

Reconocimiento de patrones para la detección de trazas nucleares

*Luis Enrique Ledezma Fuentes**

*Anna Dennis López Galván***

*Verónica Hidalgo Villafranco***

RESUMEN

El presente trabajo versa sobre el desarrollo de un software que permite contar daños (trazas de fisión o trazas nucleares) generados por radiación natural e inducida en el mineral apatita y medir distribuciones de diámetros producidos por iones positivos en el plástico CR-39 mediante técnica de reconocimiento de patrones.

Palabras clave: trazas de fisión, reconocimiento de patrones.

ABSTRACT

This work focuses on developing software that allows counting damages (fission tracks or nuclear tracks) in the apatite mineral and measure diameter distributions produced by positive ions in CR-39 plastic through pattern recognition technique.

Keywords: fission track, pattern recognition.

INTRODUCCIÓN

La datación, o fechado geológico por trazas de fisión es uno de los métodos radioactivos usados por los geólogos para determinar la edad de una gran variedad de cristales y vidrios volcánicos, incluso en algunos casos ésta técnica ha sido utilizada como soporte de otros métodos de datación (Balcázar M, 2003).

*Instituto Nacional de Investigaciones Nucleares. luis.ledezma@inin.gob.mx

**Facultad de Ingeniería, UAEM. adlopezg@uaemex.mx, vhidalgov@uaemex.mx

El análisis de trazas de fisión en plásticos detectores, como el plástico CR39, permite evaluar características de los campos de radiación natural, en reactores nucleares y aceleradores. Estos datos son de particular importancia en la determinación de niveles ambientales de radón, dosimetría de neutrones y análisis de reacciones nucleares.

Por otro lado, el Reconocimiento de Patrones es una técnica computacional que responde a necesidades específicas en ciencia y tecnología (Christopher, 2006). Esta técnica, también llamada lectura de patrones, identificación de figuras y/o reconocimiento de formas consiste en que los patrones se obtienen a partir de los procesos de segmentación, extracción de características y descripción donde cada objeto queda representado por una colección de descriptores. El sistema de reconocimiento debe asignar a cada objeto su categoría o clase. (Duda, 2000).

Actualmente los sistemas de reconocimiento de patrones se utilizan en diversas áreas del conocimiento como Medicina, Geografía, Física, Química, Ingeniería, Biología, Antropología entre otras y aunque los problemas de cada área o ciencia son diferentes, la metodología y las técnicas que son utilizadas son similares.

El interés del estudio y aplicación del reconocimiento de patrones en el presente trabajo está enfocado al reconocimiento de características en imágenes digitales que tienen impacto en datación geológica de minerales y en análisis de reacciones nucleares con plásticos detectores donde se evalúan el número y la forma de los daños producidos en el mineral apatita y en el plástico CR39 por radiación natural e inducida. Esta radiación está formada por iones positivos que a gran velocidad producen un daño en dichos materiales. Se sometieron las muestras del mineral apatita y del plástico CR39 a una radiación alfa y beta a un ángulo de 90 grados para fines de estudio y análisis de desempeño del sistema de reconocimiento. Los daños quedan almacenados como trazas de fisión o trazas nucleares de unas cuantas micras de tamaño y de geometría circular que son visualizadas en un microscopio óptico (MO) o en un microscopio electrónico de barrido (MEB).

El análisis de trazas nucleares en minerales permite determinar la edad geológica del lugar de donde

fueron recolectados. También permite obtener datos importantes para la prospección de petróleo, minerales valiosos y geotermia.

