

Estudio e implementación de algoritmos de optimización aplicados a un método de superresolución de imágenes.

Palabras clave: Procesamiento de Imágenes, optimización

Conocimientos deseables

Tener algún grado de conocimiento de programación (cualquier lenguaje)

¿Qué podría aprender quien realice esta tesis?

Quien desarrolle este trabajo aprenderá fundamentalmente a interactuar con otras disciplinas que requieren del procesamiento de imágenes para el diagnóstico o análisis cuantitativo. Para poder aplicar métodos de súperresolución además de comprender la matemática subyacente (entender el significado de lo que es un problema mal puesto) y diseñar ejemplos sintéticos para el análisis, es muy importante comprender qué tipo de objetos reales interesan resolver, comprender las escalas y los métodos de medición que se utilizan para entender dónde están los limitantes. El grado de alcance o factibilidad de cada método de superresolución depende de la manera en que son adquiridas las muestras, es importante entonces comprender esos limitantes para saber si las muestras pueden ser adquiridas nuevamente con nuevas configuraciones o si directamente no es posible atacar el problema por estos métodos. Particularmente durante el desarrollo de la tesis aprenderá además a implementar algoritmos de optimización global para atacar problemas en dimensiones altas.

Dirección de la tesis

*Martínez, Sandra
Departamento de Matematica-IMAS*

Contacto: smartin@dm.uba.ar

Más información en el pdf a continuación.

Estudio e implementación de algoritmos de optimización aplicados a un método de superresolución de imágenes.

Toda medición encuentra la limitación de resolución dada por la respuesta instrumental que en general se presenta como una convolución de la verdad de base (“ground truth”) que se desea determinar con la respuesta instrumental (IRF o PSF) con la dificultad adicional de la presencia de ruido y fondo.

El problema inverso de obtener la verdad de base a partir de la medición y la IRF es un problema mal puesto (“ill posed”) en el sentido de Hadamard lo que ha obligado a incluir distintas estrategias (en general términos de regularización) para su concreción numérica. Algunas de ellas están descritas en [1] y entre ellos están los algoritmos: de filtro inverso regularizado, regularización de Tikhonov, Landweber, Tikhonov-Miller, Richardson-Lucy.

Estas estrategias conducen a un suavizado (reduciendo los niveles de ruido) pero producen una limitación en la resolución (i.e: capacidad de poder distinguir dos objetos cercanos).

Existen, por otro lado, técnicas de regularización basadas en la utilización de la información del objeto que se quiere resolver. Uno de ellos son los métodos de “Compressed Sensing” para problema de la reconstrucción en 1D y 2D con superresolución, aplicado a señales temporales y a imágenes ralas (ver [7] y [8]). En [8] han podido estudiar en forma teórica y numérica la estabilidad para distintas PSF teóricas, mostrando la posibilidad de resolver situaciones de superresolución con aglomerados ralos de partículas. Para el caso de una simulación de una PSF teórica y con ruido Poisson han podido recuperar una aglomeración de dos partículas, pero el método fracasa por ejemplo en recuperar una aglomeración de tres partículas o más dentro de la zona abarcada por la IRF.

En [2-7] se ha desarrollado e implementado un nuevo método de superresolución llamado SUPPOSE que recupera, utilizando una sola imagen, una reconstrucción de la imagen objetivo con mejor resolución que la determinada por el tamaño de la IRF (anchura a media altura). El método SUPPOSE se basa en suponer que la estructura real del objeto se puede aproximar como una superposición de fuentes puntuales de igual intensidad, denominadas fuentes virtuales. Este enfoque convierte el problema mal planteado de encontrar la intensidad para cada posición en un problema bien planteado de encontrar las posiciones de las fuentes virtuales. Se demostró que, aunque el método no requiere asumir que la imagen es rala, como en los métodos de Compressed Sensing, cuanto menor es la densidad, mejor es la solución obtenida. Como en [2] se obtiene una cota teórica, era de interés determinar cuán lejos podía llegar SUPPOSE. En [10] se estudia el problema donde la estructura consiste en un número pequeño de fuentes y se muestra que SUPPOSE supera Compressed Sensing en el caso de imágenes muy ruidosas.

El método SUPPOSE fue testeado en [6] usando una familia de imágenes sintéticas y experimentales filiformes (muestras poco densas, pero no necesariamente ralas y típicas de la biología). En ese trabajo se muestra como es la precisión, exactitud y resolución del método dependiendo de la relación señal/ruido.

Utilizando este método se puede obtener, con una sola adquisición, una resolución con factores de entre 3 y 4 de mejora.

Uno de los grandes desafíos era poder mejorar, además de la resolución, la velocidad de convergencia.

