

# Clasificación de Células del Ciclo Estral Utilizando Segmentación en Escala de Grises y Características Geométricas\*

Aguirre Radilla Jacquelin<sup>1</sup>, Ariza Chávez Raúl Enrique<sup>2</sup>, Ochoa Montiel Maria del Rocio<sup>3</sup>

## Resumen

En este trabajo se propone un método para clasificar imágenes en escala de gris de células del ciclo estral de roedores. Se utilizan cuatro métodos de segmentación binivel, y posteriormente se selecciona el más adecuado para extraer las características útiles para diferenciar las cuatro clases de células. Se proponen seis características basadas en propiedades geométricas de la región de interés, y se utiliza una red neuronal de tipo propagación hacia atrás para la clasificación.

## I. INTRODUCCIÓN

El ciclo estral es el período entre dos ovulaciones y define la receptividad de la hembra para su reproducción. La corta duración del ciclo en ratas los convierte en un modelo ideal para investigar los cambios que ocurren durante el ciclo reproductivo. El ciclo se utiliza para controlar la reproducción de roedores, obtener altas tasas de fertilidad, programar la producción en fechas específicas, conocer el momento de la gestación y el desarrollo de embriones a edades específicas. El ciclo estral en ratas dura cuatro días y se caracteriza por las etapas: Proestrus, Estrus, Metestrus y Diestrus. El objetivo de este trabajo es poder crear un sistema que pueda clasificar automáticamente las clases de cada imagen mediante el procesamiento de imágenes y las redes neuronales, hacemos la comparación en los canales gris, rgb y ecualizadas. Utilizaremos también métodos de segmentación los cuales son Otsu, Iterativo, Entropía y Kittler, también comparamos que método nos sirve mas para poder sacar nuestros elementos de importancia y definirá con que métodos y canales trabajaremos para las clases, procederemos a sacar las características que nosotros creemos importantes y nos servirá para una buena clasificación.

- Proestrus: Predominio de células epiteliales nucleadas. Estas células pueden aparecer en grupos o individualmente.
- Estrus: Se caracteriza por células epiteliales escamosas cornificadas que se produce en grupos. No hay un núcleo visible, el citoplasma es granular, y la forma es irregular.

- Metestrus: Es una mezcla de tipos de células con predominio de leucocitos y algunas células epiteliales escamosas epiteliales y cornisas nucleadas.
- Diestrus: Esta etapa consiste predominantemente en leucocitos.

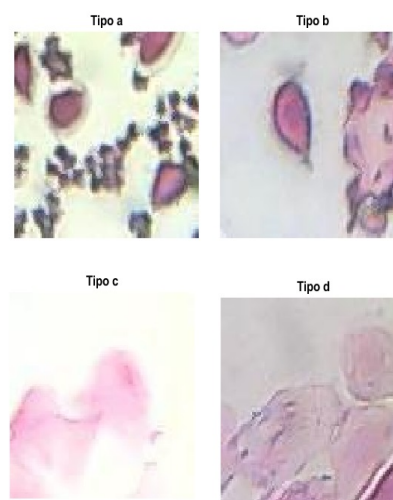


Fig. 1. Muestra de clases

## II. CARACTERÍSTICAS

Para poder sacar las características de nuestras células y poder tener una buena clasificación tuvimos que encontrar cosas especiales de cada clase, y en nuestro caso obtuvimos seis características de las cuales son:

- 1: La primer característica fue "Ruido", esto significa que el área de la región era menor a un rango propuesto, lo que hacia que la región fuera imperceptible a la vista.
- 2: Regiones pequeñas son las regiones con un área menor pero que se alcanzaban a ver.
- 3: Regiones medianas son las regiones con un área visible pero no muy grandes.
- 4: Regiones grandes son las regiones con las áreas más grandes.
- 5: La quinta característica se trata de dos o más regiones pequeñas y por lo menos una región mediana.
- 6: Esta característica es de regiones circulares pequeñas.