Reconocimiento de patrones en análisis de trazas nucleares

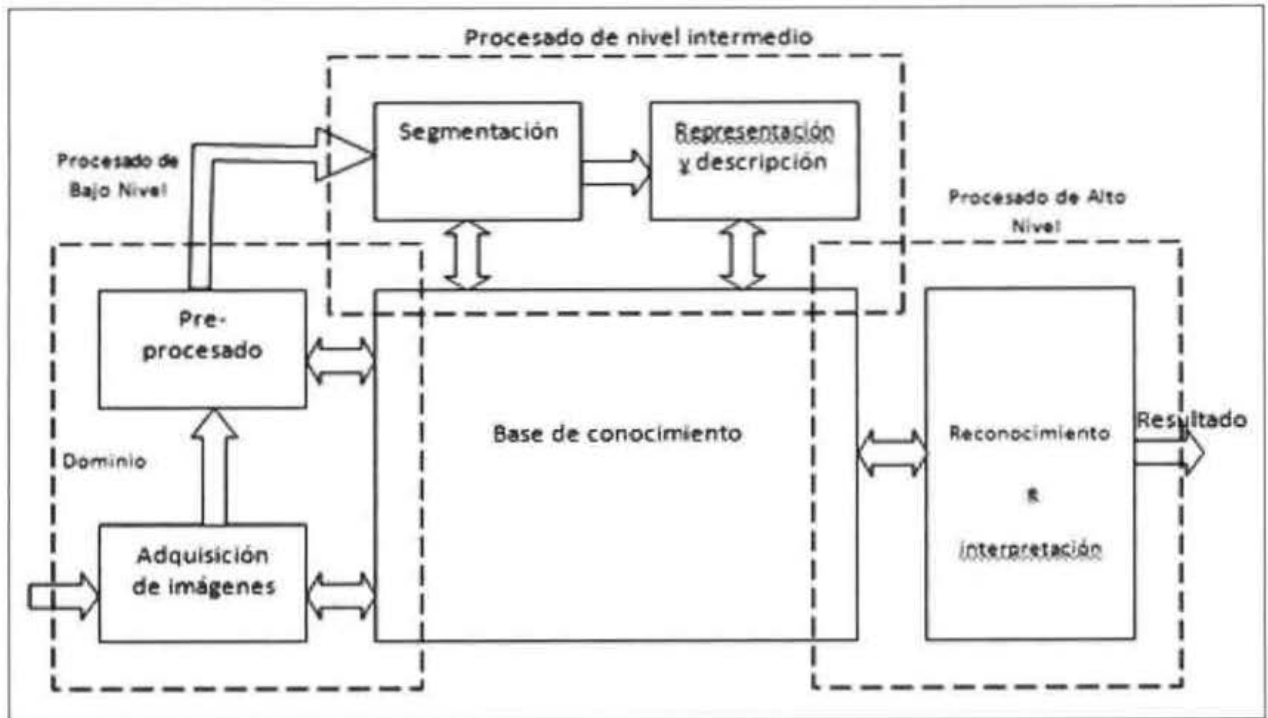
La aplicación del Reconocimiento de Patrones en trazas de fisión puede reducir el tiempo y el margen de error en el análisis de las mismas debido a que realizar su conteo y medición manualmente es un trabajo arduo para el ojo humano, lo que implica considerable tiempo de observación para obtener resultados estadísticos significativos.

Se ha desarrollado software comercial para realizar reconocimiento de patrones en trazas nucleares, por ejemplo, TrackScan (Autoscan Systems, 2009) o AFT Solve Modelling Software (Apatite to Zircon Inc., 2009), cuya limitación es la emisión de resultados inexactos cuando las imágenes a analizar presentan 'ruido', además éstos dos sistemas están limitados en cuanto a las necesidades del usuario puesto que sus códigos fuentes se encuentran encriptados y no es posible modificarlos para mejorar su rendimiento; otra desventaja es el costo, ya que sus precios oscilan entre los 500,000 pesos.

Desarrollo del software

La metodología utilizada para el sistema de reconocimiento de patrones es la descrita por Richard González y E. Woods en su libro "Tratamiento digital de imágenes" (González, 2001); ya que aborda temas de procesamiento digital de imágenes y utilización de una base de conocimientos para realizar reconocimiento e interpretación de patrones.

Esta metodología se divide en tres áreas básicas: 1) Procesado de bajo nivel, 2) Procesado de nivel intermedio, y 3) Procesado de alto nivel. Estas áreas, a su vez, se subdividen en 5 procesos: a) Adquisición de imágenes, b) Pre-procesado, c) Segmentación, d) Representación y descripción y e) Reconocimiento e interpretación. La Figura 1 ilustra las divisiones.



El sistema de reconocimiento de patrones fue desarrollado en Matlab® (abreviatura de MATrix LABoratory, Laboratorio de Matrices) versión 2009a. Es un software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación de alto nivel propio denominado lenguaje M. Este software está disponible para plataformas Unix, Solaris, Windows y MacOS.

