

Análisis de la compresión de imágenes utilizando clustering bajo el enfoque de colonia de hormigas

RECIBIDO: 03/12/13 ACEPTADO: 09/12/13

MARÍA ELENA RUIZ RIVERA*
 JUAN EDUARDO YARASCA CARRANZA**
 EDGAR RUIZ LIZAMA***

RESUMEN

El siguiente trabajo de investigación presenta una solución para el problema del alto costo de almacenamiento digital de las imágenes usadas en diversos campos como ingeniería, medicina, educación, arquitectura, administración, entretenimiento, etc.

La solución está basada en la aplicación de un método de compresión utilizado en el procesamiento de imágenes que es el de clustering; en donde se usa el algoritmo de colonia de hormigas, con la finalidad de reducir el tamaño de la paleta de colores utilizada para representar una imagen. Con ello se logra reducir el tamaño de almacenamiento de la imagen sin que esto afecte la visualización de la misma por parte de la persona.

Palabras clave: imagen digital, mapa de bits, compresión de imagen, clustering, algoritmo de colonia de hormigas

ANALYSIS OF IMAGE UNDERSTANDING USING CLUSTERING UNDER THE APPROACH OF ANT COLONY

ABSTRACT

The following research paper presents a solution to the problem of high cost of digital storage of images used in various fields such as engineering, medicine, education, architecture, management, entertainment, etc.

The solution is based on the implementation of a compression method used in image processing is that of clustering, in which the algorithm ant colony is used, in order to reduce the size of the color palette used to represent an image. This will reduce the storage size of the image without affecting the display of the same by the person.

Keywords: digital image, bits map, image compression, clustering, ant colony algorithms

1. INTRODUCCIÓN

Almacenar una imagen digital implica contar con un gran espacio de memoria, y si se trata de varias imágenes se complica aún más. Por ello es deseable crear métodos y algoritmos que permitan realizar diferentes tipos de trabajo (comprensión, clasificación, etc.) con imágenes y videos, cuyo objetivo será reducir el espacio de memoria u/o agilizar su procesamiento.

En la actualidad cuando se trabaja con grandes cantidades de imágenes se piensa en la comprensión de imágenes para reducir el espacio de almacenamiento.

La Imagen Digital

Una imagen digital es una representación bidimensional de una imagen utilizando bits.



Figura 1. Imagen Digital.

Fuente: Marcelo Ragone, Juan Pablo Vittori. 2006. Fotografía Digital. Especialización en lenguajes artísticos combinados.

* Licenciada en Computación. Docente Asociada Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática-UNMSM. E-mail: meruri@hotmail.com

** Ingeniero de Sistemas UNMSM.

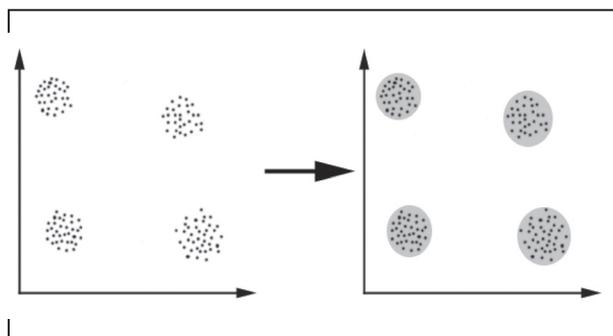
*** Ingeniero Industrial, Magister en Informática. Docente Principal, Facultad de Ingeniería Industrial UNMSM. E-mail: eruizl@unmsm.edu.pe

Clustering

Clustering es el proceso de organizar objetos en grupos y cuyos elementos sean similares de alguna manera. Un cluster es una colección de objetos “similares” entre ellos y que no lo son con los objetos de otros clústeres [Matteucci, 2008].

Un criterio de similitud bastante usado es la distancia: dos o más objetos pertenecen al mismo cluster si están “cerca” de acuerdo con una distancia dada, a esto se le llama distance – based clustering.

Otra clase de clustering es el conceptual clustering, en donde dos o más objetos pertenecen al mismo clúster si uno de estos objetos define un concepto común para todos los demás objetos.



Gráfica 1. Clustering.

Fuente: Matteo Matteucci. 2008. Clustering: An Introduction [Matteucci, 2008].

Compresión de Datos

La compresión de datos trata de reducir el número de bits necesarios para representar la información [Piñeiro, 2010]. Como ejemplo tenemos que para representar digitalmente un segundo de video, sin compresión, se necesitan más de 20 megabits y para representar 2 minutos de un CD de música se requieren más de 84 millones de bits. Actualmente se han producido significativos avances tecnológicos que permiten transmitir o almacenar cantidades de información cada vez más grandes. Sin embargo, parece que las necesidades crecen con mayor rapidez que los avances tecnológicos en cuestión y, por ello, las técnicas de compresión se hacen imprescindibles.

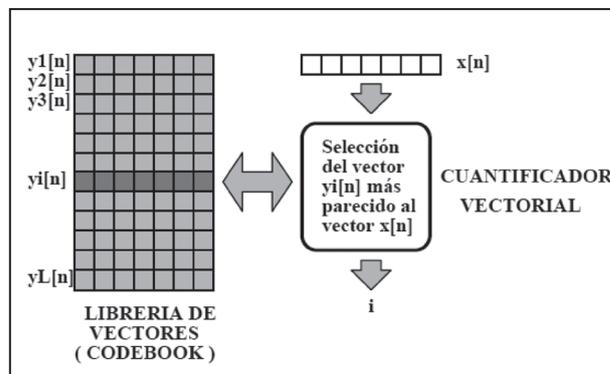


Gráfica 2. Compresión Fractal.

