



الجمهورية العربية السورية

جامعة دمشق

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية

قسم الهندسة الطبية

الكشف عن أورام الدماغ وتصنيفها في صور التجاوب المغناطيسي باستخدام

تقنيات الذكاء الصناعي

رسالة مقدمة لنيل درجة الماجستير في الهندسة الطبية

إعداد:

م. رغداء صادق كده

مشرف مشارك:

د. م. نسرين سليمان

إشراف:

أ. د. م. هاني عماشة

العام الدراسي

2022-2023

قرار لجنة الحكم

شكر وتقدير

الحمد لله رب العالمين والصلاة والسلام على أشرف الأنبياء والمرسلين سيدنا محمد وعلى

آله وصحبه ومن اتبعهم بإحسان إلى يوم الدين، وبعد.....

فإني أشكر الله تعالى على فضله حيث أتاح لي إنجاز هذا العمل، فله الحمد أولاً وآخراً. كما

أتقدم بالشكر الجزيل إلى الدكتور هاني عماشة والدكتورة نسرین سليمان حفظهما ورعاهما

الله. فقد كانت لتوجيهاتهما إسهام كبير في وصولي إلى هذه الدرجة العلمية. بارك الله فيكما

وأطال الله أعماركما ونفع بعلمكما. كما أتقدم بالشكر إلى الدكتورة رشا مسعود والدكتور

أيمن صابوني على دعمهم المستمر.

الاهداء

للعلم الذي لم يبلغ بارتفاعه أحد في نظري، لمثلي الأعلى وطبيبي الصادق وقبلي للنجاح

أبي

للروح التي بها تكونت ومنها تعلمت معنى اليقين الدائم بخير الأقدار مهما كانت درجة صعوبتها،

لشمسي التي غابت قبل أوانها

أمي

للوجه التي يكمن في ابتسامتها موطن قوتي، الاكتاف التي حملتني دون كلل وساعدتني على اجتياز الصعاب

إلى الفلك الذي دار حول فلكي اللواتي لم يكن للإبحار أن يسعني لولا مراسيهم وحبال نجاتهم.

تمارة.... لارا.... دنيا

لشريك الحاضر والمستقبل، الذي لم يدخر وقتاً أو جهداً من أجل مساعدتي

فراس

لرفيقات الدرب اللواتي كانوا عوني بكل شدة لجماليات الروح وصادقات النية

رند.... عائشة.... خلود

للنجوم التي أنارت بيتنا بنور من الفرح والجمال

بيلسان... حمزة... إبراهيم... ليان

لروح معلمي وملهمي للهندسة الطبية، لصاحب أكبر أثر ايجابي في حياتي

استاذي عبد العزيز خلف

لعائلتي في دمشق، لشركة المجموعة الطبية اللذين قدموا لي كل أشكال الدعم على الصعيد العملي والعلمي.

شركة المجموعة الطبية

فهرس المحتويات

13	الفصل الأول: المقدمة
14	1-1- المقدمة
14	2-1- مشكلة البحث
15	3-1- مبررات البحث
15	4-1- أسئلة البحث
15	5-1- أهمية البحث
16	6-1- الهدف من البحث
16	7-1- مراحل البحث
16	8-1- مكونات الأطروحة
18	الفصل الثاني: أورام الدماغ والكشف عنها
19	1-2- مقدمة
19	2-2- الدماغ
20	3-2- أجزاء الدماغ
20	1-3-2- المخ
21	2-3-2- جذع الدماغ
21	3-3-2- المخيخ
22	4-3-2- الدماغ البيني
22	4-2- أورام الدماغ
23	1-4-2- التشريح المرضي لأورام الدماغ
23	5-2- التصوير بالتجاوب المغناطيسي
24	1-5-2- المغناطيس المستخدم في التصوير بالتجاوب المغناطيسي
26	2-5-2- كيف نحصل على الصورة من هذه البروتونات

