

Corrélation d'Images Numériques : voir l'invisible, quand la mécanique aide la vision par ordinateur

Culture Sciences
de l'Ingénieur

Lucas PERSON - François HILD

Publié en :
Septembre 2025

école
normale
supérieure
paris-saclay

La corrélation d'images numériques (CIN ou DIC, pour Digital Image Correlation) est une technique utilisée pour mesurer des déplacements et des déformations de matériaux en observant leurs changements d'apparence sur une série d'images. Pour une présentation générale de la technique, il est conseillé d'aller consulter sur Culture Sciences de l'Ingénieur la ressource « Présentation générale de la corrélation d'images numériques » [1].

Cette ressource présente les différents défis liés à la mesure d'un champs de déplacement ainsi qu'une manière de résoudre ces défis. Elle vise à vulgariser la régularisation et plus précisément la régularisation mécanique pour la corrélation d'images numériques [2]. Le but est de comprendre quelles sont les principales limites de la corrélation d'images numériques, comprendre quel est le rôle d'une régularisation, comprendre comment la mécanique des matériaux peut aider la mesure par corrélation d'images et avoir un petit aperçu d'utilisations pratiques de régularisation mécanique. La présentation globale algorithmique, est disponible dans l'« Annexe : Algorithme de calcul de corrélation d'images numériques » [1].

1 - Corrélation d'images numériques : observer la matière qui se déforme (rappels)

Quand on tire sur une règle en plastique ou qu'on presse une éponge, on voit la matière changer de forme : c'est la déformation. Dans beaucoup de situations, ces déformations sont peu perceptibles à l'œil nu : trop petites ou trop complexes et difficiles à appréhender. Pourtant, elles révèlent des informations précieuses sur la résistance, la fragilité ou la structure interne des matériaux. Les scientifiques ont besoin de ces mesures de déformation pour caractériser les matériaux, les structures, etc. Une méthode pour mesurer avec précision ces déformations est la corrélation d'images numériques.

1.1 - Principe de base de la corrélation d'images numériques

Une des techniques de mesure, à la croisée de l'optique, de la mécanique et de l'informatique est la corrélation d'images numériques (CIN). Le principe est simple :

1. On prend une photographie d'un objet avant qu'il ne soit déformé (état initial ou de référence).
2. On applique une force (traction, compression, flexion. . .) sur l'objet qui donc se déforme.
3. On prend une nouvelle photographie pendant la déformation (état déformé).

4. À partir de ces deux images, on utilise un algorithme pour retrouver le champ de déplacement, c'est-à-dire, la façon dont chaque point de l'image s'est déplacé.

D'un point de vue mathématique, la corrélation d'images numériques est ce qu'on appelle un problème d'optimisation. C'est un type de problème dans lequel on cherche à trouver la meilleure solution possible en réduisant au maximum une certaine quantité/erreur que l'on appelle fonction de coût. Plus l'erreur est faible, plus on s'approche du minimum et donc de la meilleure solution. En corrélation d'images, cette erreur correspond pour simplifier à la différence entre l'image de l'objet à l'état initial et l'image de l'objet à l'état déformé corrigée par le champ de déplacement calculé. Ainsi l'algorithme de corrélation d'images, via des techniques mathématiques et algorithmiques, va chercher le minimum de cette erreur. Un schéma représentant la fonction de coût avec son minimum est schématisé sur la figure 1. La mesure est optimale au niveau du minimum de la fonction de coût.

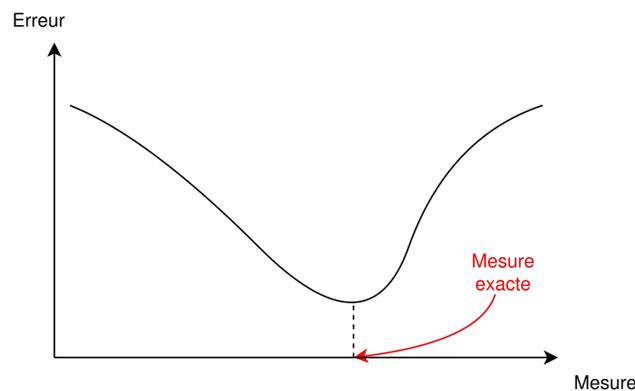


FIGURE 1 : Illustration schématique du problème de minimisation en corrélation d'images qui consiste à minimiser la fonction de coût afin de mesurer le déplacement entre les deux images (de l'état de référence et de l'état déformé)

1.2 - Limites de la corrélation d'images numériques

Sur le papier, l'idée de retrouver les déplacements d'un matériau en comparant deux images semble facile et direct. Pourtant, la mise en pratique est semée d'embûches, en particulier lorsque l'on souhaite obtenir des mesures précises et physiquement réalistes. Voici quelques-uns des principaux défis rencontrés :

- **Le bruit** : Une image numérique, c'est à dire une image prise à partir d'un appareil photo numérique, n'est jamais parfaitement fidèle à la réalité. Elle contient ce que l'on appelle du bruit : de petites variations aléatoires de la couleur (ou du niveau de gris si l'image est en noir et blanc) dues au capteur, à l'éclairage ou au traitement logiciel. Une illustration de ce phénomène est proposée sur la figure 2. Le bruit est aléatoire et change d'une image à l'autre. Ces perturbations peuvent induire en erreur l'algorithme de corrélation, qui peut trouver des déplacements là où il n'y en a pas. Par exemple, si l'image d'un grain de surface est légèrement déformée par du bruit, l'algorithme pourrait en conclure qu'il a bougé... alors qu'il est resté immobile.

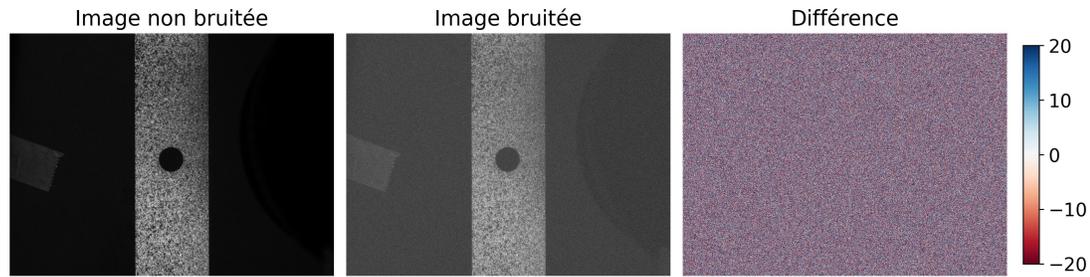


FIGURE 2 : Illustration de l'effet du bruit. L'image de gauche correspond au cas sans bruit ; celle du centre représente la même image avec du bruit ajouté ; enfin, l'image de droite montre la différence entre les deux images précédentes. Cette dernière permet de visualiser le bruit, qui se traduit par des variations aléatoires du niveau de gris.

