

Detección del Bacilo Mycobacterium Tuberculosis mediante Reconocimiento de Patrones

Detection of the Bacillus Mycobacterium Tuberculosis by Patterns Recognition

Harold A. Romo R. Esp., Fabián Ramírez M. Ing., Ridier Valdivieso B. Ing.
Universidad del Cauca, Colombia
{hromo, framirez, rvaldivieso}@unicauca.edu.co

Recibido para revisión 26 de Marzo de 2007, Aceptado 03 de diciembre, Versión final 10 de Diciembre de 2007

Resumen—Una imagen es una excelente fuente de información siempre que sea posible identificar y extraer los diferentes objetos que la constituyen. Las técnicas de reconocimiento de patrones permiten aislar grupos de objetos para aplicaciones específicas. El grupo de nuestro interés lo conforma los bacilos *Mycobacterium Tuberculosis* (o bacilos de Koch), causantes de la infección de tuberculosis, y que pueden verse en las imágenes fotográficas de muestras de esputo en pacientes que presenten síntomas de esta enfermedad. Este artículo presenta un algoritmo basado en wavelets de reconocimiento de patrones morfológico y estadístico para aislar y cuantificar sobre la imagen dichos bacilos para diagnosticar la severidad de la infección en el paciente. Finalmente son presentados algunos resultados, conclusiones y recomendaciones de su aplicación en Telemedicina.

Palabras Clave—Tuberculosis, Bacilo de *Mycobacterium*, Procesamiento de Imágenes, Reconocimiento de Patrones, Wavelets.

Abstract—An image is an excellent source of information whenever be possible to identify and extract the objects on it. The techniques of patterns recognition make it possible to isolate groups of objects for specific applications. The group of our interest is the *Mycobacterium Tuberculosis* bacillus (or Koch bacillus), causal of the tuberculosis infection, and it is possible to see them in the photographic images from sputum samples of patients who present signs of this disease. This article presents an algorithm based on wavelets of morphologic and statistical pattern recognition to isolate and quantify on the image this bacillus to diagnostic the severity of the infection in the patient. Finally are presented some results, conclusions and recommendations of its application in Telemedicine.

Keywords—Tuberculosis, *Mycobacterium* Bacillus, Image Processing, Patterns Recognition, Wavelets.

I. INTRODUCCIÓN

Actualmente dos millones de personas mueren a causa de la tuberculosis en el mundo, siendo el África subsahariana, el sureste de Asia y la Europa del Este las regiones más afectadas. La tuberculosis es una enfermedad infecciosa aguda o crónica producida por el bacilo *Mycobacterium tuberculosis*, también conocido como *bacilo de Koch* [1], que puede afectar cualquier tejido del organismo pero generalmente se localiza en los pulmones. El nombre de tuberculosis deriva de la formación de unas estructuras celulares características denominadas tuberculosas donde los bacilos quedan encerrados.

Los bacilos de la tuberculosis son transmitidos por el esputo, en forma de gotitas suspendidas en el aire o por partículas de polvo, y rara vez por excrementos o alimentos. La Organización Mundial de la Salud (OMS), estima que si el control de la enfermedad no mejora entre el 2002 y el 2020, alrededor de 1.000 millones de personas en el mundo se infectarán, 150 millones contraerán la enfermedad y 36 millones morirán como consecuencia de la tuberculosis [2].

El diagnóstico de la enfermedad activa se realiza mediante la identificación y conteo manual de la población de los bacilos de tuberculosis en el esputo. Este es un procedimiento ortodoxo, demanda tiempo y está sujeto a errores humanos. Ante esto, se presenta una forma de sistematizar el proceso mediante un algoritmo basado en wavelets de reconocimiento de patrones morfológico y estadístico, que permite aislar y cuantificar los bacilos en imágenes fotográficas de muestras de esputo. Con esto se consigue emitir un diagnóstico automático y rápido del grado de infección o severidad de la infección con un alto grado de confiabilidad.

