

Vers un capteur temps réel pour focaliser à travers les milieux diffusants

Timothé LAFOREST¹, Arnaud VERDANT¹, Antoine DUPRET¹, François RAMAZ², Sylvain GIGAN²

¹CEA, DRT, LETI, 17 rue des Martyrs, 38054 Grenoble cedex 9, France

²Institut Langevin, ESPCI ParisTech, CNRS UMR 7587, 1 rue Jussieu, 75005 Paris, France

timothe.laforest@cea.fr

Résumé – Les milieux tels que le brouillard, le lait, le papier, la peinture blanche ou tous les milieux biologiques diffusent la lumière. L’intensité de lumière transmise à travers ces milieux produit par conséquent une figure de speckle, dont le temps de corrélation est souvent court. Récemment, les avancées en optique pour contrôler la lumière à travers les milieux désordonnés ont montré une efficacité croissante. Ces progrès nous permettent ainsi d’envisager un capteur temps réel qui réalise cette tâche de manière intégrée. Dans cette perspective, nous proposons donc un algorithme génétique implémenté avec une approche pyramidale sur un capteur d’image CMOS, permettant de satisfaire les contraintes de traitements de données intégrés et de temps de corrélation court. Les résultats montrent un gain d’un facteur 10 par rapport à l’état de l’art.

Abstract – Materials such as milk, paper, white paint and biological tissue scatter light. As a result, transmitted light intensity through these materials is a speckle pattern, having often a short persistence time. Recently, advances in optics to control light through disordered media have reported an increasing efficiency. Consequently, that allows us to foresee a real time sensor that achieves such task in an integrated way. Thereby, in this perspective, we propose a genetic algorithm implemented with pyramidal approach in a CMOS image sensor, which matches integrated data processing and short persistence time. Our algorithm have been simulated with a faithful model. Results show at least a gain of a factor 10 compared to the state of the art algorithms.

1 Introduction

Les matériaux comme le lait, le papier et tous les tissus biologiques sont opaques car la lumière y est diffusée. Ainsi, l’interaction entre le milieu et la lumière engendre des changements multiples sur la phase du champ lumineux. Ces déphasages sont à l’origine des interférences destructives et constructives observables en sortie du milieu. Ces interférences se traduisent par une intensité appelée figure de speckle. Récemment, plusieurs travaux ont démontré la capacité de contrôler la lumière à travers les milieux diffusant [1, 2, 3]. Les avancées dans les techniques de correction du front d’onde ont permis des progrès considérables sur l’efficacité de ce contrôle. Le principe consiste à corriger les perturbations sur la phase générées par le milieu, à l’aide de modulateurs spatiaux de lumière (SLM). La correction de front d’onde peut être réalisée en trouvant la matrice de phase optimale grâce au SLM dont la phase peut être ajustée sur chaque pixel.

Les milieux diffusants, plus particulièrement les tissus biologiques, ont souvent un temps de corrélation court de quelques millisecondes [4]. Le front d’onde corrigé doit donc être calculé pendant ce temps de corrélation. De plus, le montage optique et le détecteur ajoutent du bruit à l’intensité de speckle résultante du champ lumineux diffusé. Par conséquent, le processus d’optimisation doit être robuste. Pour focaliser dans les milieux diffusants, des travaux proposent des algorithmes séquentiels qui optimisent la matrice de phase du SLM [1, 3]. Une autre approche consiste à mesurer la matrice de transmission du milieu, qui permet ensuite de générer la matrice de phase pour focaliser [2]. Cependant, en considérant une image de 256x256 pixels, un temps de corrélation de 2 ms, et en supposant que l’algorithme ait besoin de 250 images pour converger, le capteur d’image doit avoir une fréquence

d’acquisition de 125 000 images par seconde (fps), ce qui constitue une contrainte de conception forte. Cette approche standard, c’est-à-dire une caméra et un processeur présente plusieurs limitations : le délai de transfert des images, et le calcul centralisé sur le processeur. Le SLM doit également être compatible avec cette application ; c’est le cas des modulateurs à base de cristaux liquides ferroélectriques ayant un temps de réponse typique de moins de 100 μs [5].

