

ANÁLISIS DE TEXTURA EN IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA DE CRÁNEO

ANALYSIS OF TEXTURE IN CRANIAL MAGNETIC RESONANCE IMAGES

Mariana Itzel Martínez Valencia

Tecnológico Nacional de México en Celaya, México
itz3192@gmail.com

José Antonio Vázquez López

Tecnológico Nacional de México en Celaya, México
antonio.vazquez@itcelaya.edu.mx

Carolina Hernández Navarro

Tecnológico Nacional de México en Celaya, México
carolina.hernandez@itcelaya.edu.mx

Resumen

El Centro Nacional para la Prevención de Accidentes (CENAPRA), ubica el traumatismo craneoencefálico (TCE) como la tercera causa de muerte a nivel mundial, representa un grave problema de salud pública en México y es la causa más común de muerte y discapacidad en la población joven. El objetivo de la investigación es analizar la textura en imágenes de resonancia magnética y su relación con el contenido mineral óseo (CMO) usando regresión lineal simple. El análisis de textura es una herramienta que permite obtener información sobre imágenes médicas. La textura es un atributo representando por el arreglo espacial en niveles de grises de los píxeles de un objeto o región de interés de una imagen, la cual cuantifica algunas características visuales. Por medio de la segmentación de imágenes se realiza la evaluación no destructiva de la calidad ósea.

Palabras Clave: Análisis de textura, ANOVA, Contenido Mineral Óseo (CMO), Cráneo, Imágenes de Resonancia Magnética.

Abstract

The National Center for the Prevention of Accidents (CENAPRA), places the traumatic brain injury (TBI) as the third cause of death worldwide, represents a

serious public health problem in Mexico and is the most common cause of death and disability in the young population. The objective of the research is to analyze the texture in magnetic resonance images and its relationship with bone mineral content (BMC) using simple linear regression. Texture analysis is a tool that allows to obtain information about medical images. The texture is an attribute represented by the spatial arrangement in gray levels of the pixels of an object or region of interest of an image, which quantifies some visual characteristics. Through the segmentation of images, the non-destructive assessment of bone quality is performed.

Keywords: *Texture analysis, ANOVA, Bone Mineral Content (CMO), Skull, Magnetic Resonance Imaging.*

1. Introducción

El traumatismo craneoencefálico (TCE) representa un grave problema de salud pública en México y a nivel mundial; es la causa más común de muerte y discapacidad en la población joven (edades entre 15 a 45 años), con grandes repercusiones familiares, sociales y económicas [Hijar, 2013; Ontiveros, 2014]. En términos de medicina, el cuerpo humano se puede estudiar como un objeto. La reconstrucción de estructuras óseas tras un daño físico generado por un evento tan desafortunado como lo es una enfermedad o un traumatismo, puede consistir desde la implementación de prótesis hasta la ingeniería de implantes óseos artificiales [Sabino, 2017; Vorndran, 2015].

Para fabricar un modelo virtual o físico de cualquier anatomía humana, primero debe capturarse en tres dimensiones de una manera que pueda ser utilizada por procesos computacionales. La mayoría de los escáneres de los hospitales capturan datos de todo el cuerpo tanto interna como externamente. Estos equipos son normalmente máquinas de imágenes médicas capaces de escanear el cuerpo humano completo, entre los más comunes se encuentran los equipos de resonancia magnética (RM) [Bibb , 2015].

