

Ruptures de modèles en traitement du signal : état de l'art et bilan du GRECO SARTA

Model changes in signal processing:
state of the art and results of GRECO SARTA

Michèle BASSEVILLE

IRISA/CNRS, Campus de Beaulieu, 35042 RENNES CEDEX.

Michèle Basseville est ancienne élève de l'École Normale Supérieure de Fontenay-aux-Roses (Mathématiques), titulaire d'un D.E.A. de Statistique de l'Université de Paris Sud-Orsay (1975, mention T.B.), et d'un doctorat d'État en Automatique de l'Université de Rennes I (1982). Chercheur au C.N.R.S. depuis 1976, elle a pour principal centre d'intérêt la conception d'algorithmes de détection de changements de modèles dynamiques, pour des modèles de complexités diverses. Les principaux problèmes qu'elle a étudiés sont : 1. la détection de contours ligne par ligne dans des images; 2. la segmentation automatique de signaux; 3. la détection et le diagnostic des changements de structure propre d'un système dynamique multivariable, avec application à la surveillance des vibrations des structures (plateformes offshore) et des machines (groupes turbo-alternateurs) sous excitation ambiante non mesurée.

Ses travaux en cours concernent : 1. le diagnostic pour l'aide à la conduite de procédés industriels; 2. la segmentation automatique en temps et échelle.

Elle a co-édité, dans la série Lecture Notes in Control and Information Sciences de Springer, un ouvrage consacré aux outils statistiques de détection de ruptures de modèles. Elle est responsable d'un pôle et d'un groupe de travail du Groupement de Recherche C.N.R.S. "Traitement du Signal et Image".

RÉSUMÉ

Le but de ce bref article est de mettre en évidence l'intérêt de l'approche dite « ruptures de modèles » en Traitement du Signal, de présenter ce que l'auteur considère comme étant l'état de l'art ainsi que les problèmes ouverts qui demeurent, et d'indiquer le bilan du GRECO SARTA pour ce thème.

Après une introduction au problème, on présente trois exemples typiques de situations qui peuvent être abordées à l'aide de techniques de ruptures de modèles. On précise ensuite l'état de l'art avec les principales références existantes, et on indique les problèmes ouverts. Enfin, on décrit l'apport du GRECO SARTA et en conclusion on propose des perspectives.

MOTS CLÉS

Ruptures de modèles, segmentation, adaptation de gains, outils statistiques de détection.

SUMMARY

The purpose of this paper is to outline the interest of the so-called "model changes" approach for solving Signal Processing problems. We describe what we think to be the state of the art in this field together with the remaining open problems, and we present the results of the CNRS GRECO SARTA working group on this topic.

After an introduction to the change detection and estimation problem, we present three typical examples of situations in which change detection techniques can be used. We then give the state of the art together with the main existing references and we list the open problems. Finally, we describe the contribution of the GRECO SARTA in this area and conclude with some future research works.

KEY WORDS

Model changes, segmentation, gain updating, statistical detection tools.

I. Introduction

La problématique des changements brusques ou ruptures de modèles dynamiques est un moyen d'aborder le traitement des signaux non stationnaires en privilégiant l'étude des discontinuités souvent porteuses d'informations. De ce fait même, la détection de ruptures est un complément naturel à la plupart des techniques adaptatives qui ne sont capables de suivre que les variations lentes des caractéristiques du signal. Une approche possible pour le traitement des signaux non stationnaires consiste donc à utiliser des modèles dynamiques paramétriques où un ou plusieurs paramètres peuvent varier de façon brusque, c'est-à-dire des modèles présentant des ruptures entre lesquelles les caractéristiques sont considérées comme constantes ou lentement variables. Les problèmes qui se posent sont alors de détecter les changements, d'estimer leur localisation — en temps ou en espace — et leur amplitude, et éventuellement d'en diagnostiquer l'origine.

Ces questions interviennent en Traitement du Signal (et aussi en Automatique) dans divers problèmes que l'on classe ici en trois catégories :

● SEGMENTATION DE SIGNAUX

La segmentation de signaux (ou d'images) constitue une première étape possible de traitement en vue de la reconnaissance (parole [1], biomédical [9], sismique [18]). Le lien avec le domaine de la Reconnaissance des Formes est essentiel au niveau des outils utilisés, notamment de paramétrisations et de distances. En effet, que ce soit pour la segmentation ou la classification, on a besoin d'une mesure de distance entre deux modèles, ou entre une « signature » (paramétrique) et un signal.

