Ciencias de la Tierra y el Espacio, julio-diciembre, 2013, Vol.14, No.2, pp.98-109, ISSN 1729-3790

Método de clasificación de nubes mediante imágenes de satélite

Maydes Barcenas-Castro [*(1)] e Israel Borrajero-Montejo [(1)]

(1) Centro de Física de la Atmósfera, Instituto de Meteorología. Loma de Casablanca, Regla, Cuba. E-mail: maydes.barcenas@insmet.cu, israel.borrajero@insmet.cu

Recibido: junio 1, 2012	Aceptado: mayo 30, 2013

Resumen

El objetivo principal consistió en desarrollar un método automático de clasificación de nubes para la mejor estimación de variables meteorológicas. Se empleó en este trabajo un programa para la descarga de las imágenes VIS e IR de 1 y 4 km de resolución espacial, respectivamente, del satélite GOES-13. La muestra de trabajo se conformó por 400 píxeles clasificados entre Cb, Cu y Ci. Se diseñaron los programas para la clasificación manual de la nubosidad, el cálculo de los coeficientes de las funciones de probabilidad y otro para el procesamiento final de las imágenes. Mediante las correlaciones encontradas entre las imágenes iniciales se decidió emplear las funciones Gaussianas de probabilidad en tres dimensiones, quedando para el procesamiento automático las imágenes visibles, las gradientes del visible y las infrarrojas. Se obtuvieron imágenes producto con tres tipos de nubes clasificadas, estas fueron Cb, Cu y Ci útiles para la estimación de variables meteorológicas.

Palabras clave: clasificación, nubosidad, imágenes, satélite

Method of classifying clouds using satellite images

Abstract

The main objective was to develop an automated method of cloud classification for better estimation of meteorological variables. It was used in this work a program for downloading VIS and IR images of 1 and 4 km spatial resolution respectively, from GOES-13 satellite. The work sample was formed by 400 pixels classified between Cb, Cu and Ci. Were designed the programs to manual sorting of cloudiness, the calculation of the coefficients of the probability functions and another for final processing of the images. From the correlations found between the initial images was decided to use Gaussian probability functions in three dimensions, remaining for automatic processing, the visible images, gradients of visible and infrared. Product images with three types of clouds classified, these were Cb, Cu and Ci, useful for estimating meteorological variables.

Key words: classification, cloudiness, images, satellite

1. Introducción

En Cuba existen 67 estaciones meteorológicas a lo largo del territorio nacional, las cuales son representativas de las variables meteorológicas en su ubicación y en una distancia relativamente corta de donde están situadas. Para el caso de las precipitaciones y la radiación solar, se pueden estimar sus valores a través de métodos de interpolación, mediante la información de radar y satélite. El problema existente es que no se cuenta con una densa red de estaciones pluviométricas y solarimétricas en Cuba para medir variables meteorológicas tales como la radiación solar y la precipitación.

Como ambas estimaciones a través de la información satelital depende de la nubosidad, se propuso como objetivo general desarrollar un método de clasificación de nubes que permita la mejor estimación de variables meteorológicas. Como objetivos específicos utilizar las funciones de densidad de probabilidad a partir de la suma de Gaussianas en n dimensiones y crear mapas de nubosidad a partir de la clasificación realizada.

*Maydes Barcenas-Castro*Centro de Física de la Atmósfera, Instituto de Meteorología. Loma de Casablanca, Regla, Cuba. E-mail: maydes.barcenas@insmet.cu*

Actualmente se implementan los métodos de clasificación de nubes de manera automatizada. En este trabajo la clasificación inicial de la nubosidad se hace manualmente para luego emplearla automatizada, pero este estudio conllevará el empleo de herramientas que determinen los patrones de cada nube y/o patrón nuboso. Es necesario emplear estos métodos en Cuba debido al incremento del uso de la radiación solar como energía renovable. Este estudio contribuiría a determinar por ejemplo las zonas más favorables para la ubicación de paneles solares o en el futuro parques fotovoltaicos.

La aplicación de los métodos de clasificación de nubes en la estimación de variables meteorológicas es un paso primario a realizar y los resultados posteriores dependen en gran medida de la buena clasificación nubosa que se haya hecho anteriormente. Con la adquisición en Cuba de una estación de alta resolución espacial (1Km por píxel) y temporal (cada 15 minutos) surgió una nueva vía para estimar la radiación solar y las precipitaciones con mayor precisión por medio de las imágenes de satélite. En Cuba la mayor aplicación que ha tenido la clasificación de nubes ha estado más relacionada con la estimación de radiación y de precipitación. Existen varios modos para clasificar nubes por técnicas satelitales, pero el conjunto de varias de esas técnicas permiten la mejor clasificación de la nubosidad.

En el proyecto ATSR (Along Track Scanning Radiometer), se probaron un conjunto de métodos para la distinción de píxeles que representan zonas nubladas y con cielo despejado, resultando que, el canal más sencillo a utilizar fue el de 12 μm y consideraron nublado todos aquellos píxeles cuya temperatura de brillantez eran menores de cierto umbral. Los algoritmos APOLLO desarrollados por Saunders (1986) se basan en pruebas a partir de las características de las nubes. Saunders and Kriebel (1989) los desarrollaron para el ATSR y hacen uso de varios canales visibles e infrarrojos. Aunque constituyen la base de numerosos sistemas de detección, solo pueden ser usados como guías en el caso en que solamente se dispone de dos canales.

Un ejemplo de comparación entre métodos de detección es expuesto por Martínez et al. (2000). Se hace una comparación de tres métodos de detección de cobertura nubosa en imágenes visibles e infrarrojas térmicas. Los métodos son la coherencia espectral, los umbrales y el análisis de histogramas. Según Sánchez (2003), en la identificación de patrones en las imágenes de alta resolución es muy útil emplear técnicas que determinen la textura, que no es más que la variación del contraste entre píxeles vecinos, o sea, la variabilidad local de la reflectividad de un área que a mayor escala se puede considerar como homogénea. Para aplicar el algoritmo de reconocimiento, el cálculo de parámetros textuales se hace a través de la aplicación de parámetros estadísticos. Los mejores resultados en la clasificación de imágenes parecen alcanzarse con el uso híbrido entre la clasificación espectral basada en el píxel y la información de textura.

Lavastida (2005) desarrolló un método de clasificación automático de nubes a partir de las imágenes de satélite geoestacionario GOES, basado en el concepto de los histogramas multidimensionales. La clasificación se efectúa escogiendo el tipo de nube, cuya función de densidad de probabilidad sea mayor para el par de valores visible e infrarrojo correspondiente al punto en cuestión. El mecanismo de clasificación automática de tipos de nubes, se elabora a partir de funciones de densidad de probabilidad para los distintos tipos de nubes y para las zonas despejadas, estas funciones son una medida de la probabilidad de que los valores visible e infrarrojo de un píxel correspondan a alguno de los tipos de nubes o de superficie.