- **Le motif :** La corrélation d'images repose sur la comparaison de motifs aléatoires entre l'image de l'état de référence et l'image de l'état déformé. Que se passe-t-il si la surface n'est pas assez contrastée ? S'il n'y a pas de taches, de rugosité, ou de texture marquée ? Dans ce cas, l'algorithme manque de repères : il devient difficile de savoir comment une zone a bougé. C'est un peu comme essayer de trouver la direction du vent en observant un ciel sans nuages. Ce problème se présente souvent quand la résolution (nombre de pixel composant l'image) des images est trop faible et/ou quand la brillance est trop uniforme. Comme nous pouvons le voir sur la figure 3, dans le premier cas il n'y a pas de motif sur le carré, ainsi il existe une multitude de transformations (ici des rotations) permettant de passer de l'image de référence à l'image de l'état déformé. Dans le second cas, le carré est muni d'un motif. Ainsi cela nous permet à l'œil d'identifier l'unique transformation possible entre l'image de l'état de référence et l'image de l'état déformé.

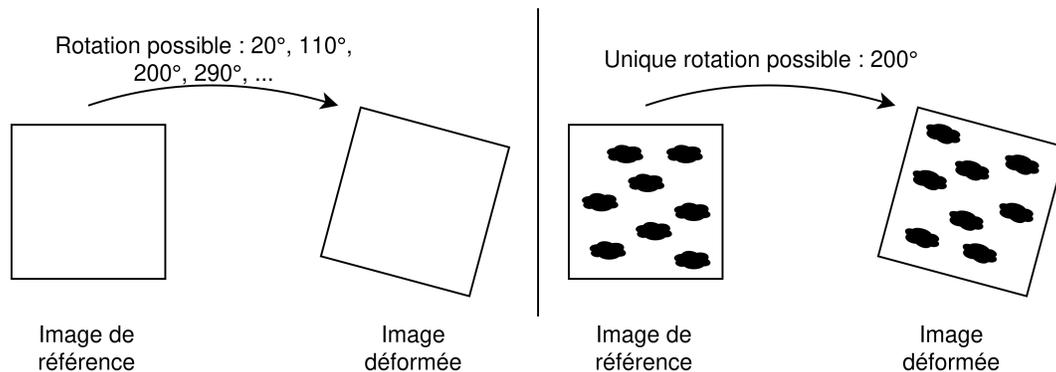


FIGURE 3 : Illustration de l'utilité d'un motif. Dans le premier cas, la surface du carré n'est pas munie d'un motif, elle manque de contraste, ce qui rend impossible la détermination de l'angle de rotation. Dans le deuxième cas, la surface du carré est munie d'un motif : il est alors possible de déterminer que le carré a tourné de 200° .

- **Grands déplacements, grandes déformations et discontinuités :** L'observation de grands déplacements, de grandes déformations entre les images ou encore l'apparition de fissures pose souvent problème. Dans ces situations, l'objet observé peut avoir tellement changé entre son état de référence et son état déformé qu'il devient difficile de retrouver une correspondance fiable.

Sans garde-fou, l'algorithme de corrélation peut trouver un champ de déplacement qui comporte des sauts brutaux entre deux zones pourtant voisines (comme si la matière se déchirait brutalement) ou qui fait apparaître des rotations, extensions ou contractions impossibles du point de vue de la mécanique des matériaux. Or, un matériau réel ne se déforme pas aussi librement qu'un nuage de pixels. Il obéit à des lois de conservation, continuité, comportement, etc.

D'un point de vue mathématique, la courbe de l'erreur associée à l'expérience illustrée en figure 3 devrait épouser la forme de la courbe rouge de la figure 4. En effet, l'objet (un carré) n'a subi qu'une seule transformation : une rotation de 200° . Dans ce cas, la fonction de coût à minimiser présente un unique minimum correspondant à la solution. Cependant, en pratique, les difficultés évoquées précédemment perturbent cette situation idéale. Comme on peut le constater sur la courbe noire de la figure 4, ces perturbations peuvent engendrer plusieurs minima locaux. Or, chaque minimum correspond à une solution plausible. Cela signifie que l'algorithme de corrélation peut aboutir à différentes solutions, ce qui est délicat puisque la transformation réelle est unique.

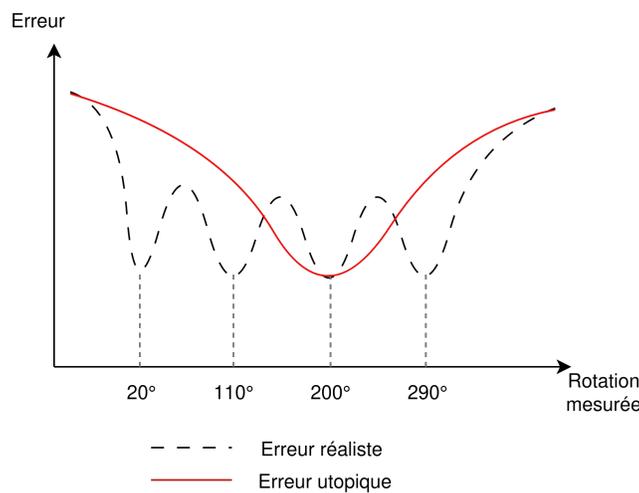


FIGURE 4 : Illustration schématique du problème de minimisation en corrélation d'images. Dans des conditions parfaites et idéales, la fonction de coût à minimiser ressemble à la courbe rouge, il existe un unique minimum donc une seule solution. Lorsqu'il y a peu de contraste, du bruit ou autre difficulté, la fonction de coût à minimiser possède plusieurs minima locaux (courbe noire en pointillés). Il existe plusieurs solutions possibles.

2 - Pourquoi régulariser ?

