

Corrélation d'Images Numériques Photométrique (PhDIC) : mesure de grandes transformations via un jumeau numérique multi-vues.

R. Fouque¹, T. Sentagne^{1,2}, R. Bouclier^{3,2}, J.-E. Dufour², J.-C. Passieux², J.-N. Périé²

¹ DGA Techniques aéronautiques, Balma, France, {raphael.fouque,theo.sentagne}@def.gouv.fr

² Institut Clément Ader, CNRS UMR 5312, Université de Toulouse, INSA/ISAE/Mines Albi/UPS, Toulouse, France, {jedufour,passieux}@insa-toulouse.fr, jean-noel.perie@iut-tlse3.fr

³ Institut de Mathématiques de Toulouse, CNRS UMR 5219, Université de Toulouse, INSA/UT1/UT2/UPS, Toulouse, France, bouclier@insa-toulouse.fr

Résumé — La corrélation d'images numériques repose sur la conservation des niveaux de gris. Cela signifie que la mesure de champ de déplacement est permise par la mise en correspondance entre elles d'images acquises par les capteurs instrumentant l'essai. Cela sous-tend toutes sortes d'hypothèses qui deviennent discutables, notamment, dans le cas des grandes transformations. Ici nous proposons une méthode basée sur la physique et, en conséquence, sur la construction d'un jumeau numérique texturé de la structure, compatible avec la simulation numérique et enrichi de données photométriques.

Mots clefs — Assimilation de données, Jumeau numérique, Scan multi-vues, Non-linéaire géométrique.

1. Introduction

1.1. Etat de l'art

Le développement des technologies d'imagerie numérique, accompagné par l'augmentation importante de la définition des capteurs, font de l'analyse d'images un outil précieux et indispensable pour alimenter le développement des approches basées sur les données (data-driven) et la construction ou la mise à jour des jumeaux numériques. Cela s'explique par leur capacité à acquérir une quantité de données bien plus importante, de façon moins intrusive, avec des coûts et un temps de mise en place bien plus faibles que les méthodes d'instrumentation conventionnelles telles que les jauges de déformation. Cette grande quantité de données générée nécessite cependant le développement de méthodes numériques dédiées pour en extraire des données valorisées et exploitables pour caractériser le comportement des matériaux et des structures. Les méthodes de mesures de champ revêtent par exemple un intérêt industriel de plus en plus marqué dans le contexte actuel de l'assimilation de données en mécanique numérique des solides. En Corrélation d'Images Numériques (CIN), l'enjeu est la mesure de déplacements. Elle peut être réalisée à l'aide d'une seule caméra afin, en général, d'obtenir un champ de déplacement bidimensionnel sur une surface plane, fronto-parallèle à la caméra. La plupart des méthodes de CIN parte du principe que la couleur d'un point physique dans les images restera la même au cours du temps. Ce principe est traduit par l'équation de conservation des niveaux de gris. Si f désigne l'image de référence de la surface de mesure dans un état réputé libre de contraintes et g une image de la même surface soumise à un chargement générant un champ de déplacement \underline{u} , l'équation de conservation des niveaux de gris s'écrit :

$$\forall x \in ROI, f(\underline{x}) = g(\underline{x} + \underline{u}(\underline{x})) \quad (1)$$

où la ROI désigne la projection de la surface de mesure dans f .

La mesure CIN peut aussi être effectuée à l'aide de plusieurs caméras afin d'obtenir une mesure stéréoscopique et donc d'un champ de déplacement tridimensionnel sur une surface éventuellement non plane. Dans ce cas la conservation des niveaux de gris (1) est étendue aux différents imageurs au

cours du temps mais également entre eux pour un même instant.

