

El análisis textural mediante las matrices de co-ocurrencia (GLCM) sobre imagen ecográfica del tendón rotuliano es de utilidad para la detección cambios histológicos tras un entrenamiento con plataforma de vibración

Textural Analysis by Means of a Grey Level Co-Occurrence Matrix Method on Patellar Tendon Ultrasonography is Useful for the Detection of Histological Changes after Whole-Body Vibration Training

José Ríos-Díaz, Jacinto Javier Martínez-Payá, M^a Elena del Baño Aledo

Grupo de investigación "Ecografía y morfo-densitometría preventiva". Universidad Católica San Antonio de Murcia

CORRESPONDENCIA:

José Ríos-Díaz

Departamento de Ciencias de la Salud.

Universidad Católica San Antonio de Murcia

Campus Los Jerónimos s/n. 30107 Guadalupe-Murcia

jrrios@pdi.ucam.edu

Recepción: • Aceptación:

Resumen

Introducción: Las matrices de co-ocurrencia del nivel de gris (GLCM) son útiles para el análisis textural de imágenes ya la discriminación de patrones pero hasta ahora no se han aplicado sobre imágenes ecográficas del tendón. **Objetivo:** Análisis textural ecográfico del tendón rotuliano. **Método:** Estudio longitudinal analítico con 16 sujetos (8 mujeres y 8 hombres) jóvenes, sanos y sedentarios entrenados con una plataforma de vibración vertical (Fitvibe Medical) 2 días x 14 semanas. Se tomaron cortes ecográficos transversales del tendón rotuliano antes y después del entrenamiento con un ecógrafo Sonosite-180 (Lineal 5-10 MHz). Mediante el algoritmo GLCM de Image J v1.38 se calcularon las variables texturales Uniformidad (ASM), Contraste, Correlación, Homogeneidad (IDM) y la Entropía para cuatro orientaciones (0°, 90°, 180° y 270°) y tres distancias (d=1, 5 y 10 px). Se aplicó la prueba de Wilcoxon (i.c.95%) para muestras relacionadas (SPSS 15.0). **Resultados:** la Entropía (d=5) fue la más sensible a los cambios texturales; quizá la variable ASM, pueda resultar también de interés junto con el Contraste. **Conclusiones:** Ante la falta de referencias con el uso de la GLCM en el análisis textural de ecografía de tendón son necesarios más análisis que estudien cómo afectan los distintos parámetros a las variables texturales, cómo se relacionan entre sí y cuáles pueden ser los mejores ajustes del algoritmo para detectar cambios en el patrón textural.

Palabras clave: Matrices de co-ocurrencia de nivel de gris, textura, tendón ecografía, vibración de cuerpo completo.

Abstract

Introduction: Co-occurrence grey level matrix (GLCM) is a textural analysis method that have been useful to discriminate patterns, but no used on tendon ultrasound image. **Objective:** Textural analysis of patellar tendon ultrasonograph. **Method:** Longitudinal analytic study with 16 subjects (8 women and 8 men) young, healthy and sedentary people with training by means whole-body vibration platform (Fitvibe Medical) for 2 days x 14 weeks. Cross-sectional of patellar tendon ultrasonographs were taken with a Sonosite-180 ultrasonograph (L 5-10 MHz). By means GLCM algorithm of Image J v1.38 it were calculated five textural parameters: Uniformity (ASM), Contrast, Correlation, Homogeneity (IDM) and Entropy in four orientations (0°, 90°, 180° and 270°) and three distances between pixels (d=1, 5 and 10 pixels). Wilcoxon test (C.I. 95%) for related samples was applied (SPSS 15.0). **Results:** Entropy (d=5) was the most sensible to detect textural changes; perhaps ASM and Contrast can be also useful. It seems that distances between pairs of pixels that the algorithm uses affects the results. **Conclusions:** The use of GLCM in the textural analysis of tendon ultrasonography is innovating and it appears like a useful tool as much to evaluate the histological evolution of tendon tissue, like coming up and detecting future pathologies precociously. But more analyses will be necessary to study how different parameters affect texture and how they are related to each other and which can be the best adjustments of the algorithm to detect changes in textural patterns.

Key Words: Grey Level Co-Occurrence Matrix. Textural Analysis. Tendon. Ultrasonography. Whole-Body Vibration.

Introducción

La cuantificación de la información contenida en las imágenes biomédicas es uno de los aspectos cruciales en este campo puesto que, *a priori*, nos permitirá diferenciar estadios de normalidad y patológicos e incluso pre-patológicos. En el caso de la ecografía este interés es mayor puesto que son pocos los trabajos que manipulan la imagen ecográfica para extraer información cuantitativa de la misma (Martínez-Payá, 2005 y 2006a,b; Del Baño Aledo, 2008).

En la técnica ecográfica una sonda emite un haz ultrasónico que atravesará los diferentes tejidos a distintas velocidades en función de la impedancia acústica de los mismos (figura 1). El haz ultrasónico sufrirá fenómenos de reflexión (ecos) que serán detectados por la sonda transdutora y procesados para dar como resultado la imagen ecográfica (Jiménez Díaz, 2003; Martínez-Payá, 2008a; Schimdt, 2008). Un operador suficientemente entrenado puede detectar cambios respecto de la normalidad basándose en una serie de signos ecográficos (forma de las estructuras, grado de ecogenicidad), que no dejan de ser interpretaciones cualitativas y subjetivas (Del Baño Aledo, 2008).

Una imagen está representada por un conjunto de elementos de imagen discretos, que llamamos píxeles y que en la ecografía estarán definidos por un nivel de gris (figura 2) que será el resultado de la estructura histológica de los tejidos atravesados por el haz sónico (Jähne, 2002; Pratt, 2007).

En una imagen estándar de 8 bit, el número de niveles de gris es de 256, el ojo humano sólo puede detectar unas decenas de nivel de gris, por lo que los matices de gris resultantes de la distinta impedancia acústica

de los tejidos pueden pasar desapercibidos (figura 3). De hecho, en la práctica clínica la interpretación de la imagen ecográfica es cualitativa y no cuantitativa, y el éxito depende de la pericia del explorador y su conocimiento de la normalidad (Jiménez Díaz, 2003; Schmidt, 2008).

A través del análisis de imagen es posible realizar, con relativa sencillez y rapidez, mediciones tales como perímetros, grosores o anchuras de las diferentes estructuras hasta cuantificar los niveles de gris de una determinada región (figura 4). En este sentido en nuestro grupo hemos cuantificado por primera vez los niveles de gris de normalidad en el tejido tendinoso, a lo que hemos denominado *análisis de la ecogenicidad* (Martínez-Payá, 2006 a y b).

Si cuantificamos la información contenida en la imagen estaremos en disposición de detectar cambios en

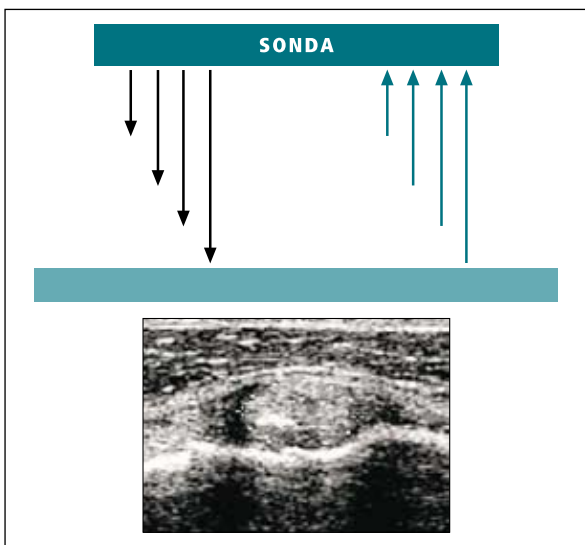


Figura 1. El transductor de ecógrafo emite un haz de ultrasonidos y recibirá los ecos producidos al chocar con los distintos tejidos.



