

Aplicación del análisis de textura de imagen biomédica en la patología del aparato locomotor

Application of Biomedical Image Texture Analysis in Musculoskeletal Pathology

Vicente Climent-Peris^{1*} , Luís Martí-Bonmatí² , Julio Doménech-Fernández³ , Antonio Silvestre-Muñoz⁴,
Alejandro Rodríguez-Ortega⁵ 

¹Servicio de Cirugía Ortopédica y Traumatología, Hospital Lluís Alcanyís, Xàtiva, España

²Hospital Universitari i Politècnic La Fe, Valencia, España

³Clínica Universidad de Navarra, Pamplona, España

⁴Hospital Clínico, Valencia, España

⁵Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España

Recibido: 23/03/25

Aceptado: 31/03/25

Publicado: 05/05/25

*Correspondencia: Vicente Climent Peris. vicentcp@gmail.com.

Resumen

La radiómica, o análisis de textura, permite extraer datos cuantitativos de imágenes médicas que son invisibles al ojo humano, con el objetivo de mejorar el diagnóstico, pronóstico y evaluación terapéutica en múltiples patologías. Esta técnica transforma las imágenes en conjuntos de datos utilizando herramientas computacionales, generando biomarcadores con un alto valor clínico. Los parámetros de textura se organizan en categorías como parámetros de forma, estadísticos de primer orden (basados en la distribución de los vóxeles en el histograma de la escala de grises), de segundo orden (basados en la distribución espacial de los vóxeles), y matrices específicas como GLCM, GLRLM y GLDM. El proceso radiómico consta de varias fases: adquisición de imágenes, segmentación de las regiones de interés, extracción de parámetros, selección de características relevantes y creación de modelos predictivos mediante algoritmos de inteligencia artificial. En la patología del aparato locomotor el análisis de textura ha mostrado utilidad en el diagnóstico y pronóstico de enfermedades como artrosis, osteoporosis, tumores musculoesqueléticos y trastornos degenerativos del raquis lumbar. Se ha demostrado que la radiómica mejora la sensibilidad diagnóstica frente a métodos convencionales y permite una evaluación más precisa del estado y evolución de las enfermedades. En dolor lumbar crónico, estudios recientes han desarrollado modelos predictivos capaces de anticipar la respuesta al tratamiento rehabilitador, lo que facilita una medicina personalizada. En conclusión, la radiómica representa un cambio de paradigma en el análisis de imagen médica.

Palabras clave: Análisis de textura. Radiómica. Lumbalgia. Resonancia magnética.

Abstract

Radiomics, or texture analysis, enables the extraction of quantitative data from medical images that are invisible to the human eye, with the aim of improving diagnosis, prognosis, and therapeutic evaluation in various pathologies. This technique transforms images into data sets using computational tools, generating biomarkers with high clinical value. Texture parameters are organised into categories such as shape parameters, first-order statistics (based on the distribution of voxels in the grayscale histogram), second-order statistics (based on the spatial distribution of voxels), and specific matrices such as GLCM, GLRLM, and GLDM. The radiomics workflow includes image acquisition, segmentation of the region of interest, feature extraction, selection of the most relevant parameters,

and predictive model development, often employing machine learning techniques like Random Forest. In musculoskeletal pathology, texture analysis has shown significant utility in early diagnosis and prognosis of osteoarthritis, assessment of bone mineral density in osteoporosis, tumor differentiation, and evaluation of spinal degeneration. Studies have demonstrated radiomics' superior diagnostic sensitivity compared to traditional methods and its ability to track disease progression. In chronic low back pain, predictive models based on MRI texture features have been developed to identify patients less likely to benefit from rehabilitation, enabling personalized treatment strategies. In conclusion, radiomics represents a paradigm shift in medical image analysis.

Keywords: Texture analysis. Radiomics. Low back pain. Magnetic resonance imaging.