Notre but est donc de développer un capteur d’image intelligent dédié permettant d’améliorer le temps de convergence pour focaliser, par rapport au temps de corrélation dans les milieux biologiques. Plus précisément, le traitement des données en parallèle au niveau du pixel, permet une accélération drastique du calcul. Le défi principal est de rendre l’implémentation compatible avec les contraintes de calcul dans le pixel, c’est-à-dire une faible surface et une faible consommation. Dans cet objectif, nous présentons un algorithme pyramidal génétique (PGA) [6], qui peut être implémenté au sein d’un capteur d’image CMOS. Celui-ci a été évalué grâce à une modélisation optique complète, et comparé à l’état de l’art.

L’article est organisé de la manière suivante : dans la partie 2, nous présentons la théorie des matrices aléatoires appliquée à un milieu diffusant, ainsi que l’état de l’art des techniques de correction de front d’onde et leurs limitations. Dans la partie 3, notre algorithme génétique (GA) est présenté, et l’approche pyramidale est exposée. Dans la partie 4, nous décrivons notre modélisation optique utilisée pour simuler le montage permettant de focaliser dans un milieu diffusant. Enfin, dans la partie 5, nous présentons nos résultats en les comparant à l’état de l’art.

2 Les limitations des techniques de l'état de l'art

Un milieu diffusant est défini par les éléments de sa matrice de transmission t_{mn} . Cette matrice couple le champ lumineux incident et le champ lumineux transmis par une relation linéaire [1] :

$$E_m = \sum_{n=1}^N t_{mn} A_n e^{i\phi_n}, \quad (1)$$

Où E_m est le champ complexe du mode de sortie m , A_n est l'amplitude du mode d'entrée n , qui est supposée uniforme dans le plan d'entrée et défini par $A_n = 1/\sqrt{N}$ et ϕ_n est la phase du n ème segment du modulateur de phase. N représente le nombre total de modes d'entrée. La matrice de transmission t est donc une matrice aléatoire de taille $M \times N$ de distribution Gaussienne, où M est le nombre de mode de sortie.

Le montage optique standard correspondant au modèle utilisé pour tester les algorithmes et simuler leur implémentation est illustré en figure 1. Une source Laser illumine une matrice de SLM réfléchitif. Chaque élément de la matrice de SLM peut déphaser le champ incident de 0 à 2π . Ensuite, le champ lumineux est diffusé par le milieu et enfin l'intensité transmise est enregistrée sur le capteur d'image. En pratique, le montage de la Fig 1 nécessite des objectifs pour zoomer dans le milieu, mais dans notre modèle, cela est déjà effectué. Même avec un codage de la phase sur 3 bits, le contrôle du SLM à 125 000 fps est un réel problème, pour lequel nous avons développé une solution originale, mais nous n'allons pas la présenter ici. La première classe d'algorithmes qui a été développée est



FIG. 1 – Schéma du montage optique. Un laser illumine un SLM réfléchitif via un miroir M. Le champ lumineux passe ensuite à travers le milieu diffusant puis l'intensité est mesurée sur le capteur d'image (SIS).

basée sur une optimisation séquentielle de chaque mode d'entrée [1]. Elle exploite la propriété que le champ lumineux sur le plan du détecteur est une superposition de la contribution de tous les modes d'entrée. Sans prendre en compte la décorrélation, l'amélioration est proportionnelle au nombre de modes d'entrée. Le facteur d'amélioration est défini comme l'intensité d'un mode de sortie spécifique divisé par l'intensité moyenne transmise à l'état initial [1]. Ces algorithmes peuvent atteindre une amélioration plus élevée que les GAs, mais souffrent d'un manque de robustesse dans un environnement bruité. De plus, en optimisant chaque mode d'entrée indépendamment, ces algorithmes sont lents. Cette classe est donc inefficace pour

focaliser à travers un milieu avec des temps de corrélation courts.

