

CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DES ROULEMENTS CONIQUES PAR RECONNAISSANCE DES FORMES FLOUE

V. CHEN⁽¹⁾, C. ROCHER⁽²⁾, M. ROUSSEL⁽¹⁾

⁽¹⁾ LTI, équipe Image du LAM, 9 rue du Québec, BP 396, 10026 Troyes Cedex

⁽²⁾ EIMM, 2 rue Aristide Briand, 10010 Romilly sur Seine

Résumé

Le problème traité dans cette communication s'inscrit dans le cadre de la maintenance préventive et corrective des roulements coniques utilisés sur les matériels roulants de la SNCF. La profusion des méthodes d'investigation et le besoin de structurer les connaissances disponibles ont conduit l'atelier EIMM à mettre en place un système d'aide à l'expertise des roulements qui permette d'optimiser la productivité et la qualité des composants révisés. Pour tenir compte de l'hétérogénéité des données, nous proposons de construire un module de classification par reconnaissance des formes floue qui assure le fonctionnement de la procédure d'expertise. En raison du diagnostic employé qui est essentiellement visuel et tactile, l'analyse d'images est l'alternative proposée. Différents types d'avaries qui interviennent sur des pièces et organes mécaniques du roulement sont analysés et caractérisés. Les résultats obtenus démontrent l'aptitude du module de décision à diagnostiquer les matériels défectueux.

1. INTRODUCTION

Ce papier présente une étude de faisabilité concernant un système d'aide à l'expertise automatisée des roulements coniques qui équipent les trains corail de la compagnie nationale (SNCF). Les très nombreuses variétés de dégradations rencontrées ont conduit le service technique à entreprendre la planification de toutes les méthodes d'investigation et du savoir-faire dans une procédure automatique. A partir de quelques cas d'avaries observées sur les roulements et en raison du mode de diagnostic employé, l'analyse par vision artificielle est l'alternative proposée à la maintenance curative. Le but recherché ici est la construction d'un module de décision adapté aux différentes formes de classes. Pour cela, nous présentons une méthode de classification supervisée basée sur la théorie des ensembles flous [1]. La construction du classifieur flou a été motivée par (i) l'approche d'expertise du projet qui doit discriminer tous les types de défauts de roulements coniques; (ii) l'efficacité et la souplesse des algorithmes de reconnaissance de formes implémentés.

2. DESCRIPTION DES DEFAUTS DE ROULEMENT

Les roulements étudiés sont des roulements d'essieux utilisés sur le matériel de la SNCF. Sont représentés à la figure 1 le

Abstract

The problem supported by this paper is concerned with the preventive and corrective maintenance of conic rollings used on the rolling equipments of french train compagny (SNCF). The large variety of examination methodes and the need to collect the available knowledge have led the EIMM firm to developpe an expert system of rolling in order to optimize the productivity and the quality of inspected components. In order to take into account heterogeneous data a classification module based on fuzzy pattern recognition is built. Owing to diagnosis mode essentially visual and touch the artificial vision is the proposed alternative. Various failure kinds which happen on mecanic matters and components of rolling are examined and charaterized. The results show the ability of the decision module to diagnosis the damaged materials.

roulement à rouleaux coniques, ainsi que sa coupe schématique. Les roulements expertisés ne sont pas neufs. Leur aspect est rarement uniforme, même lorsqu'ils sont dépourvus de défauts. L'expertise consiste à déterminer si le roulement est bon pour la remise en service sur un essieu. Le manuel RR410 définit les endommagements que peut supporter le roulement et ceux qui risquent d'entraîner une dégradation lors du fonctionnement de l'essieu avant une nouvelle visite. Il existe par conséquent des défauts tolérables qui peuvent être réparés: corrosion légère, rayures, piqures isolées et d'autres qui imposent la réforme: corrosion profonde, écaillage, stries sensibles à l'ongle ou au doigt, fissures ou ruptures.

