

# Recherche d'Informations Cachées

Philippe CORNU, Lionel FILLATRE, Igor NIKIFOROV, Florent RETRAINT

ICD/LM2S - FRE CNRS 2848 - Université de Technologie de Troyes  
12, rue Marie Curie - B.P. 2060 - 10010 Troyes cedex - France

E-mail : prénom.nom@utt.fr

**Résumé** – Pour cacher efficacement de l'information sur un disque dur, ou bien pour la communiquer sans attirer l'attention, dans la mesure où un fichier crypté est facilement repérable, il est préférable de recourir à des techniques de communication cachée, c'est-à-dire, de cacher l'information sensible (texte ou image par exemple) dans un objet numérique qui peut être une image, un fichier son ou une vidéo, sans que la perception usuelle de l'objet numérique en soit altérée. C'est un enjeu important pour les forces de police et de sécurité de pouvoir déterminer si, dans un ensemble de fichiers, certains d'entre eux servent à cacher de l'information. Le projet RIC (Recherche d'Informations Cachées) a pour objectifs de définir une méthode puis de développer un démonstrateur logiciel pour identifier, rapidement et de façon fiable, parmi un très grand nombre de fichiers correspondant à des images, des sons ou des vidéos, ceux dans lesquels se trouve une information cachée, que cette information soit un texte, une image, un son ou une vidéo. L'approche proposée repose sur l'identification d'invariants de modèles paramétriques et/ou semi-paramétriques du domaine considéré (image, son, vidéo), sur la construction de tests epsilon-optimaux (invariants) permettant de préserver une grande partie d'optimalité et de réaliser des règles statistiques numériquement stables et fiables. Les approches non-Bayésiennes (test minimax ou test le plus puissant) seront privilégiées car ce type d'approche est insensible par rapport à la précision de l'information a priori.

**Abstract** – To hide information on a hard disk or to e-mail it in a secure way, it is better to use information hiding techniques, i.e. to hide the confidential information (e.g a text or an image) in a digital object (image, audio or video) in such a way that the perception of this object remains unaltered, than to use cryptography because a cryptogram is too easy to identify. Therefore, it is an important and useful challenge for police and security forces to detect in a huge set of files which of these files contain the hidden information. The aim of the RIC project (RIC is for Recherche d'Informations Cachées) is to design the methods and to develop the software in order to identify - quickly and reliably - which ones among a huge set of files (image, audio, and video) are used to hide information which can be a text, an image, or an audio or a video record. The proposed approach of hidden information seeking is based on the theory of invariant tests used together with the parsimonious parametric or semi-parametric models of acquisition channels. To warrant the numerical stability and robustness of the obtained statistical rules and to reduce their computational burden, the epsilon-optimal (invariant) tests are proposed. Such tests preserve the main part of optimality accepting the lost of a small part of their performance to gain significantly in simplicity, stability and robustness of the detection scheme. Non-Bayesian approaches will be preferred (e.g. minimax and most powerful) because of robustness of such approaches with respect to a priori information accuracy.

Projet associant l'IRCGN, le MIOCT DGPN-CTA, Personal Interactor, Thales et l'UTT.

## 1 Introduction

L'inspection automatisée d'objets numériques revêt une importance croissante. L'arrivée des technologies de la communication et de l'information (TIC) ont permis le développement de nombreuses méthodes pour surveiller des systèmes complexes et diagnostiquer la présence d'éventuelles anomalies affectant ces systèmes. Par exemple, dans le domaine du contrôle non destructif [6], la tomographie par rayons X permet d'inspecter des objets manufacturés et de détecter d'éventuels défauts. Le projet RIC (Recherche d'Informations Cachées) s'inscrit dans ce contexte. Il a pour but de détecter des informations cachées (typiquement des anomalies dans l'objet inspecté) dans des objets numériques (essentiellement des images) de natures diverses et variées.

Pratiquement, le problème que l'on adresse est le suivant : face à un très grand nombre d'images, comment déterminer celles qui contiennent un objet numérique caché, et ce, "rapidement" compte tenu des masses de données

à traiter. Il convient de noter que ce problème est (très) difficile puisque l'image à traiter (avec ou sans anomalie) est inconnue et que le système d'acquisition d'images peut également être mal connu. Le second problème, mais celui-ci n'est pas pris en compte dans le projet RIC (les techniques nécessaires seraient différentes), est d'extraire l'objet numérique du support. Cette seconde partie correspondrait notamment à une phase de caractérisation du défaut. L'objectif est donc le suivant : définir et implémenter une méthode de décision statistique fiable pour identifier - dans un ensemble d'images - celles qui contiennent un objet numérique caché.

Les travaux du projet RIC se scindent en cinq phases :

1. analyse du besoin et spécifications ;
2. constitution d'une base de données audiovisuelles ;
3. méthode de décision statistique ;
4. implémentation ;
5. tests, validation et synthèse.

La première phase permet de consolider le cadre du projet. La deuxième conditionne les réalisations techniques : la base d'objets numériques sera indispensable pour la méthode de décision statistique, en y spécialisant une base d'apprentissage, mais aussi pour la phase d'implémentation, pour tout ce qui à trait à la gestion des objets numériques. Enfin, elle servira bien évidemment aussi aux tests et à l'évaluation finale dans des conditions proches des conditions opérationnelles. La troisième constitue le cœur du projet. Elle accompagne toutes les phases du projet de manière interactive. Cette phase intègre des essais numériques pour tester et valider les algorithmes qui seront proposés. Ce prototypage sera bien évidemment indispensable pour la phase suivante. La quatrième phase sera dédiée à la réalisation du logiciel RIC, implémentation des algorithmes issus de la phase précédente, dans un environnement de gestion d'objets numériques multimédias, selon une méthodologie de développement adaptée et validée par les partenaires opérationnels, et intégrant la dimension maintenance. La dernière phase sera essentielle pour l'ensemble du projet, qui verra la confrontation du logiciel RIC avec des situations opérationnelles. Les tests permettront de vérifier l'aptitude et les performances du logiciel, la validation et la qualification donneront une première estimation de sa fiabilité opérationnelle.

Ce papier présente les résultats préliminaires de la phase d'analyse du besoin et spécifications. Il introduit le formalisme mathématiques et la méthodologie qui seront déployés dans le cadre du projet RIC.

## 2 État de l'art et problématique

La détection d'anomalies dans un objet numérique partiellement connu peut être abordée de différentes façons. Pour décrire ces méthodes, considérons par exemple le cas où l'objet numérique à inspecter est une image [17].

### 2.1 État de l'art

Les principales orientations scientifiques identifiées concernent l'apprentissage supervisé, l'identification aveugle, les approches statistiques paramétriques et les approches statistiques non-paramétriques.

