

# Técnicas asistidas para estimar la maduración ósea por imágenes de mano y muñeca. Revisión de tema

ANDRÉS ROBERTO DÍAZ PASCUAS<sup>1</sup>

DAVID LEONARDO TORRES RODRÍGUEZ<sup>2</sup>

ASTRID RUBIANO FONSECA<sup>3</sup>

## RESUMEN

La estimación de edad ósea es un procedimiento usado en radiología y endocrinología para realizar diagnósticos con respecto a la malnutrición y las anomalías en el crecimiento. Su práctica efectiva requiere experiencia y tiempo del profesional en el área; por ello es de gran utilidad el desarrollo de herramientas asistidas por computador que ayuden a automatizar la estimación de edad ósea. Este artículo es una revisión bibliográfica de modelos, metodologías y desarrollos que se presentan como ayudas al profesional en la estimación de la edad ósea. Está organizado de manera cronológica, hace énfasis en las innovaciones que ha hecho cada autor para hacer efectivo este proceso y presenta las técnicas que cada uno de ellos aplicó en su desarrollo.

**Palabras clave:** estimación edad ósea, procesamiento de imágenes, radiografías de mano y muñeca.

<sup>1</sup> Ingeniero en Telecomunicaciones por la Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia. Auxiliar de investigación y miembro del Grupo de Investigación en Telemedicina (TIGUM) de la Universidad Militar Nueva Granada. Correo electrónico: pascuass@gmail.com

<sup>2</sup> Ingeniero en Telecomunicaciones por la Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia. Auxiliar de investigación y miembro del Grupo de Investigación en Telemedicina (TIGUM) de la Universidad Militar Nueva Granada. Correo electrónico: andres.diaz.pascuas@gmail.com.

<sup>3</sup> Candidata a doctora en Ciencias de la Ingeniería por la Universidad de París Ouets Nanterre La Défense. Magíster en Sistemas Automáticos de Producción por la Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia. Ingeniera mecatrónica por la Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia. Miembro del Grupo de Investigación en Telemedicina (TIGUM) de la Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia. Correo electrónico: astrid.rubiano@unimilitar.edu.co

FECHA DE RECEPCIÓN: 10 DE ENERO DEL 2014 • FECHA DE APROBACIÓN: 20 DE OCTUBRE DEL 2014

Cómo citar este artículo: Díaz Pascuas, A. R., Torres Rodríguez, D. L. y Rubiano Fonseca, A. (2015). Técnicas asistidas para estimar la maduración ósea por imágenes de mano y muñeca. Revisión de tema. *Épsilon*, 24, 31-48.

## *Assisted Techniques to Estimate Bone Maturation Through Hand and Wrist Images. Topic Review*

### ABSTRACT

Bone age estimation is a procedure used in radiology and endocrinology for diagnostic purposes regarding malnutrition and growth abnormalities. Its effective implementation requires professional experience and time in the field; therefore, it is very useful to develop computer-assisted tools to help automate the estimation of bone age. This paper is a literature review of models, methodologies and developments presented as aids to professionals in estimating bone age. It is organized chronologically, emphasizes the innovations made by each author to implement this process and presents the techniques that each of them applied in their development.

**Keywords:** bone age estimation, image processing, hand and wrist radiographs.

---

## *Técnicas assistidas para estimar a maturação óssea por imagens de mão e munheca. Revisão de tema*

### RESUMO

A Estimativa da idade óssea é um procedimento usado em radiologia e endocrinologia para realizar diagnósticos sobre a má nutrição e anormalidades no crescimento. A prática efetiva deste requer experiência e tempo do profissional nesta área; por isso, é de grande utilidade o desenvolvimento de ferramentas assistidas por computador que ajudem a automatizar a estimativa da idade óssea. Este artigo é uma revisão bibliográfica de modelos, metodologias e desenvolvimentos que se apresentam como ajudas ao profissional na estimativa da idade óssea. Está organizado de maneira cronológica, faz ênfase nas inovações que feitas por cada autor para realizar este processo e apresenta as técnicas que cada um deles aplicou em seu desenvolvimento.

**Palavras chave:** estimativa da idade óssea, processamento de imagens, radiografias de mão e munheca.

## Introducción

La aplicación de las ciencias de la computación en la medicina ha sido de gran interés en las últimas décadas; en particular, las técnicas de procesamiento de imagen han contribuido significativamente a facilitar los procesos de seguimiento, diagnóstico y tratamiento de la enfermedad.

Un proceso fundamental en el área de radiología y endocrinología es la estimación de la edad ósea, que es usada como método para detectar anomalías en el crecimiento. Desde hace más de tres décadas, diferentes autores han desarrollado algoritmos orientados al diseño de herramientas computacionales completas que apoyan estos procesos, con el propósito de reducir tiempos, disminuir errores y facilitar un diagnóstico preciso y los tratamientos oportunos.