Les difficultés présentées précédemment nous amènent à une question cruciale : comment s'assurer que les déplacements retrouvés par l'algorithme sont non seulement compatibles avec les images, mais aussi mécaniquement plausibles ? En d'autres termes, comment éviter que le traitement des images ne produise des résultats aberrants, bruités ou incohérents avec le comportement attendu du matériau ? Pour cela, on introduit une étape essentielle dans le traitement : la régularisation. Mais pourquoi est-elle nécessaire ? Et que signifie réellement « régulariser » dans ce contexte ? C'est ce que nous allons explorer maintenant.

2.1 - Un problème mal posé

Dans le cadre de la corrélation d'images numériques, on cherche à reconstruire un champ de déplacement à partir de deux images : celle de l'état initial et celle de l'état déformé. Intuitivement, cela paraît simple : il suffit de trouver comment chaque point a bougé. Pourtant, ce problème est en réalité un excellent exemple de ce qui s'appelle un problème mal posé. Contrairement à un problème bien posé, qui admet une solution unique, stable et dépendant continûment des données (faible sensibilité au bruit), un problème mal posé souffre souvent d'ambiguïtés. Cela signifie que plusieurs solutions différentes peuvent sembler expliquer les mêmes images, ou que de petits changements dans les images peuvent entraîner des variations très importantes dans les déplacements calculés.

Cette absence d'unicité est particulièrement problématique en pratique. Par exemple, imaginez que sur une zone de l'image, le motif est peu contrasté : il peut alors être impossible de dire avec certitude comment cette région s'est déplacée (cf. figure 3). Plusieurs déplacements différents peuvent produire une image déformée très similaire. De plus, le bruit aléatoire présent dans les images peut tromper l'algorithme, qui peut détecter de faux déplacements ou des sauts improbables. En conséquence, sans précaution, le champ de déplacement reconstitué peut être irréaliste, comporter des discontinuités brutales ou des mouvements impossibles d'un point de vue mécanique.

Ces difficultés rendent le problème mal posé : il manque une « contrainte » supplémentaire pour distinguer la bonne solution parmi toutes les possibilités. Autrement dit, les seules images ne suffisent pas à garantir un résultat fiable. Il faut donc enrichir le problème par des connaissances complémentaires qui restreignent l'espace des solutions possibles. C'est à cela que sert la régularisation : elle introduit ces contraintes supplémentaires pour transformer un problème mal posé en un problème bien posé, où l'algorithme trouvera une solution unique, stable et physiquement cohérente.

2.2 - La régularisation comme garde-fou

Face aux difficultés inhérentes au problème mal posé de la corrélation d'images numériques, la régularisation apparaît comme un garde-fou très utile. En effet, plutôt que de se contenter de trouver un champ de déplacement qui correspond uniquement aux images, la régularisation ajoute des contraintes supplémentaires afin d'orienter la solution vers un résultat plus réaliste, fiable et moins aberrant. On peut imaginer la régularisation comme un ensemble de règles ou de « précautions » qui empêchent l'algorithme de tomber dans des pièges : elle filtre les solutions trop incohérentes ou trop fluctuantes.

Concrètement, la plus simple des régularisations peut se traduire par l'introduction de conditions qui favorisent la continuité du déplacement et limitent les variations trop brusques. Ces contraintes viennent enrichir le problème en imposant une cohérence spatiale qui manque à la simple comparaison d'images. Ainsi, même en présence de bruit important ou de zones peu contrastées, la régularisation aide à éviter des résultats absurdes, comme des déplacements discontinus ou des déformations trop importantes.

Il est important de souligner que la régularisation ne cherche pas à « forcer » les résultats pour qu'ils correspondent à un modèle préétabli, mais plutôt à limiter la liberté de l'algorithme de corrélation pour qu'il privilégie les solutions vraisemblables. Ce mécanisme agit donc comme un équilibre subtil : il conserve la sensibilité aux vraies déformations tout en réduisant l'impact des erreurs et des ambiguïtés. Grâce à la régularisation, la corrélation d'images numériques gagne en robustesse, en précision et en pertinence, ce qui est crucial pour que les mesures obtenues soient exploitables

dans des applications industrielles ou scientifiques. Ce processus repose sur un compromis :

- Trop de régularisation, et on lisse trop, on perd de l'information, on masque des détails réels ;
- Trop peu, et on expose l'analyse aux caprices des différentes limitations, avec des champs mesurés souvent inutilisables.

Il s'agit d'un réglage délicat, comparable au choix du bon niveau de netteté pour une photo : un dosage incorrect conduit soit à manquer l'essentiel, soit à sur-interpréter des artefacts. Comme on peut le voir sur la figure 5, lors d'un essai de traction sur une éprouvette trouée, l'application de la CIN entre l'image initiale et l'image déformée sans régularisation donne un champ de déplacement bruité. Certaines zones ne correspondent pas à la réalité. À l'inverse, une régularisation excessive lisse trop la mesure, aboutissant à un champ de déplacement uniforme, ce qui est également incorrect. Enfin, avec une régularisation correctement ajustée, le champ de déplacement mesuré paraît plausible.

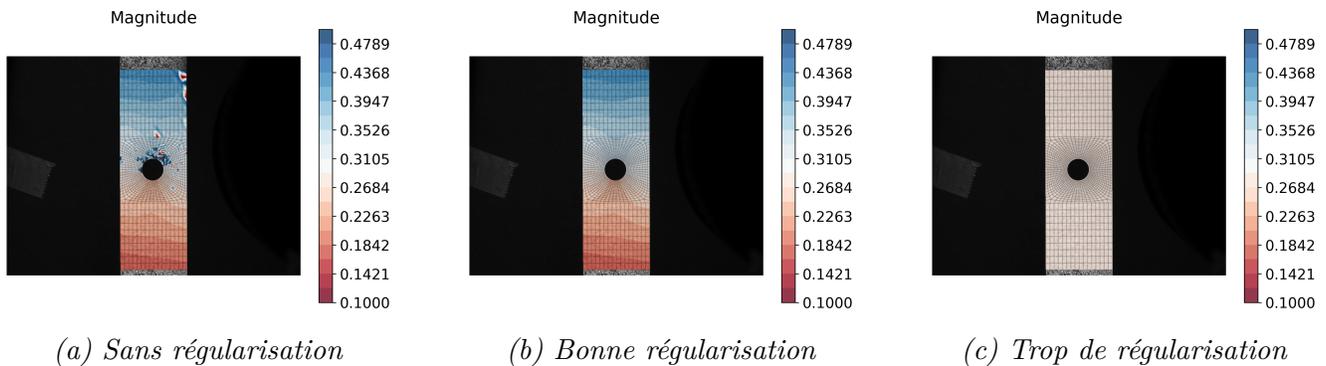


FIGURE 5 : Norme 2 du champ de déplacement mesuré (en mm) par CIN pour plusieurs poids de régularisation. La mesure représentée sur la figure 5a est réalisée sans régularisation, la mesure est très bruitée. Lorsque le poids de régularisation est trop important la mesure est aussi fautive (cf. figure 5c). Lorsqu'il y a juste assez de régularisation (cf. figure 5b) la mesure est bonne [3]

