DOI: 10.51984/XTPX9Y93

وقائع مؤتمرات جامعة سبها
Sebha University Conference Proceedings
Confrence Proceeeding homepage: http://www.sebhau.edu.ly/journal/CAS

تصنيف حالات الإنزلاق الغضروفي للعمود الفقري بإستخدام خوارزمية دعم المتجهات (SVM) على صور الرنين المغناطيسي (MRI)

نجاة محمد عبدالله التباوي[a] امحمد محمد صفور[b] و حامد عبد الحق سعيد[c] و فاطمة زكريا[d]

[a]قسم الفيزياء، كلية التربية تراغن، جامعة فزان، ليبيا
[b]قسم الفيزياء، كلية العلوم، جامعة سبها، ليبيا
[c]قسم الطاقات المتجددة ، كلية العلوم الهندسية والتقنية، جامعة سبها، ليبيا
[d] كلية العلوم التقنية، سبها، ليبيا

الملخص

يُعد الانزلاق الغضروفي من الأمراض الشائعة التي تصيب العمود الفقري ويؤدي إلى الضغط على الأعصاب المحيطة ويسبب آلامًا شديدة وأعراضًا عصبية. يعتمد التشخيص الدقيق لهذا المرض بشكل رئيسي على التصوير بالرنين المغناطيسي(MRI) ، وهو أحد أكثر تقنيات التصوير الطبي كفاءة في تقديم صور عالية الدقة للأنسجة الرخوة، بما في ذلك الأقراص الغضروفية . يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام تشخيص بمساعدة الحاسوب (CAD) لعملية الكشف عن الانزلاق الغضروفي وتصنيفه باستخدام بيئة البرمجة MATLAB، سعياً لتقليل هامش الخطأ البشري وتسريع اتخاذ القرار الطبي. اعتمدت الدراسة على تكامل خوارزمية (PCA-SIFT) لعملية التجزئة الدقيقة وتوصيف المعالم، ومصفوفة التواجد المشترك للمستويات الرمادية (GLCM) لاستخراج السمات الإحصائية والنسيجية، متبوعة بخوارزمية آلة المتجهات الداعمة (SVM) للتصنيف الثنائي. استندت المنهجية إلى تحليل 11 صورة رنين مغناطيسي (MRI) لمرضى من مركز سبها الطبي، تم من خلالها استخلاص 54 عينة غضروفية (34 غضروفاً سليماً و20 غضروفاً مصاباً بالانزلاق). أثبت النظام كفاءته بتحقيق دقة تصنيف إجمالية بلغت 70%. وأظهرت النتائج أن السمات المستخرجة مثل "التفلطح" (Kurtosis) تعد مؤشرات حيوية، حيث سجلت زيادة واضحة في الحالات المصابة، مما يعزز قدرة النظام كأداة دعم تشخيصي أولي.

الكلمات الافتتاحية:

الانزلاق الغضروفي
التصوير بالرنين المغناطيسي
تجزئة PCA-SHFT
التشخيص بمساعدة الحاسوب
خوارزمية دعم المتجهات (SVM).

Classification Of Spinal Disc Herniation Cases Using The Support Vector Algorithm (SVM) On Magnetic Resonance Imaging (MRI) Images

Najat Mohamed Abdullah[a] ,Amhmed Mohamed Safoura[b] , Hamed Abdulhaq Saeed[c] , and Fatima Zakria[d]

[a] Department of Physics, Faculty of Education, Traghen, Fezzan University, Libya
[b] Department of Physics, Faculty of Science, Sebha University, Libya
[c] Department of Renewable Energy, Faculty of Engineering and Technology, Sebha University, Libya
[d] Faculty of Technical Sciences, Sebha,Libya

Keywords:

Herniated disc
Magnetic resonance imaging (MRI)
PCA-SHFT segmentation
Computer-aided diagnosis
vector support algorithm(SVM)

ABSTRACT

Herniated disc disease is a common spinal disorder that results in compression of adjacent nerves, leading to severe pain and a range of neurological symptoms. Accurate diagnosis of this condition relies primarily on Magnetic Resonance Imaging (MRI), which is considered one of the most effective medical imaging modalities for providing high-resolution visualization of soft tissues, including intervertebral discs. This study aims to develop a Computer-Aided Diagnosis (CAD) system for the detection and classification of herniated discs using the MATLAB programming environment, with the objective of reducing human error and accelerating clinical decision-making. The proposed approach integrates the PCA-SIFT algorithm for precise segmentation and feature description, and the Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) for extracting statistical and textural