#### 2.1.1 Apprentissage supervisé

Les techniques basées sur un apprentissage supervisé fonctionnent en deux temps : 1) une phase d'apprentissage et 2) une phase de test. Dans la phase d'apprentissage, une base d'exemples d'objets numériques étiquetés (une étiquette "image sans anomalie" ou "image avec une anomalie" est associée à chaque objet numérique) permet de construire un détecteur statistique (avec une méthode de type SVM (Séparateur à Vaste Marge) par exemple). Ce détecteur cherche à discriminer le plus précisément possible les deux classes d'objets. Pour ce faire, la construction du détecteur peut s'appuyer sur des statistiques déduites des images (provenant par exemple de filtres basses fréquences, hautes fréquences, etc). Dans

la phase de test, des images inconnues sont fournies au détecteur qui doit décider s'il y a ou non une anomalie dans l'objet inspecté. L'intérêt pratique de ces approches reste sujet à plusieurs contraintes : 1) la phase d'apprentissage est une étape cruciale : il faut bien choisir les objets numériques qui la constituent, 2) la structure du détecteur dépend de paramètres (type de noyaux d'apprentissage, taille de la base d'apprentissage) choisis de manière empirique, 3) les probabilités de fausse alarme et de bonne détection ne peuvent pas être fixées de manière précise à l'avance.

#### 2.1.2 Identification aveugle

Dans ce type d'approche, l'image inspectée est considérée comme une combinaison linéaire entre l'image sans anomalie ("image saine") et l'anomalie. Cette relation est inconnue ainsi que le couple "image saine" et anomalie. Il s'agit donc de traiter un problème de séparation de sources en aveugle, qui peut être résolu avec les méthodes classiques du domaine. Cette approche ne nécessite pas de données d'apprentissage, et elle permet de détecter et d'extraire l'anomalie. Cependant, si les distributions statistiques des images inspectées sont non-stationnaires, les méthodes classiques de séparation de sources en aveugle deviennent inopérantes. De même, si l'opération correspondante à l'introduction de l'anomalie dans l'image saine n'est pas linéaire, l'extraction du message devient nettement plus difficile. Enfin, cette approche reste très sensible au modèle statistique *a priori* utilisé pour décrire l'objet numérique.

#### 2.1.3 Statistique paramétrique

Pour ce type d'approche, l'image saine et l'image inspectée sont décrites par un modèle statistique avec une structure définie et un nombre fini de paramètres. Il existe plusieurs approches selon que 1) ces paramètres sont connus, 2) partiellement connus ou 3) complètement inconnus. En fonction des informations *a priori* disponibles, deux approches sont envisageables : l'approche Bayésienne et l'approche non-Bayésienne. L'approche Bayésienne est recommandée lorsque les informations *a priori* sont de nature aléatoire, sinon l'approche non-Bayésienne est préférable. L'approche Bayésienne nécessite de disposer d'informations *a priori* fiables sur les paramètres statistiques d'objets numériques sous peine de proposer une procédure de détection peu efficace. Dans les cas 1) et 2), de nombreux résultats d'optimalité sont disponibles, ce qui rend ces approches très séduisantes (en termes de fiabilité de la méthode). Le cas 3) reste très délicat à traiter avec des approches paramétriques. De manière générale, le point fort des méthodes paramétriques réside dans le bon niveau de performance des tests statistiques associés, mais par nature, ces approches sont particulièrement sensibles aux erreurs de modélisation. Si le modèle statistique est non-stationnaire et/ou non-linéaire, de sérieuses difficultés théoriques et méthodologiques apparaissent pour construire une procédure de détection efficace.

### 2.1.4 Statistique non-paramétrique

Ces approches reposent sur les propriétés statistiques des images en absence de modèles paramétriques disponibles. Il s'agit plus précisément de détecter des différences statistiques significatives entre une image saine et une image infectée par une anomalie. Ces approches sont très généralistes, ce qui les rend adaptables aux nombreux problèmes pratiques. Par exemple, il est possible de décrire des relations (non-) linéaires entre les pixels voisins d'une image (quel que soit le domaine de représentation de l'image : domaine spatial, fréquentiel, etc), puis de former certaines statistiques, et finalement de faire un test du type Kolmogorov-Smirnov pour détecter la déviation de distribution de ces statistiques d'une loi qui caractérise une image saine. Le problème majeur de ces méthodes réside dans la puissance relativement faible des tests non paramétriques par rapport aux tests paramétriques, et dans le manque de maîtrise des niveaux de confiance des procédures de détection. Autrement dit, il est généralement impossible de préciser le niveau de fausse alarme et la probabilité de bonne détection des méthodes de ce type, ce qui décourage fortement leur utilisation pratique.

## 2.2 Problématique

L'analyse des différentes méthodes précédemment décrite montre que certains pistes restent encore à étudier.

### 2.2.1 Statistique paramétrique et/ou semi-paramétrique et/ou non-paramétrique

Premièrement, il est souhaitable de comprendre les limites (entropiques et statistiques) de la capacité d'une image saine à contenir une anomalie sans que cette anomalie ne soit détectable. Il s'agit typiquement d'un problème de détectabilité. Deuxièmement, il s'agit d'examiner l'impact apporté par l'anomalie sur les propriétés (statistiques) de l'image inspectée.

### 2.2.2 Modèles statistiques d'image

La recherche des invariants dans les images est fortement basée sur les notions de prédictibilité et de redondance des images naturelles. C'est grâce à la prédictibilité basée sur la redondance d'image, qu'on peut espérer construire des équations permettant la vérification de relations entre les pixels voisins et calculer les statistiques de détecteurs de l'information cachée. L'étude des modèles de Markov (particulièrement des champs de Markov) est également très importante dans le cas d'application de l'approche Bayésienne. Pour une approche non-Bayésienne, l'étude physique du processus de formation des données semblent également incontournable.

### 2.2.3 Modèles d'acquisition physique

Dans le but de chercher des propriétés statistiques spécifiques à l'objet numérique, il est souhaitable de disposer de connaissances solides sur le système d'acquisition physique et son impact sur les propriétés physiques de l'objet

numérique, avec ou sans anomalie. Par exemple, il est nécessaire de savoir si le système d'acquisition engendre des perturbations/dégradations systématiques sur l'objet numérique.

## 3 Méthodologie et modélisation

Cette section présente les grandes lignes de la méthodologie que nous souhaitons employer pour répondre au problème posé.

### 3.1 Méthodologie envisagée

Les méthodes que nous souhaitons développer sont basées sur l'idée relativement simple suivante : un test statistique doit pouvoir détecter la présence d'anomalies dans une image puisque les propriétés statistiques locales et/ou globales de l'image sont changées par cette présence. Il est évident que la partie très importante des travaux de recherche consiste en la définition et l'exploitation des propriétés statistiques très stables de l'image ou, scientifiquement parlant, des invariants de l'image. Dès que de tels invariants sont identifiés, alors la théorie moderne de tests invariants peut apporter des solutions optimales (ou minimax) pour choisir entre deux hypothèses alternatives : {l'image ne contient pas d'anomalie} et {l'image est contaminée par des anomalies}.