Figura 2. Corte transversal ecográfico del tendón rotuliano y su interpretación anatómica. TR: Tendón Rotuliano; BI: Bolsa Serosa; GP: Grasa Patelar.

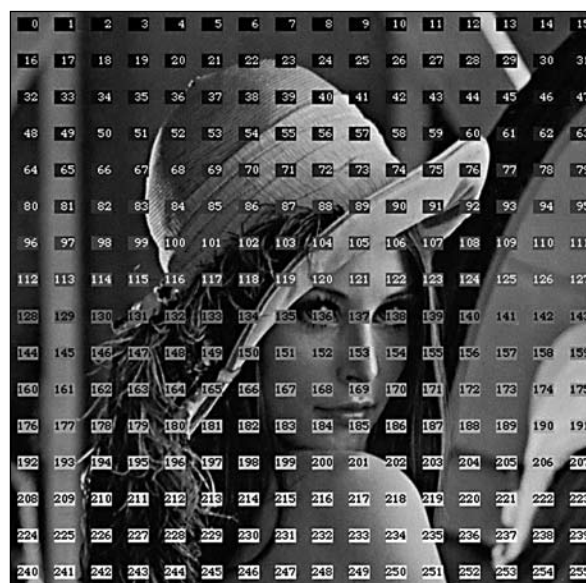


Figura 3. Intensidades de gris en una imagen de 8 bit (256 niveles de gris).

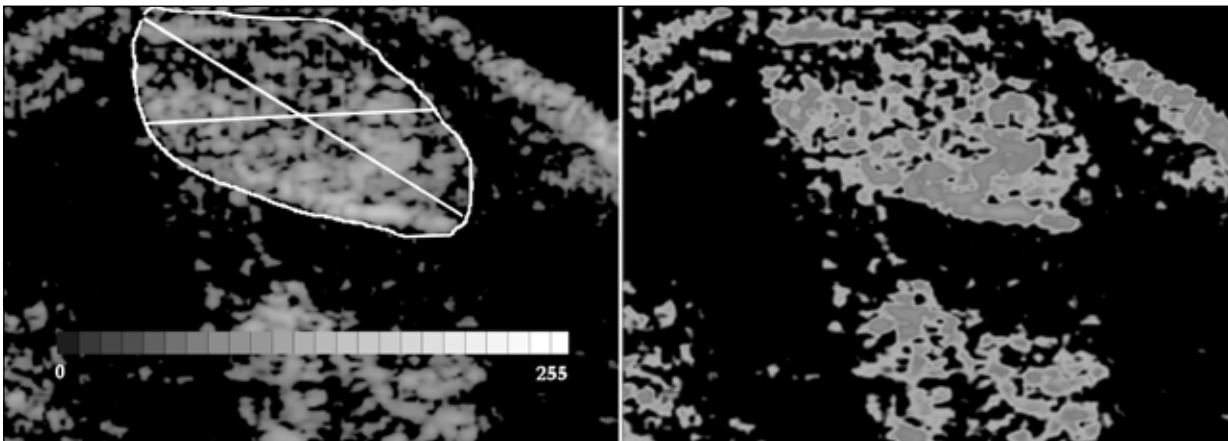


Figura 4. Análisis morfo-ecogénico del tendón.

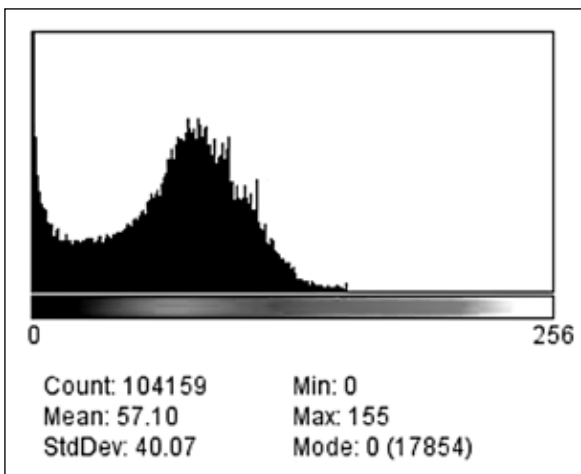


Figura 5. Histograma del nivel de gris (imagen pseudocoloreada).

ese tendón bien sean debidos a un proceso patológico o bien a una adaptación del tendón a las solicitaciones mecánicas. Hasta el momento, las variables ecogénicas con las que hemos trabajado han sido de primer orden, es decir, los cálculos se realizan a partir del histograma de los niveles de gris de los píxeles tomados individualmente, en el que no se consideran las relaciones entre píxeles vecinos: parámetros tales como el valor medio de nivel de gris, la desviación típica, el máximo y el mínimo, apuntamiento y simetría del histograma de grises (figura 5); que pueden servir como una primera aproximación, pero que se muestran insuficientes a la hora de detectar diferentes patrones y texturas en la imagen (Glasbey y Horgan, 1995; González, 2004; Pratt, 2007; Farid, 2008).

En este punto debemos introducir el concepto de textura, que aunque intuitivamente fácil de entender, es difícil de definir. Cuando los humanos observamos una imagen, estamos procesando básicamente dos tipos de información: el tono (aplicado a nuestro caso, el nivel de gris) y la textura, es decir, la relación que

tienen entre sí los distintos elementos de la imagen: si describen algún patrón, si el aspecto es liso, rugoso, granulado, homogéneo, heterogéneo, etc.; y que algunos autores (Sonka, 1998) han denominado *téxel* (de “textural element” y por analogía a píxel, de “picture element”). El tono estará relacionado con la variación de los niveles de gris de los píxeles y la textura lo estará con la distribución espacial de los niveles de gris. Imágenes pueden tener una textura completamente distinta (figura 6).

En 1973, Haralick *et al.* publicaron un trabajo que ha tenido un gran impacto en el campo del análisis de imagen porque permite cuantificar las características texturales presentes en una imagen. Al método lo denominaron *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) y lo aplicaron con el objetivo de discriminar distintos tipos de terreno en las imágenes por satélite. Desde entonces investigadores ámbitos muy distintos los han venido utilizando cuando se les presentaba un problema de resolución de texturas. Así, se ha aplicado con éxito en el ámbito de la cartografía y ecología para mejorar las técnicas de identificación de terrenos y ecosistemas a través de fotografías aéreas (Pearlstone, 2000; Sebastian, 2008).

La matriz de co-ocurrencia es una matriz de frecuencias con la que un píxel con un nivel de gris (i) aparece en una relación de espacio específica con otro píxel de nivel de gris (j). Las matrices de concurrencia son medidas de segundo orden porque consideran parejas de píxeles vecinos, separados una distancia d y en un determinado ángulo. Por tanto, las matrices de co-ocurrencia pueden revelar ciertas propiedades sobre la distribución espacial de los grises en la textura de la imagen (figura 7).

En cuanto la aplicación del análisis textural sobre imagen ecográfica, es relativamente reciente. Christodoulou *et al.* (2003) y Mougialakou *et al.* (2007) trabajaron sobre imágenes ecográficas de la carótida con

el objetivo de caracterizar la textura de las placas de ateroma y obtener información con la que entrenar a una red neural para la identificación automática.

Distintos investigadores han conseguido mejoras en los diagnósticos mediante imagen ecográfica en tumores protáticos (Sheppard y Shih, 2005), en tumores del pulmón (Bader *et al.*, 2000), en tumores de endometrio (Michail *et al.*, 2007), o en patología hepática (Cao *et al.*, 2005 a,b y Nishiura *et al.*, 2005).