El proceso completo para obtener un diagnóstico de la

infección de la tuberculosis implica los siguientes pasos: Toma de muestras de esputo del paciente, pigmentación de las muestras para facilitar la identificación de los bacilos, fotografiado digital de las muestras (en cualquier formato: *.tif, *.jpg, etc.), sometimiento al sistema de diagnóstico automático desarrollado, obtención y análisis del diagnóstico y toma de decisiones.

II. RECONOCIMIENTO DE PATRONES

A. Análisis de Imágenes

Un patrón es una descripción estructural o cuantitativa de un objeto o de alguna otra entidad de interés en una imagen. En general, un patrón está caracterizado por uno o más descriptores, y una clase de patrones es una familia que comparten algunas propiedades comunes. El reconocimiento de patrones se ubica en la parte final del análisis de imágenes. Este análisis se divide comúnmente en tres áreas a saber [3]:

1) *Procesado de bajo nivel*: son las funciones automáticas y que no requieren inteligencia por parte del sistema de análisis. Incluye desde el proceso mismo de formación de las imágenes hasta las diversas compensaciones aplicables como la reducción o supresión de ruido.

2) *Procesado de nivel intermedio*: comprende la extracción y caracterización de los componentes de la imagen obtenida en el paso anterior. Incluye la segmentación y la descripción.

3) *Procesado de alto nivel*: comprende el reconocimiento y la interpretación, estos dos procesos tienen un gran parecido con lo que normalmente se conoce como conocimiento inteligente.

B. Modelo General de Procesamiento de Imágenes

A continuación se describen los módulos constitutivos de un sistema de procesamiento de imágenes para propósitos de

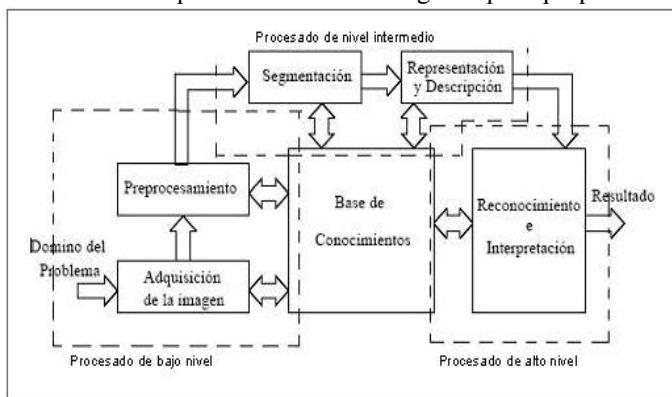


Figura .1. Modelo general de procesamiento de imágenes para reconocimiento de patrones.

1) *Adquisición*: La adquisición es digitalizada. Aquí se utilizan imágenes a color con codificación RGB, imágenes en tonos de gris e imágenes binarias. Una imagen "RGB" se compone de tres matrices que representan la intensidad de los colores rojo (R), verde (G) y azul (B), y en cada matriz se especifican espacialmente los valores de intensidad que cada

píxel de la imagen tiene en el color correspondiente, una imagen en "tonos de gris" contiene píxeles con intensidad generalmente entre 0 (negro) y 255 (blanco), y una imagen "binaria" solo tiene 2 valores lógicos, normalmente unos (blanco) y ceros (negro).

2) *Preprocesamiento*: Su función es mejorar la imagen para optimizar el procesamiento de la misma. Típicamente aplica técnicas para realzar el contraste y remover ruido.

3) *Normalización*: En algunas ocasiones después del preprocesamiento es necesario normalizar la imagen realizando las siguientes operaciones: *corrección de inclinación* para dejarla simétrica a los ejes *x* y *y*, esto se puede realizar mediante la *transformada de Hough* [4] y *redimensionamiento* para modificar el tamaño de la imagen o de los objetos constituyentes cuando sea necesario mediante una transformación espacial o interpolación.

