

Retoque fotográfico mediante reconstrucciones geométricas

Ariel Nowik, Joaquin Mestanza, Rocio Parra, Martina Máspero, Marcelo Regueira
22.05 - Análisis de Señales y Sistemas Digitales - Grupo 1

ITBA: Instituto tecnológico de Buenos Aires
Ciudad de Buenos Aires, Argentina

Resumen—En este trabajo se estudiaron diversos métodos de retoque de imágenes para eliminar elementos no deseados presentes en diversas fuentes. Finalmente se procedió a realizar una implementación en función de las técnicas analizadas seguida de un análisis de sus ventajas y desventajas.

I. INTRODUCCIÓN

El problema elemental a resolver consiste en la eliminación de un objeto no deseado en una imagen. Naturalmente no es posible “adivinar” lo que se encuentre por detrás, ya que requiere información adicional, la cual en principio no es accesible, solo se dispone de la imagen. Por lo tanto la idea es, de algún modo asimilar la zona de la imagen a reemplazar con el resto de la misma. En lo que continua de este trabajo describiremos con un mayor detalle diversos métodos para llevar a cabo este proceso.

II. LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

En primera instancia, se realizó una investigación acerca del estado del arte de este problema que se busca resolver. Este tema es extensivamente explicado en *Image inpainting: Overview and recent advances* por Christine Guillemot y Olivier Le Meur [3].

II-A. Definición del problema de inpainting

En primer lugar se procede a definir matemáticamente el problema que en este trabajo se aspira a resolver.

Una imagen I puede definirse de la siguiente manera

$$I(\vec{x}) : R^n \rightarrow R^m \quad (1)$$

Donde I es una función que mapea un pixel $\vec{x} = (x, y)$ a un color R^m . Como la imagen es bidimensional, $n = 2$, y utilizando un esquema RGB se tiene $m = 3$.

En el problema de inpainting se entiende que la imagen I fue degradada por un operador M , lo cual genera una imagen nueva F que tiene la imagen con algunos pixeles cambiados (que pertenecen a una región U conocida). Se suele escribir entonces:

$$F = M(I) \quad (2)$$

Lo que se busca en principio es reconstruir la imagen original I a partir de F conociendo M (qué píxeles fueron removidos y se quieren reconstruir). Este problema en el sentido estricto no tiene solución, se suele decir entonces

que no es un problema bien definido con una única solución. Entonces el objetivo es lograr una aproximación de I (llamémosla I') que logre ser lo más parecida posible a I .

Otra consecuencia de este mal condicionamiento del problema es cómo definir el éxito a partir de I' y de F . Dado que se desconoce la imagen original I , que sería el resultado ideal, no existe una métrica cuantitativa que determine la calidad de una reconstrucción dada, y por lo tanto se debe recurrir a evaluaciones subjetivas. En general, lo que se espera como resultado es una imagen que parezca físicamente plausible, y que parezca natural al ojo humano.

II-B. Primeras ideas

Existen una gran variedad de técnicas para afrontar el problema. Dentro de todas ellas se distinguen dos subgrupos principales, que son los métodos basados en difusión, y los métodos basados en ejemplares. Como no existe ninguna ventaja determinante de una variante y la otra en este trabajo práctico se procedió a investigar ambas familias de métodos. Acorde al tipo de imagen puede ser más conveniente un método u otro, incluso en algunos casos se puede usar una mezcla de ambos.

II-B1. Métodos basados en difusión: La primera categoría de métodos se denomina difusión, y la idea fundamental proviene de propagar información con restricciones usando ecuaciones diferenciales parciales. La idea consiste en mediante una ecuación propagar sobre la región U con pixeles cambiados (del exterior al interior) información que permita reconstruirla de una manera acorde. En este método juega un papel fundamental qué ecuación utilizar para realizar la propagación, en particular sobre qué direcciones propagar más, y sobre cuáles menos. En general este método suele dar resultados de mayor efectividad cuando la imagen tiende a tener patrones homogéneos sin cambios de textura muy abruptos. Más adelante se describirá una variante del método con mayor detalle.

II-B2. Métodos basados en ejemplares: Una segunda categoría de métodos para resolver el problema de inpainting se basa en asumir que la imagen I posee ciertas probabilidades de estacionariedad y auto similaridad entre sus distintas regiones. Partiendo de este supuesto, se procede a rellenar la parte de la imagen que falta a partir del uso de ejemplares, o parches, de la región que se tiene.