Introducción

La radiómica o análisis de textura es el proceso de extracción de una gran cantidad de datos cuantificables, objetivos y no visibles al ojo humano que están contenidos en las imágenes obtenidas por las técnicas de imagen, incluyendo la TAC y la RM. Mediante este proceso la imagen radiológica se transforma en un amplio conjunto de parámetros que, mediante el uso de sofisticadas herramientas computacionales, permiten desarrollar modelos que mejoran la capacidad diagnóstica, valor pronóstico y predictivo de la imagen en determinadas patologías. El análisis de estos parámetros junto con los hallazgos clínicos, resultados de laboratorio, análisis genéticos, y otras pruebas diagnósticas, aporta información de gran valor a la hora de establecer un plan terapéutico en un paciente determinado. La radiómica constituye una fuente potencial de biomarcadores que ya han demostrado su utilidad en el diagnóstico y fenotipado del cáncer, así como en su pronóstico, predicción de respuesta al tratamiento y monitorización de la evolución de la enfermedad en un paciente determinado^{1,2}.

Parámetros de textura

A partir de la imagen radiológica pueden obtenerse distintos tipos de información clínicamente relevantes. Por una parte, tenemos los parámetros subjetivos cualitativos, utilizados habitualmente por los radiólogos para describir las lesiones. Por otra parte, los parámetros objetivos cuantitativos que se obtienen a partir de la imagen mediante la aplicación de algoritmos matemáticos computacionales. Estos parámetros cuantitativos se clasifican en distintas categorías³⁻⁵

- **Parámetros de forma:** se trata de la descripción del área de interés (ROI, por *Region of Interest* en inglés), sus propiedades geométricas como el volumen, diámetros en diferentes direcciones, máxima superficie o esfericidad.
- **Parámetros estadísticos de primer orden:** se basan en el estudio de la intensidad de señal individual de los vóxeles, sin tener en cuenta su distribución espacial. Estos parámetros se basan en el estudio del histograma y con él se obtienen

distintos valores como la media, mediana, máximo, grado de uniformidad de la intensidad de la imagen (*entropía*), así como la asimetría (*skewness*) o la morfología más o menos plana del histograma (*curtosis*).

- **Parámetros estadísticos de segundo orden:** también conocidos como parámetros de textura propiamente dichos, se obtienen mediante cálculos estadísticos de las relaciones de los vóxeles de la imagen entre sí. Estos valores nos proporcionan información de la distribución espacial de los vóxeles de distintas intensidades de gris y el grado de heterogeneidad espacial de la zona estudiada. Estos parámetros pueden obtenerse a partir de la "*grey-level co-occurrence matrix*" (GLCM), que cuantifica la incidencia de vóxeles con la misma intensidad a una distancia dada a lo largo de una dirección fija. Algunos de los estadísticos que pueden obtenerse incluyen autocorrelación, contraste, correlación, *cluster prominence*, *cluster shade*, *cluster tendency*, disimilitud, energía, entropía, homogeneidad, probabilidad máxima, suma de cuadrados, suma de promedios, suma de varianzas, y suma de entropía, entre otros.
- **Parámetros estadísticos de segundo orden:** obtenidos a partir de la "*grey-level run-length matrix*" (GLRLM), cuantifica los vóxeles consecutivos con la misma intensidad a lo largo de una dirección fija. Los parámetros que se pueden obtener son: *short run emphasis*, *long run emphasis*, *gray-level nonuniformity*, *run-length nonuniformity*, *run percentage*, *low gray-level run emphasis* y *high gray-level run emphasis*.
- Otras matrices propuestas para el análisis de textura son la "*Gray Level Size Zone*" (GLSZM), la "*Neighboring Gray Tone Difference Matrix*" (NGTDM) y la "*Gray Level Dependence Matrix*" (GLDM).

Puede obtenerse una gran variedad de valores de nivel superior aplicando diversos métodos matemáticos; muchos de estos valores resultan ser redundantes, por lo que posteriormente deberán procesarse los resultados para elegir aquellos parámetros que sean más adecuados.

Proceso del análisis radiómico

El análisis radiómico se realiza siguiendo una serie de etapas metodológicamente bien definidas, cada una de las cuales presenta unas características y dificultades específicas⁵:

1. **Obtención de las imágenes:** la primera fase del proceso consiste en la adquisición de las imágenes de la región anatómica que queremos estudiar, normalmente mediante una exploración de TC o RM. Un aspecto importante a considerar en esta primera fase es la variabilidad existente en los parámetros de adquisición de estas imágenes, ya que, al momento de transformar la imagen en datos, esta variabilidad condicionará los resultados extraídos del análisis de textura. Para corregir esta variabilidad, puede cuantificarse la relación entre intensidades de vóxeles entre sí — la cual no depende de la intensidad individual—, o bien realizar una normalización de la señal antes de proceder con el análisis.
2. **Segmentación de las imágenes:** consiste en delimitar la región de interés (ROI) como máscara que posteriormente vamos a analizar. Se trata de una fase fundamental en el procesamiento de imágenes ya que todos los datos posteriores se van a generar a partir del volumen concreto que seleccionemos en el estudio analizado. Podríamos decir que es el equivalente a la toma de una biopsia para el estudio anatomopatológico de una lesión, donde la correcta localización de la obtención de la muestra influirá en el resultado obtenido. La segmentación puede realizarse de forma manual o automática.
3. **Obtención de parámetros de textura:** Una vez realizada la segmentación, sobre las máscaras obtenidas se aplican herramientas informáticas desarrolladas para el cálculo de los parámetros de textura. Algunos de los paquetes informáticos más utilizados en el análisis de textura son:
 - **maZda:** programa informático que permite realizar todo el proceso de análisis de textura a partir de imágenes en los formatos más habituales como DICOM. Facilita el cálculo de parámetros basados en el histograma, gradiente, GLCM y GLRLM⁶.
 - **PyRadiomics:** se trata de un paquete de código abierto para la extracción de características radiómicas de las imágenes médicas. Este paquete tiene como objetivos establecer un estándar de referencia para el análisis radiómico y proporcionar una plataforma de código abierto probada y mantenida para una extracción fácil y reproducible de las características radiómicas. Permite el cálculo de

más de 1.000 valores distintos, la mayor parte de ellos según las definiciones establecidas por la *Imaging Biomarker Standardization Initiative* (IBSI)⁷.

4. **Selección de parámetros de interés:** muchos de los parámetros obtenidos en el análisis radiómico son redundantes, por lo que debemos realizar una selección con cribado tras identificar aquellos que potencialmente pueden ser útiles para obtener un modelo que pueda tener una aplicación clínica en el proceso que estamos analizando. Dos de los procedimientos más utilizados a este fin son el análisis de agrupaciones (*clusters*) y el análisis de componentes principales (PCA). A partir de las variables consideradas reproducibles, informativas y no redundantes, se puede llevar a cabo el análisis de asociación⁴.
5. **Elaboración de un modelo predictivo:** mediante un análisis estadístico de las variables obtenidas puede elaborarse un modelo predictor que estime las probabilidades de que suceda un evento dado. Para establecer la correlación de los datos computacionales con datos clínicos (diagnóstico de fenotipo, efecto del tratamiento o resultado clínico final) pueden emplearse tanto descriptores estadísticos clásicos, como análisis multivariante y agrupaciones nosológicas. También pueden relacionarse mediante modelos de agrupamiento supervisado empleando Inteligencia Artificial, siendo el Random Forest uno de los métodos con mejor rendimiento desde el punto de vista pronóstico⁸.

La **Figura 1** resume de forma esquemática todo el proceso del análisis radiómico.

Aplicaciones clínicas del análisis de textura

En los últimos años se han publicado diversos trabajos, especialmente en imagen de tumores, imagen del sistema nervioso e imagen cardiaca, en los que se evalúa el papel del análisis de textura y el valor de determinados parámetros como biomarcadores con valor diagnóstico y pronóstico. Así, algunas aplicaciones clínicas del análisis radiómico pueden ser:

- Estudio de tumores para mejorar el diagnóstico, estadiaje, respuesta al tratamiento y pronóstico: cáncer de mama⁹⁻¹¹, glioma¹²⁻¹⁵, hepatocarcinoma¹⁶⁻¹⁹, sarcomas de partes blandas^{20,21} y cáncer de páncreas^{22,23}, entre otros.
- Estudio de patologías neurodegenerativas como la enfermedad de Alzheimer²⁴.
- Estudio de patología cardiaca: disfunción orgánica²⁵ o cardiopatía isquémica²⁶.