Este artículo presenta una revisión del estado del arte de las metodologías desarrolladas por diferentes autores como ayuda para la estimación de la edad ósea, mediante procesamiento de imágenes radiológicas de mano y muñeca. Se describen en específico las técnicas y los procedimientos implementados. El texto está organizado de la siguiente manera: inicialmente se presenta el estado del arte en orden cronológico, haciendo énfasis en la técnicas, las regiones de interés y los resultados; en la sección siguiente se presenta la comparación técnica del desempeño de los diferentes trabajos; luego se muestran las perspectivas; finalmente, los últimos apartados contienen las conclusiones de los autores y el sustento bibliográfico del artículo.

## Estado del arte

En 1981, un equipo de trabajo del Imperial College of Science & Technology de Londres propone un algoritmo para la optimización en la extracción de características, mediante la detección de bordes en imágenes radiológicas y con experimentación en radiografías de mano y muñeca (Pal, 1981). Este algoritmo usa los operadores de lógica difusa tipo  $s$  y  $\pi$  (Pavlidis, 1977), los cuales mejoran el contraste entre píxeles con el fin de aislar los tejidos blandos del tejido óseo.

Algunos años después, los mismos autores realizan un nuevo aporte: se enfocan específicamente en el reconocimiento sintáctico de los diferentes estados de

maduración ósea en radiografías de mano y muñeca (Pal y King, 1983), y emplean gramáticas y radiografías primitivas difusas obtenidas en trabajos anteriores (Pal, King y Hashim, 1983). Para la automatización de procesos, proponen dos algoritmos que usan jerarquías sintácticas de tres estados, que a su vez utilizan seis o siete fraccionamientos para su clasificación. La estimación de la edad ósea la hacen por medio del método TW2, de Tanner *et al.* (1975).

Cabe resaltar que este trabajo requería un fuerte análisis en las etapas de procesamiento y segmentación, debido a que los equipos de rayos *x* y los digitalizadores no contaban con las características necesarias para entregar una imagen de buena calidad.

Por su parte, Michael y Nelson (1989) diseñaron e implementaron un modelo basado en sistemas de visión computacional, al cual nombran HANDX. Este segmenta automáticamente falanges específicas y mide cuatro parámetros: perímetro, área, longitud del eje mayor y longitud del eje menor. En la fase de preprocesamiento, para normalizar la radiografía, usan un modelo basado en histogramas. La segmentación busca y esboza líneas basadas en conocimientos previos de la mano, fase en la que los autores determinan tres clases, para cada una de las cuales determinan el valor medio y la desviación estándar, como se muestra en la tabla 1.

Tabla 1. Clases y características de la segmentación propuesta por Michael y Nelson (1989)

CLASE	DESCRIPCIÓN DE LOS PÍXELES	VALOR PROMEDIO	DESVIACIÓN ESTÁNDAR
1	Fondo	20	10
2	Tejido blando	110	40
3	Hueso	210	35

Fuente: Michael y Nelson (1989).

En la fase de medición se cuantifican los parámetros obtenidos en la imagen segmentada. Estos autores no tuvieron en cuenta los huesos del carpo, que son una fuente importante de información para el cálculo de la maduración ósea entre los primeros años de edad.

Levitt *et al.* (1990) aplican una técnica conocida como *inferencia bayesiana* para extracción de bordes, vértices y otras características relevantes de la imagen. Una especie de plantilla de la mano es usada para detectar el borde transversal de esta,

así como las uniones de las falanges. Autores como Pietka *et al.* (1991) aducen que una técnica como esta no puede ser usada en radiografía pediátrica, debido a que estas imágenes resultan complejas de adaptar a las plantillas propuestas (por ejemplo, en términos del tamaño, la posición y la localización de la imagen de la mano).

Pietka *et al.* (1991) establecen una técnica que emplea un algoritmo para definir la región de interés falángica (*phalangeal region of interest* [PROI], como se conoce en inglés). El procesamiento de la imagen se realiza creando una imagen de gradientes de dos dimensiones, las cuales son tratadas con el operador Sobel (González y Wintz, 1987), a fin de separar los tejidos blandos del tejido óseo. La PROI se trata dividiendo las falanges distal, medial y proximal, y extrayendo la longitud de cada una de estas. Al obtener estos datos, se realiza una comparación con una tabla de medidas estándar (Garn *et al.*, 1972), para así arrojar un estimado de edad. Este trabajo tampoco tiene en cuenta los huesos del carpo, el radio y el cúbito, y aunque no es posible desarrollarlo clínicamente, es la base para futuros trabajos de los mismos autores.

En otro trabajo de este mismo año, Sharif *et al.* (1991) proponen un método que optimiza la segmentación de imágenes radiológicas de mano y muñeca, para lo cual hacen una detección de bordes con base en la intensidad de la imagen. Este método es propuesto dada la difícil segmentación en partes donde el tejido óseo se combina con tejidos blandos, especialmente en las regiones del carpo y metacarpo. La técnica presenta mejoras notorias para la segmentación de la imagen.

