

Génération de base de données image sous contrainte de métrique de qualité d'image : une application dans le cadre du projet CALADIOM

Stéphane Landeau, Tristan Dagobert
DGA/CEP Arcueil, France

RESUME

Une difficulté de l'évaluation et la mise au point des systèmes IAC (Identification Automatique de Cible) réside dans le développement des bases d'images nécessaires pour l'apprentissage et le test. Une technique de génération automatique de bases d'image IR est présentée dans ce papier. Elle consiste en l'assemblage par superposition d'images segmentées réelles représentant les éléments fond, cible et occultant, sous la contrainte de métriques de caractérisation d'images inspirées en partie des modèles de performance visuels (type NVESD). Chaque image est construite automatiquement selon un cahier des charges particulier définissant certains niveau de métriques image à atteindre, comme par exemple le contraste local ΔT_{RSS} , le Rapport Signal sur Clutter (RSC) ou le taux d'occultation cible/occultant. Un modèle capteur calibré est intégré, simulant précisément la dégradation de l'imageur en utilisant comme caractéristique les FTM de pré et post échantillonnages ainsi que les indices du bruit 3D de la caméra. La génération d'images s'accompagne de la construction d'un fichier de vérité terrain indiquant l'ensemble des métriques images et paramètres définissant le scénario propre à l'image. Cette technique permet de construire des bases d'apprentissage et de test ayant une difficulté potentielle équivalente, car maîtrisée au sens des métriques images. L'intérêt théorique de cette technique par rapport aux techniques classiques utilisant la simulation ou des images réelles est aussi présenté dans le papier, ainsi qu'un exemple d'application dans le projet CALADIOM (détection de cibles par rétine artificielle et identification de cibles terrestres par traitement d'images).

Mots-clés : ATR, métriques qualité d'image, bases de données image, RSS, RSC, Taux d'occultation, modèle capteur.

1. INTRODUCTION

Les techniques de traitements d'images automatisées remplacent aujourd'hui dans certaines applications la perception visuelle humaine. Dans le domaine de l'imagerie infrarouge thermique, des systèmes de détection de cibles assurent ainsi aujourd'hui une fonction de veille automatisée, sensée être plus fiable et performante qu'une surveillance visuelle. Pourtant, une analyse plus fine des performances de ces systèmes montre que la fiabilité de détection est loin d'être parfaite, en particulier à cause de la complexité potentielle importante d'une image réelle doublée de la qualité limitée de l'imageur. Le bon développement algorithmique des traitements d'images suppose ainsi la prise en compte de toutes les situations opérationnelles possibles, ce qui est en pratique très difficile. En effet, la construction d'une base d'images pour le développement des traitements d'images suppose un compromis entre deux principes opposés:

- La construction d'une base d'images revient à une opération d'échantillonnage dans un large espace multidimensionnel dans lequel se décrivent les scénarios opérationnels à l'origine des images, cet échantillonnage ayant vocation à être le plus fin possible.
- le coût de construction et le temps de développement algorithmique limite le nombre d'images de la base de donnée, donc la finesse de l'échantillonnage.

Les techniques habituelles de construction de bases d'images reposent sur l'acquisition d'images réelles et/ou la génération d'images de synthèse, correspondant aux scénarios opérationnels de référence. Cette approche est lourde, si l'on veut être exhaustif suivant un autre critère, celui caractérisant la difficulté de détection/reconnaissance.

La définition d'un scénario classique se charge en effet de le décrire opérationnellement, par exemple suivant la liste de paramètres suivant :

- Cible, région géographique, trajectoire cible,
- situation météorologique,
- capteur, trajectoire capteur.

Ces paramètres généraux sous-entendent un très grand nombre de paramètres de plus bas niveau, qui multiplient les combinaisons possibles, si l'on souhaite mener une analyse paramétrique complète.

Si l'on se place maintenant de l'autre point de vue, celui de la perception en terme de détection/reconnaissance, le scénario peut s'énoncer de la manière suivante :

- Evolution de la distance cible/capteur,
- Orientation cible/capteur,
- Contraste apparent cible/fond,
- Taux d'occlusion moyen de la cible,
- Rapport signal cible sur clutter de fond,
- FTM du capteur,
- Bruit 3D du capteur.

Cette description est plus efficace pour décrire les scénarios avec un nombre réduit de paramètres influant directement la performance. Les modèles analytiques de prévision de performance [1] comme TRM3 (FGAN/FOM) ou NVTherm (NVESD) utilisent ce type de description pour la modélisation de performance de détection/reconnaissance visuelle de cibles en IR, en termes de portée cible-capteur.

Ce papier présente une approche de construction automatique de base de donnée image s'appuyant sur ce dernier type de description en paramètre d'entrée. Dans une première partie, le principe de cette technique de génération sous contrainte de métrique de qualité d'image sera exposé en considérant ses intérêts et ses limites. Dans une seconde partie, une application de ces principes sera présentée dans le cadre du projet CALADIOM, visant à développer un système de capteur abandonné associé à un imageur haute résolution, capable d'accomplir des fonctions de détection et de reconnaissance automatiques de cibles terrestres en IR.

2. TECHNIQUE DE GENERATION SOUS CONTRAINTE DE METRIQUE DE QUALITE D'IMAGE

2.1. Principes

La méthode proposée pour construire la base d'images consiste en l'assemblage contrôlé des éléments fond, cible et occultant auxquels s'ajoute l'élément « effet capteur ». Ces quatre éléments tiennent chacun une responsabilité quant à la qualité finale de perception:

- La **cible** est l'objet dont les caractéristiques propres révèlent sa présence et sa nature,
- le **fond** est l'élément de la scène qui contribue à révéler ou camoufler la cible par le contraste qu'il lui procure,
- l'**occultant** est l'élément qui fait disparaître une partie des caractéristiques propres à la cible.
- l'**effet capteur** limite et perturbe la quantité d'information disponible sur la scène.