La RM es una herramienta única y poderosa para el diagnóstico médico, ya que es una técnica no invasiva que permite la visualización de los tejidos blandos. La información del diagnóstico a menudo se incluye en la textura de la imagen; las

estadísticas de la imagen de orden superior deben tenerse en cuenta. La cuantificación de la textura, es decir, su descripción por parámetros definidos con precisión (características), es necesaria para extraer información sobre las propiedades del tejido. Los valores numéricos de los parámetros de textura se pueden usar para la clasificación de diferentes regiones en la imagen, por ejemplo, representando tejidos de diferente origen o tejidos normales y anormales de un tipo dado. Los cambios de los parámetros de textura seleccionados adecuadamente en el tiempo pueden reflejar cuantitativamente, los cambios en la estructura física del tejido [Materka, 2004]. Por otro lado, la densidad mineral ósea (DMO) determina la cantidad de calcio y otros tipos de minerales presentes en un área del hueso, lo cual permite detectar osteoporosis y predecir riesgo de fracturas óseas [Felsenberg , 2001]. El cálculo de la densidad se realiza por densitometría radiológica de doble energía (DXA) y se determina a través de un proceso matemático que se inicia con la diferenciación del tejido óseo respecto a los tejidos blandos—diferencial de la captación del haz de baja y alta energía—, determinación del área explorada (cm^2), determinación del contenido mineral (CMO, g de HA) y con el cociente de ambos, se obtiene la densidad por unidad de superficie (DMO, g de HA/ cm^2) en cada subsector de la región ósea explorada. Una vez obtenida la DMO en un determinado paciente, ésta debe ser considerada en función de los valores de su población de control, bien respecto al pico de masa ósea de la población joven sana (puntuación T) o bien respecto a su grupo de edad y sexo (puntuación Z). En ambos casos se transforma el valor de la DMO en desviaciones estándar respecto al valor medio poblacional (figura 1).

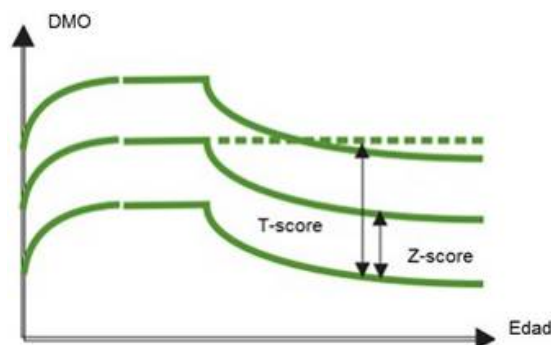


Figura 1 Representación gráfica del cálculo de las puntuaciones T y Z.

La puntuación T compara su densidad ósea con la de un adulto joven y saludable, si la puntuación T está entre -1 y -2.5, el paciente puede tener pérdida ósea temprana (osteopenia). Por debajo de -2.5, probablemente tiene osteoporosis [Gómez, 2002].

Las imágenes de tomografía computarizada (TC) y resonancia magnética (RM) están compuestas de píxeles de escala de grises. En RM, la escala de grises será proporcional a la resonancia magnética de los tejidos blandos.

Es aconsejable trabajar con los datos originales en lugar de cualquier reconstrucción tridimensional (3D) derivada de ella.

Por lo tanto, los datos de imagen CT y MR se manipulan en el formato de píxel. Umbral es el término utilizado para seleccionar estructuras anatómicas (segmentación) según su densidad o valor de escala de grises. Al especificar los umbrales de densidad superior e inferior, los tejidos de un cierto rango de densidad pueden aislarse de los tejidos circundantes. Debido al efecto de píxel parcial, pequeñas variaciones en los umbrales pueden afectar la calidad de las estructuras anatómicas segmentadas. El efecto puede ser hacerlos un poco más grandes o más pequeños, sin embargo, el umbral seleccionará todos los píxeles dentro del rango de densidad especificado, independientemente de su relación con las estructuras anatómicas individuales [Sikiö, 2016].