El presente trabajo tiene varios aspectos novedosos como la incorporación de una tercera imagen, derivada de la visible, que consiste en el gradiente de la misma, por lo que se emplean diagramas tridimensionales. Se trabajó con un gran volumen de imágenes en la clasificación manual y se incluyeron diferentes tipos de nubes en el cálculo de las funciones de probabilidad. Por haberse trabajado con tres imágenes fue necesario utilizar las funciones Gaussianas de probabilidad en lugar de las funciones de densidad de probabilidad pues la primera es más amigable al emplearse con más de dos imágenes.

2. Materiales y Métodos

El objeto de estudio de esta investigación son las nubes, especialmente los Cb, Cu y Ci ubicados sobre el archipiélago cubano y sus mares adyacentes. En el trabajo se hizo una clasificación visual de estos tres tipos de nubes a partir de las características que tienen cada una de ellas en los canales 1, 2 y 4 del GOES-13 y con la ayuda de la animación de las imágenes y el ajuste del brillo en las visibles.

Para la clasificación visual de las nubes en el canal visible es necesario conocer que el brillo de cada píxel depende de la intensidad de la radiación solar, el ángulo de elevación solar y de la reflectividad de la superficie (albedo), pues la atmósfera es muy transparente a longitudes de onda del rango visible y que el sensor del satélite mide la radiación reflejada por las nubes, el mar y la tierra (la reflectividad media es alta).

Para la clasificación visual de las nubes en las imágenes infrarrojas se necesita conocer que en ellas se mide la radiación emitida por los cuerpos según su temperatura, es así que las nubes son más frías que la tierra y el mar y por

eso emiten menos, pero para tener una imagen comparable con la visible, en las infrarrojas se invierten los valores y se obtiene que, los topes más fríos de las nubes son más blancos y brillantes que los calientes de mares y tierra, que son más oscuros.

Debido a que la temperatura de los topes de las nubes decrece con la altura, las imágenes IR muestran un buen contraste entre las nubes de diferentes niveles, mientras más altas sean, más blancas se observan como los Cb y los Ci y mientras más bajas, más grises, como los Cu de poco desarrollo y los Sc. Las líneas costeras se observan claras, solo cuando hay un buen contraste de temperatura entre la tierra y el mar. El mar presenta diferentes tonos de grises, según su temperatura.

La comparación de las imágenes VIS e IR y el color, la forma y textura de las nubes en ellas ayuda a determinar los tipos de nubes con mayor precisión. Las nubes cumuliformes (Cu, Cc, Cb, Sc, Ac) aparecen más circulares y globulares en las imágenes de satélite, mientras que las estratiformes tienden a expandirse en capas más homogéneas. Un Cb se verá brillante en las dos imágenes, en la VS, porque presenta alto albedo y en la IR porque, su tope es alto y frío. Un Ci fino se verá gris en la imagen VS, porque su albedo es bajo, pero es muy blanco en la IR, porque es una nube alta y su tope es frío, pero un Ci denso puede verse blanco en la VIS. Generalmente están en forma de bandas o flecos.

Los Cu de poco desarrollo son gris claro blancos (en dependencia de su desarrollo) en la VS, aunque no tanto como los Cb y son grises en la IR, porque son nubes bajas de topes más calientes. Los Cu pueden ser circulares u ovalados, estar aislados o en grupos y en forma desorganizada o en bandas o forma de cable. Los Sc también son grises en la IR y gris claro o blanco en la VS y se diferencian de los Cu por la textura, los Sc se presentan en grupos con forma de celdas.

Las nubes medias presentan un término medio, blanco opaco, aunque son más blancas en la IR y frecuentemente son de forma moteada o aparecen junto con los Ci en forma de banda. Los estratos son masas de textura casi homogénea, de un color uniforme y su color depende de su densidad y altura, generalmente grises en la imagen VIS, aunque el Ns se observa muy blanco.

Como es de esperar que cada tipo de nubes, según sus características, tenga un rango de valores más o menos delimitado en cada ventana espectral, los tipos de nubes deben formar agrupaciones de puntos bien definidas que permiten delimitar zonas correspondientes a cada uno.

En las imágenes visibles los tonos de gris indican la radiación reflejada, que depende del albedo, los tonos más oscuros representan la baja brillantez y los más claros la alta brillantez. El albedo depende de las características de la nube, sus propiedades físicas, la morfología de los topes y del ángulo de inclinación del sol. En las imágenes infrarrojas, los tonos de gris dependen de la temperatura del tope de las nubes o de la superficie para las zonas despejadas, los tonos más oscuros indican las zonas más calientes y los más claros las más frías.

En este trabajo se utilizaron las imágenes VIS (canal 1), IR (canal 2) e IR (canal 4) del satélite geoestacionario GOES-13, disponibles en la página Web del GOES Project Science. Se empleó un script en Bash para la descarga automática de las imágenes satelitales. Las imágenes del canal VIS tienen una resolución espacial de 1 km, las de los canales IR poseen una resolución espacial de 4 km y ambas tienen una resolución temporal de 15 min. Se dispone de todas las imágenes de estos tres canales desde el 31 de julio del 2011 hasta junio del 2013. La muestra de trabajo utilizada contó con 400 píxeles clasificados, 168 resultaron ser Cb, 102 de Cu y 130 de Ci. Los horarios empleados para la clasificación fueron los horarios diurnos para tener la información de las imágenes VIS.

El procesamiento de los datos se realizó con el lenguaje para cálculos numéricos Octave 3.2. Primeramente se realizó un programa para la clasificación de las nubes, que permite hacer la selección en la imagen VIS. Se pueden ajustar también, los tonos de brillo en esta imagen y a su vez se abre la imagen IR para hacer una buena elección y una película con la animación de todas las imágenes del día, que permite ver el movimiento de los sistemas nubosos. Una vez marcado el punto y determinado el tipo de nube, se busca el valor de ese píxel en el resto de las imágenes y se conforma una tabla con el tipo de nube (1-Cb, 2-Cu y 3-Ci), la ubicación del píxel en la imagen VIS de 1 km y su valor, así como la ubicación del mismo píxel en el resto de las imágenes con 4 km y los valores que tiene en cada una del resto de las imágenes.

Inicialmente se trabajó con cuatro imágenes, IR (canal 2), IR (canal 4), VIS (canal1) y una imagen que es el gradiente de esta última. El vector gradiente de una función f evaluado en un punto x del dominio de f, $\nabla f(x)$, indica la dirección en la cual el campo f varía más rápido y su módulo representa el ritmo de variación de f en la dirección de dicho vector gradiente. De modo que, la expresión del gradiente en cada píxel de la imagen gradiente del VIS se declara de la siguiente manera:

$$\nabla f(x,y) = \partial f/\partial x + \partial f/\partial y \quad (1)$$

con un paso entre puntos igual a uno, para cada una de las dos direcciones.

En la Tabla I, se muestra un ejemplo de los datos antes mencionados. Estas dos imágenes VIS tienen 1 km de resolución espacial, por lo que se llevó a 4 km para que existiera correspondencia entre los píxeles de las imágenes de diferentes resoluciones.