La figure 1 montre comment la perception est affectée par la combinaison des particularités de ces quatre éléments. L'atmosphère est un autre élément qui affecte la qualité de perception, mais peut être ramené (ce fut notre choix ici) à un sous ensemble de l'effet capteur.

Cette limitation des qualités d'image pour la perception peut être quantifiée objectivement par une série de métriques images, comme par exemple la mesure de contraste local RSS, ou le rapport RSC (RSS et RSC développés au 2.2). Comme on peut le voir en figure 2, la génération de base d'image part d'une définition en scénarios de ces caractéristiques de métriques images devant être appliquées dans les images générées. Un contrôle direct de la difficulté de perception est ainsi effectué dès la phase de définition du scénario de génération. Toutes les informations utiles à l'évaluation algorithmique (description des scénarios + mesures sur les images produites) sont jointes aux images générées, dans des fichiers de Vérité Terrain (VT).

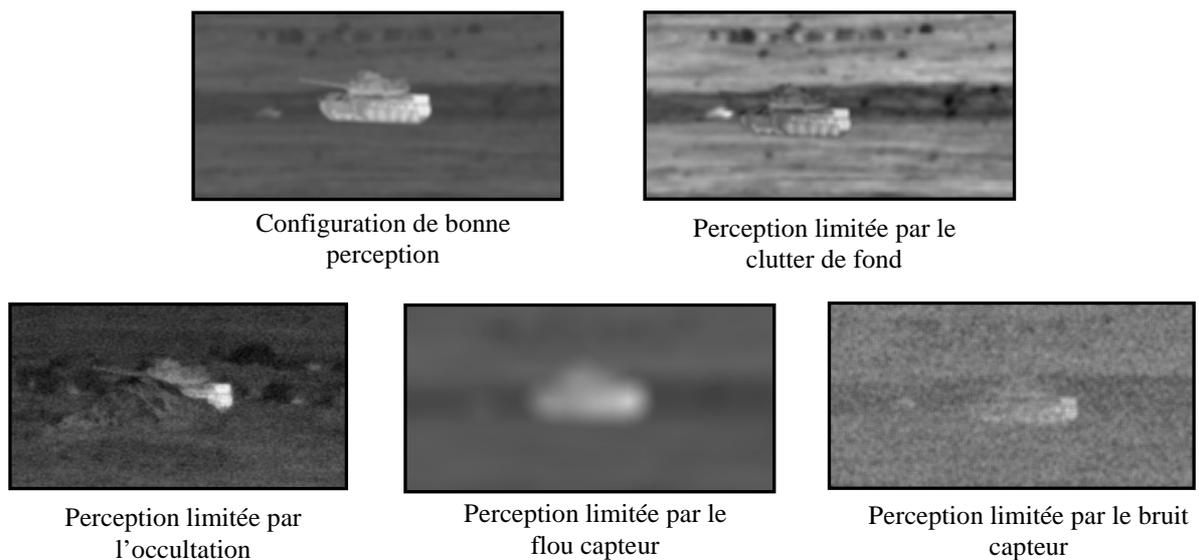


Figure 1. Exemples d'influences des éléments cible, fond, occultant et effet capteur sur la perception

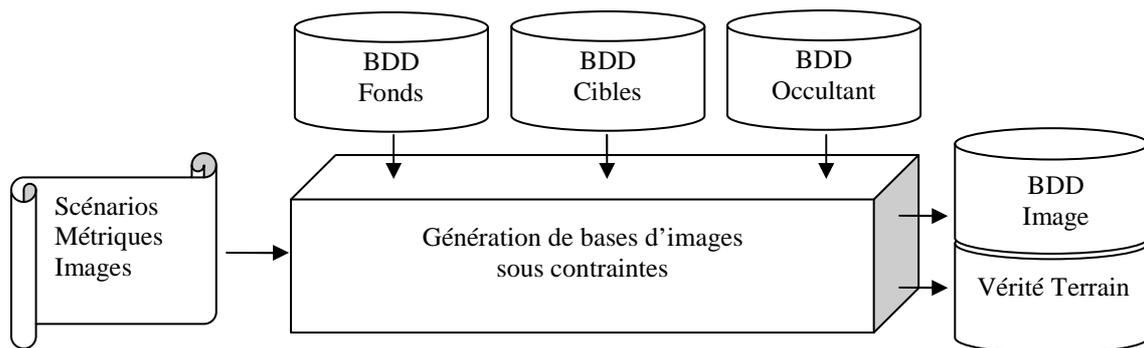


Figure 2. Synoptique de la génération de bases d'image

La construction des images utilise trois bases de données (BDD): la BDD fonds, cibles et occultants. Ces BDD sont constituées des données suivantes :

- **BDD fonds** : images haute résolution (HR) de fonds réels ou synthétiques (textures contrôlées) dans lesquelles sera extraite une sous-région de fond pour la génération. Chaque image HR de fond est associée à un calque (*1 de la fig.3) interdisant le positionnement d'une cible à certains endroits de l'image de fond (permet d'éviter des invraisemblances de positionnement, tel un tank dans le ciel ou sur un arbre...)
- **BDD cibles** : images HR de cibles prises à différentes orientations, calibrées en dimensions (mètres par pixel). Chaque image HR de cibles est associée à un calque (*2 de la fig.3) n'autorisant le positionnement d'un occultant qu'à certains endroits autour de la cible (permet d'éviter des invraisemblances de positionnement, tel un arbre planté au milieu de la cible...).
- **BDD occultants** : images HR d'objets occultants (naturels ou manufacturés) associés chacun à un point de référence d'encrage autour de la cible (*3 de la fig.3).