Pietka *et al.* (1991), como complemento al trabajo anterior, establecen un método para extracción de características de los huesos carpales (Pietka *et al.*, 1993). La detección de la región de interés carpal (*carpal region of interest* [CROI]) se hace de manera automática después de que la imagen es umbralizada. A continuación se extrae cada uno de los huesos del carpo y se evalúan de forma individual, para lo cual se amplía la extracción de características a toda la mano y se excluyen las terminaciones de radio y cúbito.

En 1994 se crea un nuevo trabajo que tiene como objetivo la segmentación de la imagen (Cootes *et al.*, 1994). En la fase de preprocesado se tienen en cuenta dos imágenes: una correspondiente a la imagen original, pero suavizada por un filtro, y la otra correspondiente al croquis de la mano. La imagen se divide en múltiples regiones según un umbral entre píxeles vecinos. El resultado de esta división

son secciones distribuidas por el tejido óseo, las cuales pasan a una siguiente fase en la que se fusionan entre sí, con el fin de establecer regiones únicas que muestren cada hueso de la mano. Allí, estos a su vez logran ser separarlos del fondo de la imagen. A continuación, todas estas regiones se etiquetan para identificar cada uno de los huesos. Este trabajo presenta una alternativa para segmentación, pero no extrae características.

En el mismo año, Sun *et al.* (1994) proponen un enfoque similar al de Michael y Nelson (1989), pero plantean una nueva metodología: el preprocesamiento emplea un proceso de ecualización de histograma. La separación entre el tejido óseo, el tejido blando y el fondo se realiza mediante un nivel umbral entre pixeles vecinos. Según la distribución de intensidad de la radiografía de mano, se produce un histograma de forma trimodal (Tsai, 1985), para determinar los valores de umbral de la imagen de entrada. Luego, los dos valores de umbralización son seleccionados de manera tal que la imagen resultante se mantenga sin cambios.

La segmentación está separada en dos fases: primero divide la imagen en tres grupos, con el propósito de elegir automáticamente la región falángica de interés mediante un proceso de codificación *run-length*; posteriormente, aplica un método de detección de bordes de un pixel de ancho para extraer contornos de cada falange seleccionada. Así, finalmente se calculan los parámetros geométricos asociados con el crecimiento óseo, los cuales son convertidos en términos de edad ósea mediante la tabla de Garn *et al.* (1972).

En 1995 se plantean dos sistemas: el primero de ellos, de Dinesh (1995), realiza el procesado de la imagen y aplica algoritmos de detección de bordes haciendo uso del operador Sobel. Con este procedimiento se busca detectar y segmentar la estructura ósea de los tejidos blandos y el fondo, los cuales son despreciables. La técnica planteada varía en su aplicación, ya que puede ser usada para estimación de edad ósea haciendo uso de un atlas, o bien, puede emplearse para determinar la calidad del hueso en cuanto a su estructura de calcio.

El segundo sistema, de Rucci *et al.* (1995), aplica el método TW2 y hace uso de algoritmos genéticos para la segmentación y las medidas de cada hueso de la mano. El sistema funciona indicando una región de interés por cada hueso por tratar. Cada hueso se ubica por su centroide y se identifica a manera de coordenadas XY. Luego se usa un proceso considerado *retina*, donde se trata una matriz de tipo

$M \times N$  para cada hueso, que almacena características en cada uno de sus espacios. Al final usan redes neuronales para tratar las características almacenadas en la matriz y realizar así la estimación de edad por medio de TW2.

Años después, Mahmoodi *et al.* (2000) proponen un método basado en TW2 en el que solo se tienen en cuenta las falanges. Para la detección y segmentación de los huesos emplean técnicas basadas en el conocimiento, como la inferencia jerárquica (Efford, 1994) y el modelo de formas activas (*active shape models* [ASM]) (Cotes *et al.*, 1995). Después de la aplicación de esta técnica, se emplean descriptores de forma, de los cuales se selecciona un vector de características obtenido de un modelo de regresión y un estimador bayesiano. Este trabajo realiza la estimación de forma automática, y los autores aducen que se constituye en una buena herramienta para los especialistas, dada su alta efectividad en los resultados arrojados.

Este mismo año se presentan el diseño y la implementación inicial de un atlas digital de mano y un sistema web de diagnóstico asistido por computador para la evaluación de la edad ósea (Cao *et al.*, 2000). El proyecto es construido sobre un sistema de archivado y transmisión de imágenes, cuya interfaz está basada en Java.

Ulteriormente, Pietka *et al.* (2001) desarrollaron una herramienta que extrae características para estimación de edad ósea. En la fase de preprocesamiento de la imagen se remueve el fondo de la imagen por umbralización dinámica, y a continuación se realiza una extracción de la región de interés epifisial (*epiphysial region of interest* [EMROI]), tomando como base cada uno de los dedos. Para ello es necesario encontrar las puntas de las falanges distales e implementar una función de cuñas; después se realiza la extracción del eje vertical de las falanges, ya que es un soporte para detección de bordes, cuando se trata con un operador Sobel (González y Wintz, 1987). Las técnicas planteadas en este documento, complementadas con la aplicación de TW2, serían de gran utilidad en la estimación.