Fuente: Benjamín Dugno Álvarez, Ana María San Luis Fernández, Doina Ana Cernea. Geometría Fractal. Universidad de Oviedo. Departamento de Matemáticas. 2008. [Dugno et al., 2008].

Cuantificación Vectorial

La idea base de la cuantificación vectorial es la de representar un vector N-dimensional que puede tomar cualquier valor continuo en cada una de sus N componentes mediante otro vector seleccionado de entre un conjunto finito de vectores N-dimensionales (Codebook) [Galindo, García, Barrientos, 1999].



Gráfica 3. Proceso de Cuantificación Vectorial

Fuente: Pedro Galindo, Carmen García, Juan Barrientos (1999). La cuantificación vectorial. pág. 8.

Algoritmo de Colonia de Hormigas

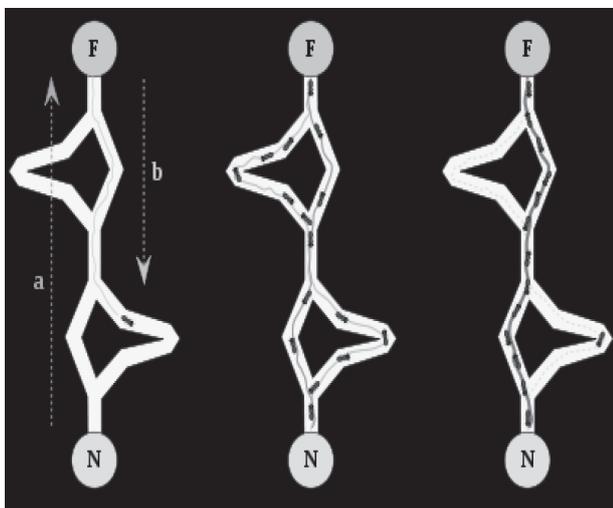
El algoritmo de colonia de hormigas es un algoritmo para encontrar las rutas óptimas que se basa en el comportamiento de las hormigas en busca de alimento [Viktor Macura, Ant Colony Algorithm].

Al principio, las hormigas vagan al azar. Cuando una hormiga encuentra una fuente de alimento, regresa a la colonia dejando “marcadores” (feromonas) que muestran el camino que lleva a los alimentos. Cuando otras hormigas vengan por las feromonas, es probable que sigan este camino. Si lo hacen, a continuación dejan en el camino sus propios marcadores al llevar la comida de regreso.

Debido a que las hormigas dejan sus feromonas cada vez que traen la comida, las rutas más cortas son más propensas a ser más fuertes, por lo tanto optimizan la “solución”. Mientras tanto, algunas hormigas siguen al azar la exploración de fuentes de alimento más cerca.

Una vez que la fuente de alimento se agota, la ruta ya no se llena con feromonas y lentamente se desintegra.

El trabajo de la colonia de hormigas en un sistema bastante dinámico, esto hace que funcione muy bien en grafos con topologías de cambio.



Gráfica 4. Algoritmos de Hormigas.

Fuente: Ant Algorithms, 2010 [Ant Algorithms, 2010].

El algoritmo de colonia de hormigas tiene diferentes aplicaciones entre las cuales tenemos el problema del agente viajero, el problema de asignación cuadrática, problemas de horarios, enrutamiento

de vehículos, enrutamiento de redes orientadas a conexión, coloración de grafos, asignación de frecuencias, asignación generalizada, enrutamiento de redes ópticas, redundancia de asignación, satisfacción de restricciones [Dorigo y Stützle, 2005].

2. La mayoría de las técnicas estándares tratan la cuantificación del color en las imágenes como un problema de agrupamiento (clustering) de puntos en el espacio tridimensional donde los puntos representan los colores encontrados en la imagen original y los tres ejes son representados por los tres canales de color (rojo, verde y azul). Casi cualquier algoritmo de agrupamiento en tres dimensiones se puede aplicar a la cuantificación de color, y viceversa.

2.1. Taxonomía

Según la clasificación establecida por la ACM (Association for Computing Machinery) [ACM, 1998], el tema a desarrollar en la tesis se encuentra en:



2.2. Compresión

Debido a que los archivos de imagen pueden ocupar mucha memoria volviéndose inmanejables, se han desarrollado diferentes técnicas de compresión. Éstas tratan de reducir, mediante algoritmos matemáticos, el volumen del archivo para, así, disminuir los recursos que consume y abreviar el tiempo de transferencia. Estos complejos algoritmos matemáticos reducen, de múltiples maneras, la cantidad de 0 y 1 que conforman una imagen digital [Ragone y Vittori, 2006b].



Gráfica 5. Compresión de Imágenes.

Fuente: Neil Rhodes (2008). Photo Restoration Blog, accesado el 08 de febrero del 2011.

2.3. Tipos de Compresión

Los tipos de compresión según [Ragone y Vittori, 2006c] se pueden clasificar en:

Sin Compresión

En este caso no se utiliza compresión, se logran los menores tiempos de decodificación de imagen, y los archivos más grandes. Entre los formatos que utilizan este método están TIFF, BMP, PSD, y GIF.