Récemment, un algorithme génétique a été présenté [3], et une meilleure amélioration avec un nombre réduit de mesures a été démontrée. Une mesure représente un enregistrement de l'intensité d'un mode de sortie spécifique. Enfin, une technique pour mesurer la matrice de transmission a été développée [2]. La matrice de transmission est calculée en mesurant le champ complexe pour un certain nombre de vecteurs d'une base d'entrée. La mesure du champ complexe se fait en enregistrant 4 figures d'interférence entre le champ diffusé et un champ référence, qui sont décalés en phase de 0, $\pi/2$, $3\pi/2$ et π . Avec cette technique, $4N$ mesures sont nécessaires pour obtenir la matrice de transmission et focaliser. De plus, cette technique est moins robuste qu'un algorithme génétique [3]. Dans cet article, nous présentons un nouvel algorithme génétique en utilisant une approche pyramidale, qui est compatible avec le traitement des données en parallèle et un temps de corrélation court, mais également assez compacte pour être intégré dans un capteur d'image.

3 Un algorithme pyramidal génétique

3.1 L'algorithme génétique

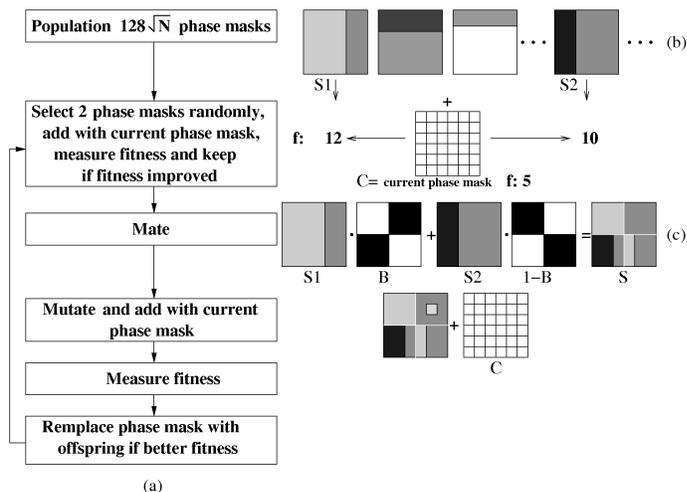


FIG. 2 – Diagramme de notre algorithme génétique. Un niveau de gris représente une valeur de phase.

Les algorithmes génétiques sont des outils très efficaces pour résoudre des problèmes d'optimisation, particulièrement dans le cas où il y a un nombre importants de paramètres et un grands nombre de données [6]. Pour ces raisons, GAs sont adaptés pour calculer le jeu de phase optimal d'un SLM. Le masque de phase a être optimisé est mis à jour par des processus de sélection, croisement et mutation. L'algorithme génétique développé considère une population de chromosomes, où un chromosome est une partie du masque de phase avec une phase donnée. Nous supposons que la matrice de 64×64 SLM peut fournir 8 valeurs de phase entre 0 et 2π . Le principe de notre

algorithme est le suivant (figure 2a) :

- Une fonction d'évaluation est définie telle que

$$f = \frac{\langle I_m \rangle}{\langle \overline{I_m} \rangle}, \quad (2)$$

où $\langle I_m \rangle$ est l'intensité moyenne dans le mode de sortie m et $\langle \overline{I_m} \rangle$ l'intensité moyenne ailleurs. Cela permet de maximiser l'intensité dans la zone de focalisation et de la minimiser ailleurs.