Tabla I. Salida de los datos después de la clasificación

Tipo de nube	X pixel 1km	Y pixel 1km	Valor pixel VIS canal 1	X pixel 4km	Y pixel 4km	Valor pixel IR canal 2	Valor pixel IR canal 4	Valor pixel máxim VIS	Valor pixel media VIS	Valor pixel máxim gradient VIS	Valor pixel media gradient VIS
1	408	488	135	102	122	116	156	144	100	41	16
2	589	445	90	148	112	66	74	90	34	8	12
3	628	524	42	157	131	117	178	42	39	1	0

Para llevar las imágenes VIS y la gradiente del VIS a 4 km, se le asignó al nuevo píxel de 4 km de las imágenes de valores máximos y medios, el valor máximo o medio de los 16 píxeles correspondientes a la de1 km de resolución, respectivamente. Se trabajó con los valores enteros de los valores en el caso de la media del VIS, para los valores máximos y medios de la imagen gradiente del VIS se utilizó el valor entero y modular del mismo.

Se buscó la correlación entre la imagen VIS y las imágenes de su valor máximo, medio, el máximo y la media de su gradiente, con el fin de determinar las imágenes a utilizar. Se hizo lo mismo entre las dos infrarrojas para ver si se podía eliminar una de estas y también entre cada una de las infrarrojas con los cuatro tipos de imágenes del visible.

Se confeccionaron diagramas de dispersión entre las imágenes visibles de mejor correlación con las infrarrojas y a su vez entre las dos infrarrojas para observar previamente la distribución de los diferentes tipos de nubes, lo cual no permitió hacer el conteo por cada valor de nivel digital, pues se decidió trabajar con tres imágenes y era difícil observar tres dimensiones en este tipo de diagrama. A partir de los conteos realizados para cada valor de nivel digital se determinaron las amplitudes iniciales de las funciones Gaussianas.

Se estudió la distribución de conteos de cada tipo de nube en el espacio formado por los valores de píxel de las imágenes seleccionadas y se ajustó una suma de curvas de Gauss para lograr una función suavizada de densidad de probabilidad para el tipo de nube en cuestión. Debido a que el empleo de la función de Gauss era en tres dimensiones, se realizó un programa para determinar los coeficientes que emplea la ecuación, estos son: la amplitud, la desviación estándar y la media de cada tipo de nube en cada una de las curvas ajustadas por el programa.

Es conocido que la función Gaussiana se define por la expresión:

$$f(x)=a*\exp\left[-(x-b)^2/2*c^2\right] \quad (1)$$

Donde a, b y c son constantes reales (a > 0).

El parámetro a es la altura de Gauss centrada en el punto b, determinando c el ancho de la misma. Las funciones Gaussianas se utilizan frecuentemente en estadística correspondiendo, en el caso de que a sea igual a $1/c\sqrt{2\pi}$, a la función de densidad de una variable aleatoria con distribución normal de media $\mu=b$ y varianza $\sigma^2=c^2$.

En este caso tridimensional, la ecuación se escribe de la siguiente manera:

$$f(nb)= a*\exp\{-[(x1-b1)^2+(x2-b2)^2+(x3-b3)^2]/(2*c)\} \quad (2)$$

Donde x es el valor del pixel y b es la media en cada una de las tres imágenes, c la desviación estándar y a la amplitud del tipo de nube en cuestión, nb es el tipo de nube.

La función de densidad de probabilidad para cada tipo de nube se definió como una suma de Gaussianas tridimensionales, donde se tomaron tantos términos de la suma como máximos locales se detectaran para ese tipo de nube. Se tomó como aproximación inicial el punto donde se encontró la máxima amplitud local y la amplitud de cada Gaussiana como la cantidad de casos correspondientes al mismo.

Con la finalidad de construir el mecanismo de clasificación automática de tipos de nubes, a partir de estos datos se elaboraron las funciones de probabilidad para los distintos tipos de nubes, estas funciones son una medida de la probabilidad de que los valores de un píxel correspondan a alguno de los tipos de nubes. La clasificación se efectúa escogiendo el tipo de nube cuya función Gaussiana de probabilidad sea mayor para el punto en cuestión.

3. Resultados

3.1 Selección de imágenes

En la Fig. 1 se muestran los valores de correlación entre la imagen VIS (canal 1) y las imágenes que se obtuvieron al bajarle la resolución. Las correlaciones más altas se dan entre la VIS y la imagen del valor máximo del VIS con un 0.98 y con el máximo del gradiente de la VIS con un 0.39. Por esto se decidió trabajar solo con las imágenes del valor máximo del VIS y la del valor máximo del gradiente del VIS.

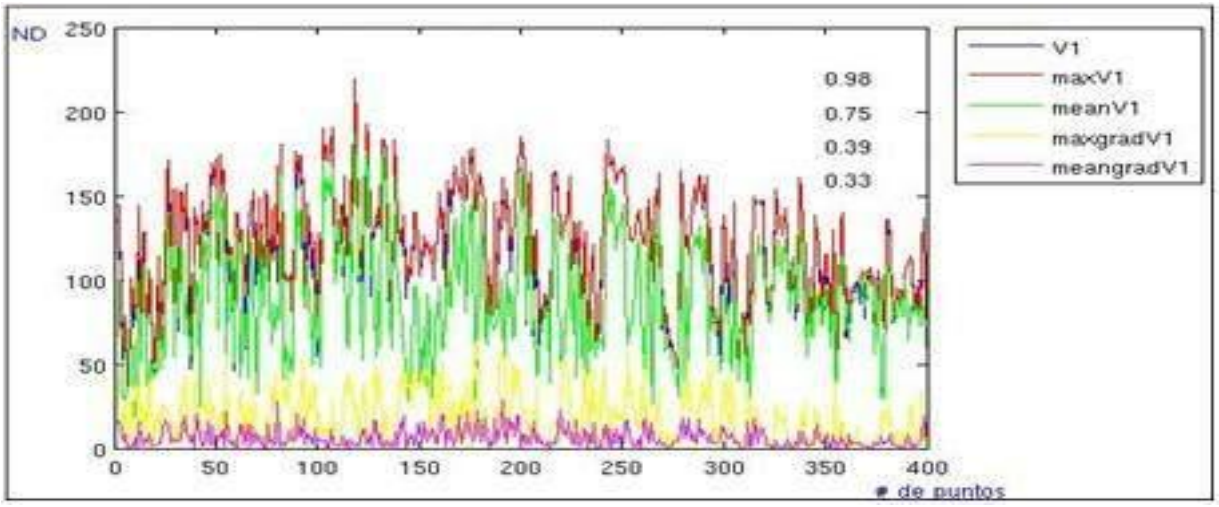


***Fig*. 1.** Correlación entre la imagen VIS (canal 1) y las cuatro imágenes visibles con 4 km de resolución espacial

Se obtuvo una correlación de 0.97 entre la imagen IR del canal 2 y la IR del canal 4, como muestra la Fig. 2. Esto indica que se puede eliminar una de las dos pues la seleccionada es representativa de la que se elimine. Debido a esto se determinaron las correlaciones entre cada una de las imágenes infrarrojas con las visibles.