En Italia, Bocchi *et al.* (2003) desarrollaron un sistema en el que implementan el método TW2 mediante una arquitectura de red neuronal similar a la de Rucci *et al.* (1995). Cada hueso complejo es localizado en la imagen y preprocesado usando una transformada de Gabor, o bien, un filtrado diferencial gaussiano de múltiple escala. La salida de la fase de preprocesamiento alimenta un conjunto de redes neuronales entrenadas para clasificar cada hueso de acuerdo con el método TW2, para luego estimar la edad ósea. Este sistema tiene en cuenta los veinte huesos que

comprenden la mano, la muñeca, el radio y el cúbito, por lo cual se constituye en un proceso bastante completo según el rango de edad.

En el mismo año, los Países Bajos desarrollaron un sistema automático para evaluar la edad ósea (Niemeijer, 2003) basado en el método de TW2. El proceso se enfoca en asignar a una región de interés la falange media del tercer dedo y clasificarla de la siguiente manera: las regiones de interés donde el radiólogo ha asignado un estado se utiliza para construir una imagen significativa de esta etapa; en una nueva región de interés de entrada son detectados los puntos de interés a través de un modelo de formas activas, los cuales son usados para alinear una imagen promedio con la imagen de entrada, y luego se calcula la correlación entre las dos imágenes. La región de interés puede ser asignada al estado con la mayor correlación, o los valores pueden ser usados como características en un clasificador.

De igual forma, en España se desarrolla un algoritmo para detección de contorno de huesos en radiografías de mano (De Luis-García, 2003) mediante modelos de contornos activos (Kass *et al.*, 1988; Cohen, 1991). El conocimiento previo es utilizado para localizar bordes de cada hueso de interés. Posteriormente se aplica un algoritmo adaptativo de contornos activos (*snakes*), a fin de que los parámetros sean ajustados a cada hueso. Ellos introducen una técnica denominada *novel truncation* para prevenir las fuerzas externas y limitar el contorno exterior de los huesos.

En el año siguiente, en China, se desarrolló un sistema que hace uso de TW2 para la estimación de edad ósea (Lin *et al.*, 2004), mediante la aplicación de filtros para la mejora de calidad en el preprocesamiento. El sistema usa contornos activos en la segmentación y adapta el modelo de Xu y Prince (1998a, 1998b): el *gradient vector flow*. Este modelo permite la iniciación flexible de los contornos: activos y ayuda en la convergencia de las concavidades límite, lo cual corrige la necesidad de un operario para seleccionar el contorno.

Ulteriormente, Zhang *et al.* (2007), basados en el conocimiento previo, desarrollaron un método para la segmentación de huesos carpales y el análisis de características morfológicas. Estos autores usan lógica difusa para calcular la edad ósea de niños con edades cercanas a los siete años.

Por su parte, Hsieh *et al.* (2007) desarrollaron un trabajo complementario en el que tratan solo la región de interés carpal de niños con edades inferiores a ocho años.

El desarrollo implementa una detección automática de dicha región de interés, y mediante una base de datos de huesos carpales aplica una correlación para siete de los ocho huesos carpales, empezando por el mayor y finalizando en el trapecio. Con los resultados de esta correlación se genera una serie de reglas aplicadas a redes de neuronas artificiales (*artificial neuronal networks* [ANN]), con el fin de establecer la estimación de edad ósea.

En el 2008, en Corea, Lee *et al.* (2008) proponen un sistema basado únicamente en características. Inicialmente se hace uso de un ajuste polinomial de tercer grado para eliminar el fondo de la imagen. Se realiza también un trazado del contorno de la mano en función de ubicar cada dedo según los resultados de la cadena de fronteras (*boundary chain*). Después, mediante arreglo de curvas (*line fitting*), se ubican las EMROI.

En este mismo año, Liu *et al.* (2008) efectuaron un trabajo en el que implementaron varios algoritmos de nueva generación para optimizar el proceso de la estimación de edad ósea. Al mismo tiempo, relacionan al proceso dos bases de datos con imágenes de mano y muñeca que se retroalimentan entre sí, ya que la primera almacena imágenes con características extraídas y la segunda almacena a aquellas a las que no se les ha realizado dicho proceso. La extracción de características es basada en un método computacional conocido como optimización por enjambre de partículas (PSO) (Kennedy *et al.*, 1995; Meissner *et al.*, 2006), y después de ello son ubicados en clasificadores por ANN. De igual forma, Gld *et al.* (2008) proponen el uso de mltiples clasificadores que utilizan para identificar las características globales de las imágenes.

