DIAGNOSTIC SÉQUENTIEL DE PANNES DANS LES SYSTÈMES NAVIGATION

Igor V. NIKIFOROV

L.A.I.L. U.R.A. CNRS 1440 D Université des Sciences et Technologies de Lille
Bâtiment P2, 59655, Villeneuve d'Ascq Cedex, France

RÉSUMÉ

Le contrôle d'intégrité comprend trois étapes suivantes : la détection de pannes, l'isolation (identification) du type de panne et la reconfiguration du système de navigation pour continuer sa mission. Le but de cet article consiste à résoudre le problème du diagnostic (détection et isolation) de la façon statistique. Le principe de l'algorithme du diagnostic est basé sur la minimization d'une fonction de risque de l'apparition de valeurs aberrantes.

ABSTRACT

Integrity monitoring requires that the navigation system detects, isolates faulty measurement sources, and removes them from the navigation solution before they sufficiently corrupt the output. The goal of the paper is to present a statistical solution to the problem of fault detection/isolation. The theoretical principle of the proposed approach is based on the minimization the average risk of big outliers.

1. Introduction

Pourquoi le contrôle d'intégrité est-il important en navigation. Les systèmes de navigation sont des équipements classiques sur les mobiles tels que les avions, les navires, les missiles, entre autres [1]. Les systèmes de navigation conventionnels utilisent des sources d'informations multiples ou capteurs. Il est possible, en utilisant les informations fournies par ces sources, et les équations du mouvement des véhicules, de connaître tous les paramètres de localisation souhaités (position, vitesse, etc.). Dans des conditions normales de fonctionnement, les signaux de sortie des systèmes de navigation contiennent des informations utiles entachées des erreurs de fonctionnement normales. Le problème de l'estimation optimale des paramètres désirés X_t peut être représenté de la façon suivante. Supposons qu'il existe un système dynamique stochastique à temps discret $\mathcal{F}_t(\theta)$:

$$\left\{ \begin{array}{lcl} X_{t+1} & = & f_\theta(X_t, V_t, t) \\ Y_t & = & h_\theta(X_t, W_t, t), \end{array} \right. \qquad (1)$$

où Y_t est le vectuer des mesures, V_t et W_t sont des suites de bruit blanc à moyenne nulle indépendantes l'une de l'autre et θ est le vecteur paramétrique du modèle (1). Dans des conditions normales de fonctionnement $\theta = \theta_0$. Soit le critère suivant :

$$P_t = \mathrm{cov}(X_t - \hat{X}_t), \;\; b_t = E(X_t - \hat{X}_t),$$

dans lequel $\hat{X}_t$ est l'estimée de X_t. Il est bien connu que, en faisant l'hypothèse de la linéarité, l'*estimée non biaisée optimale*, qui minimise toute fonction non décroissante monotone à valeur scalaire de P_t, est l'espérance conditionnelle :

$$\hat{X}_t = E_{\theta_0}(X_t|Y_1, \ldots, Y_t).$$

Par conséquent, $P_t = P_{\mathrm{opt}}$ et $b_t = 0$. La méthode numérique permettant de calculer cette espérance est le *filtre de Kalman*.

Si la *panne d'un capteur* (ou la dégradation d'un sous-système) se produit à l'instant inconnu t_0, alors le vecteur paramétrique θ_0 devient θ_1. Le modèle (1) n'est donc plus valide et les signaux de sortie Y_t impliquent une erreur supplémentaire. Ceci a pour conséquence que *l'espérance $E_{\theta_0}(X_t|Y_1, \ldots, Y_t)$ n' est pas une solution optimale lorsque $t \geq t_0$.* En outre, il arrive très souvent que la panne d'un capteur (ou la dégradation d'un sous-système) *aboutisse au biais :*

$$b_t = E(X_t - \hat{X}_t) \neq 0,$$

qui est manifestement indésirable.

Ce qu'il faut faire. Tout d'abord, il nous faut *détecter* le fait qu'une panne s'est produite et *isoler* cette panne (c'est-à-dire en déterminer l'origine). Ensuite il faut *reconfigurer* automatiquement le système $\mathcal{F}_t(\theta)$ (1), afin d'éliminer le capteur ou le sous-système défaileant de la solution de navigation pour que l'avion puisse poursuivre sa mission avec son système de navigation dégradé [1].
La dégradation du système de navigation devrait être détectée le plus tôt possible, dès lors qu'elle mène à une croissance inacceptable des erreurs en sortie. Il est essentiel de détecter et isoler rapidement les pannes, car entre la survenance d'une panne à l'instant t_0 et sa détection ou son isolation, les utilisateurs exploitent des mesures anormales ($P_t > P_{\mathrm{opt}}$, ou $|b_t| > 0$). D'autre part, les fausses alarmes ou isolations erronées réduisent la précision de l'estimée, car certaines données correctes ne sont pas utilisées alors que des fausses le sont. La solution optimale implique un compromis entre ces deux exigences contradictoires.