Estas características se pueden observar:

<sup>1</sup>J. Aguirre esta en la Facultad de Ciencias y Tecnologías de la Información, Universidad Autónoma de Guerrero, Acapulco Gro. j.aguirre.r@outlook.com

<sup>2</sup>R. Enrique esta en la Facultad de Ciencias y Tecnologías de la Información, Universidad Autónoma de Guerrero, Acapulco Gro. r.arizacha@gmail.com

<sup>3</sup>Ma. del Rocio esta en el Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional, CDMX. ma.rocio.ochoa@gmail.com

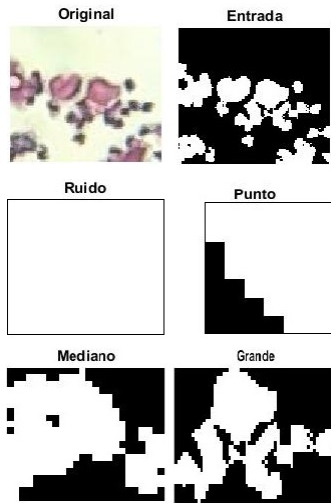


Fig. 2. Características

### III. EXPERIMENTOS

En esta sección podremos ver los experimentos que utilizamos para nuestras clases de imágenes y la utilización de la red neuronal

#### A. Dataset

Para este proyecto utilizamos un total de 421 imágenes con tamaño de 128x128, fueron proporcionadas por el personal del vivero Claude Bernard de la BUAP. Tratan de células del ciclo estral de ruidores, y están separadas en 4 conjuntos de imágenes, de las 421 imágenes tenemos 89 imágenes de la clase Diestrus, 125 de la clase Metestrus, 112 de clase Estrus y 86 de la clase Proestrus.

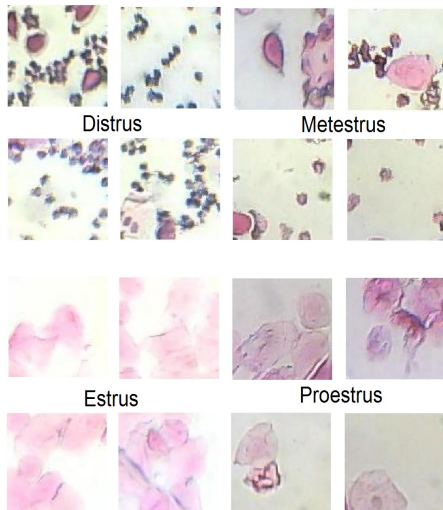


Fig. 3. Todas las imágenes

#### B. Pre-Procesamiento

Para el preprocesamiento iniciamos visualizando una imagen de cada clase en su imagen original, y sus capas RGB, para poder encontrar el canal donde nuestro objeto de interés,

en la imagen se observa que para todas nuestras clases el canal que más nos sirve será el canal "G".

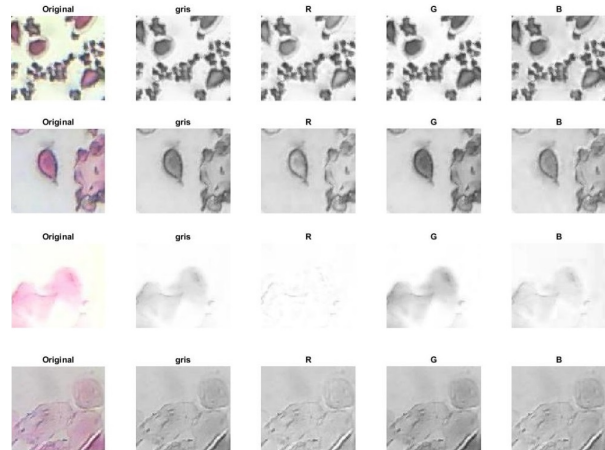


Fig. 4. Imágenes de las capas

Ya que encontramos el canal sobre el cual trabajaremos pasamos a sacar el valor de umbral de cada imagen de todas las clases mediante los métodos Iterativo, Entropía, Kittler y Otsu. Después de eso procedimos a umbralizar las imágenes, en cada método, en el proceso nos dimos cuenta que en las clases de Estrus y Proestrus (C2E y C2P) no nos daba el objeto de interés, así que procedimos a ecualizar las imágenes y hacer el mismo procedimiento del umbral. Al final obtuvimos que en las clases Metestrus y Diestrus nos convenia trabajar con las imágenes en el canal G y umbralizadas con el método Iterativo. Mientras que con las clases Estrus y Proestrus trabajamos con las imágenes ecualizadas en el canal G y con el método Entropía para umbralizarlas.