Estos métodos, entonces, tienen a grandes rasgos dos criterios a desarrollar:

- cómo elegir por qué sección del contorno se comienza a rellenar, o qué región debe rellenarse a continuación
- cómo elegir el parche con el cual se rellenará dicha región

III. DESARROLLO DEL MÉTODO DE DIFUSIÓN

En esta sección se procede a trabajar en profundidad el método de difusión iniciando por una introducción teórica y luego profundizando en una versión del método en particular, llamada difusión anisotrópica.

III-A. Filtros basados en EDPs

En la década del 70, un inconveniente que se tuvo que enfrentar en el procesamiento de imágenes fue que al aplicar transformaciones sobre las imágenes, la transformación deterioraba los bordes de la misma. Por ejemplo, si tenemos un gato y un perro en una imagen, queremos hacer difusión sobre las partes dentro de los mismos y dejar los bordes que los separan intactos. Para poder solventar este inconveniente se propusieron distintos métodos que utilizaban ecuaciones diferenciales parciales, las cuales permiten diferir qué zonas se va a procesar. El primer modelo presentado que apuntaba a esta solución fue hecho por Witkin en 1983, el cual consistía en convolucionar la imagen con un filtro gaussiano.

$$I(x, y, t) = I(x, y, 0) * G(x, y; \sigma_t)$$

Donde $I(x, y, 0)$ es la imagen original.

En 1984, Koenderink observó que las imágenes obtenidas podrían ser vistas como la solución a la ecuación de la difusión del calor:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \Delta I(x, y, t) = \frac{\partial^2 I(x, y, t)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 I(x, y, t)}{\partial^2 y}$$

Donde nuevamente la condición inicial es $I(x, y, 0)$, la imagen original.

III-B. ¿Por qué la ecuación del calor?

Los procesos de difusión están altamente relacionados con las leyes de conservación, es decir en sistemas donde hay una cierta concentración o temperatura I , sucede que hay un flujo de las regiones de mayor concentración a uno de menor concentración hasta que el sistema alcanza el equilibrio.

III-C. ¿Qué problemas conlleva utilizar el Laplaciano?

Como el operador laplaciano es un operador isótropo, la ecuación del calor no tiene direcciones preferentes, lo cual hace que sea igualmente aplicada en todas las direcciones del plano. Este tipo de flujo es llamado *difusión isotrópica*.

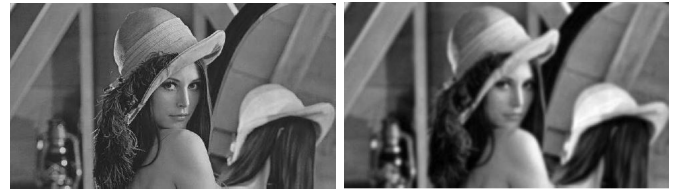


Figura 1. En la izquierda se encuentra la foto original y en la derecha se puede ver el resultado de haber aplicado difusión isotrópica

En la figura 1 se puede ver que la imagen se encuentra totalmente destruida.

III-D. Difusión anisotrópica

Hummel en 1986 establece que para obtener un buen resultado en el realce de la imagen, el flujo del filtro con el que se implemente satisfaga el principio del máximo. Desde ese entonces, aparecieron propuestas tales como PDE no lineales en las que no difunde el flujo uniformemente a pesar de no cumplir con el principio del máximo. Estos filtros son llamados de difusión anisotrópica. Pietro Perona y Jitendra Malik fueron quienes en 1990 presentaron un suavizado multiescala preservando bordes basados en 3 criterios:

- Causalidad: Disminuir la resolución de la imagen no puede dar nuevos detalles.
- Localización inmediata: los límites de las regiones deben ser distinguibles y coincidir con los de la imagen original
- Suavizado según zona: suavizado debe ser mayor dentro de una región que en sus fronteras

Este modelo se basa en la segunda ley de Fick, con un coeficiente de conductividad variable $c(x, y, t)$ que controla la difusión en Ω

$$\begin{cases} I_t = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases}$$

Donde

$$\text{div}(c(x, y, t) \nabla I) = \nabla \cdot (c(x, y, t) \nabla I) = c \Delta I + \nabla c \cdot \nabla I$$

Lo deseable según Perona y Malik es que el coeficiente de difusión c dependa de la norma del gradiente en cada punto. De esta forma, los gradientes con normas pequeñas (zonas homogéneas) tengan coeficiente alto (filtrado fuerte, por ende suavizado). Mientras que para una norma grande, el coeficiente sea pequeño con tal de que no se deterioren los bordes, es decir que el proceso de difusión sea lento.