Como los métodos tradicionales de minimización en dimensiones altas suelen converger a mínimos locales, para encontrar las posiciones, en SUPPOSE, optamos por utilizar un algoritmo

no determinístico denominado algoritmo genético que requiere de múltiples iteraciones para aproximar las mismas.

Si bien en [7] el tiempo de cómputo fue mejorado implementando el cálculo de la convolución utilizando placas gráficas para su paralelización ese tiempo, sin embargo, crece cuando se aplica en imágenes grandes en 2D o en muestras 3D, donde se requieren de muchas evaluaciones.

Por eso en [11] se propuso una nueva variante discreta del método que fue implementada en una CPU consiguiendo mejoras en tiempo de hasta un factor 15.

Por otro lado, cabe mencionar que en [10] se implementa SUPPOSE utilizando una variante de un método de optimización denominado gradiente descendiente estocástico, este algoritmo tiene la ventaja que no requiere de múltiples evaluaciones como los algoritmos no deterministas. En ese caso al ser los objetos raros la dimensionalidad del problema es menor y existe un menor número de mínimos locales. En ese sentido el trabajo consistirá en implementar este tipo de método de optimización para la nueva variante definida en [11].

Además, para poder acelerar el problema, se propondrá partir el total de la imagen en pequeños mosaicos para que puedan ser procesados (de haber núcleos disponibles) en paralelo. Debido a que esta nueva variante presenta problemas en los bordes (creando artificios si hay partículas cercanas al borde) parte del trabajo requerirá de solucionar esos problemas.

A medida que los objetos se vuelven menos raros estos algoritmos comienzan a converger a mínimos no globales. Es por ello por lo que una segunda alternativa para bajar los tiempos y a la vez evitar caer en mínimos locales será la utilización de métodos de optimización globales híbridos o utilizando combinaciones de ellos usando lo que se denominan islas. Para ello el/la tesista deberá estudiar métodos de optimización como los definidos en [12], implementarlo y comparando su performance la del algoritmo utilizado en [11].

REFERENCIAS

- [1] D. Sage, L. Donati, F. Soulez, D. Fortun, G. Schmit, A. Seitz, R. Guiet, C. Vonesch, and M. Unser, “Deconvolutionlab2: An open-source software for deconvolution microscopy,” *Methods*, vol. 115, pp. 28–41, 2017.
- [2] S. Martínez, M. Toscani, O. E. Martínez Super-resolution method for a single wide field image deconvolution by superposition of point sources. *J. Microscopy*. (2019), 275(1), 51–65.
- [3] M. Toscani and S. Martinez. “Solving the boundary artifact for the enhanced deconvolution algorithm SUPPOSE applied to fluorescence microscopy”. *Computer Optics* 45(3), 418–426 (2021).
- [4] G. D. B. Vazquez, S. Martinez, and O. E. Martinez, “Super-resolved edge detection in optical microscopy images by superposition of virtual point sources,” *Optics Express* (2020), vol. 28, no. 17, 25319–25334.
- [5] G. D. Brinatti Vazquez, A.M. Lacapmesure, M. Toscani, S. Martínez and O.E. Martínez. *Optics and Photonics News*, Dec. 2020: Optics in 2020 https://www.osa-opn.org/home/articles/volume_31/december_2020/extras/super-resolution_microscopy_from_standard_images/
- [6] Toscani, M., Martínez, O.E., Martínez, S.: Resolution, accuracy and precision in super-resolved microscopy images using suppose. *Optics and Lasers in Engineering* 161, 107337 (2023).
- [7] Toscani, M., Mazzeo, A., Martínez, S., Martínez, O., Lacapmesure, A., Vazquez, G.B.: Fuentes de error, artificios, aceleración y validación del algoritmo de deconvolución con super-resolución para imágenes de microscopía. In: 2020 IEEE Congreso Biental de Argentina (ARGENCON), pp. 1–7 (2020). IEEE
- [8] E. J. Candès, J. K. Romberg y T. Tao, “Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements”, *Comm. Pure Appl. Math.*, 59 1207-1223, 2006.

- [9] V.I. Morgenshtern and E.J. Candès, “Super-Resolution of Positive Sources: the Discrete Setup” SIAM Journal on Imaging Sciences, vol.9, no.1, pp. 412--444, Mar. 2016.
- [10] Lacapmesure, A., Brinatti Vazquez, G.D., Mazzeo, A., Mart´inez, S., Martinez, O.E.: Combining deep learning with suppose and compressed sensing for snr-enhanced localization of overlapping emitters. Applied Optics (2022)
- [11] Sandra Martínez, Oscar E. Martínez: Un método rápido de superresolución de imágenes. IX Congreso de Matemática Aplicada, Computacional e Industrial (2023).
- [12] Locatelli, M., & Schoen, F. (2021). (Global) optimization: Historical notes and recent developments. EURO Journal on Computational Optimization, 9, 100012.