

# Un Algoritmo de Segmentación Supervisado para la Clasificación de Cultivos Basado en Histogramas Usando Imágenes Satelitales.

Francisco E. Oliva<sup>1,\*</sup>, Oscar S. Dalmau<sup>2</sup>, Teresa E. Alarcón<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Centro Universitario de los Valles, Universidad de Guadalajara, Jalisco, México

{francisco.oliva, teresa.alarcon}@profesores.valles.udg.mx

<sup>2</sup>Centro de Investigación en Matemáticas, Guanajuato, México

dalmau@cimat.mx



# Presentación

- Trabajos previos
- Algoritmo propuesto
- Experimentos, resultados y discusiones.
- Conclusiones y trabajo futuro.

# Trabajos previos

## ➤ Redes Neuronales Artificiales (RNA)<sup>[1,2]</sup>

- [1] Wang, H., Zhang, J., Xiang, K., Liu, Y.: Classification of remote sensing agricultural image by using artificial neural network. In: International Workshop on Intelligent Systems and applications, pp. 1–4 (2009).
- [2] Kavzoglu, T., Mather, P.M.: The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification. *Int. J. Remote Sensing* 24(23), 4907–4938 (2003).

## ➤ Maximum Likelihood (ML)<sup>[3,4]</sup>

- [3] Omkar, S.N., Senthilnath, J., Mudigere, D., Kumar, M.M.: Crop classification using biologically-inspired techniques with high resolution satellite image. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 36(2), 175–182 (2008).
- [4] Duda, R.O., Hart, P.E.: *Pattern Classification and Scene Analysis*. Wiley (1973).

# Previous works

## ► Particle Swarm Optimization (PSO), K-means clustering algorithm and Minimum Euclidean Distance (MED) [5]

- [5] Su, B., Noguchi, N.: Agricultural land use information extraction in miyajimanuma wetland area based on remote sensing imagery. *Environmental Control in Biology* 50(3), 277–287 (2012).

## ► Echo Spectral Spatial (ESS) [6,7]

- [6] Kettig, R.L., Landgrebe, D.A.: Computer classification of remotely sensed multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics* 14(1), 19–26 (1976).
- [7] Landgrebe, D.: The development of a spectral-spatial classifier for earth observational data. *Pattern Recognition* 12(3), 165–175 (1980).

## ► Gauss-Markov Measure Field (GMMF)[8]

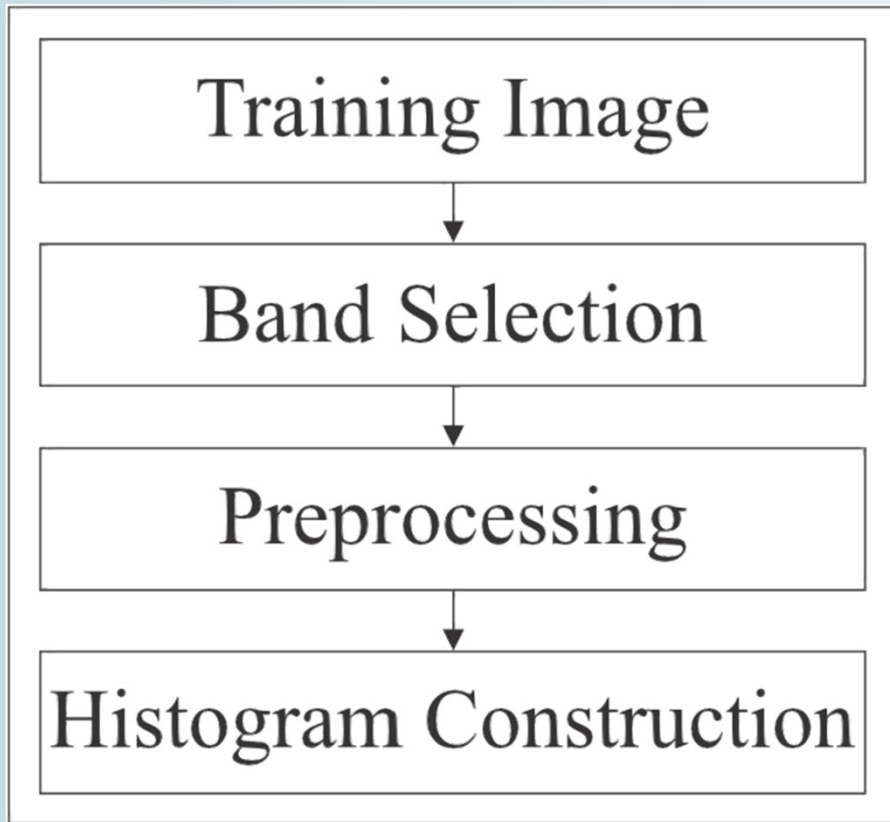
- [8] Jose, L., Marroquin, S.B., Calderon, F., Vemuri, B.C.: The mpm-map algorithm for image segmentation. *Pattern Recognition* 1, 303–308 (2000).

## ► Índices de Vegetación (VIs)

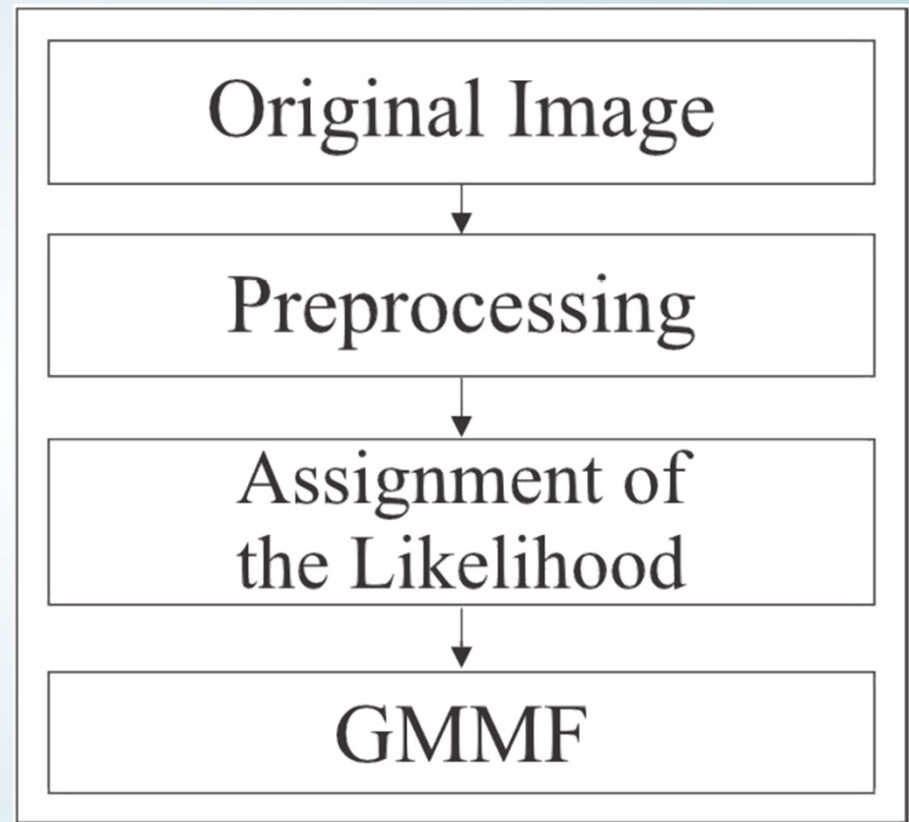
# Algoritmo propuesto

- Un algoritmo supervisado que utiliza un método estratégico de segmentación, con el objetivo de reconocer diferentes tipos de cultivos en imágenes de satélite.