3. PROCEDURE D'EXPERTISE

Les défauts recherchés avec les tolérances qui leur sont éventuellement rattachées sont inspectés visuellement et tactilement. Les roulements expertisés doivent être planifiés pour éviter tout oubli de défauts justifiant la réforme. Cette planification a pour but d'améliorer la sûreté de fonctionnement, de réduire le nombre de mauvais roulements passant au travers du contrôle. L'activité du système peut être décomposée en quatre phases:

- une phase d'analyse qui inspecte l'état d'endommagement des roulements démontés;

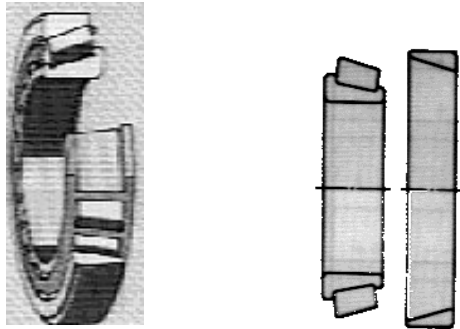


Fig. 1 Description d'un roulement conique

- une phase d'identification qui détermine l'origine d'avarie et établit une évaluation statistique des défauts rencontrés;
- une phase de décision qui s'intéresse à la répartition des défauts constatés ou discriminés en plusieurs familles de classes: réformés, tolérables ou incertains;
- une phase d'ordonnement qui planifie la production des roulements à réparer.

Cet article s'intéresse aux deux premières phases de contrôle: l'inspection surfacique du roulement et l'élaboration du système de décision.

4. ANALYSE DES DEFAUTS PAR VISION ARTIFICIELLE

Nous présentons dans ce paragraphe les différents processus de traitement utilisés. Compte tenu des variétés de défauts texturés et aléatoires, susceptibles d'être présents sur les roulements, la méthode d'analyse que nous avons retenue s'appuie sur un modèle associant conjointement des opérateurs morphologiques et des propriétés de filtrage d'ordre [2]. Afin d'explorer les défauts texturés, une analyse à résolution multiple est appliquée pour mettre en évidence les relations de dépendance spatiale de voisinage des niveaux de gris. A l'issue de cette étape, pour obtenir les paramètres caractéristiques de la structure présente dans l'image, l'approche des matrices de longueurs de plages [3] a été préférée à celle des matrices de cooccurrences [4]; la répartition des paramètres fournis est suffisamment discriminante pour classier les défauts.

5. CLASSIFICATION FLOUE

La dispersion topologique des défauts à classier nous conduit à orienter notre démarche vers la construction d'un discriminateur flou adaptatif. Moins contraignante et plus intuitive, l'approche par reconnaissance des formes floues [5] permet d'aborder de façon simple et efficace les problèmes de discrimination. Ce discriminateur est établi à partir d'un ensemble d'apprentissage constitué de formes appartenant aux différentes classes et se prête bien au traitement des incertitudes liées au partitionnement des prototypes. L'établissement des classes d'apprentissage et la gestion des imprécisions sont réalisés par le biais d'une fonction d'appartenance. L'élaboration du module de décision est

inspirée des règles de discrimination utilisées dans les problèmes de diagnostic par reconnaissance de formes [7].

5. 1. Les fonctions d'appartenance

Le choix de fonctions d'appartenance détermine en grande partie la qualité d'une classification. Les types de fonction d'appartenance généralement proposées sont des fonctions décroissantes de la distance. Les plus usitées sont basées sur des fonctions analysantes du type hyperbolique

$$\mu(x, g) = \frac{1}{1 + d^2(x, g)}$$

ou du type exponentiel $\mu(x, g) = \exp(-d^2(x, g))$ où $d(\cdot)$ représente une distance euclidienne dans R^2 et g le centre de gravité de la classe. L'inconvénient principal de ces fonctions réside, dans le cadre de notre application, dans le contrôle difficile de la forme de la fonction résultante. Nous préférons ainsi utiliser la fonction Π [6] qui présente un avantage pratique en l'occurrence l'adaptation du noyau de la fonction d'appartenance suivant la répartition des nuées de points à classier. Soit $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_M\}$ un ensemble d'apprentissage composé de M vecteurs d'attributs répartis en N classes $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_i, \dots, \omega_N\}$. Chaque classe ω_i peut se déduire de la fonction d'appartenance $\mu_i(X)$, laquelle est caractérisée par ses paramètres λ_i et δ_i .