*Corresponding author:
E-mail addresses: naj.altabawi@fezzanu.edu.ly, (A. M. Safoura) amh.saffor@sebhau.edu.ly , (H. A. Saeed) Hmdhsd54@gmail.com, (F. Zakria) fatimMoses93@outlook.com

Article History : Received 10 March 2026 - Received in revised form 15 April 2026 - Accepted 16 May 2026

features, followed by the application of a Support Vector Machine (SVM) algorithm for binary classification. The methodology is based on the analysis of 11 MRI images obtained from patients at Sebha Medical Center, from which 54 disc samples were extracted (34 normal discs and 20 herniated discs). The developed system demonstrated promising performance, achieving an overall classification accuracy of 70%. The results further indicate that extracted features such as kurtosis serve as significant biomarkers, showing a noticeable increase in herniated cases, thereby enhancing the system's potential as a preliminary diagnostic support tool.

1. المقدمة

تعد ظاهرة الرنين النووي المغناطيسي إحدى الظواهر الفيزيائية التي تعتمد على الخواص المغناطيسية الميكانيكية الكمية لنواة الذرة. هذه الظاهرة يمكن للنواة أن تمتص طاقات كهرومغناطيسية لها تردد معين في وجود مجال مغناطيسي شديد. من أهم تطبيقات هذه الظاهرة عمل جهاز الرنين المغناطيسي والذي يستخدم في تصوير العديد من أجزاء الجسم ومن أهمها العمود الفقري البشري [1].

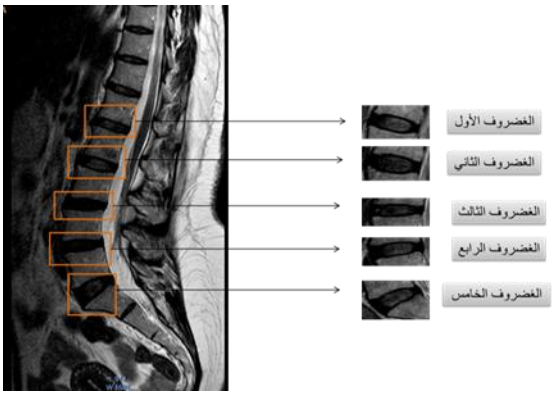
تركزت الأبحاث الحديثة على أهمية تحديد الانزلاق الغضروفي كجزء أساسي في تشخيص اضطرابات العمود الفقري. فقد طور Pfirrmann وزملاؤه في عام 2001 نظام تصنيف يعتمد على التصوير بالرنين المغناطيسي، يُمكّن من تقييم الانزلاق الغضروفي عبر تحليل الخصائص الغضروفية وتصنيفه إلى خمس درجات من الشدة [3]. وفي سياق متصل، استخدمت دراسة (2020) (Al Mahmud, Md Abdullah، et al.) تقنيات معالجة الصور الطبية باستخدام برنامج MATLAB للكشف عن أورام العمود الفقري من خلال تحليل صور الرنين المغناطيسي، حيث اشتملت العملية على التجزئة والعمليات المورفولوجية وتقليل الضوضاء، مما سمح بتحويل الصورة إلى تدرج رمادي وتحديد حجم الورم بدقة [4]. كما اقترح Mamona في 2022 نظام CAD يعتمد على تقنية التجزئة (PCA-SIFT) لاكتشاف الانزلاق الغضروفي من صور الرنين، حيث أظهرت النتائج التي شملت بيانات 52 مريضًا دقة تصل إلى 90% في استخراج المعلومات المطلوبة [5]. وأخيرًا، سلطت دراسة لـ Tran Hong في 2022 الضوء على موقع الانزلاق الغضروفي عبر معالجة صور الرنين المغناطيسي؛ إذ تم إزالة المناطق الزائدة حول العمود الفقري وعكس ألوان الصورة لإظهار موقع الانزلاق بشكل واضح [6].

رغم الدقة العالية لصور الرنين المغناطيسي، إلا أن عملية التشخيص لا تزال تعتمد بشكل جوهري على التقييم البصري المباشر من قبل الأطباء، وهو ما يخضع للعوامل الذاتية وقد يؤدي إلى تباين في التشخيص أو تأخر في الحالات الحرجة. تبرز الحاجة هنا إلى تطوير نظم تشخيصية قادرة على استخلاص الميزات الكمية التي قد لا تدركها العين البشرية، مما يضمن دقة وموضوعية أعلى في الكشف المبكر عن الانزلاق الغضروفي.

