

Reconocimiento de Enfermedades de Glóbulos Rojos

M. en C. María Elena Cruz Meza

Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Cómputo, Departamento en Sistemas Computacionales, Academia de Ingeniería de Software, Ciudad de México.

mcruzm@ipn.mx

Dra. Graciela Vázquez Álvarez

Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Sección de Estudios de Posgrado e Investigación, Departamento de Sistemas, Ciudad de México.

gravazquez@gmail.com

M. en C. José Cruz Martínez Perales

Instituto Politécnico Nacional, Escuela Superior de Cómputo, Departamento en Sistemas Computacionales, Academia de Proyectos Estratégicos y Toma de Decisiones, Ciudad de México.

jmartinezp@ipn.mx

Resumen

Este documento muestra la detección de anomalías conocidas como acantocitos, equinocitos y esferocitos presentes en células sanguíneas llamadas eritrocitos o glóbulos rojos, a través de técnicas de análisis de imágenes y reconocimiento de patrones, con el fin de auxiliar al médico especialista en hematología durante el proceso de diagnóstico médico. El interés particular de este trabajo se debe a que los análisis de sangre se realizan con dispositivos especializados y el uso de estas máquinas para analizar una extracción de sangre no es muy común y lleva mucho tiempo, además de que la adquisición de estas máquinas representa una inversión de alto costo.

Palabras Clave. Reconocimiento de Patrones, Análisis de Imágenes, Citología, Hematología, Acantocitos, Equinocitos

1. INTRODUCCION

Los médicos se apoyan de la práctica del análisis sanguíneo porque con este es posible investigar casi todas las enfermedades, desde una enfermedad infecciosa o parasitaria, hasta el cáncer en la sangre. Sin embargo, los procedimientos actuales para diagnosticar algunos de estos tipos de enfermedades mediante el análisis sanguíneo llevan un exhaustivo proceso con un alto costo, tanto técnico como económico. Esto y el hecho de que para los pacientes y médicos es importante tener el diagnóstico médico de forma rápida y eficaz indujo estudiar el problema y apoyar al área médica en la detección de estas posibles enfermedades en menor tiempo y menor costo.

2. DESARROLLO

Los valores de una biometría hemática completa generalmente se presentan en función del número de células en un volumen específico de sangre. Los valores normales pueden variar ligeramente en función del rango de referencia y la máquina que se utiliza en el laboratorio y, por lo tanto, los resultados pueden ser ligeramente diferentes de un laboratorio a otro. El rango normal de referencia se proporciona típicamente y se imprime con los resultados de conteo sanguíneo completo para una interpretación precisa. Además de estos resultados, es conveniente analizar las muestras al microscopio para detectar anomalías en las células que proporcionen mayor información para el diagnóstico.

Con este trabajo se intenta apoyar al especialista analizando únicamente la morfología de las células sanguíneas para detectar automáticamente mediante el análisis de imágenes y reconocimiento de patrones alguna posible anomalía en las células de la sangre, específicamente las posibles malformaciones que puedan presentarse en los eritrocitos o comúnmente conocidos como glóbulos rojos.

La hematología es la parte de la medicina que estudia el funcionamiento de las células que circulan por la sangre, los órganos que las producen, las enfermedades de la sangre y los aspectos relacionados con la medicina transfusional.

A continuación se describe con detalle el proceso que se realiza en la investigación:

Paso 1. Análisis de Células Sanguíneas. Las células sanguíneas (Figura 1) se forman en la médula ósea y sólo

cuando maduran dejan este compartimiento y circulan por la sangre, la que a su vez es un fluido formado por una parte líquida (el plasma) y una parte sólida, constituida por las células sanguíneas: eritrocitos (glóbulos rojos), leucocitos (glóbulos blancos) y plaquetas [1].

Lo anterior se puede observar de manera gráfica en la siguiente Figura 1.

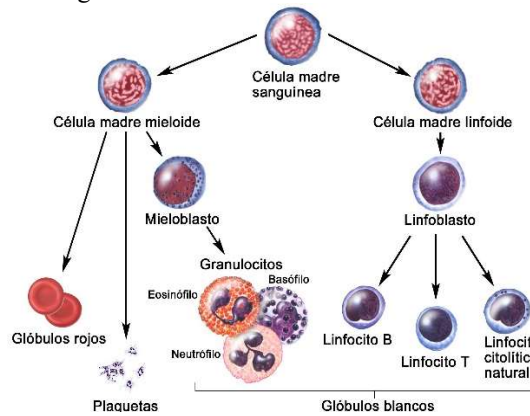


Figura 1. Estructura de las células de la sangre
Fuente [5].

Paso 2. Detección de Anomalías en los eritrocitos

De los elementos antes descritos, nuestros objetos de interés serán los glóbulos rojos que presenten alguna anomalía, específicamente las anomalías de acantocitos, equinocitos y esferocitos, tal como se ilustra en la Figura 2.