En cuanto a tejido músculo-esquelético y mediante ecografía, Brethour (1994) y Hassse *et al.* (2001), en el ámbito de la veterinaria y la industria alimenticia, consiguieron determinar el porcentaje de grasa en la musculatura de ganado bovino mediante el análisis textural del patrón de grasa presente entre las fibras musculares (la grasa da una señal hiperecogénica, blanca, frente al tejido muscular que ofrece una señal con menos ecogenicidad). Nielsen *et al.*, (2006), para la caracterización y descripción de la musculatura mediante imagen ecográfica. Aunque estos autores sólo

utilizaron parámetros de primer orden y no las matrices de concurrencia.

En nuestro grupo, con anterioridad, hem os realiza-do análisis texturales y de geometría fractales sobre imagen radiológica ósea (Ríos-Díaz *et al.*, 2007 a y b); y recientemente hemos aplicado estos métodos sobre imagen ecográfica del tendón (Ríos-Díaz *et al.*, 2008). Hasta donde llega el conocimiento de los autores, las matrices de concurrencia de nivel de gris no se han aplicado para estudiar y analizar los patrones ecográficos del tejido tendinoso.

En el caso que nos ocupa, los análisis se hicieron sobre el tendón rotuliano de una muestra de sujetos que estuvieron sometidos dos veces por semana durante 14 semanas a un entrenamiento progresivo con plataforma de vibración vertical. En su momento, se evaluaron el equilibrio, densidad mineral ósea de calcáneo y rótula, y se tomaron ecografías antes y después del tendón de Aquiles y rotuliano. Se encontraron mejoras significativas en el equilibrio de los sujetos, así

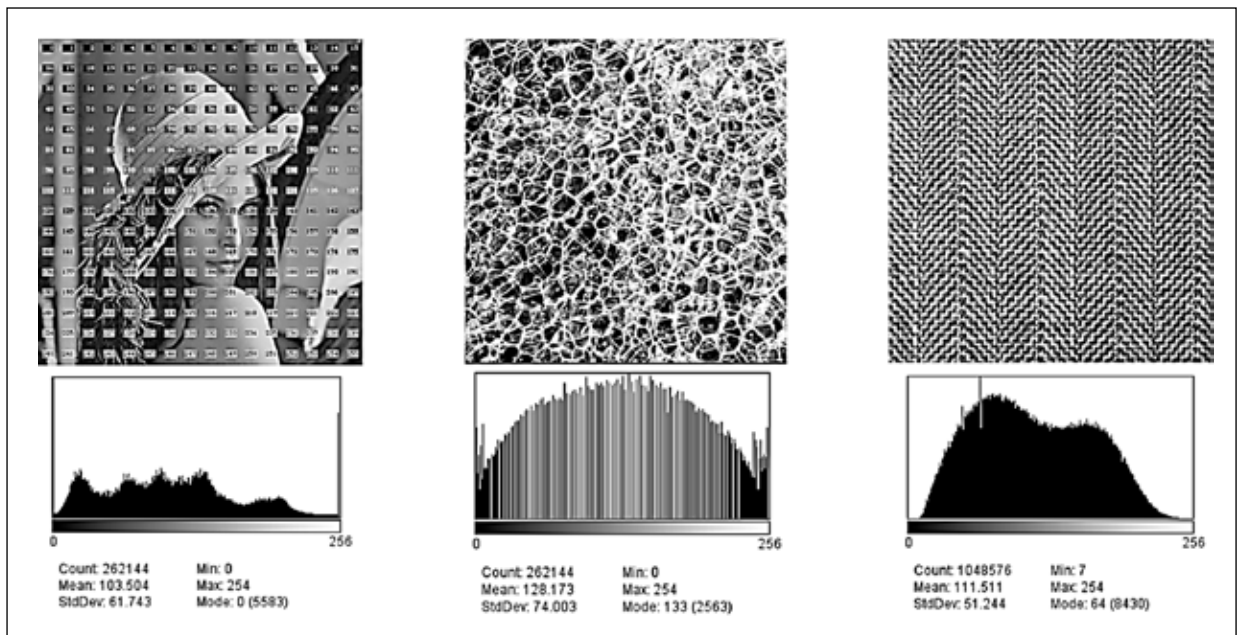


Figura 6. Imágenes con diferentes texturas en escala de grises con sus correspondientes histogramas.

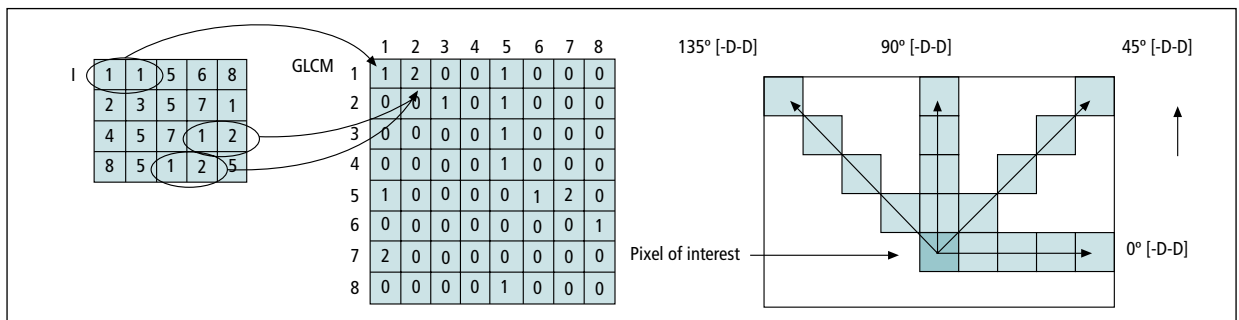


Figura 7. Proceso de construcción de una matriz de co-ocurrencia de nivel de gris (GLCM).

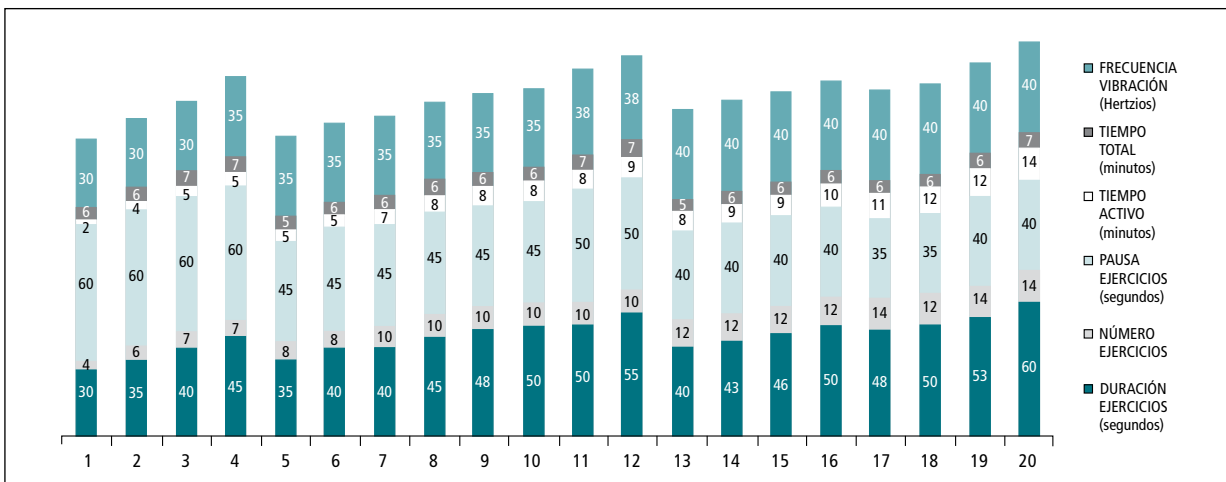


Figura 8. Progresión del entrenamiento de vibración.

como en la densidad mineral ósea de rótula (Pérez *et al.*, 2007; Delgado *et al.*, 2007 y López *et al.*, 2007), lo que nos hizo pensar que el tendón rotuliano debería presentar cambios en su estructura después del entrenamiento como consecuencia de la tracción ejercida por el cuádriceps. Por tanto nos hemos planteado dos objetivos: 1) Como objetivo principal, el ajuste del método y corrección de las dificultades metodológicas del análisis textural mediante las matrices de co-ocurrencia del nivel de gris; 2) como objetivo secundario, la cuantificación de las posibles diferencias en las ecogénicas y texturales según el sexo.

