

# Desarrollo de un modelo de corrección de imágenes de satélite para inundaciones: (CAIN - Corrección Atmosférica e Índices de Inundación)

Alexander Ariza<sup>1</sup>, Sergi Garcia J.<sup>2</sup>, Sergio Rojas B.<sup>3</sup>, Mauricio Ramírez D.<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Geografía. Universidad de Alcalá, Madrid., España

<sup>2-4</sup> Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica del IGAC, Bogotá D.C., Colombia  
aax21161@alu.uah.es, sergio.rojas@igac.gov.co, hmramirez@igac.gov.co

## Resumen

El siguiente artículo describe el prototipo de un modelo automático de corrección de imágenes de satélite para la extracción automática de cuerpos de agua, denominado: "CAIN" (Corrección Atmosférica e Índices de inundación), desarrollado bajo plataforma de procesamiento del Software PCI Geomatica 2013 en el marco de la asistencia técnica prestada a la Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (CORPOICA) y que a su vez se hace parte de la iniciativa de la red UN-SPIDER<sup>1</sup> para el manejo de la información espacial para la gestión y respuestas a desastres y emergencias. El modelo CAIN permite automatizar procesos tales como la conversión de niveles digitales (NDs) a unidades absolutas de radiancia espectral (Lsat) y reflectancia real de superficie (REF). Proporcionando una base para la comparación estandarizada de datos tanto en una escena como entre imágenes adquiridas de diferentes fechas y sensores, con el fin de determinar mediante técnicas de teledetección los niveles y áreas inundadas analizadas a través de índices radiométricos de vegetación y agua.

Este trabajo se confirma como una gran herramienta en el análisis y comparación de cuerpos de agua, a la vez que permite la elaboración de mapas de cambio para determinar las áreas afectadas por inundaciones, aportando con ello una valiosa información a los gestores para la caracterización y conocimiento del estado actual de los efectos de cambio climático.

*Palabras clave:* Sensores Remotos, Corrección Atmosférica, inundaciones, Índices Radiométricos, detección de cambios.

## Abstract

This paper describes the prototype of an automatic correction model of satellite images for automatic extraction of water areas, referred to as: "CAIN" (Atmospheric Correction and Indexes flood) processing platform developed under the PCI Geomatica Software 2013 the framework of the technical assistance to the Colombian Corporation of Agricultural Research (CORPOICA) which in turn is part of the initiative of the UN-SPIDER network for the management of spatial information management and responses to disasters and emergencies. The CAIN model to automate processes such as the conversion of digital numbers (DNs) to absolute units of spectral radiance (Lsat) and actual surface reflectance (REF). Providing a basis for comparison of standardized data in a scene both as images acquired from different dates and sensors in order to determine using remote sensing technology levels and flooded areas analyzed by radiometric indices of vegetation and water.

This work is confirmed as a great tool in the analysis and comparison of water bodies, while allowing mapping change to determine the areas affected by floods, thus providing valuable information for managers to characterize and current state of knowledge of the effects of climate change.

*Key Words:* Remote Sensing, Atmospheric Correction, floods, Spectral Index, change detection.

## 1. Introducción

Debido a las crecientes aplicaciones tecnológicas en el campo de las ciencias de la tierra y las actuales preocupaciones sobre el cambio global (inundaciones, deforestaciones, incendios, entre otros), han llevado a

<sup>1</sup> <http://www.un-spider.org/>

que las imágenes obtenidas desde los diferentes sensores remotos se conviertan en una fuente fundamental de información, promoviendo la aplicación de técnicas de detección de cambios de la cubierta terrestre a partir de datos obtenidos de satélites y otras plataformas de observación. Parte del origen mismo de los sensores remotos fue el de cubrir fenómenos, naturales o antropogénicos, que por sus características (extensión, acceso, composición, etc...), dificultaban la posibilidad de tener éxito en su medición por métodos tradicionales. Las inundaciones o los eventos hidrológicos extremos son un claro ejemplo de los mismos.

Sin embargo, con el fin de utilizar esta información plenamente y obtener el máximo de potencial de las imágenes espectrales de los satélites para tal aplicación, es necesario convertir las unidades de los datos de la salida del sensor denominados Niveles Digitales (NDs) a los valores físicos reales e independientes de condiciones atmosféricas, es decir a valores de reflectancia de superficie (REF).

Este tipo de conversión puede realizarse mediante la medición de la profundidad atmosférica en el día de la toma del satélite y el uso del código de transferencia de radiativa RTC, con el fin de calcular la relación entre la reflectancia de la superficie (REF) y la radiancia del sensor (Lsat) [9], pero este método es demasiado costoso y requiere mucho tiempo para ser utilizado.

El método más directo convierte los NDs a sus correspondientes valores de reflectancia (REF) mediante la corrección de las ganancias de los sensores, desplazamiento o desviación (offset), la irradiancia solar y el ángulo solar zenith. Sin embargo, ese método no corrige del todo los efectos atmosféricos, que intervienen en una corrección atmosférica propiamente dicha [3].

La cantidad de energía electromagnética captada por los detectores de un sistema remoto de imagen se ve influida por la atmósfera. Los efectos atmosféricos pueden interferir causando adicción, dispersión, absorción y reflexión de la energía o luz [12].

A través del tiempo se han desarrollado varios métodos para eliminar el componente de dispersión aditivo causado por la trayectoria de la radiancia, incluyendo el método de sustracción de objetos oscuros (DOS por las siglas en inglés de dark-object subtraction), el cual es utilizado para algunas aplicaciones generales [3], es un intento hacia un procedimiento ideal; Sin embargo el método DOS no corrige el efecto multiplicativo de la transmitancia, aunque su respuesta es de muy alta eficiencia así como también aceptación por la comunidad científica y por lo cual fue el elegido para modelar [10].