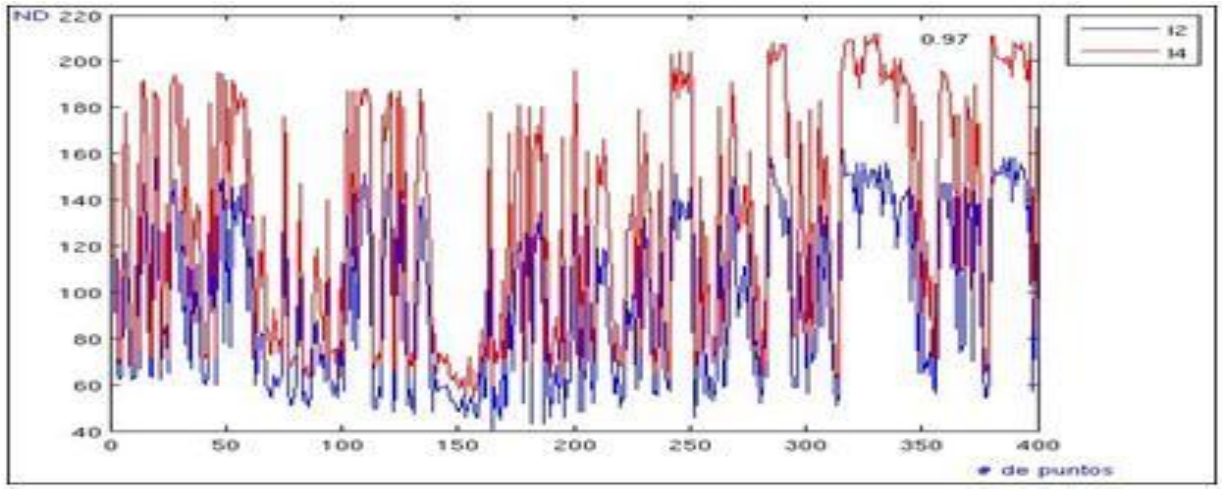
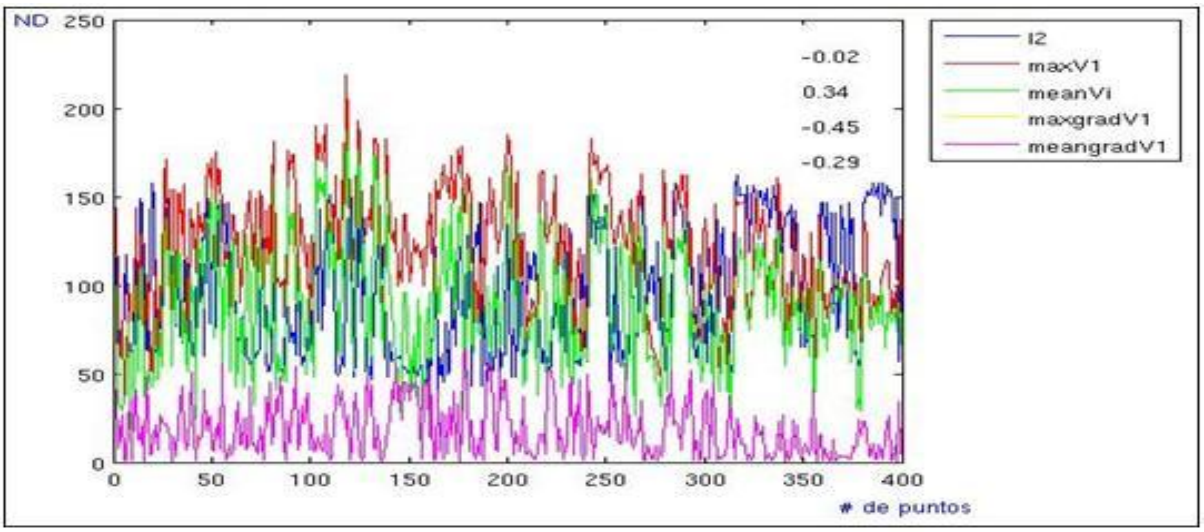


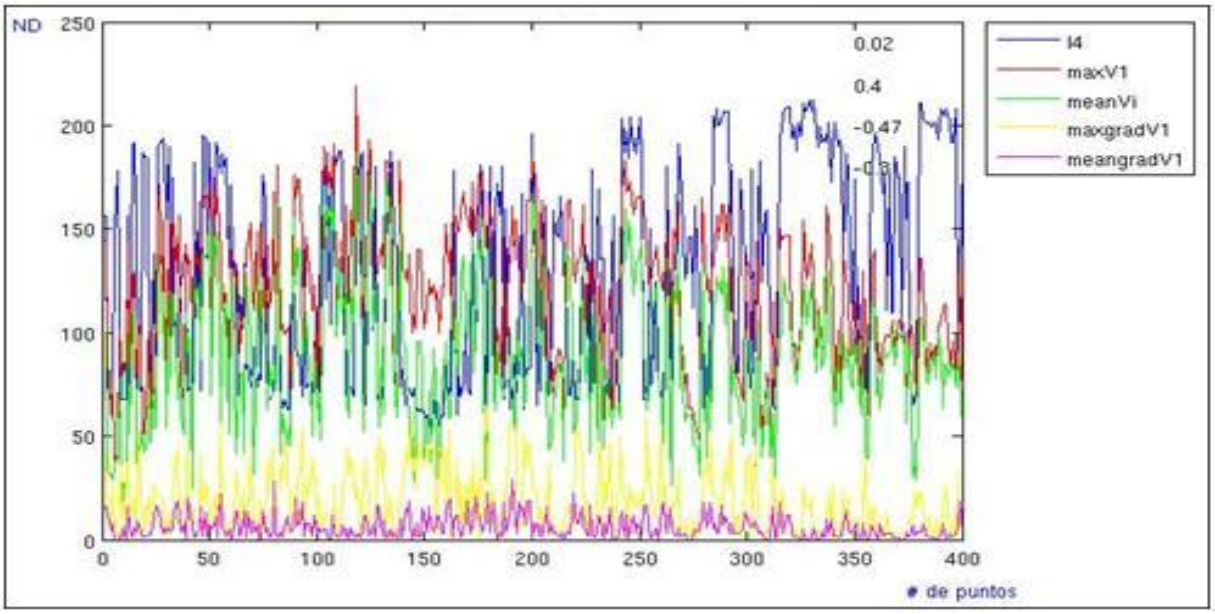
***Fig*. 2.** Correlación entre la imagen IR (canal 2) y la IR (canal 4)

La información cuantitativa que brindan las imágenes infrarrojas y visibles es muy diferente, por eso los valores de correlación entre estas resultan ser muy bajos. Mientras más pequeños sean esos valores, mas independiente son las imágenes y para este estudio resultan ser las de mayor utilidad. Las correlaciones realizadas entre los cuatro tipos de imágenes visibles y las infrarrojas del canal 2 y 4 respectivamente, mostraron que con el IR2 los valores eran más pequeños en comparación con el IR4, como se observa en la Fig.3.

