



HAL
open science

Factorisation exacte pour la généralisation de motifs en imagerie monopixel

Antonio Lorente Mur, Jérémy E Cohen, Nicolas Ducros

► **To cite this version:**

Antonio Lorente Mur, Jérémy E Cohen, Nicolas Ducros. Factorisation exacte pour la généralisation de motifs en imagerie monopixel. JIONC - 14ème Journées d'Imagerie Optique Non Conventionnelle, Mar 2019, Paris, France. pp.1. hal-02170148

HAL Id: hal-02170148

<https://hal.science/hal-02170148>

Submitted on 1 Jul 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Factorisation exacte pour la généralisation de motifs en imagerie monopixel

Antonio Lorente Mur^{*}, Jérémy Cohen[†], Nicolas Ducros^{*}

^{*} Univ. Lyon, INSA-Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, UJM Saint-Etienne, CREATIS CNRS UMR 5220, Inserm U1206, F-69621, Lyon, France

[†] Univ Rennes, Inria, CNRS, IRISA, Rennes, France



Introduction

L'imagerie monopixel [1] est un paradigme récent visant à reconstruire une image acquise en utilisant uniquement un capteur ponctuel.

La caméra monopixel donne accès aux projections de l'image sur une base de fonctions grâce à l'utilisation d'un modulateur spatial de lumière (DMD). Le modulateur spatial de lumière ne permet pas l'implémentation de motifs à valeurs négatives. Pour obtenir des motifs à valeurs négatives (Hadamard, Fourier, ondelette) on réalise alors deux séries de mesures : une avec les valeurs positives et une avec les valeurs négatives. → Cadence d'imagerie divisée par deux.

Imagerie monopixel

Soit $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ l'image de la scène.

Pour une série de motifs positifs $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_K)^\top \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$, la caméra monopixel donne accès à :

$$\mathbf{m} = (N_0 \mathbf{P} \mathbf{f} + \alpha) \Delta t, \quad (7)$$

où N_0 représente l'intensité de la source lumineuse (en photons/s), α le courant d'obscurité (en photons/s), Δt le temps d'intégration (en s).

La plupart des schémas de reconstruction supposent que nous avons accès à \mathbf{m}^{tar} défini par :

$$\mathbf{m}^{\text{tar}} = N_0 \mathbf{Q} \mathbf{f} \Delta t. \quad (8)$$

avec $\mathbf{Q} = (\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_I)^\top \in \mathbb{R}^{I \times N}$, les motifs souhaités. Les \mathbf{q}_i peuvent représenter des fonctions d'une base de fonctions (par exemple Fourier, Hadamard, ou les ondelettes). Ainsi, celles-ci peuvent prendre des valeurs positives et négatives.

On peut reconstruire une image \mathbf{f}^* au sens des moindres carrés par :

$$\mathbf{f}^* = \mathbf{Q}^\dagger \mathbf{m}^{\text{tar}}, \quad (9)$$

où $\mathbf{Q}^\dagger = \mathbf{Q}^\top (\mathbf{Q} \mathbf{Q}^\top)^{-1}$ est la pseudo inverse de \mathbf{Q} de Moore-Penrose. Si \mathbf{f} admet une représentation parcimonieuse des algorithmes de pénalisation ℓ_1 permettent une reconstruction parfaite à partir de $I \ll N$ mesures [1].

Généralisation de motifs

Problème : Comment acquérir \mathbf{m}^{tar} alors que notre modulateur spatial de lumière ne prend que des motifs positifs ?

- **Solution 1 : Séparation**

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^+ - \mathbf{Q}^- \quad (1)$$

→ Cadence d'imagerie divisée par deux.

- **Solution 2 : Shift**

$$\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^{\text{shift}} - \mathbf{Q}^{\text{dc}} \quad (2)$$

→ Nécessite 1 mesure supplémentaire quand \mathbf{Q}^{dc} est commun à tous les motifs mais très sensible au bruit.

- **Solution 3 : Généralisation de motifs**

On cherche une matrice de mélange $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{I \times K}$ associée à K motifs positifs $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{K \times N}$

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \mathbf{T} \mathbf{P} & (3a) \\ \mathbf{P} \geq 0 & (3b) \\ \mathbf{T} \mathbf{1}_I = \mathbf{0}_I & (3c) \end{cases}$$

où la contrainte (3c) vise à éliminer le courant d'obscurité α . Dans [4], nous avons résolu (3) par optimisation dans le cas $K = I + 1$ (1 mesure supplémentaire seulement) mais cette approche était coûteuse en temps de calcul → implémentation en temps réel impossible.

- **Nouvelle solution : Factorization exacte**

En s'inspirant de [2], nous avons proposé [3] une pré-factorisation $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{I \times I} \times \mathbb{R}^{I \times N}$ tels que

$$\mathbf{Q} = \mathbf{A} \mathbf{B}. \quad (4)$$

On a alors pour solution

$$\mathbf{T} = [\mathbf{A} \quad -\mathbf{A} \mathbf{1}_I] \quad (5)$$

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0}_P^\top \end{bmatrix} - [c_1 \mathbf{1}_K \dots c_N \mathbf{1}_K]. \quad (6)$$

avec $K = I + 1$ et $c_n = \min_i(\mathbf{Q}_{i,n})$.

On peut séparer la grande matrice en batches, soit $\mathbf{Q}^\top = [\mathbf{Q}_1^\top, \dots, \mathbf{Q}_L^\top]$ puis résoudre (4-6) pour chaque batch \mathbf{Q}_ℓ .