El análisis de los parámetros de textura es una forma de aumentar la información obtenible a partir de imágenes médicas. La textura de las imágenes se refiere a la apariencia, estructura y disposición de las partes de un objeto dentro de la imagen. Las imágenes utilizadas con fines de diagnóstico en la práctica clínica son digitales. Una imagen digital bidimensional está compuesta de pequeños bloques rectangulares o píxeles (elementos de imagen), y una imagen digital tridimensional está compuesta de pequeños bloques de volumen llamados vóxeles (elementos de volumen); cada uno está representado por un conjunto de coordenadas en el espacio, y cada uno tiene un valor, que representa la intensidad del nivel de grises de ese elemento de imagen o volumen en el espacio. El concepto de textura en una imagen digital se atribuye a la distribución de valores de nivel de gris entre los píxeles de una región de interés dada en la imagen, el análisis de textura es una

técnica para evaluar la posición e intensidad de las características de señal y su intensidad de nivel de gris [Materka, 2004].

Las características de textura son, de hecho, parámetros matemáticos calculados a partir de la distribución de píxeles, que caracterizan el tipo de textura y, por lo tanto, la estructura subyacente de los objetos que se muestran en la imagen. De acuerdo con los métodos empleados para evaluar las interrelaciones de los píxeles, las formas de los análisis de textura se clasifican como estructurales, basados en modelos, métodos estadísticos y de transformación [Szczyplinski & Strzelecki, 2009].

Los métodos estadísticos incluyen características derivadas del histograma, gradiente, función de autocorrelación, matriz de longitud de ejecución de nivel de gris (GLRLM) y matriz de coocurrencia de nivel de grises (GLCM).

Las características del histograma se originan a partir de la escala de grises de la imagen de una imagen. La media mide el promedio de las intensidades de nivel de grises en una imagen, y la varianza mide la amplitud de la distribución de niveles de grises. Sesgo y curtosis son medidas de la forma de un histograma. El sesgo mide la asimetría del histograma, y la curtosis es una medida de si los datos son de cola gruesa o cola clara relativa a la distribución normal. La matriz de coocurrencia de los niveles de gris (GLCM) es un histograma de segundo orden de una imagen. Se relaciona con los pares de píxeles, mientras que el histograma de primer orden se relaciona con los píxeles individuales. El elemento del GLCM es el recuento de pares cuyos píxeles tienen valores particulares de nivel de gris en la dirección dada (θ) con una distancia dada de píxel (d). Cuando se divide por el número total de pares en la imagen, este histograma se convierte en la estimación de la probabilidad conjunta de dos píxeles [Sikiö, 2016]. Las propiedades estadísticas del histograma de la matriz de coocurrencia son: segundo momento angular (AngScMom), contraste, correlación, suma de cuadrados (SumOfSqs), inverso de la diferencia de momento (InvDfMom), suma promedio (SumAverg), suma varianza (SumVarnc), suma entropía (SumEntrp), entropía, diferencia de varianza (DifVarnc) y diferencia de entropía (DifEntrp). Los fundamentos de la matriz coocurrencia se presentan en la figura 2. Las figuras 2a, 2b y 2c muestran tres niveles de gris, niveles de gris

numéricos-transición de uno a dos niveles de gris y asignado en la posición correspondiente en la matriz de coocurrencia, respectivamente.

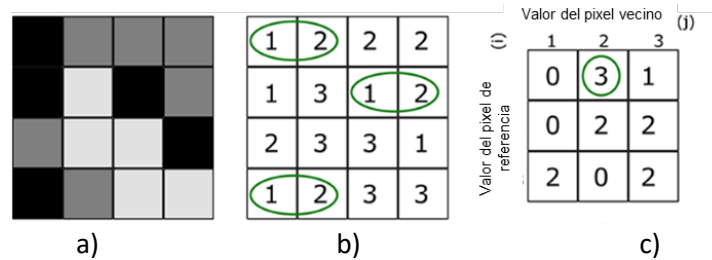


Figura 2 Cálculo de una matriz de coocurrencia para una imagen dada de 4 x 4 píxeles.