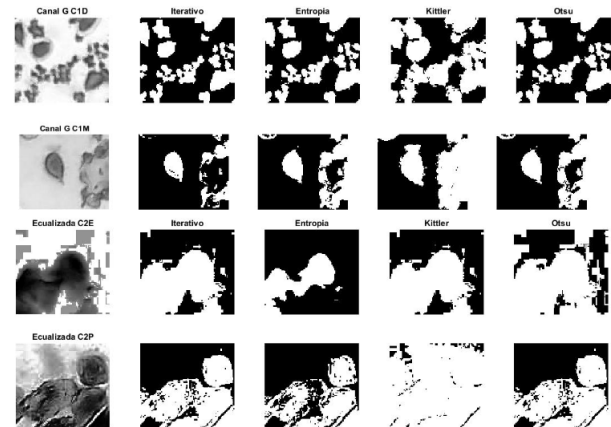


Fig. 5. Imágenes Ecualizadas

#### C. Clasificación

Para la clasificación utilizaremos una red neuronal, con la que pasaremos el 80 de nuestros elementos y el 20 para la práctica, como nuestro dataset tiene mas imágenes de algunas clases, solo trabajaremos con 86 imágenes de cada clase,

lo que deja un total de 344 imágenes de las cuales 277 son de prueba y 67 para la práctica. Nuestra red neuronal tendrá 6 neuronas de entrada y 4 de salida, esto significa que las neuronas de entrada son las características y la de salida serán las clases, en medio de estas neuronas tendremos neuronas escondidas de una o más capas, dependiendo como a nosotros nos convenga. Un ejemplo de red neuronal es:

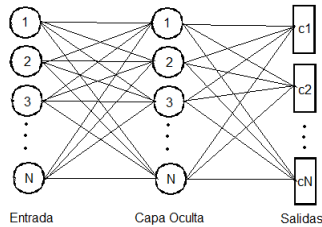


Fig. 6. Ejemplo red neuronal

1) *Descripción de Equipo:* La experimentación y entrenamiento con el que utilizamos nuestra red neuronal lo corrimos en una máquina con los siguientes requisitos.

- SO: 64 bits, Windos 10.
- Procesador: AMD A8-6410 APU with AMD Radeon R5 Graphics 2.00GHz
- RAM: 4.00 GB
- MATLAB R2016b (9.1.0.441655)

2) *Prueba 1:* Para esta prueba utilizamos la topología [6 4 4] que su representación gráfica sería:

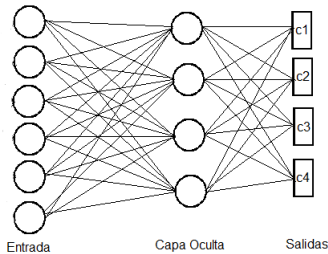


Fig. 7. Red neuronal 1

Nuestra Matriz de confusión es :

T/R	Diestrus	Metestrus	Estrus	Proestrus
Diestrus	9	6	1	0
Metestrus	5	9	3	1
Estrus	0	2	9	6
Proestrus	0	1	5	10

TABLE I  
MATRIZ CONFUSION.

lo que significa que por clase nuestra red neuronal aprendio un total de:

3) *Prueba 2:* Para esta prueba utilizamos la topología [6 5 4] que su representación gráfica sería:

Clase	Proporción	Aprendizaje
C1	9/16	56%
C2	9/18	50%
C3	9/17	52%
C4	9/16	62%

TABLE II  
TABLA APRENDIZAJE.

