

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS
DE CAMINOS, CANALES Y PUERTOS

TESIS DOCTORAL

Desarrollo de una metodología para el estudio de la
morfología de playas basado en mapas auto-organizativos de
imágenes digitales.

Presentada por: **OMAR QUETZALCÓATL GUTIÉRREZ GUTIÉRREZ**

Dirigida por: **ERNESTO MAURICIO GONZÁLEZ RODRÍGUEZ**
RAÚL MEDINA SANTAMARÍA

Santander, julio 2011

Implementación de SOMs para detectar características morfológicas en imágenes digitales de playa (IMDP)

4.1. Introducción

En el capítulo anterior se presentó el planteamiento teórico de los SOMs, así como las aplicaciones existentes a la clasificación de imágenes digitales, en este capítulo se aplica y evalúa la viabilidad de utilizar la técnica para realizar clasificaciones de IMDP según las características morfológicas presentes en las imágenes. Las aplicaciones y trabajos presentados anteriormente realizaban una clasificación general de imágenes; las IMDP requieren que la técnica descarte las características generales *e.g.* variaciones de color y se enfoque principalmente en las formas observadas en las playas. Por esta razón, se realizan pruebas para analizar la viabilidad de utilizar los parámetros recomendados por *Laaksonen et al.* (2000) y *Chesnut* (2004), y posteriormente se propone mejorar la capacidad de los SOMs utilizando los valores de Luminosidad de las IMDP como parámetros de clasificación. Esto requiere transformar las IMDP de valores de col-

or a intensidad y aplicar técnicas de ecualización para homogeneizar la colección de imágenes. Finalmente se realizan experimentos de clasificación con diferentes medidas de similitud entre imágenes.

Previo a realizar las clasificaciones, es necesario preparar las IMDP para descartar variabilidad que no se desea sea considerada en los procedimientos. Entre las principales causas de variabilidad no deseada se encuentran las listadas a continuación:

1. Variabilidad en zonas de la IMDP alejadas a la zona de cambios morfológicos: En las IMDP se captura una zona muy amplia de las playas, por lo que en estas se observa además de la zona de playa otras que no son de interés en la clasificación, por tanto es necesario descartar las zonas alejadas de donde los cambios morfológicos ocurren.
2. Variabilidad debida a los cambios del nivel del mar: La variación del nivel del mar, debida principalmente a la marea, produce cambios en la apreciación visual de las características morfológicas de la playa.

A continuación se describen las acciones realizadas para descartar estos efectos en las IMDP. Posteriormente se realizan los entrenamientos usando los parámetros descritos previamente, con el objetivo de conseguir la clasificación óptima.

4.2. Preparación de las IMDP

4.2.1. Selección del área de análisis

Las IMDP están georeferenciadas por lo que siempre presentan la misma configuración. Esto permite eliminar fácilmente zonas que no son de interés. Los procesos morfológicos ocurren en la zona de rotura y el frente de la playa, es decir la zona afectada por la dinámica del oleaje, por tanto las zonas alejadas de esta zona son

4.2 Preparación de las IMDP

descartadas. En el caso de las IMDP de la Playa del Puntal, la zona cercana al puntal esta dominada por corrientes de marea por lo tanto puede ser descartada. En la figura 4.1 se muestra una imagen con la Playa del Puntal enmarcada en rojo, El resto de la imagen ha sido descartada. Esta reducción de la imagen además de descartar información no deseada reduce los tiempos de cálculo. A la imagen resultante (Figura 4.2), para obtener una playa paralela a los ejes, se le aplica una rotación de 18° . La figura 4.3 muestra la imagen obtenida, y nuevamente en el recuadro rojo, la zona de interés. Esta zona (Figura 4.4) abarca desde la parte anterior a la zona de rotura hasta la playa seca, delimitando el área donde se presentan las principales características morfodinámicas asociadas al oleaje. Cada una de las imágenes finales tiene una resolución de 110×300 píxeles y equivalen aproximadamente a una longitud de 800 m de playa.



Figura 4.1. Imagen ARGUS típica de la playa del Puntal en Santander. En el recuadro rojo se indica la zona a considerar.

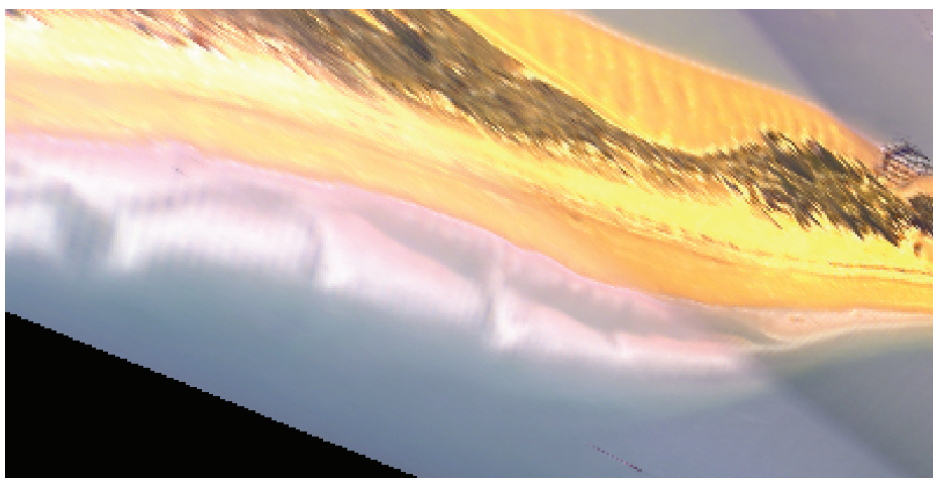


Figura 4.2. Resultado de eliminar de la imagen ARGUS original el área indicada en la figura 4.1.

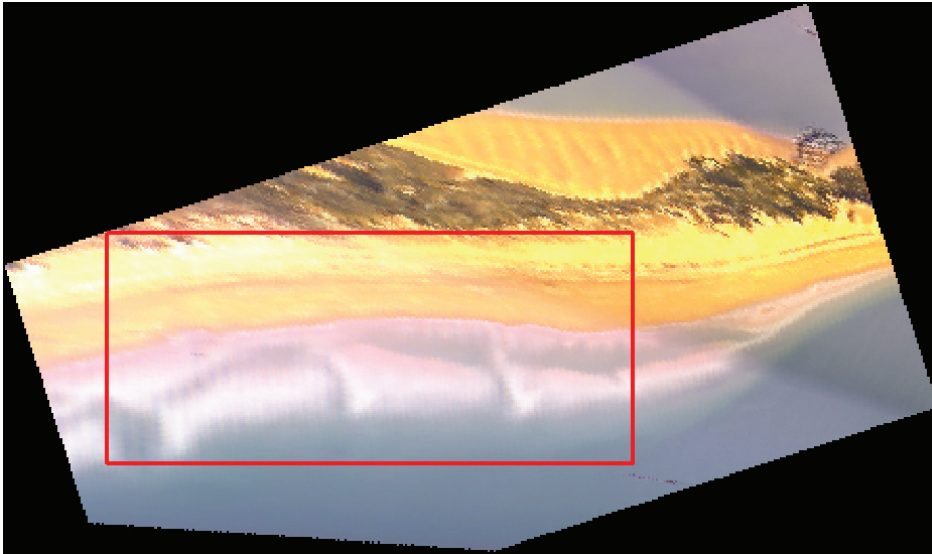


Figura 4.3. Resultado de girar la imagen recortada de la figura 4.2. Los ejes de la imagen se giraron 18° . Nuevamente el recuadro indica la zona de la playa que muestra características de la morfodinámica y por lo tanto la zona de la imagen que se desea conservar.



Figura 4.4. Resultado final de eliminar y girar la imagen ARGUS de la Playa del Puntal.

Por medio de este procedimiento las dimensiones de las imágenes se reducen en un 70 %, lo que permite manipularlas más fácilmente y enfocar los SOMs en el área de interés.

4.2.2. Efectos de la variación del nivel del mar en las IMDP

Los cambios del nivel del mar producen cambios aparentes de la morfología de la playa, puesto que muestran y ocultan estructuras en función del nivel que presenta la

4.2 Preparación de las IMDP

playa en determinado momento. En general, la principal componente de la variación del nivel del mar es la marea astronómica, sin embargo, en función de las condiciones particulares de cada playa otros fenómenos como la marea meteorológica pueden ser importantes. En el caso de la playa del Puntal el fenómeno más importante es la marea astronómica. La figura 4.5 muestra la serie de marea en Santander para el periodo de las IMDP a analizar. Como se puede apreciar la carrera media de marea viva es del orden de los 4 mts.

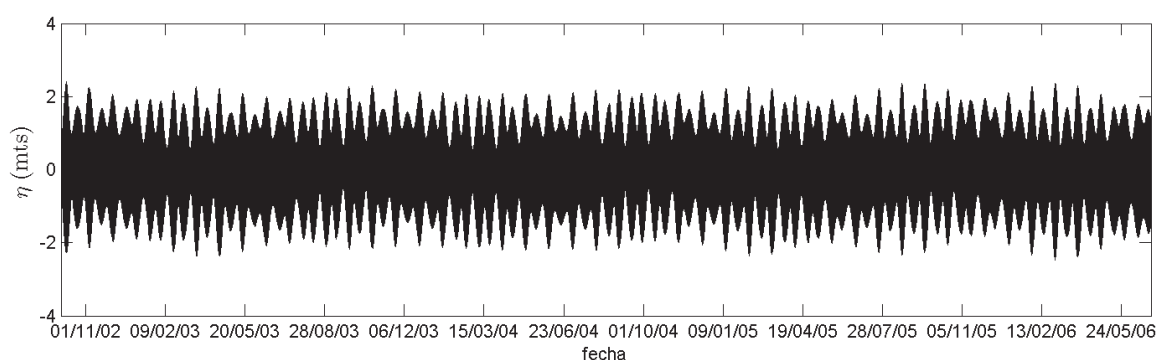


Figura 4.5. Serie de marea para el periodo en que se cuenta con IMDP del Puntal. La serie se obtuvo utilizando las constantes armónicas del Puerto de Santander.