2.3 - Mais régulariser avec quoi ?

La régularisation « classique » est aveugle : elle agit sans connaissance du comportement réel du matériau. Elle suppose juste que le champ de déplacement doit être « joli », c'est-à-dire continu ou lisse, sans justification mécanique.

Si, au lieu de régulariser « à l'aveugle », on s'appuyait sur les lois de la mécanique ? Après tout, un matériau qui se déforme obéit aux équations bien connues de la mécanique des milieux continus. Ne pourrait-on pas imposer au champ de déplacement d'être compatible avec ces lois ? C'est exactement l'idée derrière la régularisation mécanique, qui sera le sujet de la prochaine partie.

3 - Régularisation mécanique : l'idée brillante

Plutôt que de chercher à filtrer artificiellement les champs de déplacement pour éviter les aberrations, une idée simple mais puissante consiste à intégrer directement les lois de la mécanique dans le processus de corrélation. Plutôt que d'imposer une régularité arbitraire, on impose des

contraintes mécaniques. C'est le principe de la régularisation mécanique : guider la reconstruction des déplacements en s'appuyant sur le comportement du matériau.

3.1 - Un matériau n'est pas un nuage de pixels

Une image n'est qu'une projection : ce que l'on voit, ce sont des motifs, des contrastes, des pixels. Derrière l'image, il y a un objet physique. Ce matériau a une structure, une résistance, une géométrie, des propriétés mécaniques spécifiques. Il ne peut pas se déformer n'importe comment. Ses points ne se déplacent pas librement, comme des grains isolés : ils sont liés par la continuité de la matière, les conditions aux limites, et les lois de comportement propres au matériau. Ces lois incluent notamment :

- La continuité : la matière ne se coupe pas sans raison ;
- Les lois de comportement : un acier, un caoutchouc, ou un tissu biologique ne réagissent pas de la même manière à une sollicitation ;
- Les équations d'équilibre : si l'on tire d'un côté, il faut que quelque chose réagisse de l'autre.

Ces lois ne sont pas juste des contraintes abstraites : elles peuvent guider activement l'extraction du champ de déplacement à partir des images. Si l'on connaît la géométrie, les appuis, les efforts appliqués et le comportement du matériau, on peut calculer avec précision comment il se déforme. Mais avec la CIN, on est dans le cas inverse : on observe la déformation, et on cherche à retrouver le champ de déplacement. C'est là que les lois mécaniques peuvent nous aider à mesurer un déplacement physiquement acceptable.

3.2 - Principe de la régularisation mécanique

La régularisation mécanique repose sur l'idée d'intégrer dans la mesure du champ de déplacement les lois de la mécanique qui gouvernent le comportement des matériaux. Plutôt que de se baser uniquement sur la similitude visuelle entre les images avant et pendant la déformation, cette approche impose que les déplacements retrouvés soient compatibles avec les équations de la mécanique des solides, notamment celles décrivant l'élasticité, la continuité, et la conservation des propriétés matérielles. En d'autres termes, la régularisation mécanique utilise la connaissance a priori pour formuler des hypothèses sur les propriétés mécaniques du matériau afin de guider la recherche de la solution. Nous verrons dans la suite quelles sont les limitations associées à la régularisation mécanique. Le problème devient alors une double optimisation :

1. Trouver un champ de déplacement qui correspond bien aux images (adéquation expérimentale) ;
2. Qui satisfait (au moins approximativement) les lois de la mécanique.

Reprenons l'exemple schématique de la figure 4. Comme évoqué précédemment, des facteurs tels qu'un faible contraste, la présence de bruit ou des motifs peu informatifs peuvent perturber la qualité des résultats et conduire à l'apparition de minima locaux dans la fonction de coût à minimiser. Ces minima représentent autant de solutions possibles que l'algorithme de corrélation peut identifier, comme l'illustre la courbe noire de la figure 6. Dans un contexte non contraint, l'algorithme peut ainsi converger vers une solution erronée, correspondant à un de ces minima parasites. C'est précisément dans ce type de situation que la régularisation mécanique prend tout son sens. En intégrant des connaissances a priori sur le comportement mécanique du système, on modifie la forme de la fonction de coût. Cette régularisation permet de distinguer les différentes solutions

possibles en favorisant celle qui est mécaniquement la plus plausible. Dans l'exemple de la figure 6, cette approche permet de renforcer le minimum correspondant à la rotation réelle de 200° , et de diminuer l'influence des minima parasites.

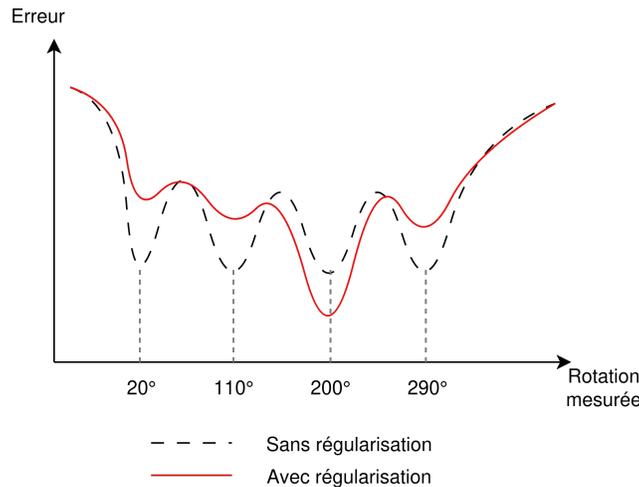


FIGURE 6 : Illustration schématique du problème de minimisation en corrélation d'images. Lorsqu'il y a peu de contraste, du bruit ou autre difficulté, la fonction de coût à minimiser possède plusieurs minima locaux (courbe noire en pointillés). Il existe plusieurs solutions possibles. L'ajout de régularisation modifie la forme de la fonction coût en mettant plus de poids sur la solution mécaniquement admissible (courbe rouge). L'algorithme de CIN peut ainsi converger plus facilement vers la bonne solution.