Los sensores satelitales ópticos, como el Landsat o Rapideye, realizan una medición que aporta un dato

relevante al conocimiento de las situaciones hidrológicas que presenta una cuenca hidrográfica [7]. Este dato es el valor de la “reflectancia espectral” de la superficie terrestre. Con el fin de obtener esta información referente al comportamiento de inundaciones y cuerpos de agua, se realiza un análisis mediante el empleo de índices espectrales, los cuales nos permiten realizar análisis de cambios a través del tiempo.

## 2. Desarrollo del Modelo

Por lo anterior se planteó el desarrollo del modelo de corrección de imágenes de satélite para inundaciones CAIN, el cual conjuga la corrección atmosférica, obtención de valores de reflectancia e índices espectrales, para la delimitación automática de cuerpos y láminas de agua asociadas a inundaciones.

### 2.1. Corrección Atmosférica

Independientemente del modelo de corrección, los niveles digitales (NDs) deben primero ser convertidos a radiancias (Lsat) mediante la eliminación de la ganancia y efectos introducidos por el sistema [9].

Si los datos han sido procesados para eliminar el ruido utilizando una técnica estadística, estas ganancias y los ajustes coeficientes adicionales también deben ser incluidos en la corrección.

De acuerdo con el método simple de [3], la ecuación para la conversión de niveles digitales (NDs) a niveles de radiancia de satélite (Lsat) se expresaría como se muestra continuación:

$$L_{SAT} = \frac{(ND - Offset)}{Gain}$$

Donde,

Lsat = Radiancia espectral del satélite.

NDs = Niveles digitales del pixel o valores digitales.

Offset = Desviación.

Gain = Ganancia de la banda espectral.

Así mismo para la conversión a valores de reflectancia (REF) y partiendo de la ecuación de Moran [9], los valores quedarían definidos de la siguiente manera:

$$REF = \frac{PI * (L_{SAT} - L_{HAZE})}{TAUV * (E_0 * Cos(TZ) * TAUV + -Edown)}$$

Donde,

REF = Reflectancia espectral en la superficie.

PI = Constante 3,14159265358979323846264338327...

Lhaze = Radiancia espectral dispersa sugerida en la dirección y en la entrada del sensor, o radiancia de trayecto.

TAUv = Transmitancia atmosférica a lo largo del trayecto desde la superficie al sensor.

Eo = Irradiancia Solar espectral perpendicular en la superficie, contiene también la distancia solar en unidades astronómicas en función del día de año varia en un rango entre (0.983 a 1.017).

TZ = Angulo de incidencia directa del flujo solar sobre la superficie terrestre (Angulo solar zenith).

TAUz = Transmitancia atmosférica a lo largo del trayecto desde el sol a la superficie terrestre.

Edown = Perdida de irradiancia espectral en la superficie debido al flujo solar disperso en la atmosfera.

Para el desarrollo del método simple de [3], se parte de supuestos, como:

El supuesto básico es que en la imagen algunos píxeles están en completa sombra y los pixeles con mayor radiancia se deben a la dispersión atmosférica [3].

Este supuesto se combina con el hecho de que muy pocos objetos en la superficie de la Tierra son negro absoluto, por lo que se asume un uno por ciento (1%) de reflectancia mínima.

El objetivo de este método mejorado objeto oscuro o simple de Chavez es seleccionar valores de radiancia entre bandas espectrales y correlacionarlos entre sí.

A partir de los supuestos de Chavez [3], donde:

TAUz = 1.0 (ignora la transmitancia atmosférica superficie al sensor),

TAUv = 1.0 (ignora la transmitancia atmosférica de sol a la superficie),

Edown = 0.0 (ignora perdidas), y

Lhaze = valor derivado desde el uso del criterio del objeto oscuro.

Lo anterior permite resumir la ecuación de reflectancia como:

$$REF = \frac{PI * (L_{SAT} - L_{HAZE})}{(Eo * Cos(TZ))}$$

Posteriormente Chander [2] presenta una variación de las ecuaciones del método simple de Chavez [3], con aplicación a imágenes de sensores Landsat MSS, TM, ETM+, y sensores EO-1 ALI, Donde también proporciona los actuales valores y coeficientes utilizados para la corrección atmosférica.

Es así como la ecuación para convertir los NDs a radiancia de satélite queda establecida de la siguiente manera:

$$L_{\lambda} = \frac{(Lmax_{\lambda} - Lmin_{\lambda})}{(Qcalmax - Qcalmin)} * (Qcal - Qcalmin) + Lmin_{\lambda}$$

Ó

$$L_{\lambda} = G_{rescale} * Q_{cal} + B_{rescale}$$

Donde,

$L_{\lambda}$  = Radiancia Espectral del sensor.

$Q_{cal}$  = Valor del pixel.

$Q_{calmin}$  = Valor mínimo del pixel.

$Q_{calmax}$  = Valor máximo del pixel.

$Lmin_{\lambda}$  = Radiancia espectral mínima escalada.

$Lmax_{\lambda}$  = Radiancia espectral máxima escalada.

Los valores de  $Lmax_{\lambda}$ ,  $Lmin_{\lambda}$ ,  $Q_{calmax}$  y  $Q_{calmin}$  se encuentran localizados en los metadatos de cada imagen tomada por cada sensor o en resúmenes de trabajos previos [2]. El siguiente paso consiste en obtener los valores correspondientes a la reflectancia (REF) para cada banda, empleando para ello la siguiente ecuación:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi * L_{\lambda} * d^2}{ESUN_{\lambda} - Cos \theta_s}$$

Donde:

$\rho_{\lambda}$  = Reflectancia planetaria TOA (Top of Atmosphere Reflectance).

$\pi$  = Constante 3,14159265358979323846264338327...

$L_{\lambda}$  = Radiancia Espectral del sensor.

$d$  = Distancia astronómica Tierra-Sol.

$ESUN_{\lambda}$  = Irradiancia Solar media exoatmosférica.

$\theta_s$  = Angulo zenith Solar.