● SURVEILLANCE DE SYSTÈMES

Les techniques de segmentation de signaux et de validation de modèles, qui en fait mettent en œuvre les mêmes outils statistiques (les « distances » indiquées plus haut) mais implantés différemment, sont utilisées pour la surveillance de systèmes dans des domaines aussi divers que la mécanique des vibrations des machines tournantes ou des structures [5], ou l'aéronautique [11, 22] ou les systèmes d'air conditionné [21].

● ADAPTATION DES GAINS DES ALGORITHMES ADAPTATIFS EN PRÉSENCE DES VARIATIONS RAPIDES DES PARAMÈTRES

La détection de changements brusques dans les caractéristiques du système analysé peut permettre une adaptation adéquate des gains de l'algorithme [19, 6]. Cette approche est utilisée par exemple pour la poursuite de cibles manœuvrantes [16, 13].

II. Exemples

On décrit ici de manière plus détaillée un exemple de chacune des trois catégories de problèmes que l'on vient d'introduire.

II. 1. SEGMENTATION D'ÉLECTROCARDIOGRAMMES EN VUE DE LA RECONNAISSANCE

Le signal de rythme cardiaque fœtal (RCF), dont l'analyse visuelle est devenue un élément important de la surveillance obstétricale, est le signal des intervalles de temps entre deux pulsations cardiaques, et est composé des éléments informatifs suivants :

- le rythme cardiaque de base (composante basse fréquence);
- les « accidents » du RCF, *i.e.* les accélérations et décélérations qui se traduisent par des pics sur la ligne de base;
- la variabilité des caractéristiques spectrales.

Une analyse automatique de ce signal peut être effectuée de la manière suivante [9] :

- la ligne de base et les accidents sont détectés et/ou estimés sur le signal filtré passe-bas sur lequel agissent un estimateur de moyenne élémentaire (moyenne empirique sur une fenêtre glissante) couplé à un détecteur de changement de moyenne de type Page-Hinkley ([4], chap. 1). Des heuristiques permettent de valider les « accidents » (*i.e.* les pics) significatifs et d'estimer la ligne de base dans ces zones;

- les changements de caractéristiques spectrales du signal RCF sont détectés par l'algorithme de divergence de Kullback proposé par l'auteur ([4], chap. 6) appliqué à la composante haute fréquence obtenue par différence avec la ligne de base précédemment estimée;

- les segments ainsi localisés sont ensuite caractérisés et classés; l'information qui en résulte est relative à l'alternance veille-sommeil et reflète l'état du système nerveux.

Le principe de l'algorithme qui détecte en ligne les changements brusques de caractéristiques spectrales est simple. Il compare un modèle autorégressif M_0 identifié à long terme sur une fenêtre de taille croissante à un autre modèle autorégressif M_1 identifié à court terme sur une fenêtre glissante de taille fixe. La mesure de distance choisie est la divergence de Kullback entre les lois conditionnelles du signal relativement aux deux modèles M_0 et M_1 , de sorte que la décision de segmentation est prise à l'aide d'une fonction non triviale des innovations et des variances d'erreur relatives aux deux modèles ([4], chap. 6).

Ce même algorithme a été utilisé pour la segmentation automatique de la parole continue en vue de la reconnaissance [1]. Des algorithmes similaires ont été développés dans le même esprit pour la segmentation d'électro-encéphalogramme [2], ou l'analyse de signaux sismiques en vue de la détection de raz-de-marée [17].

II. 2. SURVEILLANCE DES VIBRATIONS DE STRUCTURES OU MACHINES SOUS EXCITATION AMBIANTE

La surveillance des changements des caractéristiques vibratoires d'une structure mécanique complexe soumise à une excitation ambiante non maîtrisée et non mesurée (par exemple, une plate-forme offshore soumise à l'effet de la houle ou un groupe turbo-alternateur réagissant à l'action de la vapeur) permet d'en

étudier la fatigue ou usure. Les difficultés de cette surveillance résident dans le caractère non stationnaire et inconnu de l'excitation, et dans l'impossibilité d'effectuer un recalage de modèles aux éléments finis au vu des quelques signaux d'accélérométrie enregistrés.

On peut montrer [5] que ce problème de surveillance vibratoire est équivalent à l'un ou l'autre des deux problèmes suivants :

- détecter des changements dans la structure propre de la matrice de transition d'état d'un système où le bruit sur l'état est non stationnaire et inconnu;
- détecter des changements dans la partie AR d'un modèle ARMA multidimensionnel dont la partie MA est aussi inconnue et variable dans le temps.