27	6-2- أنواع أجهزة التصوير بالتجاوب المغناطيسي
27	2-6-1- أجهزة التجاوب المغناطيسي المغلقة
27	2-6-2- أجهزة التجاوب المغناطيسي المفتوحة
28	2-6-3- أجهزة التجاوب المغناطيسي العمودية
28	2-6-4- أجهزة التجاوب المغناطيسي لتصوير الأطراف
29	2-7- مزايا التصوير بالتجاوب المغناطيسي
29	2-8- مخاطر التصوير بالتجاوب المغناطيسي
31	الفصل الثالث: الدراسات المرجعية
32	3-1- المقدمة
32	3-2- الدراسات المرجعية
38	3-3- نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية
42	3-4- التعقيب على الدراسات المرجعية
43	الفصل الرابع: الأسس النظرية للبحث
44	4-1- المقدمة
44	4-2- المعالجة الأولية
44	4-2-1- المرشح الأوسطي
44	4-2-2- طرح الصورة
45	4-3-2- العمليات المورفولوجية
48	4-3-3- تعلم الآلة
48	4-3-1- أنواع تعلم الآلة
50	4-4- التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسطات K
51	4-5- استخلاص الخصائص
51	4-5-1- مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك
53	4-5-2- خصائص الشكل

53	6-4- التصنيف
53	4-6-1- مصنف بايز
54	4-6-2- مصنف الجار الأقرب
55	4-6-3- شجرة القرار
56	4-6-4- الغابة العشوائية
57	4-7- تقييم الأداء
57	4-7-1- بارامترات تقييم أداء مرحلة التجزئة
59	4-7-2- بارامترات تقييم أداء مرحلة التصنيف
61	الفصل الخامس: التنفيذ العملي
62	5-1- المقدمة
62	5-2- قاعدة البيانات
63	5-3- منهجية البحث
65	5-3-1- مرحلة المعالجة الأولية
68	5-3-2- مرحلة التجزئة
72	5-3-3- استخلاص الخصائص
75	5-3-4- التصنيف
76	5-4- واجهات المستخدم الرسومية
76	5-4-1- واجهة الطبيب
78	5-4-2- واجهة خبير معالجة الصورة
84	الفصل السادس: النتائج
85	6-1- المقدمة
85	6-2- تقييم نتائج مرحلة التجزئة
85	6-2-1- التجزئة باستخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K مع زيادة عدد المجموعات
91	6-3- تقييم نتائج مرحلة التصنيف

91	6-3-1- مرحلة التدريب
92	6-3-2- مرحلة الاختبار
92	6-3-3- التصنيف باستخدام أكثر من مصنف مع تغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك
96	6-3-4- تقييم أداء مصنف الغابة العشوائية
100	6-4- تقييم النتائج مع الدراسات المرجعية
102	الفصل السابع: الخاتمة والآفاق المستقبلية
103	7-1- الخاتمة
104	7-2- الآفاق المستقبلية
105	المراجع

فهرس الأشكال

19	الشكل (1-2) أجزاء الدماغ
25	الشكل (2-2) بروتونات الهيدروجين وكيف تسلك في المجال المغناطيسي
26	الشكل (3-2) تشكّل صورة الدماغ
27	الشكل (4-2) جهاز تجاوب مغناطيسي مغلق
28	الشكل (5-2) جهاز تجاوب مغناطيسي مفتوح
28	الشكل (6-2) جهاز تجاوب مغناطيسي عمودي
29	الشكل (7-2) جهاز تجاوب مغناطيسي محدود
46	الشكل (1-4) نتيجة تطبيق عملية التمديد: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة التمديد بعنصر تشكيل مربع 3*3
46	الشكل (2-4) نتيجة تطبيق عملية التعرية: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة التعرية باستخدام عنصر تشكيل مربع 3*3
47	الشكل (3-4) نتيجة تطبيق عملية الفتح: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة تطبيق عملية الفتح باستخدام عنصر تشكيل مربع 3*3
48	الشكل (4-4) نتيجة تطبيق عملية الأغلاق: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة تطبيق الإغلاق باستخدام عنصر تشكيل مربع 3*3
49	الشكل (5-4) التعلم بإشراف
49	الشكل (6-4) التعلّم دون إشراف
50	الشكل (7-4) التعلّم المعزز
51	الشكل (8-4) مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك
56	الشكل (9-4) هيكل شجرة القرار
57	الشكل (10-4) مبدأ عمل خوارزمية الغابة العشوائية
58	الشكل (11-4) مقارنة نتيجة تجزئة الورم (Mask Tumor) مع الحقيقة المرجعية (Ground Truth)
63	الشكل (1-5) دماغ مصاب بالورم
64	الشكل (2-5) منهجية البحث