5. 2. Description de la Fonction d'appartenance Π

Elle est déterminée par:

$$\mu(x, g, \lambda, \delta) = \begin{cases} 2 \left(1 - \frac{d(x, g) - \delta}{\lambda} \right)^2 & \frac{\lambda}{2} + \delta < d(x, g) \leq \lambda + \delta \\ 1 - 2 \left(\frac{d(x, g) - \delta}{\lambda} \right)^2 & \delta < d(x, g) \leq \frac{\lambda}{2} + \delta \\ 1 & 0 < d(x, g) \leq \delta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

dans laquelle le paramètre λ contrôle le degré flou de la fonction d'appartenance et le paramètre δ supervise l'adéquation entre la qualité du partitionnement des classes et la prise en compte de la dispersion des échantillons. Pour s'assurer d'une marge de classification correcte, le paramètre λ est estimé en prenant deux fois la distance moyenne de la distance ordonnée des effectifs de la classe considérée.

5. 3. Les règles de classification

Soit x un nouveau vecteur de formes à classer. Sa classification est basée sur la règle des k plus proches voisins [8] qui est associée aux fonctions d'appartenance correspondant à l'ensemble de classes d'apprentissage telles que: $\mu(x) = \{\mu_1(x), \dots, \mu_i(x), \dots, \mu_N(x)\}$. Les règles de décision que nous mettons en oeuvre sont similaires aux procédures appliquées aux problèmes du diagnostic. Soit J l'ensemble des classes dont la forme considérée n'est pas rejetée en appartenance tel que:

$$J = \left\{ \omega_i \text{ sachant que } \mu_i(x) \geq \mu_i^r; \mu_i^r = \left(\begin{matrix} \min_{x \in \omega_i} \mu_i(x) \\ x \in \omega_i \end{matrix} \right); i = 1, N \right\}$$

dans lequel μ_1^r représente les valeurs minimales du seuil calculées sur l'ensemble d'apprentissage. Les zones de décision pour deux classes dans le plan des appartenances sont basées sur le seuillage des appartenances (fig.2)

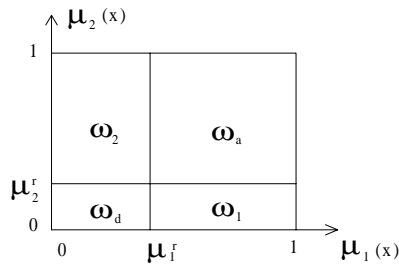


figure 2: zone de décision relative au seuillage d'appartenance

Suivant la réalisation de J, le vecteur x est affecté à une classe ou à un rejet de distance ou à un rejet d'ambiguïté tel que:

Si $J = 0$, x est placé dans une classe ω_d , provoquant le rejet de distance, donc création de nouvelles classes et procédure d'agrégation

Si $J = \{\omega_i\}$, x appartient à une classe ω_i répertoriée lors de l'apprentissage

Si $J = 1$, x est assigné à une classe ω_a entraînant le rejet d'ambiguïté; la discrimination s'effectue en utilisant le seuillage par maximisation des fonctions d'appartenance.

a) Agrégation des points rejetés de distance

En raison du volume varié des défauts à mettre en évidence, le système peut se confronter à la production de nouvelles classes. Ces défauts composites sont généralement caractérisés par leur degré de détérioration (léger, profond, isolé), leur surface plus ou moins tourmentée (matériel récent, vieillissement du matériau) et leur coloration (claire, sombre, brillante, mate). L'application du rejet de distance est utilisée pour agréger le vecteur de formes rencontré à une des classes répertoriées par le biais d'une expertise humaine. Ces écarts de signature peuvent s'expliquer, dans ce secteur d'activité, par la difficulté à modéliser les causes de défaillance et les dégradations produites; à mettre au point un éclairage adéquat pour chaque défaut recherché; à fédérer les différentes évaluations de taux de réforme qui dépendent de la formation et de la compétence des experts.

b) Seuillage par maximisation des fonctions d'appartenance

Lorsque le critère de décision de l'espace des fonctions d'appartenance affecte l'appartenance du vecteur x à plus d'une classe, nous utilisons la règle du maximum d'appartenance [9] pour associer le vecteur inconnu à l'une des classes établies lors de la phase d'apprentissage des classes et elle est formulée par la relation suivante:

$$x \in \omega_i \text{ si } \mu_i(x) = \max \left(\sum_{j=1}^N \mu_j(x) \right).$$

6. APPLICATION DE LA METHODE

La procédure de classification des roulements coniques consiste à discriminer les différents attributs extraits de la matrice de longueur de plage par les fonctions d'appartenance appropriées dont les paramètres λ et δ sont déterminés pour chaque classe d'apprentissage.