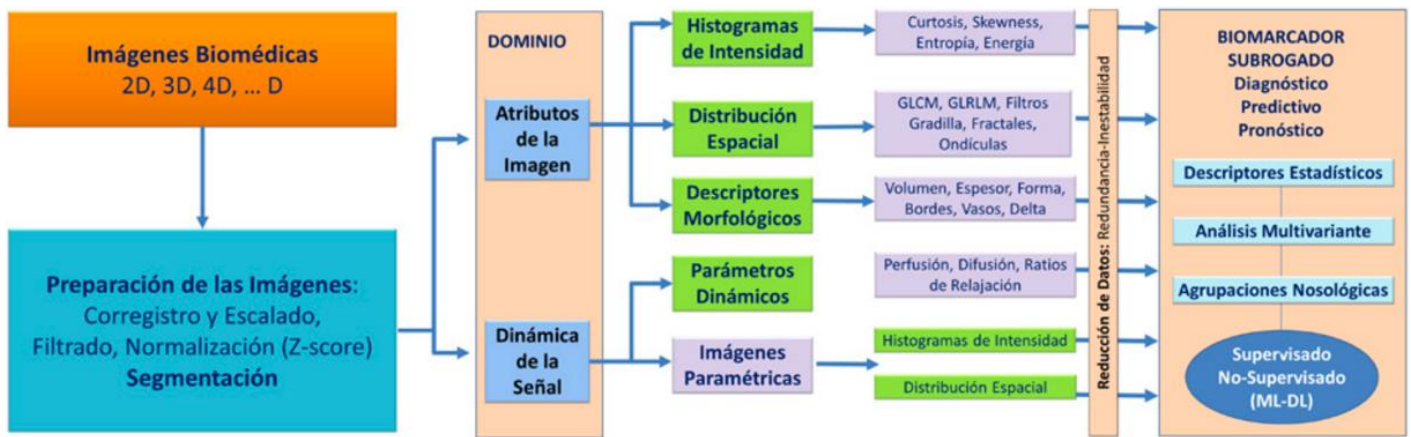


Figura 1. Proceso del análisis radiómico. Adaptado de Marti-Bonmati L².

Aplicaciones del análisis de textura en patología del aparato locomotor

Artrosis

La artrosis es una patología crónica de alta prevalencia que afecta especialmente a articulaciones de carga donde, además de las manifestaciones clínicas, la imagen médica es imprescindible para su diagnóstico. Aunque la RX simple aporta suficiente información en fases avanzadas de la enfermedad, no ocurre lo mismo en fases iniciales y tampoco ofrece información pronóstica. Diversos estudios han aplicado el análisis radiómico con fines diagnósticos, así como pronósticos, evaluando su capacidad de mejorar la precisión y reproducibilidad de la evaluación convencional de las imágenes médicas. Bayramoglu et al. evaluaron la aplicación del análisis de textura en radiografías para el diagnóstico de artrosis femoropatelar, encontrando que su capacidad diagnóstica era superior a la de los métodos clínicos convencionales, permitiendo un diagnóstico más preciso y precoz²⁷. Se ha evaluado la capacidad pronóstica de diversos modelos predictivos basados en el análisis de textura en RM, obteniendo buenos resultados a la hora establecer el riesgo de progresión de la artrosis de rodilla. La radiómica ofrece alta precisión en la interpretación de las imágenes médicas y ha demostrado su valor en el diagnóstico precoz y el pronóstico de la artrosis²⁸.

Osteoporosis

Aunque la prueba de imagen de elección en el diagnóstico de osteoporosis es la DEXA, la prevalencia del dolor lumbar es muy alta y a un importante número de pacientes con riesgo de sufrir osteoporosis se les realiza RM por este motivo. La intensidad de señal en la RM lumbar está relacionada con la densidad mineral ósea y por lo tanto podría utilizarse para el diagnóstico de osteoporosis. Se han desarrollado diversos modelos basados en el análisis radiómico

de las secuencias ponderadas en T1 y T2 del raquis lumbar, con capacidad de determinar la densidad mineral ósea y ser utilizados como técnica de diagnóstico y *screening*^{29,30}. Chen et al. construyeron un modelo basado en el análisis de textura de imágenes de TC lumbar, con buena capacidad diagnóstica de osteoporosis en pacientes ancianos³¹. Por lo tanto, el análisis radiómico de las imágenes obtenidas para el estudio del dolor lumbar podría utilizarse para aportar información complementaria sobre la densidad mineral ósea, diagnóstico de osteoporosis y riesgo de sufrir fracturas por fragilidad, permitiendo un abordaje adecuado de este problema.