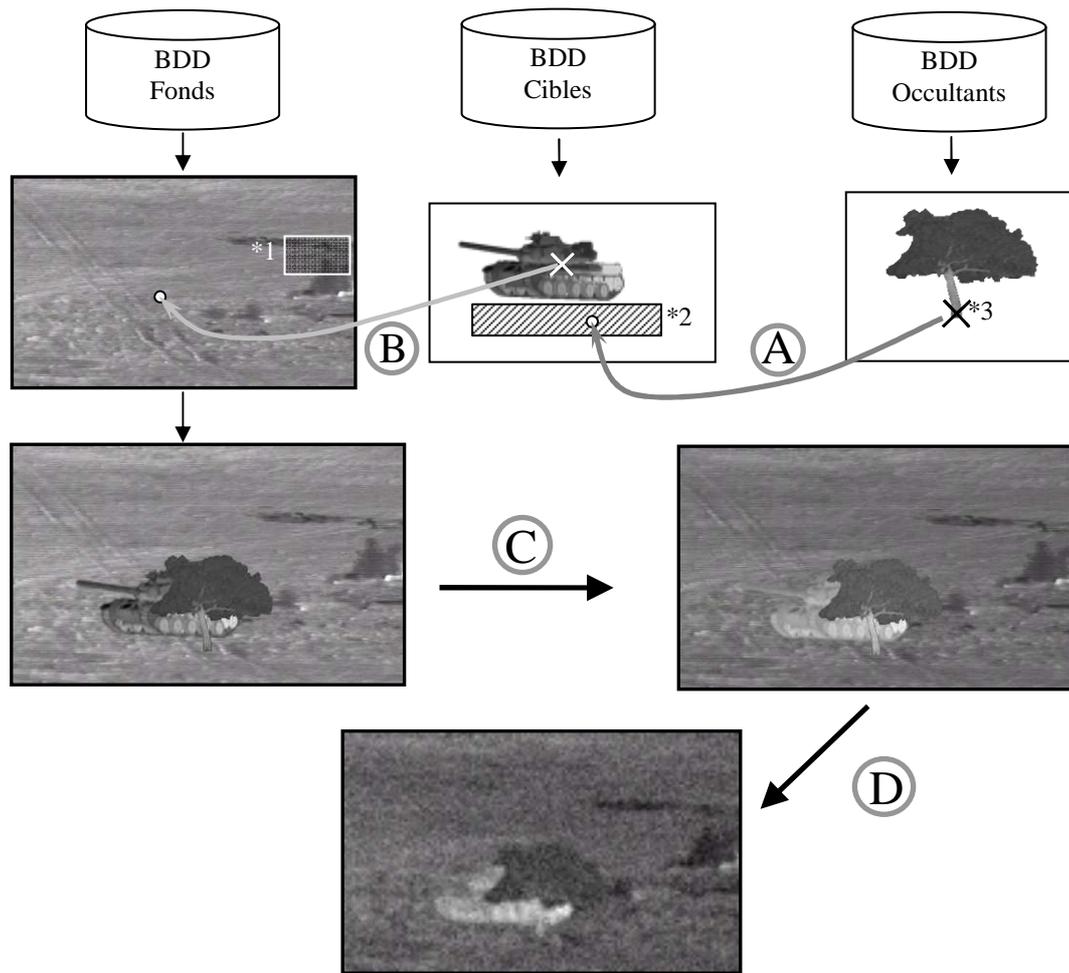


Figure 3. Principe de construction des images

La figure 3 illustre le principe utilisé pour la génération. Une fois les éléments extraits des BDD, les différentes phases suivantes se succèdent :

- Positionnement de l'occultant dans la zone *2 de manière à satisfaire un taux d'occultation donné,
- Positionnement de la cible avec son occultant sur l'image de fond, en évitant les zones interdites *1. Un zoom est appliqué à l'ensemble (cible+occultant) de manière à représenter l'effet de la distance cible-capteur.
- Modification linéaire des histogrammes de la cible et de l'ensemble (fond+occultant) de manière à satisfaire les contraintes d'entrée en termes de métriques de contraste et de niveau de clutter,
- Application de l'effet capteur : FTM de pré-échantillonnage, échantillonnage (1/N), application bruit 3D, FTM de post-échantillonnage (filtre boost et interpolation).

2.2. Métriques utilisées pour la définition des scénarios

Nos travaux se sont limités dans un premier temps au cas de la génération d'images IR (bande III) dont les caractéristiques ont été quantifiées en température équivalent corps noir (unité Kelvin). Les métriques d'images s'inscrivent dans le schéma de segmentation d'image suivant (figure 4). Dans le cas d'une occultation, la zone cible C

est considérée comme la zone visible de la cible (zone cible totale moins la zone cible occultée). L'occultant est considéré dans son intégralité comme appartenant au fond.

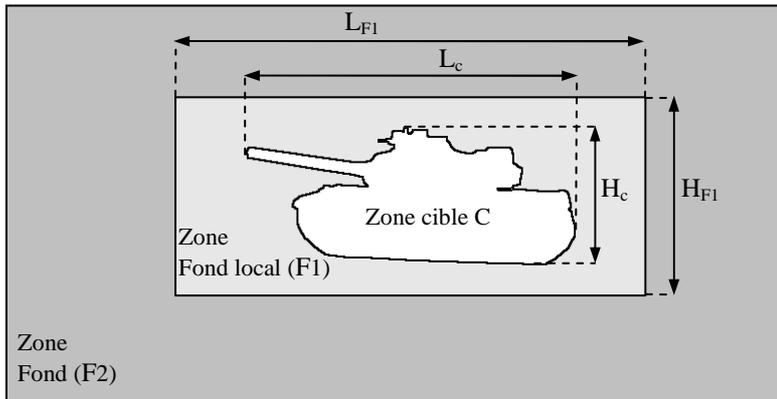


Figure 4. Représentation de la cible sur la scène

Les métriques utilisées sont les suivantes :