Deux types majeurs de corrélation d'images se distinguent. Le distinguo vient du fait que l'équation (1) ne permet pas de déterminer le champ de déplacement car il s'agit d'une équation scalaire quand le problème est de trouver deux composantes (dans le cas de la CIN 2D). Afin de dépasser cette limitation, le problème est réécrit de sorte à réduire le nombre d'inconnues en faisant intervenir un sous-espace paramétré des champs de déplacement. Dans le cas de la CIN locale, la paramétrisation se fait par des imagerie indépendantes définies dans une image de référence [1,2]. Dans le cas de la CIN globale, la base cinématique peut être définie de manière arbitraire, mais ici nous nous intéresserons plus particulièrement à la CIN éléments-finis (CIN EF), qui fait intervenir le maillage et la base cinématique associée à un calcul éléments-finis [3-6]. Une synthèse du fonctionnement de chacune de ces deux méthodes est visible en Figure 1. Dans le cas de la SCIN locale basée sur des imagerie, les caméras sont utilisées par paires avec une caméra maîtresse pour chaque paire, où les imagerie sont définies. Deux nuages de points sont constitués par triangulation des centres des imagerie dans la configuration de référence \underline{S} et dans la configuration déformée \underline{S}' . Comme il s'agit des mêmes points physique associés aux centres des imagerie des caméras maîtresses, Dans le cas de la SCIN EF, des modèles projectifs de caméras P_i sont définis afin de pouvoir associer à un point de l'espace sa position dans le plan image. L'équation de conservation des niveaux de gris est utilisée pour toutes les paires de caméras afin de mesurer la forme \underline{S} du spécimen (qui permet de prendre en compte les déviations par rapport à la géométrie nominale de calcul). Ensuite le champ de déplacement est mesuré par la mise en correspondance des images de référence avec les états déformés caméra par caméra (on perd la considération de l'ensemble des paires dans la phase de mesure de déplacement).

