Revisión Bibliográfica de Métodos de Inpainting

1st Alberto Valdés.

Pontificia Universidad Católica de Chile.
Santiago, Chile.
anvaldes@uc.cl.

Abstract. An important topic in image processing is Inpainting, which basically involves removing objects from an image and realistically predicting what those objects covered. To carry out this task, there are different methods, and in this article we will make a bibliographic review of these methods, explaining what they consist of and a subsequent analysis where we will review their advantages and disadvantages. By way of conclusion, after having carried out the bibliographic review, we will show that the importance of carrying out an analysis of the different methods is that this is precisely what allows us to innovate by modifying or combining methods and thus arrive at the ideal method according to the tools and information we have. Finally, we will propose a combined method that solves some of the disadvantages of the analyzed methods.

Keywords: Inpainting, Neural Networks, Loss Function, Convolution, Hilbert Space.

I. Introducción

Inpainting es una técnica de procesamiento de imágenes que consiste en restaurar porciones de las mismas que han sido dañadas. Actualmente esta técnica posee aplicaciones que pasan desde la televisión y la restauración de imágenes que llegan desde un transbordador espacial, hasta el simple borrado de un objeto que una persona común y corriente no le gusto que apareciera en una foto que tomo. El objetivo del presente artículo es realizar una revisión bibliografica sobre los métodos de Inpainting que existen en la actualidad. Dentro de todos los métodos que existen, realizaremos una clasificación y estableceremos familias de métodos. Para cada familia de métodos de Inpainting describiremos sintéticamente en que consisten y posteriormente realizaremos un análisis sobre sus ventajas y desventajas. Para finalizar, propondremos un método alternativo que mejore alguno de los problemas que detectamos en el análisis anterior.

II. METODOLOGÍA

a) **Búsqueda bibliografica:** Ingresamos a distintas revistas digitales para buscar papers asociados a Inpainting. La cantidad de papers que utilizaremos para la realización de

esta búsqueda bibliográfica serán siete.

- b) Clasificación de los métodos: Dividimos todos los métodos encontrados en tres grandes grupos:
 - Métodos relacionados a redes neuronales.
 - Métodos estadísticos.
 - Métodos relacionados a optimización convexa.

c) Descripción de los métodos:

- Métodos relacionados a redes neuronales: Estos métodos utilizan inteligencia artificial y en específico como su nombre lo indica, utilizan redes neuronales. Esta herramienta consiste en entrenar al computador para que este vaya aprendiendo sobre un trabajo en específico y para nuestro caso en particular, entrenarlo para que realice Inpainting. Sin embargo, la aplicación de redes neurales depende de la función de pérdida que se utilice para entrenar al computador, y en los diferentes métodos que analizamos, nos damos cuenta que las funciones de pérdida utilizadas son:
 - i. Pérdida Euclediana: Sea x_i el valor del pixel i-simo que toma en el entrenamiento y $x_{Real,i}$ el valor real del pixel i-simo, entonces la función de pérdida se define como:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (x_i - x_{Real,i})^2$$

ii. Pérdida de Verosimilitud Negativa: Sea x_i el valor del pixel i-simo que toma en el entrenamiento, entonces la función de pérdida se define como:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} L_i, \quad L_i = -\log\left(\frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{N} e^{x_j}}\right)$$

Estos algoritmos para su entrenamiento utilizan un porcentaje de la data que se tiene, y el resto se utiliza para testear si el entrenamiento fue correcto o no.



Fig. 1. Ejemplo de Inpainting con Redes Neuronales.



Fig. 2. Ejemplo de Inpainting con Redes Neuronales.