Supposons que l'image inspectée est produite par une chaîne d'acquisition "photographique" numérique, composée des trois parties principales :

- le sujet ou l'objet de la photographie (portrait, groupe, système industriel, etc.) ;
- le canal de transmission d'information : l'objectif, le capteur optique, etc. ;
- la compression et le stockage de l'information.

Le sujet ou l'objet de la photographie est entièrement inconnu, il représente donc un paramètre de nuisance. L'utilisation des propriétés physiques/géométriques de l'objet de la photographie comme invariant s'avère très difficile, voire impossible, sauf dans les cas où la classe des sujets/objets est très restreinte, avec certaines propriétés spécifiques de l'image prise. Par contre, le canal de transmission, la compression et le stockage de l'information optique - c'est-à-dire l'objectif, le capteur optique, les logiciels de compression/stockage... - restent probablement beaucoup plus stables. Cela doit nous permettre de définir des modèles paramétriques parcimonieux. Le paramétrage local de ces modèles se réalise à l'aide d'une fenêtre glissante dans l'image. Cette approche va permettre de "stationnariser" les variations de contraste et simplifier l'identification des invariants. De cette façon, nous arrivons à réduire la dimension du paramètre de nuisance à un strict minimum. Évidemment, pour les différentes méthodes de compression et les différents formats de stockage, il faut étudier la question de la stabilité de leurs impacts sur les propriétés statistiques des images numériques résultantes.

La recherche des invariants est basée sur les modèles, paramétrables localement, du canal de transmission d'informations. Dans le cas le plus optimiste, la souplesse des

tels modèles paramétriques sera suffisante localement pour identifier un nombre suffisant d'invariants. Néanmoins, il faut prévoir la situation où les modèles paramétriques ne sont pas suffisamment souples et il est donc nécessaire d'ajouter une partie non paramétrique au modèle. Le caractère novateur de notre approche est l'utilisation des modèles semi-paramétriques pour modéliser le canal de transmission et certains éléments d'autres étapes de la chaîne d'acquisition en photographie numérique.

Ce caractère novateur est également représenté par la construction des tests epsilon-optimaux (invariants) permettant de préserver une grande partie d'optimalité et de réaliser des règles statistiques numériquement stables et fiables. Nous allons privilégier les approches non-Bayésiennes (test minimax ou test le plus puissant) car ce type d'approche est insensible par rapport à la précision de l'information *a priori*. Cela doit nous permettre d'obtenir les tests applicables dans les situations du "pire cas".

### 3.2 Modélisation physique

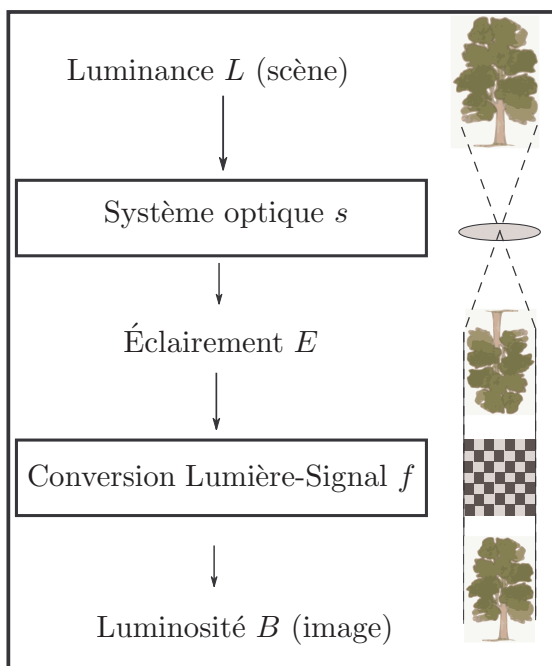


FIG. 1 – Diagramme typique d'un système d'acquisition optique.

Le but de cette section est de décrire un modèle typique d'acquisition optique entre la luminance de la scène imagée et l'intensité de l'image générée par le système optique d'acquisition. En général, le passage de la scène imagée à l'image finale dépend de nombreux phénomènes (mise au point de l'objectif, diffraction, etc) de nature assez complexe. De plus, dans le cas d'une acquisition numérique, différentes sources de bruits (courant d'obscurité, bruit de lecture, etc) peuvent également intervenir dans la formation de l'image.

Présentons brièvement un modèle simplifié de la transformation qui relie la luminance de la scène imagée à l'intensité du pixel de l'image finale fournie par le système d'acquisition. Supposons la scène originale munie d'un repère cartésien  $(O, x, y, z)$ . Un point  $M$  de la scène imagée, repéré par ses coordonnées  $M = (x_M, y_M, z_M)$ , est entièrement caractérisé par sa luminance  $L_M$ . La luminance correspond au nombre de photons émis (ou réfléchis) par le point  $M$  par unité d'angle solide et par unité de surface (voir détails dans [16]).

Il est admis que le processus d'acquisition optique est essentiellement constitué de deux fonctions,  $s$  et  $f$ , représentées sur la figure 1 (voir [11]). La fonction  $s$  représente les effets de la transmission des photons au travers du système optique de l'imageur (plus un éventuel bruit de transmission). Cette fonction peut varier spatialement sur l'image, mais il est admis qu'elle est linéaire par rapport à la luminance de la scène [12]. La fonction  $s$  modélise la transformation de la luminance  $L_M$  du point  $M$  à l'éclairement  $E_M$  fournit par le point  $M$  comme entrée du convertisseur photoélectrique. Nous supposons que le temps d'intégration est constant.

Les éléments photosensibles de l'imageur répondent à l'éclairement  $E_M$  en produisant un signal électrique (ou chimique dans certains cas) qui est échantillonné et quantifié afin de produire l'intensité lumineuse associée au pixel de l'image finale. Cette conversion photoélectrique est entièrement modélisée par la fonction  $f$  (voir figure 1). Cette fonction est généralement non linéaire par rapport à l'éclairement. Cette non-linéarité, souvent intentionnelle, résulte principalement de la volonté de quantifier le signal électrique avec un faible nombre de niveaux de quantification (afin de compresser au mieux l'information du signal électrique). Par exemple, dans un appareil photographique numérique, cette conversion photoélectrique est principalement assurée par un capteur CCD (Charged Couple Device) et un Convertisseur Analogique-Numérique (CAN). La non-linéarité provient alors du CAN puisque le capteur CCD est (approximativement) linéaire par rapport à l'éclairement  $E_M$ . Bien que non-linéaire, la fonction  $f$  est généralement spatialement invariante par rapport au dimension de l'image. Par conséquent, elle peut-être décrite comme une fonction de l'éclairement seul :  $B_M = f(E_M)$  quelque soit le point  $M$  à l'origine de l'éclairement.