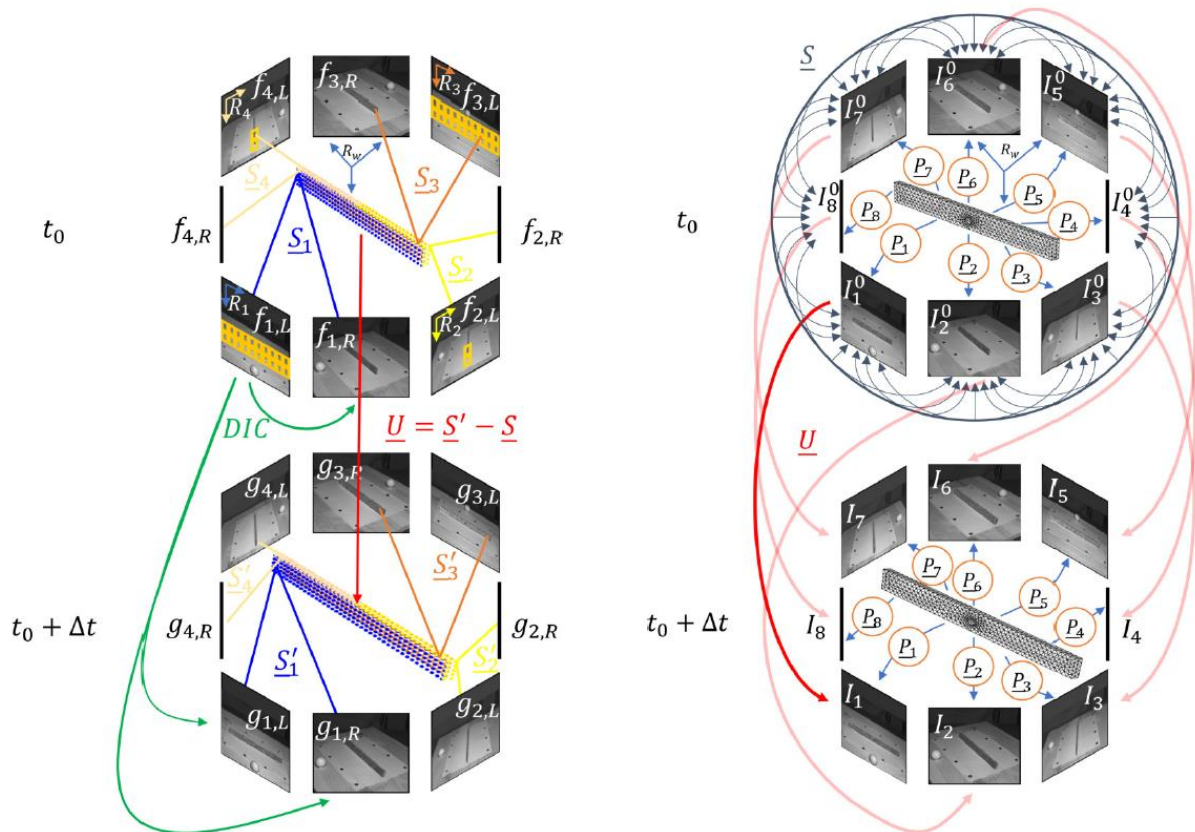


Figure 1 – Illustration de la Stéréo Corrélation d'Images Numériques (SCIN) locale, à gauche, et globale éléments-finis (EF), à droite dans le cas d'un dispositif multi-vues (extrait de [7]).

1.2. Limitations

La méthode employée pour traiter le problème de SCIN est une réadaptation convenable des mêmes méthodes que la CIN. Il en résulte que la SCIN souffre d'un certain nombre de limitations [8]. Parmi celles-ci, on souhaite s'attarder dans le présent document sur les grandes transformations. La plus simple à présenter est bien évidemment le cas des grands déplacements puisqu'aussi bien dans un formalisme local que global, si un point de la surface de mesure disparaît du champ de vision d'une caméra, les informations dans la configuration de référence issues de cette caméra pour ce point deviennent inutiles, puisque la mise en correspondance entre l'image de référence et l'image déformée est le fondement même de la méthode. Un point peut ainsi dans le cas des grands déplacements être complètement perdu pour la mesure (ex : rotation à 180°, passage d'un objet de la gauche vers la droite).

Une autre limitation est celle des grandes déformations, qui ne peut être correctement expliquée sans parler des pixels des images et du processus de formation de ces dernières. Ce processus est absent des modèles usuels de corrélation d'images qui s'appuient pour pallier ce manque sur des fonctions d'interpolations des images afin d'évaluer le niveau de gris des images à des positions non entières de pixels. Dans le cas de trop grandes déformations (traction d'élastomère par exemple), l'image de référence devient trop différente de l'image déformée ce qui peut conduire à des erreurs importantes voire l'échec de l'algorithme de mise en correspondance des images.

2. Corrélation d'images photométriques (PhDIC)

Afin de dépasser les problématiques exposées précédemment, on se propose d'enrichir le modèle de l'objet associé à un formalisme de CIN (ou SCIN) global via la définition d'une propriété de texture intrinsèque afin de constituer un jumeau numérique de la structure [7].

2.1. Principe

Issu du formalisme de la vision par ordinateur [9], le principe associé à la corrélation d'images photométrique (PhDIC) est de remettre en question la conservation des niveaux de gris, non pas au sens qu'un point physique ne garderait pas la même couleur, mais que ce principe resterait vrai quelle que soit les images. Ici, on souhaite donc se baser sur l'équation d'éclairement :

$$\forall x \in ROI, I(\underline{x}) = \alpha L_e(\underline{X}, \underline{r}(\underline{X}))$$

où I désigne le niveau de gris dans l'image, L_e la luminance issue du point \underline{X} dans la direction $\underline{r}(\underline{X})$ qui désigne le vecteur unitaire partant de \underline{X} vers le centre optique de la caméra considérée et α le facteur de conversion luminance/niveau de gris du système optique et capteur que constitue la caméra. Comme \underline{x} est la projection de \underline{X} dans la ROI, en notant \underline{P} le modèle de projection géométrique, on a naturellement $\underline{x} = \underline{P}(\underline{X})$ et on note $\underline{\beta}$ l'opérateur inverse. L'enjeu est ensuite de répondre à la question de l'espace adéquat où définir l'erreur photométrique (différence entre niveau de gris mesuré et prédiction). En choisissant comme en vision par ordinateur de le faire dans les images (et pas dans l'espace physique), on obtient quelques propriétés souhaitables. La fonctionnelle minimisée afin d'obtenir le champ de déplacement est donc :

$$F = \int_{ROI} \left(I(\underline{x}) - \alpha L_e(\underline{\beta}(\underline{x}), \underline{r} \circ \underline{\beta}(\underline{x})) \right)^2 d\underline{x} \quad (2)$$

Cette fonctionnelle est celle associée à la mesure de déplacement associée à une seule caméra (CIN 2D) mais il est clair qu'en sommant ces fonctionnelles sur toutes les caméras composant un dispositif expérimental complexe, on peut faire de la SCIN multi-vues.

