

Identification modale temps réel par caméra rapides et assimilation de données : une nouvelle méthode de magnification

A. GOELLER^a, J-L. DION^a, R. LE BRETON^a, T. SORIANO^b, B. ROUX^c

a. Laboratoire QUARTZ SUPMECA – Institut Supérieur de Mécanique de Paris
3, rue Fernand Hainaut 93400 Saint Ouen FRANCE

b. Université de Toulon
Bâtiment M CS 60584 – 83041 Toulon CEDEX 9 France

c. Visiolaser
11, rue Georges Besse
92180 Antony FRANCE

Résumé :

Dans un environnement de révolution industrielle numérique, l'importance de l'enrichissement des données visuelles dans un cadre de réalité augmentée permet de lier étroitement simulations et données expérimentales d'une manière autant interactive que temps réel. Dans le contexte particulier de l'analyse modale expérimentale, l'analyse modale de structures représente une étape importante en termes de coûts et de temps généralement basée sur une analyse modale linéaire effectuée a posteriori de l'acquisition. La méthode présentée dans cet article propose une chaîne de mesures complète allant de l'acquisition à la visualisation en schéma temps réel. Au-delà de l'identification précise des paramètres modaux non-linéaires et de l'acquisition sans contact subpixel par traitement vidéo de séquences haute vitesse, elle introduit une nouvelle méthode de magnification de mouvements qui est appliquée sur les déformées modales d'un ski.

Abstract:

Industry 4.0 revolution brings augmented reality in front of the technology innovations and call for linking interactively numerical models with experimental data in a real time framework. In the particular field of Experimental Modal Analysis, the modal analysis of a structure is an important step in terms of cost and time. Besides, the analysis generally relies on linear assumptions and is performed in a post processing scheme. This article introduces a complete measurement chain from acquisition to augmented display in a real time scheme. The method is using high speed cameras and video processing techniques to enable a subpixel contactless measure and a precise identification of modal nonlinear parameters in a real time scheme. Thus, a new motion magnification method is proposed with a test case on a clamped ski.

Mots clefs : Motion Magnification, Video processing, Vision, Data Assimilation, Unscented Kalman Filter, Motion estimation, Visual Tracking

1 Introduction

Dans un contexte d'évolution industrielle où l'industrie 4.0 encourage l'entrée des technologies numériques dans les processus actuels, la réalité augmentée est portée comme un outil de visualisation idéal pour une compréhension rapide et une action intuitive sur des grandeurs physiques difficilement appréciables sans cet outil. Les concepts tels que les capteurs logiciels qui permettent d'observer des grandeurs et d'en mesurer d'autres sont des alternatives crédibles pour un développement de mesures de plusieurs grandeurs basées sur un nombre très réduit de capteurs. Ces techniques ouvrent alors la porte à un choix de capteurs orienté sur les paramètres d'utilisation plutôt que sur la grandeur mesurée. Dans ce sens, ces concepts ont été appliqués aux cas particuliers des caméras rapides dans le cadre du projet FAMOSYS (pour FAsT MOving SYStems) lancé par la société Visiolaser. Les travaux présentés dans cet article sont issus de l'application de ces concepts [1] dans le cadre particulier de l'analyse modale expérimentale. Dans ce domaine, des améliorations significatives sont développées sur trois différents niveaux. Au niveau de l'acquisition, les techniques classiques actuelles comme les accéléromètres obligent une installation longue et invasive, modifiant la masse et l'amortissement du système. Des techniques plus récentes que sont les lasers permettent d'avoir des mesures sans contact, mais la nature mono points des acquisitions empêche tout traitement de mesures transitoires ou aléatoires [2]. Dans cet article, nous proposons d'utiliser des caméras rapides avec des méthodes de traitement vidéos afin d'apporter une solution multi points, sans contact et efficace pour traiter des mesures de vibration jusqu'à 1000 Hz. Au niveau de la méthode, l'état de l'art actuel propose essentiellement des méthodes a posteriori d'identification des paramètres modaux de la structure et quelques méthodes linéaires de suivi en temps réel [3]. Les travaux présentés ici développent une méthode d'identification précise à la fois pour des évolutions non linéaires des paramètres modaux, pour séparer les différentes contributions modales et à la fois pour un suivi temps réel. Enfin, les travaux récents sur la magnification de mouvement [4] ont montré l'impact interactif d'une amplification modale mode par mode directement sur la vidéo de mesure. Cependant, les différentes méthodes de magnification proposées sont basées sur des techniques de filtrage a posteriori de la mesure et ne permettent pas d'applications temps réel. Cet article propose donc une nouvelle approche de la magnification de mouvement sur un schéma temps réel.