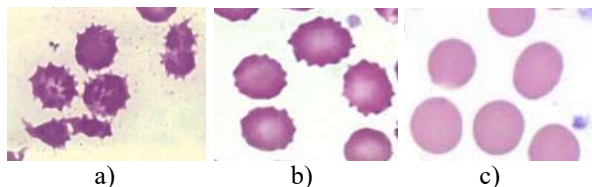


Figura 2. Eritrocitos con las formas normales tipo:
a) Acantocito, b) Equinocitos, c) Esferocito

Las anomalías que sufren los eritrocitos se pueden clasificar en tres tipos principales que son:

- Forma: eritrocitos que sufren una deformación en su morfología dejando de ser discos bicóncavos y tomando otras formas como media luna, óvalos, forma de lápiz, forma de lágrima, entre otras.
- Tamaño: los eritrocitos pueden conservar su forma y sólo cambia en tamaño de la célula: el aumento de este se conoce como macrocito y la disminución como microcito.
- Color: conservan la forma de disco bicóncavo pero su vista superior presenta cambio y puede formar figuras dentro de la célula como forma

de diana de tiro al blanco, forma de boca de pez, entre otros. Básicamente se estaría hablando de la distribución de la hemoglobina.

Las anomalías consideradas en este estudio tienen las siguientes características:

Acantocito: Eritrocito con perfil dentellado y espinoso con espículas (3 a 12) de distinta longitud [1]. Las enfermedades asociadas son: cirrosis alcohólica, hepatitis neonatal, estados de mal absorción, después de la esplenectomía [2].

Equinocito: Este eritrocito muestra espículas cortas con extremos romos, usualmente más de 30, distribuidas regularmente por toda la superficie de la célula que recuerda un erizo de mar, de donde deriva su nombre [1]. Las enfermedades asociadas son: insuficiencia renal, quemaduras extensas, deshidratación grave, en los eritrocitos de la sangre almacenada, en las enfermedades hepáticas [2].

Esferocito: Eritrocitos de forma esférica cuyo diámetro es menor que lo normal y que aparecen hipercrómicos por su forma. Característicamente se encuentran en la esferocitosis hereditaria pero pueden verse en recién nacidos con enfermedad hemolítica por incompatibilidad ABO y en adultos con anemias hemolíticas autoinmunes e isoimunes [1]. Las enfermedades en las que se presenta son: Esferocitosis hereditaria (Enfermedad de Minkowsky-Chauffard), Anemias inmunohemolíticas, Hipersplenismo, Quemaduras graves, Hipofosfatemia [2].

Paso 3. Propuesta de solución

Es importante destacar que las anomalías acantocitos y equinocitos son muy parecidas, por lo que la complejidad de su detección correcta es alta. En cuanto a la anomalía esferocito, esta es claramente distinguible de las anteriores. Por lo que para resolver la detección de estas posibles anomalías, se realizan la siguiente secuencia de procesos:

1. Entrada: normalización de las imágenes que se desean ser pre-procesadas. Es necesario realizar este ajuste ya que el tamaño de las imágenes reales es presentan en un formato ".TIFF" con una resolución de 2560 x 1920 píxeles.

2. Pre-procesamiento de la imagen: esta fase es de suma importancia porque se debe adecuar la imagen para la correcta extracción de características, reconocerlas y presentar el diagnóstico. El objetivo del pre-procesamiento de la imagen consiste en eliminar objetos que no son de interés para el análisis de las anomalías, como pueden ser plaquetas, leucocitos u objetos provocados por la tinción del frotis.

El primer tratamiento que se le aplica a la imagen es la extracción del canal verde considerando la intensidad de brillo (niveles de gris), esto se concluye porque al observar los histogramas, en ambos modelos son semejantes, como se aprecia en la figura 3, reduciendo el tiempo de procesamiento.

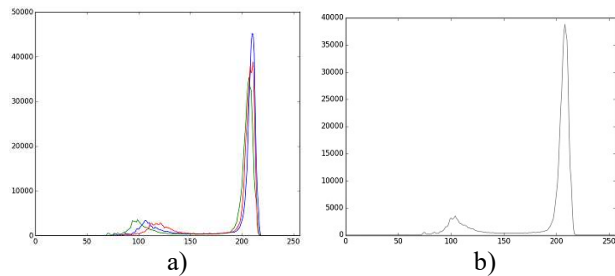


Figura 3. Histogramas a) de una imagen con acantocitos en RGB, b) de la imagen en a, en escala de grises

La dificultad de esta fase es encontrar los filtros adecuados, aquí el objetivo es la segmentación de los objetos para su posterior descripción. Para separar los objetos del fondo se aplica la binarización de Otsu [9], ya que esta separa adecuadamente los objetos de interés del fondo. Como puede notarse, este procesamiento deja presente de ruido en los objetos de interés. Para eliminar el ruido presentado en las imágenes se hizo una primera aproximación mediante el uso del filtro mediana utilizando un kernel de dimensión 9x9, el cual permite que los colores estén uniformizados, pero también hay que analizar el tamaño del kernel, si estos son de mayor dimensión se genera pérdida de información dado que deforma la forma original de las células, un kernel de menor tamaño deja gran cantidad de ruido dentro de la imagen. Este filtro nos ayuda a remover el ruido presente, sin embargo es poco conveniente para el procesamiento de la imagen donde interesa segmentar la forma, ya que lima (difumina) los picos presentes en las células, rasgo importante para su segmentación.