Material y Método

Muestra

Se trabajó con 16 sujetos (8 mujeres y 8 hombres) jóvenes (20-30 años), sedentarios a los que, tras consentimiento informado, se les realizaron ecografías transversales del tendón rotuliano (bilateralmente) a 0,5 cm de la inserción en la rótula. Por el mismo operador y bajo las mismas condiciones, cuya fiabilidad ya ha sido estudiada con anterioridad (Del Baño Aledo *et al.*, 2008). Las ecografías se realizaron antes y después de un período de entrenamiento con plataforma de vibración vertical (Fitvibe Medical) durante 14 semanas dos veces por semana. La progresión que se siguió fue la ofrecida por el software del fabricante, con el que se incrementaba el nivel cada semana. En la figura pueden observarse los ciclos de entrenamiento, en los que se actuaba tanto en la duración de la sesión, como en los tiempos de trabajo y pausa, y la frecuencia de vibración (figura 8). Sólo se realizaron los ejercicios propuestos para trabajar el miembro inferior, en posi-

ción vertical con apoyo bipodal o unipodal, con apoyo plantar completo o de puntillas en función de los requerimientos del programa.

Método

Se utilizó un ecógrafo S-180 Sonosite con una sonda lineal (L38 a 5-10 MHz). La imágenes de salida tenían una resolución de 768x576 a 8 bit. Se contorneó de forma manual el perímetro del tendón y posteriormente se calcularon de forma semiautomática las siguientes variables, con el programa Image J v1.38. Puesto que la definición del contorno del tendón es también explorador dependiente, el explorador debe tener experiencia en la identificación de estructuras y someterse a un estudio de fiabilidad intraobservador (en este caso, se obtuvieron coeficientes de correlación intraclass > 0,90, excelente según Pita y Pértegas, 2004).

1. Variables ecogénicas: son variables de primer orden, que se calculan a partir del histograma de nivel. Éste se construye con los valores individuales de intensidad de gris de cada píxel por separado.

1.1. *Ecogenicidad media:* es el valor medio del nivel de gris calculado a partir del histograma de la imagen,

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i n_i \quad (1.1)$$

1.2. *Desviación típica ecogenicidad:* es la medida de dispersión de los niveles de gris,

$$\pm \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 n_i - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i n_i\right)^2} \quad (1.2)$$

1.3. *Coefficiente de variación*: es un índice de variabilidad que nos permite evitar la dimensionalidad de las variables y tiene en cuenta la relación existente entre medias y desviación típica,

$$S_x = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=2}^n x_i^2 - x_i^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i n_i} \quad (1.3)$$

2. Variables texturales: Así mismo se calcularon las variables texturales de segundo orden a partir de la matrices de co-ocurrencia del nivel de gris (GLCM), que se construyen a partir del análisis de parejas de píxeles para una distancia y orientaciones dadas entre ellos (Haralick *et al.*, 1973; He *et al.*, 1988; Walker *et al.*, 1995; Maths Works Inc., 2005 a,b; Hall-Beyer, 2007).

2.1. *Angular second moment (ASM)*: también llamada *uniformidad*. A mayor ASM, mayor uniformidad (menos variación en los niveles de gris), si la ASM es 1, la imagen es completamente uniforme.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (2.1)$$

2.2. *Contrast*: es la cantidad de variaciones locales en los tonos de gris de la imagen. Cuanto mayor es la variación de los tonos de gris, mayor es el contraste,

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i-j)^2 \quad (2.2)$$

Si el contraste es 0, los niveles de gris son constantes a lo largo de la imagen.

2.3. *Correlation*: es la dependencia lineal de los tonos de gris en la imagen,

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i \sigma_j)}} \quad (2.3)$$

Si la correlación es 0, no existe correlación lineal entre los niveles de gris.

2.4. *Entropy*: Es una medida de la complejidad de la imagen. A mayor entropía mayor complejidad,

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (-\ln P_{i,j}) \quad (2.4)$$

2.5. *Inverse Difference Moment (ISM)*: también llamada *homogeneidad*,

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (2.5)$$

La ISM aumenta cuando el contraste entre las parejas de píxeles desciende.

Cada una a tres distancias (1, 5 y 10 píxeles) y cuatro orientaciones (0°, 90°, 180° y 270°), y sus correspondientes valores medios. Dado que el patrón textural de un corte transversal del tendón rotuliano no parece ser dependiente de la orientación y como una primera aproximación, los cálculos se realizaron sobre los valores medios obtenidos para cada una de las cuatro orientaciones. Esta decisión fue confirmada cuando al analizar los resultados la variable *Correlación* fue en todos los casos igual a cero: indica ausencia de correlación en los niveles de gris en la matriz de concurrencia y por tanto ausencia de direccionalidad del patrón textural.

Análisis estadísticos

Se calcularon los correspondientes estadísticos descriptivos y la prueba no paramétrica de los rangos con signos de Wilcoxon (i.c. 95%) para muestras relacionadas. En un estudio previo (Ríos-Díaz *et al.*, 2008) se detectaron diferencias en cuanto al sexo y lateralidad para algunas de las variables, por lo que los resultados que se ofrecen en este estudio están segmentados por sexo y lateralidad.

Resultados

Variables ecogénicas: recordemos que se calculan sobre el histograma de nivel de gris, según el valor de intensidad de cada píxel. Para las variables *Ecogenicidad Media* y *Variación de la Ecogenicidad* (representada por la desviación típica), no se encontraron diferencias significativas, para ninguno de los sexos y lateralidades. Sin embargo sí se detectaron diferencias significativas para la variable *Coefficiente de Variación Ecogenicidad*, que relaciona las dos anteriores (tabla 1).

Variables texturales: Son variables de segundo orden que se calculan a partir de la matriz de co-ocurrencia del nivel de gris que tiene en cuenta la coincidencia en nivel de gris de parejas de píxeles para una distancia dada y una orientación dada (en nuestro caso no tenemos en cuenta la orientación y aportamos el valor medio para las cuatro orientaciones posibles). No se ha

Tabla 1. Estadísticos descriptivos y significación para las variables ecogénicas antes y después del entrenamiento con plataforma de vibración.

Mujeres												
Lat	Izquierda					Derecha						
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)
EcogMed	Pre	37,8	2,940	33,9	42,0	0,67	Pre	37,1	2,761	33,5	41,6	0,58
	Post	37,6	3,604	31,7	42,4		Post	36,7	2,514	32,0	41,0	
EcogDT	Pre	17,2	0,716	16,4	18,6	0,78	Pre	16,8	0,684	15,520	17,4	1,00
	Post	17,5	1,420	15,7	20,2		Post	16,8	0,986	15,5	18,6	
EcogCV	Pre	45,7	3,575	39,2	50,1	0,40*	Pre	45,4	3,638	41,0	51,4	0,78
	Post	46,7	5,113	39,6	54,3		Post	46,0	2,403	42,9	50,5	

Hombres												
Lat	Izquierda					Derecha						
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)
EcogMed	Pre	39,7	1,889	37,5	43,0	0,58	Pre	38,8	2,898	33,6	42,4	0,58
	Post	38,5	3,556	32,0	44,0		Post	39,6	4,237	30,8	44,2	
EcogDT	Pre	15,9	1,038	14,6	17,1	0,73	Pre	16,1	0,929	14,5	17,4	0,89
	Post	16,0	0,975	14,2	17,5		Post	16,1	1,077	14,6	18,2	
EcogCV	Pre	40,1	2,822	34,8	43,8	0,21*	Pre	41,7	4,190	36,7	49,2	0,48*
	Post	41,6	2,177	38,9	44,9		Post	40,9	4,844	34,3	49,7	

EcogMed: Ecogenicidad media; **EcogDT:** desviación típica ecogenicidad media; **EcogCV:** coeficiente de variación ecogenicidad. Se marcan con * los valores de p estadísticamente significativos para la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon con un intervalo de confianza del 95%.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos y significación para las variables texturales para la distancia entre píxeles (d1), antes y después del entrenamiento con plataforma de vibración.