Las imágenes fueron obtenidas inicialmente utilizando un MEB en el cual la imagen se adquiere en forma digital con el software integrado al microscopio, sin embargo, este microscopio es poco utilizado en el ININ debido a la baja calidad de las imágenes que se obtienen (menor a 200 puntos por pulgada).

Posteriormente, se logró el acceso a un MO, en el cual se adquirieron imágenes del mineral apatita y del plástico CR39, utilizando el software INFINITY Versión 4.0 propio de una cámara CCD (por sus siglas en inglés Charge Couple Device, dispositivo de cargas interconectadas) modelo DP50 acoplada al microscopio, marca Nikon ECLIPSE E400 con resolución mayor a 5.8 mega píxeles.

Para todos los casos se capturaron imágenes en diversas áreas de las muestras, tanto del plástico CR39 como de la apatita; identificándose regiones con problemas de contraste, ralladuras y oquedades entre otros.

En la Figura 2 se presenta un ejemplo de obtención de imágenes de trazas nucleares en el Laboratorio de Biología del ININ.

Figura 2

ADQUISICIÓN DE IMÁGENES A TRAVÉS DEL MICROSCOPIO ÓPTICO



Las funciones y algoritmos desarrollados se indican en la tabla 1 junto con los métodos utilizados para cada etapa de la metodología descrita en la figura 1.

Tabla 1
RELACIÓN DE FUNCIONES (GONZÁLEZ, 2004)

Función	Descripción	Etapas de la Metodología
Conversión a escala de grises	La función I = rgb2gray(RGB) , convierte una imagen RGB a una imagen en niveles de grises, formando una suma ponderada de los componentes R, G y B	Pre-procesamiento
Filtros	La función B = imfilter(A, H) , aplica el filtro <i>unsharp</i> a una imagen, la cual es representada por A y H se obtiene con la función h = fspecial('unsharp') . La función B = medfilt2(A, [m n]) aplica el filtro de <i>mediana</i> donde A es la imagen a filtrar, m y n las dimensiones del vecindario en donde se obtiene la mediana.	Pre-procesamiento
Detección de bordes	La función BW = edge(I, 'canny', thresh, sigma) , detecta los bordes de una imagen, la imagen de entrada debe ser en niveles de gris y devuelve una imagen binaria del mismo tamaño que la de entrada, con el valor de 1 para los píxeles donde se detectó un borde y con 0 en el resto de la imagen. La función <i>edge</i> permite utilizar diferentes métodos. En éste caso el utilizado es el método de <i>Canny</i> , debido a su mejor detección de bordes en las imágenes obtenidas en comparación con <i>Sobel</i> .	Segmentación
Llenado de regiones	La función BW2 = imfill(BW) llena los huecos de una imagen binaria BW .	Segmentación
Etiquetado de regiones	La función L = bwlabel(BW, n) , permite etiquetar las regiones u objetos de una imagen, los objetos son etiquetados con números donde los píxeles asignados a 0 son el fondo y los píxeles asignados a 1 forman parte del primer objeto, los píxeles asignados a 2 forman parte del segundo objeto y así sucesivamente.	Segmentación
Transformada de Hough	La función [HC] = Hough_Circ(im, rmax) calcula la transformada de Hough para circunferencias, con esta función se logra detectar las circunferencias de una manera clara y así se puede obtener el diámetro de éstas.	Segmentación
Propiedades: excentricidad y área	La función stats = regionprops(L, properties) , realiza la medición o el conteo de una serie de propiedades que se especifican en el parámetro properties como lo son <i>área</i> , <i>excentricidad</i> , <i>solidez</i> , entre otros y son almacenados en el vector stats y que fueron los utilizados como <i>patrones</i> o <i>rasgos</i> característicos.	Descripción
Asociación de regiones	La función [Z] = Maxmin(HC) ; fue realizada a partir del algoritmo maxmin para la agrupación y clasificación de píxeles de las posibles circunferencias de una imagen basándose en las <i>distancias euclidianas</i> máximas y mínimas.	Clasificación
Objetos de interés	La función idx = find(allArea > X) obtiene las coordenadas de los objetos que cumplen cierta condición. La función M = ismember(A, S) trabaja en conjunto con la función find y crea una nueva matriz (imagen) en la cual solo pone los objetos con las coordenadas que cumplieron con la condición anterior, así quedan descartados los demás objetos.	Clasificación

Para la fase de descripción se determinaron las clases o categorías para la clasificación de las trazas nucleares. Estas clases son: Trazas aisladas y Trazas superpuestas. La importancia de esta clasificación se ve reflejada en su conteo. Si un objeto de la imagen es clasificado como traza aislada, se contabiliza un elemento; y si un objeto es clasificado como traza superpuesta, se contabilizan 2 elementos.