Enfatizando que el objetivo es eliminar a todos los objetos pequeños, se optó por el uso de morfología matemática, específicamente por la apertura morfológica [6,9], y se diseñó un elemento de estructura de tamaño 9x9 con forma elíptica que permite preservar la forma de los objetos y eliminando el ruido. En la figura 4-a) podemos observar el efecto de la apertura, la mayor parte del ruido ha desaparecido, así como todos los objetos pequeños que dejó como rastro la tinción del frotis, sin tener alteraciones en los objetos de interés. En la figura 4 se puede observar cómo se han eliminado las plaquetas presente posterior a la binarización de Otsu.

Al momento de eliminar el ruido presente en la imagen, se genera el problema de los huecos u hoyos en los eritrocitos, por lo que se procede a eliminar el ruido tipo pimienta. De este modo se rellena todo aquel objeto con un área mayor a 2092 píxeles. Este proceso a su vez,

algunas veces deja presente ruido tipo sal, por lo que se elimina aplicando el filtro mediana.

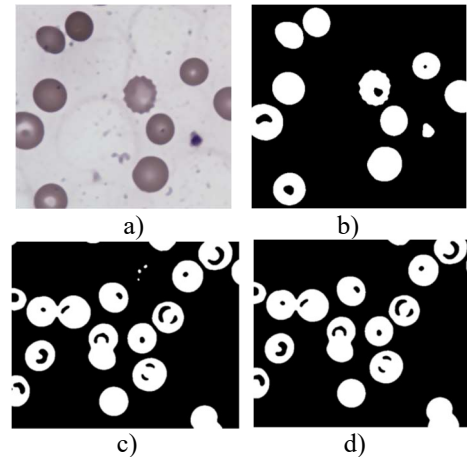


Figura 4. a) Imagen con acantocitos, b) Apertura de a), c) Imagen con dianocitos binarizada con plaquetas presentes (ruido), d) Imagen con la eliminación de plaquetas

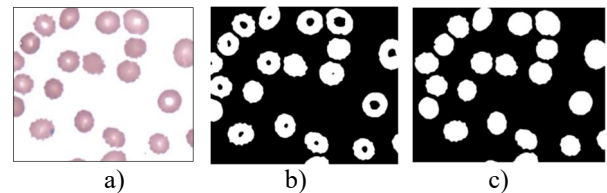


Figura 5. a) Imagen original b) Presencia de agujeros posterior a Otsu, c) Eliminación de los agujeros

3. Segmentación de los objetos presentes en la imagen para generar los descriptores (selección y extracción de los rasgos).

Segmentación de los núcleos de leucocitos. Los leucocitos se acercan al color negro que es un nivel de gris bajo, observable en su histograma en el canal verde. Si las imágenes utilizadas son bimodales, de forma simple se deduce calcular un umbral óptimo y descartar el fondo. Al calcular el umbral óptimo nos quedaremos con los objetos cuyo nivel de gris es menor a ese umbral, es decir, con los niveles de gris más cercanos al negro que representaran núcleos de los leucocitos. Se binariza la imagen para realizar operaciones morfológicas para eliminar el ruido aleatorio que se genera en los pasos anteriores. En la figura 6 se muestra este proceso.

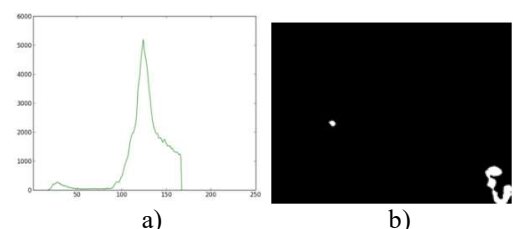


Figura 6. a) Canal verde, b) Imagen binaria con parte del núcleo de leucocitos

Para retirar el ruido que se presente se usa una apertura con un elemento de estructura elíptico de 7x7, luego se obtienen los valores RGB para etiquetar los pixeles y asegurar que son núcleos o en su defecto plaquetas.

Siguiendo el procedimiento propuesto, se realiza una binarización de la imagen original con respecto del umbral óptimo calculado en el paso anterior con el fin de obtener la mayor parte del leucocito, es importante señalar que el color contenido en el citoplasma del leucocito dificulta clasificarlo, porque puede confundir con los colores de los eritrocitos. Una vez obtenidos los núcleos se binarizan para posteriormente hacer una operación and con la imagen original y se le asignaran valores que corresponden al fondo obtenidos del histograma calculado en los primeros pasos (figura 7).