4) *Segmentación*: aquí se partitiona una imagen en sus partes constituyentes u objetos.

5) *Representación y Descripción*: Selecciona las características que resultan de la extracción de rasgos con información cuantitativa, básica para diferenciar clases de objetos

6) *Clasificación*: comprende *el reconocimiento* y *la interpretación*. *El reconocimiento* etiqueta o asigna un nombre a un objeto, basándose en la información que proveen sus descriptores, y *la interpretación* asigna su significado a un conjunto de objetos reconocido.

7) *Base de conocimientos*: mantiene todo el conocimiento que se tiene acerca del problema tratado. Este conocimiento puede ser simple, guardando solo las regiones de la imagen donde se localiza la información de interés, o puede ser compleja como una lista interrelacionada de todos los detalles de la base de datos de imágenes. También controla la interacción entre módulos.

En general, las funciones de procesamiento que incluyen reconocimiento e interpretación están asociadas con aplicaciones de análisis de imágenes en las cuales el objetivo es extraer información automática o semi-automáticamente [3].

C. Reconocimiento estadístico de Patrones

Un patrón es una descripción estructural o cuantitativa de un objeto o de alguna otra entidad de interés en una imagen. En general, un patrón está formado por uno o más descriptores. Las clases de patrones se representan por $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_M$, donde M es el número de clases. Las tres representaciones de patrones más utilizadas son: *los vectores* (para descripciones cuantitativas), *las cadenas* y *los árboles* (para descripciones estructurales). Los patrones utilizados aquí son los vectoriales, los cuales se representan como $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, donde cada componente x_i representa el i -ésimo descriptor y n es el número de descriptores. Para la clasificación de los patrones vectoriales se utilizó el *clasificador de mínima distancia* [3].

III. TRANSFORMADA WAVELET

Similar a la transformada de Fourier, la *transformada wavelet* descompone una señal en términos de funciones $\psi(t)$ denominadas *wavelets*. Partiendo de que tanto la señal $f(t)$ como la *función wavelet madre* $\psi(t)$ son de energía finita, se define la transformada wavelet de $f(t)$ como [5]:

$$\text{CWT } (a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad a, b \in \mathbb{R}, \quad a \neq 0, \quad (1)$$

aquí $\psi(t)$ actúa como función ventana, donde “ a ” se conoce como parámetro de escala y determina el ancho de la ventana, y “ b ” es el parámetro de traslación y determina la ubicación en el dominio del tiempo de la misma.

A. Transformada Wavelet Discreta (DWT)

Para propósitos de procesamiento digital de imágenes se prefiere una forma de transformación más práctica y cuyo algoritmo sea rápido. Ante esto, se plantea la *transformada wavelet discreta* (DWT). Esta requiere de la discretización de los parámetros de escala y traslación de la siguiente forma $a = 2^{-j}$ y $b = k2^{-j}$, de tal manera que la forma discreta de la función wavelet madre $\psi(t)$ adquiere la forma:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z}, \quad (2)$$

conocida como la *versión diádica discretizada* [5], la cual consiste en un conjunto de funciones trasladadas y escaladas de la *función wavelet madre*. El factor $2^{\frac{j}{2}}$ se denomina *constante de normalización* y se hace necesario para cumplir con la condición de *ortonormalidad*.

A una función *wavelet madre* se asocia una función *wavelet padre* o de *escala* $\phi(t)$, de tal manera que con una de estas funciones o con ambas es posible aproximar o descomponer cualquier función $f(t)$ en $L^2(\mathbb{R})$, de la siguiente forma:

$$f(t) = \sum_k \sum_j c_{j,k} \phi(t) + \sum_k \sum_j d_{j,k} \psi(t); \quad j, k \in \mathbb{Z}, \quad (3)$$

donde $c_{j,k}$ y $d_{j,k}$ son los coeficientes wavelets de aproximación y detalles respectivamente.