2. Métodos

Se utilizaron imágenes de 5 pacientes anónimos de edades entre 44 y 69 años, las cuales fueron proporcionadas por el hospital Centro Médico Quirúrgico de Celaya. Para realizarlo, se utilizó el equipo de adquisición de imagen digital por resonancia magnética Brivo MR355 1.5T Inspire, potenciado en contraste T2. Se obtuvieron 5 secuencias de imágenes de resonancia magnética del cráneo de 5 pacientes con densidad mineral ósea (DMO) y puntuación T conocida, 4 hombres (H1, H2, H3 y H4) y 1 mujer (M1); en formato digital estándar en Imagenología Digital y Comunicaciones en Medicina (DICOM), el cuál es el estándar internacional para transmitir, almacenar, recuperar, imprimir, procesar información y visualizar imágenes médicas. La tabla 1 muestra información de cada paciente.

Tabla 1 Género, edad y densidad mineral ósea de cada paciente.

Clave del paciente	Genero	Edad	DMO (g de HA/cm ²)	Puntuación T
H1	Masculino	44	1.034	0.021
H2	Masculino	45	1.152	0.852
H3	Masculino	48	0.921	-0.774
H4	Masculino	69	0.957	-0.521
M1	Femenino	52	0.910	-0.852

Una vez recuperado los escaneos de la resonancia magnética en formato DICOM, se realizó la transformación de las secuencias a un formato compatible con MaZda (bitmap 256x256) por medio del software ImageJ, el cual es un programa de procesamiento de imágenes Java de dominio público.

Posteriormente se realizó la visualización y selección de las imágenes, correspondientes al corte central axial del cráneo de cada uno de los pacientes y obtuvieron cada uno de los histogramas con la finalidad de compararlos y posteriormente analizar las propiedades correspondientes a la imagen segmentada del hueso. Una vez validada la información de las imágenes seleccionadas se procedió a elegir las regiones de interés (ROIs) de las estructuras óseas utilizando el paquete MaZda, el nombre del programa es un acrónimo derivado de 'Macierz Zdarzen' que es la contraparte polaca del término inglés 'cooccurrence matrix' (una de las técnicas de extracción de características de textura más populares); este software fue desarrollado durante el proyecto europeo COST B11 "Análisis cuantitativo de la imagen de resonancia magnética". El análisis de la textura de la imagen se describe en el diagrama de flujo que se muestra en la figura 3.



Figura 3 Pasos principales en el análisis de textura usando el paquete MaZda.

Al seleccionar la región de interés (ROI) o segmentación, la cuál es la separación en una imagen de las diferentes estructuras o tejidos, se realizó el análisis cuantitativo de los parámetros de textura de las regiones del cráneo de cada secuencia y mediante un análisis de regresión lineal utilizando el paquete estadístico Minitab.

3. Resultados

Se realizó la medición de la intensidad de los niveles de gris de las imágenes de resonancia magnética de corte axial correspondiente a las rebanadas centrales del cráneo de cada uno de los pacientes con la finalidad de comparar cada uno de los

histogramas. En la figura 4 se muestran las imágenes de dos pacientes y sus respectivos histogramas, en donde se puede observar la distribución de la intensidad de los niveles de gris y la similitud entre ambas distribuciones. La figura 4a muestra el corte axial correspondiente a la rebanada 14 potenciada en T2 del paciente H1, con tiempo de repetición y tiempo de eco de spin TR/TE 6000 ms/85.6 ms. La figura 4b muestra el histograma de intensidades de niveles de gris de la imagen del paciente H1. La figura 4c corresponde a la imagen del corte axial de la rebanada 14 potenciada en T2 del cráneo del paciente H2, con TR: tiempo de repetición y TE: tiempo de eco de spin TR/TE 6000 ms/ 85.7 ms. La figura 4d corresponde al histograma de intensidades de niveles de gris de la imagen del paciente H2.