En pratique, la régularisation mécanique s'appuie sur un modèle numérique du matériau, généralement basé sur la méthode des éléments finis. Pour plus de détail sur la méthode des éléments finis se référer à la ressource [4]. Le déplacement n'est plus défini pixel par pixel, mais par un petit nombre de paramètres décrivant le comportement mécanique du matériau (comme les déplacements des nœuds du maillage, la figure 7 illustre un exemple de maillage utilisé dans les calculs de CIN de la figure 5). L'algorithme cherche alors les déplacements nodaux qui minimisent simultanément : (1) l'écart entre les images, et (2) l'écart à l'équilibre mécanique, ce modèle respectant les lois de la mécanique. On obtient ainsi une solution qui est compatible avec les images traitées, tout en restant cohérent avec la mécanique.

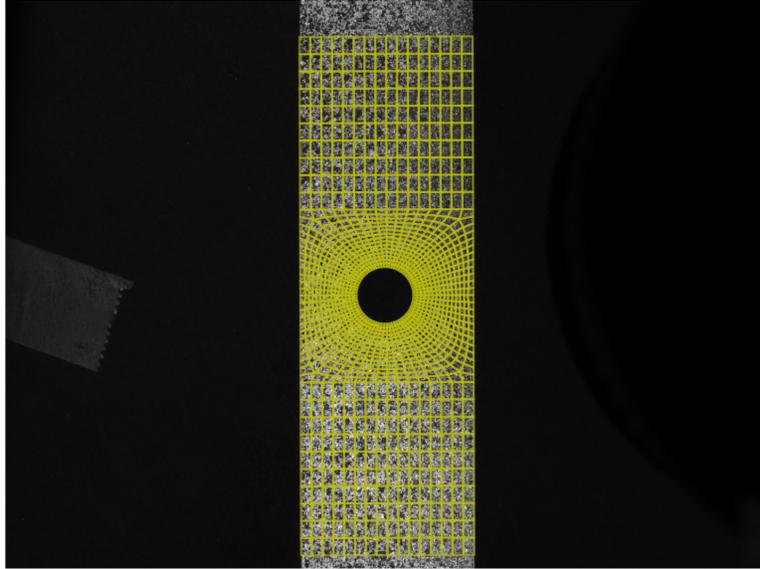


FIGURE 7 : En jaune le maillage utilisé pour la mesure par CIN (cf. figure 5) superposé avec l'image de l'éprouvette trouée. L'algorithme de CIN mesure un déplacement à chaque noeuds du maillage (les coins de chaque petit rectangle jaune).

3.3- Résultat : robustesse, fiabilité et cohérence

L'un des grands bénéfices de cette approche, c'est la robustesse : les petites erreurs ou perturbations dues aux limitations sont naturellement filtrées. Le champ obtenu est globalement cohérent avec les lois de la mécanique, sans avoir à lisser de manière artificielle. Les zones encastées ne se déplacent pas, les efforts appliqués produisent des effets mécaniquement réalistes, et les déplacements des points voisins sont compatibles entre eux.

3.4- Limites

Bien entendu, cette puissance a un prix : la régularisation mécanique repose sur l'introduction d'un modèle a priori du matériau. Ce modèle peut être simple (élasticité linéaire, comportement isotrope), mais il reste une hypothèse.

Comme toute hypothèse, il peut être inadapté : si le matériau présente en réalité un comportement élastoplastique, des fissures, des hétérogénéités ou de l'anisotropie, alors le champ reconstruit, bien que mécaniquement cohérent, sera faux. La régularisation mécanique est donc une forme de pari : plus on contraint le système, plus on améliore la stabilité, mais plus on devient sensible aux erreurs de modélisation.

4- Applications et exemples

La régularisation mécanique en corrélation d'images numériques ouvre la voie à des applications concrètes où les méthodes classiques peinent, notamment face à des images peu contrastées, des déformations importantes ou des structures complexes à petite échelle. Voici deux exemples illustrant ces avancées, en imagerie médicale et en caractérisation de matériaux cellulaires.

4.1 - Mesure de déformation de sein : limitations dues à la qualité des images par rayons X

Un exemple marquant de l'utilisation nécessaire de la régularisation mécanique est illustré dans l'étude suivante [5]. Un des traitement permettant de traiter le cancer du sein est la chirurgie. Afin de préparer cette chirurgie et d'aider les médecins à opérer plus précisément la patiente, un scanner peut être réalisé en amont pour localiser la ou les tumeurs. Cependant, bien souvent ce scanner est fait sur la patiente en position allongée sur le ventre alors que la chirurgie est effectuée sur la patiente en position allongée sur le dos. Or sous l'effet de la gravité il y a une déformation des tissus mous entre les deux positions. Ainsi la localisation de la tumeur identifiée grâce au scanner peut changer lors de la chirurgie. Dans l'étude présentée ici, la corrélation d'images numériques a été utilisée pour prouver que cette méthode peut permettre de mesurer la déformation du sein entre deux positions et donc mesurer la déformation induite par la gravité entre les deux positions.

Les scanners étant dangereux pour la santé, la quantité de rayons X utilisés pour réaliser les images doit nécessairement être limitée. La définition des images est elle aussi limitée. Comme nous l'avons vu précédemment le manque de contraste rend la mesure par corrélation d'images très délicate. Ainsi dans cette étude les scientifiques ont utilisé la régularisation mécanique pour permettre de mesurer la déformation du sein (figure 8).