Al observar las IMDP a lo largo de un día cualquiera (a diferentes niveles de marea, figura 4.6) se puede apreciar que la configuración de las estructuras morfológicas, que se pretenden clasificar, cambian de forma y dimensiones a cada nivel *i. e.*, barras, canales, línea de costa. Si el nivel del mar se encuentra por encima del nivel medio las estructuras son poco detectables, mientras que cuanto más bajo es el nivel de marea mejor son observadas. Estas variaciones afectan los criterios de clasificación de la técnica por lo que deben de ser filtradas o descartadas. Para filtrar esta información se selecciona, para la clasificación, solo una IMDP diaria a un nivel de marea constante por debajo del nivel medio. Mientras más bajo es el nivel mejor se observan las estructuras, pero el número de IMDP disponibles se reduce.

La figura 4.7 muestra la distribución de IMDP según el nivel de marea. La distribución de las IMDP es equivalente a la función de probabilidad de la marea, pero

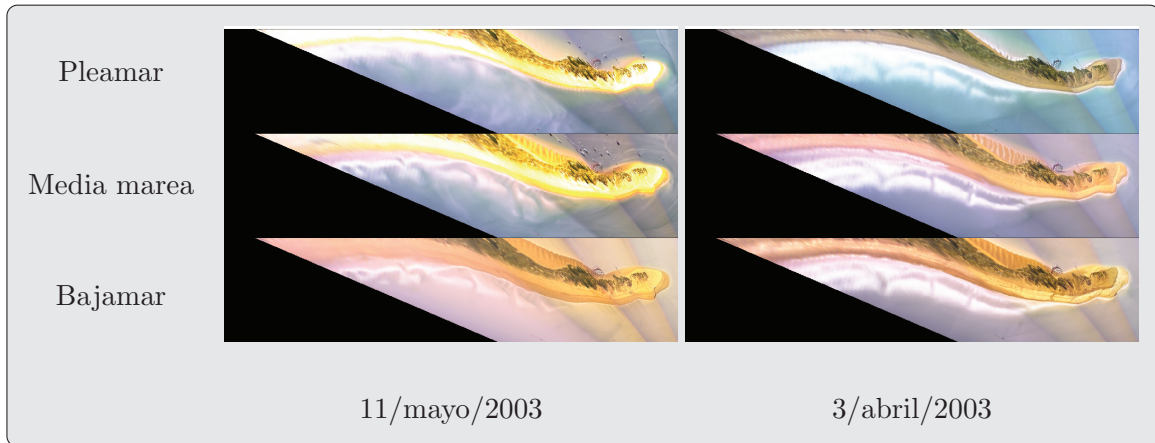


Figura 4.6. Cambios morfológicos aparentes en las IMDP debidos al efecto de la variación del nivel del mar en un ciclo de marea.

en este caso indica la proporción de IMDP a cada nivel de marea. De esta figura, se deduce que el mayor numero de IMDP se encuentra en los niveles de bajamar y pleamar, sin embargo durante la pleamar las estructuras morfodinámicas no se observan. Por tanto, el nivel de marea, η_i , más adecuado corresponde a la bajamar. Por lo tanto se seleccionaron las IMDP en los que el nivel $\eta_i = -0.8 \pm 0.1$, lo que redujo la colección a 1400 IMDP.

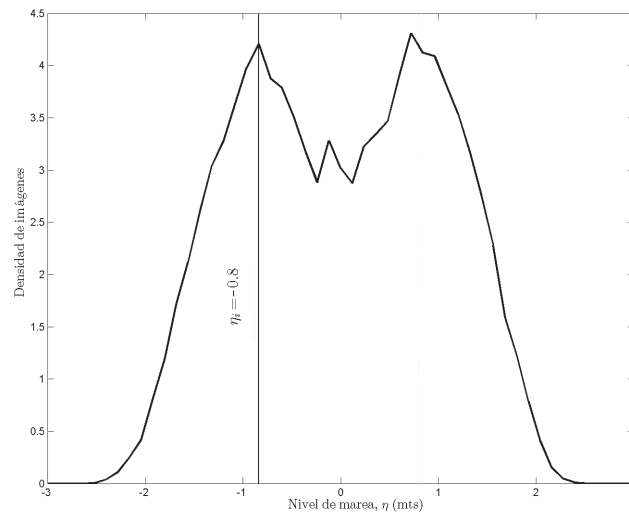


Figura 4.7. Distribución de IMDP por nivel de marea. Se indica el nivel η_i que se corresponde al nivel con mayor ocurrencia de IMDP en la parte de bajamar del ciclo de marea.

4.3. Entrenamientos basados en los parámetros usados en PicSOM y aiSOMPic

Como primera aproximación para clasificar las IMDP se realizaron entrenamientos utilizando como entrada parámetros calculados según los propuestos por *Laaksonen et al.* (2000) y *Chesnut* (2004). Los parámetros utilizados y los resultados de dichos entrenamientos se describen a continuación.

4.3.1. Momentos espectrales del color (*mec*)

Para cada IMDP se obtuvieron los primeros tres momentos espectrales (media, varianza y sesgo) de los canales **RGB**. De tal forma que se obtiene un vector de entrada de $r = 3 \times 3 = 9$ dimensiones para el entrenamiento de un SOM. La figura 4.8 muestra el mapa de prototipos resultado del entrenamiento. En el mapa de prototipos se observan IMDP con barras dispersas por el mapa, aunque predominantemente en la esquina inferior izquierda y el centro del mapa. En el resto no se pueden formar grupos claramente. Las IMDP contenidas en las unidades no presentan características morfodinámicas similares entre si, por lo que no se puede considerar que este parámetro sea útil para obtener una clasificación morfológica adecuada.

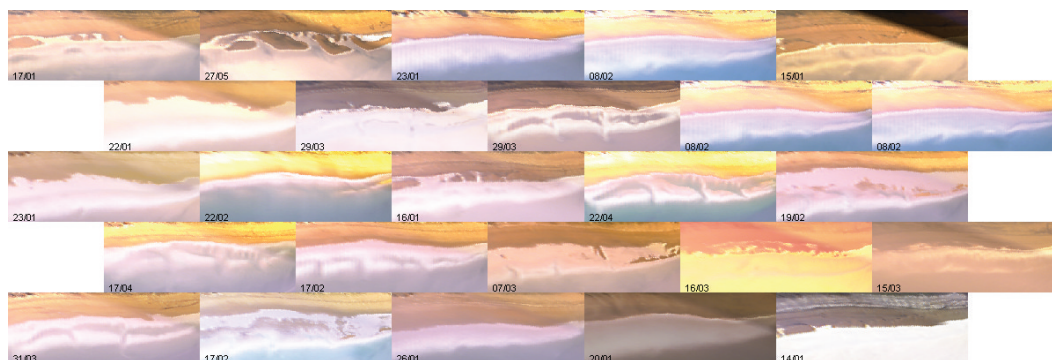


Figura 4.8. Resultados obtenidos del entrenamiento de un mapa de 5×5 con los momentos espectrales de color. El mapa muestra la IMDP más cercana al prototipo de cada unidad.

4.3.2. Momentos espectrales del color en secciones de la imagen (*mecs*)

En este caso los tres momentos espectrales se calculan por secciones. La imagen se dividió en 6 secciones, 3 a lo ancho y 2 a lo alto, por lo que el vector de entrada es de $r = 3 \times 3 \times 6 = 54$ dimensiones. A diferencia de los parámetros usados en el experimento anterior, esta no solo proporciona información de los colores en la imagen, sino de la distribución de los mismos.

La figura 4.9 muestra los prototipos obtenidos al entrenar un mapa de 5×5 usando *mecs*. La clasificación obtenida, al igual que en el caso anterior no sigue un patrón, por lo que se observan IMDP con características muy distintas en unidades contiguas y no se pueden formar grupos claramente. Las IMDP agrupadas en las unidades, tampoco presentan características comunes, como ejemplo se muestra en la figura 4.10 las IMDP agrupadas en la unidad de la esquina superior izquierda del mapa. Esta unidad contiene 21 IMDP entre las que no se observa un patrón de clasificación morfológica, de esto es evidencia que las IMDP agrupadas presentan estructuras morfológicas muy variadas. Por lo tanto, se concluye que este parámetro no es capaz de producir una clasificación de las IMDP en términos de la morfología observada en las mismas.

