

Clasificación de Imágenes Fusionadas, un problema de explosión de información

Mario Lillo Saavedra¹, Consuelo Gonzalo Martín², Francisco Zambrano¹, Francisco J. Merino²

¹Universidad de Concepción, Facultad de Ingeniería Agrícola. Departamento de Mecanización y Energía. Avda. Vicente Méndez 595, Casilla 537, Chillán, Chile. malillo@udec.cl

²DATSI, Fac. Informática, UPM, Campus Montegancedo, 28660 Boadilla del Monte, Madrid, España. chelo@fi.upm.es

Palabras Claves: Fusión de Imágenes, Dimensión Fractal, Clasificación Multiespectral.

RESUMEN

La fusión de imágenes multiespectral y pancromática, es una estrategia ampliamente utilizada para obtener imágenes con una alta resolución espacial y espectral. Una de las metodologías que mejores resultados entrega, es la que está basada en la transformada de wavelet, calculada mediante el algoritmo *à trous* (TWA). Sin embargo, estas imágenes fusionadas, presentan una alta heterogeneidad, debido a que si existe un aumento de la resolución espacial, existe también un aumento en la variabilidad de las respuestas espectrales de las cubiertas bajo análisis, produciéndose así una explosión del volumen de información disponible. Es por ello que las metodologías estándar de clasificación por píxel, segmentación, medición de texturas se vuelven poco efectivas.

En el presente trabajo, se propone una metodología para ponderar la información espacial proveniente de la imagen pancromática, que es integrada a cada banda de la imagen multiespectral. Para ello se propone el uso de mapas de dimensión fractal local. Esta ponderación es aplicada, para cada banda de la imagen multiespectral, a cada píxel de los coeficientes wavelet de la imagen pancromática. Los resultados han demostrado que la metodología propuesta mantiene la información de alta frecuencia espacial de la imagen pancromática en áreas con alto detalle, mientras que en zonas homogéneas (de baja frecuencia espacial) la información multiespectral se conserva.

ABSTRACT

The fusion images strategies are a good solution to obtain synthetic images with high spatial and spectral resolution simultaneously. Some of them are based on the Wavelet Transform, computed by means of the *à trous* algorithm (AWT). Nevertheless, these fused images, present a high heterogeneity, because if the spatial resolution are increased, also exists an increase in the spectral responses variability of the covers under analysis, which led a blow-up information. For that reason the standard classification methodologies (pixel by pixel), segmentation, textures measurement, among other, lost efficiencies.

In this work it is proposed a new strategy in order to weight the spatial information. For that, the weighting factor for each panchromatic image pixel by means the fractal map, using the box-counting algorithm. It has been proved that the proposed fusion strategy preserve the high frequency information of the panchromatic image in areas with a high detail, while in homogeneous areas the low frequency information of the multispectral image are conserved.

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el mejoramiento de las tecnologías de observación de la tierra desde el espacio, ha dado lugar a una nueva generación de imágenes multiespectrales y pancromáticas de alta y muy alta resolución espacial, respectivamente. Por otra parte, las potencialidades de las nuevas técnicas de fusión de imágenes, tales como las versiones mejoradas de wavelet, IHS, entre otras [1-2], que tienen por objetivo integrar de forma coherente la información espacial, proveniente de la imagen pancromática, con la información espectral, proveniente de la imagen multiespectral, han posibilitado la obtención de imágenes multiespectrales de muy alta resolución espacial, con una calidad espectral suficiente para ser utilizadas en aplicaciones como clasificación, reconocimiento de formas, detección de cambios, etc...

Sin embargo, estas imágenes fusionadas, presentan una alta heterogeneidad, debido a que si existe un aumento de la resolución espacial, existe también un aumento en la variabilidad de las respuestas espectrales de las cubiertas bajo análisis, produciéndose así una explosión del volumen de información disponible. Es por ello que las metodologías estándar de clasificación por píxel, segmentación, medición de texturas se vuelven poco efectivas.