- Le **RSS** est une métrique de contraste local, mesurée en Kelvin, définie par :

$$RSS = \frac{1}{V_k} \sqrt{(\mu_C - \mu_{F1})^2 + \sigma_C^2}$$

μ_C : température apparente moyenne de la région cible visible en niveau de gris image (NDG)

μ_{F1} : température apparente moyenne de la région fond locale (F1) en NDG

σ_C : écart type de température dans la région cible visible en NDG

V_k : coefficient de relation entre température apparente (K) et NDG

- Le **RSC** (rapport signal sur clutter), sans unités, est défini comme suit :

$$SCR = \frac{V_k \cdot RSS}{\sigma_F}$$

σ_F : écart type de température dans la région fond (F) en NDG

- Le **Q_D** (quantité de détectabilité) est défini par :

$$Q_D = RSS \cdot S_C$$

S_C : surface visible de la cible en m²

- Le **facteur K** est une mesure du contraste interne à la cible. Il est défini sans unités, sur]-1 ; 1[, par :

$$K = \frac{\mu_C - \mu_{F1}}{V_k \cdot RSS} = \frac{\Delta\mu}{V_k \cdot RSS}$$

- Le **taux d'occultation Tx** est défini par :

$$Tx = \frac{S_{Zone_Cible_occultée}}{S_{Zone_Cible_complète}}$$

2.3. Application des contraintes aux images avec cibles fixes

Les deux paragraphes suivants exposent la technique de positionnement de l'occultant et de modification linéaire des histogrammes cible et fond, sous la contrainte d'objectifs à atteindre dans les termes des métriques décrites précédemment. Ce cas de figure de scène avec cible fixe, convient aux algorithmes d'identification de cibles pouvant travailler sur des images indépendantes.

2.3.1. Contrainte Tx

Pour satisfaire le taux d'occultation Tx, on considère tout d'abord les images de masque binaire cible et occultant (images dont les pixels ne sont à « 1 » que sur les zones cible/occultant). La corrélation de ces deux images fournit une cartographie du taux d'occultation en fonction des décalages (en horizontal et en vertical) entre cibles et occultant. Une valeur donnée de Tx correspond à une ligne de niveau de cette cartographie. Le positionnement relatif de l'occultant est pris au hasard sur la ou les portions de ligne de niveau compatibles de la zone de positionnement autorisé d'occultant (*2 de la figure 3).

2.3.2. Contraintes RSS, RSC et K

Soient l'image initiale I_0 , avant modification d'histogramme, et I_1 l'image après modification. La modification linéaire équivaut à appliquer un gain et un offset sur la cible et sur le fond. Nous avons donc :

$$\begin{cases} I_{1,C}(x) = (I_{0,C}(x) - \mu_{0,C}) \cdot G_C + \mu_{0,C} + O_C & \forall x \in C \\ I_{1,F}(x) = (I_{0,F}(x) - \mu_{0,F}) \cdot G_F + \mu_{0,F} + O_F & \forall x \in F \end{cases}$$

Pour simplifier les calculs, nous imposons $O_F = 0$. Les gains et offset s'expriment, après calcul, par :

$$G_C = \frac{\sqrt{v_k^2 \cdot RSS^2 - \Delta\mu^2}}{\sigma_{0,C}}$$

$$G_F = \frac{v_k \cdot RSS}{RSC \cdot \sigma_{0,F}}$$

$$O_C = (\mu_{0,F1} - \mu_{0,F}) \cdot G_F + \mu_{0,F} - \mu_{0,C} - K \cdot v_k \cdot RSS$$

Comme on le constate ici, il existe une solution exacte à ces contraintes, contrairement au cas suivant qui porte sur les séquences d'images avec cible mobile.

2.4. Application des contraintes aux séquences d'images avec cible mobile

La génération de séquences d'images est principalement dédiée aux systèmes de détection de cibles, mais peut aussi être utile aux systèmes d'identification si l'on souhaite étudier les cas de masquage/démasquage de cible évoluant dans le temps. On considère pour la définition de séquences supplémentaires suivants :

- vitesse de la cible et fréquence d'acquisition d'images,
- la trajectoire de la cible est calculée à partir de l'orientation de la cible, et de variables aléatoires associées à un coefficient d'inertie conditionnant l'inclinaison et la position de la cible dans le temps,
- un occultant peut être un groupe d'occultants non connexes,
- l'approche retenue pour l'application de contraintes est de considérer des valeurs de métriques moyennes par période temporelle (T_{X_M} , Q_{DM} , RSC_M et K_M)

2.4.1. Contrainte T_{X_M}

On définit pour une trajectoire plusieurs zones sur lesquelles passent la cible. Pour chacune de ces zones est défini un taux d'occultation moyen T_{X_M} . Une fois la trajectoire de la cible calculée, un occultant par zone est placé, satisfaisant aux contraintes des T_{X_M} . Le principe de calcul du positionnement des occultants est basé comme précédemment sur la corrélation du masque intégré de la cible(t) avec le masque de l'occultant.

