

Desenvoltura de la Fase Usando Redes Neuronales

H.D. NAVONE, G.E. GALIZZI, H.A. CECCATTO y G.H. KAUFMANN*

IFIR (UNIVERSIDAD NACIONAL DE ROSARIO - CONICET)
 BV. 27 DE FEBRERO 210 BIS - (2000) ROSARIO - ARGENTINA
 e-mail: guille@ifir.edu.ar

La desenvoltura de la fase es un paso fundamental en el análisis automático de interferogramas. Este proceso consiste en la remoción de las discontinuidades de 2π que aparecen en la distribución de fase debido al uso de la función arctg. Si bien la desenvoltura de la fase se puede realizar comparando pixels adyacentes, el ruido puede introducir errores que se propagan al resto de la imagen. En este trabajo se presenta un nuevo método para desenvolver la fase basado en el uso de redes neuronales.

Phase unwrapping is a fundamental step in the automatic evaluation of interferograms. This process consists in the removal of the 2π discontinuities that appear in the phase distribution due to the use of the arctg function. Even though phase unwrapping can be performed by comparing adjacent pixels, noise can introduce errors which are propagated to the rest of the image. This work presents a new method for phase unwrapping based in the application of neural networks.

Introducción al método

Sea ϕ_{ij} el valor de la fase correspondiente al pixel ij tal que $\pi \leq \phi_{ij} \leq \pi$. Para expresar el problema en términos del modelo de Hopfield¹, se define la siguiente función de mérito

$$E = \sum_{\vec{x}, \vec{\mu}} [(\phi_{\vec{x}+\vec{\mu}} + 2\pi f_{\vec{x}+\vec{\mu}}) - (\phi_{\vec{x}} + 2\pi f_{\vec{x}})]^2 \quad (1)$$

donde $\vec{x} = (i, j)$, $\vec{\mu}$ es el vector de componentes $\vec{\mu}_1 = (-1, 0)$, $\vec{\mu}_2 = (1, 0)$, $\vec{\mu}_3 = (0, -1)$ y $\vec{\mu}_4 = (0, 1)$ y f_{ij} es un número entero que representa la fase a ser sumada al pixel ij para obtener la distribución de fase continua.

Para asociar la función de mérito de la Ec. (1) con la función energía del modelo de Hopfield, se representa f_{ij} por el número de neuronas excitadas asociadas al pixel correspondiente

$$f_{\vec{x}} = \sum_n v_{\vec{x}, n} \quad (2)$$

donde $v_{\vec{x}, n}$ es el estado de la neurona n asociada al pixel \vec{x} .

Sustituyendo la Ec. (2) en la Ec. (1) y comparando con la función energía de Hopfield, se obtienen las ecuaciones dinámicas

$$u_{\vec{x}, n}(t_k) = \sum_{\vec{x}', n'} T_{\vec{x}n: \vec{x}'n'} v_{\vec{x}', n'}(t_k) + I_{\vec{x}n} \quad (3)$$

$$v_{\vec{x}, n}(t_{k+1}) = g[u_{\vec{x}, n}(t_k)] \quad (4)$$

$$T_{\vec{x}n: \vec{x}'n'} = 8\pi(\delta_{nn'} - 1) \delta_{\vec{x}\vec{x}'} + 2\pi \sum_{\vec{\mu}} \delta_{\vec{x}'\vec{x}+\vec{\mu}} \quad (5)$$

donde $I_{\vec{x}n}$ es un término constante para la neurona n del pixel \vec{x} , $u_{\vec{x}, n}(t_k)$ es el estado interno de la neurona en el tiempo t_k y $g(\cdot)$ es una función no decreciente.

De acuerdo con estas ecuaciones dinámicas, las neuronas cambian sus estados de manera que la función energía representada por la función de mérito reduce su valor a medida que la red evoluciona.

* Autor a quién debe dirigirse la correspondencia.

Resultados

La Fig. 1 muestra la distribución de fase discontinua usada para evaluar el método, con una resolución de 64x64 pixels.

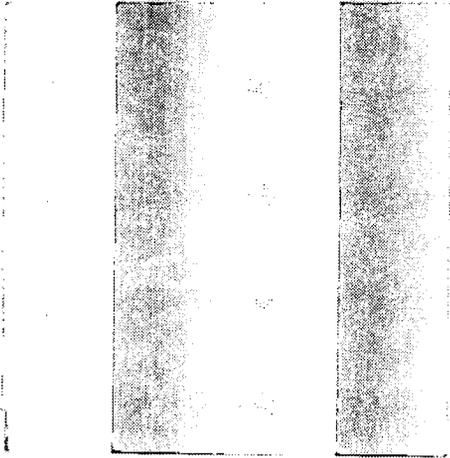


Fig. 1. Distribución de fase discontinua

En la Fig. 2 mostramos el comportamiento de la función de mérito durante las sucesivas etapas de la evolución de la red hacia un mínimo local de la misma. Cada ciclo en esta figura corresponde a un paso de evolución de los pixels de la imagen.