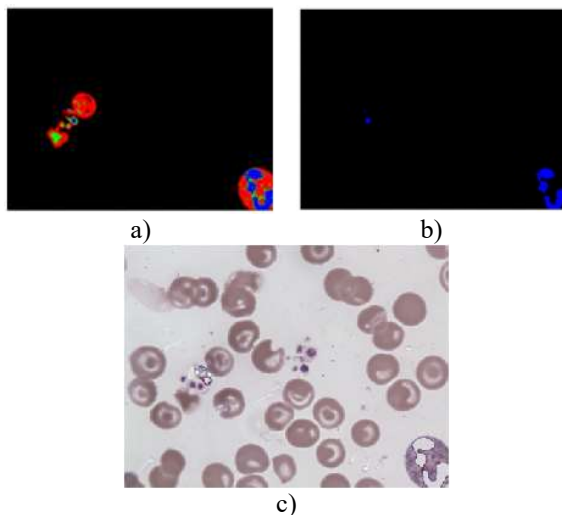


Figura 7. a) Imagen con Pixeles etiquetados, b) Imagen con núcleos de leucocitos o plaquetas extraídos. c) Imagen original AND imagen en b)

Posteriormente a estos procesos serán necesarios rellenar los huecos que dejan la extracción del núcleo, lo que llamamos eliminación de ruido pimienta, y del mismo modo habrá que remover los puntos blancos pequeños. Para el primero se calcula la media y la desviación estándar de las áreas de un conjunto de células previamente seleccionado, el objetivo es rellenar los huecos; para la segundo, lo denominamos ruido sal y se usa el filtro media (figura 8).

Una vez segmentados los objetos de todas las imágenes de muestra, se dividieron manualmente en las diferentes clases según la experiencia para identificarlas. Esto con el propósito de generar los archivos de entrenamiento necesarios para la clasificación. Esto se muestra en la siguiente figura 5.

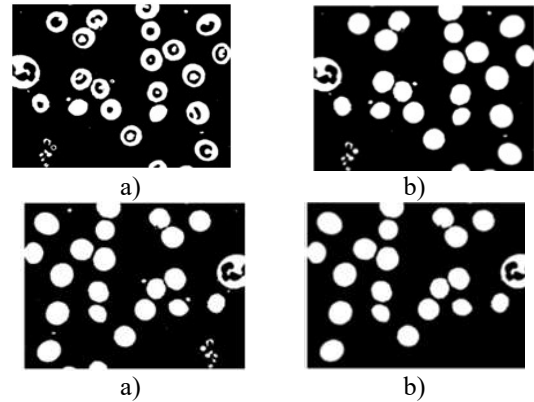


Figura 8. a) Imagen con ruido pimienta, b) Imagen sin huecos, c) Imagen con ruido sal, d) Imagen sin ruido sal

Retomando que el proceso de extracción de rasgos constituye una de las etapas más importantes en el proceso de clasificación de imágenes, puesto que de la correcta selección depende la efectividad del clasificador diseñado, es necesario analizar cuidadosamente que descriptor se adecua a las necesidades del problema en cuestión ya que debido a que en los eritrocitos anormales de los tipos (clases) acantocitos, equinocitos y esferocitos se producen cambios en la forma de la célula, respecto a los eritrocitos sanos. Por tanto, los rasgos seleccionados para la clasificación de las células y con ellos formar los descriptores de las clases a discriminar según [4, 5] son:

- Código de cadena. (Figura 9)
- Firmas. (Figura 10)
- Número de Euler.
- Circularidad y Factor de forma de circularidad.
- Esqueleto. (Figura 11)

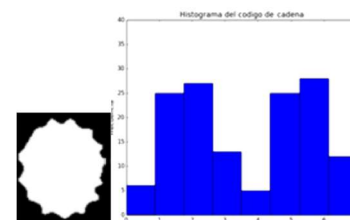


Figura 9. A la izquierda un equinocito y a la derecha el histograma de su código de cadena generado.

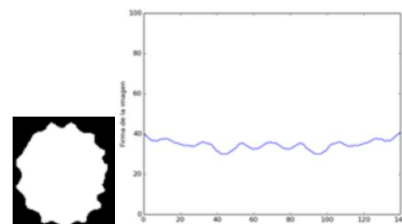


Figura 10. A la izquierda un equinocito y a la derecha el histograma de su firma

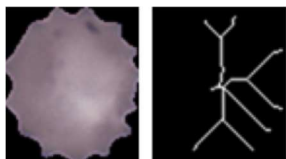


Figura 11. A la izquierda un equinocito y a la derecha su esqueleto morfológico

En esta fase de la segmentación de los núcleos se probaron quince imágenes de las cuales catorce contienen núcleos, las primeras columnas son los números de núcleos, plaquetas y eritrocitos contados manualmente respectivamente, las columnas restantes son los núcleos y plaquetas removidas y eritrocitos afectados al utilizar el método para quitar núcleos, en la tabla 1 se muestra esta prueba.