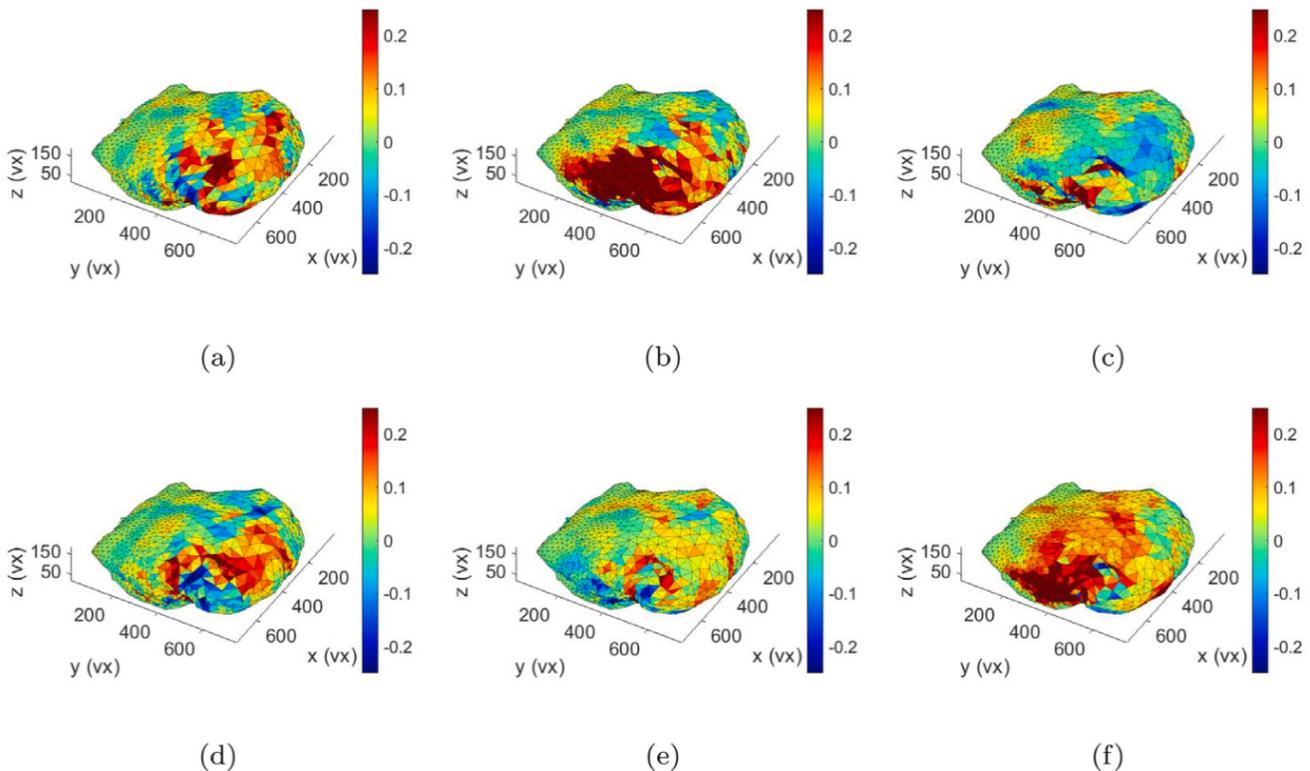


FIGURE 8 : Déformations mesurées par corrélation régularisée par la mécanique. (a) ε_{xx} , (b) ε_{yy} , (c) ε_{zz} , (d) ε_{xy} , (e) ε_{xz} et (f) ε_{yz} [5].

Les scientifiques ont aussi mené une analyse de l'influence de la quantité de régularisation ajoutée dans l'algorithme de corrélation d'images (figure 9). Comme nous l'avons mentionné plus tôt, afin de réaliser la mesure par corrélation avec de la régularisation mécanique il est nécessaire d'utiliser un maillage. La figure 9 montre des maillages déformés par la mesure en rouge superposés sur le

sein imagé. Plusieurs poids de régularisation, proportionnels à la longueur l_{reg} élevée à la puissance 4, ont été considérés. Plus la longueur l_{reg} est grande plus il y a de régularisation mécanique dans la mesure. Nous pouvons remarquer que lorsque l_{reg} est très grande (figure 9(a)), le maillage rouge n'est pas bien superposé avec le sein dans sa configuration déformée, la mesure n'est pas bonne. De même, lorsqu'il n'y a pas assez de régularisation figure 9(f) le maillage rouge n'est pas mieux superposé. La bonne quantité de régularisation est celle de la figure 9(e).