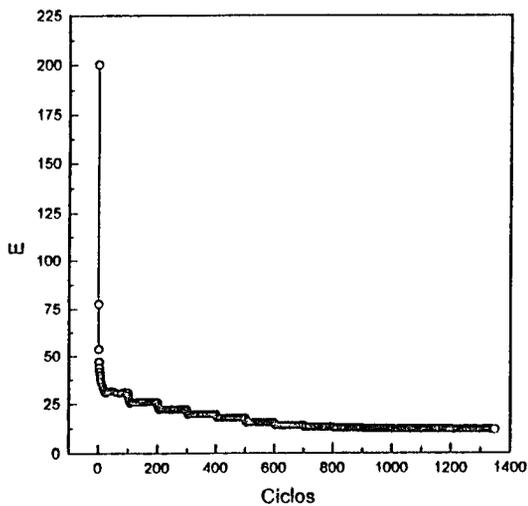


Fig. 2. Variación temporal de la función energía

En la Fig. 3 se muestra la distribución de fase continua que se obtiene como resultado del presente método.

En este caso la imagen utilizada no contenía ningún pixel inconsistente.³

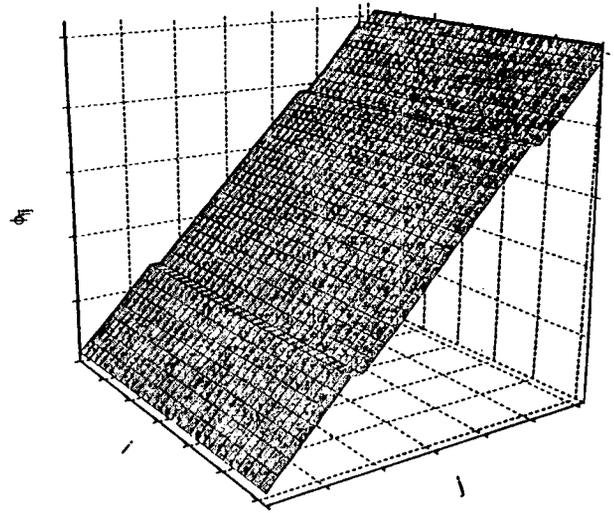


Fig. 3. Distribución de fase continua

La introducción de inconsistencias en algunos pixels produce un efecto localizado como el que se observa en la Fig. 4.

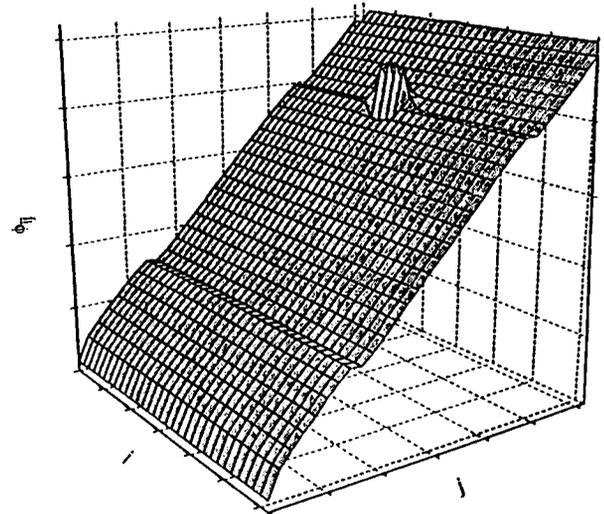


Fig. 4. Efecto de pixels inconsistentes en la desenvoltura de la fase

Es de destacar que la zona distorsionada por la existencia de tales inconsistencias es de menor tamaño que la obtenida usando otros métodos recientemente propuestos, tales como el basado en autómatas celulares.⁴

Conclusiones

El método propuesto permite desenvolver distribuciones de fase discontinuas aún en los casos en que las mismas presenten pixels

inconsistentes. Sin embargo a medida que la red neuronal evoluciona, frecuentemente la misma queda atrapada en mínimos locales de la función energía aumentando fuertemente el tiempo de procesamiento necesario para obtener la distribución de fase continua.

Referencias

- 1- Hopfield J. J., Proc. Natl. Acad. Sci. USA 79, 2554-2558 (1982).
- 2- Takeda M., Nagatome K. and Watanabe Y., Proc. 2nd. International Wokshop on Automatic Processing of Fringe Patterns (Akademie Verlag, Berlin, 1993).
- 3- Huntley J. M., Appl. Opt. 28, 3268-3270 (1989).
- 4- A. Spik and D. W. Robinson, Opt. Lasers Eng. 14, 25-37 (1991).