Las mejores correlaciones obtenidas fueron entre el infrarrojo del canal 2 (I2) y el visible de valores máximos (maxV1) con un valor de -0.02 y entre este mismo canal del infrarrojo con las imágenes de valores máximos del gradiente del visible (maxgradV1) con -0.45, como se muestra en la Fig. 3a. Los valores negativos de las correlaciones indican la dirección de la relación, es decir, mientras que crecen los valores de I2 e I4 disminuyen los de las visibles y viceversa.



(a)



(b)

***Fig*. 3.** Correlación entre las imágenes infrarrojas y las visibles. (a) IR canal 2, (b) IR canal 4

3.2 Diagramas de Frecuencia

En los diagramas de frecuencia realizados para cada tipo de nube en las tres imágenes seleccionadas para el trabajo se determinó el número de casos existentes para cada nivel digital en cada una de las imágenes. Como se observa en la Fig. 4, los cúmulos de gran desarrollo vertical, o sea, cumulus congestus y cumulonimbus, son nubes de gran densidad, por lo que son muy reflexivas y presentan píxeles con valores altos en la imagen visible, que es mayor o menor dependiendo de las características de la nube; como alcanzan niveles altos de la atmósfera, sus topes son muy fríos, por lo que presentan altos valores de sus píxeles en la imagen infrarroja. En la imagen del gradiente se observa

que la variación de estas nubes depende de las diferentes alturas que pueden presentar y como se pueden encontrar de diferentes tamaños pues también lo hacen los valores de los niveles digitales.

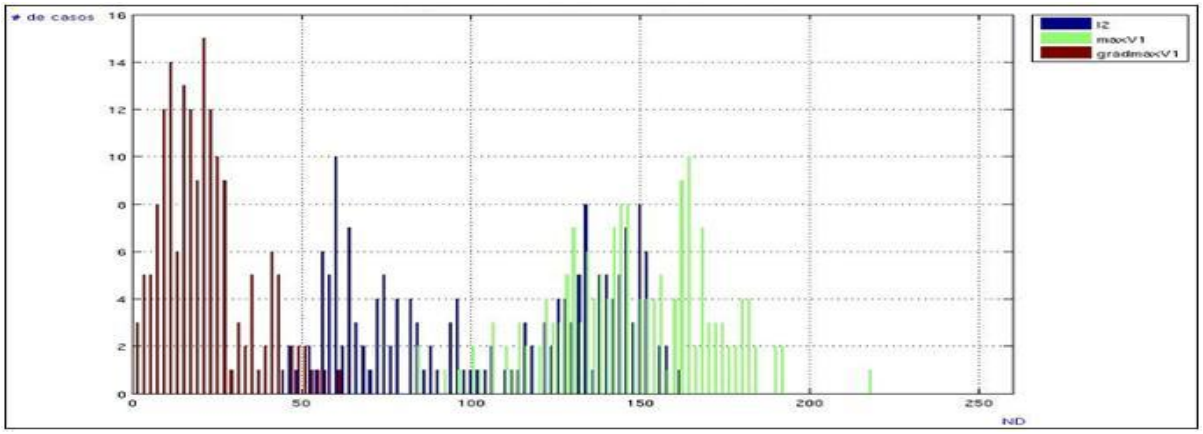


***Fig*. 4.** Diagrama de frecuencia de las nubes cumulonimbus (Cb)

Los cúmulos de poco desarrollo presentan una gran variedad en su albedo, debido a su variación en grosor y densidad. En el infrarrojo presentan bajos valores, porque sus topes son cálidos, pero cuando comienzan a presentar desarrollo convectivo se van enfriando a medida que ganan en altura. Se puede observar en la Fig. 5 que debido a las características antes mencionadas, este tipo de nube presenta un rango amplio de frecuencia en el visible y un poco menor en el infrarrojo. En cuanto a los gradientes se observa que son mayores en relación a los obtenidos por los Cb representados en la Fig. 4. La variación de los Cu es mayor que la de los cumulonimbus y esto se debe a que los Cb cuando ya alcanzan su máximo desarrollo presentan poca variación en la altura de sus topes que cuando aún son Cu, estos últimos varían más su tamaño pues pasan por los diferentes estados de desarrollo.

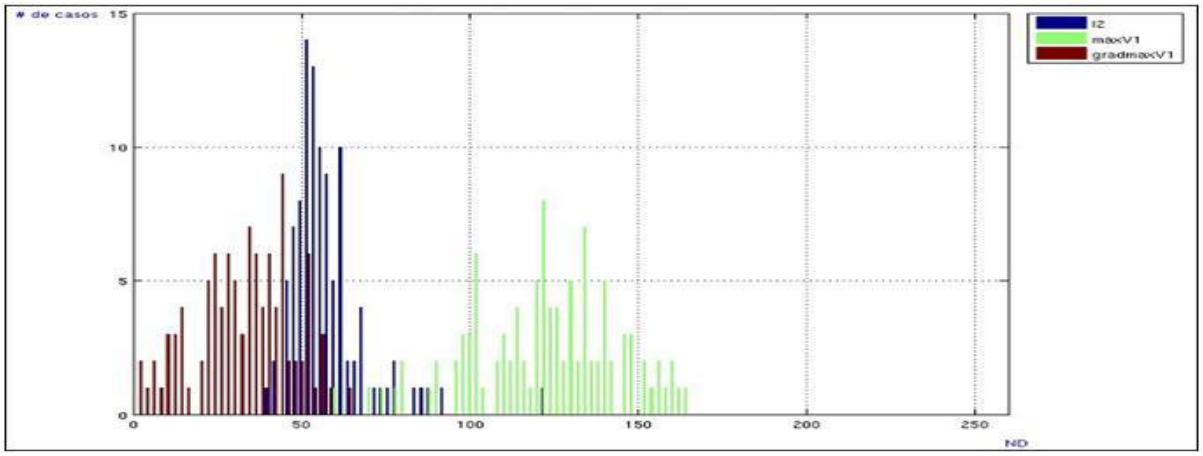


***Fig*. 5.** Diagrama de frecuencia de las nubes cúmulos (Cu)

Las nubes altas del tipo Ci no presentan desarrollo vertical, por esto se observan con un bajo valor del píxel en las imágenes visibles, pero sus topes son fríos, pues se encuentran en las capas altas de la atmósfera y a su vez están compuestos por cristales de hielo, presentando un alto valor en la infrarroja. En la Figura 6 se observa una parte de ellas con bajos valores en la imagen IR, porque en ocasiones son tan finos que dejan pasar la radiación proveniente de la superficie y aparecen como si fueran calientes, estas nubes por lo general también tienen un bajo valor en la visible. En las imágenes del gradiente se observan un rango de frecuencia bien pequeño, esto se debe a que por caracterizarse este tipo de nube por una capa alargada y fina de manera homogénea, pues existen pocas variaciones en sus características y en los valores de los niveles digitales.