Les ordres de grandeur relatifs de la fréquence d'échantillonnage des signaux mesurés et de la vitesse d'apparition des changements font que l'on peut adopter une approche de type « validation de modèles », c'est-à-dire de test de l'adéquation entre une signature vibratoire identifiée sur un signal (multi-capteurs) et des enregistrements ultérieurs de signaux. Signalons cependant que ce même test implanté différemment peut fournir un algorithme de détection de ruptures en ligne ([4], chap. 4).

La solution proposée en [5] utilise une méthode d'identification par variables instrumentales pour l'identification de la signature vibratoire, et un test original, dit aussi « instrumental », pour la surveillance des changements. Ce test peut surveiller la structure de manière globale (alarme); ou bien concentrer la surveillance dans des sous-espaces particuliers, et ainsi fournir des éléments de diagnostic, tels que les modes de vibration les plus affectés par le changement, ou les caractéristiques physiques (masses, raideurs) les plus touchées, avec une localisation approximative. Soulignons le fait que les décisions de détection et de diagnostic physique (mécanique) des changements sont prises seulement à l'aide d'un modèle boîte noire de taille réduite; le modèle physique approximatif fourni par le constructeur n'est utilisé que pour construire (une fois pour toutes) les sous-espaces particuliers mentionnés plus haut.

On montre également [7] que les mêmes outils « instrumentaux » d'identification et de surveillance vibratoire sont adaptés aussi aux cas où l'excitation contient non seulement une partie colorée mais également une partie sinusoïdale (harmoniques de la vitesse de rotation pour un groupe turbo-alternateur par exemple).

II. 3. PRÉDICTION DE TRAJECTOIRES DE MOBILES MANŒUVRANTS

Le problème de prédiction de trajectoires de mobiles manœuvrants consiste à prédire à P pas la position d'un mobile à partir de mesures de position (distance, angles de site et de gisement), et ce de manière suffisamment robuste vis-à-vis des contre-mesures induites par la cible. En particulier, il est très important de conserver de bonnes performances du prédicteur dans les situations de manœuvre brusque de la cible résultant d'une accélération forte et soudaine. Une solution à ce problème [16, 13] consiste à incorporer

à l'algorithme de prédiction et/ou poursuite un détecteur de changements brusques qui réalisera la détection et l'estimation des manœuvres de la cible et permettra la réinitialisation de l'algorithme de prédiction.

La méthode proposée en [13] et [6] comprend un lissage adaptatif de trajectoire basé sur un algorithme d'identification à trace adaptative, le niveau de la trace étant fixé en fonction du résultat du test de détection de rupture de modèle. Deux tests de rupture ont été expérimentés. Ils sont tous deux basés sur la surveillance de l'erreur de prédiction à P pas. Le premier compare deux variances de cette erreur estimées l'une à court terme et l'autre à long terme. Le second utilise le test de Page-Hinkley ([4], chap. 1) pour détecter des changements dans la moyenne de cette erreur de prédiction.

III. État de l'art

La sophistication des algorithmes mis en œuvre pour la résolution des exemples précédents reflète l'existence d'un certain nombre d'acquis méthodologiques sur le plan théorique et de savoir-faire expérimentaux. Soulignons que la maturité de certains de ces outils a été atteinte notamment grâce à la conférence organisée en 1984 par M. Basseville, A. Benveniste (IRISA) et J. Deshayes (ENST) dans le cadre de l'ATP CNRS « Outils et Modèles Mathématiques pour l'Automatique, l'Analyse des Systèmes et le Traitement du Signal ». Les actes de cette conférence ont ensuite été réécrits [4] avec le souci d'accroître au maximum la cohérence entre les différents chapitres.

III. 1. ACQUIS MÉTHODOLOGIQUES

Il me semble que l'on peut résumer de la manière suivante l'état des connaissances pour ce qui est des outils statistiques de détection et d'estimation des ruptures de modèles dynamiques [3].

La démarche fondamentale à privilégier pour résoudre des tels problèmes repose sur l'utilisation des méthodes de vraisemblance — rapport de vraisemblance (généralisé) pour la détection, maximum de vraisemblance pour l'estimation — dont l'étude théorique complète pour les problèmes de ruptures se trouve en [12] où la puissance des tests, la précision des estimateurs, et l'optimalité des algorithmes sont mises en évidence. A tout le moins cette approche doit servir de référence à laquelle confronter éventuellement d'autres algorithmes pour évaluer par exemple ce que l'on perd en efficacité quand on gagne en complexité.