La fonction  $f$  a fait l'objet de nombreuses études (voir par exemple [11, 14]) dans le but, notamment, de retrouver la luminance  $L_M$  à partir de la mesure  $B_M$ . Toutes les méthodes proposées supposent que la fonction  $f$  a une forme spécifique. Par exemple, dans [15], Mann et Picard suppose que  $f$  est de la forme  $f(E) = a + bE^c$  où  $a$ ,  $b$  et  $c$  sont des paramètres à estimer. Dans [14], Mann dresse une liste de modèles analytiques alternatifs. À l'opposé, dans [4], aucune forme particulière n'est imposée à la fonction  $f$  mais des contraintes sur sa régularité sont exploitées. Dans [18], un compromis entre ces deux approches est proposé au travers de l'utilisation d'une approximation polynômiale. Une approximation de bonne qualité est fournie par une fonction polynômiale de faible degré.

### 3.3 Modélisation mathématique

D'après la section précédente, nous pouvons supposer qu'il existe une relation de la forme  $B_M = g_{\theta}(L_M)$  entre la luminance  $L_M$  du point  $M$  de la scène originale et de l'intensité  $B_M$  du pixel de l'image finale associé au point  $M$ . La fonction  $g$  est supposée connue au paramètre  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)^T \in \mathbb{R}^p$  près. Idéalement, la fonction  $g$  doit être linéaire par rapport au paramètre  $\theta$ . Notons  $B_{i,j}$  l'intensité du pixel  $(i, j)$  de l'image finale correspondant (approximativement) à un point  $M_{i,j} = (x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j})$  de la scène originale de luminance  $L_{i,j}$ . Les indices  $(i, j)$  vérifient  $1 \leq i \leq p$ ,  $1 \leq j \leq q$  où  $p \times q$  est la taille de l'image. En toute généralité, la valeur  $B_{i,j}$  du pixel  $(i, j)$  est soit un scalaire (image en niveaux de gris), soit un vecteur (image en couleur ou image multispectrale). Dans la suite de cette communication, nous considérons uniquement le cas scalaire. Nous obtenons donc l'équation :

$$B_{i,j} = g_{\theta}(L_{i,j}) + \xi_{i,j} \quad (1)$$

où  $\xi_{i,j}$  est un bruit aléatoire qui prend en compte une éventuelle erreur de modélisation et les inévitables bruits aléatoires présents au sein du système d'acquisition.

L'image  $B_{i,j}$  (sous forme matricielle) est convertie en un vecteur  $Y$  suivant l'ordre lexicographique des pixels (les pixels sont parcourus de haut en bas, de gauche à droite). Nous obtenons alors le modèle vectoriel :

$$Y = G(\theta, X) + \xi \quad (2)$$

où  $X$  est un vecteur de taille  $p \cdot q$  obtenu à partir des luminances  $L_{i,j}$  rangées dans l'ordre lexicographique.

## 4 Problème de détection

Le problème de détection consiste, à partir de l'image finale, c'est-à-dire du vecteur de mesures  $Y$  (2), à choisir entre les deux hypothèses alternatives :  $\mathcal{H}_0 = \{\text{l'image ne contient pas d'anomalies}\}$  et  $\mathcal{H}_1 = \{\text{l'image est contaminée par une anomalie}\}$ . L'anomalie peut être introduite dans l'image finale de deux façons, ce qui est présenté sur la figure 2. Elle peut être présente dans la scène imagée (dans le cas d'un défaut dans un produit industriel par exemple) ou être introduite dans l'image finale (dans le cas par exemple d'une manipulation abusive du contenu de l'image finale). Dans le premier cas, l'anomalie est enregistrée dans l'image finale via le système optique et elle porte donc l'empreinte de toutes les caractéristiques du système d'acquisition. Au contraire, lorsque l'anomalie est directement introduite dans l'image finale, elle reste indépendante des caractéristiques du système d'acquisition. Dans chacune des deux situations, il est clair que les caractéristiques du système d'acquisition sont très importantes car elles peuvent permettre de détecter l'anomalie, soit parce qu'elle est justement liée au système, soit au contraire parce qu'elle ne respecte pas certaines contraintes imposées par ce système.

### 4.1 Modélisation du problème

Plus formellement, reprenons l'équation (2). Le vecteur  $X$  représente la luminance provenant de la scène dépour-

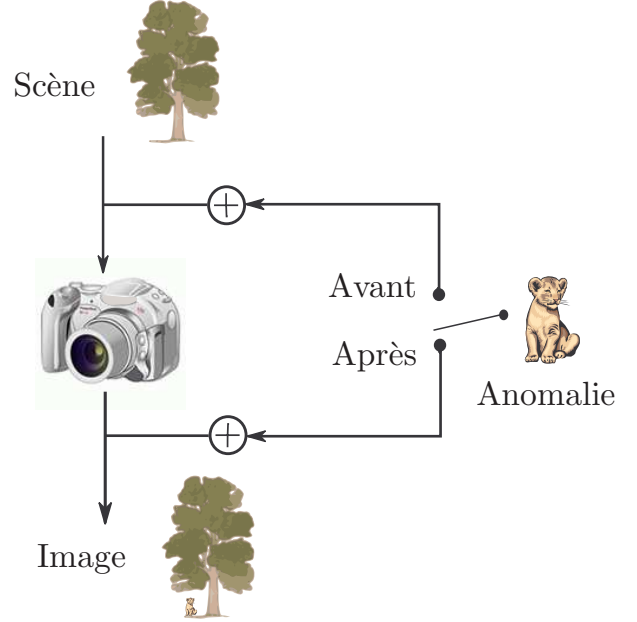


FIG. 2 – Position du problème de détection avec l'exemple d'un système d'acquisition photographique. L'anomalie peut être introduite en deux points différents, dans la scène imagée (avant le système d'acquisition) ou dans l'image finale (après le système d'acquisition).

vue d'anomalie. Lorsqu'une anomalie est présente dans l'image finale, sa présence se traduit de manière additive sur le flux lumineux et nous obtenons donc la mesure

$$Y = G(\theta, X) + \xi + M \quad (3)$$

où  $M \in \mathbb{R}^n$  traduit la présence de l'anomalie. Dans le cas d'une anomalie se situant dans la scène originale, le vecteur  $M$  peut s'écrire sous la forme  $M = G(\theta, U)$  où  $U$  correspond aux luminances de l'anomalie. Dans le cas d'une anomalie injectée dans l'image finale,  $M$  n'admet pas de forme explicite (puisque l'anomalie est complètement inconnue) mais il est naturel de supposer que  $M \neq G(\theta, U)$  pour tout vecteur  $\theta$  et sources de luminances  $U$  de taille fixée *a priori* (ceci signifie que l'anomalie ne possède pas l'empreinte du système d'acquisition). Dans les deux cas, le problème statistique à résoudre peut s'écrire sous la forme d'un choix entre les deux hypothèses

$$\mathcal{H}_0 = \{M = 0, \theta \in \mathbb{R}^p\} \quad (4)$$

et

$$\mathcal{H}_1 = \{M \neq 0, \theta \in \mathbb{R}^p\}. \quad (5)$$

Le vecteur  $X$  joue ici le rôle d'un paramètre de nuisance puisqu'il est impossible de connaître par avance la scène imagée. L'ajout d'un modèle sur  $M$  (notamment dans le cas d'une anomalie présente dans la scène originale) se fait au cas par cas. Dans ces hypothèses, la nature statistique du bruit  $\xi$  n'est pas prise en compte puisque le modèle reste générale mais il est évident que les propriétés statistiques de  $\xi$  doivent être intégrées au modèle pour une application donnée (ceci sera illustrée dans la section suivante).