2.4.2. Contraintes Q_{DM} , RSC_M et K_M

Soit la séquence d'images initiales (I_0)_t, avant modification d'histogramme, constituée des images $I_0(t)$ pour t variant de 1 à T. Soit (I_1)_t, la séquence d'images après modification d'histogramme. La modification linéaire consiste à appliquer un gain et un offset sur la cible et le fond, qui soient constants pour toute la séquence (choix d'une condition de stabilité radiométrique de la scène avec le temps). Nous avons :

$$\begin{cases} I_{I,C}(t,x) = (I_{0,C}(t,x) - M_C) \cdot G_C + M_C + O_C & \forall x \in C \\ I_{I,F}(t,x) = (I_{0,F}(t,x) - M_F) \cdot G_F + M_F & \forall x \in F \end{cases}$$

M_C : moyenne de la zone cible non occultée,

M_F : moyenne de la zone fond sur une image ne comportant pas la cible.

Le calcul des gains et offset donnent lieu aux expressions suivantes:

$$\boxed{G_F = \frac{e_t \cdot Q_D(t)}{RSC(t)}} \quad (1)$$

$$\boxed{G_C^2 = \frac{Q_D^2(t)}{a_t} \cdot (1 - K^2(t))} \quad (2)$$

$$\boxed{O_C = c_t \cdot G_F - u_t \cdot G_C + d_t - \frac{1}{b_t} \cdot K(t) \cdot Q_D(t)} \quad (3)$$

$$\text{Avec} \begin{cases} a_t = \frac{S_C^2(t) \cdot \sigma_{0,C}^2(t)}{v_k^2} \\ b_t = \frac{S_C(t)}{v_k} \\ c_t = \mu_{0,FI}(t) - M_F \\ d_t = M_F - M_C \\ u_t = \mu_{0,CI}(t) - M_C \\ e_t = \frac{v_k}{S_C(t) \cdot \sigma_{0,F}(t)} \end{cases}$$

On pose $G_C = x$, $O_C = y$ et $G_F = z$. A partir de (1), (2) et (3) on calcule g_t , h_t et j_t tels que :

$$\begin{cases} Q_D(t) = g_t(x, y, z), \\ K(t) = h_t(x, y, z), \\ RSC(t) = j_t(x, y, z) \end{cases}$$

Soit G , H et J tels que :

$$\begin{cases} G(x, y, z) = \sum_{t=1}^T g_t(x, y, z) = T \cdot Q_{DM} \\ H(x, y, z) = \sum_{t=1}^T h_t(x, y, z) = T \cdot K_M \\ J(x, y, z) = \sum_{t=1}^T j_t(x, y, z) = T \cdot RSC_M \end{cases} \quad \forall (x, y, z) \in \Omega =]\varepsilon; \lambda] \times]-\varphi; \varphi] \times]\varepsilon; \lambda]$$

On formalise la fonctionnelle :

$$\psi(w) = (G(w) - T \cdot Q_{DM})^2 + (H(w) - T \cdot K_M)^2 + (J(w) - T \cdot RSC_M)^2 \quad \text{où } w = (x, y, z)$$

Le problème à résoudre est alors de trouver $w^* \in \Omega$ tel que $\psi(w^*) = \min_{w \in \Omega} \psi(w)$. Il s'agit d'une minimisation de fonctionnelle, donc les valeurs Q_{DM} , RSC_M et K_M ne sont pas exactement atteintes, elles sont approchées. Le vecteur w^* a pour coordonnées les valeurs (G_C, O_C, O_F) offrant le meilleur respect des consignes de Q_{DM} , RSC_M et K_M .

2.5. Intérêts théoriques et limitations

Pour montrer l'intérêt de cette technique de génération d'images, il faut considérer un objectif de l'approche classique (images réelles ou de synthèse 3D), inatteignable en pratique, celui d'échantillonner le plus finement possible l'espace des paramètres physiques, possédant de très nombreuses dimensions. Comme le montre l'exemple de la figure 5, à nombre de scénarios limités (ici 9), l'espace des paramètres de qualité d'image est couvert dans le même nombre d'échantillonnage (9) et d'une manière non uniforme, car non maîtrisée.

Ce dernier espace est pourtant celui qu'il est le plus important de couvrir uniformément afin d'appréhender toutes les difficultés potentielles pour les traitements d'images.

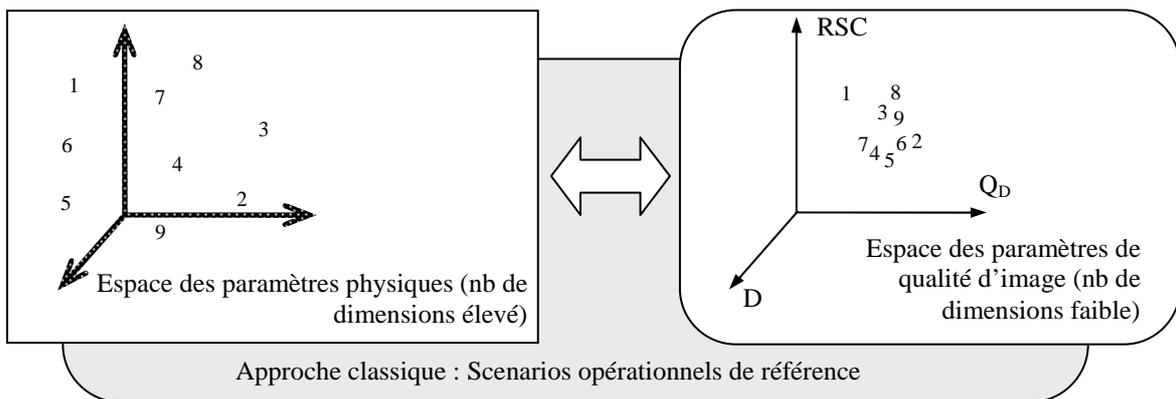


Figure 5. Approche classique

Dans l'approche proposée ici, l'espace de définition des scénarios est directement l'espace des paramètres de qualité d'image qu'il est donc facile de balayer systématiquement. On constate de plus sur la figure 6 que chacun des scénarios « qualité d'image » couvre à lui seul une multitude de points dans l'espace des paramètres physiques. Pour illustrer ce

phénomène, on peut donner comme exemple que le contraste apparent RSS d'une cible peut être le résultat d'une combinatoire infinie entre les paramètres physiques influant radiométriquement la cible et le fond. La densité de couverture de l'espace des paramètres physiques est donc démultipliée d'une quantité considérable, ce qui améliore les résultats de l'approche classique.