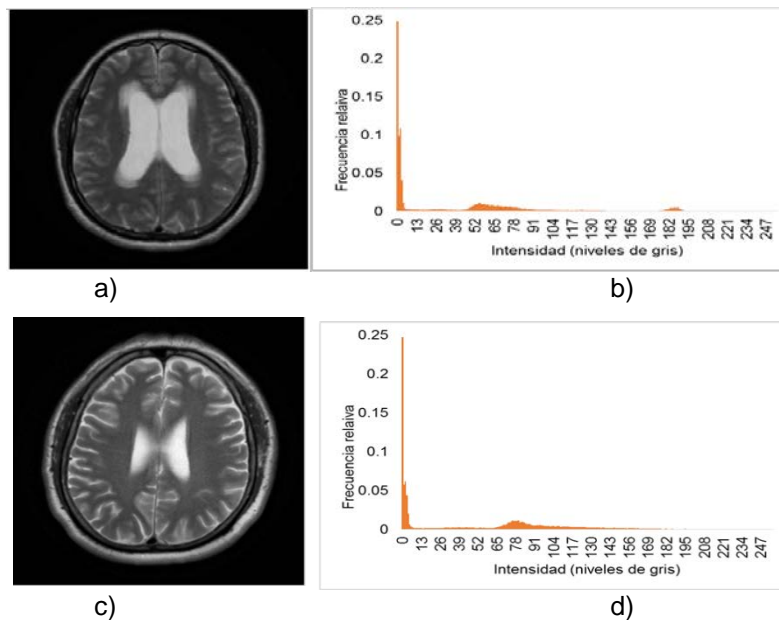


Figura 4 Imágenes de dos pacientes y sus respectivos histogramas.

Posteriormente se realizó la selección de las regiones de interés (ROI) correspondientes al hueso de cada una de las imágenes seleccionadas y se realizó la medición de los parámetros de textura del cráneo de cada paciente utilizando el paquete MaZda. En la figura 5 se muestra la segmentación del hueso de cada paciente. La tabla 2 muestra los parámetros de textura correspondientes al histograma de los niveles de gris normalizado $\pm 3\sigma$.

La tabla 3 muestra los valores correspondientes a matriz de coocurrencia (GLCM).

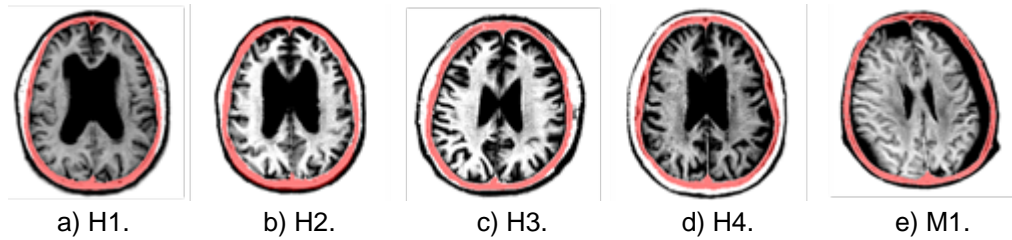


Figura 5 Segmentación del hueso plano de cada paciente.

Tabla 2 Propiedades de los histogramas calculado con un vector de histograma normalizado $\pm 3\sigma$.

Parámetro	Paciente H1	Paciente H2	Paciente H3	Paciente H4	Paciente M1
Área (mm ²)	3809	4936	4359	3565	3833
Media	23.717	37.267	42.454	53.941	49.863
Varianza	293.4	968.85	619.88	586.36	513.7
Sesgo	0.9989	1.492	0.2682	0.4589	0.3932
Kurtosis	1.3858	1.8149	-0.73676	-0.32506	-0.12431

Tabla 3 Parámetros de la matriz de coocurrencia calculado con un vector de histograma normalizado $\pm 3\sigma$ para $S(1,0)^*$.