# Etapas del algoritmo



1) Etapa de entrenamiento



2) Etapa de segmentación

# Etapa de entrenamiento

# 1) Imagen de entrenamiento

## Características de la imagen

- 2517 x 2800 píxeles
- Landsat-5 Thematic Mapper (TM).
- Resolución espectral de 7 bandas
- Resolución de 30 metros
- Resolución radiométrica de  $2^8$
- Imagen proporcionada por el Instituto de Información Territorial del Estado de Jalisco, (IITEJ).

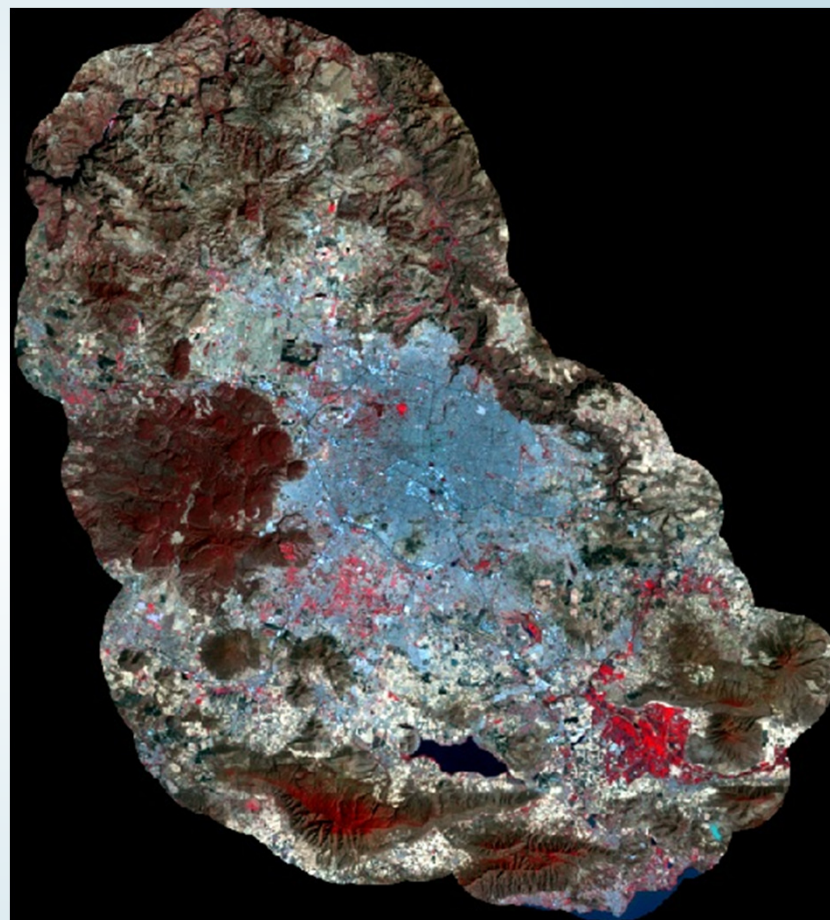
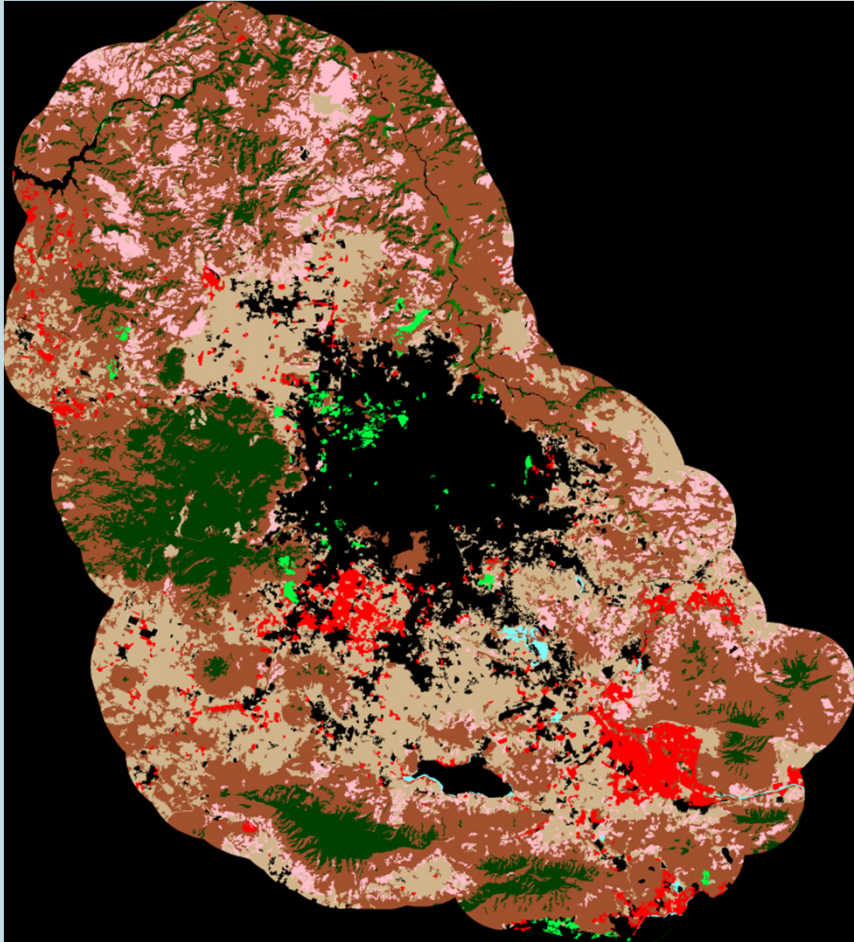


Imagen satelital de Jalisco, México (2011).