Ahora bien, los valores iniciales para la base de conocimiento fueron los atributos *longitud* y *forma* de 20 trazas nucleares previamente clasificadas por los geólogos expertos del ININ, en las cuales no existe duda alguna de su clasificación.

La medida de las trazas de fisión se encuentra expresada en pixeles, sin embargo la unidad de medición es en micras, ya que son las unidades utilizadas para obtener la densidad de trazas en apatita; así como para realizar la distribución de diámetros y la distribución de energía en el plástico CR39. Para resolver este problema fue necesario obtener las equivalencias de pixeles a micras (μm).

Microscopio Óptico (MO)

Para obtener la equivalencia de pixeles a micras se realizó una calibración colocando una grátícula calibrada en el MO, la cual está dividida en cuadrados con medidas de 50 μm por lado. Esta imagen se procesa realizando el conteo de los pixeles que definen la longitud de uno de los lados del cuadrado para poder obtener la equivalencia de micras a pixeles expresada en la ecuación 1.

$$\begin{aligned} 388 \text{ pixeles} &= 50 \mu\text{m} \\ 388/388 \text{ pixeles} &= 50/388 \mu\text{m} \\ 1 \text{ pixel} &= 1/7.76 \mu\text{m} \\ 1 \text{ pixel} &= 0.1288 \mu\text{m} \end{aligned} \quad (1)$$

Microscopio Electrónico de Barrido (MEB)

Para el MEB se cuenta con una calibración en cada imagen, la cual es representada por una línea recta blanca equivalente a 50 μm . Esta imagen también fue analizada, obteniendo la longitud de la línea de calibración con longitud igual a 100 pixeles. Por lo que la equivalencia se puede expresar con la ecuación 2.

$$\begin{aligned} 100 \text{ pixeles} &= 50 \mu\text{m} \\ 100/100 \text{ pixeles} &= 50/100 \mu\text{m} \\ 1 \text{ pixel} &= 0.5 \mu\text{m} \end{aligned} \quad (2)$$

En el tratamiento de las imágenes del plástico CR-39, se obtuvo como resultado el perímetro de las trazas nucleares. Sin embargo, la propiedad de interés es el diámetro, por ello se aplicó la ecuación 3 a los resultados obtenidos.

$$d = \text{Perímetro}/\pi \quad (3)$$

Esta medida se encuentra expresada en pixeles, pero los diámetros reales se expresan también en micras. Para el caso del MO se utilizó la equivalencia obtenida en la ecuación 1 y para el MEB, la obtenida en la ecuación 2. Posteriormente, se realizó una distribución de frecuencias y un histograma de frecuencias; tanto para diámetros como para energías.

Los diámetros se organizaron en varias clases o intervalos para realizar una distribución de frecuencias, para lo cual se empleó el siguiente procedimiento:

1. Se determinó el rango del conjunto de datos, mediante la Ecuación 4

$$\text{Rango} = \text{Datos mayor} - \text{Dato menor} \quad (4)$$

2. Enseguida se eligió el número de intervalos con los cuales se desea trabajar. No existe un método general para determinar el número de intervalos que contiene una distribución de frecuencias, sin embargo los expertos recomiendan que deben ser 6 o más intervalos, pero menos de 16, esto es, la tabla debe contener de 6 a 15 intervalos (Contreras, 2002).

Es así que el número de intervalos lo proporciona el usuario y con ello se puede obtener el tamaño de cada intervalo con la Ecuación 5.

$$\text{Tamaño del intervalo} = \text{Rango}/\text{Número de intervalos} \quad (5)$$

3. Por último, se obtuvo la frecuencia de cada intervalo.

Una vez realizada la distribución de frecuencias se realizó un histograma de frecuencias, que es una representación gráfica de una variable en forma de barras, donde la superficie de cada barra es proporcional a la frecuencia de los valores representados. Esto se obtuvo con la

función $[n, xout] = \text{hist}(Y, nbins)$, propia de Matlab. En donde Y es el conjunto de diámetros, $nbins$ el número de intervalos deseados y n la frecuencia de eventos que se presenta en cada punto medio de los intervalos ($xout$).