Nota:  $Cos \theta_s$  es igual al  $SEN \theta_e$  (Seno del ángulo de elevación solar)

Los valores de  $\theta_s$  se encuentran en los metadatos (archivos .MTL o .WO) de cada imagen tomada por cada sensor. EL valor de  $d$ , depende del número de día juliano del año donde fue realizada la captura de la imagen y  $ESUN_{\lambda}$  se puede encontrar resúmenes de trabajos previos [2], ver figura 1.

a)

Band	Spectral range (nm)	Center wavelength (nm)	LMIN <sub>λ</sub> (10 <sup>17</sup> W/m <sup>2</sup> μm)	LMAX <sub>λ</sub> (10 <sup>17</sup> W/m <sup>2</sup> μm)	ESUN <sub>λ</sub> (10 <sup>17</sup> W/m <sup>2</sup> μm)	ESUN <sub>λ</sub> (10 <sup>17</sup> W/m <sup>2</sup> μm)
MSS sensors (Q <sub>calmax</sub> = 0 and Q <sub>calmin</sub> = 127)						
1	0.645-0.670	0.658	0	246	1.052760	0
2	0.655-0.700	0.678	0	200	1.548000	0
3	0.630-0.690	0.660	0	176	1.380000	0
4	0.635-0.685	0.660	0	153	1.254720	0
TM sensors (NAIPs)						
1	0.645-0.680	0.663	8	263	2.007070	8
2	0.665-0.710	0.688	6	176	1.338380	6
3	0.665-0.685	0.675	6	152	1.408000	6
4	0.665-0.690	0.678	3.66667	130.333	0.967373	3.66667
ETM+ sensors (NAIPs)						
1	0.645-0.685	0.665	4	259	2.007070	4
2	0.665-0.705	0.685	3	179	1.381820	3
3	0.635-0.675	0.655	3	149	1.408000	3
4	0.635-0.675	0.655	1	128	1.000000	1
EO-1 sensors (NAIPs)						
1	0.645-0.685	0.665	4	258	1.842320	4
2	0.665-0.695	0.680	4	164	1.259480	4
3	0.635-0.675	0.655	3	142	1.078760	3
4	0.635-0.675	0.655	4	190	0.881880	4
ALIS sensors (NAIPs)						
1	0.645-0.685	0.665	3	268	2.000000	3
2	0.665-0.695	0.680	3	179	1.381820	3
3	0.635-0.675	0.655	1	148	1.120000	1
4	0.635-0.675	0.655	3	123	0.944882	3

b)

Band	Spectral range	Center wavelength	LMMA	LMMA <sub>2</sub>	$R_{atm}$	$R_{veg}$	RMSE
Units	$\mu m$	$\mu m$	$W(\mu m^2 \text{ or } m)$				
<b>14 TM (MAY)</b>							
1	0.632 - 0.638	0.635	-1.52	152.10	0.000411	-1.52	1883
2	0.624 - 0.660	0.642	-2.84	284.21	1.170888	-2.84	1760
3	0.624 - 0.660	0.642	-1.17	284.20	0.000765	-1.17	1539
4	0.770 - 0.905	0.837	-1.51	286.20	0.016490	-1.51	1629
5	0.770 - 0.905	0.837	-1.51	286.20	0.016490	-1.51	1629
6	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
7	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
8	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
9	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
10	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
11	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
12	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
13	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
14	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
<b>15 TM (JUN)</b>							
1	0.632 - 0.638	0.635	-1.52	152.10	0.000411	-1.52	1883
2	0.624 - 0.660	0.642	-2.84	284.21	1.170888	-2.84	1760
3	0.624 - 0.660	0.642	-1.17	284.20	0.000765	-1.17	1539
4	0.770 - 0.905	0.837	-1.51	286.20	0.016490	-1.51	1629
5	0.770 - 0.905	0.837	-1.51	286.20	0.016490	-1.51	1629
6	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
7	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
8	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
9	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
10	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
11	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
12	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
13	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168
14	1.560 - 1.784	1.672	-6.37	37.19	0.108078	-6.37	2168

Figura 1. a) Resumen de valores de corrección para sensores MSS  
b) Resumen de valores de corrección para sensores TM

### 1.1. Índices radiométricos

Una vez definido el método de corrección atmosférica y de obtener los valores de reflectancia para cada una de las bandas de la imagen. Se procede a la caracterización espectral o radiométrica y extracción de los cuerpos de agua.

Los índices radiométricos permiten determinar rasgos fisiológicos de coberturas de vegetación así como de los nutrientes en las mismas, los datos obtenidos a partir de estos índices son apropiados para estudios de ecosistemas dinámicos en escalas regionales y globales. De acuerdo con Sutter [14] los índices se pueden clasificar en dos grupos según el resultado:

- a) Índices estructurales que utilizan bandas relacionadas con la estructura externa de la planta, como es el caso del NDVI por siglas en inglés of de Normalized Difference Vegetation Index [15].

#### Índice de Diferencia de Vegetación Normalizado (NDVI)

$$NDVI = \frac{IRC - R}{IRC + R}$$

Este índice se obtiene a partir de la relación de la máxima reflexión de la banda del infrarrojo cercano (IRC) y la absorción de la banda del rojo (R), es el más usado ya que su rango esta entre -1 a 1 con el cero como un valor aproximado de no vegetación. Valores negativos representan superficies sin vegetación, mientras valores cercanos a 1 contienen vegetación densa [11].

- b) El segundo grupo son los Índices que entregan información acerca del contenido foliar usan bandas afectadas por la absorción del agua.

#### Índice de Diferencia Agua Normalizado (NDWI)

$$NDWI = \frac{Verde - IRC}{Verde + IRC}$$

El índice NDWI maximiza la reflectancia del agua usando para ello la banda del Infrarrojo Cercano (IRC) y la absorción de la vegetación y de suelo adyacente en la banda de la banda Verde. Los valores bajos (negativos) están asociados a la vegetación y de suelo, mientras que los altos (positivos) a la vegetación fotosintéticamente activa por alto contenido de agua [4].