Reste à présenter la manière de modéliser L_e la luminance émise de la scène vers le capteur. Il s'agit d'un point assez délicat compte-tenu qu'il s'agit d'un problème récursif infini que de définir la luminance issue d'un point. En effet, il s'agit d'une forme de somme pondérée des contributions d'éclairage de tous les autres points de la scène qui, s'ils ne sont pas une source lumineuse, sont elles-mêmes modélisées par une luminance issue des contributions de tous les autres points de la scène, et ainsi de suite... Afin de dépasser ce problème, la méthode utilisée dans ce problème est de passer par une fonction de réflectance bidirectionnelle (voir la BRDF Figure 2) qui représente la manière dont la surface répond à une excitation lumineuse. Dans ce travail, une paramétrisation minimale sur la base d'une hypothèse de surface lambertienne est utilisée. C'est l'albedo ρ forme de texture intrinsèque à la surface et variant entre 0 (noir parfait) et 1 (blanc parfait) qui paramétrise la BRDF.

Enfin, un modèle d'éclairage de la scène doit être utilisé. Dans ce travail, un modèle de source ponctuelle unique est utilisé dans la partie 3.1 quand un modèle d'éclairage diffus (uniforme dans toutes les directions) est utilisé en partie 3.2.

$$\underbrace{dL_e(\theta_e, \varphi_e)}_{\substack{\text{Luminance} \\ W.m^{-2}sr^{-1}}} = \underbrace{f(\theta_f, \varphi_f, \theta_e, \varphi_e)}_{\substack{\text{BRDF} \\ sr^{-1}}} \underbrace{dE_f(\theta_f, \varphi_f)}_{\substack{\text{Eclairage} \\ W.m^{-2}}}$$

BRDF \equiv Bidirectional reflectance distribution function

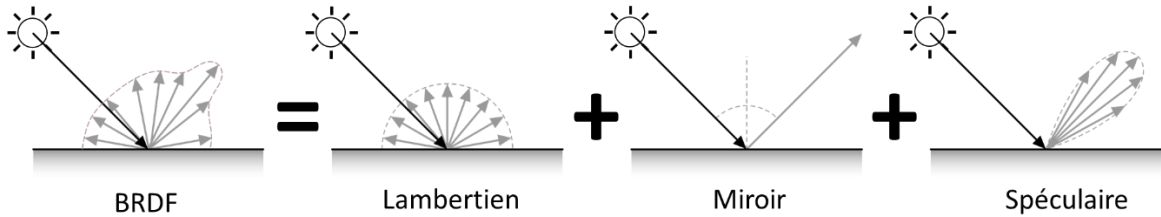


Figure 2 - Exemple de modèle paramétrique de fonction de réflectivité bidirectionnelle

Concrètement cela se traduit par un modèle de radiance L_e qui prend la forme suivante dans le cas de N_r sources ponctuelles :

$$\alpha L_e(\underline{X}) = \rho(\underline{X}) \sum_{r=1}^{N_r} l_r \langle \underline{n}_f(\theta_r, \varphi_r), \underline{n}(\underline{X}) \rangle \text{ avec } l_r = \frac{\alpha \Phi_r}{\pi} \quad (3)$$

où Φ_r désigne l'éclairage et (θ_r, φ_r) la direction associée à la source r .