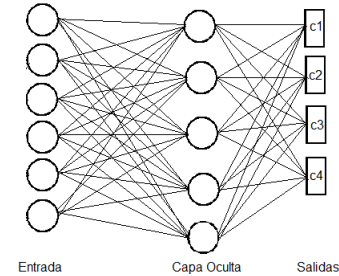


Fig. 8. Red neuronal 2

Nuestra Matriz de confusión es :

T/R	Diestrus	Metestrus	Estrus	Proestrus
Diestrus	11	6	1	0
Metestrus	6	6	1	2
Estrus	0	1	8	9
Proestrus	0	1	4	12

TABLE III  
MATRIZ CONFUSION.

lo que significa que por clase nuestra red neuronal aprendio un total de :

Clase	Proporción	Aprendizaje
C1	11/17	64%
C2	6/15	40%
C3	8/18	44%
C4	12/17	70%

TABLE IV  
TABLA APRENDIZAJE.

4) *Prueba 3:* Para esta prueba utilizamos la topología [6 100 4] que su representación gráfica sería:

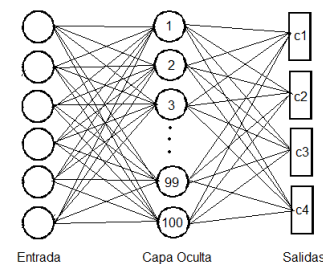


Fig. 9. Red neuronal 3

Nuestra Matriz de confusión es :

$\zeta$ m2cm $\zeta$ m5cm T/R	Diestrus	Metestrus	Estrus	Proestrus
Diestrus	10	5	1	1
Metestrus	5	8	2	1
Estrus	1	3	10	5
Proestrus	1	1	5	11

TABLE V  
MATRIZ CONFUSION.

lo que significa que por clase nuestra red neuronal aprendio un total de :

$\zeta$ m2cm $\zeta$ m5cm Clase	Proporción	Aprendizaje
C1	10/17	58%
C2	8/16	50%
C3	10/19	52%
C4	11/18	61%

TABLE VI  
TABLA APRENDIZAJE.

#### IV. CONCLUSIONES

Por lo que pudimos observar en nuestras experimentaciones nos dimos cuenta que los resultados son buenos, aunque podrían mejorar si agregamos mas características y refinar algunas de las características que ya tenemos. También podemos probar con otro tipo de topología y una computadora con mejor HardWare, también podriamos verificar en otros espacios de color a demás de RGB y Grises.

#### REFERENCES

- [1] L. Delgado et al., "Classification of the estrous cycle through texture and shape features," 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Honolulu, HI, 2017, pp. 1-7.
- [2] Thresholding Using the ISODATA Clustering Algorithm, in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 10, no. 11, pp. 771-774, Nov. 1980. doi: 10.1109/TSMC.1980.4308400
- [3] Otsu, Nobuyuki. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on. 9. 62-66.
- [4] A. Nakib, H. Oulhadj, P. Siarry, Image thresholding based on Pareto multiobjective optimization, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 23, Issue 3,2010,Pages 313-320,ISSN 0952-1976, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2009.09.002>.
- [5] J. Kittler, J. Illingworth, Minimum error thresholding, Pattern Recognition,Volume 19, Issue 1, 1986, Pages 41-47, ISSN 0031-3203, [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(86\)90030-0](https://doi.org/10.1016/0031-3203(86)90030-0).
- [6] Gonzalez y Woods, Procesamiento Digital de Imágenes. Prentice Hall.
- [7] N. Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, no. 1, pp. 6266, Jan 1979.
- [8] F. K. Marcondes, F. J. Bianchi, and A. P. Tanno, Determination of the estrous cycle phases of rats: some helpful considerations, Brazilian Journal of Biology, vol. 62, pp. 609 614, 11 2002.
- [9] L. Zhang, H. Kong, C. T. Chin, T. Wang, and S. Chen, Cytoplasm segmentation on cervical cell images using graph cut-based approach, Biomed Mater Eng, vol. 24, no. 1, pp. 11251131, 2014.