De lo anteriormente planteado, se hace necesaria una metodología de fusión que sea capaz de discriminar, dependiendo de la cubierta terrestre, la cantidad de información espacial, proveniente de la imagen pancromática, que debe ser integrada con la información proveniente de la imagen multiespectral. Si la zona bajo análisis corresponde a una cubierta de tipo homogénea como pueden ser cultivos de gran cobertura, zonas de prado, etc... no será necesario integrar gran cantidad de información espacial. Sin embargo, si la cubierta es de tipo no homogénea (zonas urbanas o cultivos de baja cobertura) será necesario integrar un mayor volumen información espacial.

En el presente trabajo, se plantea una nueva estrategia de fusión de imágenes, basada en la transformada de wavelet, calculada mediante el algoritmo *à trous* (TWA) [1] en el que a partir de una ponderación local de la información espacial a ser integrada con la información espectral, se logra obtener una imagen fusionada que presenta grandes incrementos en los detalles espaciales, solamente en las zonas en que esta información es requerida. El proceso de ponderación local se realiza a partir de la generación de mapas de dimensión fractal de las imágenes fuente, obtenidos mediante un proceso de ventaneado, utilizando el algoritmo box-couting [3].

Tanto la imagen multiespectral original, como las imágenes fusionadas, obtenidas mediante TWA [1] y a partir de la metodología propuesta, son utilizadas para realizar una clasificación estándar no supervisada (*k-means*), con el objetivo de ilustrar las potencialidades de la ponderación local a partir de la dimensión fractal.

2. ANTECEDENTES SOBRE FUSIÓN DE IMÁGENES MEDIANTE LA TRANSFORMADA WAVELET

En las últimas décadas, las estrategias de fusión de imágenes más utilizadas se han basado en técnicas de análisis multirresolución. Su objetivo era encontrar una transformada discreta que minimizase la incertidumbre intrínseca a los dominios de representación conjunta de la información.

Desde este punto de vista, la transformada discreta wavelet (TDW) se puede considerar como la aproximación más popular. La TDW es una transformación lineal que tiene una gran utilidad en el área del procesamiento de señales, donde una de sus principales aplicaciones consiste en separar conjunto de datos en componentes de distinta frecuencia, que luego se representa en escalas comunes.

Existen diferentes formas de calcular la transformada wavelet, entre ellas cabe mencionar el algoritmo piramidal de Mallat [4]. Esta metodología proporciona imágenes fusionadas con una alta calidad espectral, sin embargo, su baja anisotropía introduce ruido en los bordes en direcciones diferentes a la horizontal, vertical y diagonal [5]. Dutilleux [6] propuso un algoritmo alternativo al de Mallat: el algoritmo *à trous* (“con hoyos”) (TWA). La diferencia fundamental es que éste es de tipo redundante (no decimado). Ello unido a la no-direccionalidad de los filtros utilizados, permite obtener imágenes fusionadas con mejor calidad espectral y espacial.

A pesar de los buenos resultados proporcionados por la TWA, en el campo de la fusión de imágenes, hay algunos aspectos que todavía no han sido resueltos, como son: por un lado, una selección precisa de los detalles extraídos de la imagen de alta resolución espacial (PAN) y asociados a las altas frecuencias espaciales, minimizando la cantidad de información espectral que esta aporta a la imagen fusionada y por otro lado, maximizando la calidad espectral de la imagen de alta resolución espectral (MULTI) degradada, asociada a las bajas frecuencias espaciales.

En este sentido, se han llevado a cabo diferentes aproximaciones como las propuestas por [7] y [8] que son dos versiones de la metodología de fusión mediante TWA, en las cuales se ponderan de dos maneras diferentes la cantidad de información procedente de la imagen PAN que se integra en la MULTI degradada.

3. ALGORITMO DE FUSIÓN PONDERADO BASADO EN LA TRANSFORMADA DE WAVELET À TROUS

El algoritmo de TWA consiste básicamente en la aplicación consecutiva de productos de convolución entre la imagen bajo análisis y una función de escalamiento.

