

Génération de base de données images IR sous contraintes avec variabilité thermique intrinsèque des cibles

Jérôme GILLES¹, Stéphane LANDEAU², Tristan DAGOBERT², Philippe CHEVALIER³, Christian BOLUT³

¹DGA-CEP/EORD, 16bis rue Prieur de la Côte d’Or 94110 Arcueil

²DGA-CEP/CGN, 16bis rue Prieur de la Côte d’Or 94110 Arcueil

³DGA-ETAS, BP 60036, Montreuil-Juigné 49245 Avrillé Cedex

jerome.gilles@etca.fr, stephane.landeau@dga.defense.gouv.fr,
tristan.dagobert@dga.defense.gouv.fr, philippe.chevalier@dga.defense.gouv.fr

Résumé – Dans cette communication, nous proposons une méthode permettant de simuler des images de cibles en imagerie infrarouge à partir d’incrustation de signatures de véhicules dans des fonds de scène, éventuellement avec des occultants. Nous développons un principe permettant de générer des signatures de cibles dans différentes configurations thermiques. Cela nous permet de générer facilement des bases de données pour l’évaluation d’algorithmes de détection, reconnaissance et identification.

Abstract – In this communication, we propose a method which permits to simulate images of targets in infrared imagery by superimposition of vehicle signatures in background, eventually with occultants. We develop a principle which authorizes us to generate different thermal configurations of target signatures. This method enables us to easily generate huge datasets for ATR algorithms performance evaluation.

1 Introduction

L’évaluation et l’optimisation des paramètres d’un algorithme de détection, reconnaissance, identification (DRI) de cibles en imagerie infrarouge (IR) est fondamentalement dépendante de la qualité et de la disponibilité des bases de données images utilisables.

L’acquisition de ce type de bases de données présente un coût relativement élevé et implique de y consacrer un temps important. Une solution tient en l’utilisation de simulateurs de scènes, mais ceux-ci restent coûteux en temps de calcul et il est surtout difficile de choisir les différents paramètres afin de balayer de manière exhaustive un maximum de scénarios opérationnels.

Nous proposons de générer de façon hybride ces bases de données par incrustation de cibles et occultants sur un fond de scène sous contrainte de métriques de qualité image. Les paramètres d’entrée de ces contraintes étant les plus efficaces pour décrire des scénarios opérationnels réalistes. De plus, un aspect important de l’imagerie IR tient en la variabilité intrinsèque de la signature d’une cible. Nous proposons dans cet article une méthode originale permettant de tenir compte de cette variabilité lors de la génération des images. Pour cela, nous utilisons des images réelles de chaque véhicule acquises dans leur mode de fonctionnement “extrêmes” : cible à température ambiante et cible avec tous ses éléments potentiellement en fonction au maximum de leur température. Ces signatures sont en-

suite plaquées sur un modèle 3D du véhicule segmenté en sous-éléments de signature ayant un comportement thermique jugé homogène et indépendant. Il est ainsi possible de paramétrer sélectivement le niveau thermique de ces sous-parties, pour construire des variantes de la signature d’une même cible. Nous utilisons une projection 2D de ce modèle sous l’angle de vue désiré pour enfin l’incruster sous contrainte et y appliquer l’effet capteur souhaité.

Nous commençons par rappeler le principe de la génération de scène hybride proposée dans de précédents travaux [1] dans la section 2. Dans la section 3, nous décrirons en détail la méthode permettant de créer les signatures de véhicules en tenant compte de la variabilité thermique intrinsèque de la cible. En section 4, nous exposerons divers résultats obtenus par la méthode proposée et enfin nous concluons en section 5.