2. المواد وطرق العمل

2.1. مجموعة البيانات(Dataset)

تم تجميع عينة الدراسة من 11 مريضاً من مركز سبها الطبي، حيث تم الحصول على الصور بصيغة (DICOM) وتحويلها إلى (JPG) لتعزيز كفاءة المعالجة البرمجية. شملت العينة 54 غضروفاً موثقاً بتقارير طبية (34 حالة سليمة و20 حالة مصابة بالانزلاق). الشكل (1) يوضح احد الصور المستخدمة في هذا البحث.



الشكل (1): احد الصور المستخدمة في هذا البحث

2.2. معالجة الصورواستخراج السمات

تضمنت المنظومة استخدام تقنية PCA-SIFT (Principal Component Analysis - Scale Invariant Feature Transform). إن اختيار هذه الخوارزمية يُعزى إلى قدرتها على اكتشاف وتوصيف المعالم الهيكلية في الصور الطبية مع تقليص أبعاد الواصفات (Descriptors) من 128 عنصراً في SIFTالتقليدية إلى فضاء أقل أبعاداً باستخدام تحليل المكونات الرئيسية، مما يحسن الكفاءة الحسابية ويقلل التكرار في البيانات.عقب التجزئة، تم تطبيق مصفوفة GLCM لاستخراج الميزات النسيجية. تم حساب هذه الخصائص بناءً على علاقات الجوار المكاني للبكسلات (عادةً بمسافة بكسل واحد وزوايا 0°، 45°، 90°، 135°). السمات المستخرجة شملت: التباين، الارتباط، الطاقة، التجانس، المتوسط، الانحراف المعياري، الانتروبيا، جذر متوسط المربعات(RMS) ، التباين الإحصائي، النعومة، التفلطح، والالتواء. الخصائص التي تم استخراجها تتمثل في المعادلات الاتية:

- التباين : يقيس مدى اختلاف قيم الالوان المتجاورة.

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

الارتباط: يقيس مدى ارتباط قيم الالوان المتجاورة.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j=1}^{N} P_{i,j}\left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{\sigma_i{}^2\sigma_j{}^2}}\right]$$

الانتروبيا: هي مقياس يستخدم لتحديد مدى تعقيد أو عشوائية توزيع قيم البكسل داخل الصورة.

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

التجانس : يقيس مدى تجانس قيم الالوان في الصورة.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=1}^{N} \frac{P_{i,j}}{(1+(i-j)^2)}$$

المتوسط: يقيس متوسط شدة المستوى الرمادي في الصورة.

$$Mean = \frac{\sum_{i,j=1}^{N} i(P_{i,j}) + \sum_{i,j=1}^{N} j(P_{i,j})}{2}$$

النعومة: هي مقياس لتباين المستوى الرمادي المستخدم لتحديد

مواصفات النعومة النسبية.

$$\text{Smoothness} = 1 - \frac{1}{1+\sum_{i,j=1}^{N}(1-Mean)^2(P_{i,j})}$$

2.3. آلة المتجهات الداعمة(SVM)

تم اختيار خوارزمية آلة المتجهات الداعمة (SVM) نظراً لقدرتها الفائقة على التعامل مع الفضاءات ذات الأبعاد العالية وتحديد الفاصل الأمثل (Hyperplane) بين الفئتين (سليم/مصاب). يعمل النموذج على تصنيف السمات النسيجية التي تم استخلاصها في المرحلة السابقة.

2.4. تقسيم البيانات(Data Splitting)

لضمان متانة النموذج، تم إجراء تجارب متعددة على نسب تقسيم البيانات. وأثبتت النتائج أن التقسيم بنسبة 24 عينة للتدريب مقابل 30 عينة للاختبار هو الذي يحقق أعلى دقة تصنيف (70%). هذا التقسيم التجريبي مكن النموذج من التعلم من عينة تمثيلية كافية مع اختبار قدرته التعميمية على مجموعة أكبر.

2.5. المخطط الانسيابي(Flowchart Logic)

يعمل النظام وفق تسلسل خطي منطقي يتجاوز ثغرات التصميم التقليدية: يبدأ بـ (1) إدخال الصورة، ثم (2) التجزئة باستخدام PCA-SIFT لتحديد منطقة الاهتمام، تلها (3) استخراج السمات عبر GLCM، وصولاً إلى (4) التصنيف النهائي عبر SVM لعرض الحالة عبر الواجهة الرسومية (GUI).

المخطط الانسيابي للبرنامج المصمم موضح في الشكل (2).

الشكل (2) : يوضح المخطط الانسيابي للمنظومة.