## Tipos de cultivos estudiados en esta propuesta.



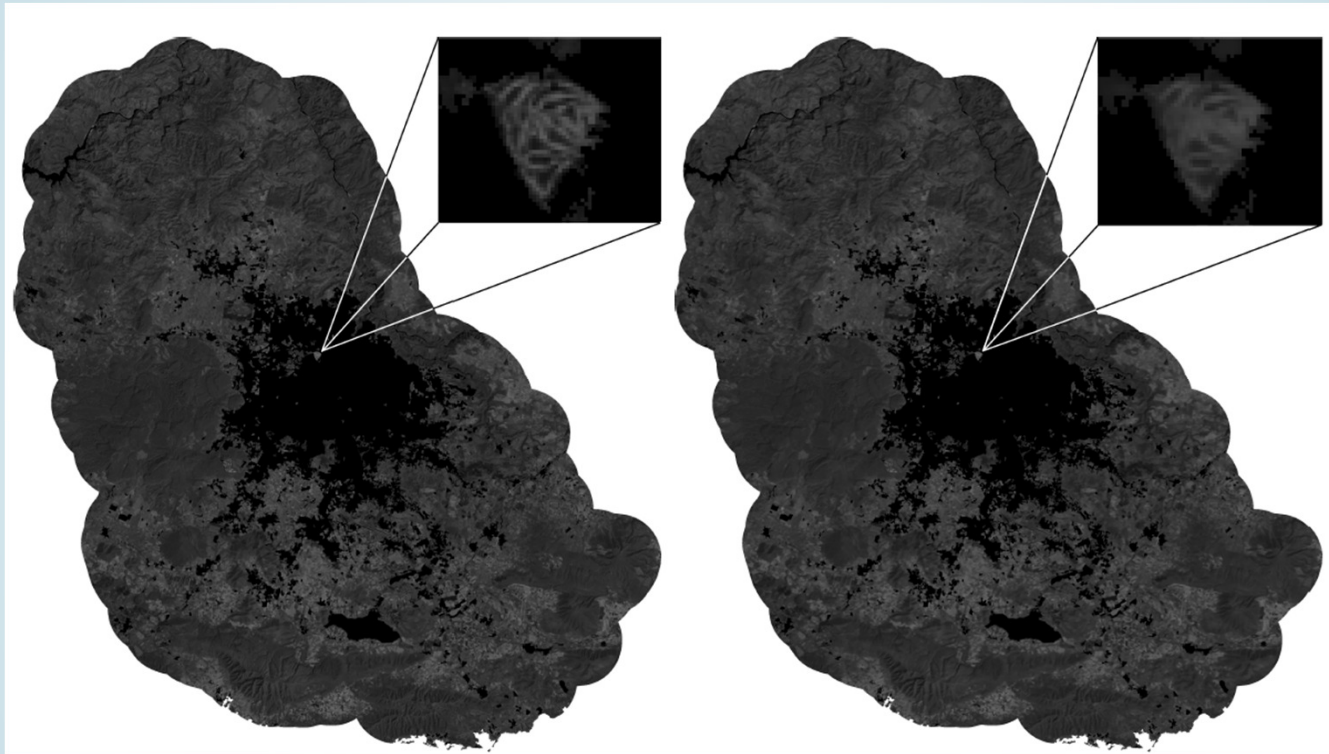
Clase	Vegetación
C1	■ Agricultura de riego
C2	■ Agricultura de temporal
C3	■ Bosque
C4	■ Matorral
C5	■ Pastizal
C6	■ Área verde
C7	■ Vegetación acuática
C8	■ Vegetación riparia

## 2) Selección de bandas (TM432)

Thematic Mapper (TM) Bands	Wavelength ( $\mu\text{m}$ )	Features
TM1	0.45 - 0.52	B (Blue)
TM2	0.52 - 0.60	G (Green)
TM3	0.63 - 0.69	R (Red)
TM4	0.76 - 0.90	near infrared
TM5	1.55 - 1.75	mid-infrared
TM6	10.4 - 12.50	thermal infrared
TM7	2.08 - 2.35	mid-infrared

Bandas espectrales sensor Lansat-5 Thematic Mapper (TM)

### 3) Pre-procesamiento (Filtros bilaterales)



a) Imagen original

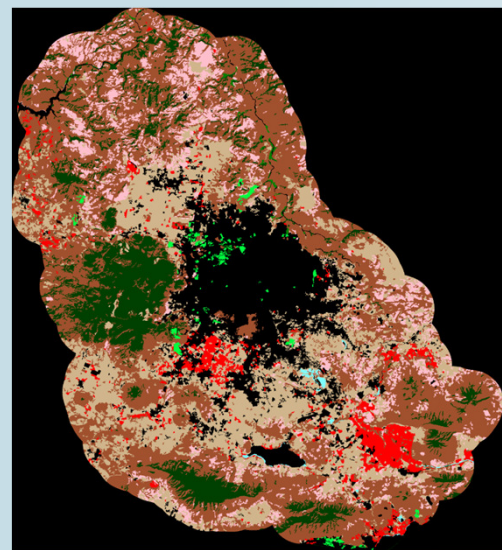
b) Imagen filtrada

- [8] Jose, L., Marroquin, S.B., Calderon, F., Vemuri, B.C.: The mpm-map algorithm for image segmentation. Pattern Recognition 1, 303–308 (2000).

Entrenamiento

## 4) Construcción del histograma

Ground Truth



$$h_k^{3D}(x) = \frac{n_k(x)}{T_k} \quad (1)$$

Voxel

$k = 1, 2, 3, \dots, K$

Proceso de difusión

$$h_k^{3D}(x) = \frac{\sum_{y \in \mathcal{V}_x} h_k^{3D}(y)}{|\mathcal{V}_x|} \quad (2)$$

Histograma normalizado

$$v_k(x) = \frac{h_k^{3D}(x)}{t(x)} \quad (3)$$

# segmentación

## Vector de verosimilitudes

$$\hat{v}_k(r) = v_k(g_2(r), g_3(r), g_4(r)) \quad (4)$$

 Vector de verosimilitudes normalizado, derivado del histograma en 3-D

## Segmentación

# GMMF (Gauss-Markov Measure Field)<sup>[8]</sup>

- Es derivado de los clásicos discretos campos aleatorios de Markov, que son muy ampliamente utilizados en el procesamiento de imágenes para resolver (ill-posed problems). El modelo GMMF es un estimator de distribuciones marginales.

Funcional de GMMF

$$U(p) = \sum_{r \in \mathcal{L}} \|p(r) - \hat{v}(r)\|^2 + \lambda \sum_{\langle r, s \rangle} \|p(r) - p(s)\|^2 \quad (5)$$

$\hat{v}(r)$  = Vector de verosimilitudes normalizado en el pixel  $r$

$p(r)$  = Distribución marginal empírica

$$p_k(r) = \frac{\hat{v}_k(r) + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} p_k(s)}{1 + \lambda |\mathcal{N}_r|} \quad (6)$$

$$f(r) = \arg \max_{k \in \{1, 2, \dots, K\}} p_k(r) \quad (7)$$

•[8] Jose, L., Marroquin, S.B., Calderon, F., Vemuri, B.C.: The mpm-map algorithm for image segmentation. Pattern Recognition 1, 303–308 (2000).