- Une population de $128 \cdot \sqrt{N}$ (2 fois (1 parmi 8)² valeurs de phase, fois (1 parmi \sqrt{N}) points de séparation) masques de phase est disponible. Un masque de phase est défini en séparant la matrice en 2 de manière aléatoire. Ensuite, une valeur de phase est allouée à chaque partie aléatoirement.
- Le processus de sélection (figure 2b) est le tirage de 2 masques de phase parmi les $128 \cdot \sqrt{N}$ et leur addition au masque de phase courant C . Le masque obtenu est conservé seulement si la fonction d'évaluation est augmentée.
- Le processus de croisement (figure 2c) est réalisé en échangeant deux parties du masque de phase choisies aléatoirement. Ainsi une matrice binaire 2x2 est utilisée pour effectuer la mutation de manière à obtenir $S = S1.B + S2.(1 - B)$.
- Un groupe de 16x16 pixels du SLM est ensuite choisi aléatoirement pour effectuer la mutation en ajoutant $\pi/8$ sur le masque S .
- Si le masque obtenu donne une fonction d'évaluation plus élevée, le masque de phase courant est mis à jour.

Ainsi, dans notre algorithme génétique, le masque de phase courant est amélioré constamment par rapport au précédent et la fonction d'évaluation est croissante. Le masque de phase courant est initialisé à 0 pour tous les modes d'entrée. Une itération de l'algorithme requiert 3 mesures de la fonction d'évaluation, c'est-à-dire 3 images. Il converge en 83 itérations comme le montre la figure 5, c'est-à-dire en 250 images. Comparé à l'algorithme génétique de l'état de l'art [3], dans notre processus de croisement la matrice binaire nécessaire pour obtenir les enfants n'est pas aléatoire, afin de permettre une implémentation plus efficace.

3.2 Implémentation pyramidale et considérations matérielles

Notre implémentation pyramidale est basée sur les possibilités de modulation de la taille de la matrice des modes d'entrée, et de calcul en parallèle permis par l'intégration du traitement sur la matrice [7]. Ainsi, nous pouvons considérer une méthode pour tirer avantage de ces possibilités. En commençant avec une matrice 2X2 de SLM à l'étape 0, et en augmentant à chaque étape la résolution 4 fois, la focalisation est effectuée sur un point focal, jusqu'à une valeur du facteur d'amélioration désirée. Le principe de la méthode est illustré en figure 3. Elle est implémentable pour n'importe quel algorithme. Ainsi, un algorithme génétique pyramidal (PGA) et un algorithme continu séquentiel

(CSA) [1] pyramidal (PCSA) ont été testés. En considérant

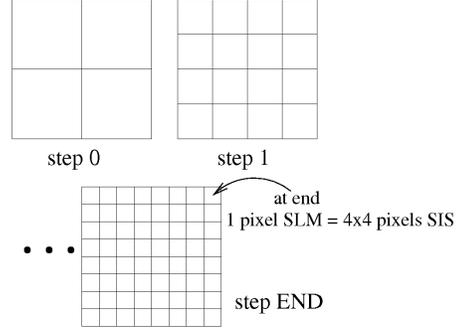


FIG. 3 – Schéma de l'approche pyramidale, en augmentant la résolution du SLM à chaque étape. une matrice de 64x64 SLM et un capteur d'image de 256x256 pixels, la calcul est effectué sur un bloc de 4x4 pixels. En supposant que l'algorithme converge en 250 mesures, avec un temps de corrélation de 2 ms, le temps disponible pour la calcul au sein du pixel, la conversion analogique-numérique, et la lecture de l'image est de $8 \mu s$ ($4 \mu s$ pour le calcul et la quantification 3 bit, $4 \mu s$ pour la lecture de l'image complète). Dans ces conditions, la fréquence de sortie des données est 1 bit par 20 ns. De plus, l'implémentation de notre GA demande 2 mémoires analogiques, 3 registres 1 bit et un additionneur modulo 2π par pixel. Le générateur pseudo aléatoire repris de [8] comprend seulement 10 transistors par pixel. Ces opérateurs peuvent être implémentés avec un coût matériel de 100 transistors par pixel, qui peuvent tenir dans un bloc de 4x4 pixels de pas de $10 \mu m$ en technologie CMOS 0.18. Toutes les opérations sont ainsi implémentables on-chip à 125 000 fps.