La función de escalamiento más usada para el cómputo del algoritmo TWA es la b_3 -spline, que se puede representar como el filtro espacial de tamaño 5x5 que se muestra en la siguiente ecuación:

$$h = \frac{1}{256} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

Así, el primer nivel de descomposición se obtiene convolucionando este filtro con la imagen original. Y los siguientes niveles, mediante la convolución de la imagen aproximada obtenida en el nivel anterior con los filtros generados a partir de h (ecuación 1) intercalando filas y columnas de ceros [8].

Los coeficientes wavelet se obtienen de la diferencia entre dos niveles consecutivos de descomposición, como se muestra en la ecuación (2):

$$C_{j+1}(x, y) = I_j(x, y) - I_{j+1}(x, y) \quad (2)$$

Para realizar la síntesis de la imagen, desde un nivel de degradación $j+n$, se debe aplicar un criterio aditivo de la sumatoria de todos los coeficientes obtenidos, al último nivel de degradación de la imagen original, como queda expresado en la ecuación (3):

$$I_j(x, y) = I_{j+n}(x, y) + \sum_{k=1}^n C_{j+k}(x, y) \quad (3)$$

Si $I_{j+n}(x, y)$ representa los sucesivos planos degradados que contienen la información de baja frecuencia de una imagen original, y $C_{j+n}(x, y)$ sus respectivos coeficientes wavelet, que contienen la información de alta frecuencia, entonces es posible plantear un esquema de fusión de imágenes en el que se integre la información de baja frecuencia contenida en una imagen MULTI, con la información de alta frecuencia contenida en los coeficientes wavelet de una imagen de alta resolución espacial (PAN), para obtener como resultado una imagen MULTI de alta resolución espacial.

Esta estrategia de fusión no considera las características espectrales particulares de cada banda de esta imagen y no permite controlar el compromiso inherente entre la calidad espacial-espectral de la imagen fusionada.

En este sentido Lillo-Saavedra y Gonzalo [8] propusieron modificar el algoritmo *à trous*, estableciendo un mecanismo que permitiese controlar dicho compromiso, mediante la introducción de un factor de ponderación de los coeficientes wavelet de la imagen PAN. La ecuación (4) representa, de una manera formal, el algoritmo de fusión propuesto:

$$I_{Fus}^i(x, y) = I_{MULTI_j}^i(x, y) + \alpha^i \sum_{k=1}^W C_{PAN_k}^i(x, y) \quad (4)$$

Donde los índices i y j representan el número de bandas y el nivel de degradación de la imagen MULTI, respectivamente; y W corresponde al número de planos wavelet a integrar desde la imagen PAN a la imagen MULTI.

La estrategia de fusión planteado por Lillo-Saavedra y Gonzalo [8] presenta un avance en cuanto a considerar tanto las características particulares de cada imagen, desde el punto de vista del tipo de de

las características espectrales de la imagen. Sin embargo, el factor de ponderación α es aplicado a la totalidad de cada banda, sin tener capacidad de integrar diferente cantidad de información espacial, dependiendo del tipo de cubierta que se encuentra presente en las diferentes zonas de la imagen.

4. FUSIÓN TWA PONDERA A PARTIR DE MAPAS DE DIMENSIÓN FRACTAL LOCAL

En el presente trabajo se propone superar la limitación planteada anteriormente mediante la determinación de valores de $\alpha^i(x,y)$, para cada píxel y banda en forma particular. Estos valores particulares, son obtenidos a partir de la información aportada por los mapas de dimensión fractal tanto de la imagen PAN como de cada banda de la imagen MULTI. Para la determinación de $\alpha^i(x,y)$, es posible generar diferentes relaciones entre los mapas de la imagen PAN y de cada banda de la imagen MULTI, como se muestra en la ecuación (5):

$$\alpha^i(x,y) = f(\text{dim_frac}(\text{MULTI}^i(x,y)), \text{dim_frac}(\text{PAN}(x,y))) \quad (5)$$