Compresión sin Pérdida

Esta técnica utiliza complejos algoritmos matemáticos que logran condensar las cadenas de código sin despreñar nada de la información que forma la imagen, por lo que esta se regenera intacta al ser descomprimida. Esto implicará un cierto tiempo de codificación y decodificación.

Un formato que utiliza este método es PNG.

Compresión con Pérdida

La compresión con pérdida implica que los algoritmos usados desechen información supuestamente poco visible de la imagen. Así, en los archivos comprimidos con este método se pierden parte de los datos de la imagen. Algunos formatos, como JPG, realizan esta pérdida con

diferentes técnicas, suavizando los degradados y áreas que tienen un color similar, esto hace que la falta de información sea más o menos invisible a la vista. Este método permite un alto grado de compresión.

En las aplicaciones más avanzadas es posible definir entre distintos grados de compresión o pérdida al crearse estos archivos. Hay que tratar de evitar la recompresión de imágenes ya comprimidas, ya que esto implica sucesivas pérdidas de información. El formato más utilizado de este tipo es JPEG.

2.4. Formatos de Archivos de Imágenes

2.4.1. Ventajas y Desventajas de los formatos de archivos de imágenes

En la Tabla 1 se presenta un listado de archivos de imágenes junto a sus ventajas y desventajas obtenidas a partir de las definiciones previas.

2.4.2. Algoritmos utilizados en Compresión de Imágenes

Algoritmo Median Cut

El concepto para aplicar el algoritmo de Median Cut es utilizar cada uno de los colores que se encuentran sintetizados en el mapa de colores (colourmap) para representar un número igual de píxeles de la imagen original. Este algoritmo subdivide en varias ocasiones en el espacio de color en cajas rectangulares cada vez más y más pequeñas. Empezamos con una caja que encierra los colores de todos los píxeles de la imagen original. El número de colores diferentes en el primer cuadro depende de la resolución de color utilizado. Los resultados experimentales han mostrado que imágenes que tienen 15 bits / pixel (la resolución del histograma) pueden ser cuantificados a 8 o menos bits / pixel y dicha cantidad de píxeles es suficiente en la mayoría de los casos, generando poca degradación de la imagen original.

En el algoritmo se aplica un paso iterativo, la división de una caja, la cual es reducida alrededor de los colores que encierra, encontrando los valores mínimo y máximo de cada una de las coordenadas de color. El proceso de particionamiento adaptativo se utiliza para decidir la forma de dividir la caja. Los puntos cerrados se ordenan a lo largo de la dimensión más larga de la caja, y separadas en dos mitades en el punto medio, aproximadamente el mismo número de puntos recaerá en cada lado del plano de corte.

El paso anterior se aplica de forma recursiva hasta que se generan K cajas. (Si se realiza un intento de dividir una caja que contiene un solo punto, el

Tabla 1. Matriz de ventajas y desventajas de algunos de los formatos de archivos de imágenes

Formato de Archivo	Ventajas	Desventajas
TIFF	- Imágenes de hasta 16 millones de colores. - Buena calidad de imagen.	- Alto costo de almacenamiento en disco.
JPEG	- Permite imágenes de hasta 16 millones de colores. - Compresión con buena calidad de imagen. - Formato universalmente aceptado.	- A mayor compresión de la imagen menor calidad tendrá.
GIF	- Permite gráficos de hasta 256 colores. - Puede ser animado. - Permite transparencias. - Aceptado por la mayoría de navegadores y herramientas gráficas.	- Muy pocos colores. - Animaciones simples.
PSD	- Permite la composición de imágenes por capas.	- No es compatible con programas que no sean de Adobe.
RAW	- Flexibilidad de procesamiento.	- Alto costo de almacenamiento en disco. - No es portable, debe convertirse a un formato más universal.
EPS	- No disminuye la calidad de la imagen con el escalamiento. - Control con gran precisión de los elementos del dibujo. - Permiten animación	- No aptos para codificar fotografías o videos del "mundo real". - Necesidad de un computador potente para realizar los cálculos necesarios para formar la imagen final.

cuadro es reasignado para dividir el cuadro más grande que se pueda encontrar [Paul Heckbert, 1982].

En este método se pueden distinguir 4 fases en la cuantificación de imágenes:

1. El muestreo de la imagen original para las estadísticas del color.
2. La elección de un mapa de colores (colourmap) basados en las estadísticas del color.
3. Mapear los colores originales hacia sus vecinos más cercanos en el mapa de colores.
4. Cuantificación y redibujo de la imagen.

Las imágenes de Lena que se presentan han sido cuantificadas utilizando el algoritmo Median Cut empleando 16, 8, 4 y 2 bits / píxel [Mota *et al.*, 2001]. (Ver Gráfica 6).

Algoritmo NeuQuant

El algoritmo NeuQuant fue presentado por Anthony Dekker en su artículo "Kohonen Neural Networks for Optimal Colour Quantization" [Dekker, 1994] en 1994.

En este método se utiliza a las redes neuronales auto-organizadas de Kohonen para la cuantificación de las imágenes.

Las redes neuronales auto organizadas son aquellas que en su entrenamiento no requieren las salidas objetivo que se desean asociar a cada patrón de entrada, será la red la que proporcione cierto resultado. La principal aplicación es la realización de agrupamiento de patrones (clustering), visualización de datos y representación de densidades de probabilidad, es por tanto, la más utilizada en el campo de la documentación.