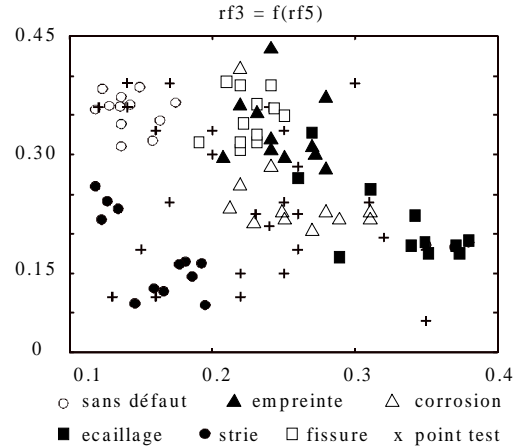


figure 3: échantillon de défauts de roulement

Les jeux de données (fig. 3) utilisées dans cette étude sont issus des mesures combinant l'hétérogénéité des niveaux de gris (rf3) et le pourcentage de plages (rf5) dont les prédicats sont traités dans [10]. Ce choix constitue une bonne démarche d'exploitation pour partitionner l'ensemble de données représentant les différents défauts constatés. Sur la figure 4 est présentée l'architecture fonctionnelle du système de décision mis en place.

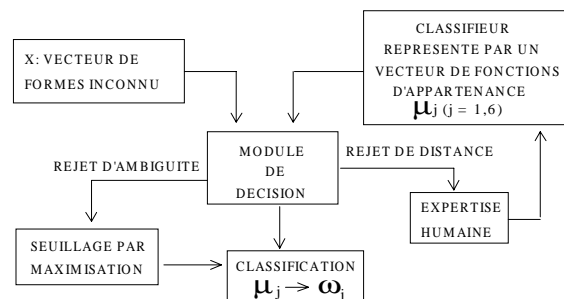


Figure 4: Système de classification des roulements coniques

Pour sélectionner une forme inconnue, deux cas peuvent se présenter:

a) Identification par classification

Lorsque les prototypes (p_i, p_j) présentent une distance d_{ij} supérieure au seuil s_d , les règles de classification décrites précédemment sont appliquées. La méthode s'avère bien adaptée aux formes disparates des échantillons, malgré quelques erreurs de classement. On observe sur 26% de rejets d'ambiguïtés: 71.42% sont bien affectés à leur classe et 28.57% sont d'affectations erronées. Cette mauvaise classification est rencontrée lorsque les degrés de confiance fournis par les fonctions d'appartenance sont comparables. Il est possible que l'imperfection de ces résultats soit liée aux dispersions des points. L'utilisation de la distance de Mahalanobis définie par la matrice de variance-covariance,

en augmentant la finesse des fonctions d'appartenance, pourrait diminuer le risque de mauvais classement. Nous présentons dans le tableau 1 quelques résultats relatifs aux prises de décisions par l'application des fonctions d'appartenance construites, ainsi que des règles développées.

$\mu_1(x)$	$\mu_2(x)$	$\mu_3(x)$	$\mu_4(x)$	$\mu_5(x)$	classe
0.6869	x	0.2145	x	0.2338	ω_1
1.0000	x	0.0314	x	0.0438	ω_1
x	0.9997	0.2089	x	x	ω_2
x	0.7425	0.0316	x	x	ω_2
x	0.2172	0.9555	0.2364	0.0719	ω_3
x	x	0.9867	0.5948	0.0808	ω_3
x	x	0.2929	0.9392	x	ω_4
x	0.0966	0.7674	0.5315	x	ω_4
x	x	0.3320	x	0.9457	ω_5
x	x	0.4706	x	0.7832	ω_5
x	x	0.9537	0.2365	0.8074	ω_a
x	x	0.8700	0.9276	0.0656	ω_a