Un año después, Thodberg *et al.* (2009) presentan un nuevo método para la determinación automática de la edad ósea: el BoneXpert. Este reconstruye automáticamente los bordes de todos los huesos presentes en las radiografías de mano, y luego calcula de manera intrínseca la edad ósea para cada uno de los trece huesos (radio, cubito y los once huesos cortos). Este trabajo presenta un modelo generativo o de apariencia activa para la reconstrucción del hueso, predice la edad ósea a partir de puntajes de formas, intensidad y textura, unifica los métodos de Tanner-Whitehouse y Greulich-Pyle y es común tanto para hombres como para mujeres.

El BoneXpert es actualmente usado en la práctica médica y se ajusta a las directivas de la Comunidad Europea para dispositivos médicos. A su vez, ha sido validado para

cuatro etnicidades (Thodberg, 2010) y probado en poblaciones de Japón (Martin *et al.*, 2010a), Alemania (Van Rijin *et al.*, 2009) y Francia (Martin *et al.*, 2010b).

El modelo inicial de Fischer y sus colaboradores es la base para los trabajos desarrollados en el 2009 (Fischer *et al.*, 2009) y en el 2010 (Fischer *et al.*, 2010). En este último se recolectan catorce regiones de interés correspondientes a las falanges y los metacarpos, las cuales son almacenadas en una base de datos con sus respectivas etiquetas de identificación. Luego son comparadas con imágenes similares que ya tienen establecidas su edad ósea, con el fin de realizar la estimación por emparejamiento.

En Italia, Giordano *et al.* (2009), basados en investigaciones previas, proponen un sistema automático para la evaluación de la edad ósea (Giordano *et al.*, 2010). Dicho sistema implementa un método para la extracción de las regiones de interés carpales y epifisares-metafisares, sin considerar la orientación de la mano y las características del usuario. El primer paso del método propuesto es una fase de preprocesamiento para identificar el fondo, para lo cual se usan estadísticas locales y globales de la imagen. Luego extraen el primer dedo (meñique), el tercero (medio) y el quinto (pulgar), a partir de lo cual usan distintos algoritmos para conocer las diferencias morfológicas entre los dedos.

En cada región extraída aplican un conjunto de filtros isotrópicos basados en un algoritmo diferencial gaussiano (DoG) y según la desviación estándar definida por el usuario, para aproximar el umbral de la región. El sistema encuentra entonces las tres áreas más largas, que deben ser epífisis, diáfisis y metafisis. Cada uno de estos contornos es rodeado por una envolvente convexa para obtener una representación geométrica de las tres regiones.

Ulteriormente, Jantan *et al.* (2010) desarrollan un trabajo en el que hacen uso de modelos difusos sustentados en características distales del radio, para estimar la edad ósea, a la vez que crean una función miembro que sirve de base para calcularla. Es importante resaltar que para reducir el ruido, usan filtrados anisotrópicos difusos (Perona y Malik, 1990), con resultados válidos para edades menores a los catorce años.

Por su parte, Somkantha *et al.* (2011) desarrollan una técnica que permite detectar los límites de los huesos carpales en imágenes de rayos  $x$ , para lo cual usan la

información de un modelo de vector de imágenes y un mapa de bordes. Luego, las características extraídas sirven como entrada para la regresión mediante vectores-soporte que calculan la edad ósea. La técnica es evaluada en 180 carpogramas de niños entre cero y seis años

En el mismo, Fischer *et al.* (2011) proponen una herramienta web basada en el diagnóstico asistido por computador (CAD) para estimar la edad ósea. En primer lugar localizan automática o manualmente el centro, y luego extraen las regiones de interés epifisares y las comparan con sus referencias en la base de datos. Aquí aplican técnicas de recuperación de imágenes basadas en contenido (CBIR), función de correlación cruzada (CCF), modelos de distorsión de imagen (Thies *et al.*, 2005; Keysers *et al.*, 2000) y características de texturas (Tamura *et al.*, 1978) para buscar la similitud entre imágenes. Así, como paso final, se estima la edad ósea.

Recientemente, Seok *et al.* (2012) propusieron un sistema automático para la detección automática de la edad ósea a partir del *Greulich and Pyle Atlas*, así como para la extracción de características y máquinas de aprendizaje inteligentes, específicamente redes neuronales artificiales. Por otra parte, Mansourvar *et al.* (2014) proponen un nuevo método automático de la identificación de la edad ósea a partir de la combinación de métodos. Aunque los autores aseguran poder lograr la estimación de la edad ósea en poco tiempo y de forma efectiva, no se reportan experimentos relacionados con el costo computacional o con la tasa de aciertos.

## Comparaciones técnicas

En relación con las características técnicas de los desarrollos antes mencionados, a continuación se comparan los resultados obtenidos en términos de casos exitosos de reconocimiento con respecto a la edad deducida por el especialista (tabla 2).