Tumores del aparato locomotor

Al igual que en otros tumores, el análisis radiómico es de gran utilidad en el estudio de los tumores del aparato locomotor. Diversos estudios han demostrado la capacidad de distinguir entre tumores benignos y malignos, por ejemplo lipoma/liposarcoma³² o encondroma/condrosarcoma de bajo grado³³, mejorando la capacidad diagnóstica del análisis convencional de las imágenes.

Otros estudios han analizado la capacidad de establecer el grado de malignidad de los tumores. En sarcomas de partes blandas y en tumores de estirpe cartilaginosa esta capacidad es moderada, con AUC cercanas a 0,8³⁴. En tumores óseos se han construido modelos para establecer su pronóstico; así en osteosarcoma de alto grado Lin et al. aplicaron el análisis radiómico en TC para determinar el pronóstico, obteniendo una AUC de 0,84, confirmando la utilidad de este modelo³⁵.

El análisis radiómico podría ser de gran utilidad a la hora de establecer el diagnóstico diferencial entre las fracturas vertebrales osteoporóticas y las originadas por metástasis u otras lesiones tumorales. Diversos modelos ensayados han demostrado ser útiles en este contexto clínico, clasificando correctamente

lesiones³⁶, incluso aquellas que son imposibles de distinguir mediante el análisis convencional³⁷ o diferenciando entre mieloma múltiple o metástasis como causa de las fracturas³⁸.

Patología degenerativa del raquis lumbar

Diversos estudios han analizado la posibilidad de aplicar el análisis de textura a la patología del disco intervertebral sobre las imágenes médicas convencionales de RM. El análisis de textura ha resultado ser más sensible que la imagen en secuencias potenciadas en T2 para detectar un disco patológico³⁹. La pérdida de la homogeneidad del núcleo pulposo muestra una gran correlación con la degeneración discal, especialmente en las fases más iniciales de este proceso.

Además, el análisis de la textura se postula como una herramienta útil para monitorizar la evolución de dicho proceso involutivo o la respuesta al tratamiento y que, por su sencillez, podría incorporarse a la práctica clínica habitual⁴⁰. Huber et al. demostraron una mayor reproducibilidad del análisis de textura frente a los métodos cualitativos para establecer el grado de afectación por RM en pacientes con estenosis de canal lumbar⁴¹. Abdollah et al. encontraron diferencias significativas entre pacientes con dolor lumbar inespecífico y controles en parámetros como contraste, homogeneidad y energía a nivel del platillo inferior de L5 y el superior de S1; también observaron diferencias significativas en contraste y homogeneidad a nivel del disco L5-S1⁴².

Ketola et al. demostraron que el análisis de textura de los discos intervertebrales mejoraba la capacidad diagnóstica de la RM en pacientes con dolor lumbar inespecífico, frente a la clasificación de Pfirrmann o los cambios de Modic, especialmente cuando se aplicaba a los espacios L4-L5 y L5-S1⁴³. También se ha aplicado el análisis de textura al estudio de la musculatura paraespinal, permitiendo cuantificar su nivel de infiltración grasa⁴⁴ e incluso relacionar la textura con la fuerza muscular⁴⁵.

Aunque estos estudios ponen de manifiesto la capacidad del análisis de textura para identificar un disco patológico frente a uno sano, y una mayor capacidad de identificar a individuos con dolor lumbar frente al análisis convencional de la RM, no se encontraron estudios que pronostiquen el grado de dolor, la discapacidad y el pronóstico de los pacientes a medio plazo.

Es por ello que los autores de esta revisión plantearon un estudio prospectivo con el objetivo de determinar la capacidad predictiva del dolor lumbar y la discapacidad de un modelo basado en el análisis de textura de los discos intervertebrales, platillos

vertebrales adyacentes y la musculatura retrosomática⁴⁶. Con este fin se construyeron dos modelos predictivos utilizando el algoritmo *Random Forest* de clasificación e incluyendo, además de los parámetros de textura, la edad, índice de masa corporal, la puntuación en la escala numérica del dolor (END) y en la escala Roland-Morris de discapacidad (RMDQ) obtenidas en la visita inicial. Se evaluó la capacidad de clasificar correctamente a los pacientes que, a los 6 meses, tras realizar un plan de tratamiento rehabilitador, obtenían una mejoría del dolor inferior al 30% o quedaban con una puntuación en la escala de discapacidad superior a 4. El modelo predictivo para clasificar a los pacientes que no mejoraron su puntuación END el 30% o más ofreció una sensibilidad de 0,86, especificidad 0,57 y área bajo la curva ROC 0,71. El modelo para clasificar a los pacientes que presentan una puntuación en RMDQ superior a 4 ofreció una capacidad predictiva menor, con sensibilidad 0,83, especificidad 0,20 y el área bajo la curva ROC 0,52.