Parámetro	Paciente H1	Paciente H2	Paciente H3	Paciente H4	Paciente M1
Área $S(1,0)$	6760	8986	7868	6340	6902
$S(1,0)$ AngScMom	0.0023679	0.0040272	0.0045494	0.00194	0.00137
$S(1,0)$ Contraste	66.405	20.059	17.445	45.735	62.914
$S(1,0)$ Correlación	0.68889	0.90423	0.78425	0.80087	0.7289
$S(1,0)$ SumOfSqs	106.72	104.72	40.429	114.84	115.85
$S(1,0)$ InvDfMom	0.20657	0.29635	0.31364	0.2273	0.19733
$S(1,0)$ SumAverg	63.085	63.425	22.137	64.138	64.247
$S(1,0)$ SumVarnc	360.48	398.83	144.27	413.62	400.48
$S(1,0)$ SumEntrp	1.8159	1.7492	1.6556	1.8887	1.8908
$S(1,0)$ Entropía	2.8319	2.6089	2.5089	2.9076	2.9831
$S(1,0)$ DifVarnc	31.672	9.1659	7.7884	21.262	28.893
$S(1,0)$ DifEntrp	1.2277	0.99248	0.96697	1.1521	1.2204

*Los parámetros son computados hasta 20 veces para (d, 0), (0, d), (d, d), (d, -d) donde la distancia d puede tomar valores de 1, 2, 3, 4 y 5.

Una vez obtenida el área correspondiente a la sección del hueso, se realizó el cálculo del contenido mineral óseo (g HA) y se realizó un análisis de regresión lineal para encontrar la ecuación que relaciona los parámetros de textura con la calidad ósea para cada sección del cráneo, obteniendo que los valores de la media y la varianza son significativos. Los resultados y el ANOVA se muestran en tablas 4 y 5, respectivamente.

Tabla 4 Contenido mineral óseo correspondiente al área de la imagen del hueso plano segmentado.

Paciente	Área (mm ²)	Media	Varianza	CMO (g HA)
Paciente H1	3809	23.717	293.4	39.3851
Paciente H2	4936	37.267	968.85	56.8627
Paciente H3	4359	42.454	619.88	40.1464
Paciente H4	3565	53.941	586.36	34.1171
Paciente M1	3833	49.863	513.7	34.8803

Tabla 5 Análisis de la varianza (ANOVA) correspondiente al modelo de regresión lineal.

Fuente de variación	DF	Seq SS	Adj SS	Adj Ms	F	P
Regresión	2	336.903	336.903	168.4515	118.016	0.0084
Media	1	55.358	133.819	133.819	93.753	0.0105
Varianza	1	281.545	281.545	281.545	197.249	0.0050
Error	2	2.855	2.855	1.427		
Total	4	339.758				

S = 1.19472 R-Sq = 99.16% R-Sq(adj) = 98.32% PRESS = 50.1696 R-Sq(pred) = 85.23%

En la tabla 4 se encuentran los valores de los parámetros de textura de la imagen (media y varianza) junto con el contenido mineral óseo de cada paciente (CMO), el cual está relacionado con la densidad mineral ósea (DMO) y su resistencia a la fractura (valor T). En la tabla 5 se encuentran los valores correspondientes al ANOVA en donde se puede observar que los valores P son menores a 0.05, lo que indica que los factores que están incluidos en el modelo son estadísticamente significativos. La ecuación presenta una R cuadrada de 99.16% lo que indica que los parámetros de textura de las imágenes del cráneo explican el 99.16% de la variación en la respuesta del contenido de mineral óseo (CMO). Asimismo, la R cuadrada ajustada de 98.32% indica que hemos incluido los factores correctos al

modelo, en este caso media y varianza. La ecuación 1, relaciona los parámetros de textura (media y varianza) con el contenido mineral óseo.