Gráfica 6. Algoritmo Median Cut

Fuente: Mota, Gomes, Cavalcante. 2001. Optimal Image Quantization, Perception and the Median Cut Algorithm. pág. 10.

Algoritmo K – Means

El algoritmo fue propuesto por Stuart Lloyd en 1957 como una técnica de la Modulación Código – Pulso, pero no fue publicado hasta 1982, fecha en la que presentó su artículo «Least square quantization in PCM» [Lloyd, 1982]. Este algoritmo también es conocido como el algoritmo de Lloyd.

El algoritmo sigue los siguientes pasos:

1. Elegir las k – medias (means) iniciales en forma aleatoria.
2. Se crean k clusters asociando cada observación a la media más cercana, dichas particiones pueden representarse mediante el diagrama de Voronoi.
3. El centroide de cada cluster se convierte en la nueva media.
4. Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que se alcance la convergencia.
5. La fórmula para asociar cada observación al cluster correspondiente es la siguiente:

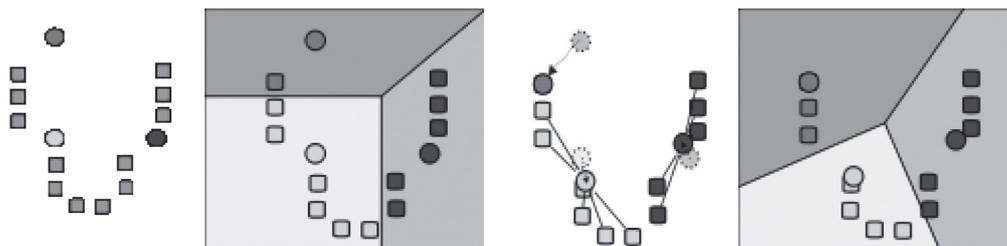
$$S_i^{(t)} = \left\{ x_j : |x_j - m_i^{(t)}| \leq |x_j - m_{i^*}^{(t)}| \text{ for all } i^* = 1, \dots, k \right\}$$

Ecuación 2: K – Means, Cluster

La fórmula para calcular el centroide en cada iteración es la siguiente:

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j$$

Ecuación 3: K – Means, Centroides



Gráfica 7. Algoritmo K – Means.

Ant – Based Clustering

Ant – Based Clustering es un método heurístico de clustering y ordenamiento inspirado en el comportamiento de las hormigas en la naturaleza. El primer algoritmo Ant – Based Clustering fue propuesto por Deneubourg et al. en su artículo “The dynamics of collective sorting: Robot-like ants and Ant-like robots” en 1991 [Deneubourg et al., 1991] para producir comportamiento de clustering en grupos de robots.

Según Handl et al. [Handl et al., 2003], las hormigas son modeladas como agentes simples que se movilizan aleatoriamente en un cuadrado de ambiente toroidal. Los datos que van a ser procesados son inicialmente posicionados aleatoriamente en el ambiente y que pueden ser recogidos, trasladados y soltados por los agentes.

El ordenamiento y agrupamiento de los datos se obtiene introduciendo un sesgo para las operaciones de recoger y soltar los ítems de datos. Los ítems que son rodeados por otros ítems diferentes tienen mayor probabilidad de ser recogidos por los agentes y transportados a la vecindad donde se encuentran los similares con características similares.

Deneubourg et al. [Deneubourg et al., 1991] presentan las siguientes funciones en donde se definen las funciones de probabilidad de recoger o soltar un ítem.

$$p_{pick}(i) = \left(\frac{k^+}{k^+ + f(i)} \right)^2$$

$$p_{drop}(i) = \left(\frac{f(i)}{k^- + f(i)} \right)^2$$

De donde k^+ y k^- que determinan la influencia de las funciones vecindario $f(i)$, la cual es una estimación de la fracción de datos en el ambiente inmediato de la hormiga y que dependiendo de la similitud que exista la hormiga recogerá o soltará el ítem.

La probabilidad de recoger un ítem $p_{pick}(i)$ decrece con $f(i)$, desde 1 ($f(i) = 0$) hasta $\frac{1}{4}$ ($f(i) = k^+$) y menos cuando $f(i)$ tiende a 1.

La probabilidad de soltar un ítem $p_{drop}(i)$ se incrementa con $f(i)$, desde 0 ($f(i) = 0$) hasta $\frac{1}{4}$ ($f(i) = k^-$) y más cuando $f(i)$ tiende a 1.

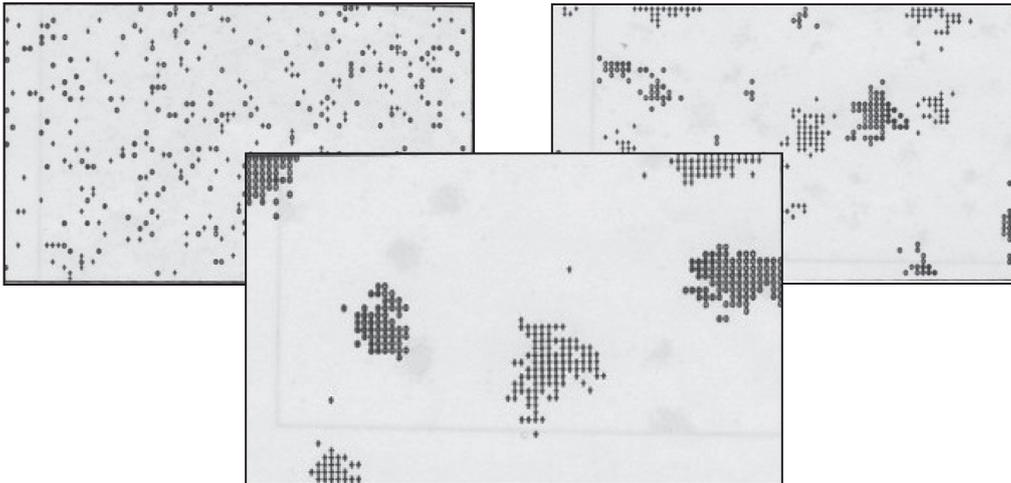
En la versión original del algoritmo la estimación se obtiene usando una memoria a corto plazo de cada agente, la cual contenía la última ubicación del último ítem procesado y esto sólo permitía la discriminación entre un grupo limitado de clases de ítems.