Asumiendo $s = |\nabla I|$, dos propuestas que surgieron para c fueron:

Función de Lorentz:

$$c(s^2) = \frac{1}{1 + \frac{s^2}{K^2}}$$

Función de Leclerc:

$$c(s^2) = e^{-\frac{s^2}{2K^2}}$$

Donde K es una constante que se elige experimentalmente para controlar la sensibilidad ante los bordes.

El filtro que se aplica es isotrópico localmente pero la diferencia es que al adaptarse de distinta forma a regiones homogéneas y no homogéneas, adopta el nombre de anisotrópico (aunque técnicamente es difusión no lineal).

Con todo esto en mente, se procedió a realizar una serie de pruebas con un algoritmo que cumpla con estas especificaciones.



Figura 2. En la izquierda se encuentra la foto original y en la derecha se puede ver el resultado de haber aplicado difusión anisotrópica tras 40 iteraciones

Se observa en la figura 2 que a medida que avanza el algoritmo ciertos bordes prevalecen. Sin embargo, uno de los objetivos finales del proyecto es poder aplicar difusión en una región desconocida por lo que se optó por seguir investigando sobre alternativas que realicen inpainting usando difusión con EDPs.

IV. DESARROLLO DEL MÉTODO BASADO EN EJEMPLARES

En esta sección se procede a trabajar en profundidad el método basado en ejemplares, y luego se profundiza en una mejora en particular de una parte del método, llamada patch match.

Un enfoque por fuerza bruta de estos problemas puede resultar excesivamente costoso en tiempo, ya que implicaría potencialmente comparar una región de la imagen con todas las demás. Por lo tanto, existen diversos criterios que pueden tomarse en este sentido.

Uno de ellos es desarrollado por Barnes, Shechtman, Finkelstein y Goldman, quienes desarrollaron un algoritmo con el nombre de PatchMatch [4]. El mismo hace uso de la asunción de ciertas propiedades de coherencia en la imagen para reducir el número de comparaciones que debe hacerse, sin perder la efectividad del algoritmo.

Una vez elegido un lugar donde se quiere rellenar, PatchMatch comienza comparando con algunas regiones aleatorias de la imagen original, y a partir del resultado más satisfactorio que obtiene hace dos suposiciones:

- si se tiene un buen match para una región que se quiere rellenar, es probable que, si existe un parche que es un match aún mejor, se encuentre cerca del bueno (es decir, se asume que estamos en la zona correcta de la imagen, y sólo debemos terminar de acercarnos al match óptimo)
- si un parche es un buen match para una cierta región a rellenar, es probable que también sea un buen match para regiones cercanas

De esta manera, según los autores del algoritmo, se logra obtener muy buenos resultados con menos comparaciones. La limitación que tiene este algoritmo es que no puede dejarse de introducir comparaciones random incluso habiendo encontrado un “buen” match, puesto que se corre el riesgo de quedarse en un mínimo local, que no sea el mínimo global.

V. CONCLUSIONES

VI. OBJETIVOS FUTUROS

REFERENCIAS

- [1] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, “Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting,” *IEEE T. Image Process.*, vol. 13, no. 9, pp. 1200–1212, Sep. 2004.
- [2] Pierre Buysens, Maxime Daisy, David Tschumperlé, Olivier Lézoray. Exemplar-based Inpainting: Technical Review and new Heuristics for better Geometric Reconstructions. *IEEE Transactions on Image Processing*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015, 24 (6), pp.1809 - 1824. [ff10.1109/TIP.2015.2411437](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2411437)[ff. fahal-01147620f](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2411437)
- [3] Guillemot, Christine & Le Meur, Olivier. (2014). Image Inpainting : Overview and Recent Advances. *Signal Processing Magazine, IEEE*. 31. 127-144. [10.1109/MSP.2013.2273004](https://doi.org/10.1109/MSP.2013.2273004).
- [4] C. Barnes, E. Shechtman, A. Finkelstein, and D. B. Goldman, “Patch-match: randomized correspondence algorithm for structural image editing,” *ACM Trans. Graph.*, vol. 28, no. 3, pp. 24:1–24:11, July 2009.