2 Génération hybride de scènes

Dans cette section, nous rappelons le principe de génération hybride de scène proposé dans [1]. Cette génération est dite «hybride» car elle consiste à incruster une image de cible réelle dans une image de fond, éventuellement en positionnant des occultants (arbres, rochers, ...). L’intérêt de la méthode est qu’il est possible de contrôler la qualité de l’image de sortie à l’aide de diverses métriques [2, 3]. Les métriques utilisées sont: le contraste local

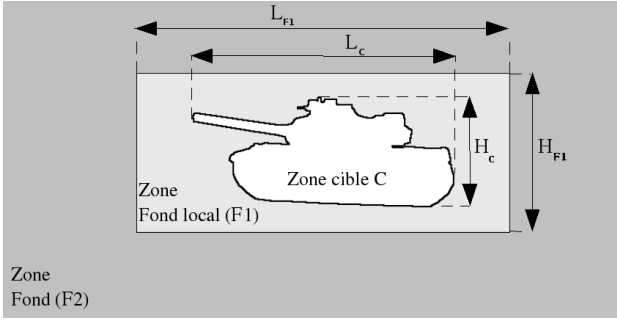


FIG. 1 – Définition des zones d'intérêt pour l'incrustation d'une cible dans un fond.

(RSS), la quantité de détectabilité Q_D , le rapport signal/fouillis RSC , le taux d'occultation R_x et le contraste interne de la cible K . Ces quantités sont définies par

$$RSS = \frac{1}{\nu_k} \sqrt{(\mu_C - \mu_{F_1})^2 + \sigma_C^2} \quad (1)$$

$$Q_D = RSS \cdot S_C \quad (2)$$

$$RSC = \frac{\nu_k RSS}{\sigma_F} \quad (3)$$

$$R_x = \frac{S_{\text{zone occultée}}}{S_{\text{cible totale}}} \quad (4)$$

$$K = \frac{\mu_{F_1} - \mu_C}{\nu_k RSS} = \frac{\Delta\mu}{\nu_k RSS} \quad (5)$$

où C désigne la cible, F_1 le fond local autour de C et F_2 le reste du fond (nous considérons le fond global $F = F_1 \cup F_2$), voir la figure 1. Alors les quantités S_x , μ_x , σ_x sont respectivement la surface, la moyenne et l'écart-type de la zone x où x vaut C , F_1 ou F_2 . Le coefficient ν_k est le coefficient permettant de faire la conversion entre niveaux de gris et température en kelvin. Le choix de ces paramètres permet ensuite de calculer des gains et offsets à appliquer sur les niveaux de gris de la cible et du fond afin d'obtenir l'image résultante. Enfin, un effet capteur (FTM + échantillonnage + bruit) est appliqué. Le processus de génération hybride de scènes est résumé sur la figure 2. Nous commençons par le positionnement de l'occultant \textcircled{A} , puis le positionnement de la cible \textcircled{B} . Nous appliquons les gains et offsets aux histogrammes de chaque région \textcircled{C} , pour finir en ajoutant l'effet capteur \textcircled{D} . De plus amples détails ainsi que les expressions des gains et offsets à appliquer sont disponibles dans [1]. Ce principe de génération de scène a été utilisé pour l'évaluation des algorithmes de DRI du projet CALADIOM. Toutefois, un aspect n'apparaît pas dans cet algorithme: la variabilité thermique intrinsèque des cibles. Nous proposons dans la section suivante une méthodologie pour ajouter cet aspect à la génération hybride de scène.

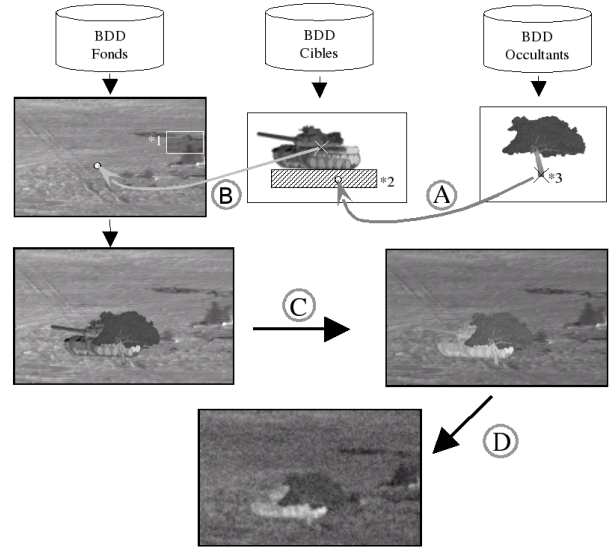


FIG. 2 – Principe de la génération hybride de scène.