65	الشكل (3-5) مخطط مرحلة المعالجة الأولية
66	الشكل (4-5) نتيجة تطبيق عملية الفتح على الصورة الأصلية: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح
67	الشكل (5-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الأولى: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الأولى
67	الشكل (6-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الثانية: (a) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الأولى، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثانية (قناع الجمجمة)
67	الشكل (7-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الثالثة: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثانية (قناع الجمجمة)، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثالثة (الدماغ بدون جمجمة)
68	الشكل (8-5) الصورة الناتجة عن تطبيق المرشح الأوسطي
69	الشكل (9-5) مخطط التجزئة
70	الشكل (10-5) التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسط K: (a) الصورة الناتجة عن مرحلة المعالجة الأولية، (b) المجموعة الأولى: نسيج الدماغ الطبيعي، (c) المجموعة الثانية: الورم الدماغي
71	الشكل (11-5) الصورة الناتجة عن التعتيب.
71	الشكل (12-5) قناع الورم
72	الشكل (13-5) المنطقة ذات الأهمية
73	الشكل (14-5) استخلاص الخصائص
74	الشكل (15-5) قناع الدماغ
74	الشكل (16-5) مخطط حساب مساحة الورم بالنسبة المئوية
75	الشكل (17-5) مصنف الغابة العشوائية
77	الشكل (18-5) واجهة الطبيب
77	الشكل (19-5) واجهة الطبيب بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم حميد
78	الشكل (20-5) واجهة الطبيب بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم خبيث
80	الشكل (21-5) واجهة خبير معالجة الصورة

81	الشكل (5-22) واجهة خبير معالجة الصورة بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماع مصاب بورم حميد
82	الشكل (5-23) تفعيل الأمر (Show Skull Removal Steps)
83	الشكل (5-24) تفعيل الأمر (K Means)
86	الشكل (6-1) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=2$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K : (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) تحديد الورم على الصورة الأصلية
86	الشكل (6-2) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=3$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K : (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) تحديد الورم على الصورة الأصلية
87	الشكل (6-3) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=4$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K : (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) المجموعة الرابعة، (e) تحديد الورم على الصورة الأصلية
87	الشكل (6-4) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=5$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K : (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) المجموعة الرابعة، (e) المجموعة الخامسة، (f) تحديد الورم على الصورة الأصلية
88	الشكل (6-5) الحقيقة المرجعية
89	الشكل (6-6) تقييم خوارزمية التجزئة بزيادة عدد المجموعات K
99	الشكل (6-7) منحنى ROC لمصنف الغابة العشوائية باستخدام 130 شجرة قرار

فهرس الجداول

39	الجدول (1-3) نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية
88	الجدول (1-6) نتائج تغيير عدد المجموعات على إحدى صور قاعدة البيانات
90	الجدول (2-6) بعض نتائج مرحلة التجزئة لمجموعة من صور قاعدة البيانات
91	الجدول (3-6) تقييم التجزئة بين عتبة اوتسو والتجميع بالمتوسطات $K=2$
93	الجدول (4-6) نتائج دقة مصنف الغابة العشوائية بزيادة عدد الأشجار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك
94	الجدول (5-6) نتائج دقة مصنف الجار الأقرب بزيادة عدد الجيران وبتغيير زاوية مصفوفة الحدث الرمادي المشترك
95	الجدول (6-6) نتائج دقة مصنف بايز وبتغيير زاوية مصفوفة الحدث الرمادي المشترك
96	الجدول (7-6) نتائج دقة مصنف شجرة القرار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدث الرمادي المشترك
96	الجدول (8-6) بارامترات مصفوفة الارتباك بزيادة عدد أشجار القرار
98	الجدول (9-6) تقييم نتائج أداء مصنف الغابة العشوائية بزيادة عدد أشجار القرار
100	الجدول (10-6) تقييم نتائج أداء المنهجية المقترحة في البحث مع دراسة حديثة لتقييم مرحلة التجزئة
100	الجدول (11-6) تقييم نتائج أداء المنهجية المقترحة في البحث مع دراسات حديثة لتقييم مرحلة التصنيف