Cependant, cette approche de vraisemblance n'est pas toujours applicable, notamment en présence de paramètres de nuisance lorsque ces derniers sont, dans la fonction de vraisemblance, couplés aux paramètres que l'on veut surveiller. C'est le cas par exemple à l'exemple 2 où l'on veut surveiller les changements des paramètres AR sans connaître les paramètres MA. Dans ce genre de situation, on peut utiliser une autre démarche générale [8] qui associe, à tout

algorithme récursif d'identification de paramètres, un algorithme de détection de changements de (certains de) ces paramètres, et aussi les outils de diagnostic correspondants. Bien entendu, dans le cas d'une identification par méthode de vraisemblance, le détecteur obtenu est relié au rapport de vraisemblance (local). Et en particulier, pour les modèles AR, on retrouve [17].

III. 2. PROBLÈMES OUVERTS

Nous en citerons deux principaux :

- D'un point de vue fondamental, le problème de la robustesse des algorithmes vis-à-vis des phénomènes non modélisés est peu ou pas étudié. Les connaissances à ce sujet sont plutôt empiriques, et par exemple on ne sait pas expliquer pourquoi en pratique l'algorithme de segmentation de caractéristiques spectrales dit de divergence de Kullback (voir exemple 1 et [4], chap. 6) est plus robuste (*i. e.* beaucoup moins sensible au choix des seuils) que l'algorithme de rapport de vraisemblance de conception voisine proposé en [2].

On peut se débarrasser complètement du problème de robustesse en utilisant une approche entièrement non paramétrique, basée par exemple sur les statistiques des passages par zéro comme en [15]. Les techniques semi-non paramétriques [10] qui surveillent, de manière non paramétrique, une erreur de prédiction issue d'un modèle paramétrique, ne contournent ce problème de robustesse que partiellement.

- Le deuxième problème ouvert est celui de la conception d'un outil automatique de segmentation en échelle qui permettrait par exemple de détecter des événements ayant des échelles de temps différentes et de résoudre le problème de segmentation en segments courts qui est mal résolu par les outils précédemment mentionnés. L'intérêt potentiel de ce genre d'outil est évident en traitement d'images, et aussi dans certains domaines d'application du traitement du signal comme la géophysique par exemple. Or les techniques statistiques de détection qui existent actuellement sont basées sur des modèles paramétriques qui ne captent pas la structuration en échelle. On trouvera en [14] une tentative de détection utilisant la transformée de Gabor. Des détecteurs basés sur les transformées en ondelettes pourraient tirer avantageusement parti du fort pouvoir localisateur de ces outils, mais ils restent à construire.

IV. Bilan du GRECO SARTA et conclusion

Le groupe de travail n° 6 « Modélisation et Caractérisation des Signaux et Systèmes Non Stationnaires » (initialement appelé « Non Stationnaire et Ruptures ») du GRECO SARTA est devenu très vite un lieu privilégié de diffusion des connaissances, principalement entre chercheurs. Pour le thème des ruptures de modèles, ce rôle s'est doublé d'un effet certain de sensibilisation en profondeur à la problématique et à la nécessité de construire des outils solidement fondés et non des solutions *ad hoc* pour résoudre ces problèmes.

Pendant la période d'existence du GRECO SARTA (84-87), des progrès substantiels ont été accomplis aussi bien dans la complexité des problèmes de ruptures résolus (voir exemple II. 2, [5, 7]) que dans le degré de généralité des solutions obtenues [8]. Des applications stratégiques ont été envisagées [6, 7]. Tous ces résultats ont été diffusés rapidement dans le GRECO. Il est tout de même bon de savoir qu'en URSS par exemple un grand nombre d'ingénieurs de domaines d'application très divers sont capables de formuler certains de leurs problèmes directement en termes de ruptures de modèles et d'utiliser les outils correspondants.

Dans cette perspective d'utilisation plus large des outils existants, on peut regretter que le thème des ruptures de modèles n'ait pas bénéficié, comme le « non stationnaire », d'un travail de comparaison d'algorithmes sur les signaux tests définis par le groupe.

D'autre part, un autre travail utile pour les utilisateurs — et aussi les concepteurs — d'algorithmes consisterait en une comparaison des approches « non stationnaire » (évolutive, temps-fréquence, ...) et « ruptures de modèles » pour la Reconnaissance des Formes.