Donde $f(\cdot)$ correspondería a alguna relación algebraica entre los respectivos mapas de dimensión fractal presentes de las imágenes fuente. Estos mapas, son obtenidos mediante un proceso de ventaneado utilizando el algoritmo box-counting [9]. Una de las principales ventajas de este tipo de mapas, es la posibilidad de recoger las características de rugosidad de las cubiertas presentes en las imágenes bajo análisis. Esta información permite discriminar las zonas que requieren mayor integración de información, en el proceso de fusión, desde los coeficientes wavelet de la imagen PAN a la imagen MULTI.

Si bien, para el presente trabajo se realizaron un gran número de experimentos con diferentes relaciones algebraicas, la que mejores resultados entregó corresponde al promedio de ambas dimensiones, previamente normalizadas entre 0 y 1:

$$\alpha^i(x,y) = \frac{\langle \text{dim_frac}(\text{MULTI}^i(x,y)) \rangle + \langle \text{dim_frac}(\text{PAN}(x,y)) \rangle}{2} \quad (6)$$

Donde $\langle \rangle$, corresponde a la normalización de las dimensiones fractales de las imágenes fuente.

En la Figura 1 es posible apreciar gráficamente el perfil, para una fila específica, de la dimensión fractal para las imágenes PAN y MULTI utilizadas en el presente trabajo, así como el comportamiento del valor medio entre ambas.

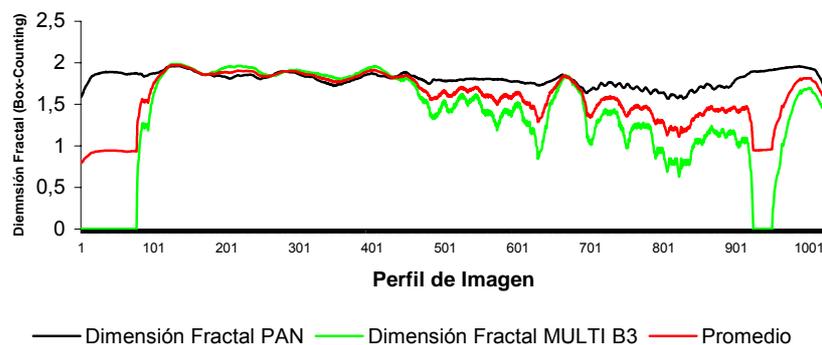


Figura 1. Perfil de la dimensión fractal para una imagen pancromática, la banda tres de una imagen multiespectral y su promedio.

5. IMÁGENES FUENTE Y PRE-PROCESADO

Los datos utilizados para evaluar la estrategia de fusión propuesta, corresponden a las escenas capturadas por el sensor pancromático y multiespectral del satélite IKONOS. La imagen multiespectral corresponde a un corte de 256x256 píxeles, con una resolución espacial de 4m, mientras que la pancromática con una resolución espacial de 1m, tiene 1024x1024 píxeles, con una. La escena ha sido capturada el día 1 de febrero de 2001 y se encuentra ubicada en la zona del Cajón del Maipo, Santiago, Chile (33° 42' 21" S, 70° 35' 58" O).

Previo al proceso de fusión, las imágenes deben ser preprocesadas. La imagen MULTI debe ser corregida respecto a la imagen PAN y remuestreada. En particular para este trabajo se utilizó el método b_3 -spline. En la Figura 2 a) y b) es posible apreciar una composición color de la imagen multiespectral y pancromática, respectivamente.