3 Variabilité thermique intrinsèque des cibles

Dans cette section, nous proposons une méthodologie permettant de prendre en compte la variabilité thermique intrinsèque d'une cible en imagerie IR. En effet, une même cible peut avoir des apparences thermiques très différentes suivant son activité. Par exemple un véhicule à l'arrêt depuis un certain temps n'aura pas ses roues aussi chaudes qu'un véhicule qui vient juste de s'arrêter. Or les algorithmes actuels de reconnaissance de véhicule utilisent la notion d'apprentissage. Il est bien entendu qu'un algorithme de reconnaissance aura plus de difficultés à donner un résultat pertinent si il n'a jamais appris la cible qui se présente devant lui (même s'il l'a déjà vu sous un autre aspect thermique).

Cette variabilité est intrinsèque au fonctionnement du véhicule, cela signifie qu'il suffit de modifier la signature thermique du véhicule. Comme il n'est pas très réaliste d'un point de vue pratique d'utiliser des modèles physiques de simulation thermique d'un véhicule, nous proposons de créer des signatures intermédiaires à partir de signatures à température ambiante (TA) et température de fonctionnement (TF). Pour cela, nous disposons des modèles 3D de véhicules sur lesquels nous plaquons des textures infrarouges aux niveaux TA et TF . Nous proposons d'établir un découpage du véhicule en zones ayant des comportements thermiques dépendant du mode de fonctionnement du véhicule. Les zones pertinentes retenues sont le moteur, la caisse, l'échappement, les vitres et les roues/chenilles (voir la figure 3).

L'état thermique intermédiaire TI d'une région R , re-



FIG. 3 – Cartographie du comportement thermique type d'un véhicule.

présentatif de la variabilité souhaitée, est générée en mixant les états TA et TF suivant la relation

$$TI_R = (1 - \lambda_R)TA_R + \lambda TF_R, \quad (6)$$

où le coefficient $\lambda \in [0; 1]$ représente le niveau de variabilité. Nous définissons trois zones distinctes de comportement :

1. en température ambiante: $\lambda \in [0; 0.1]$,
2. en température intermédiaire: $\lambda \in]0.1; 0.9[$,
3. en température de fonctionnement: $\lambda \in [0.9; 1]$.

Le choix final de la valeur de λ se faisant par un tirage aléatoire suivant des lois gaussiennes (ou demi-gaussienne aux extrémités, voir la figure 4). On choisit la variance de chaque gaussienne de telle sorte que 99% de sa surface soit contenue dans l'intervalle considéré. Ceci est équivalent à dire que $3\sigma_{TA} = 3\sigma_{TF} = 0.1$ et $3\sigma_{TI} = 0.4$, ce qui nous donne respectivement $\sigma_{TA} = \sigma_{TF} = 0.33$ et $\sigma_{TI} = 0.133$. Les lois sont donc données par les expressions (7), (8) et (9) (pour les valeurs de λ prises dans les intervalles définis précédemment).

$$P_{TA}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{TA}^2}} \exp\left(-\frac{\lambda^2}{2\sigma_{TA}^2}\right) \quad (7)$$

$$P_{TF}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{TF}^2}} \exp\left(-\frac{(1-\lambda)^2}{2\sigma_{TF}^2}\right) \quad (8)$$

$$P_{TI}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{TI}^2}} \exp\left(-\frac{(\lambda-0.5)^2}{2\sigma_{TI}^2}\right) \quad (9)$$

En se fixant différentes configurations de fonctionnement (par exemple pour un véhicule à l'arrêt, moteur allumé, on aurait caisse, vitres et roues à température ambiante et moteur et échappement à température de fonctionnement), nous pouvons générer les textures à plaquer sur le modèle 3D. Il reste ensuite à générer des images du véhicule pour différents points de vue et ainsi étoffer la base de données de signatures de véhicules en entrée de l'algorithme de génération hybride de scène.