قائمة المصطلحات

المصطلح باللغة العربية	المصطلح باللغة الانكليزية
الدقة	Accuracy
الحساسية	Sensitivity
النوعية	Specificity
الإحكام	Precision
مقياس F1	F1-Score
الطاقة	Energy
التباين	Contrast
التجانس	Homogeneity
انتروبيا	Entropy
الارتباط	Correlation
المتوسط الحسابي	Mean
الانحراف المعياري	Standard Deviation
التشتت	Variance
المساحة	Area
المركز	Centroid
المربع المحيط	Bounding Box
حميد	Benign
خبث	Malignant
الخصائص	Features

extraction	استخلاص
preprocessing	المعالجة الأولية
classification	تصنيف

قائمة الاختصارات

الاختصار	اللغة الإنكليزية	اللغة العربية
MRI	Magnetic Resonance images	صور التجاوب المغناطيسي
ML	Machine Learning	تعلم الآلة
ERT	Extremely Randomized Trees	الأشجار ذات الدرجة الكبيرة من العشوائية
SVM	Support Vector Machine	آلة المتجه الداعم
K-means	K means clustering	التجميع بالمتوسطات K
GLCM	Gray Level Co-occurrence Matrices	مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك
NB	Naive Bayes	مصنف بايز
KNN	K nearest neighbor	مصنف الجار الأقرب
DT	Decision Tree	شجرة القرار
RF	Random Forest	الغابة العشوائية
ROC	Operating Characteristics Curve	منحني خصائص التشغيل
TP	True Positive	إيجابي صحيح
TN	True Negative	سلبي صحيح
FP	False Positive	إيجابي خاطئ
FN	False Negative	سلبي خاطئ

الملخص

يعد الكشف المبكر عن أورام الدماغ أمراً ضرورياً للحفاظ على حياة الإنسان والكشف عن الأورام وتصنيفها من خلال صور التجاوب المغناطيسي يدوياً مهمة تتطلب طبيب ذو خبرة، ونظراً للتقدم الهائل في وحدات المعالجة الرسومية المحوسبة، لا بدّ من الاستفادة من هذا التقدم في تحسين مجال الرعاية الصحية من خلال تصميم نظام آلي يساعد الطبيب في الكشف عن الورم وتحديد موقعه وحجمه، ويدعم قراره في تصنيف نوع الورم فيما إذا كان ورم دماغي حميد أو ورم دماغي خبيث. في هذا البحث تم اقتراح منهجية تتألف من أربع مراحل أساسية: أولاً مرحلة المعالجة الأولية تم فيها إزالة حدود الجمجمة وتحسين التباين، ثم تليها مرحلة التجزئة باستخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K لفصل الورم عن النسيج الطبيعي والحصول على المنطقة ذات الأهمية التي تمثل منطقة الورم، وفي المرحلة التالية تم استخلاص ثمانية خصائص للتركيب باستخدام مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك لتصنيف الورم وثلاث خصائص للشكل لحساب حجم الورم بالنسبة المئوية وتحديد موقعه، وأخيراً مرحلة التصنيف باستخدام مصنف الغابة العشوائية وتقسيم قاعدة البيانات إلى 80% للتدريب و20% للاختبار. طُبِّقَت هذه الخوارزمية على 1100 صورة موزعة توزيعاً متساوياً (550 صورة لورم دماغي حميد، 550 صورة لورم دماغي خبيث). تم تقييم نتائج مرحلتي التجزئة والتصنيف، فعند تقييم مرحلة التجزئة كان المتوسط الحسابي للنتائج كالتالي: الدقة 98.57% والحساسية 89.48% والنوعية 99.07%. وعند تقييم مرحلة التصنيف كانت النتائج كالتالي: الدقة 97.27% والحساسية 98.18% والنوعية 96.36% والإحكام 96.43% ومقياس F1 97.30% والمساحة تحت منحنى خصائص التشغيل تساوي 0.97. حققت المنهجية المقترحة أداءً عالياً بالمقارنة مع الأبحاث السابقة.