Manuscrit reçu le 23 avril 1988.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] R. ANDRÉ-OBRECH, A new statistical approach for the automatic segmentation of continuous speech signals, *IEEE Trans. on ASSP*, 36, 1988, p. 29-40.
- [2] U. APPEL et A. V. BRANDT, Adaptive sequential segmentation of piecewise stationary time series, *Information sciences*, 29, 1983, p. 27-56.
- [3] M. BASSEVILLE, Detecting changes in signals and system — A survey, *Automatica*, 24, 1988, p. 309-326.
- [4] M. BASSEVILLE et A. BENVENISTE, éd. Detection of abrupt changes in signals and dynamical systems, *LNCIS*, n° 77, 1986, Springer-Verlag, Berlin.
- [5] M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE, G. MOUSTAKIDES et A. ROUGÉE, Detection and diagnosis of changes in the eigenstructure of nonstationary multivariable systems, *Automatica*, 23, 1987, p. 479-489.
- [6] M. BASSEVILLE, G. FAVIER et A. SMOLDERS, Détection de ruptures de modèles et applications en traitement adaptatif du signal, 11^e GRETSI, 1^{er}-5 juin 1987, Nice.
- [7] M. BASSEVILLE et G. LE VEY, Analyse et surveillance vibratoire d'une machine en rotation, 8^e Conférence INRIA « Analyse et Optimisation des Systèmes », Antibes, 8-10 juin 1988.
- [8] A. BENVENISTE, M. BASSEVILLE et G. MOUSTAKIDES, The asymptotic local approach to change detection and model validation, *IEEE Trans. on Aut. Cont.*, 32, 1987, p. 583-592.
- [9] J. CORGE et F. PUECH, Analyse du rythme cardiaque fœtal par des méthodes de détection de rupture, *Proc. 7th INRIA Int. Conf. « Analyses et Optimisation des Systèmes »*, Antibes, 1986.
- [10] E. DAYMIER et F. CASTANIÉ, Analyse d'une méthode de détection des sauts de moyenne de variance, 10^e GRETSI, 20-24 mai 1985, Nice.

- [11] J. C. DECKERT, M. N. DESAI, J. J. DEYST et A. S. WILLSKY, F-8 DFBW sensor failure identification using analytic redundancy, *IEEE Trans. on Aut. Contr.*, 22, 1977, p. 795-803.
- [12] J. DESHAYES et D. PICARD, Off-line statistical analysis of change-point models using non parametric and likelihood methods, dans [4], chap. 5, 1986, p. 103-168.
- [13] G. FAVIER et A. SMOLDERS, Adaptive smoother-predictors for tracking maneuvering targets, *Proc. 32rd Conf. on Dec. and Contr.*, Las Vegas, NV, 1984, p. 831-836.
- [14] B. FRIEDLANDER et B. PORAT, Detection of transient signals by the Gabor representation, *Proc. ICASSP*, 87, Dallas, 1987, p. 1692-1695.
- [15] B. KEDEM et E. SLUD, Time series discrimination by higher order crossings, *Ann. of Statistics*, 10, 1982, p. 786-794.
- [16] J. KORN, S. W. GULLY et A. S. WILLSKY, Application of the generalized likelihood ratio algorithm to maneuver detection and estimation, *Proc. Am. Contr. Conf.*, Arlington, VA, 1982, p. 792-798.
- [17] I. V. NIKIFOROV, Sequential detection of changes in stochastic systems. dans [4], chap. 7, 1986, p. 216-258.
- [18] I. V. NIKIFOROV et I. N. TIKHONOV, Application of change detection theory to seismic signal processing, dans [4], chap. 12, 1986, p. 355-373.
- [19] D. PERRIOT-MATHONNA, Recursive stochastic estimation of parameters subject to random jumps, *IEEE Trans. on Aut. Contr.*, 29, 1984, p. 962-969.
- [20] L. TELKSNYS éd., Detection of changes in random processes, *Translations series in Mathematics and Engineering*, Springer-Verlag, Berlin, 1986.
- [21] P. B. USORO, I. C. SCHICK et S. NEGAHDARIPOUR, An innovation-based methodology for HVAC system fault detection, *Trans. of ASME*, 107, 1985, p. 284-289.
- [22] A. S. WILLSKY, A survey of design methods for failure detection in dynamic systems, *Automatica*, 12, 1976, p. 601-611.