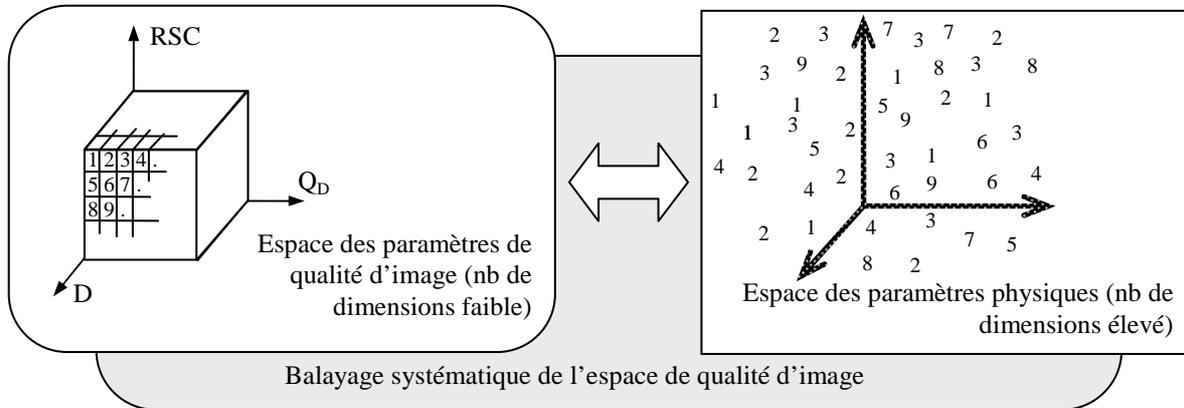


Figure 6. Approche « sous contrainte de métrique »

Si l'on s'intéresse maintenant aux limites de cette approche, les points suivants sont à remarquer. Tout d'abord, l'ajustement des métriques ne travaillant que sur la dynamique des niveaux de gris de la cible et du fond, les BDD cibles et fond devront représenter au mieux la diversité, si elle existe, des contrastes internes aux cibles et aux fonds réels. La stabilité des signatures simplifiera la base de signatures (l'IR 3 sera en particulier le plus stable). Sinon, il faudra augmenter les configurations des images de la BDD : signatures de cibles prises en différentes situations opérationnelles (activité et ensoleillement du véhicule, divers fonds réels). L'autre point tient dans le manque relatif de réalisme de certaines séquences (pas de changement d'orientation de la cible au cours du mouvement, effets des gaz d'échappement et des poussières). Il faut toutefois relativiser ce problème car les algorithmes actuels de détection de cible n'ont pas la capacité à bien percevoir ces petits défauts de réalisme.

3. EXEMPLE D'APPLICATION DANS LE CADRE DU PROJET CALADIOM

Cette approche de génération de base d'image a été conçue dans le cadre du projet d'étude CALADIOM pour satisfaire aux besoins du développement et de l'évaluation algorithmique des traitements d'images du projet.

3.1. Présentation du projet CALADIOM

Le projet Caladiom a comme objectif le développement d'un système de détection et d'identification automatique de cibles terrestres (véhicules). Le projet est mené, pour le compte du DGA/SPART (Service de Programme des Armements Terrestres), par BERTIN Technologies en partenariat avec l'ENSTA (technologie rétine numérique programmable) et le CEA LETI et ULIS (technologie IR non refroidi). Ce projet, débuté en 2003, finira en 2008.

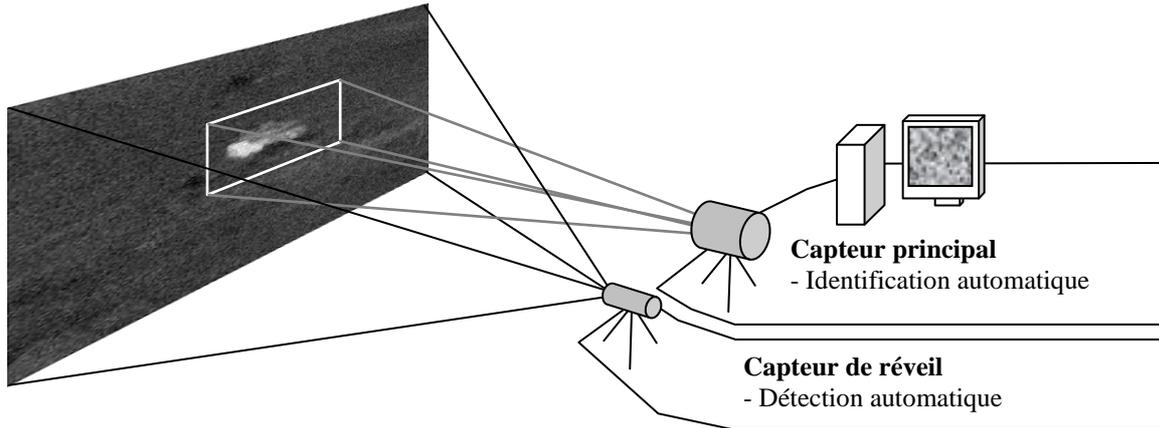


Figure 7. Projet Caladiom

Le système est conçu autour d'un capteur de réveil et d'un capteur principal dont les caractéristiques principales sont :

- **Capteur de réveil** : imageur à base de rétine (d'abord visible ensuite IR3) programmable [2] de basse consommation (longue autonomie), grand champ (basse résolution). Des traitements continus de DAC (Détection Automatique de Cibles) sont effectués. Lors d'une détection, les informations de réveil (position et vitesse cible, boîte englobante) sont envoyées au capteur principal pour effectuer l'identification.
- **Capteur principal** : imageur IR3 haute résolution standard, consommation plus élevée (faible autonomie), petit champ. Capteur associé à un PC de traitement d'image IAC (Identification Automatique de Cible). Ces traitements sont développés en coopération avec le laboratoire GRAVIR de l'INRIA Grenoble [3].