Tabla 2. Comparación de los porcentajes del reconocimiento con éxitos de la edad

INVESTIGADORES	CASOS EXITOSOS (%)
Pietka <i>et al.</i> (1991)	94,0
De Luis-García (2003)	91,5
Fischer <i>et al.</i> (2008)	70,5
Giordano <i>et al.</i> (2009)	91,0

Continúa

INVESTIGADORES	CASOS EXITOSOS (%)
Giordano <i>et al.</i> (2010)	90,0
Göld (2005)	86,7
Lee y Kim (2008)	91,0
Mahmoodi <i>et al.</i> (2000)	84,0 (en mujeres) 82,0 (en hombres)

Fuente: elaboración propia.

De la misma forma, es relevante comparar los resultados de los autores en términos del error absoluto promedio (tabla 3), la tasa media de error, la desviación estándar, el porcentaje promedio absoluto y el error medio cuadrático (tabla 4).

Tabla 3. Comparación del error absoluto promedio

INVESTIGADORES	ERROR ABSOLUTO PROMEDIO (AÑOS)
Fischer <i>et al.</i> (2011)	1,9
Giordano <i>et al.</i> (2010)	0,33 ± 0,6

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4. Comparación de los resultados reportados con respecto al error

INVESTIGADORES	TASA MEDIA DE ERROR (AÑOS)	DESVIACIÓN ESTÁNDAR (STR)	PROMEDIO ABSOLUTO (AÑOS)	ERROR MEDIO CUADRÁTICO (AÑOS)
Bocchi <i>et al.</i> (2003)	0,05	0,7	--	--
Fischer (2012)	1,9	--	--	--
Fischer <i>et al.</i> (2011)	0,99	0,76	--	--
Giordano <i>et al.</i> (2010)	0,33 ± 0,6	--	--	--
Keysers <i>et al.</i> (2000)	2,2%	--	--	--
Thodberg <i>et al.</i> (2009)	0,80	0,68	--	--
Thodberg (2010)	--	--	--	0,63
Somkantha <i>et al.</i> (2011)	--	--	0,57 en hombres -0,51 en mujeres	--

Fuente: elaboración propia.

Es importante mencionar que uno de los desarrollos con menor tasa de error corresponde al de Bocchi *et al.* (2003), quien hace uso del método TW2 y de una arquitectura de red neuronal. Asimismo, la utilización de etiquetados en las

falanges y los metacarpos (Fischer *et al.*, 2011) muestra una disminución considerable del error. Además, el uso de algoritmo diferencial gaussiano (DoG), combinado con la desviación estándar definida por el usuario para aproximar el umbral de la región (Giordano *et al.*, 2010), resulta en un buen rendimiento del sistema para la determinación de la edad ósea.

## Conclusiones

Se identifica que la selección de la región de interés es un proceso que define el nivel de dificultad del procesamiento de la imagen, y ello puede afectar directamente a los resultados obtenidos, de lo cual depende el éxito de un modelo de estimación de edad ósea. Los trabajos que usaron radiografías digitales disminuyeron drásticamente la fase de preprocesamiento, en comparación con los trabajos que usaron radiografías convencionales digitalizadas. En este último caso, la calidad de la imagen aumentaba la dificultad en el proceso.

La eficiencia en la estimación de la edad ósea obtenida en cada trabajo depende de todo un proceso en el que la gran variedad de técnicas, y los resultados obtenidos con cada una de ellas no permiten concluir cuál constituye el mejor sistema. La región de interés seleccionada puede validar un trabajo en un rango de edades determinado; sin embargo, no necesariamente puede ser usada en todas las edades.

Los métodos con mayores aciertos se basan en el uso de atlas de Tanner-Whitehouse. Al tener en cuenta esta metodología, se asegura un amplio rango de determinación de la edad ósea, así como en las variaciones étnicas, las cuales afectan considerablemente. De la misma forma, el software *BoneXpert* presenta buenos resultados en cuanto a la tasa de error. En este mismo sentido, el uso de redes neuronales y de algoritmo diferencial gaussiano presentan un buen desempeño en la determinación de la edad ósea.

## Perspectivas

Para la determinación de la edad ósea se hace necesario el desarrollo de una herramienta automática que se caracterice por un rápido desempeño, con un bajo costo computacional y que sea independiente de la calidad de la imagen presentada por

el usuario. En este mismo sentido, es interesante proponer un sistema que haga uso de la inteligencia artificial, es decir, que sea capaz de aprender de las respuestas entregadas por el especialista en el área. Por otra parte, conviene validar la efectividad de máquinas de soporte vectorial en la selección de las diferentes regiones, como en el tejido bando y los huesos.