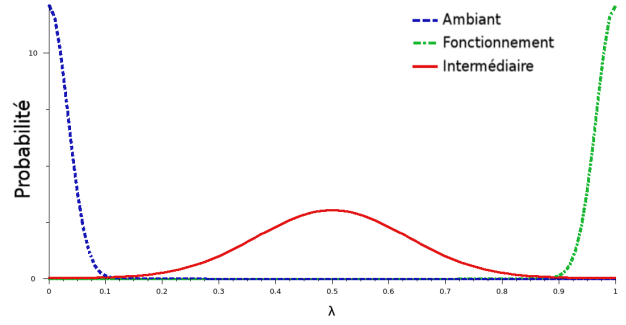


FIG. 4 – Lois de probabilité de λ pour chaque mode de fonctionnement.



FIG. 5 – Exemple de configurations thermiques générées par la méthode.

4 Résultats

Dans cette section, nous présentons quelques résultats obtenus grâce à la méthode décrite précédemment.

En premier lieu, la figure 5 présente différentes configurations thermiques d'un même véhicule suivant le même point de vue. Nous voyons qu'il nous est donc possible d'avoir des signatures réalistes correspondant à certains domaines d'emploi (véhicule totalement à l'arrêt, véhicule mobile, véhicule en poste, ...). Nous pouvons donc générer une quelconque vue d'un véhicule par cette méthode.

Dans un deuxième temps, ces nouvelles signatures constituent une nouvelle base de données pour le générateur hybride de scène. Nous pouvons alors créer des scènes en tenant compte de la variabilité thermique intrinsèque des cibles en incrustant des cibles choisies dans cette nouvelle base de donnée. La figure 6 présente une même scène, générée avec les mêmes paramètres de qualité image, contenant le même véhicule mais avec des configurations thermiques différentes.

Par ailleurs, la figure 7 illustre un même véhicule sur une image réelle acquise lors d'une campagne d'essai (en haut) et sur une image simulée en sortie de la méthode proposée (en bas). Ceci montre le réalisme des simulations obtenues et l'intérêt de la méthode.



FIG. 6 – Exemple d’une même scène avec différentes configurations thermiques d’un véhicule.

5 Conclusion

Dans cet article, nous présentons une méthodologie permettant de générer des images de scènes infrarouge réalistes. Le principe consiste à incruster des signatures de véhicules sur des fonds de scène, éventuellement en ajoutant des occultants, le tout sous contrainte de paramètres de qualité image. Nous abordons par ailleurs la prise en compte de la variabilité thermique intrinsèque des cibles. Pour cela, nous proposons d’interpoler des signatures thermiques à partir de la connaissance des signatures à température ambiante et de fonctionnement. La signature résultante est alors plaquée sur un modèle 3D permettant de générer des prises de vues suivant l’angle de vision voulu.

Cette méthode permet de construire des bases de données d’images pour la mise au point et l’évaluation d’algorithmes de détection, reconnaissance et identification de cibles.

L’avantage de la méthode proposée est qu’il devient aisé de construire des bases de données exhaustives tout en



FIG. 7 – Exemple d’une acquisition réelle (en haut) et d’une image simulée (en bas).

ayant une évaluation quantitative des performances de l’algorithme. A l’heure actuelle, nous avons mis à disposition des équipes de développement d’algorithmes une base de données de plus de dix mille images de cibles avec variabilité thermique et leurs vérités terrain associées.

Nous étendons la méthode à génération des séquences d’images avec cible mobile en vue de l’évaluation d’algorithmes de poursuite de cibles. Le principe étant de fournir une trajectoire définie a priori. L’algorithme se charge alors de calculer l’angle de vue de la cible par rapport à la position du capteur, lui permettant d’aller sélectionner dans la base de données de cibles la signature adéquate à incruster.

Références

- [1] S.Landea, T.Dagobert, “Image database generation using image metric constraints: an application within the CALADIOM project”, SPIE Security and Defense, Orlando (US-Florida), 2006.
- [2] R.Driggers, P.Cox, T.Edwards, “Introduction to infrared and electro-optical systems”.
- [3] Vollmerhausen, E.Jacobs, Hixon, Friedman, “NVTherm IP, the targetting task performance (TTP) metric”, Technical report AMSEL-NV-TR-230.