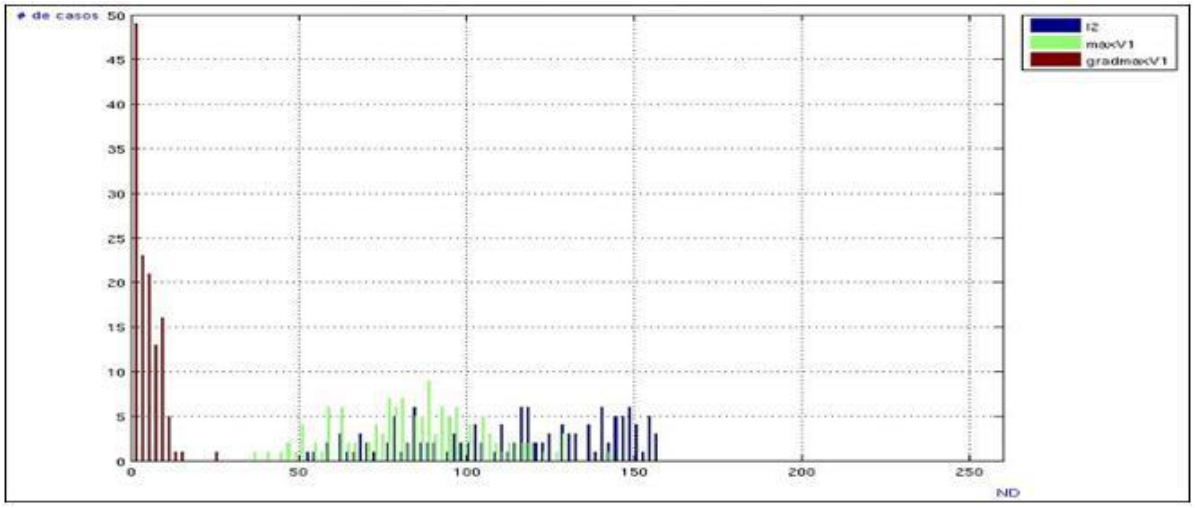


***Fig.* 6.** Diagrama de frecuencia de las nubes cirrus (Ci)

3.3 Funciones Gaussianas

La probabilidad de ocurrencia de cada tipo de nube se obtuvo a partir de las funciones Gaussianas mediante los coeficientes mostrados en la Tabla II. Donde a es la amplitud, c es la desviación estándar y b es la media en cada una de las tres imágenes. Se obtuvo la probabilidad de ocurrencia de cada tipo de nube a partir de las funciones Gaussianas de probabilidad utilizando los coeficientes que se muestran.

Tabla II. Coeficientes utilizados en el ajuste por la Función de Gauss

Tipo de nube	a	c	b(1)	b(2)	b(3)
Cb	5.9929	3.3043	4.24	9.12	-1.91
	5.2137	1.0668	8.81	9.73	0.99
	7.3233	0.7866	9.49	6.86	-1.25
Ci	4.5892	2.6173	5.26	4.79	-1.20
	15.0429	1.4417	8.57	5.68	-0.92
Cu	10.3510	0.6100	3.44	7.73	2.48

A las imágenes de salida se les aplicó un suavizado que consistió en normalizar las funciones Gaussianas a partir de un valor de normalización (VN) específico para cada tipo de nube, que se le divide a los resultados de las funciones de probabilidad. El VN alcanzado para las nubes Cb fue 163.943, para los Ci resultó ser 131.486 y el de los Cu fue 77.614. El porcentaje de aciertos en la clasificación se presenta en la Tabla III, donde se puede apreciar que cuando se aplican los valores de normalización mejora la clasificación de las nubes Cu en un 7 % aproximadamente, en el caso de los Ci se mantiene igual y para los Cb desfavorece en un 2 % aproximadamente.

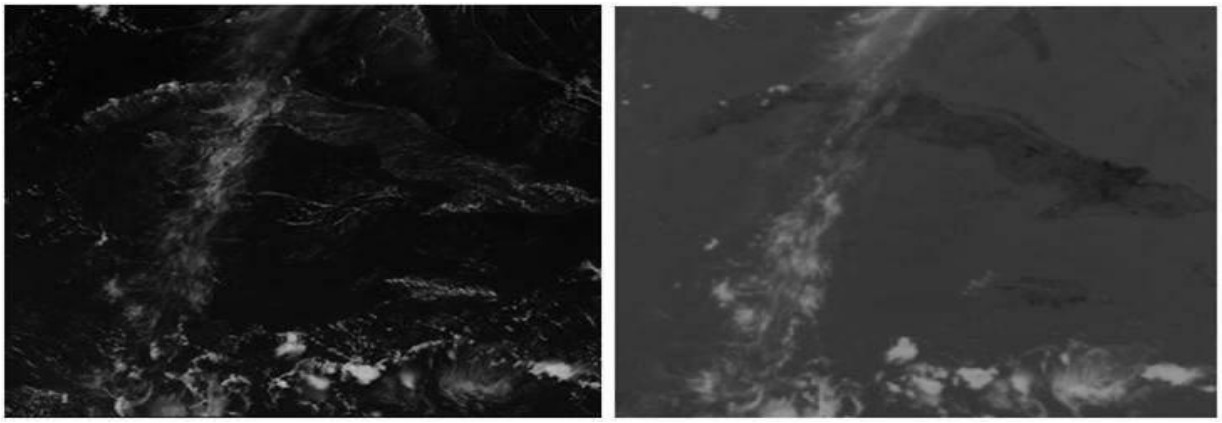
Tabla III. Porciento de aciertos en la clasificación de nubes

Tipo de nube	% de aciertos sin VN	% de aciertos con VN
Cb	80.36	77.98
Ci	95.38	95.38
Cu	66.67	73.53

3.4 Mapas de nubes

Una vez obtenidas las funciones de densidad de probabilidad para los distintos tipos de nubes, se pueden elaborar los mapas con la clasificación automática de nubes a partir de las imágenes visible, gradiente del visible e infrarroja. Para crear estos mapas, el programa genera una imagen de códigos de nubosidad de acuerdo al tipo de nube de cada imagen, donde el valor cero corresponde a la no presencia de nubosidad. En las figuras 7 y 8 se muestran las imágenes visible e infrarroja y su mapa correspondiente.

Las imágenes se corresponden con el horario de las 17:45 z del día 7 de agosto del 2011. La situación sinóptica estaba relacionada con una hondonada extendida sobre la región occidental de Cuba desde la Depresión Tropical Emily localizada al oeste de las Bermudas. Este sistema ocasionó numerosas lluvias en la región central debido a la influencia de un flujo cálido y húmedo en niveles bajos. La débil influencia del anticiclón del Atlántico impuso ligeros gradientes de presión sobre Cuba con vientos variables débiles.