Le développement des idées se fera en deux parties. La première sera consacrée aux méthodes de traitement vidéo, d'assimilation de données et de synthèse pour la magnification et une seconde partie présentera des résultats sur un cas réel.

2 Méthode

2.1 Utilisation des concepts de l'assimilation de données pour une identification temps réel

Les méthodes d'assimilations proposent une approche transverse aux différentes manières d'appréhender les systèmes complexes. Ainsi, entre les approches de simulations numériques et les expérimentateurs, l'assimilation de données propose une voie commune à ces deux domaines en rassemblant une famille de méthodes permettant de d'assimiler les données expérimentales à l'aide d'un modèle d'état, dans un contexte stochastique.

Les méthodes d'assimilations sont rangées selon deux approches différentes : les méthodes variationnelles et les méthodes séquentielles. Compte tenu de l'aspect temps réel, nous nous sommes orientés sur les méthodes séquentielles, totalement adaptées à un flux de données temps réel. Parmi ces méthodes, les filtres de Kalman ont semblé être une famille de filtres suffisamment éprouvée et multi domaines pour pouvoir proposer une adaptabilité suffisante aux différentes problématiques rencontrées.

Ces filtres procèdent en deux étapes dans leur version discrète. Une première étape de prédiction au cours de laquelle l'état d'une variable d'état X_k à l'instant discret k est prédit au temps $k + 1$ par le modèle d'évolution de l'état du système F . Intervient alors une seconde étape pour comparer l'état prédit $X_{k+1|k}$ avec les observations. Pour effectuer cette opération, on utilise une fonction d'observation qui permet de passer de l'espace d'état à l'espace d'observation. Le filtre calcule alors un gain qui est appliqué aux variables d'état pour le pas suivant. Les intérêts du filtrage de Kalman sont multiples. Ils permettent un calcul du gain non pas en fonction des observations mais des covariances de ces dernières, ajoutant ainsi une notion forte de confiance dans l'état du système. Ces filtres possèdent de nombreuses versions développées dans de multiples domaines et notamment des versions permettant de travailler avec des fonctions d'évolution et d'observation non-linéaires. Enfin, les filtres de Kalman fonctionnent en modélisant les erreurs d'observation et les erreurs du modèle à l'aide d'une supposition gaussienne. Les travaux présentés ici proposent un modèle d'évolution basé sur la décomposition modale d'une structure vibrante. En effet, on peut écrire que toute structure vibrante peut être décomposée sur une base de ses déformées modale $\mathcal{B} = \{L_1(x, y, z), \dots, L_n(x, y, z)\}$:

$$S(x, y, z, t) = \sum_{i=1}^n A_i \cdot e^{-\chi_i t} \cdot \cos(\omega_i t + \phi_i) \cdot L_i(x, y, z) + \mathcal{R}_i(x, y, z)$$

avec A_i l'amplitude de contribution du mode, χ_i the coefficient d'amortissement, ω_i la pulsation et ϕ_i la phase. On introduit alors \mathcal{R}_i le résidu du mode i correspondant à la contribution de l'ensemble des modes de degré supérieur à n .

Le modèle d'identification proposé dans cette article propose d'utiliser ce découplage spatio-temporel pour permettre une identification des paramètres modaux en posant le résidu comme une erreur du modèle ; il utilise les déformées modales de la structure comme entrée du système.

L'assimilation est alors effectuée sur un schéma temps réel, sur des évolutions non-linéaires des paramètres modaux et permet de séparer les différentes contributions modales en identifiant les différents paramètres modaux que sont l'amplitude, l'amortissement et la fréquence. On va détailler dans la partie suivante les observations en entrée de la méthode d'assimilation obtenues par détection et suivi vidéo de motifs.