Démarche

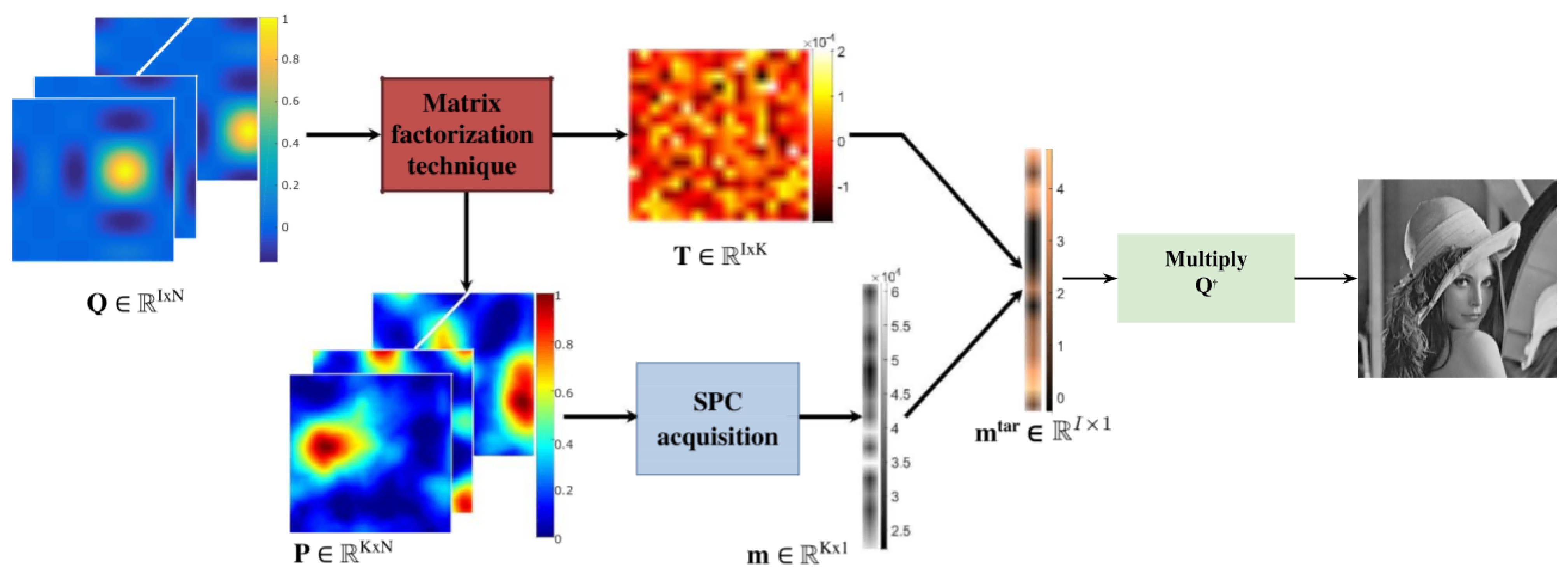


FIGURE 1: Démarche de généralisation de motifs.

Résultats



FIGURE 2: Comparaison des différentes méthodes d'acquisition de mesures mono-pixel. **a)** Vérité terrain, **b)** séparation de motifs, **c)** factorisation inexacte [4], **d)** factorisation proposée avec batches, **e)** factorisation proposée sans batch. Ces résultats ont été obtenus avec $\alpha = 20000$ photons/s, $N_0 = 2100$ photons/s, and $\Delta t = 0.1$ s, et un bruit de Poisson.

Conclusion and Perspectives

On a mis en évidence une technique de factorisation permettant d'accélérer la cadence d'imagerie d'une caméra monopixel d'un facteur de 2. L'utilisation de batches permet d'avoir un meilleur compromis entre la cadence d'imagerie et la qualité de reconstruction. La question persiste de savoir quelle initialisation est optimale. Nous travaillons actuellement à la réalisation expérimentale de nos mesures.

Références

- [1] M.F. Duarte, M.A. Davenport, D. Takhar, J.N. Laska, Ting Sun, K.F. Kelly, and R.G. Baraniuk. Single-pixel imaging via compressive sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2):83–91, March 2008.
- [2] Nicolas Gillis and Abhishek Kumar. Exact and heuristic algorithms for semi-nonnegative matrix factorization. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 36(4):1404–1424, 2015.
- [3] Antonio Lorente Mur, Marien Ochoa, Xavier Intes Jeremy E. Cohen, and Nicolas Ducros. Handling negative patterns for fast single-pixel lifetime imaging. In *Proc. SPIE 10862, Molecular-Guided Surgery: Molecules, Devices, and Applications V*, volume 10862. 2019.
- [4] F. Rousset, F. Peyrin, and N. Ducros. A semi nonnegative matrix factorization technique for pattern generalization in single-pixel imaging. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 4(2):284–294, June 2018.

Remerciements

Ces travaux ont reçu le soutien financier de l'agence nationale pour la recherche (ANR) dans le cadre du projet ARMONI (ANR-17-CE19-0003). Ils ont par ailleurs été réalisés au sein du LABEX PRIMES (ANR-11-LABX-0063) de l'Université de Lyon, dans le cadre du programme "Investissements d'Avenir" (ANR-11-IDEX-0007) de l'Etat Français géré par l'ANR.