Por lo tanto el análisis de textura de las imágenes de RM lumbar podría ayudar a identificar a los pacientes con mayor probabilidad de mejorar su dolor con el tratamiento rehabilitador y así permitir el establecimiento de un plan terapéutico personalizado.

Conclusión

El análisis radiómico supone un nuevo paradigma en análisis de imagen médica, al permitir cuantificar la información contenida en dichas imágenes y correlacionarla con procesos biológicos, lo que facilita la identificación de nuevos biomarcadores con fines diagnósticos y, lo que puede ser aún más útil, con fines pronósticos.

El campo de la oncología es el que concentra un mayor número de estudios que ponen de manifiesto el gran valor del análisis de textura, aportando en muchos casos la misma información clínica que la biopsia.

En la patología del aparato locomotor, además de su aplicación en oncológica, el análisis radiómico puede ser de gran utilidad en el diagnóstico precoz y pronóstico de la artrosis, el diagnóstico diferencial de fracturas vertebrales, el diagnóstico complementario de osteoporosis en pacientes que se someten a una RM por dolor lumbar, y podría ayudarnos a establecer el pronóstico en los pacientes con dolor lumbar crónico.

Financiación

Esta investigación no recibió ninguna subvención específica de agencias de financiamiento de los sectores público, comercial o sin fines de lucro.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no presentar conflicto de intereses.