الكلمات المفتاحية: التجاوب المغناطيسي، أورام الدماغ، التجميع بالمتوسطات K، الغابة العشوائية.

الفصل الأول: المقدمة

المحتويات:

- مقدمة
 - مشكلة البحث
 - مبررات البحث
 - أسئلة البحث
 - أهمية البحث
 - الهدف من البحث
 - مراحل البحث
 - مكونات الأطروحة
-

1-1- المقدمة:

يعد البحث في مجال تحليل الصور الطبية بشكل عام والصور الطبية للدماغ بشكل خاص من أكثر المجالات المهمة في السنوات الأخيرة بسبب زيادة نسبة الإصابة بأورام الدماغ، فهناك العديد من هذه الأورام يتم اكتشافها في وقت متأخر عند ظهور أعراض المرض وعندما يصبح حجم الورم كبيراً، مما يجعل من الصعب جداً علاج الورم أو إزالته. في حين أنه يمكن إزالة الورم إذا تم اكتشافه في مراحله المبكرة. حوالي 60% من الأورام الدبقية تبدأ كأورام منخفضة الدرجة ولكنها تصبح أوراماً كبيرة مع مرور الوقت، أي أنها تتحول من أورام دماغية حميدة إلى أورام دماغية خبيثة [1]. نتيجة تطور الأجهزة الطبية بشكل عام وأجهزة التصوير الطبي بشكل خاص، ظهرت العديد من أنواع أجهزة التصوير المستخدمة في تشخيص أورام الدماغ مثل التصوير بالتجاوب المغناطيسي (magnetic resonance imaging MRI) والتصوير الشعاعي، مثل: التصوير المقطعي المحوسب (Computed tomography CT) والأشعة السينية والتصوير بالأمواج فوق الصوتية. يعتمد الأطباء في تشخيص أورام الدماغ على التصوير بالتجاوب المغناطيسي لأنه لا يستخدم أي إشعاع يعطي تأثير سلبي على صحة الإنسان. مبدأ التصوير يعتمد على حقل مغناطيسي ذو شدة عالية والموجات الراديوية [2]. ويعتبر الورم الدماغي هو السبب الرئيسي للوفاة عند الأطفال والبالغين [3]، حيث بحسب إحصائيات المعهد الوطني للسرطان فإن معدل الوفيات في الولايات المتحدة الأمريكية بسبب السرطان الدماغي كانت كالتالي 12764 في السنة، 1063 في الشهر، 245 في الأسبوع و34 في اليوم، فقد تكون فرص البقاء على قيد الحياة أعلى إذا تم الكشف عن الورم بشكل صحيح في مرحلة مبكرة [4]، لذلك ازدادت الحاجة إلى تطوير نظام آلي بالكامل للكشف عن الورم الدماغي من صور التجاوب المغناطيسي وتحديد حجمه وموقعه بدقة عالية بالإضافة لتصنيفه فيما إذا كان ورم دماغي حميد أو خبيث.

1-2- مشكلة البحث:

يعتمد الأجراء الحالي لتشخيص أورام الدماغ على الفحص اليدوي لصور الدماغ من قبل خبراء مختصين، وذلك

يتطلب وجود أطباء أشعة مختصين مدربين لفحص صور الدماغ وكشف الورم وذلك لما يحتويه الدماغ من معلومات وتفاصيل كثيرة قد يخطأ الطبيب غير المختص أو من لا يمتلك الخبرة الكافية في تحليلها ونظراً للظروف الراهنة فهناك نقص كبير في عدد الأطباء المختصين فقد لا تحتوي كل مشفى على طبيب ذو خبرة عالية قادر على الكشف عن الورم وتصنيفه بدقة عالية وخصوصاً في المناطق النائية مما يؤثر سلباً في جودة الرعاية الصحية.