B. Descomposición Wavelets para Imágenes

Computacionalmente, una imagen es una matriz de N^2 píxeles (sin perdida de generalidad suponemos una imagen cuadrada). Partiendo de una resolución inicial de la imagen de 2^J píxeles por lado, esta puede descomponerse hasta $J = \log_2 N$ niveles de resolución distintos y decrecientes. La descomposición mediante la transformada DWT consiste en

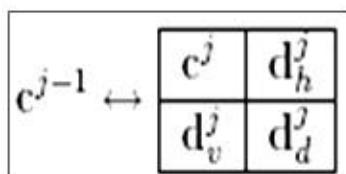


Figura . 2 Descomposición de una imagen de nivel c^{j-1} de resolución

aplicar a la imagen dos filtros: uno paso-bajas y otro paso-altas en dos direcciones (columnas y filas de la imagen), dando lugar a cuatro filtrados posibles en cada escala de resolución. Así, una imagen en una resolución de escala c^{j-1} resulta descompuesta en cuatro nuevas imágenes: una versión suavizada o aproximada c^j y tres versiones de detalles d^j en

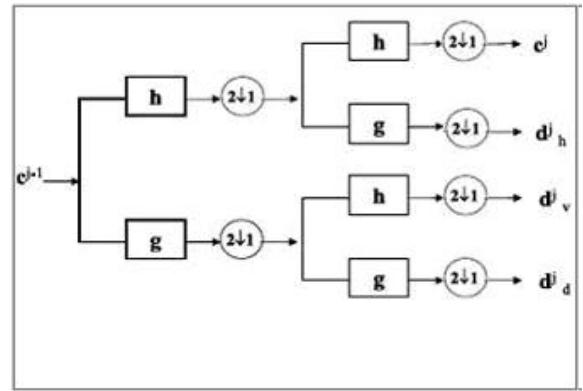


Figura . 3. Representación piramidal de la descomposición wavelet 2D

las direcciones horizontal, vertical y diagonal como se muestra en la Figura 2.

En la Figura 3 se muestra el proceso de descomposición wavelet en 2D denominado *representación piramidal* [6]. A partir de los coeficientes que resultan de la descomposición wavelet en 2D se extraen las características descriptoras para reconocimiento de patrones. La síntesis o reconstrucción de la imagen se obtiene aplicando el proceso inverso al descrito.

C. Coeficientes Wavelet y el Reconocimiento de Patrones

Para el reconocimiento de patrones se extraen características de descripción de cada clase y así asignar un patrón desconocido a una clase en particular. Una imagen digital está conformada por pequeños cuadros de color llamados píxeles cuyo color queda definido por un valor numérico que depende de la codificación utilizada. Aquí se utilizan inicialmente imágenes a color con codificación RGB. Esta codificación guarda información en matrices con los datos que conforman cada píxel. Una imagen RGB se compone de tres matrices que representan la intensidad de los colores rojo (R), verde (G) y azul (B), respectivamente. En cada matriz se especifican espacialmente en una tripleta los valores de intensidad que cada píxel que la imagen tiene en cada color [7]. Posteriormente se transforman las imágenes a color en imágenes de tonos de grises. En estas últimas, los píxeles difieren en intensidad de gris en forma discreta, con cambios más abruptos en los contornos o fronteras de las regiones que conforman la imagen.

El potencial del análisis de imágenes con wavelets está justamente en su capacidad de localizar cambios abruptos en las señales 1D o 2D, lo cual es aprovechado para la detección de los bacilos presentes en una imagen. El proceso consiste en aplicar sobre las imágenes la transformada DWT y extraer de sus coeficientes las características más sobresalientes de los objetos que conforman la imagen, cuantificarlas y obtener los

descriptores respectivos al patrón del bacilo de tuberculosis.