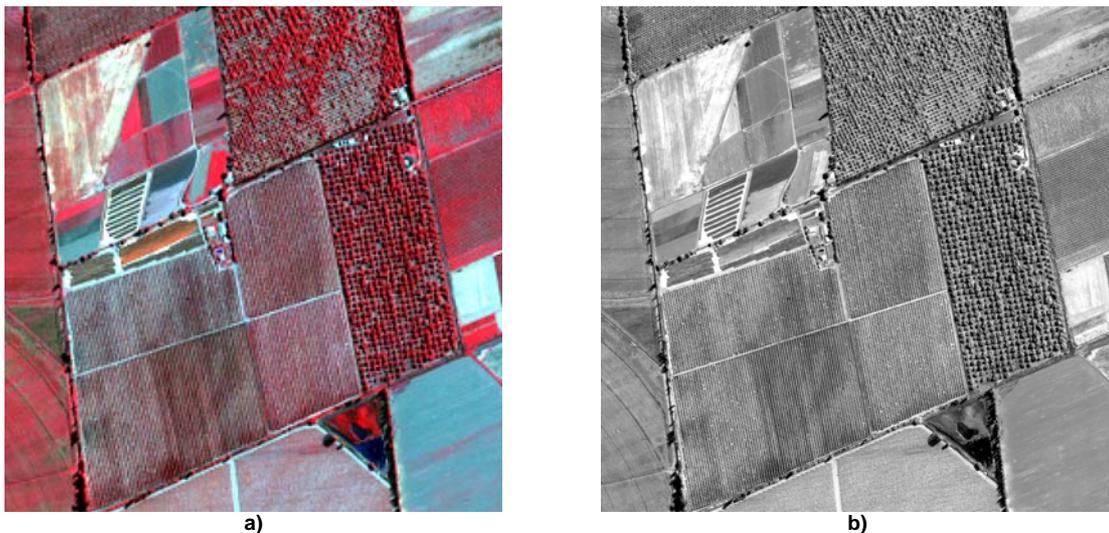


Figura 2. Imágenes fuente: a) Composición color de la imagen multiespectral, b) Pancromática

6. RESULTADOS

En la Figura 3 a) y b), es posible apreciar los mapas de dimensión fractal, obtenido mediante ventaneo y utilizando el algoritmo de box-counting [9], para la imagen pancromática y para la banda 3 de la imagen multiespectral, respectivamente. En ella, las zonas de color rojo corresponden a áreas de alta dimensión fractal, mientras que las zonas de color azul a baja dimensión fractal. Es importante

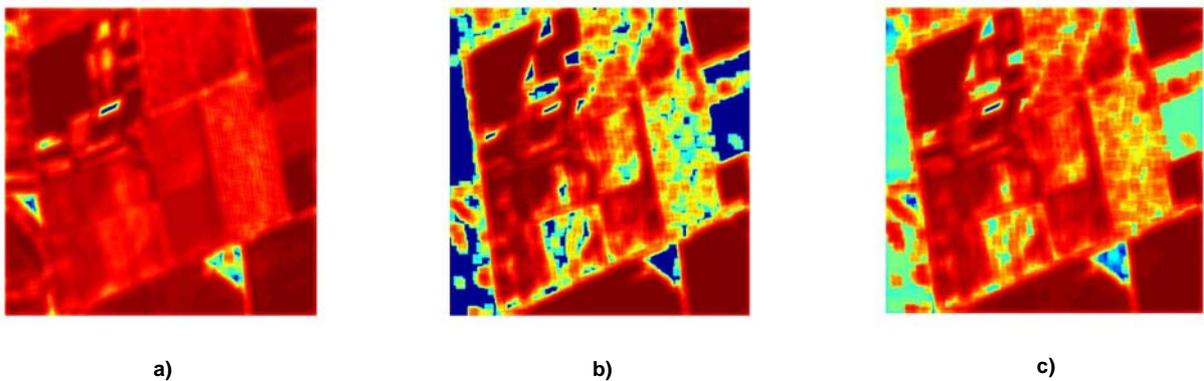


Figura 3. Mapa de dimensión fractal local para imágenes: a) Pancromática, b) Banda 3 multiespectral, c) Promedio de pancromática y multiespectral.

recalcar, que al tener la imagen PAN una mayor resolución espacial, el mapa de dimensión fractal recoge también mayor cantidad de detalle, a diferencia del mapa obtenido para la imagen MULTI, en el que existen zonas consideradas homogéneas o sin rugosidad (tonalidad azul).