2. Critères et formulation du problème

Nous nous appuyons principalement sur [1, 2, 3, 4, 5]. Dans les cadre des hypothèses ci-dessus, l'erreur $X_t - \hat{X}_t$ est un vecteur gaussien à moyenne nulle de matrice de covariance P_t (dans les conditions normales de fonctionnement). Pour prendre en compte les erreurs possibles dans toutes les directions nous utilisons *l'ellipsoïde d'erreur* suivante :

$$\mathcal{E} : (X_t - \hat{X}_t)^T P_t^{-1} (X_t - \hat{X}_t) = \chi^2(\alpha).$$

Cet ellipsoïd décrit la région de confiance à $100(1-\alpha)\%$:

$$P\left\{(X_t - \hat{X}_t) \in \mathcal{E} | t < t_0\right\} = P\left\{(X_t - \hat{X}_t)^T P_t^{-1}(X_t - \hat{X}_t) \le \chi^2(\alpha^0) | t < t_0\right\} = 1 - \alpha^0.$$

En d'autres termes, nous fixons une probabilité acceptable à l'apparition de valeurs aberrantes. Supposons que le système de navigation peut se trouver dans K états : *fonctionnement normal* $(l = 0)$ et *fonctionnement anormal* $(l = 1, \ldots, K-1)$. En outre, nous supposons que le temps moyen $E(t_0)$ entre défaillances est donné *a priori*. Envisageons une suite de vols d'avions. Appelons M_i l'heure de fin du vol i :

$$M_0 = 0 < M_1 < M_2 < \ldots < M_i < \ldots$$

Entre l'état 0 et le moment où l'état l est atteint pour la première fois, la durée moyenne $E(t^l_{\text{vie}})$ d'un *cycle de vie* du système de navigation satisfait l'équation suivante :

$$E(t^l_{\text{vie}}) \simeq E(t_0) + \frac{1}{2}\overline{M}, \quad \overline{M} = E(M_i - M_{i-1}).$$

Définissons la *fonction de risque moyenne* de la façon suivante (voir [1]) :

$$\overline{R}^l_{\text{vie}} = \frac{\int_0^\infty P\left\{(X_t - \hat{X}_t) \in \mathcal{E} | t\right\} \pi_l(t) dt}{E(t^l_{\text{vie}})},$$

où $\pi_l(t)$ est la densité de la distribution de la durée d'un cycle de vie.

Les systèmes de radionavigation, systèmes inertiels à axes redondants, peuvent être ramenés à le modèle de régression avec *redondance* :

$$Y_t = H X_t + W_t + \Upsilon_l(t, t_0), W_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 I),$$

où $\Upsilon_l(t, t_0) = 0$ si $t < t_0$ et $\Upsilon_l(t, t_0) = \Upsilon_l$ si $t \ge t_0$, $\dim Y > \dim X$, $\operatorname{rank} H = \dim X$, $l = 1, \ldots, K-1$.

On peut démontrer que sous réserve de quelques hypothèses asymptotiques la borne supérieure pour la fonction de risque moyenne satisfait l'équation suivante :

$$\overline{R}^l_{\text{vie}} \le \tilde{R}_{\text{vie}} = \alpha^0 + (\alpha^1 - \alpha^0)\frac{(K-1)\overline{M}}{2\overline{T}_{\text{f a}}} + (\alpha^\lambda - \alpha^0)\frac{\overline{\tau}^*\left(1 - \frac{\overline{\tau}^*}{2\overline{M}}\right)}{E(t_{\text{vie}})} + \{\alpha^1 - \alpha^0 + (\alpha^\lambda_{\text{f i}} - \alpha^0)(K-2)\beta_{\text{f i}}\}\frac{\frac{\overline{M}}{2} - \overline{\tau}^*\left(1 - \frac{\overline{\tau}^*}{2\overline{M}}\right)}{E(t_{\text{vie}})},$$