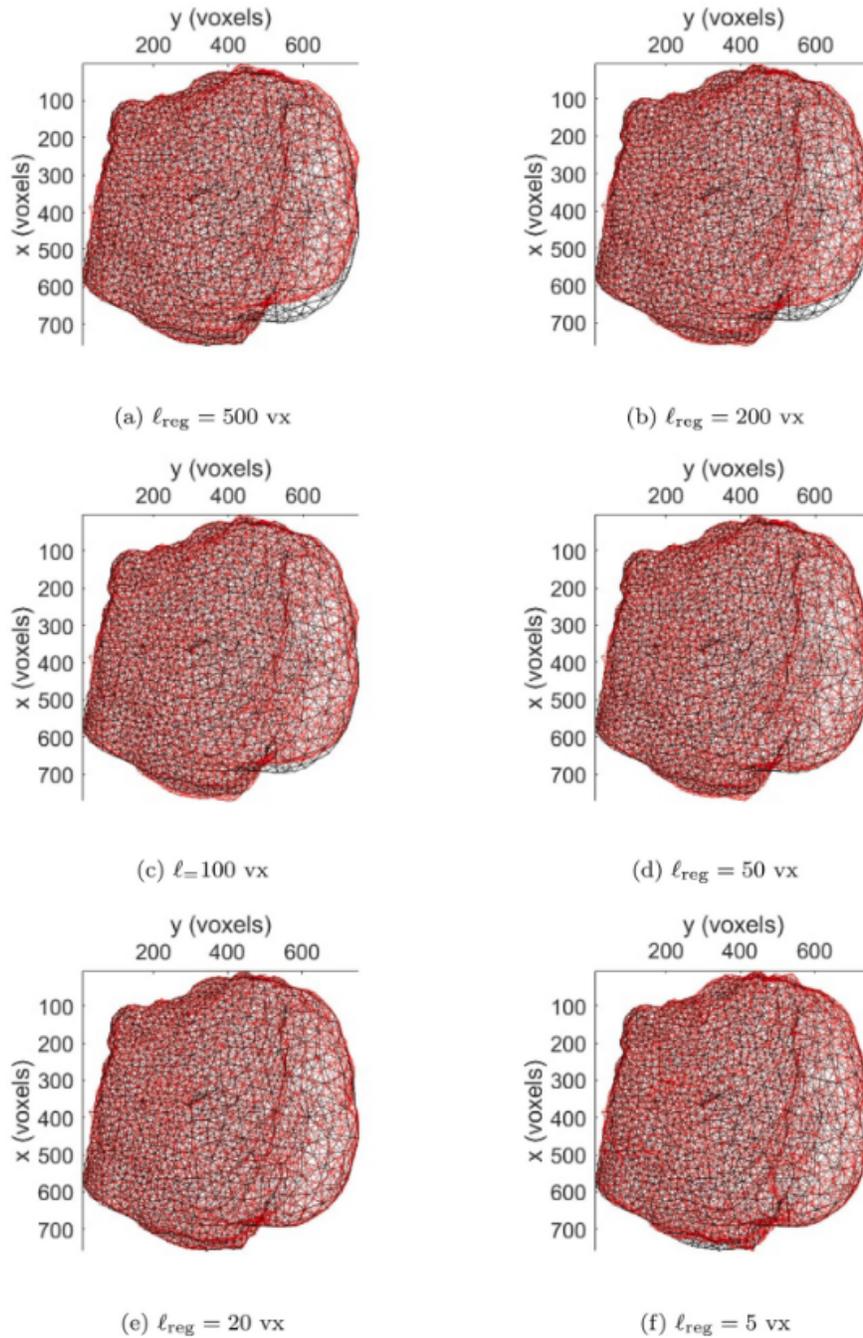


FIGURE 9 : Maillage du sein déformé par le déplacement mesuré (en rouge) superposé avec le sein déformé imagé (en noir). Superposition effectuée pour différents poids de régularisation (l_{reg}) [5].

4.2 - Mesure de déplacement à très petite échelle, absence de contraste

Une autre application de la régularisation basée sur la mécanique est présentée dans l'étude suivante [6]. En mécanique des matériaux, l'observation et la mesure précises sont des étapes fondamentales pour mieux comprendre les comportements des matériaux, en vue de formuler des lois mécaniques et de développer des modèles mathématiques capables de les décrire fidèlement. Pour ce faire, une technique couramment utilisée est la corrélation d'images numériques.

Cependant, cette méthode montre ses limites lorsqu'il s'agit de matériaux dits architecturés. Ces matériaux, qui possèdent une structure interne organisée à différentes échelles, sont particulièrement complexes à analyser. Si vous souhaitez approfondir ce sujet, vous pouvez consulter la ressource de Culture Sciences de l'Ingénieur intitulée « Matériaux architecturés : quand nature, mathématique et ingénierie se rencontrent » [7]. L'un des défis majeurs posés par les matériaux architecturés est que leur comportement mécanique varie selon l'échelle à laquelle on les observe. Les scientifiques cherchent ainsi à comprendre les phénomènes qui se produisent à une échelle microscopique, afin de prévoir le comportement global du matériau à une échelle macroscopique.

Le problème c'est qu'à ces petites échelles, les images disponibles sont souvent de très basse résolution et présentent un contraste très faible. Un exemple typique de ce type d'images est montré dans la figure 10, où les zones noires représentent l'air, tandis que les zones blanches indiquent la présence de matière. Les scientifiques de cette étude visaient à mesurer précisément la déformation de toute la structure. Or, les limites imposées par la résolution font que, dans les zones agrandies (comme le montre le zoom de la figure 10), la matière est représentée par un très faible nombre de pixels. En outre, le contraste est si faible que les détails de la structure deviennent presque indiscernables.

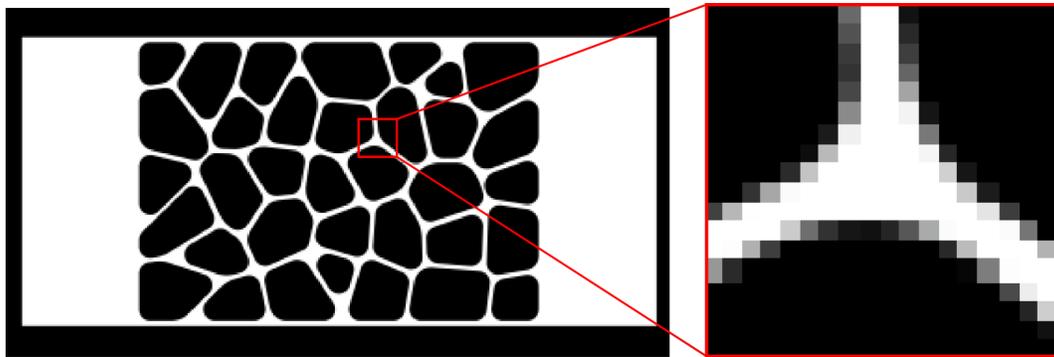


FIGURE 10 : Image d'un matériau architecturé, le noir correspond à l'air et le blanc à la matière. Peu de pixels représentent la matière (cf. zoom). Sans contraste et sans suffisamment de régularisation la mesure par CIN est difficile [6].

Dans ce contexte, la corrélation d'images devient extrêmement difficile, voire inopérante sans un apport extérieur. C'est ici qu'intervient à nouveau la régularisation mécanique, qui permet de compenser le manque d'informations en s'appuyant sur des hypothèses sur le comportement du matériau. Dans cette étude les scientifiques ont donc appliqué une régularisation mécanique à ce type de matériaux afin de permettre une mesure précise. Sur la figure 11, nous pouvons remarquer que le champ de déplacement mesuré est très précis, dans la mesure où le déplacement est capté dans toutes les travées du matériau. Sans régularisation mécanique pour assister la CIN, il serait impossible d'obtenir une mesure aussi résolue.