# Experimentos y resultados

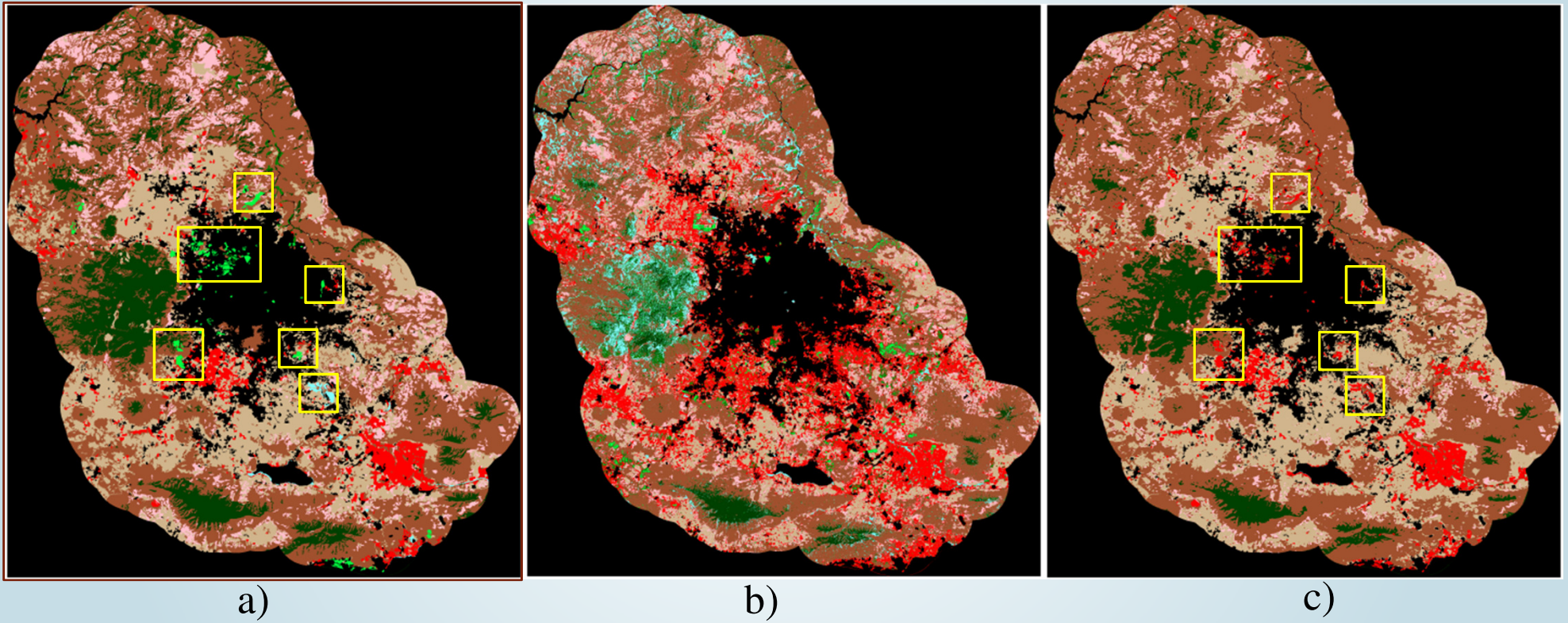


# Resultados numéricos aplicados a diferentes métodos de clasificación

Tabla 1

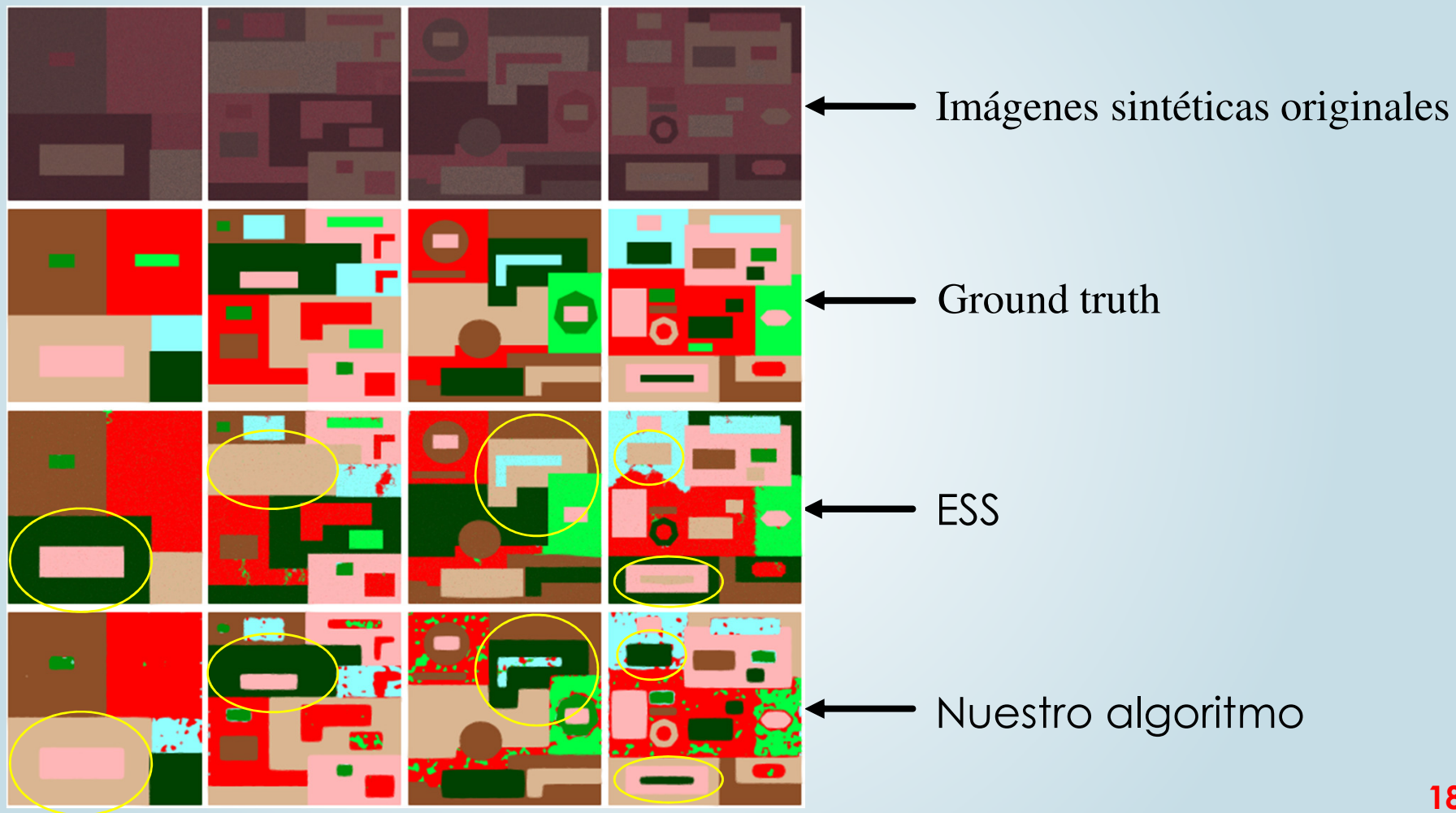
Method	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	OverAll Accuracy	Kappa
ESS	0.80	0.41	0.31	0.75	0.56	0.09	0.18	0.09	0.7773	0.6880
FLL	0.43	0.35	0.39	0.74	0.79	0.10	0.36	0.16	0.7770	0.6867
ML	0.54	0.40	0.30	0.73	0.61	0.11	0.29	0.29	0.7676	0.6751
MED	0.15	0.22	0.53	0.77	0.89	0.11	0.24	0.13	0.7721	0.6768
The Proposal	0.75	0.90	0.65	0.90	0.45	0.003	0.03	0.0003	0.8962	0.8499