## 4.2 Critères de performance

La qualité d'un test statistique est définie au moyen d'un ensemble de probabilités d'erreurs : la "fausse alarme" et la "non-détection" [3, 13, 2]. La fausse alarme signifie que le test a déclaré la présence d'une anomalie alors qu'en fait l'image inspectée est tout à fait saine. Notons  $\alpha$  la probabilité de cet événement. La non-détection a lieu lorsqu'une image affectée par une anomalie est déclarée saine. Notons  $1 - \beta$  la probabilité de cet événement. La probabilité  $\beta$  est appelée la puissance du test. Elle correspond à la probabilité de déclarer que l'image est défectueuse lorsque l'image est effectivement défectueuse.

Les subtilités majeures du problème de détection (4)-(5) consistent en 1) la présence de paramètres de nuisance  $X$  et 2) l'exploitation d'un modèle non-linéaire (matérialisée par la fonction  $(\theta, X) \mapsto G(\theta, X)$ ) et 3) la prise en compte d'éventuelles erreurs de modélisation, voire même l'absence de modèle paramétrique. La distinction entre les paramètres informatifs  $\theta$  et les paramètres de nuisance  $X$  est nécessaire parce que la luminance de la scène originale n'a aucun intérêt du point de vue de la détection des anomalies. Cependant, les indicateurs de performances ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) dépendent évidemment à la fois des paramètres informatifs et des paramètres de nuisance. Un des objectifs à atteindre lors de la conception d'une procédure de détection est donc d'établir une relation d'indépendance entre les indicateurs de performances et les paramètres de nuisance. Ceci est discuté plus en détails dans [1, 19, 7].

Plus formellement, soit  $\delta : \mathbb{R}^n \mapsto \{\mathcal{H}_0, \mathcal{H}_1\}$  le test statistique qui, au vu d'une image  $Y \in \mathbb{R}^n$ , choisi entre l'hypothèse  $\mathcal{H}_0$  (dans ce cas,  $\delta(Y) = \mathcal{H}_0$ ) ou  $\mathcal{H}_1$  (dans ce cas,  $\delta(Y) = \mathcal{H}_1$ ). La fonction de puissance du test  $\delta$  est donnée par  $\beta(\delta; \theta, X, M) = \Pr_{M \neq 0, \theta, X}(\delta(Y) = \mathcal{H}_1)$ , où  $\Pr_{M, \theta, X}$  désigne la probabilité du vecteur  $Y$  lorsque  $Y$  obéit à l'équation (3). Avec ces notations, la quantité  $\alpha(\delta) = \sup_X \Pr_{M=0, \theta, X}(\delta(Y) = \mathcal{H}_1)$  correspond à la pire probabilité de fausse alarme lorsque  $X$  est considéré comme un paramètre de nuisance. Bien évidemment, il est souhaitable que la fonction de puissance  $\beta(\delta; \theta, X, M)$  soit la plus grande possible (essentiellement vis-à-vis de  $M$ ) pour une probabilité de fausse alarme  $\alpha(\delta) = \alpha$  fixée par avance. Le lecteur intéressé trouvera des discussions approfondies sur ce type de problème de détection dans [10, 7, 8, 9].

## 5 Exemple d'application

Pour illustrer la méthodologie précédemment présentée, intéressons-nous à la détection d'anomalies dans des radiographies.

### 5.1 Inspection de radiographies

Intéressons-nous à un problème d'imagerie particulier : la détection d'une anomalie à partir de quelques radiographies bruitées [7, 8]. Pour simplifier la présentation, nous considérons une scène originale bidimensionnelle (2D) mais la généralisation au cas tridimensionnelle (3D) est immédiate. La scène est entièrement caracté-

sée par son coefficient d'atténuation surfacique  $s$  considéré comme une fonction numérique  $s : (x, y) \mapsto s(x, y)$ , de carré intégrable, et défini en tout point  $(x, y)$  d'un ensemble compact  $\mathcal{D}$  du plan :  $s \in \mathcal{L}_2(\mathcal{D})$ . Une telle scène est décrite sur la Figure 3. Dans cette figure, le domaine  $d$  correspond à une anomalie. La projection  $g : \mathbb{R} \mapsto \mathbb{R}$  de la scène  $s$  suivant l'angle de vue  $\omega \in [-\pi; \pi[$  (voir Figure 3) est alors définie par :

$$g(t, \omega) = \int_{l \in [0, L]} s(t \cos \omega - l \sin \omega, t \sin \omega + l \cos \omega) dl.$$

Dans le cas de la tomographie numérique, les projections sont obtenues à partir d'un détecteur numérique linéaire composé de  $n$  capteurs élémentaires dénombrant le nombre de photons  $X$  traversant la scène observée (voir Figure 3). Notant  $t_k \in \mathbb{R}$  l'abscisse du centre du  $k$ -ième capteur, nous disposons finalement d'une famille  $\tau = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  de  $n$  points, régulièrement espacés sur la barrette de détection. Par conséquent, la projection de la scène originale  $s$  pour un angle  $\omega$  est définie par la transformée de Radon discrète  $R_{\omega, \tau} : \mathcal{L}_2(\mathcal{D}) \mapsto \mathbb{R}^n$  :

$$R_{\omega, \tau} s = (g(t_1, \omega), g(t_2, \omega), \dots, g(t_n, \omega))^T. \quad (6)$$

D'un point de vue pratique, le vecteur  $R_{\omega, \tau} s$  s'interprète comme l'ensemble des intégrales curvilignes mesurant l'atténuation aux rayons  $X$  de la scène suivant les droites orientées selon la direction "source-capteur" et passant par les points  $t_k$ . Le but est de choisir entre les deux situa-

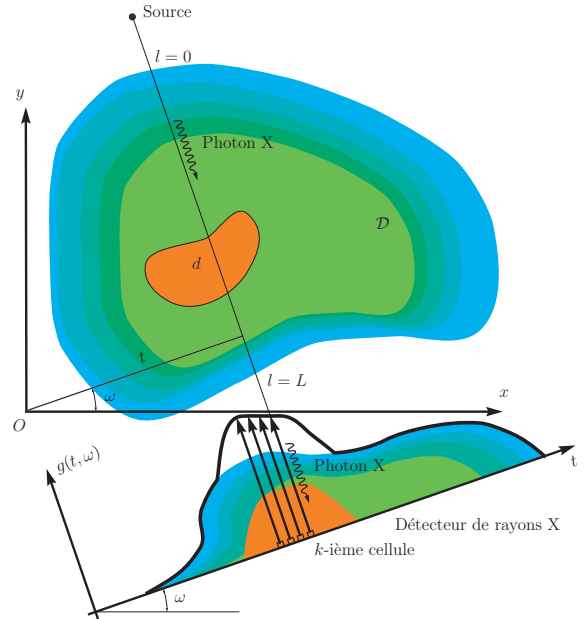


FIG. 3 – Détection d'une anomalie à partir de projections tomographiques.

tions :  $\mathcal{H}_0 = \{\text{il n'y a pas d'anomalie}\}$  and  $\mathcal{H}_1 = \{\text{il y a au moins une anomalie}\}$ .