Tableau 1: Fonctions d'appartenance et résultats de décision associés

b) Identification par segmentation

Lorsque les prototypes (p_i, p_j) présentent une distance d_{ij} faiblement discernable (cas des fissures et d'empreintes), la procédure d'identification est réalisée par le biais de la segmentation. La discrimination de ces deux types de défauts est effectuée en extrayant leur attribut géométrique. La connaissance a priori sur leur forme topologique (amas des points de piqûres pour les empreintes et structure longitudinale pour les fissures) permet l'extraction des paramètres dimensionnels par le biais de la segmentation. Les images sont segmentées par la technique de variation totale des niveaux de gris [10]. La quantification de l'élongation des objets $e = \text{Longueur/largeur}$ est réalisée par l'intermédiaire d'un rectangle d'encadrement; les cotés parallèles (L, l) du cadre sont calculés par le biais de vecteurs propres de la matrice d'inertie I , composée de moments d'ordre 1 et de moments d'ordre 2, et définie par:

$$I = \begin{bmatrix} \sum_i \sum_j (x_i - \bar{x})f(i, j) & \sum_i \sum_j (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y})f(i, j) \\ \sum_i \sum_j (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y})f(i, j) & \sum_i \sum_j (y_j - \bar{y})f(i, j) \end{bmatrix}$$

avec $\bar{x} = \frac{\sum_i \sum_j x_i f(i, j)}{\sum_i \sum_j f(i, j)}$ et $\bar{y} = \frac{\sum_i \sum_j y_j f(i, j)}{\sum_i \sum_j f(i, j)}$

et $f(i, j)$ étant un point de l'image binaire.

Les résultats obtenus et présentés dans le tableau 2 montrent que les deux types de défauts peuvent être identifiés et classifiés en adoptant une valeur de seuil égale à l'unité.

fissure	rfis	nzfis	x
élongation	4.00	3.59	x
empreinte	zem12	rem12	nem12
élongation	0.78	0.52	0.934

Tableau 2: calcul des élongations sur les défauts de fissures et sur les défauts d'empreintes isolées

7. CONCLUSION

Dans ce papier, nous avons présenté une approche originale de classification basée sur la reconnaissance des formes floue. Les études menées actuellement nous ont permis de discriminer de manière crédible les principaux défauts surfaciques liés aux avaries de roulements coniques. Une campagne de mesures plus importante est souhaitable afin d'augmenter la robustesse du classifieur et la performance du module de décision; le système étant fortement lié aux formes de nuage de points et à la détermination du paramètre λ qui est pris en compte dans l'élaboration des fonctions d'appartenance.

REFERENCES

- [1] L. A. Zadeh, *Fuzzy set*, Information and control, vol. 8, 338-353, 1965.
- [2] D. Wang, *Décomposition morphologique multi-tailles et segmentation adaptative de textures*, Thèse de Doctorat, INSA de Rennes, décembre 1991.
- [3] M. M. Galloway, *Texture analysis using gray level run lengths*, CGIP 4, 172-179, 1975.
- [4] R. M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein, *Texture features for image classification*, IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics, vol. 3, n° 6, 610-621, 1973.
- [5] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, Plenum Press, 1981.
- [6] S. K. Pal, *Fuzzy tools in the management of uncertainty in pattern recognition, image analysis vision and expert*, International Journal of Systems Sciences, 22, 511-549, 1991.
- [7] B. Dubuisson, *Diagnostic et reconnaissance des formes*, Hermès, Paris, 1990.
- [8] M. Bereau, *Contribution de la théorie des sous-ensembles flous à la règle de discrimination des k plus proches voisins en mode partiellement supervisé*, Thèse de Doctorat de l'Université de Technologie de Compiègne, URA-CNRS Heudiasyc, 1986.
- [9] S. K. Pal, *Fuzzy sets and decision making approaches in vowel and speaker recognition*, IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics, 625-629, 1977.
- [10] J. Postaire, *De l'image à la décision. Analyse des images numériques et théorie de la décision*, Edition Dunod Informatique, 1981.