Mujeres												
Lat	Izquierda					Derecha						
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)
ASM	Pre	0,02	0,021	0,00	0,06	0,50	Pre	0,01	0,010	0,00	0,02	0,04*
	Post	0,03	0,011	0,02	0,05		Post	0,03	0,005	0,02	0,03	
Contr	Pre	19,66	3,24	15,49	25,19	0,02*	Pre	19,85	3,728	14,47	26,01	0,01*
	Post	23,63	5,17	17,02	33,12		Post	25,50	4,372	19,27	32,92	
IDM	Pre	0,37	0,04	0,31	0,43	0,57	Pre	0,38	0,049	0,33	0,47	0,12
	Post	0,36	0,03	0,33	0,43		Post	0,35	0,022	0,32	0,39	
Entr	Pre	6,32	0,28	5,85	6,78	0,78	Pre	6,19	0,389	5,49	6,57	0,40
	Post	6,37	0,24	5,87	6,57		Post	6,37	0,184	6,04	6,67	

Hombres												
Lat	Izquierda					Derecha						
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)
ASM	Pre	0,03	0,030	0,00	0,08	0,46	Pre	0,02	0,011	0,00	0,03	0,92
	Post	0,02	0,010	0,01	0,03		Post	20,88	5,024	16,40	32,24	
Contr	Pre	20,13	6,873	11,60	29,44	0,12	Pre	0,34	0,041	0,27	0,39	0,26
	Post	23,61	3,889	20,33	32,23		Post	6,53	0,303	6,11	6,99	
IDM	Pre	0,34	0,053	0,27	0,42	0,89	Pre	0,02	0,011	0,01	0,04	0,73
	Post	0,34	0,034	0,27	0,38		Post	23,28	4,336	18,00	29,82	
Entr	Pre	6,59	0,316	6,10	7,01	0,67	Pre	0,34	0,029	0,31	0,37	0,78
	Post	6,50	0,275	6,07	6,88		Post	6,52	0,264	6,03	6,81	

ASM: Segundo momento angular (uniformidad), los valores de esta variable están multiplicados por 104 para facilitar la visualización; **Contr:** Contraste; **IDM:** Inverse Different Moment (homogeneidad); **Entr:** Entropía (complejidad). Se marcan con * los valores de p estadísticamente significativos para la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon con un intervalo de confianza del 95%.

Tabla 3. Estadísticos descriptivos y significación para las variables texturales para la distancia entre píxeles (d=5), antes y después del entrenamiento con plataforma de vibración.

Mujeres												
Lat		Izquierda					Derecha					
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	
ASM	Pre	0,01	0,012	0,00	0,04	0,85	Pre	0,02	0,02	0,00	0,04	0,52
	Post	0,01	0,01	0,01	0,03		Post	0,01	0,00	0,01	0,02	
Contr	Pre	193,77	26,05	151,66	221,36	0,04*	Pre	202,08	36,37	154,63	263,18	0,33
	Post	220,73	25,31	180,15	244,30		Post	217,99	30,14	171,84	258,79	
IDM	Pre	0,17	0,04	0,11	0,25	0,80	Pre	0,18	0,05	0,13	0,26	0,72
	Post	0,16	0,03	0,14	0,22		Post	0,17	0,02	0,14	0,21	
Entr	Pre	7,35	0,33	6,80	7,91	0,01*	Pre	7,21	0,47	6,39	7,75	0,02*
	Post	6,37	0,24	5,87	6,57		Post	6,37	0,18	6,04	6,67	

Hombres												
Lat		Izquierda					Derecha					
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	
ASM	Pre	0,00	0,01	0,00	0,01	0,65	Pre	0,00	0,01	0,00	0,01	0,56
	Post	0,01	0,01	0,00	0,01		Post	0,01	0,01	0,00	0,02	
Contr	Pre	205,97	53,16	142,04	281,52	0,89	Pre	197,42	41,12	160,84	288,89	0,48
	Post	208,94	31,51	172,25	267,53		Post	202,52	26,01	165,90	249,91	
IDM	Pre	0,13	0,03	0,10	0,19	0,36	Pre	0,14	0,03	0,10	0,18	0,48
	Post	0,15	0,03	0,10	0,18		Post	0,14	0,03	0,12	0,19	
Entr	Pre	7,68	0,29	7,26	8,04	0,01*	Pre	7,57	0,33	7,08	8,00	0,01*
	Post	6,50	0,27	6,07	6,88		Post	6,52	0,26	6,03	6,81	

ASM: Segundo momento angular (uniformidad), los valores de esta variable están multiplicados por 104 para facilitar la visualización; Contr: Contraste; IDM: Inverse Different Moment (homogeneidad); Entr: Entropía (complejidad). Se marcan con * los valores de p estadísticamente significativos para la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon con un intervalo de confianza del 95%.

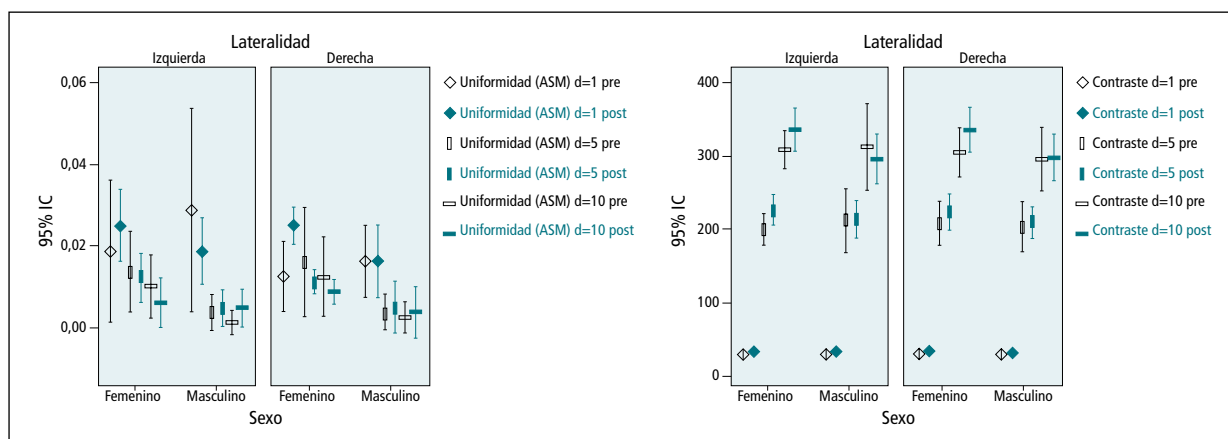


Figura 9. Variables Uniformidad (ASM) y Contraste para las tres distancias entre parejas de píxeles de la matriz de co-ocurrencia.

reflejado la variable *Correlación* en los niveles de gris, porque para todas las distancias su valor ha sido 0, lo que indica ausencia de direccionalidad en el patrón de nivel de gris. Con una distancia entre píxeles d=1, se encontraron diferencias significativas para la variable *Contraste* en mujeres pero no en hombres, y en la variable *Uniformidad* (ASM) para la lateralidad derecha de mujeres (tabla 2).

Para una distancia d=5, en mujeres se encontraron diferencias significativas en la variable *Contraste* en la

lateralidad izquierda y la variable *Entropía* (*complejidad*) para ambos lados. En hombres sólo se encontraron diferencias significativas en la variable *Entropía* en ambos lados (tabla 3).