Tabla 1. Estadísticas de la remoción de núcleos de leucocitos

Imagen	Núcleos	Plaquetas	Eritrocitos	Núcleos removidos	Plaquetas removidas	Eritrocitos afectados
acantocitos1	0	1	31	0	0	0
dianocitos6	1	0	30	1	0	0
dianocitos12	1	8	39	1	1	0
dianocitos15	1	10	21	1	3	1
dianocitos19	2	1	31	2	0	0
dianocitos23	1	7	31	1	1	0
dianocitos32	1	1	25	1	1	0
dianocitos35	2	2	20	2	1	0
dianocitos47	1	9	32	1	2	0
drepanocitos3	1	5	37	0	1	0
C001	7	10	17	7	0	1
C002	13	11	20	13	0	3
C003	8	7	36	8	0	1
C004	12	11	26	12	0	4
C005	12	13	24	12	0	4
Total	63	96	420	62	10	14

De esta prueba podemos afirmar que se logró la remoción de núcleos en un 98.36%, la remoción de plaquetas de 10.42% y fueron afectados 3.33% Eritrocitos. Esto significa que podemos continuar con la propuesta de extracción de características adecuados y lo que sigue una vez obtenida la imagen binarizada y sin hoyos se procede a segmentar los objetos que se encuentran en ella, para esto usaremos la transformada de distancia con la finalidad de obtener los marcadores necesarios para el algoritmo de watershed, estos fueron obtenidos los mediante erosiones. Ahora debe aplicarse la transformada watershed, pero nos percatamos que mientras menor sea la longitud de la línea de traslape de las células es más fácil la separación y por el otro lado entre mayor sea la longitud de la línea de traslape es mucho más difícil la separación (figura 10).

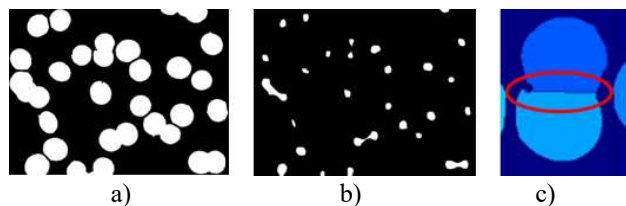


Figura 12. a) Imagen binaria, b) Marcadores obtenidos por erosions, c) Línea de traslape

4.- Clasificación y detección de las anomalías presentes en la imagen (acantocitos, equinocitos o esferocitos) a través de técnicas de reconocimiento de patrones.

El método k-NN es una técnica muy sencilla [8] y para el caso de los descriptores elegidos, este método es suficiente para llevar a cabo la discriminación de las tres formas anormales de los eritrocitos.

3. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Se llevó a cabo un extendido sanguíneo, es decir, la obtención de las muestras, ya que no se contaban con las imágenes digitales de las anomalías que se pretenden estudiar, de este modo se pudieron obtener los frotis necesarios con tales anomalías. Para realizar este proceso se contó con la colaboración y autorización del Hospital General “Dr. Eduardo Liceaga”, bajo el apoyo y supervisión de la Química Farmacéutica Emma R. Mendoza, encargada del laboratorio de Hematología.

Para la obtención de las imágenes digitales de las células eritrocitos se utilizó un equipo especializado y facilitado por la Escuela Nacional de Ciencias Biológicas, con la colaboración de la Doctora Elba Reyes Maldonado y la Maestra Erika Rosales. Gracias a la vasta experiencia de la Química Mendoza y de las investigadoras, la Mtra. Rosales y la Dra. Reyes, la preparación de las muestras sanguíneas y la digitalización de las mismas, fue realizada con éxito.

Así, el banco de imágenes con formato “.TIFF” de 2560x1920 pixeles correspondientes a 47 muestras (15 muestras de acantocitos, 15 muestras de equinocitos y 17 de esferocitos).

Preprocesamiento y Procesamiento de la imagen de entrada

Las imágenes se someten a un pre-procesamiento, lo que quiere decir que se prepararan para poder separar los objetos (segmentar la imagen). El pre-procesamiento de la imagen consta de eliminar objetos que nos son de interés para el análisis de las anomalías, como pueden ser plaquetas, leucocitos u objetos provocados por la tinción del frotis.