# Resultados de la segmentación (imagen real)



(a) Ground truth, (b) segmentation obtenida con ESS, (c) segmentation obtenida con el algoritmo propuesto

# Resultados de la segmentación en imágenes sintéticas



# Resultados numéricos en imágenes sintéticas

Tabla 2

Segmentation results for synthetic images using ESS										
Image	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	OverAll Accuracy	Kappa
I1	0.94	0.97	0.98	0.97	0.98	0.90	0.98	0.49	0.952	0.942
I2	0.87	0.97	0.98	0.97	0.98	0.89	0.96	0.49	0.934	0.921
I3	0.95	0.98	0.98	0.96	0.98	0.97	0.97	0.01	0.942	0.927
I4	0.95	0.98	0.98	0.97	0.98	0.96	0.98	0.32	0.951	0.939

Tabla 3

Segmentation results for synthetic images using our proposal										
Image	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	OverAll Accuracy	Kappa
I1	0.998	1.000	0.993	0.998	0.998	0.021	0.845	0.884	0.974	0.967
I2	0.977	1.000	0.995	0.982	0.989	0.264	0.806	0.800	0.947	0.936
I3	0.815	0.998	0.991	0.989	0.988	0.833	0.704	0.919	0.942	0.928
I4	0.913	0.992	0.987	0.988	0.991	0.691	0.856	0.736	0.928	0.913

# Conclusiones

- El algoritmo propuesto toma en cuenta la información del pixel junto con la información contextual de los pixeles vecinos. El algoritmo está basado en la información del histograma y un método probabilístico llamado GMMF. Estamos abordando la investigación actual con otros métodos probabilísticos que tienen mayor complejidad computacional, pero más precisa y robusta cuando las características de los objetos a reconocer sean similares, es decir el Problema de las clases 6, 7 y 8.

# Clasificación de Diferentes Tipos de Vegetación, Combinando Dos Fuentes de Información a Traves de un Método de Segmentación Probabilístico.



Francisco E. Oliva<sup>1,\*</sup>, Oscar S. Dalmau<sup>2</sup>, Teresa E. Alarcón<sup>3</sup>,  
Miguel De-La-Torre<sup>4</sup>

<sup>1,3,4</sup>Centro Universitario de los Valles, Universidad de Guadalajara, Jalisco, México  
{ francisco.oliva, teresa.alarcon,miguel.delatorre } @profesores.valles.udg.mx

<sup>2</sup>Centro de Investigación en Matemáticas, Guanajuato, México  
dalmau@cimat.mx



# Nuevo Algoritmo propuesto

- Un nuevo modelo de segmentación probabilístico que nos permite combinar más de una verosimilitud. El algoritmo se utiliza para identificar tipos de vegetación en imágenes de satélite Landsat 5

# Etapas del algoritmo

- 1) Entrenamiento
- 2) Construcción de las 2 verosimilitudes
- 3) Segmentación



# Entrenamiento

Etapas de entrenamiento

# 1) Imagen de entrenamiento

## Características de la imagen

- 2517 x 2800 píxeles
- Landsat-5 Thematic Mapper (TM).
- Resolución espectral de 7 bandas
- Resolución de 30 metros
- Resolución radiométrica de  $2^8$
- Imagen proporcionada por el Instituto de Información Territorial del Estado de Jalisco, (IITEJ).

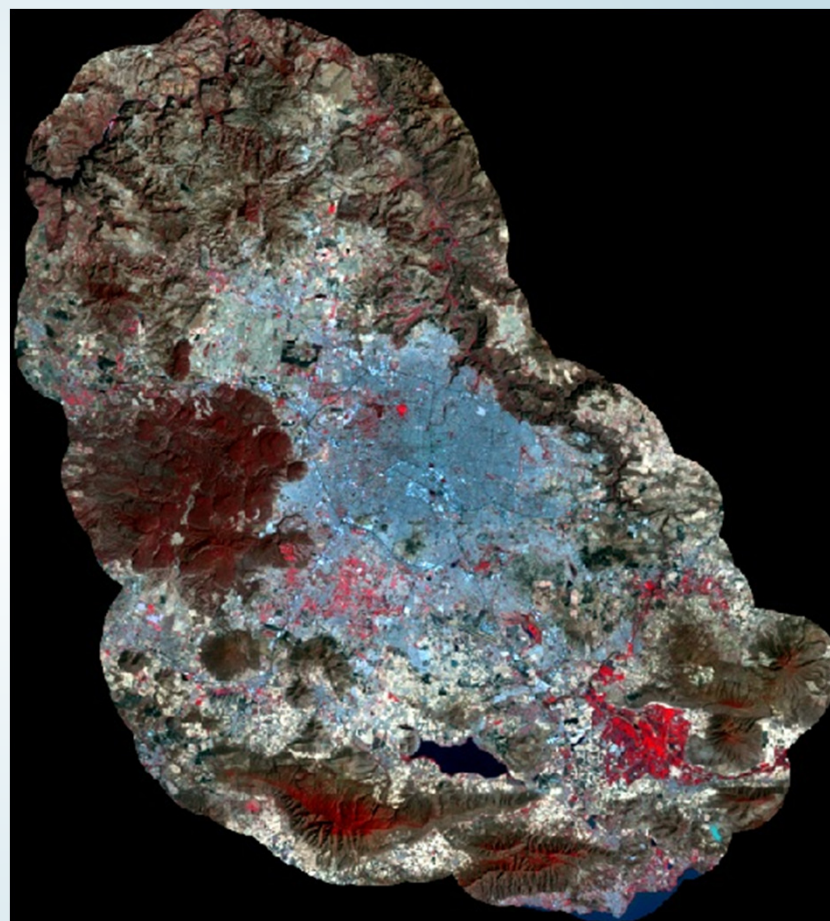
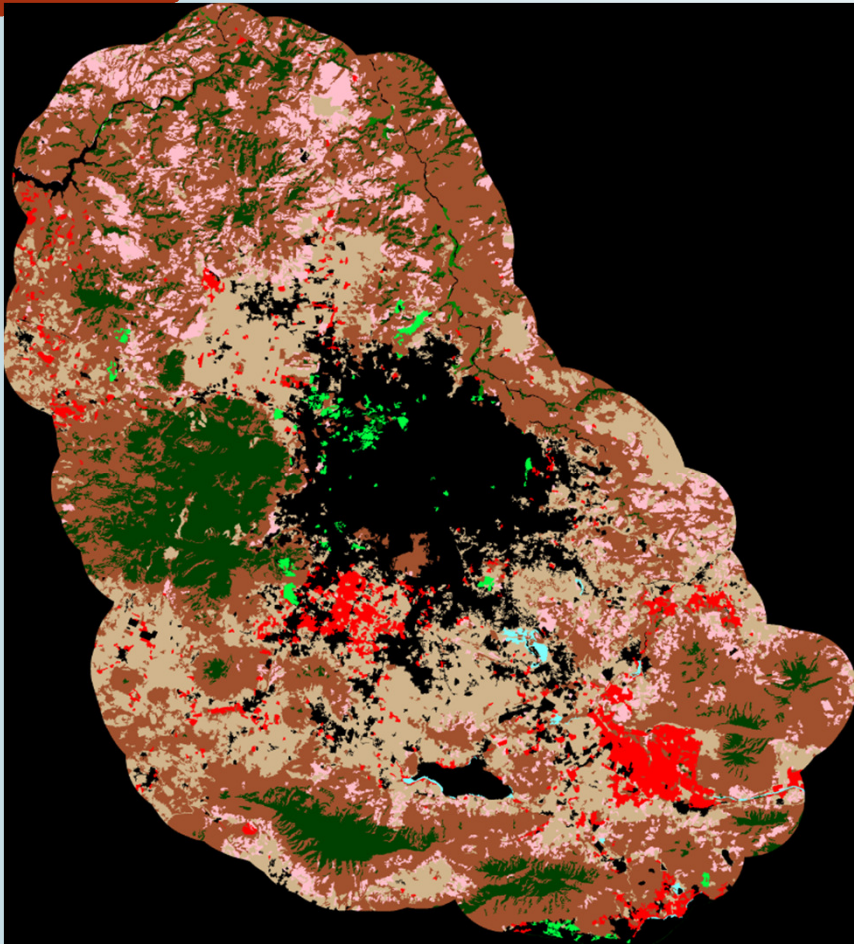