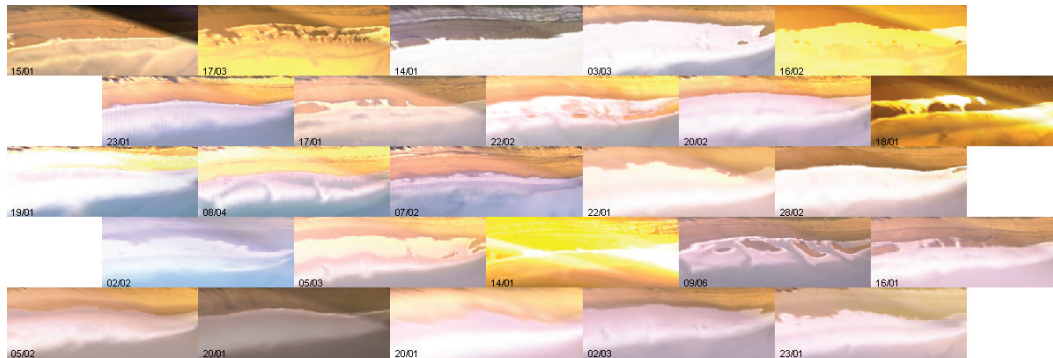


Figura 4.9. Resultados obtenidos del entrenamiento de un mapa de 5×5 con los momentos espectrales de color obtenidos en secciones. El mapa muestra la IMDP más cercana al prototipo de cada unidad. La unidad 1 del mapa se encuentra localizada en la esquina inferior izquierda y la 25 en la esquina superior derecha.

4.3 Entrenamientos basados en los parámetros usados en PicSOM y aiSOMPic

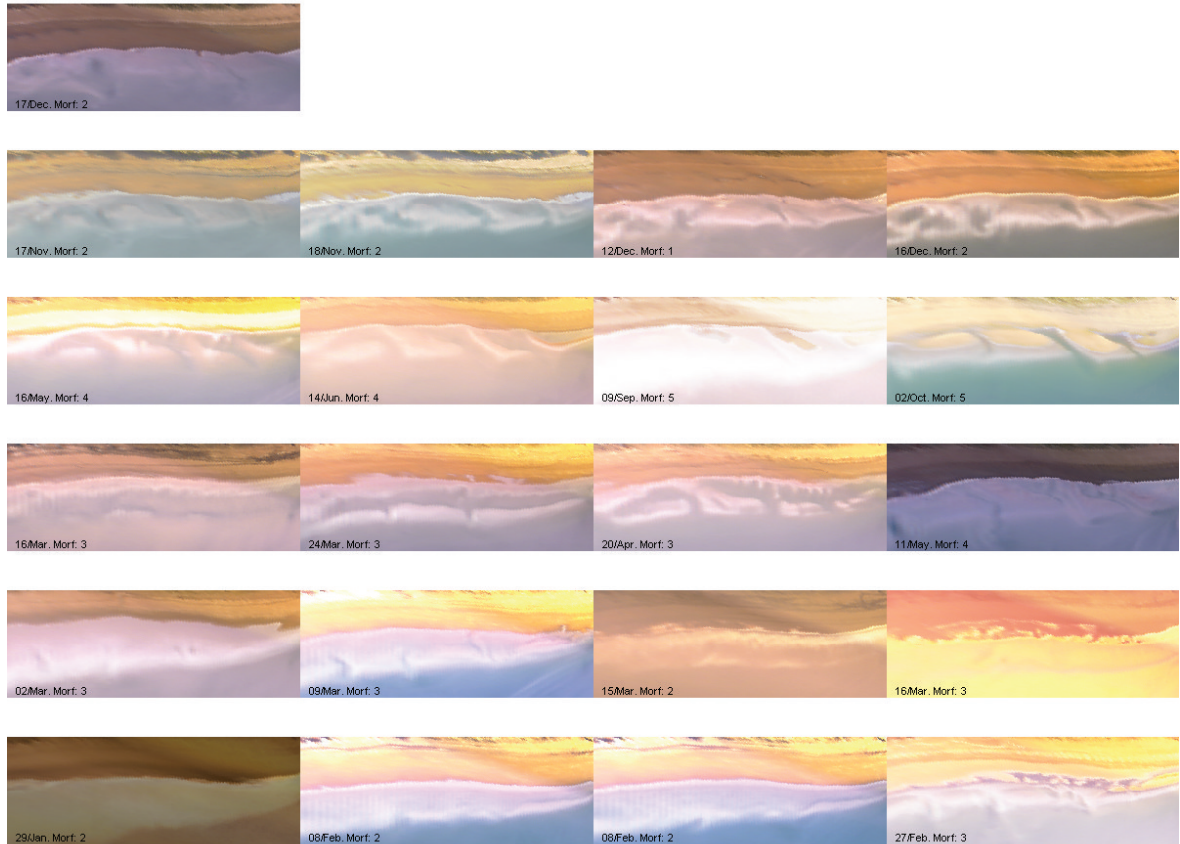


Figura 4.10. Se muestran algunas IMDP contenidas en la unidad superior izquierda del mapa entrenado usando *mecs*.

4.3.3. Histograma de colores (*hc*)

Laaksonen et al. (2000) determino 8 histogramas para cada una de las 5 secciones en que dividió la imagen, estos corresponden a la frontera superior, inferior, izquierda y derecha, las dos diagonales principales y a las divisiones centrales horizontal y vertical; *Chesnut* (2004) cálculo histogramas en 9 secciones de la imagen, así como un sólo histograma por imagen. En los entrenamientos realizados utilizando este parámetro cada IMDP se dividió en 6 secciones y se obtuvieron 8 histogramas por sección, con 16 bins cada uno, es decir un vector de $r = 6 \times 8 \times 16 = 768$ dimensiones.

La figura 4.11 muestra los resultados de entrenar el mapa usando *hc*. La principal organización en el mapa muestra en la partes superior derecha las imágenes más oscuras o azules, los prototipo del resto del mapa tienen tonos rojizos, sin embargo los prototipos no muestran orden en el mapa. Las IMDP contenidas en las unidades, al igual que en los casos anteriores, no muestran características morfológicas similares (ver figura 4.12), por lo que esta propiedad también puede ser descartada.

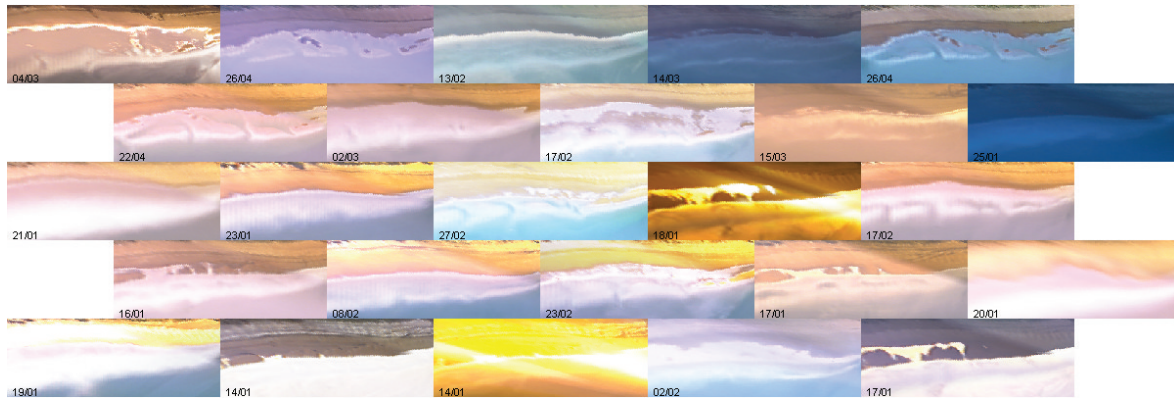


Figura 4.11. Resultados obtenidos del entrenamiento de un mapa de 5×5 usando como vector de datos el histograma de la imagen. El mapa muestra la IMDP más cercana al prototipo de cada unidad. La unidad 1 del mapa se encuentra localizada en la esquina inferior izquierda y la 25 en la esquina superior derecha.

4.3.4. Textura

La textura es la única propiedad utilizada como parámetros en esta sección no basada en los valores **RGB**. Esta es una medida del relieve de la imagen *i. e.*, un valor de textura alto implica una imagen rugosa. Se obtuvo a partir de los valores de luminancia de cada IMDP y la definición propuesta por *Laaksonen et al.* (2000) y explicada en la sección 3.4. La luminancia de los píxeles de una imagen corresponde a los valores **Y** del formato **YIQ**. Este formato es un sistema de colores primarios adoptado por la National Television System Committee (NTSC) para la transmisión de TV. Los valores de **YIQ** se obtienen por una transformación lineal con los valores de **RGB**. El objetivo de este formato es magnificar las características a las que el ojo