Por último, para una d=10, sólo se encontraron diferencias significativas en la variable *Contraste* del lado derecho (tabla 4).

En las figuras 9 y 10 puede observarse la evolución para todas las variables según la distancia entre píxeles.

Tabla 4. Estadísticos descriptivos y significación para las variables texturales para la distancia entre píxeles (d=10), antes y después del entrenamiento con plataforma de vibración.

Mujeres												
Lat		Izquierda					Derecha					
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	
ASM	Pre	0,01	0,009	0,00	0,03	0,48	Pre	0,01	0,012	0,00	0,03	0,33
	Post	0,01	0,007	0,00	0,02		Post	0,01	0,004	0,00	0,01	
Contr	Pre	305,51	31,62	263,29	348,05	0,12	Pre	300,12	41,06	221,55	346,25	0,04*
	Post	332,78	35,74	281,06	400,04		Post	331,93	37,28	277,76	387,19	
IDM	Pre	0,14	0,04	0,08	0,21	0,86	Pre	0,15	0,05	0,11	0,23	0,78
	Post	0,14	0,03	0,11	0,19		Post	0,14	0,01	0,11	0,15	
Entr	Pre	7,50	0,33	6,94	8,05	1,00	Pre	7,34	0,48	6,51	7,89	1,00
	Post	7,51	0,29	6,98	7,78		Post	7,45	0,19	7,15	7,77	

Hombres												
Lat		Izquierda					Derecha					
		Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	Media	D.T.	Min	Max	Sig. (p)	
ASM	Pre	0,00	0,004	0,00	0,01	0,18	Pre	0,00	0,005	0,00	0,01	0,56
	Post	0,01	0,005	0,00	0,01		Post	0,00	0,007	0,00	0,02	
Contr	Pre	308,78	72,23	230,34	417,67	0,89	Pre	290,88	52,75	238,82	406,74	0,78
	Post	291,63	41,05	246,02	361,53		Post	293,92	39,09	252,32	356,33	
IDM	Pre	0,11	0,03	0,08	0,16	0,32	Pre	0,12	0,03	0,08	0,16	0,61
	Post	0,13	0,03	0,08	0,16		Post	0,12	0,02	0,09	0,16	
Entr	Pre	7,81	0,27	7,44	8,13	0,40	Pre	7,69	0,32	7,20	8,09	0,89
	Post	7,61	0,30	7,11	7,94		Post	7,64	0,34	6,93	8,01	

ASM: Segundo momento angular (uniformidad), los valores de esta variable están multiplicados por 104 para facilitar la visualización; Contr: Contraste; IDM: Inverse Different Moment (homogeneidad); Entr: Entropía (complejidad). Se marcan con * los valores de p estadísticamente significativos para la prueba de los rangos con signo de Wilcoxon con un intervalo de confianza del 95%.

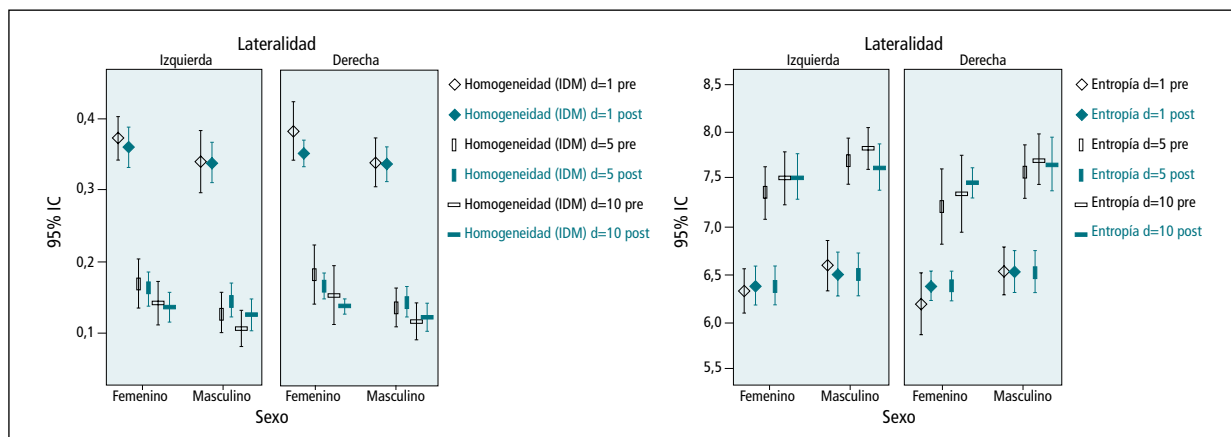


Figura 10. Variables Homogeneidad (IDM) y Entropía para las tres distancias entre parejas de píxeles de la matriz de co-ocurrencia.

Discusión

En los últimos 10 años se ha realizado una gran cantidad de estudios sobre los efectos fisiológicos de las plataformas de cuerpo completo (*whole-body vibration*). Parece que el mecanismo de acción es a través de los reflejos de estiramiento por estimulación de los usos neuromusculares (Bisciotti, 2005; Cardinale y Wakeling, 2005; García-Artero, 2006; Bosco *et al.*, 2007). Se ha evaluado el efecto de estos dispositivos

sobre el equilibrio, la densidad mineral ósea, las capacidades musculares e incluso sobre el sistema endocrino, pero no se ha estudiado el efecto sobre el tendón. Es de esperar que si mejora la densidad mineral ósea y la capacidad muscular, el tejido interpuesto entre ambos: el tendón, también sufra adaptaciones al estrés mecánico (Scott *et al.*, 2005, 2007 y 2008).

Con esta misma muestra se evaluaron, en estudios anteriores, los efectos de este programa de entrenamiento sobre la densidad mineral ósea de rótula y

calcáneo (Delgado *et al.*, 2007), donde se encontraron aumentos significativos en la densidad mineral ósea de la rótula. Si las fuerzas ejercidas sobre la rótula fueron suficientes para aumentar la densidad ósea, es posible que se produjeran cambios histológicos sobre el tendón.

La ecografía es una buena técnica de imagen para visualizar estructuras tendinosas (superficiales), pero plantea el problema de la cuantificación de la información contenida en ella. Este problema puede resolverse, en parte, con el análisis de los niveles de gris de la imagen, tanto con variables de primer orden (a partir del histograma de grises), como con variables de segundo orden (las matrices de co-ocurrencia del nivel de gris, GLCM).

Como ya se expuso en la introducción, las GLCM se han utilizado para resolver, con mayor o menor éxito, problemas de clasificación de texturas en distintas situaciones, pero no con tejido tendinoso, por lo que carecemos de estudios de referencia y comparativos.

Respecto a los resultados obtenidos en este trabajo, queda claro que las variables basadas en el histograma, como la media y la desviación típica de la ecogenicidad, no se muestran útiles para analizar texturas, aunque si relacionamos estas dos variables para obtener su coeficiente de variación (DT/media), podemos tener una primera aproximación de la textura (tabla 1).

Con las variables texturales de segundo orden, obtenidas a partir de las GLCM, se han obtenido resultados, a priori, dispares. En primer lugar la variable *Correlación* (que no se muestra en las tablas ni en los gráficos porque su valor siempre fue cero), que indica la presencia de correlación lineal en los niveles de gris, siempre tomó un valor de cero, lo que significa que no hay una linealidad en los niveles de gris de la imagen ecográfica del tendón rotuliano, o si se quiere, que es un patrón más bien disperso.