### 5.2 Modèle de mesures

En pratique, le détecteur linéaire est souvent remplacé par un détecteur planaire. Le détecteur planaire, qui est

composé de  $n = n_x n_y$  capteurs discrets, peut être considéré comme une matrice de taille  $n_x \times n_y$  matrix. Notons  $\zeta_{i,j}$  la mesure du capteur à la ligne  $i$  et la colonne  $j$  :  $\zeta_{i,j}$  correspond à une mesure de la forme  $g(t_{i,j}, \omega)$  plus un inévitable bruit de mesure. Notons  $\text{vec}(\{\zeta_{i,j}\})$  le vecteur obtenu selon un réarrangement lexicographique des mesures  $\zeta_{i,j}$ , le modèle précédent peut alors s'écrire :

$$\Xi = \text{vec}(\{\zeta_{i,j}\}) = \begin{cases} G(\mathbf{c}) + \boldsymbol{\xi} & \text{sous } \mathcal{H}_0 \\ M + G(\mathbf{c}) + \boldsymbol{\xi} & \text{sous } \mathcal{H}_1 \end{cases}, \quad (7)$$

Le vecteur aléatoire  $\boldsymbol{\xi} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$  suit une loi Gaussienne  $n$ -dimensionnelle de moyenne nulle avec une matrice de covariance diagonale définie positive  $\Sigma$  (voir détails dans [9]). Le vecteur  $G(\mathbf{c})$  modélise le système d'acquisition et la pièce inspecté en absence d'anomalie. Le vecteur  $\mathbf{c}$  de taille  $n_c$  comprend un ensemble de paramètres décrivant l'objet inspecté lorsque celui-ci ne contient pas d'anomalie. Il est admis que  $\mathbf{c}$  appartient à un domaine compact  $K$ . Le vecteur  $M$  modélise la présence d'une anomalie. Il appartient à un domaine connu  $\Gamma$ .

**Remarque 5.1** *Il est immédiat de vérifier que cette application reprend le modèle (3) en posant  $G(\boldsymbol{\theta}, X) = G(\mathbf{c})$ ,  $\mathbf{c}$  comprend ici à la fois le vecteur  $\boldsymbol{\theta}$  et le vecteur  $X$ , et  $M$  représente toujours l'anomalie.*

### 5.3 Position du problème

Puisque la matrice  $\Sigma$  est connue, le problème (7) consiste à choisir entre les hypothèses :

$$\mathcal{H}_0 = \{\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(M + H(\mathbf{c}), I_n); M = 0, \mathbf{c} \in K\} \quad (8)$$

$$\mathcal{H}_1 = \{\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(M + H(\mathbf{c}), I_n); M \neq 0, \mathbf{c} \in K\}, \quad (9)$$

avec  $\mathbf{y} = \Sigma^{-\frac{1}{2}}\Xi$ ,  $H(\mathbf{c}) = \Sigma^{-\frac{1}{2}}G(\mathbf{c})$  et  $\Sigma^{-\frac{1}{2}}$  est la matrice racine-carré de  $\Sigma^{-1}$  telle que  $\Sigma^{-\frac{1}{2}}\Sigma^{-\frac{1}{2}} = \Sigma^{-1}$ .

Soit  $\mathcal{K}_\alpha = \{\delta : \sup_{\mathbf{c} \in K} \Pr_{M=0, \mathbf{c}}(\delta(\mathbf{y}) = \mathcal{H}_1) \leq \alpha\}$  la classe de tests  $\delta : \mathbb{R}^n \mapsto \{\mathcal{H}_0, \mathcal{H}_1\}$  avec une probabilité de fausse alarme bornée supérieurement par  $\alpha$ , où la probabilité  $\Pr_{M, \mathbf{c}}$  signifie que le vecteur des observations  $\mathbf{y}$  est généré suivant la distribution  $\mathcal{N}(M + H(\mathbf{c}), I_n)$  et  $\alpha$  est le niveau de fausse alarme prescrit. La fonction de puissance  $\beta$  est défini par :  $\beta(M; \mathbf{c}) = \Pr_{M \neq 0, \mathbf{c}}(\delta = \mathcal{H}_1)$ . La subtilité du problème de test d'hypothèses réside consiste à choisir entre  $\mathcal{H}_0$  and  $\mathcal{H}_1$  avec les meilleurs indices de performances ( $\alpha, \beta$ ) en considérant  $\mathbf{c}$  comme un paramètre de nuisance non-linéaire.

### 5.4 Tests optimaux et sous-optimaux

Dans le cas d'un vecteur de paramètres  $M$ , la difficulté majeure consiste à trouver une solution optimale sur un ensemble d'hypothèses alternatives qui est très riche. Les test Uniformément les Plus Puissants (UPP) existent rarement, sauf quand le paramètre  $M$  est scalaire, que la famille de distribution a un rapport de vraisemblance monotone et que le problème de décision consiste à savoir si  $M$  est plus grand (ou petit) qu'une valeur donnée [13]. De plus, étant donné que la fonction  $\mathbf{c} \mapsto H(\mathbf{c})$  est non-linéaire et que le paramètre de nuisance  $\mathbf{c}$  appartient au

compact  $K$ , l'application directe de la théorie des tests invariants au problème donné par (8)-(9) n'est pas possible.

Pour remédier à cette situation, l'approche suivant est proposée. Tout d'abord, le modèle de mesures est supposé être parfaitement linéaire et un test optimal est décrit. Ensuite, une test  $\varepsilon$ -optimal par rapport au test optimal précédent est proposé [21, 20, 10, 6].