Esta limitación fue superada por Lumer y Faieta [Lumer y Faieta, 1994], en donde considera el promedio de similitud entre el ítem i con todos los ítems j dentro de su vecindad. La función $f(i)$ es calculada mediante:

$$f(i) = \max \left(0, \frac{1}{\sigma^2} \sum_j \left(1 - \frac{d(i,j)}{\alpha} \right) \right)$$

En donde $d(i,j) \in [0,1]$ es la función de disimilitud definida para 2 puntos de datos en el espacio calculada como la función coseno, $\alpha \in [0,1]$ es un parámetro de escalamiento dato – dependiente, σ^2 es el tamaño del vecindario local, generalmente $\sigma^2 \in [9, 25]$.

El agente es colocado en el centro de su vecindario local y cuyo radio de percepción en todas las direcciones es $(\sigma-1)/2$.



Gráfica 8. Ant – Based Clustering.

Fuente: Deneubourg et al., The dynamics of collective sorting: Robot-like ants and Ant-like robots. (Deneubourg et al., 1991).

2.5. Casos de Éxito del Algoritmo de Colonia de Hormigas

Dentro de los casos en que se ha aplicado con éxito el algoritmo de colonia de hormigas tenemos:

- a) **Desarrollo de una aplicación para la gestión, clasificación y agrupamiento de documentos económicos con algoritmos bio-inspirados** [Cobo y Rocha, 2007], este trabajo fue desarrollado por Ángel Cobo y Rocío Rocha, en el cual desarrollan una aplicación Web que utiliza técnicas bio-inspiradas para clasificar y agrupar colecciones multilingües de documentos en el campo de la economía y los negocios. La aplicación identifica grupos relacionados de documentos económicos, escritos en español e inglés, utilizando algoritmos de clustering inspirados en el comportamiento de las colonias de hormigas. Para la generación de una representación vectorial de los documentos que resulte independiente del idioma, se utilizan varios recursos lingüísticos y herramientas de procesamiento de documentos textuales. Cada documento es representado utilizando cuatro vectores de rasgos independientes del idioma, y la similitud entre ellos es calculada mediante combinaciones lineales convexas de las similitudes de esos vectores de rasgos.
- b) **An Ant-based Clustering System for Knowledge Discovery in DNA Chip Analysis Data** [Lee et al., 2007], este trabajo ha sido desarrollado por Minsoo Lee, Yun-mi Kim, Yearn Jeong Kim, Yoon-kyung Lee, Hyejung

Yoon. Ellos proponen un algoritmo de clustering que imite el ecosistema teniendo en cuenta las características de datos biológicos con la finalidad de mejorar el proceso de análisis de los chips o micro arreglos de ADN, para ello han implementado un sistema utilizando el algoritmo de colonia de hormigas. El sistema determina el número de clústeres automáticamente, procesa los datos biológicos de entrada, para luego ejecutar el algoritmo de colonia de hormigas, asignar a los grupos genes y finalmente mostrar el resultado. Se ha probado el algoritmo con una base de datos de prueba de 100 y 1000 genes las cuales muestran resultados prometedores para la aplicación de este algoritmo para agrupar los datos de chips de ADN.

- c) **Enrutamiento Multicast Multiobjetivos basado en Colonia de Hormigas** [Pinto et al., 2005], desarrollado por Diego Pinto, Hugo Estigarribia, y Benjamín Barán. En su trabajo presentan a los algoritmos de optimización basados en Sistemas de Colonias de Hormigas (Ant Colony Optimization - ACO) como métodos meta-heurísticos recientes, inspirados en el comportamiento de colonias de hormigas reales. Proponen un algoritmo multiobjetivo, para la resolución del problema de Enrutamiento Multicast en Ingeniería de Tráfico, denominado Multi objective Ant Colony System (MOACS), que está basado en ACO y que es utilizado para la construcción del árbol multicast, en el contexto de transmisión de datos en redes de computadoras. El MOACS optimiza de

manera simultánea tres parámetros: el costo del árbol multicast, el retardo promedio y el retardo máximo (de origen a destino) y obtiene como resultado un conjunto de soluciones óptimas, a las que denominan conjunto Pareto. Los resultados experimentales obtenidos con el MOACS fueron comparados con el Multio bjective Multicast Algorithm (MMA) que demostró ser un excelente algoritmo evolutivo basado en el SPEA. Esta comparación muestra que el MOACS presenta mejores soluciones que las arrojadas por el MMA, indicando que los algoritmos basados en colonias de hormigas son muy prometedores en la resolución de problemas multi objetivos.