$$CMO (g HA) = 40.8219 - 0.506555 Media + 0.035632 Varianza \quad (1)$$

4. Discusión

Se realizó el análisis de la textura de imágenes de resonancia magnética de 5 pacientes con densidades óseas conocidas y se caracterizó la superficie correspondiente a la sección del hueso para posteriormente diseñar modelos 3D. Los valores de la densidad ósea y valores T de los pacientes se encuentran dentro del rango normal, lo que indica que los pacientes presentan una estructura ósea saludable con resistencia a la fractura. Los datos de los histogramas y los valores de la matriz de coocurrencia permitieron que se realizara una segmentación uniforme del hueso plano para cada una de las imágenes de los diferentes pacientes. Por medio de la segmentación de imágenes de resonancia magnética se puede realizar la evaluación no destructiva de la calidad ósea (DMO y valor T). El modelo propuesto de regresión lineal puede ser utilizado para estimar el contenido mineral óseo (CMO), la ecuación obtenida relaciona la textura de las imágenes segmentadas del hueso del cráneo (media y varianza) con parámetros como la composición y mineralización del tejido óseo (g HA) y la resistencia del hueso (valor T).

Agradecimientos: Mariana Itzel Martínez Valencia, agradece a CONACYT por la beca otorgada para realizar los estudios de maestría. Los autores agradecen al Centro Médico Quirúrgico de Celaya por el apoyo en la adquisición de las imágenes de RM, así como al MSP. Erick Aranda Aldeco, Subdirector General y al Dr. Héctor Ahumada Mendoza, jefe del área de Diagnostico.

5. Revisores, recepción y aceptación de artículo

Recepción artículo: 3/junio/2019

Aceptación artículo: 20/junio/2019

Revisor 1:

Nombre: Rosalinda Lozano Torres

Institución: Tecnológico Nacional de México en Colima

Cédula Profesional: 10210639
Área de conocimiento: Ingeniería Industrial
Correo electrónico: linda.lozanotorres@gmail.com

Revisor 2:

Nombre: Jorge Luis Buenavista Centeno
Institución: Universidad Politécnica de Juventino Rosas
Cédula Profesional: 10250095
Área de conocimiento: Ingeniería en Sistemas
Correo electrónico: 312030036@upjr.edu.mx

6. Bibliografía y referencias

- [1] Aaboe, M. (1995). Healing of experimentally created defects: a review. *J. Oral Maxillofac. Surg*, 312-318.
- [2] Bibb, R. (2015). *Medical Modelling, The Application of Advanced Design and Rapid Prototyping Techniques in Medicine (Second edition)*. Woodhead Publishing Series in Biomaterials: Number 91. United Kingdom: Elsevier Ltd.
- [3] Gómez, C. (2002). *Métodos de determinación de la densidad mineral ósea (Protocolos osteoporosis Capítulo IV)*. España: Sociedad Española de Medicina Interna.
- [4] Felsenberg, D. (2001). Struktur und Funktion des Knochens: Stützwerk aus Kollagen und Hydroxylapatit. *Pharm. Unserer Zeit*, 488.
- [5] Hajar, M. (2013). Los accidentes como problema de salud pública en México, retos y oportunidades. México: Academia Nacional de Medicina de México.
- [6] Materka, A. (2004). Texture analysis methodologies for magnetic resonance imaging. *Dialogues in Clinical Neuroscience*, 244-246.
- [7] Ontiveros, A. (2014). Factores pronósticos de recuperación y reinserción laboral en adultos con traumatismo craneoencefálico. *Rev Mex Neuroci*, 211-217.
- [8] Sikiö, M. (2016). *Textural Features in Medical Magnetic Resonance Image Analysis of the Brain and Thigh Muscles*. Finland: Tampere University of Technology.

- [9] Sabino, M. (2017). Técnicas para la fabricación de andamios poliméricos con aplicaciones en ingeniería de tejidos. *Rev. LatinAm. Metal.* 120-146.
- [10] Szczypinski, P., & Strzelecki, M. (2009). MaZda - a Software for Texture Analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 66-76.
- [11] Vorndran, E. (2015). 3D printing of ceramic implants. *MRS Bulletin*, 127-136.