Parece que la distancia entre píxeles $d=5$ es la que ofrece diferencias significativas en más variables, mostrándose más interesantes la *Entropía*, la *Uniformidad* (ASM) y el *Contraste*. Sería deseable en futuros estudios evaluar el efecto que tiene tomar distintas distancias entre píxeles para comprobar cuál es la que mejor discrimina, así como combinar los distintos factores que pueden influir (variables, orientaciones, etc) y realizar un análisis discriminante que permita detectar los cambios texturales con mayor precisión (Christodoulou *et al.*, 2003; Hassen *et al.*, 2001; Sheppard &

Shih, 2005; Michail *et al.*, 2007). Es posible además pensar que la respuesta no sea igual en hombres que en mujeres (Gaida *et al.*, 2004), debido a factores hormonales que puedan influir en la síntesis de colágeno, por lo que en futuros estudios habrá que tener en cuenta esta variable.

Aunque en nuestro trabajo no se encuentran resultados claros (en realidad no fue diseñado para realizar un análisis textural) respecto de los cambios observados en la ecografía del tendón, hay abundante literatura científica en la que se analizan los cambios en la imagen ecográfica en presencia de patología, acompañados o no de sintomatología dolorosa (Khan *et al.*, 1996, 1998, 1999 y 2005; Cook *et al.*, 2004; Martínez-Payá *et al.*, 2005 a y 2008 b). La imagen ecográfica tendinosa disminuye en ecogenicidad (disminuye su nivel de gris), sería de una gran utilidad en la práctica clínica el poder controlar la evolución y efectividad de las distintas modalidades terapéuticas de una forma sencilla y fiable. En el ámbito deportivo se podría realizar un seguimiento preventivo al deportista y tomar las oportunas medidas preventivas y correctoras cuando la información cuantitativa ecográfica así lo determinase.

El camino aún es largo, y primero se deben mejorar y ajustar los métodos de análisis de imagen, y posteriormente diseñar un estudio multicéntrico para obtener valores de referencia de la normalidad, de forma similar a como se hizo en día con la densitometría ósea (que hoy es la técnica de elección para el diagnóstico de la osteoporosis).

Conclusiones

Con la realización de este trabajo hemos mejorado el método de análisis de imagen tendinosa ecográfica mediante el método de las matrices de co-ocurrencia de nivel de gris, además de obtener los primeros valores de referencia para futuros estudios.

Es posible que con un diseño adecuado y una estimación de cuáles son las variables que mejor discriminan texturas en este tipo de imagen, se pueda utilizar el método para detectar cambios en el patrón ecográfico tendinoso y por tanto en su composición histológica, tanto en situaciones de adaptación al estrés mecánico como en situaciones patológicas o, mejor aún, prepatológicas.

BIBLIOGRAFÍA

- Bader, W., Bohmer, S., van, L. P., Hackmann, J., Westhof, G., & Hatzmann, W. (2000). Does texture analysis improve breast ultrasound precision? *Ultrasound Obstet. Gynecol.*, 15, 311-316.
- Bisciotti, G.N. (2005). Aspetti neurofisiologici ed applicativi dell'allenamento vibratorio. *Fisiologia e Biomeccanica*, 66, 53-59.
- Bosco, C., Cardinale, M. & Tsarpela, O. (2007). Influence of vibration on mechanical power and electromyogram activity in human arm flexor muscles. *Eur J Appl Physiol*, 79, 306-311.
- Brethour, J.R. (1994). Estimating marbling score in live cattle from ultrasound images using pattern recognition and neural network procedures. *J Anim Sci.*, 72, 1425-1432.
- Cao, G.T., Shi, P.F. & Hu, B. (2005a). Liver fibrosis identification based on ultrasound images captured under varied imaging protocols. *J Zhejiang Univ Sci B.*, 6, 1107-1114.
- Cao, G.T., Shi, P. & Hu, B. (2005b). Liver fibrosis identification based on ultrasound images. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, 6:6317-20., 6317-6320.
- Cardinale, M. & Wakeling, J. (2005). Whole body vibration exercise: are vibrations good for you? *Br J Sports Med*, 39, 585-589.
- Christodoulou, C.I., Pattichis, C.S., Kyriacou, E. & Nicolaidis, A. (2003). Selection of parameters for texture analysis for the classification of carotid plaques. *IEEE Trans Med Imaging*, 22, 902-912.
- Cook, J.L., Kiss, Z.S., Khan, K.M., Purdam, C.R. & Webster, K.E. (2004). Anthropometry, physical performance, and ultrasound patellar tendon abnormality in elite junior basketball players: a cross-sectional study. *Br J Sports Med.*, 38, 206-209.
- Del Baño Aledo, M.E., Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J. & Palomino Cortés, M.-A. (2008). Aplicación en fisioterapia de la valoración cuantitativa de las características morfoecogénicas del tendón de Aquiles. *Fisioterapia*, 30, 61-68.
- Delgado Ortega, J.C., Mateos Jiménez, A.I., Ríos-Díaz, J., & Palomino Cortés, M.A. (2007). Efectos de un programa de entrenamiento con plataforma de vibración sobre la densidad mineral ósea (DMO) en las inserciones de los tendones rotuliano y aquileo en una muestra de sujetos jóvenes sedentarios. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 6, 21-56(38).
- Farid, H. (2008). *Fundamentals of image processing*. Dartmouth Computer Science [On-line] [citado 11 May 2007]. Disponible: <http://www.cs.dartmouth.edu/farid/tutorials/fip.pdf>
- García-Artero, E., Ortega Porcel, F.B., Ruiz, J.R. & Carreño Gálvez, F. (2006). Entrenamiento vibratorio. Base fisiológica y efectos funcionales. *Selección*, 15, 78-86.
- Glasbey, C.A. & Horgan, G.W. (1995). *Image analysis for the biological sciences*. Chichester: John Wiley & Sons, Inc.
- González, R.C., Woods, R.E. & Eddins, S.L. (2004). *Digital image processing using Matlab*. New Jersey: Pearson Prentice-Hall.
- Hall-Beyer, M. (2007). The GLCM texture tutorial. *The GLCM tutorial Home Page* [On-line] [citado 11 May 2007] Disponible: <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm>
- Haralick, R.M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Trans Syst Man Cybern, SMC-3*, 610-621.
- Hassen, A., Wilson, D.E., Amin, V.R., Rouse, G.H. & Hays, C.L. (2001). Predicting percentage of intramuscular fat using two types of real-time ultrasound equipment. *J Anim Sci.*, 79, 11-18.
- He, D.-C., Wang, L. & Guibert, J. (1988). Texture discrimination based on an optimal utilization of texture features. *Pattern Recognition*, 21, 141-146.
- Jähne, B. (2002). *Digital image processing*. (5th ed.) Berlin: Springer.
- Jiménez Díaz, J.F. (2003). *Diagnóstico clínico y ecográfico de las lesiones del deporte*. Murcia: Fundación Universitaria San Antonio.
- Khan, K.M., Bonar, F., Desmond, P.M., Cook, J.L., Young, D.A., Visentini, P.J. et al. (1996). Patellar tendinosis (jumper's knee): findings at histopathologic examination, US, and MR imaging. Victorian Institute of Sport Tendon Study Group. *Radiology*, 200, 821-827.
- Khan, K.M., Maffulli, N., Coleman, B.D., Cook, J.L., & Taunton, J.E. (1998). Patellar tendinopathy: some aspects of basic science and clinical management. *Br J Sports Med.*, 32, 346-355.
- Khan, K.M., Cook, J.L., Bonar, F., Harcourt, P. & Astrom, M. (1999). Histopathology of common tendinopathies: update and implications for clinical management. *Sports Med.*, 27, 393-408.
- Khan, K.M. & Cook, J.L. (2005). Overuse tendon injuries: Where does the pain come from? *Clinical Sports Medicine* [On-line], [citado 11 May 2007] [25 p]. Disponible: http://www.clinicalsportsmedicine.com/articles/overuse_tendon.htm
- López Fernández, M.A., Romero Marín, M., Ríos-Díaz, J. & Martínez Payá, J.J. (2007). Efectos de un programa de entrenamiento con la plataforma de vibración en la morfometría y ecogenicidad del tendón de Aquiles en una muestra sedentaria joven. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 6, 21-56(41).
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Palomino Cortés, M.A., & Santiago, M. (2005a). Procesos degenerativos asintomáticos del tendón largo del bíceps braquial. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 4, 16-30.
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Martínez Martínez, F. & Martínez-Almagro, A. (2005b). Procesos degenerativos asintomáticos del tendón largo del bíceps braquial. Análisis ecogénico como medida de prevención. En Bielsa, R., Rivero, A., Molina, J.J. & Manzano, A. (Eds.), *Actividad física y deporte en la sociedad del siglo XXI* (pp. 1039-1047). Madrid: Gymnos Editorial Deportiva.
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Del Baño Aledo, M.E. & De Groot Ferrando, A. (2008b). Signos ecográficos preventivos de la tendinosis rotuliana en deportistas. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 7.
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Palomino Cortés, M.A., Martínez Pérez, L.M., Calvo López, M.C., Tenas López, M.J. et al. (2006a). Análisis cuantitativo de la ecogenicidad del sistema músculo-esquelético. Estudio comparativo de normalidad. En F. Esparza Ros, T. Fernández Jaén, J.L. Martínez Romero & P. Guillén García (Eds.), *Prevención de las lesiones deportivas* (pp. 245-247). Murcia: Quaderna Editorial.
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Palomino Cortés, M.A., Martínez Pérez, L.M., Calvo López, M.C., Del Baño Aledo, M.E. et al. (2006b). Los píxeles tienen la respuesta: Análisis cuantitativo de la ecogenicidad del sistema músculo esquelético. Un nuevo sistema de prevención. En F. Esparza Ros, T. Fernández Jaén, J.L. Martínez Romero & P. Guillén García (Eds.), *Prevención de las lesiones deportivas* (pp. 159-168). Murcia: Quaderna Editorial.
- Martínez-Payá, J.J., Ríos-Díaz, J., Martínez Pérez, L.M., Montaña Muñera, J.A. & Peña Marín, O. (2008a). Bases físicas y morfológicas para la interpretación de la imagen ecográfica músculo-esquelética. En J.J. Martínez-Payá (Ed.), *Anatomía ecográfica del hombro* (pp. 3-38). Madrid: Médica Panamericana.
- Math Works Incorporated (2005a). Properties of a gray-level co-occurrence matrix. The Math Work Inc. [Web Site] [Online]. Disponible: <http://matlab.izmiran.ru/help/toolbox/images/graycoprops.html>
- Math Works Incorporated (2005b). Using a gray-level co-occurrence matrix (GLCM). The Math Work Inc. [Web Site] [Online]. Disponible: <http://matlab.izmiran.ru/help/toolbox/images/enhanc15.html>
- Michail, G.F., Karahaliou, A.F., Skiadopoulos S FAU - Kalogeropoulou, K., Kalogeropoulou, C.F., Terzis, G.F., Boniatis, I.F. et al. (2007). Texture analysis of perimenopausal and post-menopausal endometrial tissue in grayscale transvaginal ultrasonography. *Br J Radiol.*, 80, 609-616.
- Mougiakakou, S.G., Golemati, S., Gousias, I., Nicolaidis, A.N. & Nikita, K.S. (2007). Computer-aided diagnosis of carotid atherosclerosis based on ultrasound image statistics, laws' texture and neural networks. *Ultrasound Med Biol.*, 33, 26-36.
- Nielsen, P.K., Jensen, B.R., Darvann, T., Jorgensen, K. & Bakke, M. (2006). Quantitative ultrasound tissue characterization in shoulder and thigh muscles—a new approach. *BMC Musculoskelet. Disord.*, 7:2, 2.
- Nishiura, T., Watanabe, H., Ito, M., Matsuoka, Y., Yano, K., Daikoku, M. et al. (2005). Ultrasound evaluation of the fibrosis stage in chronic liver disease by the simultaneous use of low and high frequency probes. *Br J Radiol.*, 78, 189-197.
- Pearlstone, L.G. (2000). *Discrimination of an invasive plant, Schinus terebinthifolius, from aerial digital imagery*. Dissertation for the Degree of Doctor of Philosophy Graduate School of the University of Florida, Florida.