d) Optimización por Colonia de Hormigas para la Asignación Dinámica de Recursos en una Plataforma de Experimentación de Temperatura Multizona [Muñoz *et al.*, 2007], este trabajo fue desarrollado por Mario Muñoz, Jesús López y Eduardo Caicedo, en el cual presentan un algoritmo basado en el Ant System para la asignación dinámica de recursos en una plataforma de experimentación con múltiples entradas y salidas. Esta plataforma, que emula una grilla de temperatura, está compuesta por múltiples sensores y actuadores organizados en zonas. El uso del algoritmo de colonia de hormigas en esta aplicación permite asignar dinámicamente el tiempo de encendido de un actuador en la plataforma de experimentación de temperatura multizona para lograr una temperatura uniforme sobre una área en particular, lo que permitió obtener una temperatura uniforme sobre la plataforma.

e) Selección de rutas de distribución utilizando optimización por colonia de hormigas [Feitón y Cespón, 2009], trabajo desarrollado por Michael Feitó y Roberto Cespón, en donde se enfocan en el diseño y aplicación de un procedimiento metaheurístico para la selección de rutas de distribución en la sucursal Villa Clara de Almacenes Universales S.A., que permita la reducción de los costos de transporte y un mejor tiempo de entrega a partir de la optimización de las distancias a recorrer. Para lograr este objetivo implementaron un algoritmo basado en la optimización por colonias de hormigas, llamado AntHill 0.1 el cual brinda soluciones óptimas a problemas de diversas magnitudes en un tiempo aceptable. La ejecución del software aplicado a varios casos reales y comparados con la documentación de la empresa arrojó que

la aplicación del procedimiento presupone la reducción de los recorridos en la distribución de mercancías de Los Portales S.A. en el orden del 30%, lo que trae consigo un ahorro aproximado de más de 800 dólares al mes y 10 mil dólares al año.

3. ALMACENAMIENTO DE DATOS

El almacenamiento de datos agrupa dispositivos de hardware y software dedicados a guardar, administrar y buscar los datos [Glosario.net, 2006].

En relación al hardware existen diferentes tipos de dispositivos de almacenamiento: discos, disquetes, discos ópticos, cintas, cartuchos, etc. Cada uno de ellos tiene ventajas e inconvenientes, y resultan más o menos adecuados para diferentes utilizaciones.

En relación al software se tiene los sistemas manejadores de datos (DBMS) los cuales les permiten a los usuarios definir, consultar y modificar los datos.

4. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

El continuo avance en la tecnología de las telecomunicaciones ha conllevado a un aumento en la demanda del uso de imágenes, audio y video en las diversas actividades cotidianas [Ross Dawson, 2007].

Esto ha generado ciertos aspectos a tener en cuenta como el elevado tiempo empleado para la transmisión de datos y el alto costo de almacenamiento de este tipo de archivos [Seagate, 2008], el problema abordado en la presente tesis estará vinculado al almacenamiento de imágenes.

5. OBJETIVOS

Objetivos Generales

- Realizar un análisis de los diferentes algoritmos que emplee el método de clustering bajo el enfoque de colonia de hormigas, con la finalidad de solucionar el problema de almacenamiento digital de imágenes.

Objetivos Específicos

- Conocer el funcionamiento de los algoritmos de cuantificación que se utilizan actualmente y que puedan servir de base para obtener una paleta de colores reducida.

Número de archivos que un disco de 500 GB puede contener				
Tipo de medios	Aplicación o dispositivo	Archivo digital típico	Tamaño de archivo común*	La unidad de 500 GB almacena aprox.**
Películas y vídeo	Contenido multimedia de alta definición	Película de alta definición de 2 horas	10 GB	50 películas
		Programa de alta definición de 1 hora	5 GB	100 programas
	Contenido multimedia de definición estándar	Película de definición estándar de 2 horas	2,25 GB	222 películas
		Programa de definición estándar de 1 hora	1,12 GB	446 programas
	Videocámara	1 hora de vídeo digital RAW sin comprimir	12 GB	42 vídeos
Música	Reproductores de audio digitales	Canción de 4 minutos (128 Kbps)	4 MB	125.000 canciones
		Audio sin pérdida (WMA / FLAC) (~1.100 Kbps)	25 MB	20.000 canciones
		Sonido 5.1 Super HD (11.000 Kbps, sonido envolvente de 6 canales)†	230 MB	2.174 canciones
		Programa de audio de 30 minutos (64 Kbps)	15 MB	33.333 programas
Fotografías	Cámara digital	Fotografía de 4 megapíxeles‡	2 MB	250.000 fotografías
	Teléfonos móviles	Fotografía de teléfono móvil	0,4 MB	1.250.000 fotografías

† Los tamaños de los archivos (en decimales) representan el tamaño medio de este tipo de archivos.
 **El número de los archivos que puede contener un disco duro depende de que la unidad sólo contenga archivos de ese tipo.
 †Sonido envolvente digital MusicGigants
 ‡Cámara digital Canon

Gráfica 9. Almacenamiento de datos.

Fuente: Seagate (2008). ¿Qué capacidad de almacenamiento necesitan sus cliente?

6. JUSTIFICACIÓN

Es poder dar solución a la problemática del almacenamiento y transmisión de contenidos multimedia, especialmente de imágenes, los cuales son muy utilizados en los distintos campos de nuestra vida diaria, como por ejemplo en la medicina, arquitectura, ingeniería, administración, educación, entretenimiento, etc. [Tom Smith, 2008].