Teniendo en consideración lo anteriormente planteado y utilizando la ecuación (6), es posible obtener un mapa promedio de dimensión fractal (Figura 3 c)). En el se capturaran las características presentes tanto en la imagen PAN como en la imagen MULTI. A partir de este mapa se determinan los valores de ponderación que deben ser aplicados a los coeficientes de la imagen PAN, para finalmente ser inyectados en la imagen MULTI (ecuación 4).

En la Figura 4 a) se aprecian las imágenes obtenidas a partir de la metodología de wavelet á trous, considerando un valor único para toda la imagen de $\alpha^i = 1$ (este algoritmo corresponde al de wavelet á trous tradicional). En la Figura 4 b) se presenta el resultado para la misma metodología, considerando un valor particular de $\alpha^i(x,y)$ para cada píxel y banda de la imagen fuente.

Si bien, visualmente no es posible apreciar grandes diferencias entre las imágenes obtenidas con una u otra metodología, los problemas surgen al intentar utilizar estos resultados en tareas cotidianas de la teledetección, como son la clasificación de imágenes multispectrales.

En la Figura 5 (a, b y c) se muestran acercamientos de una composición RGB para la imagen MULTI original, fusionada por medio del algoritmo á trous ponderado mediante el uso de mapas fractales ($\alpha^i(x,y)$) y por el algoritmo de á trous tradicional ($\alpha^i = 1$), respectivamente. Al comparar visualmente la Figura 5 (b y c) es posible apreciar algunas diferencias. La principal es que el algoritmo que considera la ponderación mediante mapas fractales, integra de forma más suave la información proveniente de los coeficientes wavelet de la imagen PAN en la zonas en las que la variabilidad de espacial de la imagen es baja (zonas de baja frecuencia espacial), mientras que en zonas de alta variabilidad espacial (zonas de alta frecuencia espacial) esta información es integrada en casi su totalidad.

Con el objetivo de apreciar la influencia de la metodología de fusión de la imagen PAN y MULTI en un proceso de clasificación, se ha realizado una, de tipo no supervisada (k-means), para cada una de las tres imágenes bajo análisis. Los parámetros para realizar la clasificación k-means han sido: cinco clases y un umbral de cambio de 5%.

En la Figura 5 d), e) y f) se presentan los acercamientos de las clasificaciones, concordantes con las Figuras 5 a), b) y c). Resulta evidente que la metodología de fusión TWA ponderada mediante mapas de dimensión fractal local, conserva mejor las características espectrales de la imagen MULTI original (Figura 5 d)), respecto de la metodología TWA tradicional., esto queda en evidencia en las zonas de mayor homogeneidad (centro de la imagen). Sin embargo es posible apreciar que con la metodología propuesta se incrementa la discriminación de clases en las zonas de alta heterogeneidad, como son las zonas de viñedo (extremo inferior izquierdo) y de frutales (zona superior de la imagen).