من خلال هذا المخطط الانسيابي تم تصميم واجهة تخاطب رسومية (GUI) لتسهيل عملية ادخال الصورة وحساب كل الخصائص المطلوبة لتصنيف الحالة السليمة (Normal) أو الغير سليمة (Herniated) لكل غضروف من الغضاريف المستخدمة في هذه الدراسة.

الشكل (3) يوضح واجهة التخاطب الرسومية المصممة.

الشكل (3) يوضح الواجهة الرسومية (GUI) للبرنامج المصمم .

3. النتائج والمناقشة

من خلال البرنامج المصمم تم تجزئة الصور باستخدام خوارزمية PCA-SIFT للوصول إلى أفضل تمثيل لمناطق غضاريف العمود الفقري. وقد تم حساب الخصائص المذكورة، النتائج المتحصل عليها من الصورة الأولى Imag1.jpg من خلال البرنامج المستخدم في هذا البحث وضحت في الجدول (1) .

جدول 1: الخصائص المستخرجة من GLCM للصورة imag1.jpg.

Class	Entropy	Mean	Homogeneity	Smoothness	Correlation	Contrast	الغضروف
Normal	3.750	0.015	0.866	0.915	0.114	0.749	الاول
Normal	3.945	0.013	0.868	0.906	0.071	0.749	الثاني
Normal	3.704	0.006	0.871	0.809	0.086	0.640	الثالث
Normal	3.860	0.009	0.882	0.868	0.201	0.543	الرابع
Herniated	3.759	0.010	0.854	0.875	0.099	0.775	الخامس

تم تحليل البيانات الإحصائية لـ 54 غضروفاً. ويوضح الجدول (2) القيم المستخرجة لجميع الصور المستخدمة.

جدول 2: المتوسط الحسابي والانحراف المعياري لكل الصور المستخدمة في الدراسة.

الغضاريف الغير سليمة		الغضاريف السليمة		
الانحراف المعياري	المتوسط	الانحراف المعياري	المتوسط	الخاصية
0.0500	0.7084	0.0846	0.7268	Contrast
0.0423	0.1227	0.0575	0.1086	Correlation
0.0301	0.6040	0.0342	0.6015	Energy
0.0109	0.8744	0.0132	0.8720	Homogeneity
0.0038	0.0114	0.0036	0.0114	Mean
0.0003	0.1332	0.0003	0.1332	Standard
0.0873	3.8053	0.1313	3.8212	Entropy
0.0000	0.1336	0.0000	0.1336	RMS
0.0000	0.0175	0.0000	0.0175	Variance
0.0458	0.8798	0.0240	0.8911	Smoothness
0.7805	6.4135	0.6952	6.3868	Kurtosis
0.1601	0.7692	0.1935	0.7646	Skewness

أظهرت البيانات أن خصائص (Mean, Standard, RMS, Variance) لم تسجل أي اختلاف ذو دلالة إحصائية بين الحالتين (تطابق في القيم

المتوسطة)، وبناءً عليه، تم استبعاد هذه الخصائص من نموذج تصنيف SVM لضمان جودة الأداء وعدم تضليل الخوارزمية ببيانات غير تمييزية.

وأظهرت النتائج أن قيم (Correlation) و(Smoothness) كانت أقل في الغضاريف المصابة، بينما سجلت (Entropy) و(Contrast) مستويات أعلى، وهو ما يتسق تماماً مع النتائج العلمية الموثقة في الدراسات 7، 8، 9. كما برزت خاصية (Kurtosis) كمعيار تمييزي قوي بزيادتها في الحالات المصابة (6.4135).

استنادًا إلى الخصائص المختارة، بُني نموذج تصنيف باستخدام خوارزمية SVM حيث يتم تقسيم البيانات عشوائياً, ومن خلال التجربة وجد ان دقة التصنيف تتغير بتغيير التقسيم. وكان أفضل دقة تم اختيارها هو تقسيم البينات إلى 24 عينة للتدريب و30 عينة للاختبار، والجدول (3) يوضح هذه النتائج

الجدول (3) : يوضح نتائج تصنيف دالة SVM

TP	TN	FP	FN	Accuracy
4	17	3	6	%70

حيث: True Positive (TP)للعينات التي هي فعلًا "Herniated" وتنبّأناها. "Herniated"

False Positive (FP)للعينات "Normal" التي تنبّأناها. "Herniated"

False Negative (FN)للعينات "Herniated" التي تنبّأناها "Normal".