4.3 Entrenamientos basados en los parámetros usados en PicSOM y aiSOMPic

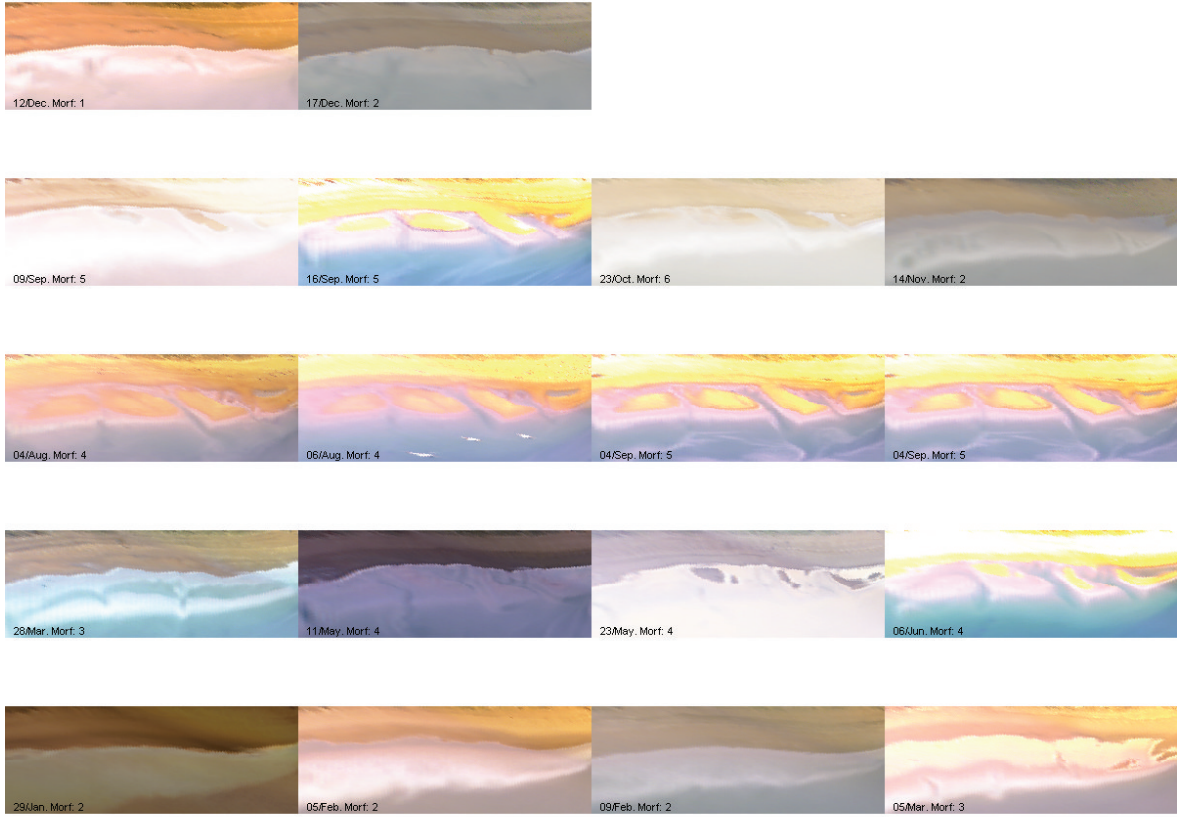


Figura 4.12. Se muestran algunas IMDP contenidas en la unidad 24 del mapa entrenado usando *hc*.

humano es más sensitivo *e.g.* el ojo del ser humano es más sensitivo a cambios en la luminosidad que a cambios de color o cromacidad (*hue*) y saturación, por esto en este formato se dedica una banda más ancha a la iluminación que a la información del color.

El cambio de **RGB** a **YIQ** se realiza a través de la siguiente matriz de transformación (*Buchsbaum, 1975*):

$$\begin{pmatrix} Y \\ I \\ Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.523 & 0.311 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

En el entrenamiento del mapa se utilizaron como parámetros de entrada un vector de $r = 27 \times 20 = 540$ dimensiones. La figura 4.13 muestra el mapa de prototipos

resultado del entrenamiento. En el mapa se infiere la formación de grupos con IMDP de características similares tanto en la línea superior e inferior del mapa, con barras anchas y muy bien marcadas. En el resto del mapa se infieren IMDP con barras, sin embargo no es posible formar grupos. Si se observa el mapa en conjunto, se detecta que las IMDP con mayor rugosidad se encuentran en la zona baja del mapa y en la superior las más suaves o menos rugosas. El contenido de las unidades tampoco muestran que el agrupamiento obtenido sea adecuado (fig 4.14).

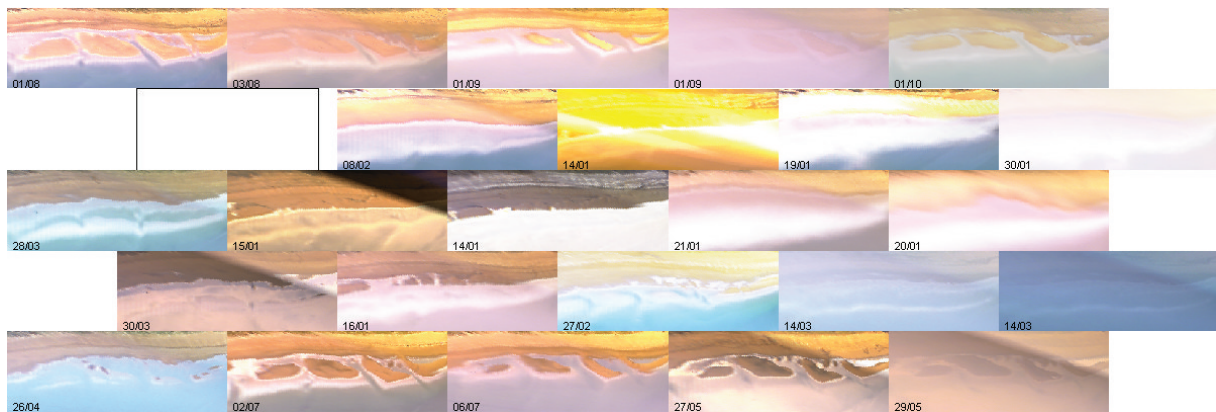


Figura 4.13. Resultados obtenidos del entrenamiento de un mapa de 5×5 usando como vector de datos la textura de la imagen. El mapa muestra la IMDP más cercana al prototipo de cada unidad. La unidad 1 del mapa se encuentra localizada en la esquina inferior izquierda y la 25 en la esquina superior derecha.

4.3.5. Análisis de resultados

De los experimentos realizados en esta sección se encontró que parámetros basados en lo propuesto por *Laaksonen et al.* (2000) y *Chesnut* (2004) tanto en PicSom y aiSOMPic respectivamente, no son adecuados para clasificar las IMDP en función de las características que las definen morfológicamente. Los entrenamientos en función de parámetros obtenidos del contenido de color, clasifican las IMDP en función de los mismos *i.e.*, las más rojas, las más azules, las más blancas. Esta clasificación está altamente influenciada por factores ajenos a la morfología de las IMDP, como la hora del día *i. e.* la cantidad de luz, factores meteorológicos *e.g.* la presencia de lluvia.

4.3 Entrenamientos basados en los parámetros usados en PicSOM y aiSOMPic

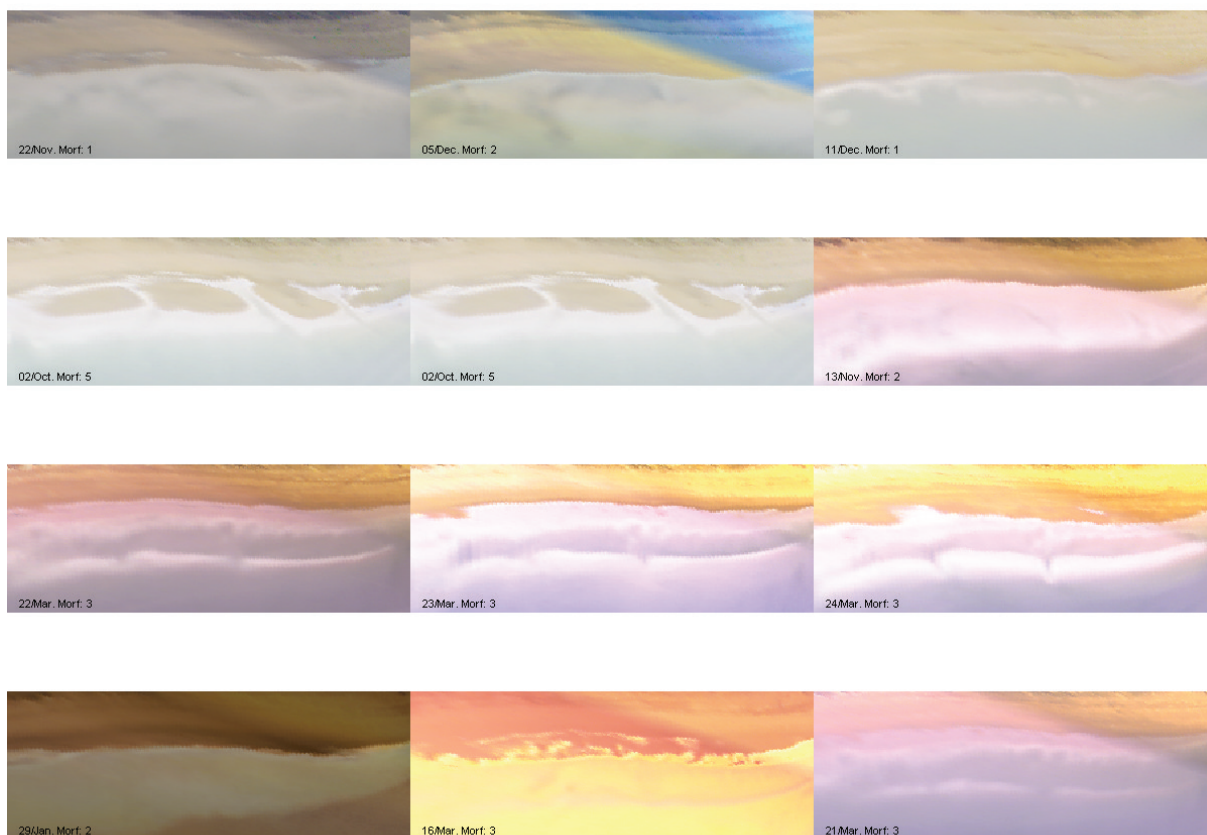


Figura 4.14. Se muestran algunas IMDP agrupadas en la unidad 3 del mapa entrenado. Las imágenes analizadas en **PicSOM** y **aiSOMPic** son de carácter más general y por lo tanto las diferencias son mayores, por lo que el color de la imagen o el color de distintas zonas o los histogramas de las imágenes suelen tener mejor desempeño como clasificadoras que en el caso de las IMDP. La textura resultó más práctica como parámetro en la clasificación, puesto que las diferencias entre la intensidad de los píxeles vecinos es un indicador de la rugosidad del medio que representan, y esto a su vez podría relacionarse con la morfología de la playa. Sin embargo, los resultados no parecen ser lo suficientemente buenos para considerar a la textura como variable única capaz de clasificar por sí misma a las imágenes.