Referencias

- Parekh V, Jacobs MA. Radiomics: a new application from established techniques. *Drug Dev*. 2016; 1(2):207-26.
- Marti-Bonmati L. Radiomics and imaging biomarkers in observational clinical studies with retrospective data. *An RANM*. 2019;136:34–42.
- Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: Images are more than pictures, they are data. *Radiology*. 2016; 278(2): 563–77.
- Rizzo S, Botta F, Raimondi S, Origgi D, Fanciullo C, Morganti AG, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur Radiol Exp*. 2018; 2(1): 36.
- Beers B, Leporq B, Doblas S, Garteiser P. Imaging biomarker measurements. En: Martí-Bonmatí L, Alberich-Bayarri A, editores. *Imaging biomarkers: development and clinical integration*. Springer; 2017. 87–99.
- Strzelecki M, Szczypinski P, Materka A, Klepaczko A. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images. *Nucl Instruments Methods Phys Res Sect A*. 2013; 702: 137–40.
- Van Griethuysen JJM, Fedorov A, Parmar C, Hosny A, Aucoin N, Narayan V, et al. Computational radiomics system to decode the radiographic phenotype. *Cancer Res*. 2017; 77(21): e104–7.
- Parmar C, Grossmann P, Bussink J, Lambin P, Aerts HJWL. Machine Learning methods for Quantitative Radiomic Biomarkers. *Sci Rep*. 2015; 5:13087.
- Chitalia RD, Kontos D. Role of texture analysis in breast MRI as a cancer biomarker: A review. *J Magn Reson Imaging*. 2019; 49(4): 927–38.
- Stelzer PD, Steding O, Raudner MW, Euller G, Clauser P, Baltzer PAT. Combined texture analysis and machine learning in suspicious calcifications detected by mammography: Potential to avoid unnecessary stereotactical biopsies. *Eur J Radiol*. 2020;132:109309.
- Nadrljanski MM, Milosevic ZC. Tumor texture parameters of invasive ductal breast carcinoma in neoadjuvant chemotherapy: early identification of non-responders on breast MRI. *Clin Imaging*. 2020; 65:119–23.
- Skogen K, Schulz A, Dormagen JB, Ganeshan B, Helseth E, Server A. Diagnostic performance of texture analysis on MRI in grading cerebral gliomas. *Eur J Radiol*. 2016; 85(4):824–9.
- Ditmer A, Zhang B, Shujaat T, Pavlina A, Luibrand N, Gaskill-ShIPLEY M, et al. Diagnostic accuracy of MRI texture analysis for grading gliomas. *J Neurooncol*. 2018; 140(3):583–9.
- ZC, Nan HY, Sun Q, Sun YZ, Yang Y, Yu Y, Zhang J, et al. Radiomics strategy for glioma grading using texture features from multiparametric MRI. *J Magn Reson Imaging*. 2018; 48(6):1518–28.
- Fan H, Luo Y, Gu F, Tian B, Xiong Y, Wu G, et al. Artificial intelligence-based MRI radiomics and radiogenomics in glioma. *Cancer Imaging*. 2024; 24(1):36.
- Masokano IB, Liu W, Xie S, Marcellin DFH, Pei Y, Li W. The application of texture quantification in hepatocellular carcinoma using CT and MRI: a review of perspectives and challenges. 2020; 20(1):67.
- Lewis S, Hectors S, Taouli B. Radiomics of hepatocellular carcinoma. *Abdom Radiol*. 2021; 46(1):111-23.
- Liu X, Khalvati F, Namdar K, Fischer S, Lewis S, Taouli B, et al. Can machine learning radiomics provide pre-operative differentiation of combined hepatocellular cholangiocarcinoma from hepatocellular carcinoma and cholangiocarcinoma to inform optimal treatment planning? *Eur Radiol*. 2021; 31(1): 244–55.
- Bo Z, Song J, He Q, Chen B, Chen Z, Xie X, et al. Application of artificial intelligence radiomics in the diagnosis, treatment, and prognosis of hepatocellular carcinoma. *Comput Biol Med*. 2024; 173:108337.
- Cromb  A, Marcellin PJ, Buy X, Stoeckle E, Brouste V, Italiano A, et al. Soft-tissue sarcomas: Assessment of MRI features correlating with histologic grade and patient outcome. *Radiology*. 2019; 291(3): 710–21.
- Hong JH, Jee WH, Jung CK, Chung YG. Tumor grade in soft-tissue sarcoma: Prediction with magnetic resonance imaging texture analysis. *Medicine (Baltimore)*. 2020; 99(27):e20880.
- Pereira RR. Texture Analysis Shows Promise in Differentiating Pancreatic Neoplasms. *Acad Radiol*. 2020; 27(6):824.
- Li X, Zhu H, Qian X, Chen N, Lin X. MRI Texture Analysis for Differentiating Nonfunctional Pancreatic Neuroendocrine Neoplasms From Solid Pseudopapillary Neoplasms of the Pancreas. *Acad Radiol*. 2020; 27(6):815-23.
- Cai JH, He Y, Zhong XL, Lei H, Wang F, Luo GH, et al. Magnetic Resonance Texture Analysis in Alzheimer's disease. *Acad Radiol*. 2020; 27(12):1774-83.
- Mannil M, Eberhard M, von Spiczak J, Heindel W, Alkadhi H, Baessler B. Artificial Intelligence and Texture Analysis in Cardiac Imaging. *Curr Cardiol Rep*. 2020; 22(11):131.
- Yang J, Cai H, Liu N, Huang J, Pan Y, Zhang B, et al. Application of radiomics in ischemic stroke. *J Int Med Res*. 2024; 52(4):3000605241238141.
- Bayramoglu N, Nieminen MT, Saarakkala S. Machine learning based texture analysis of patella from X-rays for detecting patellofemoral osteoarthritis. *Int J Med Inform*. 2022; 157:104627.
- Jiang T, Lau SH, Zhang J, Chan LC, Wang W, Chan PK, et al. Radiomics signature of osteoarthritis: Current status and perspective. *J Orthop Transl*. 2024; 45:100–6.
- Zhen T, Fang J, Hu D, Shen Q, Ruan M. Comparative evaluation of multiparametric lumbar MRI radiomic models for detecting osteoporosis. *BMC Musculoskelet Disord*. 2024; 25(1):185.
- Kang SR, Wang K. Radiomic nomogram based on lumbar spine magnetic resonance images to diagnose osteoporosis. *Acta Radiol*. 2024; 65(8):950-8.
- Chen B, Cui J, Li C, Xu P, Xu G, Jiang J, et al. Application of radiomics model based on lumbar computed tomography in diagnosis of elderly osteoporosis. *J Orthop Res*. 2024; 42(6):1356–68.
- Malinauskaite I, Hofmeister J, Burgermeister S, Neroladaki A, Hamard M, Montet X, et al. Radiomics and Machine Learning Differentiate Soft-Tissue Lipoma and Liposarcoma Better than Musculoskeletal Radiologists. *Sarcoma*. 2020; 2020:7163453.
- Lisson CS, Lisson CG, Florsdorf K, Mayer-Steinacker R, Schultheiss M, von Baer A, et al. Diagnostic value of MRI-based 3D texture analysis for tissue characterisation