**Définition 1** *Un test  $\delta \in \mathcal{K}_\alpha$  est dit  $\varepsilon$ -optimal sur le domaine  $\Gamma$  par rapport au test optimal  $\delta^* \in \mathcal{K}_\alpha$  s'il existe une (petite) constante positive  $\varepsilon > 0$  telle que*

$$\sup_{M \in \Gamma, \mathbf{c} \in K} |\beta_\delta(M; \mathbf{c}) - \beta_{\delta^*}(M; \mathbf{c})| \leq \varepsilon. \quad (10)$$

### 5.5 Test optimal invariant : paramètres de nuisance linéaires

Considérons le test d'hypothèses donné par les équations (8)-(9) dans le cas linéaire :  $H(\mathbf{c}) = H\mathbf{c}$ , où  $H$  est une matrice connue de rang plein colonne et de taille  $n \times n_c$ . Notons  $P_H^\perp = I_n - H(H^T H)^{-1}H^T$  le projecteur orthogonal sur l'espace noyau de la matrice  $H$  et soit  $\mathcal{S}$  la famille de surfaces  $\mathcal{S} = \{S_c : c > 0\}$  avec

$$S_c = \{M : \|P_H^\perp M\|_2^2 = c^2\}. \quad (11)$$

Il est prouvé [6, 5] que le test

$$\delta^*(\mathbf{y}) = \begin{cases} \mathcal{H}_0 & \text{si } \Lambda(\mathbf{y}) = \|P_H^\perp \mathbf{y}\|_2^2 < \gamma_\alpha \\ \mathcal{H}_1 & \text{sinon} \end{cases}, \quad (12)$$

où le seuil  $\gamma_\alpha$  est fixé pour satisfaire  $\alpha$ ,  $\Pr_{M=0, \mathbf{c}}(\Lambda(\mathbf{y}) \geq \gamma_\alpha) = \alpha$ , est Uniformément le Plus Puissant Constantement (UPPC)<sup>1</sup> dans la classe  $\mathcal{K}_\alpha$  sur la famille de surfaces  $\mathcal{S}$  (11). La statistique  $\Lambda$  est distribuée suivant une loi  $\chi^2$  avec  $n - n_c$  degrés de liberté. Cette loi est centrée sous  $\mathcal{H}_0$  et non-centrée sous  $\mathcal{H}_1$  avec le paramètre de non-centralité  $\lambda^2(M) = M^T P_H^\perp M$ .

### 5.6 Test $\varepsilon$ -optimal : paramètres de nuisance non-linéaires

Pour répondre au problème non-linéaire (8)-(9), le test  $\bar{\delta}$  défini par :

$$\bar{\delta}(\mathbf{y}) = \begin{cases} \underline{\mathcal{H}}_0 & \text{si } \bar{\Lambda}(\mathbf{y}) = \|\bar{\mathbf{y}}\|_2^2 = \|P_{H_0}^\perp \mathbf{y}\|_2^2 < \gamma_\alpha \\ \underline{\mathcal{H}}_1 & \text{sinon} \end{cases}, \quad (13)$$

où le seuil  $\gamma_\alpha$  est fixé pour satisfaire  $\alpha$  :  $\Pr_{M=0, \mathbf{c}}(\bar{\Lambda}(\mathbf{y}) \geq \gamma_\alpha) = \alpha$ , est proposé. La matrice  $H_0$  de taille  $n \times n_0$  avec  $n_0 > n_c$  est obtenue par linéarisation du vecteur  $\mathbf{c} \mapsto H(\mathbf{c})$ . Il est prouvé [9] qu'il existe une petite constante  $\varepsilon > 0$  telle que

$$\sup_{M \in \Gamma_m} \sup_{\mathbf{c} \in K} |\beta_{\bar{\delta}}(M; \mathbf{c}) - \beta_\delta(M; \mathbf{c})| \leq \varepsilon. \quad (14)$$

Le test  $\bar{\delta}$  est donc  $\varepsilon$ -optimal sur  $\Gamma_m = R(H_0)^\perp$  (espace orthogonal aux colonnes de la matrice  $H_0$ ) par rapport au test  $\delta^*$ . Le sous-espace  $\Gamma_m$  correspond aux anomalies détectables (voir [5] pour plus de détails).

<sup>1</sup>Une test  $\bar{\delta} \in \mathcal{K}_\alpha$  est UPPC sur  $\mathcal{S}$  si 1)  $\beta_{\bar{\delta}}(M') = \beta_{\bar{\delta}}(M'')$ ,  $\forall M', M'' \in S_c$ ; 2)  $\beta_{\bar{\delta}}(M) \geq \beta_\delta(M)$ ,  $\forall M \in S_c$ ,  $\forall c > 0$  pour tout  $\delta \in \mathcal{K}_\alpha$  qui satisfait 1).

## 5.7 Résultats numériques

Pour illustrer les résultats précédents, étudions brièvement le contrôle non destructif de crayons de combustibles nucléaires. Le détecteur planaire est composé de  $n_x = 50 \times n_y = 100$  capteurs, i.e.  $n = 5000$ , avec une résolution de 0.030 mm,  $\alpha = 10^{-2}$  et  $\mathbf{c}$  comprend  $n_c = 12$  paramètres. La matrice  $\Sigma$  est estimée à partir de données d'apprentissage. Les radiographies ont un rapport signal sur bruit estimé  $\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \log(\text{SNR}) \approx 70.1$  dB avec  $\text{SNR} = H(\mathbf{c})^T \Sigma^{-1} H(\mathbf{c})$ .

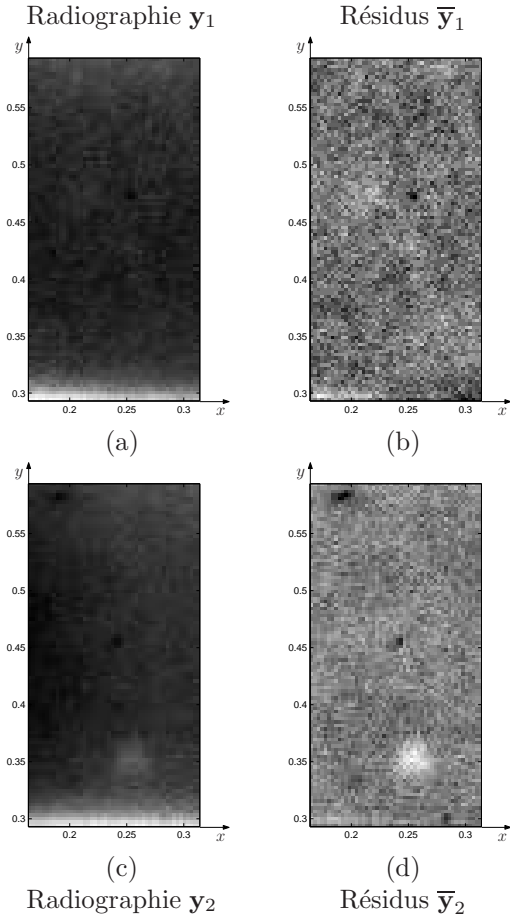


FIG. 4 – (a) Radiographie  $\mathbf{y}_1$  d'un crayon sans anomalie, (b) résidus  $\bar{\mathbf{y}}_1 = P_{H_0}^\perp \mathbf{y}_1$  de la radiographie (a), (c) radiographie  $\mathbf{y}_2$  d'un crayon avec une anomalie, (d) résidus  $\bar{\mathbf{y}}_2 = P_{H_0}^\perp \mathbf{y}_2$  de la radiographie (c).