Por esta razón se requiere determinar parámetros capaces de, sin tomar en cuenta variaciones del color de la imagen, clasificarlas en función del contenido. En el siguiente

apartado se explora el uso de la intensidad como parámetro de clasificación y se realizan los experimentos necesarios para determinar las mejores condiciones de su uso.

4.4. Imágenes Digitales de intensidad como parámetros de entrada

El uso de parámetros obtenidos a partir de la IMDP, en el apartado anterior, no proporcionó resultados de clasificación aceptables, debido a que estos proporcionan información del contenido de colores o rugosidad de la imagen, pero no del contenido morfológico de la misma. Por esta razón se plantea la necesidad de usar un parámetro que sea capaz de mostrar la variabilidad del contenido de las imágenes. En esta sección se entrenan SOMs usando la intensidad de las IMDP como parámetro de entrada. Los valores de intensidad de una imagen digital corresponden a la matriz Y que se obtiene al resolver el sistema de ecuaciones lineales 4.1. En las IMDP de intensidad permanecen los efectos de las variaciones meteorológicas y la luz, por lo que es necesario procesar la colección de imágenes.

4.4.1. Procesamiento de IMDP de intensidad

Como se mencionó previamente las variaciones meteorológicas y de luz tienen efectos que pueden limitar la clasificación de las IMDP en el mapa. Los efectos de estos fenómenos en las IMDP se resumen a continuación:

1. Las IMDP no suelen usar todo el espectro de valores de Luminancia posibles, por lo que se tienen imágenes oscuras y claras, esto produce que la organización obtenida en el mapa este dominada por la distribución de estos valores.
2. Debido a que las IMDP son obtenidas a lo largo de todo el día, y con diferentes iluminaciones, se generan dos categorías de forma automática, en la primera el

agua/tierra es oscura/clara y en la segunda ocurre lo contrario.

Para descartar estos efectos se plantea realizar la ecualización del histograma de las IMDP y posteriormente analizar la distribución de valores de intensidad en tierra y agua para descartar una de las categorías mencionadas.

4.4.1.1. Ecualización de imágenes

El objetivo de esta técnica consiste en redistribuir la intensidad de los niveles sobre-usados en los niveles sub-usados, con lo que se disminuye la importancia de efectos como el exceso o falta de luz. En la ecualización de una imagen de dimensiones $N \times M$ se busca una imagen en la que cada nivel de gris o intensidad ocupe $(N \times M)/G$ píxeles, donde $G = 255$ es el número de niveles de luminancia en la imagen (*Boyle y Thomas, 1988*). El procedimiento para ecualizar el histograma de una imagen es sencillo. El primer paso es determinar el histograma de la imagen original, haciendo n_r igual al número de píxeles a cada nivel de intensidad o grises r , $0 \leq r \leq G - 1$ y el histograma acumulativo, haciendo $t_r = \sum_{j=0}^r n_j =$ número de píxeles a cada nivel r o menor, por ultimo se define $s = \mathbf{T}(r) = \max\{0, \text{round}(\frac{Gt_r}{M \times N}) - 1\}$. Esto es, determinar cuantos píxeles están en cada nivel r o menor, calcular el múltiplo mas cercano de $(M \times N)/G$, restar una unidad y asignar el resultado al mapa s para cada r . Este cálculo asegura que $\mathbf{T}(0) \geq 0$, $\mathbf{T}(G - 1) = G - 1$ y que $\mathbf{T}(r)$ es monotónica.

Este procedimiento se aplicó a cada una de las IMDP para uniformizar el histograma. A manera de ejemplo del resultado obtenido por este procedimiento en la figura 4.15 se muestra la ecualización del histograma de la IMDP obtenida el 11 de octubre a las 8:00 am. En la parte superior se observa la IMDP original, muy brillante debido a la luz de la mañana. Este brillo produce que en el histograma predominen los valores altos (en la figura blancos). En la parte inferior, se muestra la IMDP después de la ecualización en la que se observan claramente estructuras morfológicas que antes no eran claras y el histograma final uniformemente distribuido.

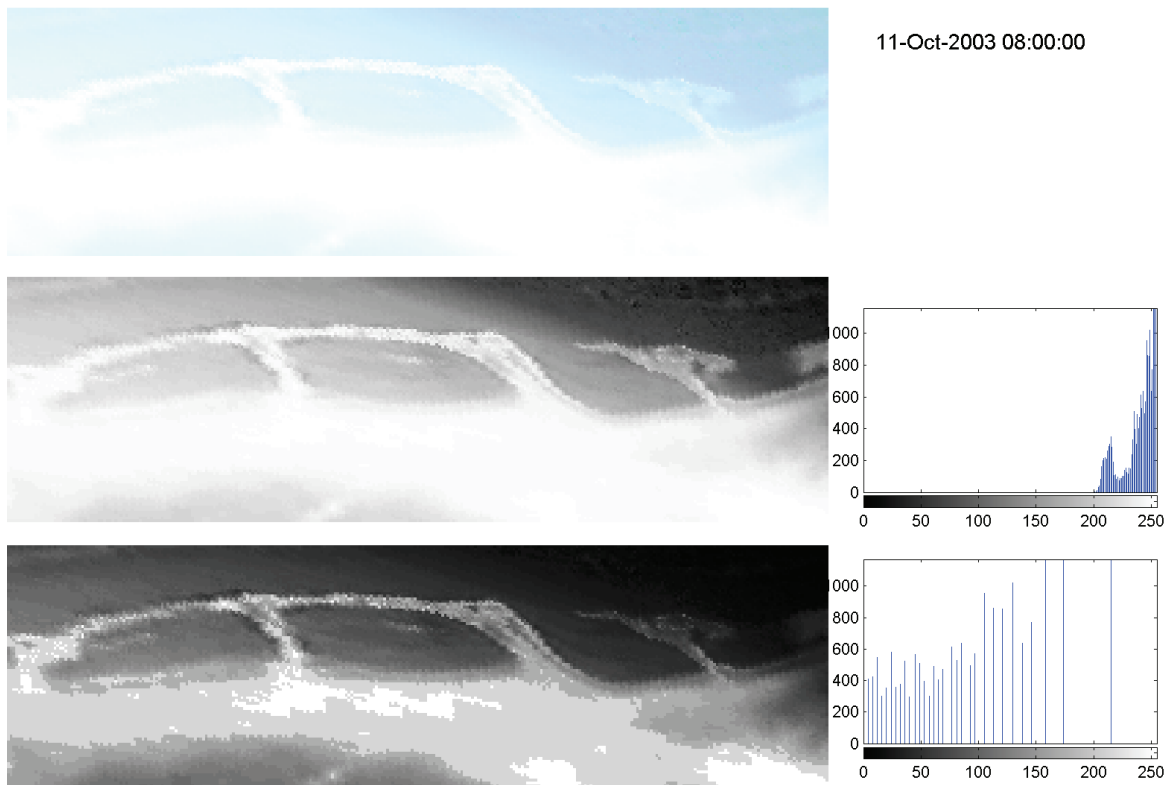


Figura 4.15. Ecualización de una imagen ARGUS. La imagen corresponde al 11 de octubre del 2003 a las 8:00 am. En la parte superior se observa la imagen original en color, en la parte central e inferior en tonos de gris. A la derecha se observa los histogramas de intensidad para cada figura. La imagen central corresponde a la imagen de intensidad original, nótese como en el histograma solo los niveles por encima de 200 tienen energía en la imagen. Por el contrario, en la parte inferior, la imagen ecualizada, presenta la energía distribuida en todos los niveles del espectro.

4.4.1.2. Separación de histogramas tierra - agua

Una vez ecualizada la colección, se han normalizado las IMDP, por lo que no se espera encontrar imágenes oscuras o demasiado claras. Sin embargo, todavía persisten en la colección dos tipos de imágenes que pueden afectar a la clasificación en el mapa, uno donde el agua es oscura y la tierra clara y otro donde sucede lo contrario (Figura 4.16). Es necesario procesar la colección para descartar esta característica de la colección.

En la figura 4.17 se muestra la densidad de valores para cada píxel de todas las

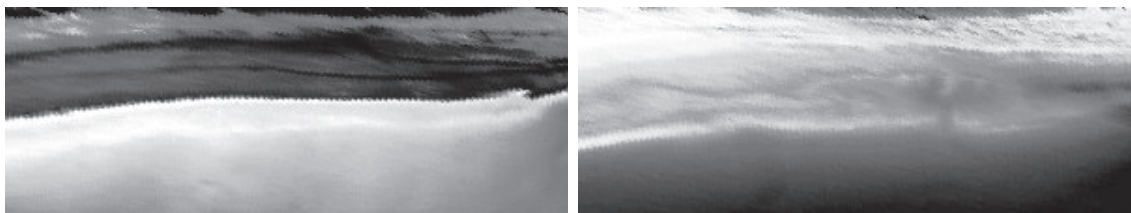


Figura 4.16. Ejemplo en el que la transformación de tonos de grises y la ecualización de las IMDP produce dos grupos de imágenes, en el primero (izquierda) la playa tiene tonos oscuros y el agua claros y en el segundo (derecha) ocurre lo contrario.