Quand dans le cas d'un modèle d'éclairage diffus, on aura :

$$\alpha L_e(\underline{X}) = \rho(\underline{X}) \frac{\alpha \Phi}{\pi} = \hat{l}(\underline{X}) \quad (4)$$

2.2. Propriétés remarquables

On note dans la suite $\tilde{\Omega}$ l'ensemble de surface de mesure déformée (physique 3D) et $\tilde{\Omega}_{vis}$ sa partie visible. On note également $\underline{\Phi}_U$ la transformation mécanique entre l'état de référence et l'état déformé

de sorte que $\underline{\Phi}_U(\underline{X}) = \underline{X} + \underline{U}(\underline{X})$ avec \underline{U} le champ de déplacement que l'on souhaite mesurer. On peut remarquer que $ROI = \underline{P}(\tilde{\Omega}_{vis})$ et $\tilde{\Omega} = \underline{\Phi}_U(\Omega)$. Alors en réécrivant (2) sur Ω on obtient :

$$F = \int_{\Omega} \left[\left| \det \underline{\nabla} \underline{\Phi}_U \right| \left((I \circ \underline{P})V \right) \circ \underline{\Phi}_U \right] (\underline{X}) \left(I \circ \underline{P} \circ \underline{\Phi}_U(\underline{X}) - \alpha L_e(\underline{X}, r(\underline{X})) \right)^2 d\underline{X} \quad (5)$$

avec $I = \left| \det(\underline{\nabla} \underline{P}) \right| \circ \underline{\beta} = \left| \det(\underline{\nabla} \underline{\beta}) \right|^{-1} = \left\| \frac{\partial \underline{\beta}}{\partial u} \times \frac{\partial \underline{\beta}}{\partial v} \right\|_2^{-1}$ et V la fonction de visibilité qui vaut 1 lorsque \underline{X} est visible dans l'image et 0 sinon. Dans le cas du modèle sténopé sans distorsion, il est possible d'établir une expression analytique de I . Il est simplement intéressant de noter que ce terme correspond à la prise en compte de la courbure et de la distance de la surface dans l'échantillonnage par pixel par le capteur.

Il est clair que plusieurs limitations du modèle conventionnel de CIN sont levés, en particulier concernant la visibilité puisque l'on remarque que la fonctionnelle (2) est construite sur la comparaison entre l'image réelle acquise par le capteur et une image virtuelle fabriquée à partir du modèle de luminance de la scène.

3. Premiers résultats

3.1. Grands déplacements

Afin de tester la méthode sur de grands déplacements, nous utilisons une plaque rectangulaire trouée à laquelle nous appliquons une rotation de 90° ce qui n'est pas mesurable par les méthodes de SCIN classiques. La même fonctionnelle (5) peut être utilisée afin de réaliser la mesure de forme préalable et la mesure de déplacement. Une quarantaine d'images multi-vues (typiquement 10° entre chaque prise de vue) ont été acquises par une seule caméra afin de procéder à la mesure de forme et de l'albedo. Les conditions d'illumination de la scène étaient prises en compte à l'aide de l'équation (3) avec une seule source ponctuelle située derrière la caméra. Afin d'évaluer les erreurs de la méthode, deux ensembles disjoints d'images ont été traités par la méthode et, que ce soit pour l'albedo ou la forme, les différences étaient comparables respectivement au bruit caméra et à l'erreur de reprojection de l'étalonnage du modèle projectif.

Pour la mesure du déplacement de 90° , une seule image a été utilisée grâce au jumeau virtuel constitué de la géométrie et l'albedo.

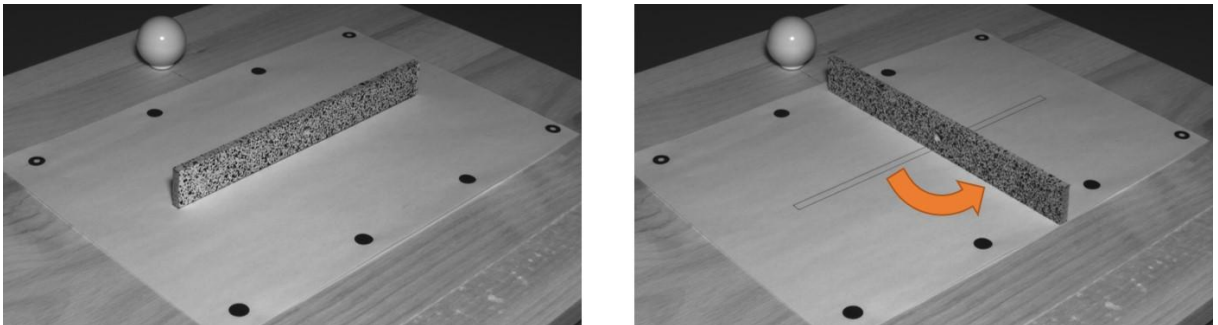


Figure 3 - A gauche, une des images utilisées pour la mesure de forme et d'albedo. A droite, image montrant la rotation considérée.