3.3 Evaluation de l'algorithme

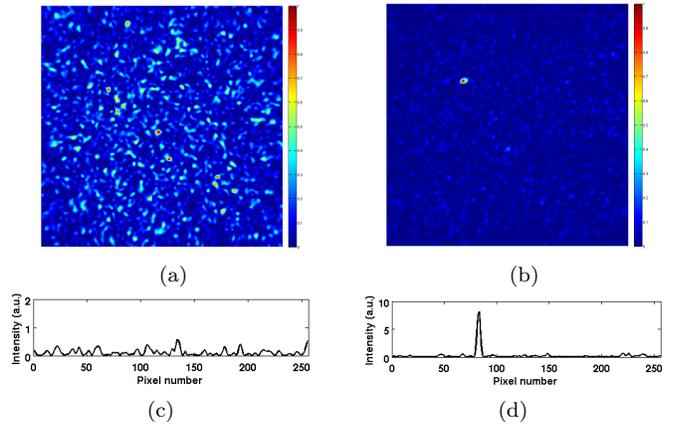


FIG. 4 – Images de l'intensité avant optimisation (a), et après optimisation (b) avec notre algorithme génétique. Les intensités sont normalisées pour (a) et (b). (c) et (d) illustrent l'intensité réelle 1D d'une coupe passant par le focus (unités arbitraire).

Afin de comparer notre implémentation à l'état de l'art, nous considérons le critère utilisé précédemment η défini par [1]

$$\eta = \frac{I_m}{\langle I_0 \rangle}, \quad (3)$$

où $\langle I_0 \rangle$ est l'intensité moyenne transmise avant optimisa-

tion et I_m l'intensité du mode de sortie m . De plus, la fonction d'évaluation définie par l'eq.(2) est aussi un paramètre pour évaluer la qualité de la focalisation.

4 La modélisation optique

Pour simuler l'implémentation du capteur d'image et l'algorithme génétique, nous avons modélisé la propagation du champ lumineux en implémentant l'intégrale de Fresnel [9]. De cette manière le montage optique complet est défini à une certaine longueur d'onde, ouverture optique de la source et une distance de propagation. Ensuite, la taille des pixels de la caméra est définie par rapport à ceux du SLM. Le milieu diffusant est modélisé en ajoutant une matrice de phase aléatoire de valeur uniformément distribuée [9].

5 Résultats de simulation

Dans notre modèle, la décorrélation est modélisée en ajoutant une matrice aléatoire à chaque itération. Cette matrice aléatoire présente une intensité maximum qui est une fraction de l'intensité de l'image courante. Cette fraction est fixée à 1/10000. Les algorithmes GA et CSA ont été simulés avec $N=64$ modes d'entrée et l'intensité est imagée sur une matrice de 256x256 pixels. CSA a été implémenté comme dans [1], à l'exception de la fonction d'évaluation qui est la fonction définie par l'eq.(2). Pour chaque modes d'entrée, nous effectuons 8 mesures. Ainsi, pour le CSA, 8N mesures sont réalisées. Les résultats de l'amélioration η et de la fonction f sont illustrés en figure 5. L'intérêt de considérer la fonction f comme fonction de contre réaction apparaît ici. En effet, après 500 mesures, l'amélioration atteint son maximum, alors que la fonction f continue de croître.

Les implémentations avec et sans notre approches pyramidale sont comparées pour les algorithmes GA et CSA sur la figure 5. L'amélioration η est tracé en figure 5a pour les approches classiques des algorithmes GA et CSA et pour l'approche pyramidale. La mesure de la fonction f est aussi tracée en figure 5b. PGA a été implémenté en augmentant à chaque étape le nombre de parties ayant une phase différente sur la matrice SLM. L'approche pyramidale montre un gain de 200 mesures par rapport à l'approche classique pour l'algorithme GA et un gain de 2000 mesures pour l'algorithme CSA. De plus, l'algorithme converge plus rapidement à la fois par l'approche classique et pour l'approche pyramidale. En effet, GA et PGA atteignent leur maximum au bout de quelques centaines de mesures, tandis que CSA et PCSA convergent en 1000 mesures, ce qui correspond à un gain d'un facteur 10.