IMDP de la colección. En esta figura se observa que para la colección de IMDP existen dos zonas con valores de intensidad más frecuentes, si se reconstruye una imagen usando solamente los valores máximos de estas densidades, encontramos que dos zonas de máximas frecuencias, una relacionada con la playa y otra con el agua (Figura 4.18). Esta imagen esta caracterizada por una zona intermedia con los máximos que representan la zona de rotura ($Y_{zr} \rightarrow 1$), y dos zonas de valores mínimos, una para la tierra en la parte superior ($Y_{zt} \rightarrow 0$) y otra que corresponde al agua antes de la rotura (en la parte inferior).

Por tanto de esta figura se seleccionaron dos píxeles de las zonas de máximos, para asegurar la mayor representatividad de la colección de IMDP, indicados como P_r y P_t , que representan la zona de rotura y playa respectivamente. Las densidades de intensidad de ambos puntos se presentan en la figura 4.19. Aunque ambas zonas están bien diferenciadas, existe una zona de solapamiento *i. e.* en algunas IMDP los píxeles representativos de tierra o agua, indica que tienen valores fuera de la zona de máxima densidad, lo que indica que en estas, a diferencia de lo explicado previamente, la zona de rompiente presenta valores de intensidad mínimos $Y_{P_r} \rightarrow Y_{zt}$ y lo contrario para la zona de playa donde $Y_{P_t} \rightarrow Y_{zr}$. Se verifico la distribución de estas IMDP en la colección, y se comprobó que se encuentran distribuidas a lo largo de todo el periodo analizado, por lo cual se asume que estas IMDP tienen una distribución homogénea en la colección y que pueden ser eliminadas sin perder información. Para realizar esto, se determina una intensidad de corte, Y_c , definida como la intensidad que separa ambas distribuciones. En el caso de la colección de IMDP del Puntal, $Y_c = 0.47$, por lo tanto

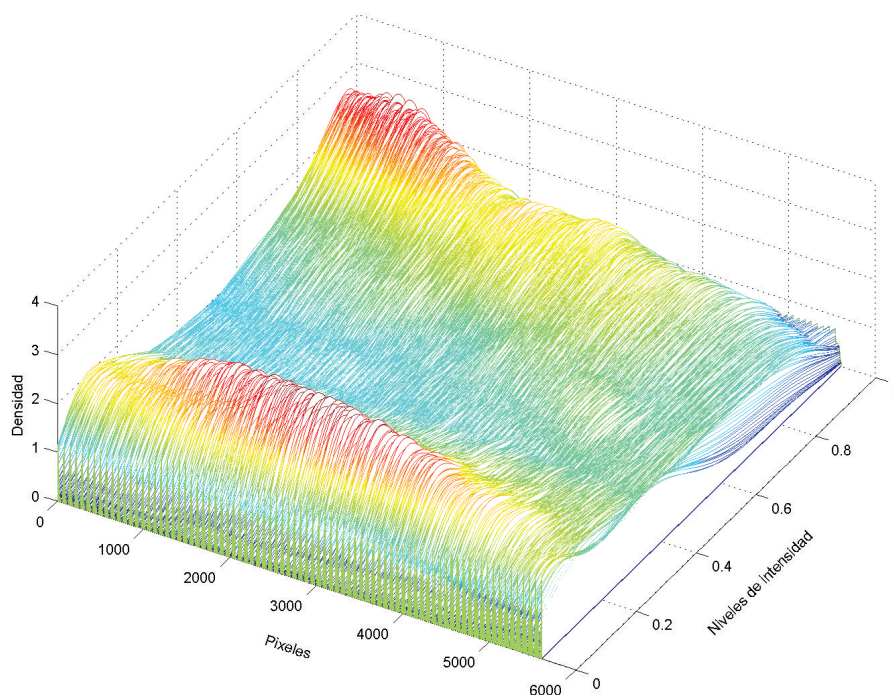


Figura 4.17. Distribución de la intensidad para cada píxel i de la colección de IMDP.

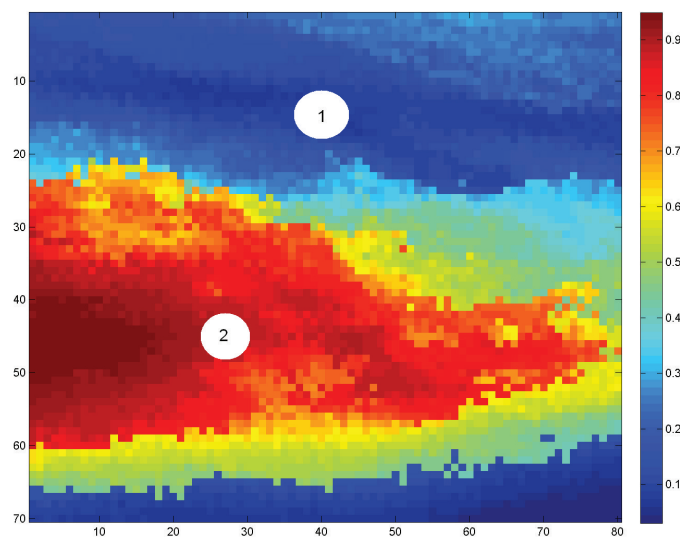


Figura 4.18. Valores más frecuentes de intensidad para cada posición de píxel en la colección de IMDP. Se indica la posición de los puntos representativos de tierra (1) y agua (2).

aquellas IMDP en las que se cumple que $Y_{P_r} \leq Y_c$ o $Y_{P_t} \geq Y_c$ son retiradas de la colección. Con esto la colección de IMDP se reduce un 30 %, por lo que ahora se cuenta con 581 IMDP. La figura 4.20 muestra las nuevas distribuciones de densidad para P_t y P_r , donde se observa que solapamiento entre ambas es eliminado.

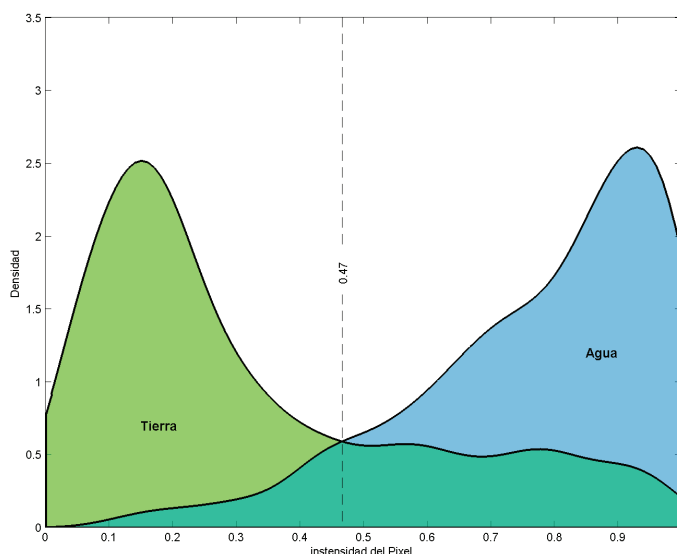


Figura 4.19. Distribución de densidades para los puntos de tierra y agua señalados en la figura 4.18. Se indica la intensidad de corte.

4.4.2. Entrenamiento de un SOM

4.4.2.1. Evaluación de los entrenamientos

La clasificación obtenida al entrenar un mapa tradicionalmente se evalúa en términos de la distancia media de cada vector contenido en las unidades del mapa con su respectivo prototipo (q_e) y del porcentaje de datos para los que la BMU y la segunda BMU no son vecinas llamado error topográfico (T_e). Estas medidas, debido a la naturaleza de la clasificación que se desea obtener aquí, aunque son útiles no son determinantes. Al aplicar los SOMs a una base de datos típica *i. e.* oleaje, la clasificación se realiza en términos de variables que tienen sentido físico, por lo tanto la distancia

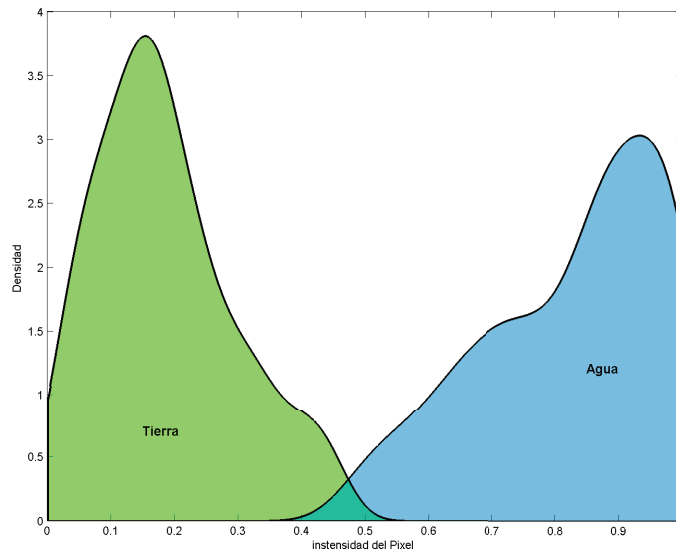


Figura 4.20. Distribución de densidades para los puntos de tierra y agua, una vez descartadas las IMDP indicadas.

media dentro de cada unidad y entre los BMUs tiene sentido de la formación de grupos realizada. Sin embargo, a partir de esta sección, los parámetros a clasificar en el mapa son los valores de píxel de las IMDP que no tienen ningún sentido físico, por lo que las distancias medidas entre los valores del píxel tampoco lo tienen, por lo que no son indicadores de calidad de la clasificación. Por esta razón la evaluación de las clasificaciones se realiza en términos de un error de clasificación general, E_g , y del error medio de clasificación por unidad, E_{p_m} , definidos como,

$$E_g = \frac{\sum_{k=1}^K unclass_k}{\sum_{k=1}^K nimg_k}, \quad (4.2)$$

y

$$E_{p_k} = \frac{unclass_k}{(nimg_k)}, \quad 0 \leq E_{p_k} \leq 1, \quad (4.3)$$

$$E_{p_m} = \frac{\sum_{k=1}^K E_{p_k}}{K}, \quad (4.4)$$

donde $unclass_k$ y $nimg_k$ son el número de IMDP no-clasificadas e IMDP totales de la unidad k del mapa respectivamente, y K el total de unidades en el mapa. El número

de IMDP no-clasificadas se determinó visualmente revisando cada unidad del mapa y comprobando la similitud entre IMDP de cada unidad.