#### Índice de Diferencia de Agua Normalizado Modificado (MNDWI)

Este índice surgió como respuesta a la incapacidad del índice de diferencia de agua normalizado (NDWI) para separar territorios artificializados del agua. Por este motivo Xu [16] propuso modificar el NDWI reemplazando la banda del Infrarrojo Cercano (IRC) por la banda del Infrarrojo Medio (IRM). Los valores de este índice varían entre -1 y 1, dónde los valores superiores a cero corresponden a cuerpos de agua.

$$MNDWI = \frac{Verde - MIR}{Verde + MIR}$$

#### Índice de Agua ICEDEX

El índice ICEDEX es utilizado por el CEDEX (Instituto Ambiental Español) para mapear aguas continentales y es uno de los que presenta valores más estables, siendo uno de los menos sensibles a la influencia de vegetación o a la presencia de material en suspensión (sedimentos, algas). Este índice se obtiene a partir de las relaciones entre las bandas del Rojo (R), Infrarrojo Cercano (IRC) e Infrarrojo Medio (IRM).

El valor de referencia establecido para discriminar la superficie inundada es el cero, valores por encima de cero son considerados agua [8].

$$ICEDEX = \left( \frac{IRC}{Rojo} \right) - \left( \frac{IRC}{MIR} \right)$$

### 3. Metodología

La metodología para la discriminación y extracción de cuerpos de agua usando el modelo CAIN se divide en tres grandes fases (Figura 2): Fase 1 alistamiento, Fase 2 Modelo CAIN y Fase 3 Postprocesamiento. Al final se

busca generar capas en formato vector (shape) de los cuerpos de agua y de esta forma poder monitorear la dinámica de expansión y contracción de los cuerpos de agua asociada a inundaciones.

### 3.1 Esquema General

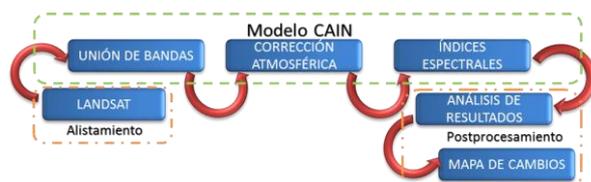


Figura 2. Esquema General

**Fase 1.** En esta fase se preparan las imágenes después de una cuidadosa consulta de la base de datos disponibles y se realiza su posterior descarga.

**Fase 2.** Procesamiento robusto de las imágenes usando el modelo CAIN desarrollado en el módulo de programación MODELER de PCI Geomatica 2013<sup>2</sup>.

**Fase 3.** En esta fase se presenta la extracción automatizada de los cuerpos de agua o lo que se convierte en la información base para la cartografía y análisis multitemporal de la expansión y contracción de los cuerpos y láminas de agua.

### 3.2 Modelo CAIN

El componente usado para para implementar el Modelo CAIN (Corrección Atmosférica e Índices de inundación) sobre PCI Geomatica 2013, se llama PCI MODELER. Este módulo está diseñado para ser una poderosa herramienta de modelación de procesos, ya que posee una gran variedad de algoritmos que se pueden interconectar mediante tubos o pipeline [12], con el objetivo de desarrollar tratamientos digitales automáticos. A continuación se muestra el Modelo CAIN (figura 3) implementado en PCI MODELER para imágenes Landsat TM+, el cual permite automatizar procesos tales como: unión de bandas (Layer stack), corte de área de interés o estudio (CLIP) (figura 4), corrección atmosférica por el método simple [2] (figura 5), obtención de índices de vegetación y agua (NDVI, NDWI, ICEDEX, MNDWI).

El modelo CAIN es muy versátil, ya que permite procesar imágenes de diferentes sensores satelitales, con tan solo indicar las bandas de entrada y de salida, junto con los coeficientes de calibración [2] y los valores de

captura del sensor que se encuentran adjuntos en los metadatos de cada imagen.

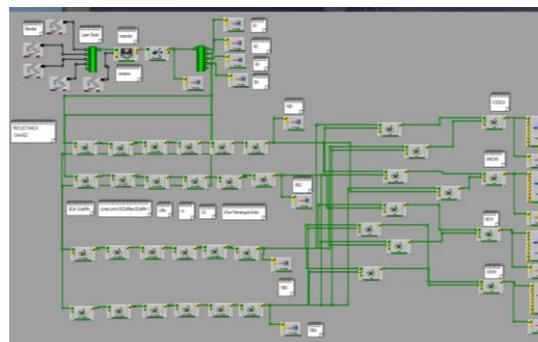


Figura 3. Estructura del modelo CAIN desarrollado para imágenes Landsat TM+

Con el fin de aumentar la velocidad de procesamiento, el modelo permite procesar un área definida a través de la extensión de un archivo o una capa de datos (Figura 4), este procedimiento se realiza de manera automática mediante el algoritmo CLIP, el cual extrae un subconjunto de un conjunto de datos que se cruza una región espacial especificada (cuena hidrográfica o termino municipal). CLIP recoge una capa raster, vector, mapa de bits o capas para crear un nuevo archivo de datos definidos por el usuario en regiones de interés. Esta región de corte puede ser definida por un archivo de imagen, capas clip o coordenadas definidas por el usuario. Los formatos de archivos de entrada y de salida son apoyados por la base de datos genéricos (GDB).

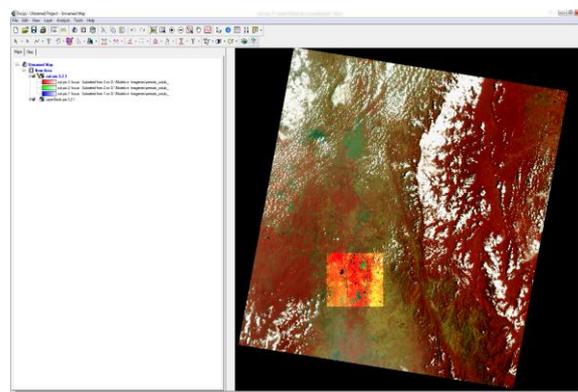


Figura 4. Recorte (Clip) del área de estudio LM5 (Path-Row 854, 1985-03-22)

Después de introducir la región de interés a procesar, se procede a desarrollar la corrección atmosférica anteriormente definida en las fórmulas de Chander [2] Dicho proceso se realiza mediante la estructuración en cadena de varios algoritmos ARI (Image channel arithmetic), los cuales realizan una serie de operaciones aritméticas entre dos canales de la imagen (ARI) o entre un canal de imagen y una constante escalar (ARICONST). Suma, resta, multiplicación, división,

<sup>2</sup> <http://www.pcigeomatics.com/>

operadores lógicos AND y OR, etc. Dichos operadores permiten expresar la integridad de cada fórmula de corrección con el fin de obtener como resultado una serie de capas raster que representan los valores de reflectancia TOA para cada una de las bandas (figura 5).