2.2 Traitement vidéo pour la détection de motifs a priori

Notre choix d'utiliser une caméra rapide au niveau de l'acquisition dans le but d'utiliser de la mesure multipoints pourrait s'appliquer parfaitement à des algorithmes de mesures de champs tels que l'intercorrélation. Permettant une mesure juste sur un maillage réduit par rapport à la taille initiale de l'image, ces méthodes sont cependant trop consommatrices en temps de calcul et en ressources pour permettre une application temps réel. De plus, nous voulions pouvoir faire une comparaison facile des performances de la méthode avec des mesures monopoints, ce qui a orienté la conception de la chaîne de traitement vidéo selon deux critères : focaliser la détection et la mesure sur des points particuliers et utiliser une méthode applicable en temps réel. Enfin, afin de permettre une adaptabilité de la méthode à d'autres techniques d'extraction d'informations, la chaîne de traitement vidéo est conçue pour être entièrement interchangeable.

Les approches de détection et de suivi de traitement vidéo sont en général basées sur la même hypothèse fondatrice : les zones à détecter ou à suivre induisent des invariants entre des images consécutives, sur une échelle temporelle locale. L'état de l'art propose différentes techniques pour identifier ces invariants. Pour éviter une adaptation de la méthode sur chaque cas test, les méthodes de suivi automatique de points d'intérêts ont été choisies [5].

La philosophie d'une mesure sans contact oblige d'influencer un minimum la structure. L'état de l'art des méthodes de détection automatique est principalement constitué de méthodes de détection de points d'intérêt et de détection de traits. Ces méthodes fonctionnent sans a priori pour des utilisations variées (suivi d'objet, véhicule autonome,...). Cependant, il faut souligner que le cadre de l'analyse modale et

l'acquisition par vidéo obligent une mesure précise pour conserver un avantage sur les méthodes classiques. Pour des structures moyennes, étant donné les ordres de grandeurs des contributions modales en déplacements rapporté au champ de la caméra et au nombre de pixels, la précision à atteindre doit être à l'ordre du pixel sinon subpixel. Malheureusement, l'utilisation de ces méthodes sans a priori dégrade de manière non négligeable la fidélité en particulier et l'exactitude en général de la mesure. Aussi, de la même manière que le mouchetis pour l'intercorrélacion, nous avons choisi de préparer la structure de manière à augmenter la précision, en utilisant un pattern spécifique de mire (Figure 1). Cette préparation déterministe nous permet de proposer ensuite un design de descripteurs en deux étapes de type détection/suivi basé sur la forme de la mire choisie.

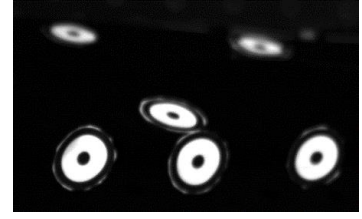


Figure 1: Mires utilisées collées sur un ski

Une première étape servant uniquement à détecter les mires utilise un détecteur MSER (pour Maximally Stable External Regions). Cette méthode fonctionne en repérant les zones d'intensité stables présentes sur l'image. Elle va permettre d'identifier une série d'ellipses dans l'image $E = \{\epsilon_1, \dots, \epsilon_j, \dots, \epsilon_m\}$ décrites par leur centre C_j et leurs deux demi-axes. La détection de mire se fait en calculant les meilleurs scores du critère utilisant un seuil C_0 :

$$\forall J \in [1, m] \text{ et } C_0 \in \mathbb{R}_+^*, \quad \sigma_j = \sum_{j=1}^m |C_j - C_j|_2 < C_0$$

La deuxième étape est initialisée par les positions obtenues ; elle effectue un suivi suivant le schéma classique de Shi-Tomasi, schéma de suivi basé sur une recherche d'invariants au niveau des angles de l'image. On soulignera que ce suivi aurait pu se faire à l'aide des mêmes descripteurs MSER, mais cette possibilité a été écartée pour des considérations de coûts de calcul.

La méthode proposée ici permet donc de détecter et de suivre des mires placées de manière déterministe sur la structure dans le repère du capteur.

2.3 Magnification à l'aide de reconstruction par estimation de mouvement

Cette partie diffère des deux précédentes sur le rôle dans la chaîne de mesures. En effet, les parties précédentes concernent la mesure, tandis que la magnification constitue un outil d'affichage permettant d'amplifier les contributions modales. La bibliographie concernant la magnification de mouvement étant très localisée et basée sur des approches de type filtrage par bande et transformées de Fourier, l'article présenté ici propose une nouvelle méthode de magnification par modification du champ de déplacement au niveau image.

