure 5 : couples $A_0^{1-500\%}$ et $A_0^{2-500\%}$ avec $\eta = 1$ et $n = 0$.

5. Conclusion

Sous l'hypothèse d'une trajectoire linéaire, nous avons présenté une méthode de diagnostic par RdF floue, qui permet de suivre l'évolution de l'état d'un système parmi tous les couples de modes de fonctionnement existants.

Toutefois en pratique, il apparaît que les trajectoires mises en jeu ne sont pas toujours linéaires.

Il convient donc d'adapter cette méthode pour prendre en compte des trajectoires soit linéaires par morceaux, soit non linéaires. A cet effet, la modélisation des classes par un hyperparallélépipède peut être remplacée par une modélisation par un hyperellipsoïde, solution sans doute plus proche de la distribution réelle des échantillons dans une classe.

Remerciements

Les auteurs remercient Daniel et Elisabeth Didelet (CNET Issy-les-Moulineaux) pour leur support scientifique.

Bibliographie

- [1] E. Didelet. *Les arbres de neurones avec rejet d'ambiguïté. Application au diagnostic pour le pilotage en temps réel du réseau téléphonique Français*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne, 1992.
- [2] B. Dubuisson. Decision with reject option. In *5th European Signal Processing Conference*, Barcelone, 1990.
- [3] B. Dubuisson. *Diagnostic et Reconnaissance des Formes*. Hermès, Paris, 1990.
- [4] K. Fukunaga. *Introduction to statistical pattern recognition*. Second edition, Academic Press, San Diego, 1990.
- [5] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338-353, 1965.