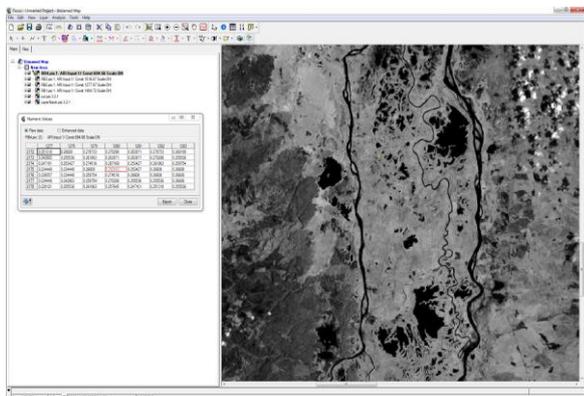


Figura 5. Reflectancia de cada una de las bandas (Banda 4 – IRC)

El último proceso de la fase 2 consiste en obtener cada uno de los índices espectrales o radiométricos empleados a partir de la modelación de las capas en el algoritmo MODEL (figura 6). Básicamente es un algoritmo que implementa un lenguaje de modelado de alto nivel que se utiliza para aplicaciones de SIG e imágenes de satélite. Se introduce el conjunto de ecuaciones (modelo) que describen cada uno de los índices empleados, los cuales procesan cada uno de los canales de datos de la imagen "capas" y atributos "constantes" que se deben combinar. Los resultados aparecen en nuevos canales de datos.

Las capas pueden incluir imágenes en bruto, modelos de elevación, clasificaciones, mapas digitalizados, o mapas de proximidad.

Todos los canales de la trama / capas están contenidos en un solo archivo PCIDSK. Los atributos de datos podrán conservarse en archivos de texto o como segmentos en el archivo un PCIDSK.

El texto que describe el modelo se puede leer en las ecuaciones que se aplican a cada píxel y en los datos de trama (figura 7).

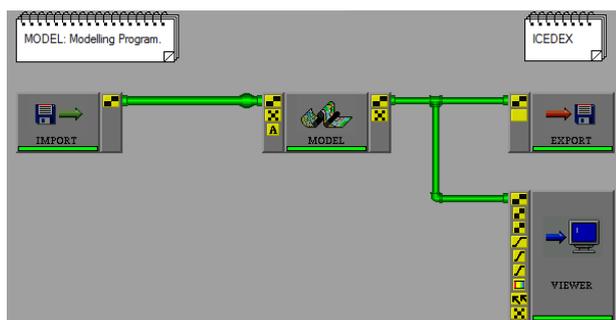


Figura 6. Modelación de las capas en el algoritmo MODEL

Debido a que las imágenes son a menudo de una calidad impredecible, es posible especificar los resultados de las operaciones no definidas en lugar de tener modelo, que permita rescindir inmediatamente después de la aplicación de una operación de ese tipo.

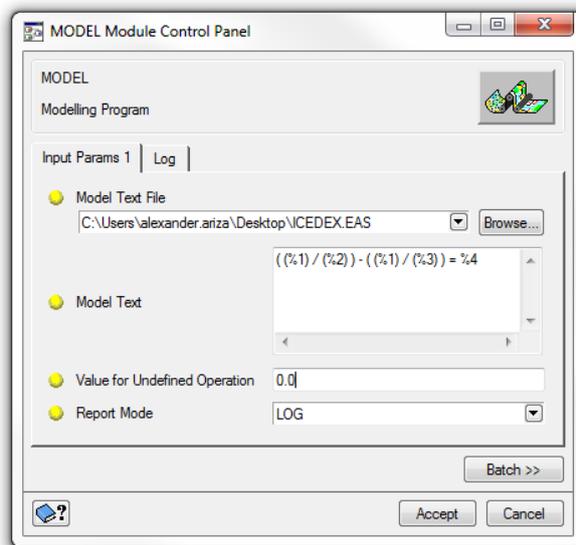


Figura 7. Panel de control en el módulo del algoritmo MODEL

Por Ejemplo, para el modelado del índice radiométrico de agua ICEDEX, partimos de la relación entre las bandas del Rojo (R), Infrarrojo Cercano (IRC) e Infrarrojo Medio (IRM). De este modo, la ecuación se obtiene a partir de la expresión:

$$((\%1) / \%2) - (\%1) / (\%3) = \%4$$

Siendo (%1) los valores de la banda del Rojo, (%2) los del Infrarrojo Cercano (IRC) y (%3) los del Infrarrojo Medio. De este modo, la banda que contendrá los valores resultantes del índice es denominada (%4).

## 4. Resultados

A partir de la configuración y estructuración del modelo CAIN, se obtiene una serie de imágenes raster monocromáticas y capas vector resultantes de la extensión de la lámina de agua asociada a la inundación. Estas capas contienen los valores de cada uno de los índices espectrales evaluados. En el caso del índice ICEDEX los valores más bajos cercanos a -1 (tonos oscuros), representan zonas relacionadas con la magnitud de la inundación, al contrario de las zonas más secas y otras coberturas (tonos claros) con valores cercanos a 1, ver figura 8.