où α^1 est la probabilité d'apparition d'une valeur aberrante apres isolation et reconfiguration *correctes* d'une panne, α^λ est la probabilité d'apparition d'une valeur aberrante apres l'apparition d'une panne, $\alpha^\lambda_{\text{f i}}$ la probabilité d'apparition d'une valeur aberrante apres isolation et reconfiguration *erronées*, $\overline{\tau}^*$ est le pire retard moyen de détection/isolation d'une panne, $\beta_{\text{f i}}$ est une valeur maximale des probabilités de prise d'une isolation erronée, $\overline{T}_{\text{f a}}$ est une valeur minimale des durées moyennes avant une fausse alarme. Ensuite, il en résulte que cette borne supérieure $\tilde{R}_{\text{vie}}$ est une fonction des paramètres de performances statistique d'algorithme du diagnostic (détection et isolation) séquentiel de pannes [2, 3, 4, 5]. Finalement, nous obtenons le critère d'optimisation suivant pour ajuster les algorithmes de détection/isolation de pannes :

$$\begin{cases} \tilde{R}_{\text{vie}}(\overline{\tau}^*, \overline{T}_{\text{f a}}, \beta_{\text{f i}}) & \to & \min \\ \tilde{g}(\overline{\tau}^*, \overline{T}_{\text{f a}}, \beta_{\text{f i}}) & = & 0 \end{cases},$$

où l'équation $\tilde{g}(\overline{\tau}^*, \overline{T}_{\text{f a}}, \beta_{\text{f i}}) = 0$ décrit les propriétés statistiques d'algorithme du diagnostic (la borne inférieure dans la classe).

Algorithme du diagnostic. Les algorithmes de détection /isolation de rupture doivent calculer un *couple* (N, ν), où N est l'instant de détection/isolation de la panne de type ν et la valeur de $\nu, \nu = 1, \ldots, K-1$ représente la *décision finale* (vois [6]). Nous voulons que le pire retard moyen de détection/isolation :

$$\overline{\tau}^* = \sup_{t_0 \ge 1, 1 \le l \le K-1} \operatorname{esssup} E^l_{t_0}(N - t_0 + 1 | N \ge t_0, Y_1^{t_0-1})$$

soit aussi faible que possible dans la classe

$$\mathcal{K}_{\gamma\beta} = \left\{(N, \nu) : \min_{1 \le j \le K-1} E_0\left(N^{\nu=j}\right) \ge \gamma_{\text{f a}} \right. \left. \max_{1 \le i \le K-1}\max_{1 \le j \ne i \le K-1} \mathbf{P}_i(\nu = j \ne i) \le \beta_{\text{f i}}\right\} \quad (2)$$

où $\beta_{\text{f i}}$ est une valeur maximale donnée *a priori* des probabilités de prise d'une isolation erronée.

Theorem 1 *Considérons la classe* $\mathcal{K}_{\gamma\beta}(2)$. *Supposons que* $\mathcal{K}_{\gamma\beta}$ *n'est pas vide. Définissons la borne inférieure* $n(\gamma)$ *comme l'inf. du pire retard moyen de détection dans la classe* $\mathcal{K}_{\gamma\beta}$. *Il vient*

$$n(\gamma_{\text{f a}}, \beta_{\text{f i}}) \sim \max\left\{\frac{\ln \gamma_{\text{f a}}}{\rho^*_{\text{f a}}}, \frac{\ln\left[n(\gamma_{\text{f a}}, \beta_{\text{f i}})\beta_{\text{f i}}^{-1}\right]}{\rho^*_{\text{f i}}}\right\} \quad (3)$$

$$\textit{lorsque}\ \gamma_{\text{f a}} \to \infty,\ \beta_{\text{f i}} \to 0,\ \gamma_{\text{f a}}\beta_{\text{f i}} = \textit{const.}$$

Donc, nous avons ramené le problème du contrôle d'intégrité d'un système de navigation à un problème de détection/isolation de ruptures [2, 3, 4, 5, 6].

Références bibliographiques

[1] Debanne, P. et Nikiforov, I. (1994) Contrôle d'intégrité dans les systèmes navigation aéronautiques, Colloque ATMA94, Sécurité et Fiabilité dans les domaines Maritime et Aéronautique, Paris 27-28 Avril 1994, pp.75-88.

[2] Nikiforov, I.V. (1994a) On-line diagnosis of dynamic-stochastic system, IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, June 13-16, Espoo, Finland, 1994, v.1, 311-316.

[3] Nikiforov, I.V. (1994b) Sequential optimal detection and isolation of faults in systems with random disturbances, American Control Conference, June 29 - July 1 1994, v.2, 1853-1857.

[4] Nikiforov, I.V. (1995a) A generalized change detection problem, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, no. 1, January, 1995.

[5] Nikiforov, I.V. (1995b) On two new criteria of optimality for the problem of sequential change diagnosis, American Control Conference, June 21 - 23 1995.

[6] Nikiforov, I.V. (1995c) Diagnostic séquentiel optimal de ruptures dans les systèmes stochastique, Quinzieme Colloque GRETSI sur Traitement du Signal et des Images, Juan les Pins, 18 au 22 Septembre 1995.