Les concepts appliqués pour cette magnification sont issus des techniques de compression vidéo et ont été définis dans les normes vidéos MPEG-4 et MPEG-7 [6]. Ils sont basés sur une supposition de petits déplacements entre deux images afin de pouvoir effectuer une linéarisation au voisinage de chaque pixel :

$$I_{t+\Delta t}(\mathbf{u} + \mathbf{a}) \simeq I_t(\mathbf{u}) + \overrightarrow{\text{grad}}(I_t)(\mathbf{u}) \cdot \mathbf{a}$$

avec $I_t(\mathbf{u})$ l'intensité au temps t sur le pixel repéré par le vecteur \mathbf{u} et \mathbf{a} un vecteur de déplacement dans le repère capteur.

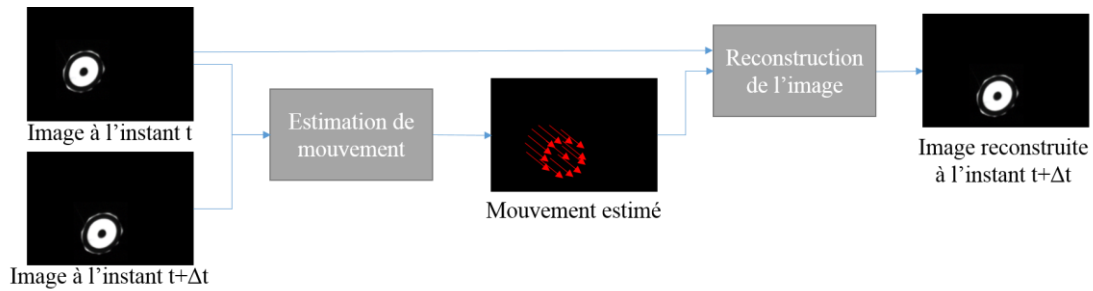


Figure 2: Estimation de mouvement et reconstruction

Les hypothèses de petits déplacements sont particulièrement bien respectées dans le cadre de nos hypothèses de travail sur des séquences de vidéos rapides. Le cadre classique de l'estimation de mouvement se déroule en deux étapes présentées dans la Figure 2.

L'innovation proposée ici consiste à détourner l'utilisation de ces algorithmes d'estimation de mouvements en proposant un mouvement estimé issu de notre algorithme d'identification et d'utiliser les déformées modales de la structure assimilées avec les observations pour obtenir une carte du mouvement estimé entre l'image réelle et l'image magnifiée. La magnification proposée obtient alors le même résultat que dans la bibliographie : d'amplifier le mouvement de certains modes de la structure sur un rendu vidéo.

3 Cas test : comportement modal d'un ski

3.1 Dispositif expérimental

Afin de montrer les résultats sur une structure réelle, la chaîne de traitement présentée plus haut a été appliquée sur un cas test réel : un ski.

La caméra utilisée est munie d'un capteur d'une résolution $4096 \times 512 \text{ pixels}$ pour une vitesse d'acquisition de 1000 Hz . Le champ de la caméra est d'environ $100 \times 10 \text{ cm}^2$ ce qui nous donne une résolution projetée sur la structure de $1.5 \times 10^{-4} \text{ pixel/m}$. La caméra est disposée de manière à filmer la tranche du ski qui a été préalablement munie de mires en papier collées sur la structure. L'excitation de la structure est effectuée au marteau de choc.

3.2 Résultats

Afin de segmenter les étapes de la chaîne de traitements présentée dans cet article, les résultats sont présentés dans l'ordre de la chaîne de traitement. Au niveau du traitement d'image, les résultats sont précis comme on peut le voir sur la Figure 3. On observe des variations inférieures au dixième de pixel. Les variations observées sont

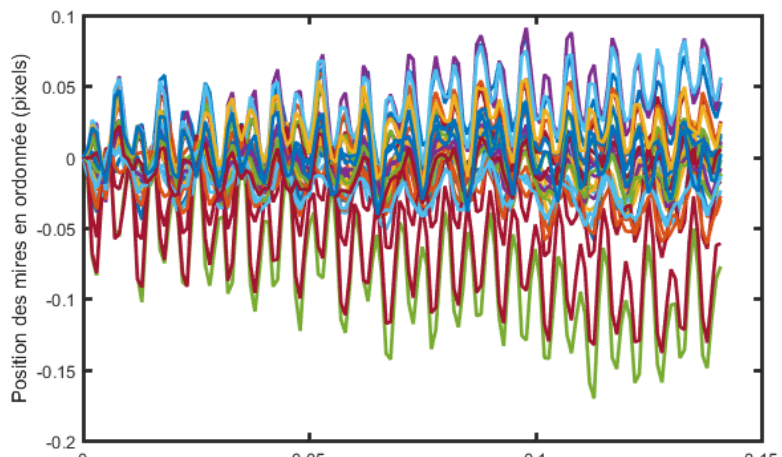


Figure 3: Mesure de variation des centres des mires sur une séquence vidéo du ski statique

de l'ordre de 200 Hz et correspondent à une harmonique de l'alimentation de l'éclairage.