IV. PROCESO DE DETECCIÓN DEL BACILO DE KOCH

En las imágenes fotográficas tomadas sobre las muestras de esputo de un paciente infectado de tuberculosis, los “bacilos de Koch” presentan singularidades relacionadas básicamente con: su coloración, gracias a la previa pigmentación de las muestras de esputo, y a su morfología; aspectos que se convierten en parámetros de detección. Para esto, se resaltan secciones de la imagen que cumplan inicialmente ciertos requerimientos de color basados en umbrales y luego se aplican discriminantes morfológicos para detectar los bacilos. Es de resaltar que en las imágenes de esputo, además de los bacilos, se encuentran también leucocitos [1], y en algunas ocasiones presentas características de color semejantes a las de los bacilos. Ante esto, el algoritmo de detección optimiza la discriminación y evita que zonas de leucocitos se interpreten como posibles bacilos.

A. Descripción del Algoritmo

Una vez obtenidas las imágenes fotográficas digitales se procede así:

1) *Descomposición de la imagen*: Una imagen fotográfica digital a color inicialmente se ve como en la Figura 4.

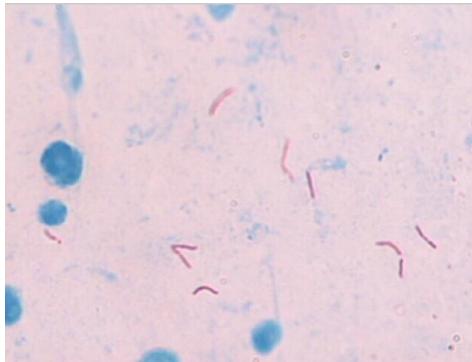
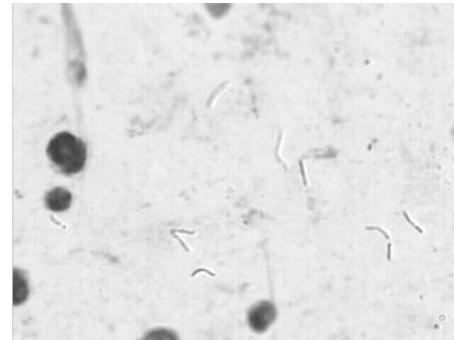


Figura .4. Muestra de esputo con presencia de bacilos (objetos rojizos delgados y forma alargada)

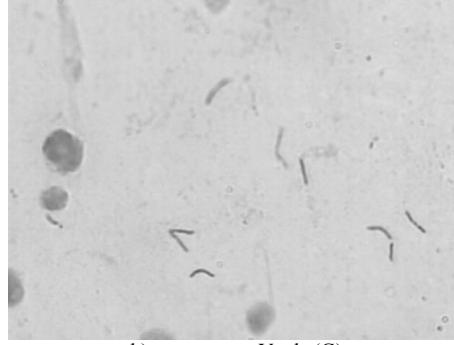
Una imagen RGB es un arreglo matricial de dimensiones $M \times N \times 3$. Cada píxel (r, c) en la imagen es representado por la tripleta $(r, c, 1:3)$ [7]. Esta imagen es descompuesta en tres imágenes en niveles de gris, que representan cada una la intensidad espacial de los colores rojo (R), verde (G) y azul (B) respectivamente como se aprecia en las Figuras 5a, 5b y 5c.

2) *Procesado de la imagen*: Dentro del procedimiento habitual en bacteriología, a la muestra de esputo original se le agrega un pigmento antes de fotografiarlas, con el fin de resaltar los bacilos y así facilitar su detección. Sin embargo, en la primera fase del procesamiento se analiza los objetos en la imagen por el nivel de gris con que se presentan, para evitar que algunos leucocitos (objetos circulares de color oscuro en la imagen) influyan equivocadamente en la detección de los bacilos (objetos delgados y alargados de color oscuro en la imagen). Para esto, inicialmente se detectan los