7. PROPUESTA

La propuesta es desarrollar un aporte teórico – práctico (conocimientos y herramienta tecnológica) en el tema de codificación de imágenes basadas en algoritmos de clustering.

El desarrollo de este aporte se dará de manera periódica e incremental, durante este proceso de

desarrollo se realizarán diversas actividades como revisión bibliográfica, estudio del marco teórico, la revisión del estado del arte, selección de la técnica a usar, desarrollo de la propuesta y la redacción de las conclusiones.

8. DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN O DEL ESTUDIO

Aporte Teórico

Comparación de Algoritmos de Clustering

Para analizar las ventajas y desventajas de cada algoritmo de clustering presentados en la tesis he elaborado los siguientes cuadros comparativos.

Tabla 2. Comparación cualitativa de algoritmos de clustering.

ALGORITMO	VENTAJAS	DESVENTAJAS
Median Cut	<ul style="list-style-type: none"> - Simplicidad de implementación. - Poco uso de recursos de memoria y procesador de la PC. 	<ul style="list-style-type: none"> - Soluciones poco óptimas. - Generación de codebook limitada. - No cuenta con procesamiento en paralelo.
K-Means	<ul style="list-style-type: none"> - Simplicidad de implementación. - Técnica muy usada en la identificación de patrones. 	<ul style="list-style-type: none"> - Excesivo tiempo para llegar a la solución final cuando se maneja gran cantidad de data. - Posibilidad de la no convergencia del método. - No cuenta con procesamiento en paralelo
NeuQuant	<ul style="list-style-type: none"> - Aprendizaje adaptativo. - Tolerancia a fallos. - Dinámico. - Procesamiento paralelo. 	<ul style="list-style-type: none"> - Necesidad de un tiempo para el entrenamiento de la red neuronal. - Gran coste de recursos de memoria y procesador de la PC. - Implementación complicada.
Ant Based Clustering	<ul style="list-style-type: none"> - Procesamiento paralelo. - Mejora constante del algoritmo. - Auto-organización. - Algoritmo robusto. - No necesitan información a priori. 	<ul style="list-style-type: none"> - Complejidad de implementación media.

Tabla 3. Primera comparación cuantitativa de algoritmos de clustering

Ítem	Algoritmos											
	Median Cut			K – Means			NeuQuant			Ant – Based Clustering		
	Peso	Valor	Ponde-rado	Peso	Valor	Ponde-rado	Peso	Valor	Ponde-rado	Peso	Valor	Ponde-rado
Robustez	0.35	1	0.35	0.35	2	0.70	0.35	2	0.70	0.35	3	1.05
Paralelismo	0.30	1	0.30	0.30	1	0.30	0.30	3	0.90	0.30	3	0.90
Eficacia	0.35	1	0.35	0.35	2	0.70	0.35	3	1.05	0.35	3	1.05
Totales	1.00	3	1.00	1.00	5	1.70	1.00	8	2.65	1.00	9	3.00

Leyenda:

Descripción	Valor
Baja	1
Media	2
Alta	3

De este cuadro se elegirá el algoritmo cuyo valor ponderado sea el mayor, lo que representará que el algoritmo otorga mayor beneficio frente a los demás algoritmos. En este caso se elige el

algoritmo Ant – Based Clustering que tiene de valor ponderado 3.00, el cual es superior al de los demás algoritmos de la tabla.

Tabla 4. Segunda comparación cuantitativa de algoritmos de clustering

Ítem	Algoritmos											
	Median Cut			K – Means			NeuQuant			Ant – Based Clustering		
	Peso	Valor	Ponderado	Peso	Valor	Ponderado	Peso	Valor	Ponderado	Peso	Valor	Ponderado
Complejidad de implementación	0.3	2	0.6	0.3	2	0.6	0.3	3	0.3	0.3	2	0.6
Uso de recursos computacionales	0.3	2	0.6	0.3	2	0.6	0.3	3	0.9	0.3	2	0.6
Tiempo de procesamiento	0.3	2	0.6	0.3	2	0.6	0.3	3	0.9	0.3	2	0.6
Necesidad de información a priori	0.1	1	0.1	0.1	1	0.1	0.1	3	0.1	0.1	1	0.1
Totales	1.0	12	1.9	1.0	12	1.9	1.0	10	2.2	1.0	12	1.9

Leyenda:

Descripción	Valor
Baja	1
Media	2
Alta	3

De este cuadro se elegirá el algoritmo cuyo valor ponderado sea el menor, lo que representará que el algoritmo otorga menores costos en cuanto a tiempo y esfuerzo empleados en la implementación del mismo frente a los demás algoritmos. En este caso los algoritmos con menor ponderado son el algoritmo Median Cut, el algoritmo K - Means y el algoritmo Ant – Based Clustering los cuales presentan un valor ponderado de 1.9.

De las comparaciones realizadas se puede observar que el algoritmo Ant – Based Clustering presenta

las mejores condiciones para la implementación de un sistema de compresión de imágenes. Este sistema usará dicho algoritmo para localizar los colores característicos o predominantes de una imagen, lo que dará origen al Codebook que será utilizado en el proceso de cuantificación vectorial al que será sometida la imagen. Para disminuir el error de cuantificación que se genera durante el proceso se utilizará un algoritmo de dithering del tipo error-difusión con el cual se distribuirá dicho error en los píxeles vecinos de la imagen.