## Referencias

- Bocchi, B., Ferrara, F., Nicoletti, I. y Valli, G. (2003). An artificial neural network architecture for skeletal age assessment. *Image Processing, 1*, 14-17. Doi: 10.1109/ICIP2003.1247153.
- Cao, F., Huang, H. K., Pietka, E. y Gilsanz, V. (2000). Digital hand atlas and web-based bone age assessment: system design and implementation. *The Official Journal of the Computerized Medical Imaging Society, 24*, 297-307.
- Cohen, L. (1991). On active contour models and balloons. *Computer Vision and Image Understanding, 53*, 211-218.
- Cootes, T., Hill, A., Taylor, C. y Haslam, J. (1994). Use of active shape models for locating structures in medical images. *Image and Vision Computing, 12*, 355-365.
- Cotes, T. F., Taylor, C. J., Coper, D. H. y Graham, J. (1995). Active shape models-their training and application. *Computer Vision and Image Understanding, 61*, 38-59.
- De Luis-García, R. (2003). *A fully automatic algorithm for contour detection of bones in hand radio graphs using active contours*. Valladolid: Universidad de Valladolid.
- Dinesh, M.S. (1995). Vision system for bone measurement from digital hand radiograph. *Proceedings of the First Regional Conference, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society and 14<sup>th</sup> Conference of the Biomedical Engineering Society of India*. Doi: 10.1109/RCEMBS.1995.533064
- Efford, N. D. (1994). Knowledge-based segmentation and feature analysis of hand wrist radiographs. Recuperado de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.16.1794>
- Fischer, B., Sauren, M., Güld, M. O. y Deserno T.M. (2008). Scene analysis with structural prototypes for content-based image retrieval in medicine. *Proceedings of SPIE, 6914*, 69141X-1/69141X-9.
- Fischer, B., Brosig, A., Deserno, T., Ott, B. y Günther, R. (2009). Structural scene analysis and content-based image retrieval applied to bone age assessment. *Proceedings of SPIE, 7260*, 726004-1/726004-11.

- Fischer, B., Brosig, A., Welter, P., Grouls, C., Günther, R. y Deserno, T. M. (2010). Content-based image retrieval applied to bone age assessment. *Methodology, Proc. of SPIE*, 7624, 762412-1/762412-10.
- Fischer, B., Welter, P., Grouls, C., Günther, R. W. y Deserno, T. M. (2011). *Bone age assessment by content-based image retrieval and case-based reasoning*. Nueva York: Rochester.
- Garn, S. M., Hertzog, K. P., Poznanski, A. K. y Nagy, J. M. (1972). Metacarpophalangeal length in the evaluation of skeletal malformation. *Radiology*, 105, 375-381.
- Giordano, D., Spampinato, C. y Scarciofalo, G. (2009). Automatic skeletal bone age assessment by integrating EMROI and CROI processing. *Bone*, 141-145. Doi: 10.1109/MEMEA.2009.5167972
- Giordano, D., Spampinato, C., Scarciofalo, G. y Leonardi, R. (2010). An automatic system for skeletal bone age measurement by robust processing of carpal and epiphysial/metaphysial bones. *Instrumentation and Measurement*, 59, 2539-2553.
- González, R. C. y Wintz, P. (1987). *Digital image processing*. Massachusetts: Addison-Wesley.
- Göld, M. O., Thies, C., Fischer, B. y Lehmann, T. M. (2005). *Combining global features for content-based retrieval of medical images*. Cross Language Evaluation Forum 2005 Workshop.
- Hsieh, C.-W., Jong, T.-L., Chou, Y.-H. y Tiu, C.-M. (2007). Computerized geometric features of carpal bone for bone age estimation. *Chinese Medical Journal*, 120, 767-770.
- Jantan, S., Hussain, A. y Mustafa, M. M. (2010). Distal radius bone age estimation based on fuzzy model. *Biomedical Engineering*, 427-432. Doi: 10.1109/IEC-BES.2010.5742275.
- Kass, M., Witkin, A. y Terzopoulos, D. (1988). Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1, 321-331.
- Kennedy, J., Eberhart, R. y Wang, D. (1995). Particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 4, 1942-1948.
- Keysers, D., Dahmen, J., Theiner, T. y Ney, H. (2000). Experiments with an extended tangent distance. Recuperado de <http://www-i6.informatik.rwth-aachen.de/~keysers/ICPR2000.pdf>
- Lee, J. y Kim, W. (2008). Epiphyses extraction method using shape information for left hand radiography. *International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology*, 319-326. Doi: 10.1109/ICHIT.2008.232
- Levitt, T. S., Hedgcock, M. W., Dye, J. W. y Johnston, S. E. (1990). Model-based analysis of computed radiographs. *Proceedings of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing*, 144-148. Doi: 10.1109/VBC.1990.109313
- Lin, P., Zhang, F., Yang, Y. y Xun-Zheng, C. (2004). Carpal-bone feature extraction analysis in skeletal age assessment based on deformable model. *JCS&T*, 4, 3-7.