Quand l'objet inspecté ne contient pas d'anomalie (voir radiographie  $\mathbf{y}_1$  dans Fig. 4(a)), la structure inconnue du crayon est proprement éliminée et les résidus sont proches d'un bruit blanc stationnaire (voir Fig. 4(b)). La figure 4(c) présente une radiographie  $\mathbf{y}_2$  avec une anomalie. Ceci conduit à des résidus avec une "signature anormale" (points blancs et noirs) comme le montre Fig. 4(d). Sous  $\mathcal{H}_0$ , la fonction de décision est  $\bar{\Lambda}(\mathbf{y}_1) = 4986.02 < \gamma_{0.01}$  avec  $\gamma_{0.01} = 5222.27$ . Sous  $\mathcal{H}_1$ , sa valeur est  $\bar{\Lambda}(\mathbf{y}_2) = 5883.24 > \gamma_{0.01}$ . Puisqu'il est admis que les anomalies appartiennent à l'espace  $\Gamma_m$  et que les paramètres de nuisance sont bornés, la borne supérieure  $\varepsilon \approx 10^{-3}$  est estimée en échantillonnant le domaine  $K$  pour trouver la

différence la plus grande entre les fonctions de puissances  $\beta^*$  et  $\beta_{\bar{\gamma}}$ . La perte d'optimalité est presque négligeable et la probabilité de fausse alarme reste à un niveau tout à fait acceptable.

## 6 Conclusion et perspectives

Le projet RIC s'intéresse à la détection d'informations cachées dans des objets numériques partiellement inconnus. Le problème de détection sera abordé sous l'angle de la théorie statistique des tests d'hypothèses. Les hypothèses mises en jeu sont d'une nature complexe puisque l'objet numérique est mal connu, ce qui motive le développement d'outils statistiques novateurs. Une piste prometteuse consiste à étudier le modèle de formation de l'objet numérique et le processus d'incrustation de l'information cachée dans cet objet. De cette façon, il est envisagé de concevoir des procédures de détection aux propriétés statistiques clairement établies. Un enjeu important de ces travaux consiste à étudier la sensibilité du test proposé par rapport à la nature de l'information cachée et de l'objet dans lequel elle est incrustée.

Les retombées du projet RIC seront essentiellement scientifiques de par la résolution d'un problème difficile dans le domaine de la décision statistique. Ces retombées consisteront essentiellement en la conception 1) de nouvelles méthodes optimales de décision statistique invariante pour tester des hypothèses avec paramètres de nuisance, 2) de nouveaux modèles (très souples), paramétriques ou semi-paramétriques, pour les paramètres de nuisance et 3) de nouvelles méthodes statistiques d'analyse des images de différentes origines.

Certaines retombées industrielles sont toutefois attendues. On peut en effet estimer aujourd'hui que les méthodes et algorithmes pourront être transposés à d'autres domaines, comme celui de l'identification de la présence d'objets non désirés dans un ensemble d'objets attendus (inspection de bagages et/ou de conteneurs dans une zone (aéro)-portuaire par exemple, l'acquisition de l'information étant bien évidemment différente dans un tel cas - l'impact économique étant alors fonction de la quantité de conteneurs qui transitent dans les zones (aéro)portuaires). Ces travaux peuvent également déboucher sur de nouveaux algorithmes et logiciels pour la protection des droits des auteurs.

## Références

- [1] M. Basseville and I. V. Nikiforov. Fault isolation for diagnosis : Nuisance rejection and multiple hypothesis testing. In *Survey Paper, 15 th IFAC World Congress, Barcelona, Spain 21 th - 26 th July, 2002*, pages 179–190, 2002.
- [2] Michèle Basseville and Igor V. Nikiforov. *Detection of abrupt changes : theory and application*. Prentice Hall, 1993.
- [3] A. A. Borovkov. *Mathematical Statistics*. Gordon and Breach Sciences Publishers, Amsterdam, 1998.

- [4] Paul E. Debevec and Jitendra Malik. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In *SIGGRAPH 97*, 1997.
- [5] Fillatre et al. Detectability of anomalies from a few noisy tomographic projections. In *IFAC2005*, july 2005.
- [6] Fillatre and Nikiforov. A statistical detection of an anomaly from a few noisy tomographic projections. *Journal of Applied Signal Processing*, (14) :2215–2228, 2005.
- [7] L. Fillatre and I. Nikiforov. A statistical detection of an anomaly from a few noisy tomographic projections. *Journal of Applied Signal Processing, Special issue on advances in intelligent vision systems : methods and applications-Part II*, (14) :2215–2228, 2005.
- [8] Lionel Fillatre and Igor Nikiforov. Non-bayesian detection and detectability of anomalies from a few noisy tomographic projections. *IEEE Trans. Signal Processing*, 55(2) :401–413, 2007.
- [9] Lionel Fillatre, Igor Nikiforov, and Florent Reira.  $\mathcal{E}$ -optimal anomaly detection in parametric tomography. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'06)*, 2006.
- [10] M. Fouladirad and I. Nikiforov. Optimal statistical fault detection with nuisance parameters. *Automatica*, 41(7) :1157 – 1171, 2005.
- [11] Michael D. Grossberg and Shree K. Nayar. Modeling the space of camera response functions. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 26(10) :1272–1282, 2004.
- [12] G. Healey and R. Kondepudy. Radiometric CCD Camera Calibration and Noise Estimation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 16(3) :267–276, 1994.
- [13] E.L. Lehman. *Testing Statistical Hypotheses, Second Edition*. Chapman & Hall, 1986.
- [14] S. Mann. Comparametric equations with practical applications in quantigraphic image processing. *IEEE Trans. Image Processing*, 9(8) :1389–1406, 2000.
- [15] S. Mann and R. W. Picard. On being ‘undigital’ with digital cameras : Extending dynamic range by combining differently exposed pictures. In *Proc. IS&T, Soc. for Imaging Science and Technology 46th Ann. Conf.*, pages 422–428, 1995.
- [16] André Marion. *Acquisition & visualisation des images*. Eyrolles, 1997.
- [17] Henri Maître. *Le traitement des images*. Hermès Science Publications (Traité IC2), 2003.
- [18] T. Mitsunaga and S. K. Nayar. Radiometric self calibration. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 374–380, 1999.
- [19] I. Nikiforov. Eléments de théorie de la décision statistique II : compléments, Chap. 2. In *Décision et reconnaissance des formes en signal*, pages 43–84. Hermes Science Publications (Traité IC2), Edited by R. Lengellé, 2002.
- [20] L.L. Scharf and B. Friedlander. Matched subspace detectors. *IEEE Trans. Signal Processing*, 42(8) :2146–2157, 1994.
- [21] A. Wald. Tests of statistical hypotheses concerning several parameters when the number of observations is large. *Trans. Amer. Math. Soc.*, 54 :426–482, 1943.