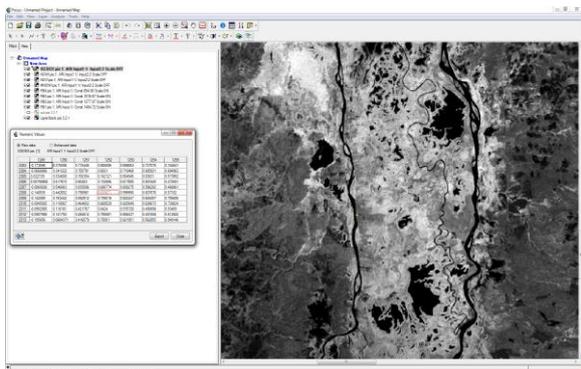


Figura 8. Índice de Agua ICEDEX

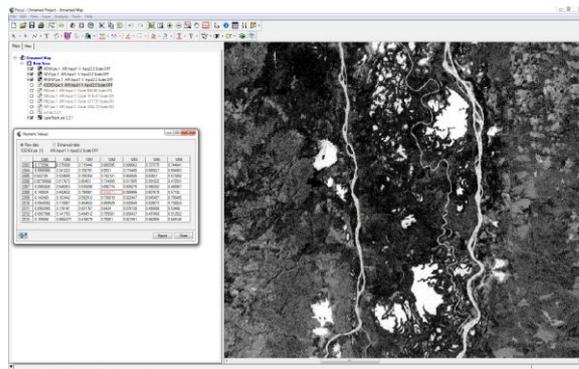


Figura 10. Índice de Agua Normalizado NDWI

Este mismo comportamiento radiométrico, se puede observar en el índice espectral NDVI, el cual tiene una alta correlación con los resultados extraídos del índice ICEDEX, aunque sus resultados se derivan de la relación entre las bandas del Rojo (R), Infrarrojo Cercano (IRC). Lo que lo hace un índice más sesgado con la respuesta a la vegetación a la humedad (figura 9).

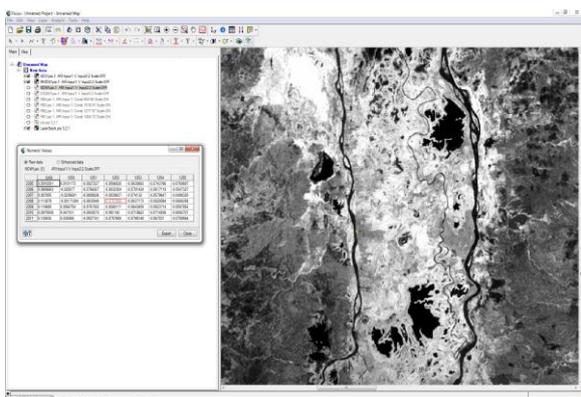


Figura 9. Índice de vegetación normalizado (NDVI)

El otro grupo de índices radiométricos (NDWI y MNDWI), poseen una interpretación inversa, ya que sus valores representan información de regiones del espectro diferente (500 nm – 800 nm), las cuales están más relacionadas con la absorción del agua en el contenido foliar. Estos índices maximizan la reflectancia del agua contra la absorción radiométrica de la vegetación y de suelo adyacente. De este modo los valores más bajos (negativos -1) están asociados a la vegetación, suelo y otras coberturas, mientras que los valores más altos (positivos 1) se asocian a las coberturas asociadas con un contenido de agua (figura 10 y 11).

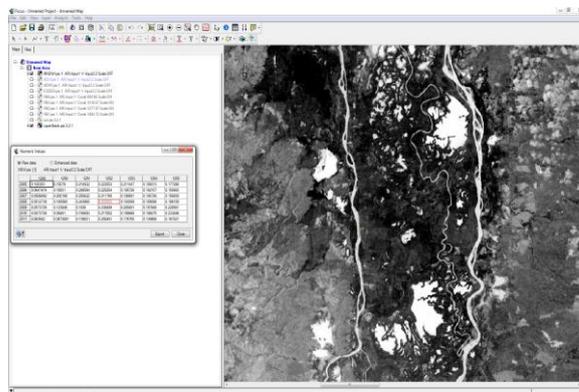


Figura 11. Índice de agua normalizado modificado (MNDWI)

A partir de un análisis estadístico de separabilidad medido a través del índice de Fisher [1], y cartografía de línea base asociada a cuerpos y láminas de agua, se evaluó la sensibilidad de clasificación de los índices espectrales a la detección de zonas asociadas a inundación.

El índice de Fisher cuantifica la capacidad de separabilidad de las características individuales evaluadas y se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$FDR = \sum_t^M \sum_{j \neq i}^M \frac{(\mu_i - \mu_j)}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2}$$

Donde  $\mu$  y  $\sigma$  es la media y varianza correspondiente a la característica evaluada para las clases  $G_i$  y  $G_j$  respectivamente. Las características con más alto índice de Fisher son más discriminantes que las que tienen menor índice. De esta manera se pudo observar que los valores derivados a partir del índice radiométrico MNDWI, presentaban un mayor ajuste y correlación al perímetro inundado. El MNDWI presentó un rango entre 0,508 y 0,932, conteniendo un 95% de la variabilidad de los valores del índice para las láminas de agua (Tabla 1).