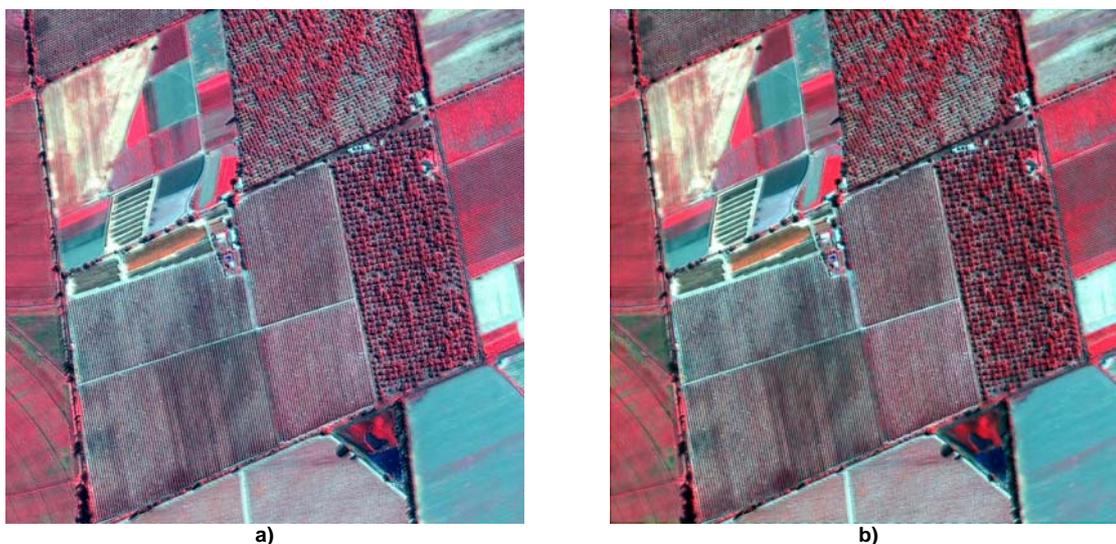


Figura 4. Imágenes fusionadas mediante: a) TWA ($\alpha^i = 1$); b) TWA ponderada con mapas de dimensión fractal ($\alpha^i(x,y)$).