Tx		20		30		21		40
RSS		2.4		1.2		1.9		2.6
RSC		4.8		2.7		5.6		3.8
D		0.5		0.6		0.6		0.6
Tx		31		11		41		40
RSS		1.6		1.2		1.9		2.6
RSC		6.5		4.6		6.5		4.8
D		0.5		0.6		0.6		0.6
Tx		51		11		21		31
RSS		1.2		1.6		2.6		1.6
RSC		4.6		4.6		2.7		6.5
D		0.7		0.9		0.9		1
Tx		31		50		10		11
RSS		1.8		2.6		1.4		1.6
RSC		4.5		6.5		4.6		6.5
D		1		1		1.1		1.1
Tx		20		21		41		41
RSS		1.2		2.6		1.8		3.0
RSC		2.7		8.1		4.5		2.7
D		1.1		1.1		1.1		1.1

Figure 8. Exemple d'images fixes produites pour CALADIOM

3.2. Spécification des bases d'images CALADIOM

Les bases d'images générées jusqu'à présent ont été dédiées aux traitements d'identification de cible. Les bases d'images de cibles en mouvement sont encore en développement pour d'une part compléter ces premières bases (étude du phénomène temporel d'occultation), et pour d'autre part évaluer les futurs traitements rétinéens de détection.

Les 38000 images produites jusqu'à maintenant ont été regroupées en 15 scénarios dans lesquels sont décrites les caractéristiques statistiques de répartition des métriques images. Pour chaque scénario, des lois de probabilités (uniforme, gaussienne, constante) contrôlent les valeurs des contraintes de métriques images à appliquer. La BDD cibles rassemble 7 cibles de type véhicules militaires, vues à 16 orientations différentes chacune. La figure 8 donne un exemple des images fixes générées, accompagnées des valeurs de contraintes Tx, RSS, RSC et distance (D en km) correspondantes (images découpées et zoomées pour l'illustration, pour la même cible avec la même orientation).

En ce qui concerne la génération de séquences, une base d'image d'images a été générée pour les besoins de cette présentation (80 séquences de 150 images). La figure 9 montre l'exemple d'une séquence et des graphes des métriques $Q_b(t)$, RSS(t), RSC(t) extraits de la vérité terrain associée. Les contraintes portaient sur les D, T_{XM} par zone (1 à 3), RSC_M , Q_{DM} et K_M . Cette représentation temporelle illustre l'influence variable des effets du fond et des occultants sur la détectabilité d'une cible au cours de son déplacement.

L'application des contraintes n'étant pas rigoureusement exacte dans le cas des séquences, la figure 10 montre avec quelle précision sont appliquées ces contraintes pour l'ensemble des 80 séquences. On constate que les contraintes Q_{DMC} (8 valeurs de 2 à 16 $K.m^2$ sont appliquées, pour 10 séquences à chaque fois) et RSC_{MC} (fixé à 2) sont assez bien suivies, avec une erreur maximale de 3% pour le RSC_M .