Les fréquences identifiées par la méthode d'assimilation correspondent aux fréquences identifiées par lecture du spectre de Fourier. Par contre, la précision des résultats ne permet d'identifier que les premiers et seconds modes. Il est également intéressant de noter que le second mode a des amplitudes de l'ordre du dixième de pixel, ce qui confirme bien la capacité de la méthode à travailler en subpixel. La méthode a été validée sur des cas simulés et propose une précision à 3 chiffres significatifs [7].

Les résultats de la magnification sont montrés sur la Figure 4. Ils correspondent à la superposition de plusieurs images. Une image de la vidéo réelle avec le suivi des mires par le suivi vidéo en encadré sur le canal rouge et deux images magnifiées différemment au même instant à partir de cette image réelle et du modèle utilisé dans l'assimilation. Ainsi, sur le canal vert, on a choisi de retirer complètement le second mode et de ne pas amplifier le premier mode, tandis que sur le canal bleu, on a magnifié le second mode avec un facteur 2.5 tout en conservant la contribution initiale du premier mode, de manière à garder l'image magnifiée centrée par rapport à l'image originale.

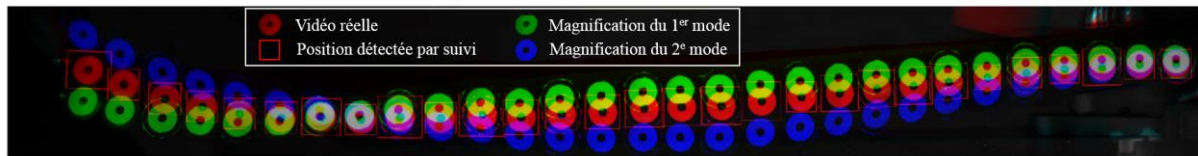


Figure 4: Image 160 de la séquence du ski avec une excitation de type choc (canal rouge) - Magnification du 1er mode uniquement (canal vert) - Magnification du second mode (canal bleu)

4 Conclusion

Cet article propose une nouvelle méthode de magnification de mouvement temps réel. Cette méthode inspirée des concepts développés dans le domaine de l'assimilation de données permet une identification des paramètres modaux que sont l'amplitude, la fréquence et l'amortissement pour des évolutions non-linéaires tout en donnant accès à une séparation des contributions modales en temps réel. La magnification de mouvement proposée reprend les différentes contributions modales ; elle utilise les hypothèses de l'estimation de mouvement pour magnifier la séquence vidéo. Au-delà du résultat, les applications en réalité virtuelle s'avèrent très intéressantes autant pour le diagnostic que pour l'aspect pédagogique.

Références

- [1] A. Goeller, J. L. Dion, R. Le Breton, T. Soriano et B. Roux, « Dynamic system stochastic identification mixed with video processing: Validation on a real case », in *Mechatronics (MECATRONICS)/17th International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM), 2016 11th France-Japan & 9th Europe-Asia Congress on*, 2016, p. 146–151.
- [2] H.-J. von Martens, « Metrology of vibration measurements by laser techniques », 2008, p. 709802.
- [3] G. Golinval et G. Kerschen, *Experimental modal analysis*. 2014.
- [4] A. Davis, K. L. Bouman, J. G. Chen, M. Rubinstein, F. Durand et W. T. Freeman, « Visual vibrometry: Estimating material properties from small motions in video », in *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015, p. 5335–5343.
- [5] S. Krig, *Computer Vision Metrics: Survey, Taxonomy, and Analysis*, 1st éd. Berkely, CA, USA: Apress, 2014.
- [6] A. Bovik, *The Essential Guide to Video Processing*. 2009.
- [7] A. Goeller, « Real time modal identification of vibrating beam using Kalman filters and high speed cameras », SEM IMACS XXXV - Garden Grove, California USA, 02-févr-2017.