Las imágenes que son utilizadas para las pruebas de este apartado son similares a las siguientes:

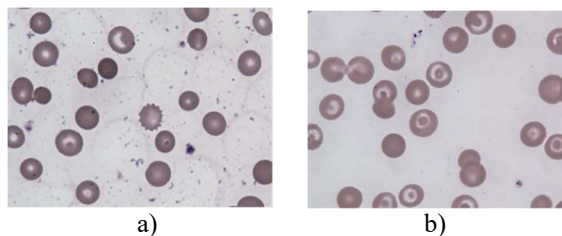


Figura 13. Imagen original: a) acantocitos1.TIF y b) dianocitos22.TIF

Detección de los eritrocitos con anomalías.

Se tomaron cuarenta y siete imágenes como conjunto de muestra, en la tabla 2 observamos que en la primera columna tenemos el nombre de la imagen, la siguiente indica el número de células contadas manualmente y la última es el número de células contadas por el sistema (al que se le llamó Yeztli).

Tabla 2. Estadística de la segmentación de células contenidas en la imagen

Imagen	Células contadas manualmente	Células contadas con Yeztli
01	26	26
02	20	20
06	35	35
12	38	38
16	38	37
17	36	36
108	12	12
109	10	10
110	9	9
111	9	9
112	6	6
113	7	7
114	8	8
119	19	19
126	22	22
127	18	18
130	34	33
131	26	25
133	24	23
134	32	31
103	39	38
132	33	32
dianocitos2	19	17
dianocitos17	18	17

Tabla 3. Estadística de la segmentación de células contenidas en la imagen (continuación de la tabla 2).

Imagen	Células contadas manualmente	Células contadas con Yeztli
dianocitos18	26	23
dianocitos21	15	13
dianocitos22	16	14
dianocitos32	15	13
dianocitos33	24	22
dianocitos35	14	14
dianocitos41	21	19
dianocitos42	24	23
dianocitos43	20	20
acantocitos10	20	20
acantocitos11	26	25
acantocitos12	38	25
acantocitos13	31	26
dianocitos1	18	15
dianocitos2	20	17
dianocitos3	27	27
dianocitos10	28	22
dianocitos11	29	28
dianocitos12	26	23
dianocitos13	33	24
dianocitos14	21	16
dianocitos15	18	18
dianocitos16	21	18
Total	1069	993

De acuerdo con las tablas 2 y 3 podemos decir que se tiene un 92.89% de efectividad de segmentación de células presentes en la imagen.

Para determinar el grado de separabilidad entre clases se realizó una combinación de rasgos que mejor representara

la descripción de los objetos, de este modo se realizaron alrededor de 14 combinaciones para la elección de los rasgos adecuadas que nos permitiera una correcta clasificación de las anomalías.

En total se obtuvieron diecisiete características o rasgos, las cuales son: *área de las células llenas, área de las células con hoyos, diferencia de áreas, perímetro, factor de forma circular, compatibilidad de las células con hoyos, compatibilidad de las células llenas, número de Euler, número de contornos, longitud del esqueleto de la célula con hoyos, longitud esqueleto de la célula llena, longitud esqueleto del hoyo de las células, circularidad de la firma de las células (media/desviación estándar), circularidad de la firma de las células (varianza), energía del código de cadena de las células, entropía del código de cadena de las células, rugosidad*. A partir de estos rasgos, se generaron un total de 131,072 posibilidades para determinar cuál era la más conveniente usando cuatro computadoras diferentes con ocho procesos, cada una evaluaron un determinado número de combinaciones.

En la figura 14 se muestra el resultado el patrón a reconocer de acuerdo con su forma, con los rasgos: *Diferencia de Áreas, Longitud del esqueleto con hoyos, Entropía del histograma de código de cadena*. Esta primera combinación para discriminar las clases de acuerdo con su forma, debido al ruido que presentan las imágenes, resulta poca conveniente ya que la separabilidad entre las clases se ve comprometida porque las clases muestran rasgos similares y es notorio que la discriminación arrojará un porcentaje alto de falsos positivos.

En la figura 15 por su parte, se muestra el resultado para un patrón a reconocer por su color, los rasgos elegidos fueron: *Longitud del hoyo, Numero de Euler, y Longitud del esqueleto con hoyos*; elegir esta combinación de rasgos resultó ser separable para clasificar considerando el color a pesar de que existe ruido en las células tanto con la anomalía tipo dianocitos como de células sanas, por lo tanto se considera buena combinación para la clasificación.