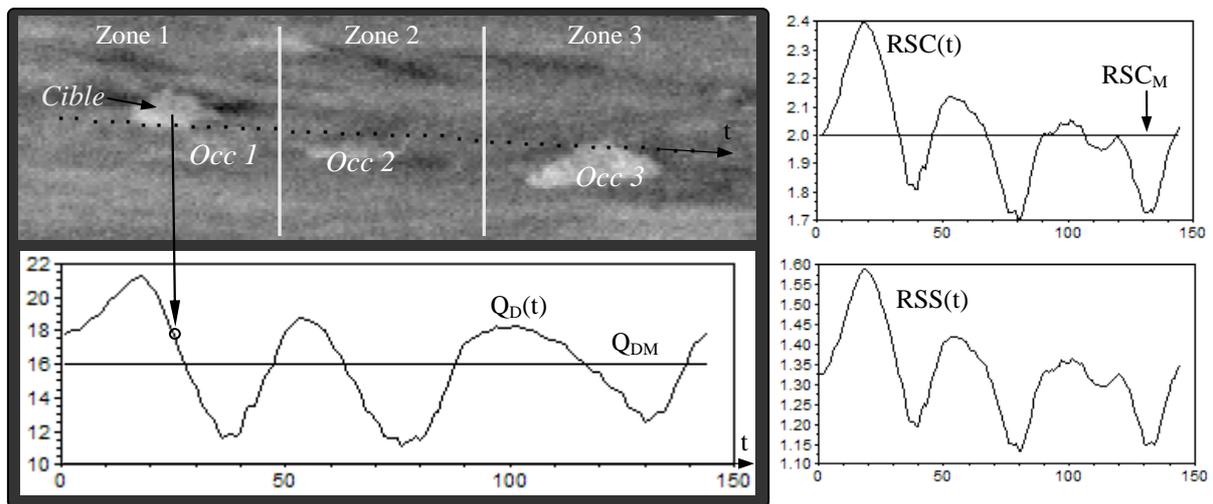


Figure 9. Exemple de séquence d'images produites

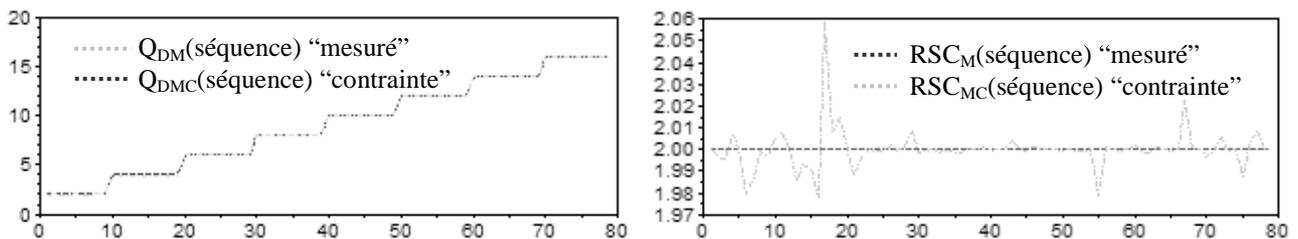


Figure 10. Respect des contraintes Q_{DMC} et RSC_{MC} pour les séquences d'images produites

3.3. Premiers résultats et travaux à venir

Des techniques d'évaluation de performance de l'IAC telles que la matrice de confusion entre cibles ou la probabilité globale d'identification ont été mises en œuvres. L'utilisation de grandes quantités d'images qui soient d'une grande diversité de situations permet une analyse statistique de qualité. Les résultats de l'évaluation, analysés en relation avec les valeurs de contrainte image, font apparaître les limites de l'algorithme de l'IAC. Les travaux actuels de développement de l'IAC visent à repousser ces limites en fonction du niveau de contrainte appliqué (Tx, Distance, RSS, RSC). Il est intéressant, à ce niveau, de comparer les performances de l'IAC avec la performance visuelle de DRI sur les mêmes images produites. Des tests de perception visuelle sont ainsi prévus à l'ETAS (Etablissement Technique d'Angers) à l'aide de l'outil SAFARI [4]. Le rapprochement de ces résultats avec la prévision de performance visuelle par modèle analytique (TRM3/NVTherm) sera d'autant plus instructif que les premières analyses montrent d'ores et déjà un ordre de grandeur équivalent entre portée visuelle modélisée et portée IAC mesurée, sur les scénarios étudiés. On peut aussi ajouter que plusieurs évaluations opérationnelles réelles auront lieu pour vérifier partiellement les performances de l'IAC sur quelques scénarios de références.

Enfin, en ce qui concerne la stratégie d'apprentissage de l'IAC Caladiom, on constate que les meilleures performances en base de test sont atteintes lorsque la base d'apprentissage est d'un niveau de contraintes équivalent à la base de test. Cette dernière remarque n'a pas vocation à être généralisée, elle s'applique au cas particulier de l'approche algorithmique retenue pour l'IAC Caladiom.

4. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'approche de génération de base de données images développée dans le cadre du projet Caladiom répond à deux attentes principales. Tout d'abord, il est nécessaire de caractériser en « vérité terrain » les images dans des termes les plus significatifs pour l'IAC/DAC afin d'en interpréter plus efficacement les performances. La réponse tient en l'utilisation de métriques images incluant des statistiques de premier ordre, déjà employées pour d'autres applications, en modélisation de perception visuelle notamment. Deuxièmement, il est nécessaire de générer des ensembles d'images représentant la grande diversité des situations opérationnelles possibles, avec un niveau de « représentativité opérationnelle » équivalent entre la base d'apprentissage et la base de test. La réponse tient ici dans le développement d'un outils de génération de base de donnée image automatique produisant de grandes quantités d'images sous la contrainte de métriques images définies d'une manière statistique.

Apparaissant aujourd'hui en retrait par rapport à ses avantages, la limite de l'approche réside dans la technique utilisée qui dépend de la représentativité propre des bases de données signatures des cibles et des fonds. Cette représentativité pourrait toutefois être améliorée par une analyse plus fine des variations propres des signatures de cible (par simulation thermique fine) et du fond (prise en compte de la diversité des textures réelles ou simulées). Un point d'amélioration tient aussi en l'utilisation de métriques images plus efficaces (métrique de contraste de second ordre).

Plus généralement, l'intérêt majeur de la technique est de produire des ensembles d'images à caractéristiques contrôlées associées à une tâche opérationnelle de perception. On peut lister les applications suivantes, déjà initiées ou envisagées : optimisation et benchmarking IAC/DAC (large bande ou multispectral), évaluation des camouflages de cibles, évaluation de performance de modèle capteur (issu d'une mesure sur banc ou sur spécification), calibration de critères de perception N50 ou V50 [4] sur un jeu de cibles particulier, entraînement et formation à la DRI.

5. REFERENCES

1. "Introduction to Infrared and Electro-Optical Systems" R.DRIGGERS, Paul COX, Timothy Edwards.
2. "Low Power Issues in a Programmable Artificial Retina", Paillet, F. and Mercier, D. and Bernard, T.M. and Senn, E, "Proc. IEEE Workshop on Low-Power Design", page 153-161, 1999.
3. "Vehicle Categorization: Part for Speed and Accuracy" Eric NOWAK, Frédéric JURIE, Laboratoire GRAVIR-INRIA & BERTIN Technologies, Aix-en-Provence, {eric.nowak, [frederic.jurie](mailto:frederic.jurie@inrialpes.fr)}@inrialpes.fr.
4. "SAFARI : un outil d'évaluation subjective de la furtivité de cibles et des performances en DRI de moyens d'observation " Fleuriet, Chevalier, Gardinetti (DGA/ETAS), Gosselin (CRIL Technology). OPTRO 2005.
5. "The Targetting Task Performance (TTP) Metric" Vollmerhausen, Jacobs, Hixon, Friedman. NVTherm IP, Technical Report AMSEL-NV-TR-230.