Une des facilités dans ce travail est que c'est la forme (5) qui est utilisée de la fonctionnelle afin de réaliser la mesure en déplacement. Aussi, les images continuent d'être interrogées à des positions non

entières et des interpolations sont utilisées. Nous souhaitons poursuivre les travaux afin de minimiser (2) directement de sorte que le processus de formation de l'image soit pris en compte.

3.2. Grandes déformations

Afin de prendre en compte le processus de formation de l'image, on se place dans des conditions d'éclairage diffus (4). Pour définir une image virtuelle (qui vit sur une grille de pixel) à partir du jumeau virtuel (qui vit sur un ensemble de points sur la représentation géométrique de la surface), on utilise une étape de convolution des surfaces projetées dans les images avec les pixels. De sorte qu'une image virtuelle à un instant t s'écrit :

$$\hat{I}_t(\tau, \underline{U}) = \sum_{i=0}^{N_{pix}-1} \int \hat{I} \circ \underline{\Phi}_U^{-1} \circ \underline{\beta}(x) h_i(\tau - x) dx$$

Le cas traité correspond à une traction générant des déformations de plusieurs centaines de pourcents. Les images utilisées ont été générées par l'Institut Pascal de Clermont-Ferrand.

Malheureusement, la minimisation de la fonctionnelle (2) reste une question ouverte, mais quelques résultats préliminaires semblent indiquer qu'il s'agit d'une voie prometteuse. En particulier, les résultats présentés dans la suite comparent deux cas : le premier correspond à de la corrélation d'images classique sur les images de l'Institut Pascal (Images Benoît). Le second à de la corrélation d'images classique sur des images générées après identification du jumeau virtuel \hat{I} sur les images, avec le champ de déplacement exact (\underline{u}_{th}) tel qu'illustré par la Figure 4. Pour chacune des deux méthodes, les images de l'Institut Pascal étaient tantôt sans bruit tantôt avec un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et d'écart-type 5 niveaux de gris.

Le caractère encourageant des résultats réside dans l'insensibilité au bruit des erreurs obtenues avec la méthode de corrélation d'images sur les images virtuelles générées à partir d'un jumeau numérique comme le montre la Figure 5.