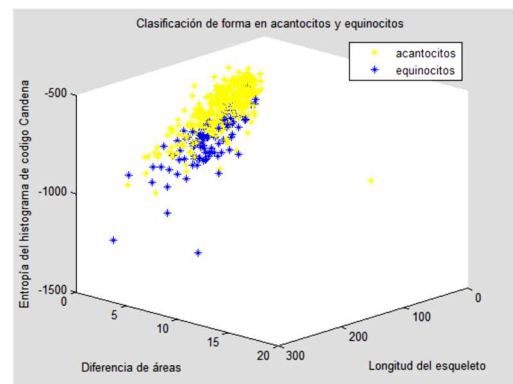


Figura 14. Características de entrenamiento de acuerdo con la forma del patrón

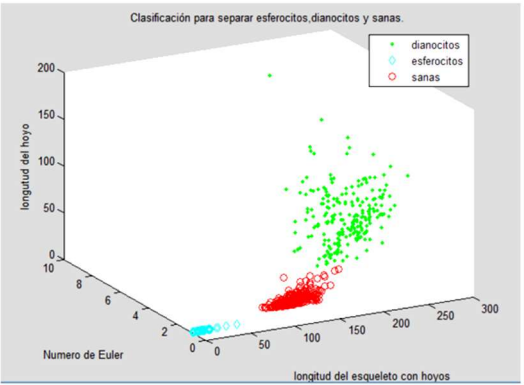


Figura 15. Características de entrenamiento de acuerdo con el color del patrón

Las siguientes tablas ilustran los resultados obtenidos en las pruebas de clasificación, con el método de resustitución para un k-NN, que considera k=1, 3, 5 y 7, y para las métricas *Euclidiana*, *Manhatan* e *Infinito*.

Tabla 3. Porcentajes de efectividad en la clasificación con el método de resustitución

		General	Forma	Color
K = 1	Euclidiana	100%	100%	100%
	Manhatan	100%	100%	100%
	Infinito	100%	100%	100%
K = 3	Euclidiana	95%	83%	83%
	Manhatan	95%	81%	84%
	Infinito	95%	83%	83%
K = 5	Euclidiana	93%	74%	76%
	Manhatan	93%	74%	78%
	Infinito	93%	75%	74%
K = 7	Euclidiana	92%	68%	71%
	Manhatan	91%	68%	74%
	Infinito	91%	69%	68%

De este modo se determina la elección del valor de $k=3$ con la norma *Euclidiana* conveniente para la clasificación tanto para la clasificación general como para la clasificación de acuerdo con su forma (figuras 16, 17), para la clasificación de acuerdo con su color, se determina $k=3$ con la norma *Manhatan* (figura 18).

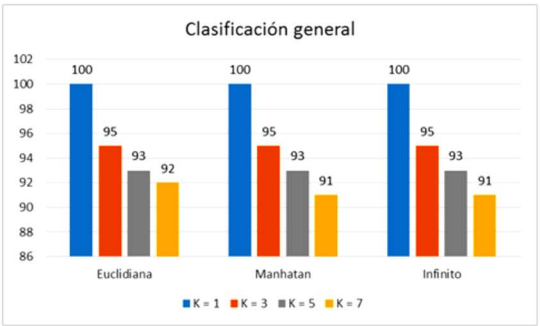


Figura 16. Porcentajes de efectividad en la clasificación con el método de resustitución general

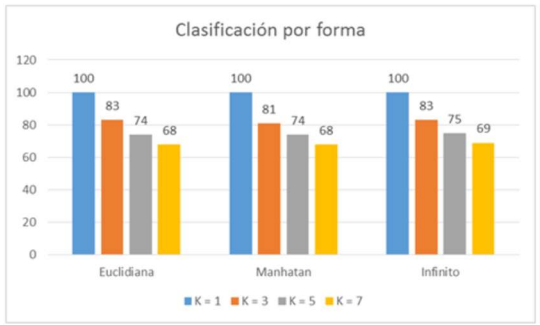


Figura 17. Porcentajes de efectividad en la clasificación con el método de resustitución segun la Forma del patrón

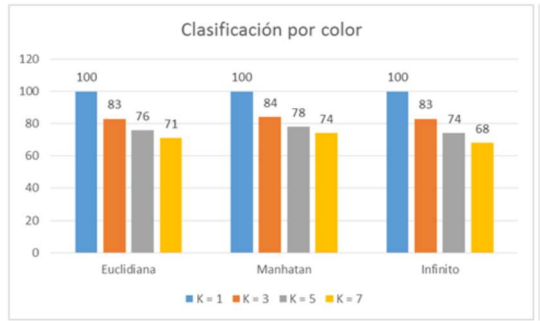


Figura 18. Porcentajes de efectividad en la clasificación con el método de resustitución segun el color del patrón

Tabla 4. Matriz de confusión en anomalía de la forma de la célula considerando a esta (el patrón) por su forma y por su color.

Matriz de confusión de la clasificación general				
Anomalía	Forma	Color	Total	% clasificación
Forma	520	1	521	99.81%
Color	0	490	490	100.00%

Tabla 5. Matriz de confusión en anomalía de la célula considerando a esta (el patrón), con dianocitos o sanas.