- Pérez Sánchez, A.N., Rodríguez Rodes, E. & Ríos-Díaz, J. (2007). Efectos de un programa de entrenamiento con la plataforma de vibración sobre el equilibrio estático y dinámico en una muestra sedentaria joven. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 6, 21-56(46).
- Pita, S. & Pértegas, S. (2004). La fiabilidad de las mediciones clínicas: el análisis de concordancia para variables numéricas. *Atención Primaria en la Red* [On-line] [citado 11 May 2007] [11 p]. Disponible en: http://www.fisterra.com/mbe/investiga/conc_numerica/conc_numerica2.pdf
- Pratt, W.K. (2007). *Digital image processing*. (4th ed.) New Jersey: John Wiley & Son, Inc.
- Ríos-Díaz, J., Martínez Payá, J.J., Palomino Cortés, M.A. & Del Baño Aledo, M.E. (2007a). Dimensión fractal, lacunaridad y entropía de la estructura del hueso trabecular en la porción proximal del fémur. *REEMO*, 16, 95-110(39).
- Ríos-Díaz, J., Martínez Payá, J.J., Palomino Cortés, M.A. & Del Baño Aledo, M.E. (2007b). Análisis morfológico-estructural del hueso trabecular de la porción proximal del fémur mediante las variables de dimensión fractal, lacunaridad y textura. En: *Libro de Actas del XV Congreso Internacional de la Sociedad Española de Antropología Física. Genes, ambiente y enfermedades en poblaciones humanas* (pp. 55). Zaragoza: Prensas Universitarias de Zaragoza.
- Ríos-Díaz, J., Martínez-Payá, J.J., & Del Baño Aledo, M.E. (2008). Aplicación de las matrices de co-ocurrencia de nivel de grises en la extracción de información textural del tendón sobre imagen ecográfica. *Rev Fisioter (Guadalupe)*, 7, En prensa.
- Schmidt, G. (2008). *Ecografía. De la imagen al diagnóstico*. Madrid: Editorial Médica Panamericana.
- Scott, A., Khan, K. M., Heer, J., Cook, J.L., Lian, O., & Duronio, V. (2005). High strain mechanical loading rapidly induces tendon apoptosis: an ex vivo rat tibialis anterior model. *Br J Sports Med.*, 39, e25.
- Scott, A., Cook, J.L., Hart, D.A., Walker, D.C., Duronio, V. & Khan, K.M. (2007). Tenocyte responses to mechanical loading in vivo: a role for local insulin-like growth factor 1 signaling in early tendinosis in rats. *Arthritis Rheum.*, 56, 871-881.
- Scott, A., Lian, O., Bahr, R., Hart, D., Duronio, V. & Khan, K.M. (2008). Elevated mast cell numbers in human patellar tendinosis: correlation with symptom duration and vascular hyperplasia. *Br J Sports Med.* Ahead for print.
- Sebastian Ferro, J.C. (2008). *Scale and texture in digital image classification*. Thesis for the Degree of Master of Arts in Geography Eberly College of Arts and Sciences at West Virginia University, Morgantown, West Virginia.
- Sheppard, M.A. & Shih, L. (2005). Efficient image texture analysis and classification for prostate ultrasound diagnosis. *IEEE*, 8, 7-8.
- Sonka, M., Hlavac, V. & Boyle, R. (1998). *Image processing, analysis and machine vision*. (2nd ed.) Thomson.
- Walker, R. F., Jackway, P., & Longstaff, I. D. (1995). Improving co-occurrence matrix feature discrimination. In *Proceedings of DICTA'95. The 3rd conference on digital image computing: Techniques and applications. 6-8th December, 1995* (pp. 643-648).