Imagen satelital de Jalisco, México (2011).

## Tipos de cultivos estudiados en esta propuesta.



Clase	Vegetación
C1	■ Agricultura de riego
C2	■ Agricultura de temporal
C3	■ Bosque
C4	■ Matorral
C5	■ Pastizal
C6	■ Área verde
C7	■ Vegetación acuática
C8	■ Vegetación riparia

# Bandas espectrales TM4321

Thematic Mapper (TM) Bands	Wavelength ( $\mu\text{m}$ )	Features
TM1	0.45 - 0.52	B (Blue)
TM2	0.52 - 0.60	G (Green)
TM3	0.63 - 0.69	R (Red)
TM4	0.76 - 0.90	near infrared
TM5	1.55 - 1.75	mid-infrared
TM6	10.4 - 12.50	thermal infrared
TM7	2.08 - 2.35	mid-infrared

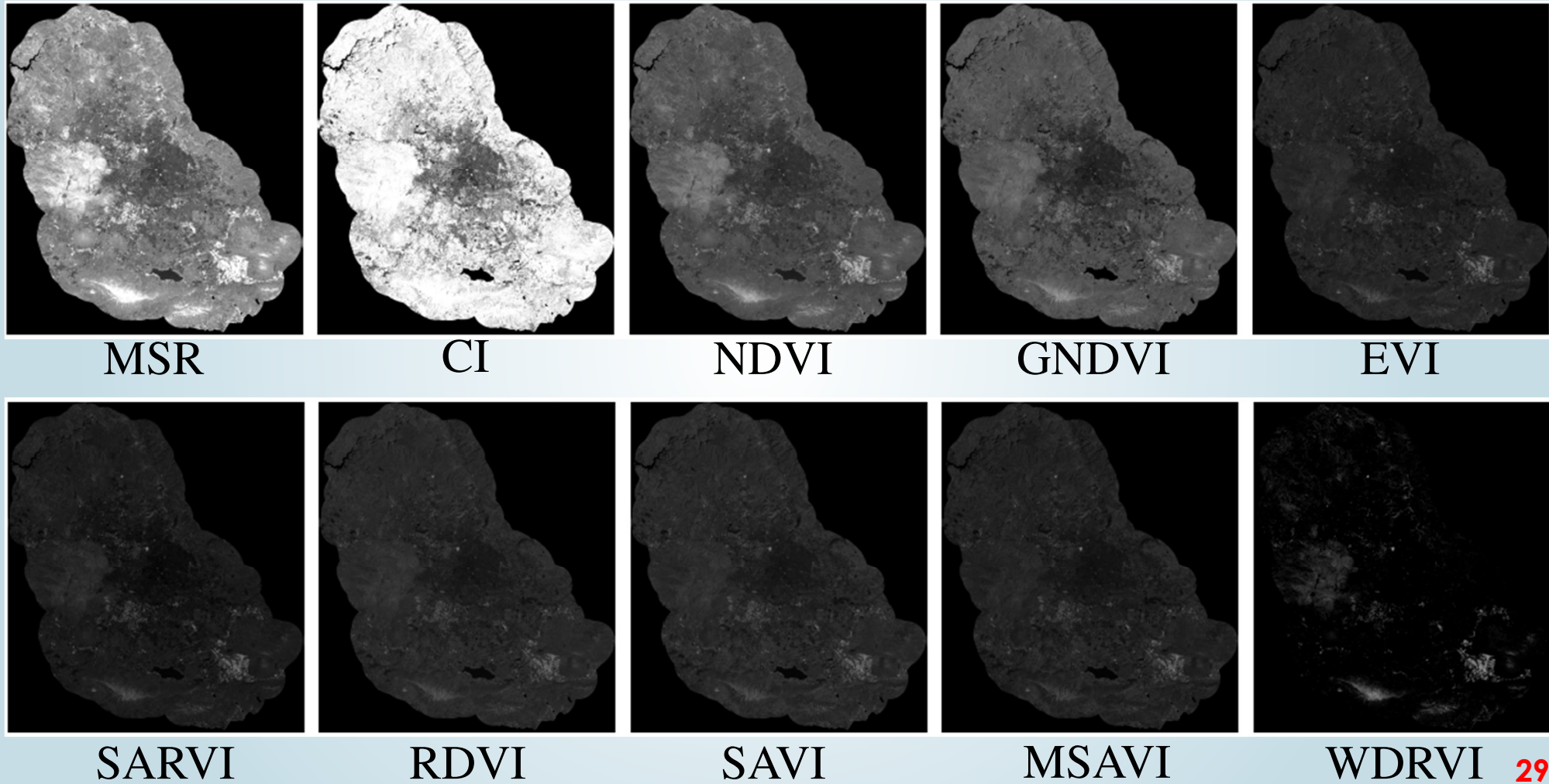
Bandas espectrales del Sensor Lansat-5 Thematic Mapper (TM)