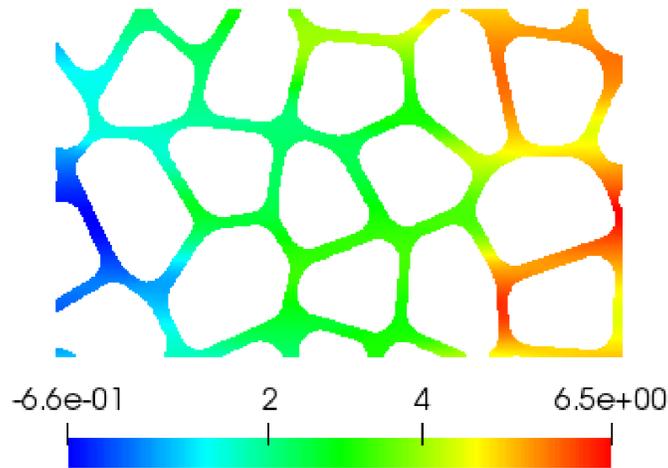
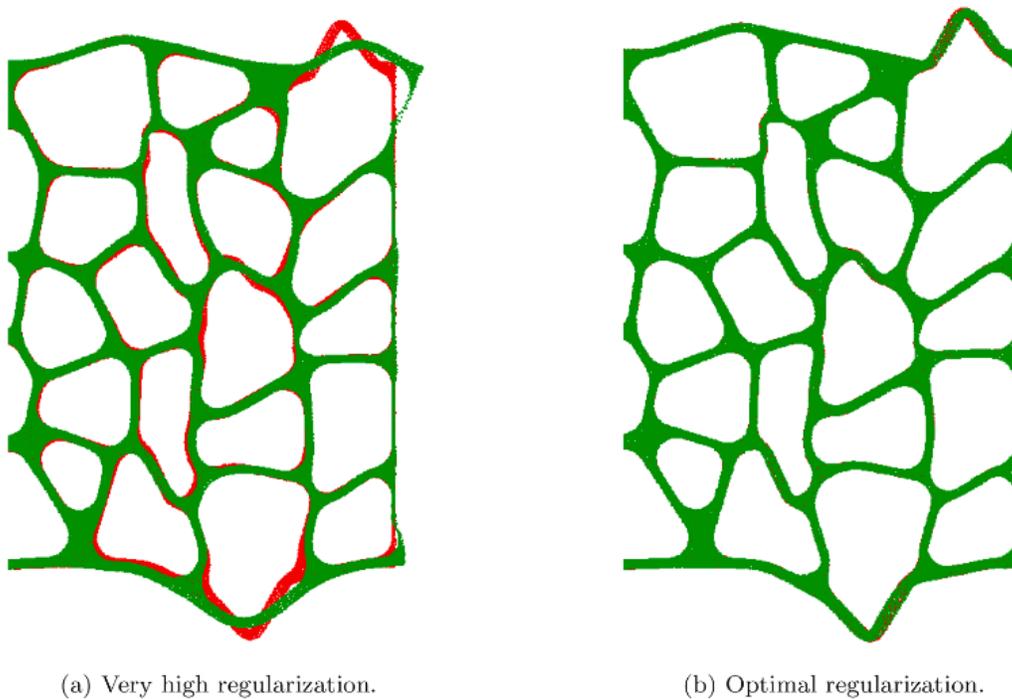


FIGURE 11 : Déplacement (en pixels) horizontal mesuré par corrélation d'images numériques avec régularisation mécanique [6].

Comme dans l'étude précédente, l'influence du poids de régularisation sur la mesure a été étudiée. La figure 12 montre le maillage déformé par le champ de déplacement mesuré en vert superposé avec l'image du matériau déformé. Lorsqu'il y a trop de régularisation figure 12(a) le maillage n'est pas bien recalé. Cela vient du fait qu'il y a trop de poids mis sur le modèle mécanique qui n'est pas totalement fidèle à la réalité. En revanche quand il y a un bon poids appliqué entre régularisation mécanique et les données (images) alors la mesure est meilleure (cf. figure 12(b)).



(a) Very high regularization.

(b) Optimal regularization.

FIGURE 12 : Maillage du matériau déformé par le champ de déplacement mesuré (en vert) superposé sur l'image du matériau déformé (en rouge). Superposition effectuée pour un calcul de CIN avec (a) trop de régularisation et (b) juste assez de régularisation [6].

Références bibliographiques

- [1] Hélène Horsin-Molinaro, François Hild, and Stéphane Roux. Présentation générale de la corrélation d'images numériques. *Culture Sciences de l'Ingénieur*, 2015. URL : https://sti.eduscol.education.fr/si-ens-cachan/ressources_pedagogiques/principe-de-la-correlation-dimages-numeriques.
- [2] Julien Réthoré, Stéphane Roux, and François Hild. An extended and integrated digital image correlation technique applied to the analysis of fractured samples : The equilibrium gap method as a mechanical filter. *European Journal of Computational Mechanics/Revue Européenne de Mécanique Numérique*, 18, 2009. URL : <https://doi.org/10.3166/ejcm.18.285-306>.
- [3] Jean-Charles Passieux and Raphaël Fouque. jcpassieux/pyxel : pyxel v1.0, 2021. doi:10.5281/zenodo.4654018.
- [4] Lionel Gendre. Introduction à la simulation par élément finis. *Culture Sciences de l'Ingénieur*, 2016. URL : https://sti.eduscol.education.fr/si-ens-cachan/ressources_pedagogiques/introduction-a-la-simulation-par-elements-finis.
- [5] Thomas Lavigne, Arnaud Mazier, Antoine Perney, Stéphane Bordas, François Hild, and Jakub Lengiewicz. Digital volume correlation for large deformations of soft tissues : Pipeline and proof of concept for the application to breast ex vivo deformations. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, 136, December 2022. URL : <https://doi.org/10.1016/j.jmbbm.2022.105490>.
- [6] Ali Rouwane, Robin Bouclier, Jean-Charles Passieux, and Jean-Noël Périé. Architecture-driven digital image correlation technique (addict) for the measurement of sub-cellular kinematic fields in speckle-free cellular materials. *International Journal of Solids and Structures*, 234-235, 2022. URL : <https://doi.org/10.1016/j.ijsolstr.2021.111223>.
- [7] Nicolas Auffray, Christelle Combescure, and Martin Poncelet. Matériaux architecturés : quand nature, mathématique et ingénierie se rencontrent. *Culture Sciences de l'Ingénieur*, 2022. URL : https://sti.eduscol.education.fr/si-ens-paris-saclay/ressources_pedagogiques/materiaux-architectures-quand-nature-mathematique-ingenierie-se-rencontrent.