- Métodos estadísticos: Los métodos estadísticos a grandes rasgos corresponden a métodos que para realizar Inpainting en primer lugar colocan un rectángulo de color blanco sobre el objeto que quieren hacer desaparecer. Luego de eso, lo que hacen es predecir en base a toda la imagen (menos la parte blanca) que colores debería tener la parte blanca. Esto se puede realizar utilizando las siguientes técnicas:
 - i. Usando Analisis de Regresión: Esta técnica consiste en que a partir de todos los pixeles que no sean blancos se crea una curva de regresión, la cual predice el valor que deberían tener en promedio los pixeles en blanco.
 - ii. Usando Series de Tiempo: Esta forma es similar a la anterior, dado a que utiliza toda la información de la imagen (menos la parte blanca) para ajustar modelos del tipo ARMA y así predecir que intensidad de colores deberían tener los pixeles en blanco. Sin embargo, su precisión depende netamente de la estructura de los datos. Si los pixeles varían con varianza constante, entonces esta técnica es mucho más precisa que la anterior, de lo contrario, es menos precisa.
 - iii. Usando filtros: Esta técnica es un poco distinta a la anterior y consiste en que se predicen los pixeles del borde blanco usando su vecindad a través de un filtro. Una vez hecho esto, quedará otra zona blanca pero más chica que la anterior, y nuevamente se utilizará el filtro para predecir los bordes. Se repetirá esto hasta completar la zona que en un inicio era blanca.





Fig. 3. Ejemplo de Inpainting con Métodos Estadísticos.

Métodos relacionados a la optimización convexa:

Estos métodos tienen una componente matematica fuerte. En primer lugar, lo que hacen es definir un espacio de Hilbert que corresponde al de las matrices de $m \times n$. Además de esto, se define un producto interno definido como: $\langle A, B \rangle = tr(A^T B)$. La aplicación del método consiste en primer lugar en poner un cuadrado de un color cualquiera sobre las partes de la imagen que se requiere realizar Inpainting. Una vez hecho esto, lo que se hace es definir una función la cual sea una métrica de cuanta variación hay de pasar de un pixel a otro. Es importante notar que esta función se puede definir de muchas formas. Una vez hecho lo recien mencionado, establecemos una función que define cuanta es la variación promedio que hay de pasar de pixel a pixel en toda la imagen y a partir de esto lo que hacemos es minimizar esta función y el argumento que minimiza esta función es justamente el resultado de nuestro Inpainting, es decir, es una imagen.







Fig. 4. Ejemplo de Inpainting con Optimización Convexa.









Fig. 5. Ejemplo de Inpainting con Optimización Convexa.

- d) Análisis de las ventajas y desventajas de cada método:
- Métodos relacionados a redes neuronales:
 - i. Ventajas: La principal ventaja que poseen las redes neuronales, es que su resultado de Inpainting respecto a la métrica euclediana es mucho mejor que los obtenidos por los otros dos métodos. Por otra parte, cada vez que ejecutamos la red neuronal post entrenamiento, el tiempo de ejecución es constante.
 - ii. Desventajas: La principal desventaja que poseen los métodos relacionados a redes neuronales es que necesitan muchos datos para entrenarse y posteriormente testearse. De hecho, en todos los papers que analizamos la cantidad de datos que utilizaban eran 60.000 donde 50.000 eran destinados a el entrenamiento y 10.000 eran destinados al testeo. Además de esto, el tiempo que demora el computador en entrenarse es un tiempo mucho mayor al tiempo de ejecución.

Métodos estadísticos:

- i. Ventajas: La principales ventajas de los métodos estadisticos son dos. La primera es que no necesitamos más información que solo la imagen sobre la que queremos realizar Inpainting, y la segunda es que el tiempo que toma realizar Inpainting con este método es menor comparado al de los otros métodos.
- **ii.** Desventajas: La principal desventaja de este método es que en comparación con los otros métodos, el resultado de Inpainting es en promedio es peor que el de los otros dos métodos.
- Métodos relacionados a optimización convexa:
 - i. Ventajas: Las principales ventajas de estos métodos son dos. La primera es que la información que necesitamos no es más que la imagen sobre la cual queremos realizar Inpainting y la segunda es que el tratamiento sobre la imagen no es más que obtener el argumento que minimiza la función que hayamos definido como la variación promedio entre cada pixel de la imagen. Además de esto, se obtienen mejores resultados de utilizar este método que utilizando los métodos estadisticos.
 - ii. Desventajas: Una de las principales desventajas que posee este método es que en primer lugar la teoría matematica que hay que manejar se escapa por mucho los contenidos de este curso (por ejemplo, espacios de Hilbert, proyección sobre conjuntos convexos, métodos

de optimización, entre otros). Por otro lado, para poder realizar esta optimización, existe la posibilidad de que el tiempo de ejecución para resolver el problema de minimización sea muy alto. Este tiempo dependerá de la función que utilicemos para minimizar, el algoritmo seleccionado para tal minimización y el software con el cuál resolveremos el problema.