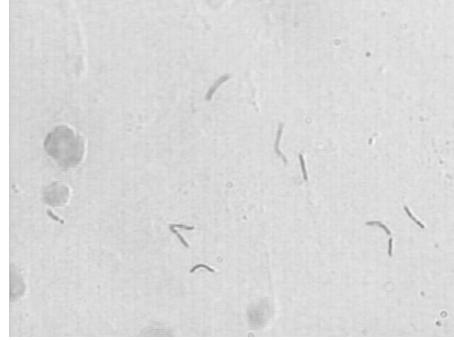
leucocitos en la imagen correspondiente a la componente roja (R), ya que es en esta donde se resaltan más. Una vez localizados por medio de umbrales de color, se modifica su intensidad de su color para aclararlos en la componente azul (B), que es la componente de color donde se hará finalmente la detección de los bacilos.



a) componente Roja (R)



b) componente Verde (G)



c) componente Azul (B)

Figura .5. Descomposición de la imagen en tonos de gris de sus tres componentes de color.

3) *Detección de los Bacilos*: Sobre la componente azul (B) de la imagen se aplica discriminantes de color y morfología. Los discriminantes de color se basan en umbrales de color, teniendo en cuenta el grado de pigmentación de la imagen antes de fijar dichos umbrales. La suma de los coeficientes de componente azul (B) sirve de referencia, ya que por debajo de este se encuentran los posibles bacilos por su tonalidad oscura dentro de esta componente. Los discriminantes morfológicos se basan en dimensiones y proporciones de área, presentándose los bacilos como objetos aislados de cierto grosor y longitudes homogéneas, características que excluyen cualquier otro objeto que no sea propiamente un bacilo de Koch. Una medida discriminante basada en distancias medias

es utilizada para decidir si un objeto en la imagen corresponde a un bacilo o no.

La transformada DWT se aplica a cada componente de la imagen, utilizando para ello la función wavelet madre “coiflet1”. A partir de los coeficientes de aproximación y detalles (horizontales, verticales y diagonales) de la descomposición de primer nivel se extrae la información discriminante como: la suma de valores absolutos de coeficientes de aproximación, que dan una estimación del tamaño de los bacilos presentes en imagen, y la suma de los valores absolutos de coeficientes de detalle horizontal, vertical y diagonal y su interrelación permiten la ubicación y orientación de los mismos dentro de la imagen. Los valores de los parámetros anteriores están comprendidos entre ciertos rangos específicos cuando la región analizada en la imagen representa a un bacilo, de lo contrario se asume que se trata de un objeto extraño y se descarta.

4) Identificación y cuantificación: La identificación de los objetos que representan a los bacilos y su cuantificación por unidad de área permiten determinar el grado de infección del paciente según la densidad de la población de los bacilos en las muestras de esputo. Para esto se crea una imagen con fondo negro que oculta todo objeto en la imagen no deseado y se resalta únicamente los bacilos identificados en la imagen como áreas blancas alargadas como se muestra en la Figura 6. En esta imagen por ejemplo, se encontraron 10 bacilos que representan una presencia del 0.828% del área total de la imagen.



Figura 6. Imagen con realce de los bacilos de Koch.

Para evaluar el desempeño de esta aplicación, se analizaron al azar placas con muestras de esputo de 5 pacientes. Se encontró en promedio 11 bacilos en cada imagen y su relación con el promedio total de bacilos realmente presentes da una relación del 90% de acierto.

V. RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Como resultados de esta aplicación en la detección y cuantificación del bacilo infeccioso *Mycobacterium tuberculosis* a partir de imágenes fotográficas, tomadas sobre muestras de esputo de un paciente infectado, se concluye que:

- Teniendo en cuenta el criterio para determinar el grado

de infección en términos del área ocupada en la imagen por los bacilos, su población y los índices de pigmentación de la imagen, la confiabilidad lograda está entre el 90 y 95%.