INDICES ESPECTRALES	LAMINA DE AGUA				OTRAS COBERTURAS				Fisher
	Min	Max	Media	SD	Min	Max	Media	SD	
ANTES MNDWI	0,358	0,955	0,762	0,04	-0,646	0,691	-0,464	0,050	16,70084
ANTES NDWI	-0,08	0,926	0,429	0,143	-0,451	0,602	0,123	0,177	0,292613
ANTES ICEDEX*	-25,573	-0,579	-0,47784	0,277514	-2,248	14	0,500187	0,290514	1,683948
ANTES NDVI	-0,65	0,67	-0,368	0,166	-0,512	0,888	0,593	0,16	2,832887
DURANTE MNDWI	-0,371	0,998	0,862	0,065	-0,584	0,631	-0,422	0,054	13,85425
DURANTE NDWI	0,025	0,997	0,693	0,109	-0,526	0,52	-0,078	0,14	2,387313
DURANTE ICEDEX*	-0,371	0,998	0,5	0,290373	-0,584	0,631	0,958168	0,556472	0,247882
DURANTE NDVI	-0,578	0,66	-0,33	0,121	-0,563	0,812	0,315	0,135	1,625098
DESPUES MNDWI	-0,754	0,877	0,537	0,213	-0,998	0,302	-0,59	0,061	4,635507
DESPUES NDWI	-0,164	0,9	0,508	0,177	-0,389	0,537	0,133	0,145	0,436724
DESPUES ICEDEX*	-17,715	6,964	0,499991	0,290386	-1,562	9,616	0,500138	0,290325	3,7E-08
DESPUES NDVI	-0,633	0,803	-0,197	0,254	-0,187	0,843	0,525	0,147	1,29996

Tabla 1. Valores de separabilidad según el Índice de Fisher

Los resultados de este análisis mostraron que se presenta una gran dimensión en la distribución de los valores del índice espectral MNDWI, evidenciando una mayor separabilidad en las láminas de agua de otras coberturas (figura 12).

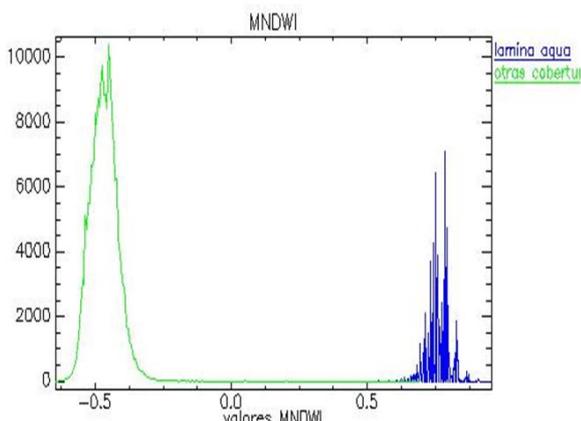


Figura 12. Evaluación de la separabilidad del MNDWI, según el Índice de Fisher

Una vez obtenidas las imágenes de los índices espectrales para cada fecha y sensor, se procedió a la extracción automática de cuerpos de agua mediante la digitalización de capas vectoriales en cada una de las imágenes. Los valores utilizados para esta delimitación, fueron los obtenidos a partir de los umbrales evaluados por el análisis estadístico de separabilidad (entre: 0,508 y 0,932).

La figura 13 muestra los polígonos resultantes en color azul de los cuerpos de agua asociados a la inundación en el noroeste colombiano a finales de 2010 y cuyas extensiones fueron extraídas a partir del uso de imágenes de satélite Landsat ETM+ corregidas atmosféricamente para la obtención de índices radiométricos mediante el empleo del modelo automático CAIN.

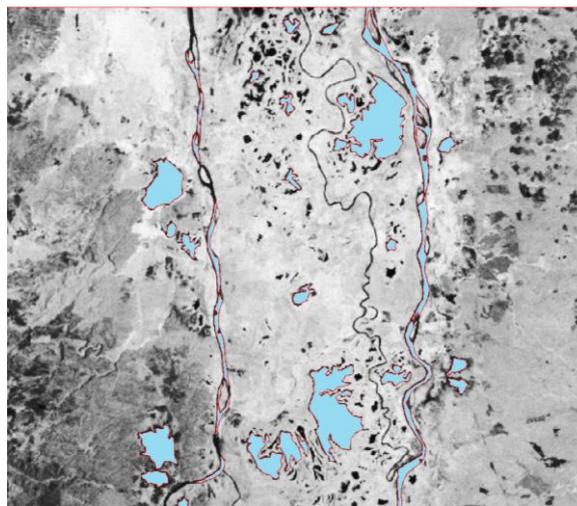


Figura 13. Clasificación automática de cuerpos de agua usando MNDWI

Finalmente y como resultado del modelo desarrollado se expone uno de los productos finales de la fase 3, en donde se mapean los cuerpos o láminas de agua relacionadas a fenómenos de inundaciones, las cuales son el resultado del análisis del índice espectral MNDWI creado bajo el uso del modelo automático CAIN (Corrección Atmosférica e Índices de Inundación).

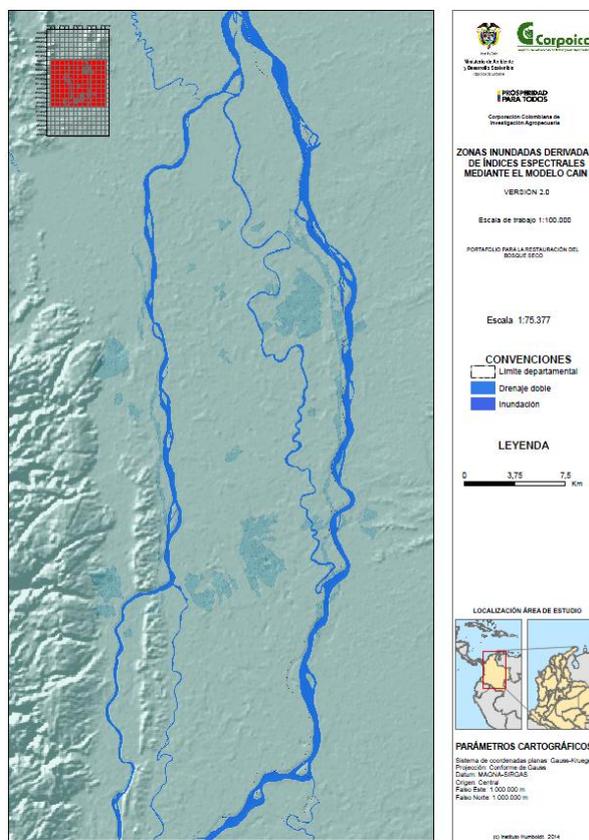


Figura 14. Mapa de zonas inundadas derivadas del índice espectral MNDWI. (Modelo CAIN)

## Conclusiones

El modelo CAIN resulta ser una gran herramienta de análisis muy flexible en fenómenos de inundaciones, ya que no solo se puede implementar su uso en imágenes de sensores del tipo Landsat, sino que también se puede adaptar a la mayoría de sensores remotos de tipo óptico.