Ahora presentamos una tabla comparativa entre los distintos métodos. "R.N." se refiere a los métodos asociados a redes neuronales, "E." se refiere a los métodos estadísticos y "O.C." se refiere a los métodos asociados a optimización convexa. Por otro lado, "Tiempo" se refiere al tiempo que toman en ejecutarse los distintos métodos, "Precisión" se refiere a la precisión que tiene cada método, "Datos" se refiere a la cantidad de datos que requiere cada método y "Conocimiento" se refiere al nivel de conocimiento que debemos manejar para poder utilizar cada método. Finalmente, para cada característica utilizaremos los niveles "Alto", "Medio" y "Bajo".

	Tiempo	Precisión	Datos	Conocimiento
R.N.	Alto	Alto	Alto	Medio
E.	Bajo	Medio	Bajo	Bajo
O.C.	Medio	Medio	Bajo	Alto

Fig. 6. Tabla comparativa de los métodos.

III. RESULTADOS

Obviaremos esta sección pues estamos realizando una revisión bibliográfica.

IV. CONCLUSIÓN Y DISCUSIÓN

Luego de haber realizado esta busqueda bibliografica podemos concluir en primer lugar que existe un tradeoff entre precisión del método y la cantidad de datos que poseemos. Esto se vuelve evidente por ejemplo al momento de analizar los métodos asociados a redes neuronales los cuáles son una herramienta muy precisa, pero que sin embargo, necesitan de un input de imagenes muy grande para poder funcionar eficientemente.

Por otra parte, del análisis realizado de todos los métodos podemos desprender que para conservar las ventajas de estos solo es necesario aplicar el método que especifican y con eso es suficiente, lo cual deja la puerta abierta a que se puedan combinar estos métodos o crear métodos hibridos de modo de obtener las mayores ventajas posibles.

Es de esta forma que nosotros proponemos un método híbrido. El funcionamiento de este método es el siguiente. Se toma el objeto que queremos sacar de la imagen y lo llenamos de color blanco. Luego de esto, el borde del cuadro blanco lo predecimos utilizando un filtro. Una vez hecho esto, nos quedará un nuevo rectángulo blanco. Los bordes de este nuevo rectángulo blanco los predeciremos a través de una función de optimización que minimize la variación promedio de pasar de pixel a pixel. Luego, nuevamente volveremos a utilizar un filtro para predecir los bordes del rectángulo blanco que nos queda. Así aplicaremos estos dos pasos de manera alternada hasta que el rectángulo blanco de la imagen desaparezca.

Como se observa este método combina los métodos estadísticos con los métodos de optimización convexa. Los beneficios que se esperan de este método en comparación con los anteriormente mencionados es que en primer lugar la velocidad de ejecución va a ser de una velocidad similar a la de los métodos estadísticos y como las optimizaciones se realizarán solo sobre bordes y no sobre todo el rectángulo blanco, entonces el tiempo de ejecución de este paso también será bajo.

Por otro lado, también se espera que la imagen obtenida de este método tenga un resultado con una precisión intermedia entre la de los métodos estadísticos y la de los métodos relacionados a optimización convexa.

V. AGRADECIMIENTOS

Agradecimientos especiales a Cristián Tejos, Profesor de la Pontificia Universidad Católica de Chile, quién me ayudo a solucionar todas las dudas respecto a la realización de un artículo científico.

REFERENCES

- [1] C. Burlin, Y. Le Calonnec & L. Duperier. Deep Image Inpainting.
- [2] K. Gupta, S. Kazi & T. Kong. Deep Paint: A Tool for Image Inpainting..
- [3] Q. Fu, Y. Guan & Y. Yang. Image Inpainting and Object Removal with Deep Convolutional GAN.
- [4] E. King, G. Kutyniok & W. Lim. Image Inpainting: Theoretical Analysis and Comparison of Algorithms.
- [5] C. Yang, X. Lu, Z. Lin, E. Shechtman, O. Wang & H. Li. High-Resolution Image Inpainting using Multi-Scale Neural Patch Synthesis.
- [6] C. Zach, C. Häne & M. Pollefeys. What Is Optimized in Tight Convex Relaxations for Multi-Label Problems?.
- [7] J. Yu, Z. Lin, J. Yang, X. Shen, X. Lu & T. Huang. Generative Image Inpainting with Contextual Attention.