La distribución e histograma de frecuencias son utilizados para realizar la distribución de diámetros y la distribución de energías de las trazas nucleares, pero también es necesario realizar la distribución normal de las energías y representarla mediante una gráfica Gaussiana y enseguida se calculó la anchura a media altura del máximo valor de la grafica, mejor conocida como FWHM, del inglés Full Width at Half Maximum, con la ecuación 6 (National Optical Astronomy Observatory, 2009).

$$FWHM = 2\sigma \sqrt{2 \ln 2} \approx 2.35482\sigma \quad (6)$$

Evaluación del sistema de reconocimiento de patrones

Cuando una muestra es analizada por personal del laboratorio (investigadores, profesionistas y técnicos) se obtienen diversos resultados, debiéndose a que estos conteos están condicionados a la subjetividad de dicho personal y de otros factores, como lo son: la calidad de la muestra, el enfoque del microscopio, la iluminación, el cansancio, etc.

Para la evaluación del Sistema de Reconocimiento de Patrones considerando el conteo de trazas nucleares y distribución de diámetros para el caso del plástico CR3,

se llevó a cabo una comparación entre los resultados obtenidos manualmente y los emitidos por el sistema dando los siguientes resultados:

El conteo de trazas de fisión del Sistema de Reconocimiento de Patrones para el mineral apatita tiene un error del 0.67%; es decir, una variación de una a dos trazas por imagen con respecto al conteo manual. La figura 3 de manera gráfica ilustra los resultados.

Para la medición del margen de error del sistema en distribución de diámetros, se obtuvo el porcentaje de la diferencia del diámetro de cada traza nuclear analizada manualmente con respecto a las analizadas en el sistema. En promedio se observó una variación del 1.7% por traza para el caso del MO, y una variación del 3.4% por traza en el caso del MEB debido a que estos microscopios tienen distintos oculares y objetivos con distintos aumentos que alteran la calidad de las imágenes. La figura 4 señala el comparativo.

Tiempos de respuesta

El sistema de reconocimiento de patrones fue probado en computadoras Pentium 4 y Celeron, con 500 Mb en RAM y plataforma Windows Xp y Vista con la finalidad de observar su tiempo de respuesta, siendo éste menor en un 97% al tiempo que tarda personal del laboratorio en contar el número de trazas en el mineral y en un 98% al tiempo que se tarda en medir los diámetros de las trazas del plástico CR39. La tabla 2 relaciona los tiempos de respuestas medidos.

Figura 3

COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN CONTEO DE TRAZAS

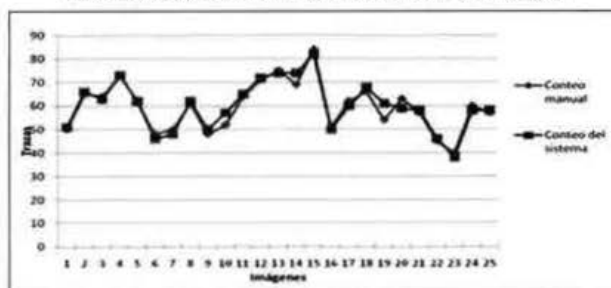


Figura 4

COMPARACIÓN DE RESULTADOS EN DISTRIBUCIÓN DE DIÁMETROS

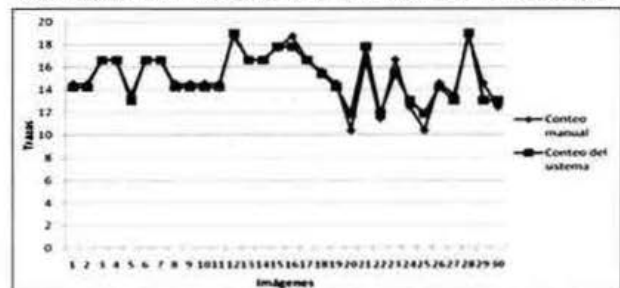


Tabla 2
COMPARACIÓN DE TIEMPOS DE RESPUESTA

Muestra	Número de imágenes	Tiempo manual	Tiempo del sistema
Apatita Estándar	25	50 minutos	1.2 minutos
Apatita en el Plano C	25	62.5 minutos	55 segundos
Distribución de diámetros en el MO	100	300 minutos	3 minutos
Distribución de diámetros en el MEB	10	30 minutos	50 segundos