- and discrimination of low-grade chondrosarcoma from enchondroma: a pilot study. *Eur Radiol.* 2018; 28(2): 468–77.
34. Fanciullo C, Gitto S, Carlicchi E, Albano D, Messina C, Sconfienza LM. Radiomics of Musculoskeletal Sarcomas: A Narrative Review. *J Imaging.* 2022; 8(2):45.
35. Lin P, Yang PF, Chen S, Shao YY, Xu L, Wu Y, et al. A Delta-radiomics model for preoperative evaluation of Neoadjuvant chemotherapy response in high-grade osteosarcoma. *Cancer Imaging.* 2020; 20(1):7.
36. Chiari-Correia NS, Nogueira-Barbosa MH, Dias Chiari-Correia R, Azevedo-Marques PM. A 3D Radiomics-Based Artificial Neural Network Model for Benign Versus Malignant Vertebral Compression Fracture Classification in MRI. *J Digit Imaging.* 2023; 36:1565–77.
37. Zhang H, Yuan G, Wang C, Zhao H, Zhu K, Guo J, et al. Differentiation of benign versus malignant indistinguishable vertebral compression fractures by different machine learning with MRI-based radiomic features. *Eur Radiol.* 2023; 33(7):5069–76.
38. Cao J, Li Q, Zhang H, Wu Y, Wang X, Ding S, et al. Radiomics model based on MRI to differentiate spinal multiple myeloma from metastases: A two-center study. *J Bone Oncol.* 2024; 45:100599.
39. Mayerhoefer ME, Stelzeneder D, Bachbauer W, Welsch GH, Mamisch TC, Szczypinski P, et al. Quantitative analysis of lumbar intervertebral disc abnormalities at 3.0 Tesla: value of T(2) texture features and geometric parameters. *NMR Biomed.* 2012; 25(6):866–72.
40. Michopoulou S, Costaridou L, Vlychou M, Speller R, Todd-Pokropek A. Texture-based quantification of lumbar intervertebral disc degeneration from conventional T2-weighted MRI. *Acta radiol.* 2011; 52(7):91–8.
41. Huber FA, Stutz S, Vittoria de Martini I, Mannil M, Becker AS, Winklhofer S, et al. Qualitative versus quantitative lumbar spinal stenosis grading by machine learning supported texture analysis—Experience from the LSOS study cohort. *Eur J Radiol.* 2019; 114:45–50.
42. Abdollah V, Parent EC, Dolatabadi S, Marr E, Croutze R, Wachowicz K, et al. Texture Analysis in the Classification of T 2 Weighted Magnetic Resonance Images in Persons with and without Low Back Pain. *J Orthop Res.* 2021; 39(10):2187-2196
43. Ketola JHJ, Inkinen SI, Karppinen J, Niinimäki J, Tervonen O, Nieminen MT. T 2 -weighted magnetic resonance imaging texture as predictor of low back pain: A texture analysis-based classification pipeline to symptomatic and asymptomatic cases. *J Orthop Res.* 2021; 39(11):2428-38.
44. Mannil M, Burgstaller JM, Thanabalasingam A, Winklhofer S, Betz M, Held U, et al. Texture analysis of paraspinal musculature in MRI of the lumbar spine: analysis of the lumbar stenosis outcome study (LSOS) data. *Skeletal Radiol.* 2018; 47(7):947–54.
45. Dieckmeyer M, Inhuber S, Schlaeger S, Weidlich D, Rama M, Mookiah K, et al. diagnostics Texture Features of Proton Density Fat Fraction Maps from Chemical Shift Encoding-Based MRI Predict Paraspinal Muscle Strength. *Diagnostics.* 2021; 11(2):2392021.
46. Climent-Peris VJ, Martí-Bonmatí L, Rodríguez-Ortega A, Doménech-Fernández J. Predictive value of texture analysis on lumbar MRI in patients with chronic low back pain. *Eur Spine J.* 2023; 32(12):4428-36.