El modelo CAIN permite optimizar los tiempos de procesamiento de corrección atmosférica y obtención de índices espectrales en más de un 50% aproximadamente, tardando un promedio de 5 minutos por cada escena Landsat ETM+ analizada a una escala de (1:100.000), lo que beneficia los tiempos de trabajo cuando se realiza este tipo de procesamientos de alta producción y gran volumen de datos.

El modelo CAIN permite dar una respuesta rápida en la evaluación de fenómenos de inundación. Datos muy valiosos en la gestión del riesgo y manejo de desastres a la hora de priorizar áreas estratégicas de intervención.

Aunque el modelo CAIN se encuentra en una etapa experimental, se pudo comprobar que es viable su integración e implementación en un módulo de extensión propio a modo de herramienta (tool), en cualquier software de procesamiento de imágenes o de análisis geográfico.

## Agradecimientos

Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica (CIAF) perteneciente al Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC).

Grupo Interno de trabajo de Percepción Remota y Aplicaciones Geográficas GIT (PR y AG) perteneciente al CIAF.

Corporación Colombiana de Investigación Agropecuaria (CORPOICA)

UN-SPIDER (United Nations Platform for Space-based Information for Disaster Management and Emergency Response)

## Referencias

- [1] Brosnan, T. and D.W. Sun. (2004) Improving quality inspection of food products by computer vision: a review. *J. Food Eng.* 61(1):3-16.
- [2] Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903. doi:10.1016/j.rse.2009.01.007
- [3] Chavez, P. S. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved, 62(9), 1025–1036.
- [4] Escribano, P. (2009). Integración de Técnicas Espectrales para la Detección y Cuantificación de Tipos de Cubierta en Ecosistemas Áridos - Biología Vegetal y Ecología. Armería, España.
- [5] Gao, BC (1996). NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT*, 58(3), 257-266
- [6] Geomatics, P. (2013). Atmospheric Correction (with ATCOR), 3–5.
- [7] John T T R Arnett, et al. (2014). Detecting Stand Replacing Disturbance using RapidEye Imagery: a Tasseled Cap Transformation and modified Disturbance Index. *Canadian Journal of Remote Sensing Journal Canadien de Teledetection*.
- [8] Lei Ji, Li Zhang y Bruce Wylie. Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 2009.
- [9] Moran, M. S., Jackson, R. D., Slater, P. N., & Teiuet, P. M. (1992). Evaluation of Simplified Procedures for Retrieval of Land Surface Reflectance Factors from Satellite Sensor Output, 184, 169–184.
- [10] Moré, G., Pons, X., Cristóbal, J., & Gonzalez, L. P. O. (1988). Corrección radiométrica automática de imágenes Landsat TM mediante áreas pseudoinvariantes y modelización MODTRAN, 67–73.
- [11] Ren, J., Chen, Z., Zhou, Q., & Tang, H. (2008). Regional yield estimation for winter wheat with MODIS-NDVI data in Shandong, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10(4), 403–413. doi:10.1016/j.jag.2007.11.003
- [12] Sabins F. F. Jr. (1978): Remote sensing principles and interpretation. - 426 pp., San Francisco (Freeman).
- [13] Street, W. W., Hill, R., & Lb, C. (2003). PCI Modeler, (May).

- [14] Sutter, S. (2010). Aplicación de índices espectrales al estudio de cubiertas superficiales en el PNTD, 1–77.
- [15] Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, 8(2), 127-150.
- [16] Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025–3033. doi:10.1080/01431160600589179

---

Mini biografía Autor 3.

Sergio Alejandro Rojas. Ing. En Telecomunicaciones y especialista en Sistemas de Información Geográfica. Experto Asociado – CIAF – Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica. IGAC. Instituto Geográfico Agustín Codazzi.

---

Mini biografía Autor 4.

Héctor Mauricio Ramírez Daza. M.Sc . Forestal. Universidad Distrital “Francisco José de Caldas”, Magister en Geografía, Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia; Coordinador del Grupo de Percepción Remota del – CIAF – IGAC - Instituto Geográfico Agustín Codazzi.

*Dirección de Contacto del Autor/es:*  
Alexander Ariza  
Colegios, 2; 28801-Alcalá de Henares  
Madrid, España  
[aax21161@alu.uah.es](mailto:aax21161@alu.uah.es)

Sergio Andrés García Jiménez  
Instituto Geográfico Agustín Codazzi – IGAC  
Bogotá D. C, Colombia  
[sergio.garcia@igac.gov.co](mailto:sergio.garcia@igac.gov.co)  
[www.igac.gov.co](http://www.igac.gov.co)

Sergio Alejandro Rojas  
Instituto Geográfico Agustín Codazzi – IGAC  
Carrera 30 No 48 – 51  
Bogotá D. C, Colombia  
[sergio.rojas@igac.gov.co](mailto:sergio.rojas@igac.gov.co)

Héctor Mauricio Ramírez Daza  
Instituto Geográfico Agustín Codazzi – IGAC  
Carrera 30 No 48 – 51  
Bogotá D. C, Colombia  
[hramirez@Igac.gov.co](mailto:hramirez@Igac.gov.co)

---

Mini Biografía Autor 1.

Alexander Ariza. Ph.D.(c) en Cartografía SIG y Teledetección. Profesor Adjunto en el programa: Maestría en Teledetección de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura. Universidad Católica de Manizales. (Manizales, Colombia.)

---

Mini biografía Autor 2.

Sergio Andrés García Giménez. M.Sc. en Ingeniería de Sistemas Bioambientales. Universidad Nacional de Taiwán. – CIAF – Centro de Investigación y Desarrollo en Información Geográfica. IGAC. Instituto Geográfico Agustín Codazzi.