# Índices de vegetación utilizados

## Spectral Vegetation index Equation

MSR [11]	$\frac{\frac{\rho_{NIR} - 1}{\rho_r}}{\sqrt{\frac{\rho_{NIR}}{\rho_r} + 1}}$	<b>Reflectance Values</b> $\rho_r$ = (red) $\rho_g$ = (green) $\rho_b$ = (blue) $\rho_{NIR}$ = (Infrared)
CI [5]	$\frac{\rho_{NIR} - 1}{\rho_g}$	
NDVI [30]	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_r}{\rho_{NIR} + \rho_r}$	
GNDVI [29]	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_g}{\rho_{NIR} + \rho_g}$	
EVI [7]	$2.5 \left[ \frac{\rho_{NIR} - \rho_r}{1 + \rho_{NIR} + 6\rho_r - 7.5(\rho_b)} \right]$	
SARVI [14]	$\frac{(1+L)(\rho_{NIR} - \rho_{rb})}{(\rho_{NIR} + R_{rb} + L)}$ $\rho_{rb} = \rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r)$	
RDVI [11]	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_r}{\sqrt{\rho_{NIR} + \rho_r}}$	
SAVI [12]	$\frac{(1+L)(\rho_{NIR} - \rho_r)}{\rho_{NIR} + \rho_r + L}$	
MSAVI [2]	$\frac{1}{2} \left[ (2\rho_{NIR} + 1) - \sqrt{(2\rho_{NIR} + 1)^2 - 8(\rho_{NIR} - \rho_r)} \right]$	
WDRVI [6]	$\frac{\alpha \times \rho_{NIR} - \rho_r}{\alpha \times \rho_{NIR} + \rho_r}$	

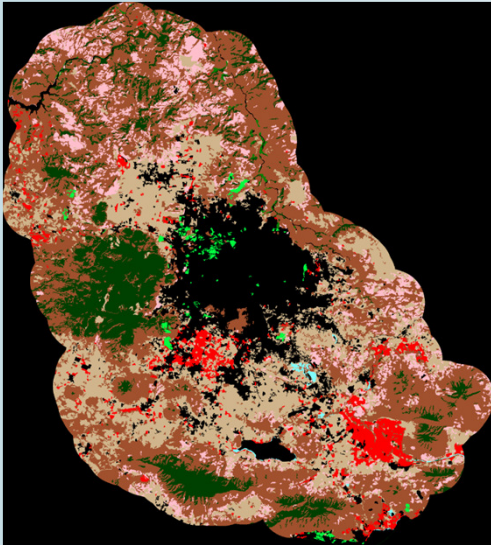
# Imágenes de los 10 índices de vegetación calculados



Training Stage

# Construcción de los histogramas

Ground Truth



$$h(x_1, x_2, x_3; k) \propto N(x_1, x_2, x_3; k), \quad (1)$$

$$\sum_{x_1, x_2, x_3} h(x_1, x_2, x_3; k) = 1, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \quad (2)$$

$\mathcal{K}$  = Número de clases       $(x_1, x_2, x_3)$  = 3D Vector de características

$N(x_1, x_2, x_3; k)$  = Número de veces en que el vector de características aparece en k

## Se construyeron 2 histogramas

- 1.-  $h_{SB}(\dots; \cdot)$  = Histograma de bandas espectrales (TM234)
- 2.-  $h_{PV}(\dots; \cdot)$  = Histograma de Indices de Vegetación (3 CP)

# Construcción de los dos vectores de verosimilitudes



Creación de las dos verosimilitudes

# Verosimilitud de 2 fuentes de información

1. Histograma de bandas espectrales  $v_k^1(r) \propto h_{SB}(x_1(r), x_2(r), x_3(r); k),$  (3)
2. Histogramas de índices de Vegetation  $v_k^2(r) \propto h_{PV}(y_1(r), y_2(r), y_3(r); k),$  (4)

$(x_1(r), x_2(r), x_3(r))$  ← Vector de verosimilitudes obtenido

$$v_k(r) \propto h(x_1(r), x_2(r), x_3(r); k), \quad (5)$$

$$\text{such that } \sum_{k \in \mathcal{K}} v_k(r) = 1$$

# Segmentación

# Segmentación

Método de segmentación probabilística basada en el algoritmo GMMF [5] que nos permite combinar 2 verosimilitudes que provienen de 2 fuentes diferentes de información.

Funcional

$$p^* = \arg \min_p \sum_{r \in \mathcal{L}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{i=1}^2 \omega_i(r) (p_k(r) - v_k^i(r))^2 + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} (p_k(r) - p_k(s))^2 \quad (6)$$

$\omega_i(r)$  = Función de peso

$v^i(r)$  = Verosimilitud que proviene de la  $i$ -th esima fuente

$\mathcal{N}_r$  = Los pixels vecinos del pixel  $r$

$$\omega_i(r) = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{E}(v^i(r)) < \mathcal{E}(v^{3-i}(r)) \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (7)$$

$\mathcal{E}(\cdot)$  = Medida de entropía

Solución al problema de optimización

$$p_k(r) = \frac{\sum_{i=1}^2 \omega_i(r) v_k^i(r) + \lambda \sum_{s \in \mathcal{N}_r} p_k(s)}{1 + \lambda |\mathcal{N}_r|} \quad (8)$$

Construcción de la segmentación

$$s(r) = \arg \max_{k \in \mathcal{K}} p_k(r), \quad \forall r \in \mathcal{L}. \quad (9)$$

•[5]Jose, L., Marroquin, S.B., Calderon, F., Vemuri, B.C.: The mpm-map algorithm for image segmentation. Pattern Recognition 1, 303–308 (2000).

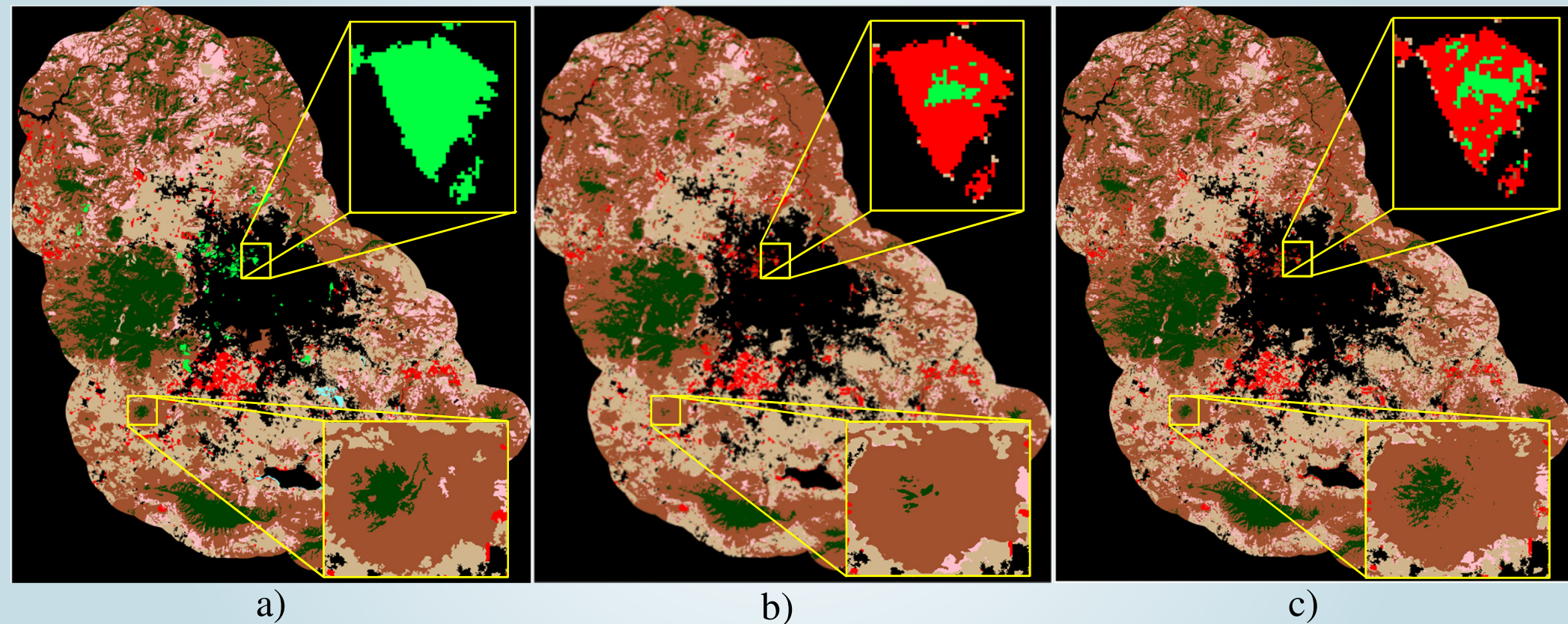
# Experimentos, resultados y discusiones