(a) (b)

***Fig*. 7.** Imágenes del satélite GOES-13 del día 7 de agosto del 2011 a las 17:45z. (a) Visible, (b) Infrarroja

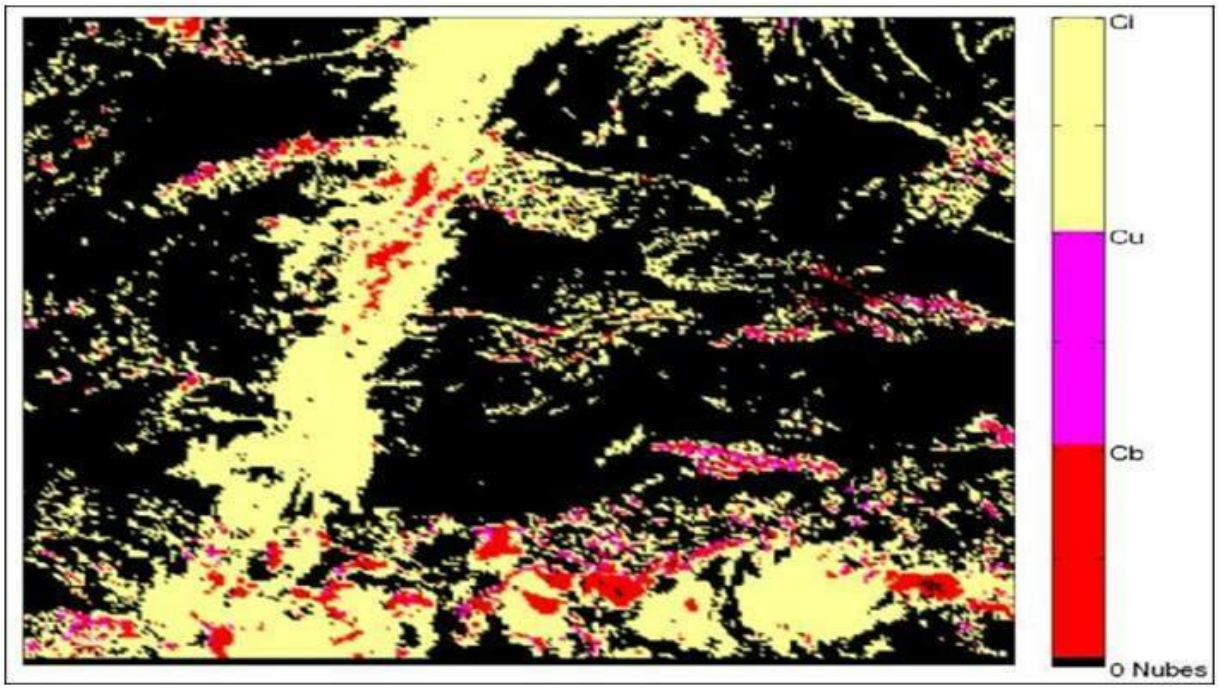
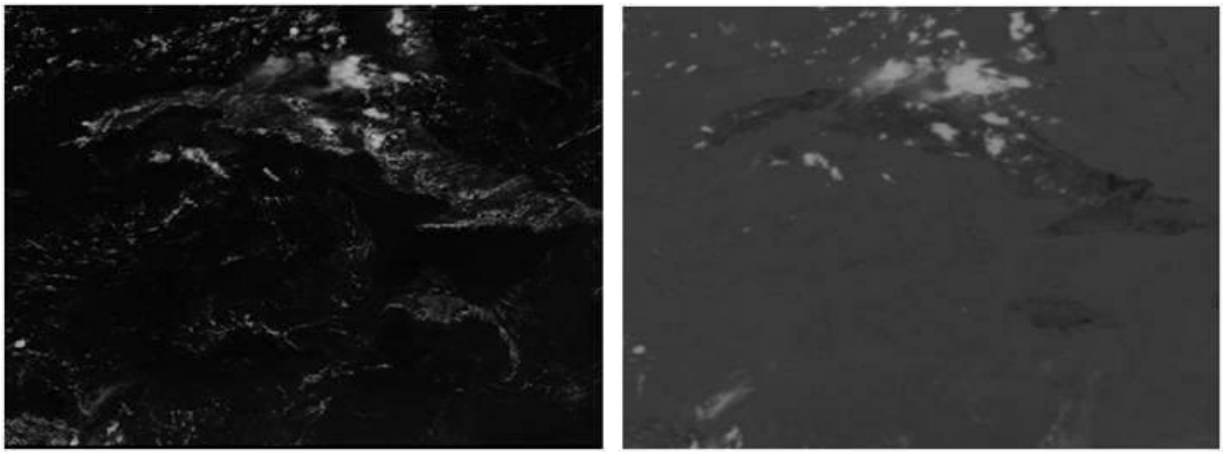


***Fig*. 8.** Mapa de clasificación automática de nubes correspondiente a las imágenes anteriores

La pareja de imágenes mostradas en la Fig. 9 corresponden a un día con influencia de las altas presiones subtropicales casi permanente del Atlántico Norte y otro centro de altas presiones al norte del golfo de México. Este último sistema se movía hacia el este para ubicar su centro próximo a Cabo Hatteras hasta integrarse con el del Atlántico. Predominaba en el occidente vientos del nordeste al este por delante del Huracán Irene pasando por los mares al norte de La Española. Esta situación favorece el arrastre de nubosidad sobre el archipiélago cubano.



(a) (b)