4.4.2.2. Entrenamientos

Los entrenamientos de los SOMs se realizan usando el valor de los píxeles como parámetros de entrada. Las IMDP tienen dimensiones 110×300 , lo que resulta en un vector de entrada $r = 33000$ dimensiones. Entrenar un vector de estas dimensiones no es viable computacionalmente, por lo que se procedió a obtener un área reducida representativa de las características morfológicas de la playa. La figura 4.21 muestra el área seleccionada.



Figura 4.21. Área seleccionada de las IMDP para ser entrenada. Esta área fue seleccionada como representativa de la variabilidad morfológica de la playa.

Aun después de este redimensionamiento de las IMDP a un tamaño mínimo, sigue siendo necesario reducir las dimensiones para facilitar el entrenamiento del mapa, por esta razón se realizaron entrenamientos considerando las IMDP reducidas al 90, 80 y 60 % de la resolución original, por lo que la resolución obtenida es de 8.9, 10 y 13 m respectivamente para las zonas más alejadas a la estación. Los vectores obtenidos para los entrenamientos tienen $r = 63 \times 72 = 4536$, $r = 56 \times 64 = 3584$ y $r = 42 \times 48 = 2016$ dimensiones respectivamente.

Se realizaron entrenamientos en mapas de 10×10 unidades usando las tres resoluciones de IMDP. A cada entrenamiento se revisaron manualmente el contenido de cada

**CAPÍTULO 4. IMPLEMENTACIÓN DE SOMS PARA DETECTAR
CARACTERÍSTICAS MORFOLÓGICAS EN IMÁGENES DIGITALES DE PLAYA
(IMDP)**

unidad y se cálculo E_{pk} . En la figura 4.22 se muestra un mapa, y en cada unidad un histograma con los valores de E_{pk} para cada resolución utilizada. Los histogramas están normalizados al tamaño de la unidad, por lo que no es posible hacer una comparación directa entre unidades, por esta razón el valor de E_{pk} se indica en la parte superior de cada barra de los histogramas. La tabla 4.1 muestra los errores obtenidos en los tres entrenamientos. Los errores máximos fueron obtenidos usando el las IMDP al 80 %, aunque no hay una diferencia importante con las otras resoluciones. Lo cual indica que no es necesario utilizar las IMDP a la máxima resolución para obtener resultados adecuados. Esto es de gran importancia considerando colecciones con un elevado numero de IMDP.

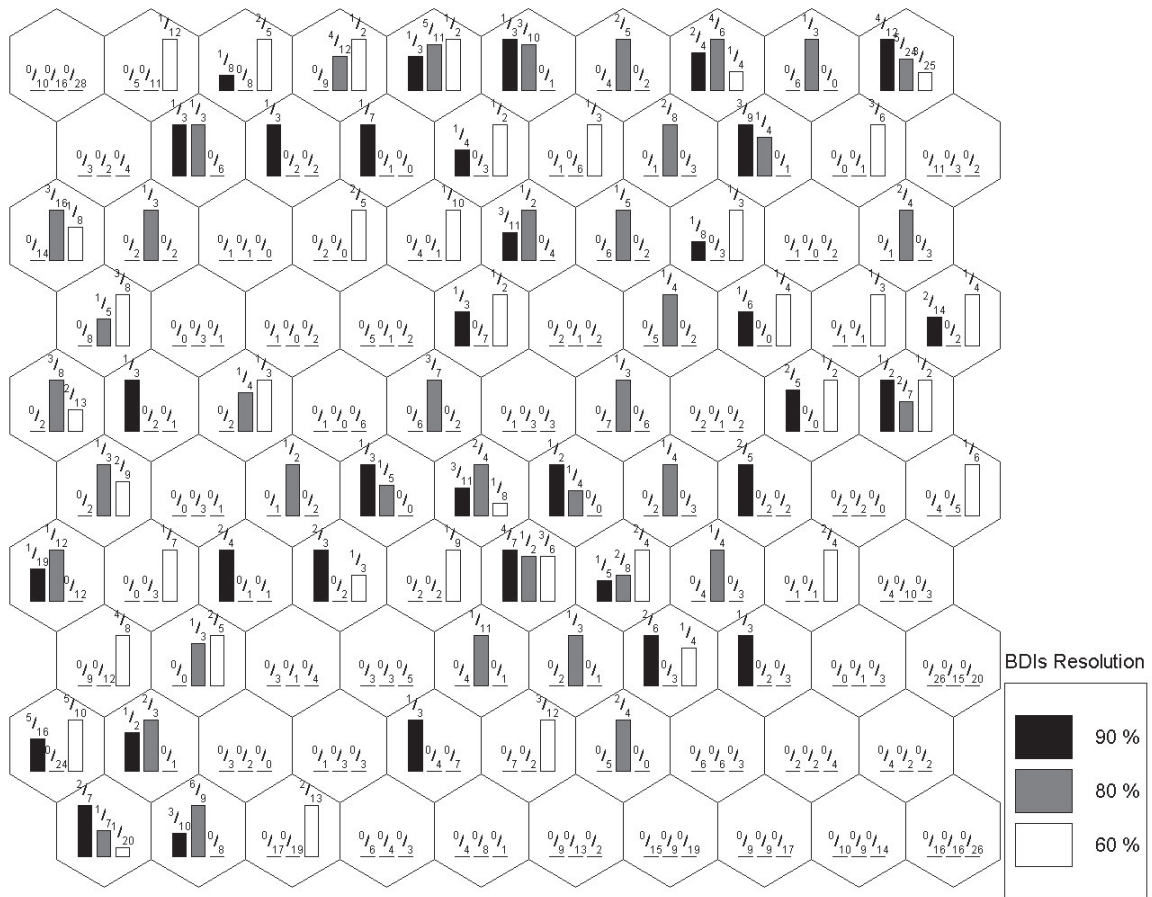


Figura 4.22. Histogramas de E_{pk} para las clasificaciones obtenidas usando IMDP al 90 %, 80 % y 60 % de su resolución original. La métrica utilizada es DE y el mapa tiene dimensiones 10×10 .

4.5 Medidas de similitud entre imágenes digitales

Tabla 4.1. Errores obtenidos en la clasificación usando como parámetro los valores Y de las IMPD a diferentes resoluciones. La métrica usada en el entrenamiento es ED .

	90 %	80 %	60 %
$E_{pk} = 0$	60	55	54
E_{pm}	11.18 %	13.22 %	12.04 %
E_g	11.51 %	14.20 %	12.09 %

4.5. Medidas de similitud entre imágenes digitales

Los entrenamientos de SOM usando como parámetros de entrada los valores de intensidad de las IMPD presentaron grandes mejorías con respecto a los resultados obtenidos usando parámetros calculados a partir de las mismas. Sin embargo es importante recordar que la técnica utiliza la distancia euclidiana (ED) como métrica en la comparación de las imágenes. En la sección 3.4.2.2 se describieron algunas métricas más apropiadas para la clasificación de imágenes digitales, propuestas por *Di Gesù y Starovoitov* (1999) y resumidas en la figura 4.23. Estas medidas fueron implementadas en la técnica, a continuación se muestran los resultados obtenidos de su uso en la clasificación de IMPD.

D. de Hausdorff	$HG(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \max_{i,j} \{d_{city}(A_{ij}, \mathbf{B}), d_{city}(B_{ij}, \mathbf{A})\}$	$O(N^4)$
D. local promedio	$AD(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sqrt{\frac{1}{2(N-2W)} \sum_{i,j=W}^{N-W} d_{city}^2(A_{ij}, \mathbf{B}_{W_{ij}}) + d_{city}^2(B_{ij}, \mathbf{A}_{W_{ij}})}$	$O((N-W)^2(2W)^2)$
D. global	$GD(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{2}{N^2(N^2-1)} \sum_{A_{ij} \in \mathbf{A}} \sum_{B_{lm} \in \mathbf{B}} \delta(A_{ij}, B_{lm})$	$O(N^2n^2)$
D. simétrica	$SD(\mathbf{T}(\mathbf{A}), \mathbf{T}(\mathbf{B})) = \frac{1}{N^2K} \sum_{i,j=0}^N \sum_{k=0}^K GR(T_k^A(i, j), T_k^B(i, j))$	$O(N^2KC)$
Correlación	$CO(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = 1 - \frac{\sum_{i,j=0}^N a_{ij}b_{ij}}{\sqrt{(\sum_{i,j=0}^N a_{ij}^2)(\sum_{i,j=0}^N b_{ij}^2)}}$	$O(N^2)$
D. euclidiana	$ED(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{1}{NG} \sqrt{\sum_{i,j=0}^N (a_{ij} - b_{ij})^2}$	$O(N^2)$

Figura 4.23. Resumen de las métricas implementadas a la técnica.