True Negative (TN)للعينات "Normal" التي تنبّأناها."Normal"

ويمكن فحص دقة التصنيف من خلال المعادلة الاتية:

$$\text{Accuracy}_i = \left(1 - \frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}|g_{ij} - n_{ij}|\right) \times 100\%$$

$$\text{النوعية} = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$\text{الحساسية} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{القيمة التنبؤية الايجابية} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{القيمة التنبؤية السلبية} = \frac{TN}{TN + FN}$$

بناءً على مصفوفة الارتباك (TP=4, TN=17, FP=3, FN=6)، تم حساب مؤشرات الأداء التالية:

جدول (3): مؤشرات تقييم أداء نظام التصنيف

المؤشر الإحصائي	القيمة
الدقة(Accuracy)	70%
القيمة التنبؤية الإيجابية(Precision)	0.57
الحساسية(Recall/Sensitivity)	0.40
النوعية (Specificity)	0.85

وأخيراً، تم تطوير واجهة تخاطب رسومية (GUI) مبنية على هذا النموذج، مما يسهل عملية تطبيق النموذج في بيئة بحثية أو سريرية ويسمح بالتفاعل السهل مع النتائج.

الاستنتاج

يوضح هذا البحث أنّ خوارزمية دعم المتجهات SVM و تقنيات معالجة الصور الطبية تمثل أداة واعدة وفعّالة في تجزئة و تصنيف غضاريف العمود الفقري إلى سليمة وغير سليمة اعتمادًا على صور الرنين المغناطيسي.

نتائج هذا البحث أظهرت دقة تصنيف مرتفعة حوالي 70٪، مما يؤكد إمكانية الاعتماد على هذه النماذج كوسيلة مساعدة في التشخيص الطبي، خاصة في المراحل المبكرة التي يصعب فيها على الأطباء اكتشاف التغيرات المرضية بدقة عالية.

بناءً على النتائج المتحصل عليها، يقترح البحث عدداً من التوصيات، من أبرزها: توسيع حجم العينة من صور الرنين المغناطيسي المستخدمة في التدريب والاختبار لضمان زيادة موثوقية النتائج، وتجربة خوارزميات أكثر تطورًا مثل الشبكات العصبية لتعزيز الدقة وتقليل الأخطاء، وأيضاً دمج البيانات السريرية (مثل عمر المريض والتاريخ المرضي) مع صور الرنين المغناطيسي لتقديم نموذج تشخيصي أكثر شمولية.

هذا البحث يسهم في تقليل الاعتماد على التقييم البشري فقط، ودعم عملية اتخاذ القرار الطبي بشكل أسرع وأكثر موضوعية.

قائمة المراجع

1. Mir, Ajaz Hussain. "Segmentation of the herniated intervertebral discs." International Journal of Image, Graphics and Signal Processing 10.6 (2018): 31.
2. Cai, Yunliang, et al. "Direct spondylolisthesis identification and measurement in mr/ct using detectors trained by articulated parameterized spine model." Medical Imaging 2017: Image Processing. Vol. 10133. SPIE, 2017.
3. Pfirrmann, Christian WA, et al. "Magnetic resonance classification of lumbar intervertebral disc degeneration." spine 26.17 (2001): 1873-1878.
4. Al Mahmud, Md Abdullah, et al. "Biomedical Image Processing: Spine Tumor Detection from MRI image using MATLAB." The Journal of Contents Computing 2.2 (2020): 225-235.
5. Mumtaz, Mamona, et al. "PCA SIFT Segmentation Based CAD System for the Detection of Lumbar Disc Herniation in MRI Images." Pakistan Journal of Multidisciplinary Research (PJMR) Vol 3.1 (2022).
6. Trinh, Tran Hong Duyen, Thi Hong Thuy Le, and Minh Tri Huynh. "Image processing lumbar spine to highlight the location of the herniated disc." Proceedings of International Sym. Vol.4. 2022.
7. Mayerhoefer, Marius E., et al. "Quantitative analysis of lumbar intervertebral disc abnormalities at 3.0 Tesla: value of T2 texture features and geometric parameters." NMR in Biomedicine 25.6 (2012): 866-872.
8. Hashia, Bazila, and Ajaz Hussain Mir. "Texture features' based classification of MR images of normal and herniated intervertebral discs." Multimedia Tools and Applications 79.21 (2020): 15171-15190.
9. Mumtaz, Mamona, et al. "PCA SIFT Segmentation Based CAD System for the Detection of Lumbar Disc Herniation in MRI Images." Pakistan Journal of Multidisciplinary Research (PJMR) Vol 3.1 (2022).