Los resultados de interés para el conteo de trazas son el número y la densidad de trazas. El número de trazas es requerido para obtener la densidad de trazas por cada cm² de la muestra. El sistema se probó para un conjunto de 25 imágenes para trazas de fisión estándar y dio como resultado 1502 trazas y una densidad de 276,121 trazas por cm². Para las trazas en el plástico CR39 también se probó con un conjunto de 25 imágenes, dando como resultado un total de 1,173 trazas y una densidad de 215,783 trazas por cada cm² de la muestra.

CONCLUSIONES

Es posible concluir que el sistema de reconocimiento de patrones desarrollado cumple satisfactoriamente los requerimientos del usuario. Lo anterior debido a que el nivel de error se encuentra en un margen aceptable; de las pruebas realizadas para el mineral apatita se encontró una diferencia del 0.67%. Por otro lado, para el plástico CR39 se encontró un error del 1.7% para imágenes obtenidas con microscopios ópticos y del 3.4% para imágenes obtenidas con microscopios electrónicos de barrido.

Respecto al tiempo de ejecución, se observó que el procedimiento automático es hasta 98 veces más rápido que el procedimiento manual usado hasta ahora en el ININ.

Se analizaron imágenes con problemas de contrastes, ralladuras y oquedades entre otras variaciones con las que se obtuvo una gran tolerancia y buen funcionamiento cumpliendo con los objetivos específicos para cada material evaluado.

Finalmente, el sistema de reconocimiento de patrones desarrollado permite la posibilidad de continuar con el proceso de automatización para futuras necesidades a satisfacer como la estimación del fechado geológico y análisis de reacciones nucleares con base en los conteos realizados en este trabajo.

PERSPECTIVAS

El sistema de reconocimiento de patrones queda con posibilidades de mejora para aumentar su funcionalidad. Algunas de las recomendaciones para futuros desarrollos son las siguientes:

1. Obtención de densidad de trazas de fisión para imágenes adquiridas con distintos aumentos del microscopio y diferentes ángulos de irradiación que permitirán su evaluación independientemente de su posición, tamaño y forma geométrica.
2. Realizar distribución de energías para otros detectores plásticos, como Nitrato de Celulosa y Makrofol que permitirá ampliar el campo de estudio e investigación y proporcionar mayores servicios especializados por parte del ININ a instituciones y organismos en materia de exploración y explotación de recursos minerales.
3. Involucrar la implementación de una platina móvil con una interface que permita la manipulación desde una computadora para la adquisición automática de imágenes en tiempo real y así contar con un sistema integral para el análisis de reacciones nucleares en minerales.

REFERENCIAS

- Autoscan Systems. (2009). *Fission Track Dating*. Recuperado el 13 de marzo del 2009, de <http://www.autoscan.com>.
- Apatite to Zircon, Inc. (2009). *AFTSolve Modeling Software*. Recuperado el 13 de marzo del 2009, de <http://www.apatite.com/AFTSolve.html>.
- Balcázar M., López A., Castellanos J.P. (2003). Técnicas nucleares en la prospección y explotación de petróleo, XIV Congreso Anual de la Sociedad Nuclear Mexicana, Guadalajara, México, 10-13 Septiembre 2003.
- Christopher M. B. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Ed. Springer.
- Contreras G. L., Núñez S. J. (2002). *Estadística*. (2da. Ed.). Ed. UAEM.
- Duda O. R., E. Hart P., G. Stork D. (2001). *Pattern classification*. (2da. Ed.). Wiley, New York, ISBN 0-471-05669-3.
- González R. C., Woods R. C. (2001). *Digital Image Processing* (2da. Ed.) . Madrid, España: Ed. Prentice Hall.
- González R. C., Woods R. C..(2004). *Digital Image Processing using Matlab*. Madrid, España: Ed. Prentice Hall.
- National Optical Astronomy Observatory. Association of Universities for Research in Astronomy (AURA) (2009). *FWHM explained*. Recuperado el 18 de mayo del 2009, de http://www.noao.edu/image_gallery/text/fwhm.html