4.5.1. Entrenamientos

Di Gesù y Starovoitov (1999) realizaron comparaciones cualitativas entre las métricas, ya que no existe un criterio cuantitativo que permita evaluar la precisión de las mediciones y consideraron como medida óptima la distancia local promedio. Sin embargo, en el caso de los SOMs el número de comparaciones entre imágenes es muy elevado, por lo que además de obtener una buena clasificación es necesario considerar el tiempo de cálculo de cada paso de entrenamiento. Por esta razón, el primer criterio para considerar una métrica óptima fue el tiempo de cálculo.

La tabla 4.2 muestra el tiempo requerido para realizar una comparación entre dos IMDP. A cada paso del entrenamiento, la técnica requiere comparar cada una de las IMDP a cada prototipo, *i. e.* tomando en cuenta una colección de $n = 581$ IMDP, un mapa de $K = 10 \times 10 = 100$ unidades (cada unidad contiene un prototipo), y usando un procesador **Pentium** con 1Gb de RAM se requiere $581 \times 100 \times T_c = 16.1 \times T_c$ horas por cada paso del entrenamiento, donde T_c es tiempo computacional requerido para realizar una comparación entre dos IMDP con una métrica dada.. Esta condición descarta el uso de las métricas de orden de complejidad elevado, por lo que solo se realizan entrenamientos usando las métricas de baja complejidad (*CO* y *ED*). Sin embargo, estas métricas serán accesibles con el uso de mejores equipos, por lo que se requerirá replantearse su uso.

Los resultados mostrados en el apartado 4.4.2.2 se obtuvieron al entrenar el SOM usando como métrica la distancia euclidiana, por lo tanto, ahora solamente se muestran los resultados utilizando la correlación como métrica. Los entrenamientos se realizaron a las mismas colecciones de IMDP al 90 %, 80 % y 60 % de la resolución original. La figura 4.24 muestra los histogramas de E_{pc} obtenidos, en esta se observa que el número de unidades donde $E_{pc} = 0$ se ha incrementado usando IMDP al 90 %, mientras que con 80 % y 60 %, E_{pm} y E_g son equivalentes (ver tabla 4.3). En el entrenamiento de IMDP al 90 % E_{pm} y E_g se reducen a 4.36 % y 6.50 % respectivamente.

4.5 Medidas de similitud entre imágenes digitales

Tabla 4.2. Tiempo de cálculo requerido para comparar dos IMDP, usando las métricas indicadas en la figura 4.23 en un procesador **Pentium** con 1Gb de RAM. También se indica el tiempo requerido para realizar un paso del entrenamiento de una colección de 581 IMDP en un mapa de 10×10 unidades y la proporción del tiempo requerido por cada métrica y la proporción $P = \frac{D}{CO}$, donde D son las distintas métricas usadas.

Distancia	T_c (segs)	$581 \times 100 \times 1 \times T_c$ (hrs)	P
Simétrica	14.26	230	710
Haussdorf	11.78	190	590
Local	9.63	155	480
Global	4.8	77	240
Euclidiana	0.09	1.5	4.5
Correlación	0.02	$\frac{1}{3}$	1

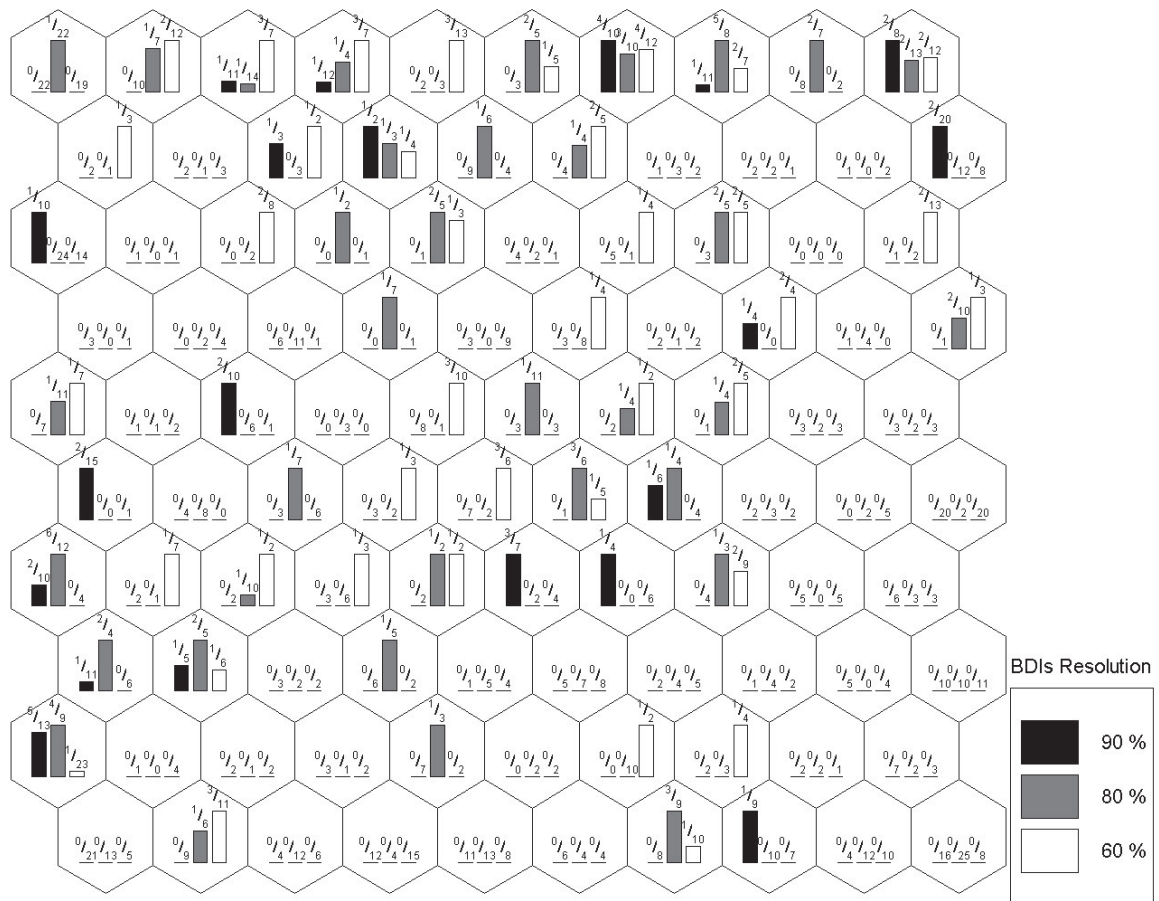


Figura 4.24. Histogramas de E_{pc} para las clasificaciones obtenidas usando el 90%, 80% y 60% de resolución de las IMDP y correlación como métrica en un mapa de 10×10 unidades.

Tabla 4.3. Errores obtenidos en la clasificación usando como métrica la correlación.

	90 %	80 %	60 %
$E_{p_c} = 0$	71	54	58
E_{p_m}	4.36 %	10.05 %	11.60 %
E_g	6.50 %	11.70 %	12.09 %

4.5.2. Análisis de los entrenamientos

En los entrenamientos realizados en este apartado se encontró que las métricas de alto nivel de complejidad requieren demasiado tiempo en los entrenamientos, por lo que estas deben de ser descartadas para los entrenamientos de colecciones de IMDP. El uso de métricas de bajo nivel de complejidad produjo clasificación en el mismo orden de precisión, sin embargo la correlación es ligeramente mejor y más eficiente, con errores alrededor del 6 % para IMDP con resolución al 90 %.

4.6. Conclusiones

En este capítulo se experimentó con diversos parámetros y métricas para clasificar las IMDP en función de las características morfológicas de las mismas, *i.e.* la presencia, forma y tamaño de barras, corrientes de retorno y líneas de costa.

Los parámetros utilizados se basaron en los propuestos por *Laaksonen et al.* (2000) y *Chesnut* (2004). Las clasificaciones no resultaron adecuadas, por lo que se consideró realizar entrenamientos usando los valores de luminancia de las IMDP. Se incluyeron pre-procesamientos para eliminar variaciones de forma y color en las IMDP debidas a los efectos de la marea, meteorología y horas del día en que fueron obtenidas las imágenes.

El efecto de la marea es descartado seleccionando una IMDP diaria a un nivel de marea prefijado. Se encontró que los niveles por debajo del nivel medio son los mas adecuados. Los efectos meteorológicos y horarios se descartaron aplicando una

ecualización del histograma de las IMDP y separando de la colección a aquellas que no cumplan con los criterios de playa y agua elegidos.

El hecho de que las IMDP tienen una resolución alta, produce un conjunto de parámetros demasiado alto para el entrenamiento, por lo que las dimensiones de las IMDP se redujeron. También se realizaron entrenamientos usando diferentes resoluciones de las IMDP, con el objetivo de determinar su influencia en los entrenamientos.

En lo que respecta a la métrica utilizada en los entrenamientos, se analizaron e incorporaron a la técnica diferentes medidas de distintos niveles de complejidad. Se realizaron pruebas con cada métrica, aunque finalmente se descartaron las más complejas, debido a que el número de comparaciones y el tiempo de cómputo requerido para cada comparación hace inviable su uso actualmente. Las medidas de complejidad más baja presentaron resultados aceptables, sin embargo la correlación presentó resultados ligeramente superiores con el menor costo computacional. Como se mencionó previamente, una de las ventajas de usar medidas de complejidad alta es que es posible comparar imágenes ligeramente desplazadas, o en las que alguno de los objetos en la imagen se ha desplazado; lo cual se consigue comparando cada píxel de una imagen con el resto de la otra imagen. En el caso de las IMDP, que se encuentran georeferenciadas y que los cambios morfológicos ocurren lentamente estas métricas implican un trabajo y costo computacional excesivo, sobretodo considerando que al usar métricas de baja complejidad los errores obtenidos son bajos.