- La confiabilidad de la aplicación desarrollada puede alterarse por las variaciones en la cantidad de pigmentación agregada a la muestra de esputo antes de fotografiarse. Ante esto, la adecuación de los niveles de umbral de color a cada caso es una condición necesaria.

- Con la ayuda de esta aplicación y una red de telemedicina, el diagnóstico puede ser obtenido por personal aún no especializado.

- La importancia de esta aplicación radica en la posibilidad de implementarla en puestos de salud alejados de la ciudad donde las personas normalmente no tienen acceso inmediato a servicios médicos especializados. De esta forma se pueden obtener diagnósticos aproximados que pueden resultar de gran ayuda antes de tomar decisiones preventivas ante el posible contagio.

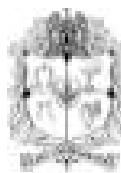
REFERENCIAS

- [1] The patient Education Institute, Inc. “Tuberculosis”. 2005, mayo. [Fecha de consulta Jul 2007]. Disponible en: <http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/tutorials/tuberculosisspanish/d3591s1.pdf>.
- [2] M. Chan, “Infection and Transmisión”. World Health Organization. [fecha de consulta jul 2007]. Disponible en: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs104/en>
- [3] K. Fukunaga, “Introduction To Statistical Pattern Recognition”. Orlando, San Diego: Academic Press, 1972.
- [4] E. Ospina y J. Urrea., “Implementación de la transformada de Hough para la detección de líneas para un sistema de visión de bajo nivel”, Ingeniería Electrónica, Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales. Diciembre de 2002.
- [5] A. Bultheel, “Wavelets with Applications in Signal and Image Processing”. Department of Computer Science. 2002.
- [6] H. Resniko y R. Wells, “Wavelet analysis, the scalable structure of information”. New York, EUA: Springer-Verlag 1998.
- [7] R. Gonzales, R. Woods y S. Eddins, “Digital Image Processing using Matlab”. Addison - Wesley, 2004.

Harold A. Romo R. Profesor Asociado, Dpto. De Telecomunicaciones de la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca. Licenciado en Matemáticas, Universidad de Nariño. Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca. Estudiante de Maestría en Ingeniería, Área Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca. Áreas de Interés: Procesamiento de Señales y Comunicaciones Digitales.

Fabián Ramírez M. Estudiante Pregrado. Programa de Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca de la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca. Áreas de Interés: Procesamiento de Señales y Telemedicina.

Ridier Valdiveso B. Estudiante Pregrado. Programa de Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca de la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca. Áreas de Interés: Procesamiento de Señales y Telemedicina.



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA
SEDE MEDELLÍN

Cisco Networking Academy®
Mind Wide Open™

Cisco Academy Training Center - National University of Colombia

The Cisco Networking Academy Program is a comprehensive e-learning program that provides students with the Internet technology skills essential in a global economy. The Networking Academy delivers web-based content, online assessment, student performance tracking, hands-on labs, instructor training and support, and preparation for industry standard certifications. Since 2001, committed with the development of the city and the country, our academy has leaded the educative process in IT bringing out highly qualified Network Engineers widely recognized in the networking industry.

IT Essentials

IT Essentials I: PC Hardware and Software
IT Essentials II: Network Operating Systems

Cisco Certified Network Associate

CCNA 1: Network Fundamentals
CCNA 2: Routing Protocols and Concepts
CCNA 3: LAN Switching and Wireless
CCNA 4: Accessing the WAN

Cisco Certified Network Professional

CCNP Building Scalable Internetworks
CCNP Implementing Secure Converged Wide Area Networks
CCNP Building Multilayer Switched Networks
CCNP Optimizing Converged Networks

Network Security

Fundamentals of Wireless LANs

Telephony over IP

Voice over IP



Contact

Faculty of Mines, Carrera 80 65-223 B1 M3-211
Web site: <http://cnap.unalmmed.edu.co>
E-mail: cato@unalmmed.edu.co
Phone: +574 4255268
Fax: +574 2341002
Medellín, Colombia