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Las conclusiones que he llegado en el desarrollo de la tesis son las siguientes:

- El continuo avance en la tecnología de las telecomunicaciones ha conllevado a un aumento en la demanda del uso de imágenes, audio y video en las diversas actividades cotidianas como por ejemplo en la medicina, arquitectura, ingeniería, administración, educación, etc., esto ha generado ciertos aspectos a tener en cuenta debido a su alto costo computacional, por un lado se tiene la transmisión de los contenidos multimedia y por el otro su almacenamiento.
- La solución para estos problemas es utilizar una técnica de compresión basada en la clustering la cual consiste, en el caso de las imágenes, en mapear una imagen original a full color, en otra imagen que tenga una paleta de colores mucho más reducida que la de la imagen original y además que las diferencias de percepción visual entre estas 2 imágenes sean mínimas.
- El algoritmo de compresión basado en colonia de hormigas que se presenta en este artículo permite reducir el peso de las imágenes en aproximadamente un 66.41% sin afectar drásticamente la percepción visual de las mismas.

Los trabajos futuros que se pueden plantear a partir de esta tesis serían:

- La optimización del algoritmo de colonia de hormigas, para evitar el gran consumo de recursos computacionales cuando se procese mayor volumen de información.
- El uso del paralelismo para mejorar el tiempo de procesamiento, especialmente en la generación del Codebook.
- Preparar al algoritmo para que sea capaz de recibir una imagen de entrada en cualquier formato gráfico y pueda procesarla sin inconvenientes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Artículos

- [1] [Galindo, García, Barrientos, 1999] Pedro L. Galindo, Carmen García López, Juan M. Barrientos Villar. La Cuantificación Vectorial. Escuela Superior de Ingeniería Universidad de Cádiz. 1999. Cádiz, España. Pp. 2, 3.
- [2] [Ragone y Vittori, 2006b] Marcelo Ragone, Juan Pablo Vittori. Fotografía Digital. Especialización en Lenguajes Artísticos Combinados. Instituto Universitario Nacional de Arte. 2006. Buenos Aires, Argentina. Pp 3-5.
- [3] [Ragone y Vittori, 2006c] Marcelo Ragone, Juan Pablo Vittori. Fotografía Digital. Especialización en Lenguajes Artísticos Combinados. Instituto Universitario Nacional de Arte. 2006. Buenos Aires, Argentina. Pp 5-6.
- [4] [Mota *et al.*, 2001] Cicero Mota, Jonas Gomes y María I. A. Cavalcante. Optimal Image Quantization, Perception and the Median Cut Algorithm. Instituto de Ciencias Exactas. Universidad del Amazonas. 2001. Manaus, Brasil. Pp. 14.
- [5] [Paul Heckbert, 1982] Paul S. Heckbert. Color Image Quantization for Frame Buffer Display. Laboratorio de Computación Gráfica del Instituto de Tecnología de New York. 1982. USA. Pp. 4-8.
- [6] [Piñeiro, 2010] Teoría de la Información y Codificación. Cándido Piñeiro Gómez. 2010. Cap. I, Pp. 2.
- [7] [Dorigo y Stützle, 2005] The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances. Marco Dorigo, Thomas Stützle. 2005. Pp 24.
- [8] [Dekker, 1994] Kohonen Neural Networks for Optimal Color Quantization. Anthony Dekker. 1994.
- [9] [Lloyd, 1982] Stuart Lloyd. Least Squares Quantization PCM. IEEE Transactions on Information Theory, Vol. It-28, No. 2, 1982.
- [10] [Deneubourg *et al.*, 1991] J. L. Deneubourg, S. Goss, N. Franks, A. Sendova-Franks, C. Detrain, y L. Chrétien. The dynamics of collective sorting: Robot-like ants and Ant-like robots. Université Libre de Bruxelles, Bélgica; University of Bath, Reino Unido, 1991.
- [11] [Lumer y Faieta, 1994] E. Lumer y B. Faieta. Diversity and Adaptation in populations of clustering ants. 1994
- [12] [Handl *et al.*, 2003] J. Handl, J. Knowles and M. Dorigo. Strategies for the increased robustness of ant – based clustering, Université Libre de Bruxelles, Bélgica. 2003.

Revistas

- [13] [Ross Dawson, 2007] Future of Media Report. Ross Dawson. Future Exploration Network. 2007. Sydney, Australia. Pp. 6.
- [14] [Tom Smith, 2008] Social Media Tracker Wave 3. Tom Smith. Universal McCann. 2008
- [15] [Seagate, 2008] ¿Qué capacidad de almacenamiento necesitan sus clientes? Seagate. EE.UU. 2008.

Web

- [16] [Matteucci, 2008] Clustering: An Introduction. Accesado el 28 de enero del 2013 desde http://home.dei.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/

- [17] [ACM, 1998] ACM Computing Classification System. Accesado el 28 de enero del 2013 desde <http://www.acm.org/about/class/ccs98.html>

- [18] [Viktor Macura, Ant Colony Algorithm] Viktor Macura. Ant Colony Algorithm. Accesado el 28 de enero del 2013 desde <http://mathworld.wolfram.com/AntColonyAlgorithm.html>

- [19] [Dugnot *et al.*, 2008] Benjamín Dugnot Álvarez, Ana María San Luis Fernández, Doina Ana Cernea. Geometría Fractal. Universidad de Oviedo. Departamento de Matemáticas. Área de Matemática Aplicada.