5.1 Performances des algorithmes en présence de bruit

Afin de traduire le bruit engendré par l'implémentation analogique, un bruit Gaussien à été ajouté à la fois à l'intensité mesurée et sur la commande de la matrice de phase. La variance du bruit ajouté est définie par un rapport r

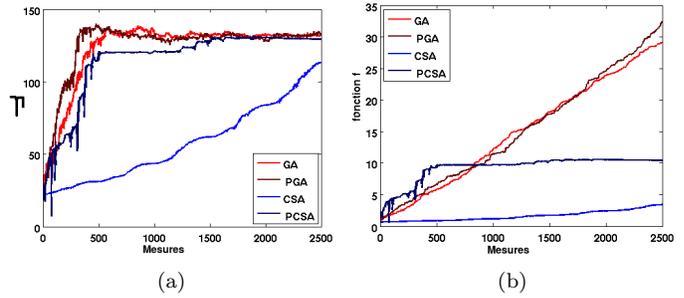


FIG. 5 – Résultats de simulation, moyenné sur 10 runs, pour le critère d'amélioration η (a), et pour notre mesure f (b).

multiplié par la valeur maximum de la phase et de l'intensité respectivement. Ainsi, la variance pour l'intensité et la phase s'écrit respectivement $\sigma_I = r$ et $\sigma_\phi = 2\pi r$. Les résultats montrent qu'avec un bas niveau de bruit ($r = 0.05$), les algorithmes CSA et PCSA ne convergent pas alors que GA et PGA atteignent leur maximum respectifs en 2000 et 1300 mesures. Avec un niveau de bruit plus haut ($r = 0.1$), l'approche pyramidale prouve son intérêt puisque le gain de l'approche pyramidale par rapport au cas classique est de 700 mesures ($r=0.05$) et 2000 mesures ($r=0.1$).

6 Conclusion

Dans cet article, nous présentons un algorithme génétique original optimisé pour une implémentation temps réel du contrôle du front d'onde. Dans la perspective d'un futur capteur d'image intelligent qui pourra effectuer l'acquisition et le traitement d'image, nous proposons un algorithme génétique pyramidal. Cet algorithme converge avec 250 images. Comparé aux algorithmes de l'état de l'art, celui-ci permet une réduction de 90% du temps de convergence et une augmentation de la robustesse. Ce temps de convergence est ainsi compatible avec un traitement temps réel intégré dans le capteur. De plus, la nature parallèle de l'algorithme le rend compatible avec une implémentation complètement parallèle, et démontre la faisabilité du capteur d'image intelligent. Grâce à un modèle optique fidèle à la réalité, nous avons démontré la convergence dans des conditions raisonnables. Enfin, ce modèle permet de spécifier les caractéristiques du capteur.

Références

- [1] I. Vellekoop et A. Mosk., *Opt. Com.*, 281(11), 2008.
- [2] S. M. Popoff et al., *Phys Rev Lett*, 104(10), 2010.
- [3] D. B. Conkey et al., *Opt. Express*, 20(5), 2012.
- [4] M. Gross et al., *Opt Lett*, 30(11), 2005.
- [5] O. Allegre et al., *App Phys*, 107(2), 2012.
- [6] D. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [7] J. M. Tualle et al., *Electronics Lett*, 46(12), 2010.
- [8] A. Rodriguez-Vazquez *ESSIRC'90*, 1, pp.225, 1990.
- [9] B. R. Freiden. *The Computer in Optical Research : Methods and Applications*. Springer-Verlag, 1981.