- Liu, J., Qi, J., Liu, Z., Ning, Q. y Luo, X. (2008). Automatic bone age assessment based on intelligent algorithms and comparison with TW3 method. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 32, 678-684.
- Mahmoodi, S., Sharif, B. S., Chester, E. G., Owen, J. P. y Lee, R. (2000). Skeletal growth estimation using radiographic image processing and analysis. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 4, 292-297.
- Martin, D. D., Sato, K., Sato, M., Thodberg, T. y Tanaka, H. H. (2010a). Validation of a new method for automated determination of bone age in Japanese children. *Hormone Research in Pediatrics*, 74, 50-55.
- Martin, D. D., Schittenhelm, J., Ranke, M. B., Binder, G. y Thodberg, H. H. (2010b). Validation of a new adult height prediction method based on automated determination of bone age in a French population. *Hormone Research in Pediatrics*, 69.
- Mansourvar, M., Abdul. S., Akmar, M. y Nasaruddin, F. (2014). Automatic method for bone age assessment based on combined method. *International Conference on Computer and Information Sciences*, 1-5. Doi: 10.1109/ICCOINS.2014.6868424
- Meissner, M., Schmuker, M. y Schneider, G. (2006). Optimized Particle Swarm Optimization (OPSO) and its application to artificial neural network training. *BMC Bioinformatics*, 7. Recuperado de <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1464136/>
- Michael, D. J. y Nelson, C. (1989). HANDX: a model-based system for automatic segmentation of bones from digital hand radiographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 8, 64-69.
- Niemeijer, M. (2003). Assessing the skeletal age from a hand radiograph: automating the Tanner-Whitehouse method. *Proceedings of SPIE*, 5032, 1197-1205.
- Pal, K. (1981). Application of fuzzy set theory in detecting x-ray edges. *Sciences-New York*, 6, 1125-1128.
- Pal, K. y King, R. A. (1983). On edge detection of x-ray images using fuzzy sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-5, 69-77.
- Pal, K., King, R. A. y Hashim, A. A. (1983b). Image description and primitive extraction using fuzzy sets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC 1,3, 94-100.
- Pavlidis, T. (1977). Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22, 999-1000.
- Perona, P. y Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12, 629-639.
- Pietka, E., Gertych, A., Pospiech-Kurkowska, S., Cao F. y Huang, H. K. (2001). Computer-assisted bone age assessment: image preprocessing and epiphyseal/metaphyseal ROI extraction. *Assessment*, 20, 715-729.

- Pietka, E., Kaabi, L., Kuo, M. L. y Huang, H. K. (1993). Feature extraction in carpal-bone analysis. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 12, 44-49.
- Pietka, E., McNitt-Gray, M. F., Kuo, M. L. y Huang, H. K. (1991). Computer-assisted phalangeal analysis in skeletal age assessment. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 10, 616-620.
- Rucci, M., Coppini, G., Nicoletti, I., Cheli, D. y Valli, G. (1995). Automatic analysis of hand radiographs for the assessment of skeletal age: a subsymbolic approach. *Computers and Biomedical Research*, 28, 239-256.
- Seok, J., Hyun, B., Kasa-Vubu, J. y Girard, A., (2012). Automated classification system for Bone Age X-ray images. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 208-213. Doi: 10.1109/ICSMC.2012.6377701
- Sharif, B. S., Zaroug, S., Chester, E.G., Owen, J. P. y Lee, E. J. (1991). Bone edge detection in hand radiographic images. *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 514-515. Doi: 10.1109/IEMBS.1994.411927.
- Somkantha, K., Theera-Umpon, N. y Auephanwiriyakul, S. (2011). Bone age assessment in young children using automatic carpal bone feature extraction and support vector regression. *Journal of Digital Imaging*, 24(6), 1040-1058.
- Sun, Y. N., Ko, C. C., Mao, C.W. y Lin, C. J. (1994). A computer system for skeletal growth measurement. *Computers and Biomedical Research*, 27, 2-12.
- Tamura, H., Mori, S. y Yamawaki, T. (1978). Textural features corresponding to visual perception. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 8, 460-473.
- Tanner, J. M., Whitehouse, R. H., Healy, M. J. y Goldstein, H. (1975). *Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW2 method)*. Nueva York: Academic Press.
- Thies, C., Fischer, B. y Lehmann, T. M. (2005). Content-based retrieval of medical images by combining global features. Doi: 11878773\_77.
- Thodberg, H. H. (2010). Validation and reference values of automated bone age determination for four ethnicities. *Acad. Radiol.*, 17, 1425-1432.
- Thodberg, H. H., Kreiborg, S., Juul, A. y Pedersen, K. D. (2009). The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28, 52-66.
- Tsai, W. H. (1985). Moment-preserving thresholding: a new approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29, 377-399.
- Van Rijn, R., Lequin, M. H. y Thodberg, H. H. (2009). Automatic Determination of Greulich and Pyle bone age in healthy Dutch children. *Pediatric Radiology*, 39, 591-597.
- Xu, C. y Prince, J. L., (1998a). Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal Processing*, 71, 131-139.

- Xu, C. y Prince, J. L. (1998b). Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7, 359-69.
- Zhang, A., Gertych, A. y Liu, B. J. (2007). Automatic bone age assessment for young children from newborn to 7-year-old using carpal bones. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31, 299-310.