***Fig*. 9.** Imágenes del satélite GOES 13 del día 22 de agosto del 2011 a las 17:45z. (a) Visible, (b) Infrarroja

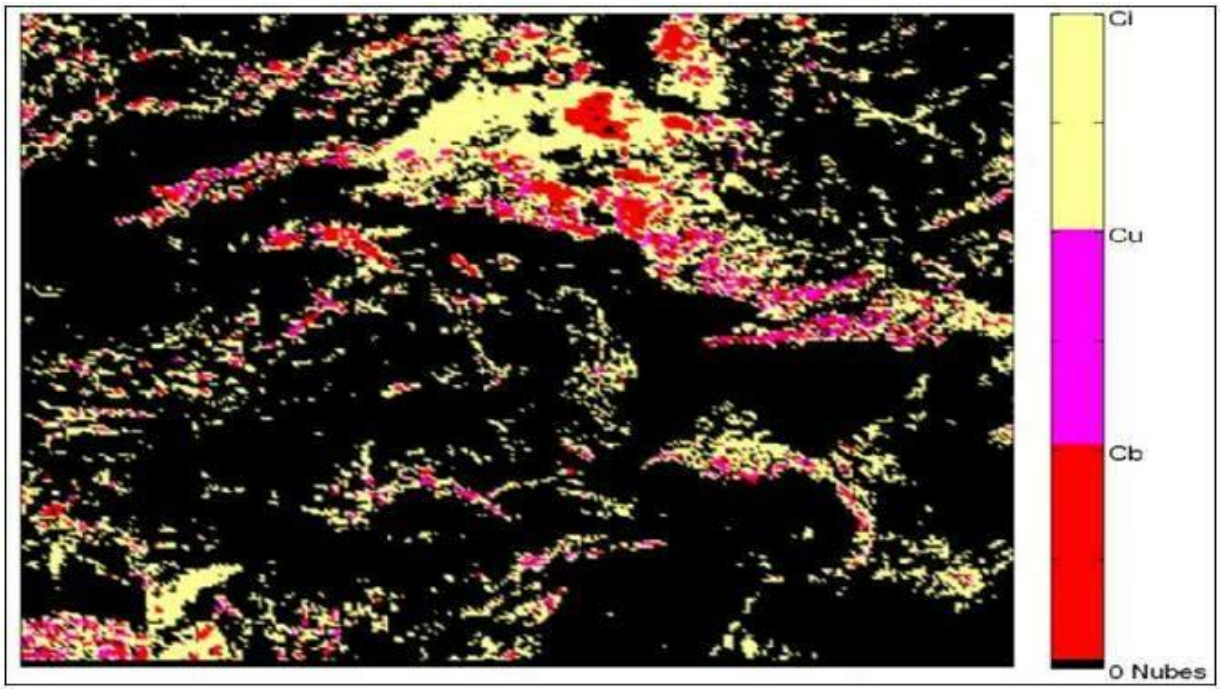


***Fig*. 10.** Mapa de clasificación automática de nubes correspondiente a las imágenes anteriores

En las imágenes obtenidas se observa una buena identificación de la nubosidad, aunque es válido destacar que existen áreas clasificadas como Ci donde no se observa nubosidad, en este caso se sobrestima este tipo de nube. Lo mismo sucede con las nubes del tipo Cu que puede estar incluyendo otros tipos de nubes. Para los Cb en ocasiones su representación es un poco más amplia.

3.5 Validación de los resultados

Se realizó una validación de los tres tipos de nubes que se obtienen a partir del método de clasificación, con una muestra independiente de 120 casos. De esta muestra independiente, corresponden 30 casos a cada tipo de nube y otros 30 a los de ausencia de nubosidad. Esta muestra se conformó a partir de las imágenes infrarrojas y visibles correspondientes a 15 días del mes de agosto de 2012 y a otros 15 días de diciembre de 2011. Los horarios de las imágenes utilizadas fueron aleatorios, teniendo en cuenta la presencia de los diferentes tipos de nubes y bajo condiciones sinópticas diferentes.

La clasificación para cada píxel en el método desarrollado, se efectúa escogiendo el tipo de nube cuya función Gaussiana de probabilidad tenga el mayor valor para el punto en cuestión. De manera que, la información de cada píxel de las imágenes productos representa la mayor probabilidad de que ese punto sea el tipo de nube clasificada. Es por ello que, la validación del método se efectúa en valores de probabilidad a partir de una clasificación visual, es decir, que de cada 100 píxeles correspondientes a un tipo de nube, el por ciento de aciertos será la probabilidad de que se haya clasificado correctamente por el método automático.

En la Tabla IV se muestran las probabilidades de aciertos en la clasificación, el total de casos para cada tipo de nube y los desaciertos. Los casos de nube Cb obtuvieron una buena probabilidad de que cada píxel Cb se clasifique correctamente con un 96.7% y el desacierto encontrado correspondió a un Cu con inicio de desarrollo vertical. El porcentaje de acierto de los Cu resultó ser el más bajo con un 70% de probabilidad y para los Ci fue de 86.7%, en ambos casos los desaciertos se relacionaron con Cb. En este último correspondieron al yunque de los Cb, donde los Ci son gruesos, muy reflexivos y fríos, además pueden estar encima de otros Cb. En cuanto a los píxeles de ausencia de nubosidad se encontró una probabilidad de 83.3% y los casos fallidos fueron clasificados como Ci. En estas situaciones existían Ci muy finos en zonas de ausencia de nubosidad.

La validación realizada permite dar una valoración aceptable de la metodología de clasificación de nubes. Se destacan las nubes del tipo Cb como las de mejor clasificación. Los Cu y Ci presentan menores probabilidades de aciertos, por lo que se continuará trabajando en el perfeccionamiento de la metodología de clasificación.

TablaIV. Validación de la clasificación de Cb, Cu, Ci y No Nubes

Tipo de nube	Cb	Cu	Ci	No Nube
Total de casos	30	30	30	30
Aciertos	29	21	26	25
Desaciertos	1	9	4	5
Probabilidad de aciertos	96.7	70	86.7	83.3

Conclusiones y recomendaciones

Se obtuvieron imágenes producto con tres tipos de nubes clasificadas, útiles para la estimación de variables meteorológicas, las mismas fueron Cb, Cu y Ci, con resultados aceptables.

La similitud encontrada entre la información de las imágenes IR del canal 2 y el 4 propició la selección de tres imágenes para el proceso de clasificación automático, quedando para este fin seleccionadas las imágenes IR (canal2), la VIS (4km) de valor máximo y la gradiente del VIS con valores máximos.

La mejor correlación entre la imagen VIS con las imágenes VIS obtenidas de menor resolución espacial se tiene escogiendo el valor máximo de los píxeles correspondiente en la de 1 km.

El trabajo con imágenes gradientes del VIS permitió distinguir la textura de la nubosidad y emplear las funciones Gaussianas de probabilidad en tres dimensiones.

Se recomienda aumentar la serie de píxeles clasificados manualmente e incluir otros tipos de nubes para mejorar las funciones de densidad de probabilidad.

Separar la muestra por horario en dependencia del ángulo de altura del sol, pues el patrón de rugosidad que se obtiene con la imagen gradiente es muy dependiente del ángulo de incidencia de los rayos solares.

Emplear estos resultados en investigaciones de estimación de radiación solar y de precipitaciones, así como en la evaluación de pronósticos, por ejemplo para la variable total de cielo cubierto.

REFERENCIAS

GOES Project Science. 2011. [En línea]. Disponible: http://goes.gsfc.nasa.gov/goeseast-lzw/cuba/ [Consultado el 26 de enero del 2012]

Lavastida Ramos, L. 2005. Estimación de flujos de radiación solar a partir de imágenes de satélite GOES. Maestría en ciencias Meteorológicas. Instituto de Meteorología.

Martínez, L., Gimeno, J. F. y Caselles, V. 2000. Estudio de la precisión y tiempo de proceso en la detección nubosa mediante tres métodos. *Revista de teledetección* [En línea], 14. Disponible: http://telenet.uva.es/promotores/revista/ [Consultado el 20 de enero del 2012].

Sánchez, N. 2003. Panorama actual de las técnicas mixtas de clasificación de imágenes mediante segmentación espectral y por texturas. Aplicación a las imágenes de alta resolución espacial. *Revista Mapping*, 88.

Saunders, R.W. 1986. An automated scheme for the removal of cloud contamination from AVHRR radiances over Western Europe. Int. J. Remote Sens 7, 867– 888.

Saunders, R.W. and Kriebel K.T. 1989. An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data, Int. J. of Remote Sensing, 9, 123-150.

The ATSR Project. 2011. [En línea]. Disponible: http://www.atsr.rl.ac.uk/cloudtests/index.shtml [Consultado el 24 de abril del 2012]