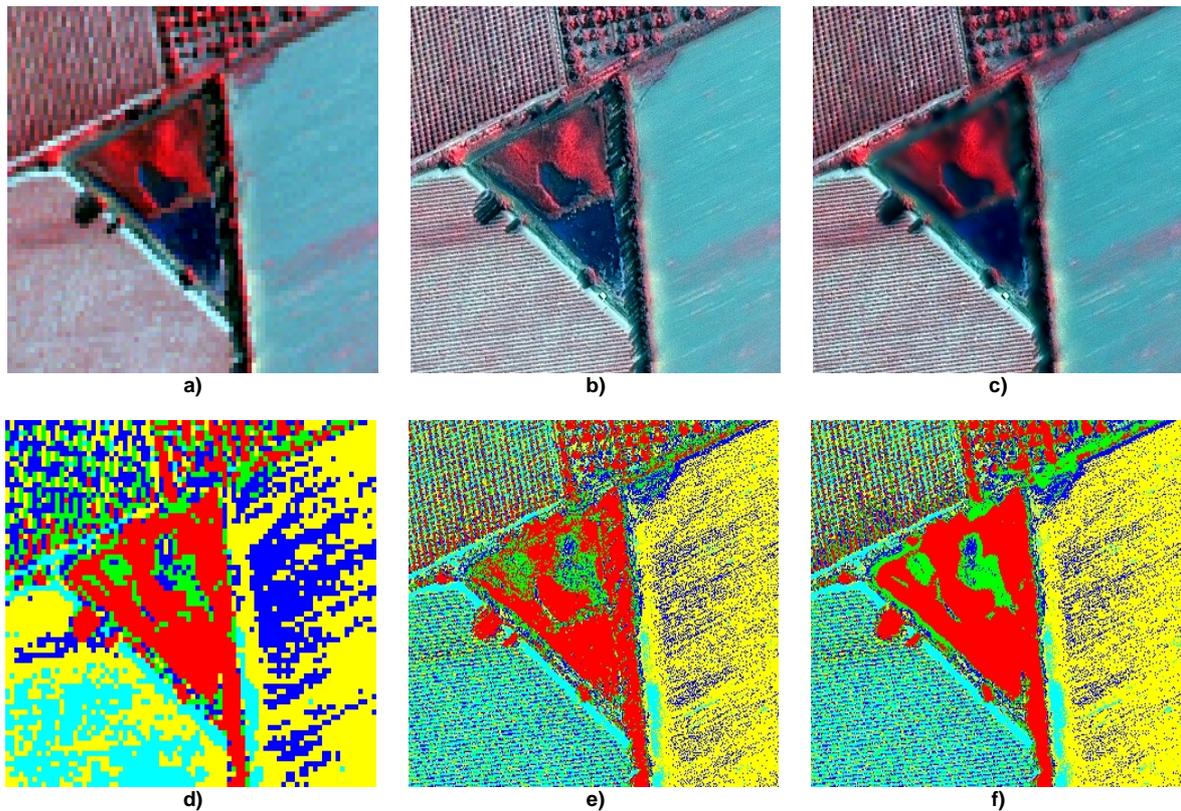


Figura 5. Acercamiento de imágenes: a) Multiespectral Original; b) Fusionada mediante TWA sin considerar ponderación ($\alpha^i = 1$); c) Fusionada mediante TWA ponderada con mapas de dimensión fractal. Las figuras d), e) y f) sus respectivas imágenes clasificadas.

7. CONCLUSIONES.

Se ha propuesto una nueva estrategia de fusión de imágenes, a partir de la ponderación, por medio de mapas fractales locales, de la información espacial procedente de los coeficientes de la imagen PAN, que es integrada a la imagen MULTI. Estos mapas fractales locales, calculados por medio de algoritmo de box-counting, han demostrado ser una buena herramienta para discriminar las características de homogeneidad y heterogeneidad de las cubiertas presentes en una imagen. En este sentido, esta metodología incrementa el contenido espacial de la imagen MULTI en las zonas de alta heterogeneidad y evita este incremento en las zonas donde no es requerido, limitando de esta forma la explosión de información obtenida imágenes fusionadas mediante ATW tradicional.

Con ello, se ha logrado obtener imágenes fusionadas que tienen como característica principal limitar la explosión de información en áreas donde no es requerido un aumento sustantivo de la resolución espacial.

Así, este tipo de imágenes fusionadas, se presentan como una buena solución para las tareas de extracción de información, principalmente en zonas agrícolas, en las que es necesario definir de forma certera los límites de áreas prediales, por medio del aumento de la resolución espacial, pero sin incrementar de forma indebida la respuesta espectral de las áreas de cultivo.

6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido cofinanciado por el Ministerio de Educación de Chile (FONDECYT 11060056), la Universidad Politécnica de Madrid (AL08-P(I+D)-19) y el Ministerio de Educación y Ciencia de España (TEC2007-60607/TCM).

7. Referencias

- [1] Lillo-Saavedra, M. & Gonzalo, C. 2006. Spectral or spatial quality for fused satellite imagery? A trade-off solution using wavelet à trous algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 1453-1464.
- [2] Choi, M. 2006. A new Intensity-Hue-Saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 1672-1682.
- [3] Sun, W., Xu, G., Gong, P. and Liang, S., 2006, Fractal analysis of remotely sensed images: A review of methods and applications, *International Journal of Remote Sensing* Vol. 27, No. 22, pp: 4963–4990.
- [4] Mallat, S., 1999, *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 2nd ed., chapter 7, section 3, pp 255. Academic Press, Elsevier.
- [5] Candès, E. J. and Donoho, D. L., 1999 a, Curvelets A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges. *Curve and Surfaces*, L. Schumaker *et al.* (eds.), Vanderbilt University Press, Nashville, TN
- [6] Dutilleul, P. 1987. An implementation of the algorithm à trous to compute the wavelet transform. *Compt-rendus du congrès ondelettes et méthodes temps-fréquence et espace des phases*, J. Combes, A. Grossmann and Ph. Tchamitchian (eds.), Marseille, Springer-Verlag, 298-304.
- [7] Garzelli, A., Nencini, F. and Alparone, L., 2004, Pan-Sharpener of Multispectral Images: A Critical Review and Comparison, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 81-84.
- [8] Lillo-Saavedra and M., Gonzalo. 2006. Spectral or spatial quality for fused satellite imagery? A trade-off solution using wavelet à trous algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, 7: 1453-1464.
- [9] Pentland, A. 1984. Fractal Based Description of Natural Scenes. *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. PAMI-6* (6), vol. 66: 1-674.