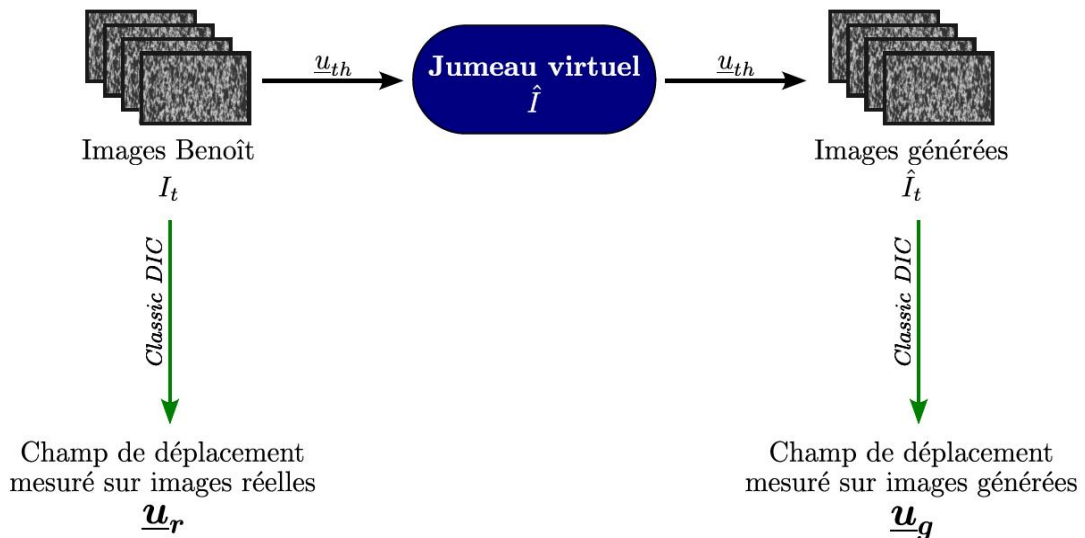


Figure 4 - Illustration de l'architecture de l'étude comparative

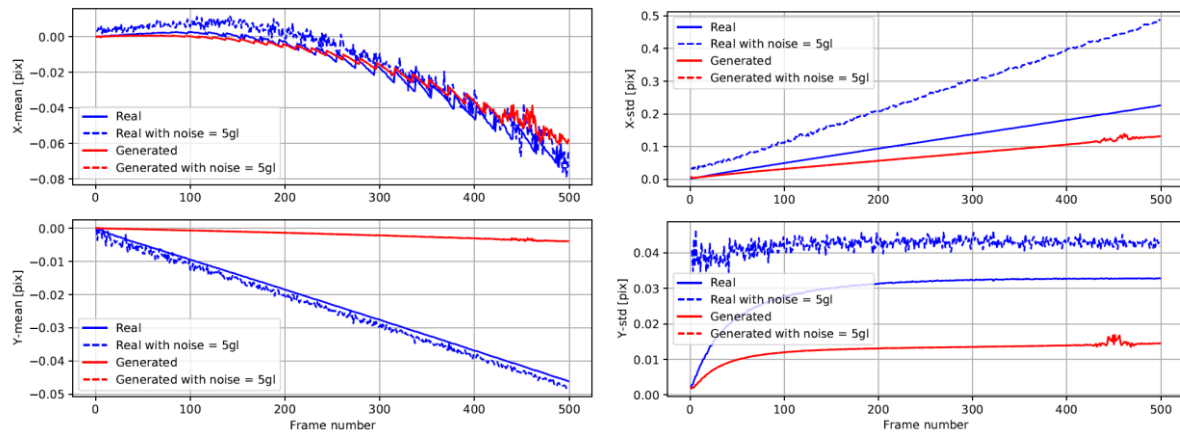


Figure 5 - A gauche, erreur systématique. A droite erreur aléatoire. En bleu, corrélation d'images classique. En rouge, corrélation d'image sur les images virtuelles générées à partir du jumeau numérique. Trait plein, sans bruit ajouté. Trait pointillé, avec bruit.

Références

- [1] B. D. Lucas, T. Kanade. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2, 1989.
- [2] M. A Sutton, J.-J. Ortu, H. W. Schreier, Image correlation for shape, motion and deformation measurements: basic concepts, theory and applications. Springer, 2009
- [3] J.-E. Pierré, J.-C. Passieux, J.-N. Périé. Finite element stereo digital image correlation: framework and mechanical regularization, Experimental Mechanics, p. 443–456, 2017.
- [4] F. Hild, S. Roux. Displacement uncertainties with multiview correlation schemes, The Journal of Strain Analysis for Engineering Design, p. 199-211, 2020.
- [5] M. Chapelier, R. Bouclier, J.-C. Passieux. Free-Form Deformation Digital Image Correlation (FFD-DIC): a non- invasive spline regularisation for arbitrary finite element measurements, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2021.
- [6] R. Bouclier, J.-C. Passieux. IGA: Non-Invasive Coupling with FEM and Regularization of Digital Image Correlation Problems, John Wiley & Sons, 2023.
- [7] R. Fouque, R. Bouclier, J.-C. Passieux, J.-N. Périé. Photometric DIC: a unified framework for global Stereo Digital Image Correlation based on the construction of textured digital twins, Journal of Theoretical, Computational and Applied Mechanics, p. 1-32, 2022.
- [8] R. Fouque, R. Bouclier, J.-C. Passieux, J.-N. Périé. Stereo digital image correlation: formulations and perspectives. Comptes Rendus. Mécanique, p. 453-463, 2021.
- [9] B. Goldlücke, M. Aubry, K. Kolev, D. Cremers, A Super-Resolution Framework for High-Accuracy Multiview Reconstruction, International Journal of Computer Vision, p. 172-191, 2014.