Matriz de confusión en anomalías de color				
Anomalía	Dianocitos	Sanas	Total	% clasificación
Dianocitos	225	1	226	99.56%
Sanas	0	264	264	100.00%

Tabla 6. Matriz de confusión en anomalía de la forma de la célula considerando las tres formas anormales

Anomalía	Acantocitos	Equinocitos	Esferocitos	Total	% clasificación
Acantocitos	254	65	6	325	78.15%
Equinocitos	0	91	6	99	93.81%
Esferocitos	0	0	99	99	100.00%

Como se muestra en la tabla 6, la efectividad de la detección de las células anormales correspondientes a los eritrocitos, el tipo de los equinocitos arrojó un 93.81% y los esferocitos un 100 %. Esto se garantizó gracias a que las características seleccionadas para realizar la clasificación de los equinocitos y de los esferocitos resultaron apropiadas, por lo que se considera que el porcentaje de clasificaciones correctas por la forma de la célula, es alta.

El porcentaje más bajo se dio en el reconocimiento de la anomalía tipo acantocitos con un 78.5%. El 21.5 % que no se clasificó correctamente, se cree que se debe principalmente a que el número de muestras de esta forma normal era pequeña y para el entrenamiento del sistema, estas se obtuvieron mediante la modificación de las células por un procedimiento químico, el efecto es conocido como crenación de la célula, lo que significa que adquieren una apariencia dentada por la disminución de su volumen [16].

Para llevar a cabo este trabajo objetivo, se probaron diferentes métodos de segmentación, medición y clasificación de patrones. Debido a la poca existencia de muestras se descartó la anomalía denominada knizocito, en su lugar se decidió analizar la anomalía denominada esferocito ya que se contaba con las muestras suficientes para poder tomarla en cuenta.

Se midieron tres grupos de rasgos para clasificar las anomalías presentes en la imagen, el primer grupo se utilizó para separar las anomalías entre forma y color, los otros dos grupos se utilizaron para clasificar cada anomalía de acuerdo a la primera clasificación.

Aunque los resultados son muy alentadores a los esperados, sería conveniente realizar pruebas de laboratorio con imágenes completamente provenientes de células enfermas y mayor volumen de estas.

1. REFERENCIAS

- [1] Campuzano Maya G. (2007), Del hemograma manual al hemograma de cuarta generación, Editora Médica Colombiana S.A
- [2] Jaime Pérez, J. C.; Gómez Almaguer D., (2015). Hematología La sangre y sus enfermedades. Mc Graw Hill, 4a. Ed.
- [3] López Farre, C. A.; Mayaca Miguel (2009). Libro de la salud cardiovascular del Hospital Clínico San Carlos y de la Fundación BBVA. Fundación BBVA, primera edición ed.
- [4] Gonzalez R, Wood R., (2008). Digital Image Processing. Prentice Hall. 3a. Ed.
- [5] Pajares Gonzalez J. M., Martinsanz; Cruz García, (2008). Visión por computador, imágenes digitales y aplicaciones. Ed. RA-MA.
- [6] Shih F. Y., (2017), Image Processing and Mathematical Morphology: Fundamentals and Applications, pp. 344-371, CRC Press. Copyright. Shih, Beucher
- [7] A. Bradski, Gary; Kaehler, (2008). Learning OpenCV. O'Reilly Media, Inc.
- [8] Vitria J., Sanches J. M., Hernández M. (2011). Pattern Recognition and Image Analysis: 5th Iberian Conference, IbPRIA.
- [9] Beucher S., (2010). Image segmentation and mathematical morphology. <http://cmm.enscm.fr/>
- [10] Mejía M, Alzate M, Rodríguez J. (2016). Clasificación automática de glóbulos rojos en Frotis de sangre periférica. Rev Univ Ind Santander Salud. <http://dx.doi.org/10.18273/revsal.v48n3-2016005>
- [11] Cerecedo Díaz B. S. R. (2013). Fisiopatología y métodos de diagnóstico de las anemias hemolíticas por alteración de la membrana eritrocitaria, Master's thesis, Escuela Nacional de Ciencias Biológicas.
- [12] Asunción Batugo G. K., (2012), Tesis de Maestría, Reconocimiento automático de melanomas mediante técnicas de visión por ordenador y reconocimiento de patrones. <http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/17028/>
- [13] Ramírez-Manzanares, (2017). Reporte de búsqueda, detección y conteo de objetos, Centro de Investigación en Matemáticas. http://www.cimat.mx/~alram/VC/ramirez_segObjDetec c.pdf
- [14] Sysmex, (Mayo 2017) Ematology Sistemization, <http://www.sysmex-ap.com/products/diagnostics/hematology/>
- [15] Grau J. F. P., (2003). Técnicas de análisis de imágenes, Aplicaciones en Biología. PUV, segunda edición ed. Universitat de Valencia, Servei de Publicacions
- [16] Bottani E. J., Odetti H. S, (2006). Química general. Ed. Universidad Nacional de Litoral, segunda edición.
- [17] Olachea Cota R., (2010). Tesis de Maestría, Reconocimiento y cuantificación de células de peces en imágenes de cortes histológicos, Instituto Tecnológico de Puebla.