# Resultados numéricos de diferentes métodos de clasificación

Tabla 1

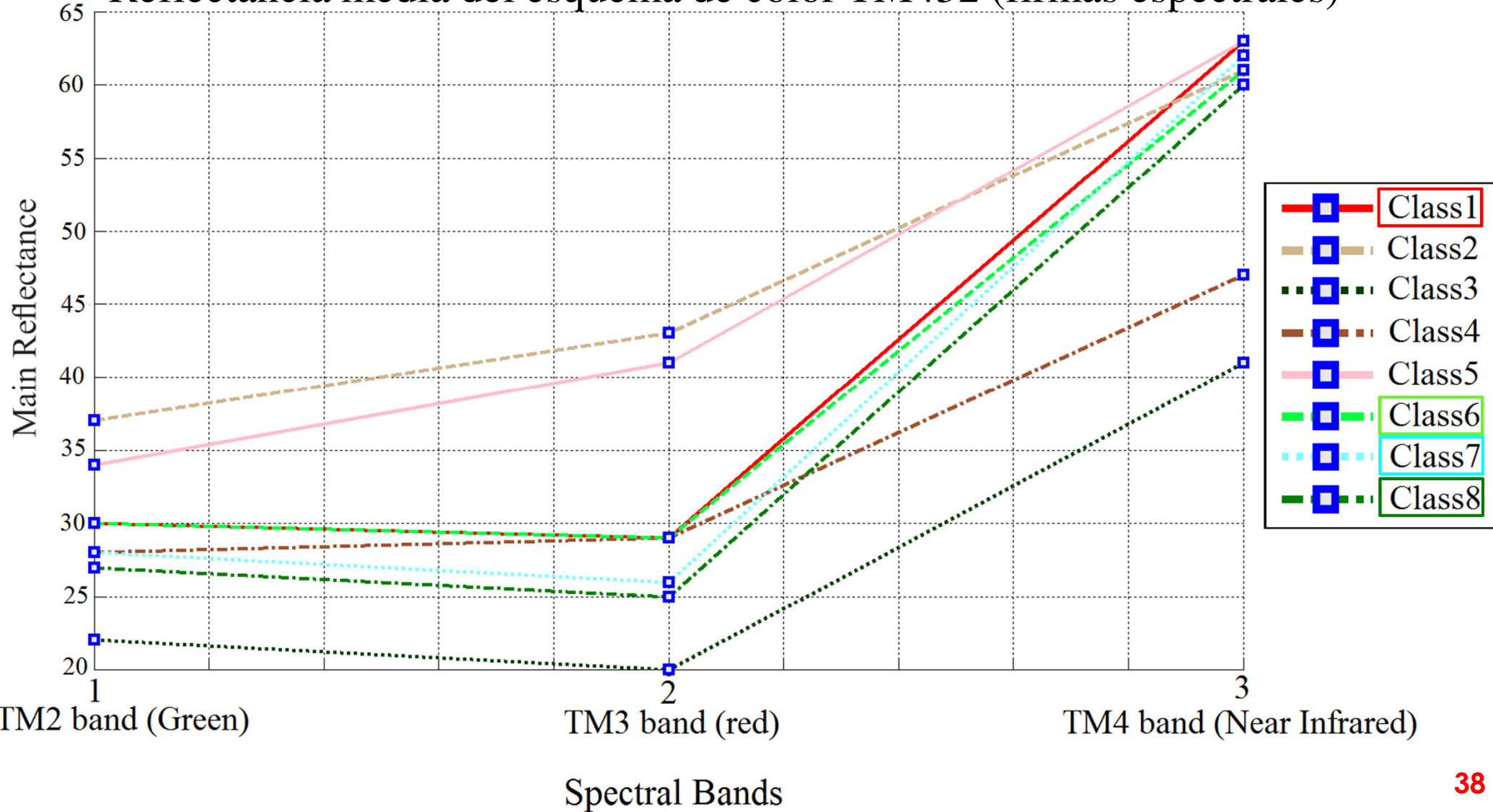
Method	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	OverAll Accuracy	Kappa
ESS	0.80	0.41	0.31	0.75	0.56	0.09	0.18	0.09	0.7773	0.6880
FLL	0.43	0.35	0.39	0.74	0.79	0.10	0.36	0.16	0.7770	0.6867
ML	0.54	0.40	0.30	0.73	0.61	0.11	0.29	0.29	0.7676	0.6751
MED	0.15	0.22	0.53	0.77	0.89	0.11	0.24	0.13	0.7721	0.6768
Previous proposal	0.75	0.90	0.65	0.90	0.45	0.003	0.03	0.0003	0.8962	0.8499
Our Proposal	<b>0.69</b>	<b>0.84</b>	<b>0.87</b>	<b>0.92</b>	<b>0.54</b>	0.04	0.06	0.02	<b>0.9120</b>	<b>0.8731</b>

# Resultados de segmentación gráficos



(a) Ground truth, (b) Resultados de propuesta anterior, (c) Resultados del Nuevo método de segmentación.

# Reflectancia media del esquema de color TM432 (firmas espectrales)



# Conclusiones finales y trabajo futuro

- De acuerdo a los resultados numéricos, los valores del overall accuracy y kappa alcanzados por nuestro método obtuvo resultados competitivos comparados con los algoritmos encontrados en la literatura.
- Respecto al método de la investigación previa, se obtuvo una mejora en ambas medidas.



# Conclusiones finales y trabajo futuro

- Una alternativa es aplicar una solución jerárquica, en la cuál, para el primer nivel solamente 5 clases  $C0 = \{C1, C6, C7, C8\}$ ,  $C2, C3, C4, C5$  serán consideradas; y en un segundo nivel, un refinamiento puede ser llevado a cabo con el estimado  $C0$ , clasificando  $C0$  en 4 clases.
- Otra estrategia es mejorando el espacio de características o proponer nuevos índices de vegetación que discriminen mejor estas clases.

# Gracias!

email: [francisco.oliva@profesores.valles.udg.mx](mailto:francisco.oliva@profesores.valles.udg.mx)