1-3- مبررات البحث:

❖ اعتبار الورم في الدماغ مرض خطير ويهدد حياة الانسان لذلك من المهم الكشف عنه بمراحله المبكرة وتحديد نوعه.

❖ يساعد الأطباء في التشخيص الدقيق.

❖ الاستفادة من البحث كوسيلة تعليمية لطلاب كلية الطب البشري.

❖ مع التقدم الهائل في وحدات المعالجة الرسومية المحوسبة وتنوع الصور الطبية، أدى ذلك إلى التفكير في كيفية الاستفادة من هذا التقدم لتحسين مجال الرعاية الصحية.

1-4- أسئلة البحث:

ما هي خوارزميات الذكاء الصناعي الأدق التي يمكن استخدامها للكشف عن أورام الدماغ وتصنيف نوعها؟

كيف يمكن استخدام هذه الخوارزميات في تصميم نظام برمجي بسيط لمساعدة الطبيب في الكشف عن الورم وتحديد موقعه وتصنيف نوعه؟

1-5- أهمية البحث:

❖ تحديد موقع الورم وحجمه ونوعه (ورم حميد أو ورم خبيث) بحيث يكون هذا النظام عنصراً داعماً للقرار الطبي في التشخيص.

❖ تقليل أخطاء التشخيص.

❖ تسريع عملية التشخيص.

1-6- الهدف من البحث:

بناء نظام تشخيصي للأورام يكون قادراً على تجزئة الورم الدماغي وتصنيفه (حميد أو خبيث) من صور التجاوب المغناطيسي باستخدام خوارزميات معالجة الصورة والذكاء الصناعي، بحيث يكون نظام متكامل ذو وثوقيه عالية مصحوباً بواجهة برمجية تتيح للمستخدم سهولة التعامل مع النظام المطور سواء من حيث إدخال الصورة أو من حيث الحصول على التشخيص المطلوب.

1-7- مراحل البحث:

1. تأمين قاعدة بيانات تم تصنيفها على أنها ورم دماغي حميد وورم دماغي خبيث.
2. تطبيق مرحلة معالجة أولية لإزالة الجمجمة وتحسين الصورة.
3. التجزئة باستخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K للحصول على المنطقة ذات الأهمية (Region of interest).
4. استخلاص ثمانية خصائص للتركيب باستخدام مصفوفة الحدوث الرمادي وثلاث خصائص للشكل باستخدام خوارزمية المناطق المتصلة.
5. التصنيف باستخدام مصنف الغابة العشوائية.
6. بناء واجهة برمجية للمستخدم.

1-8- مكونات الأطروحة:

تتكون هذه الأطروحة من الفصول التالية:

الفصل الأول: المقدمة.

الفصل الثاني: أورام الدماغ والكشف عنها

نستعرض في هذا الفصل التركيب التشريحي للدماغ ووظيفة كل جزء باختصار، بالإضافة لأخذ لمحة عن أورام الدماغ وأنواعها ومبدأ التصوير بالتجاوب المغناطيسي وما هي أنواع أجهزة التصوير بالتجاوب المغناطيسي وما هي الفوائد والمخاطر لاستخدام التصوير بالتجاوب المغناطيسي؟

الفصل الثالث: الدراسات المرجعية

يستعرض هذا الفصل أهم الأبحاث التي تم إجراؤها في هذا المجال ومقارنة أداء هذه الدراسات المرجعية.

الفصل الرابع: الأسس النظرية للبحث.

يعرض هذا الفصل شرحاً للأسس النظرية للتقنيات المستخدمة في الخوارزمية المقترحة.

الفصل الخامس: التنفيذ العملي

يقدم الأسس العملية للبحث متضمناً شرحاً تفصيلياً لمراحل الخوارزمية المقترحة. كما يعرض خطوات اختبار الخوارزمية على صور مشخصة من قاعدة البيانات لتقييم أداء الخوارزمية، وأخيراً الواجهة الحاسوبية للمستخدم التي تم تصميمها.

الفصل السادس: النتائج.

يتضمن هذا الفصل عرضاً مفصلاً للنتائج.

الفصل السابع: الخاتمة والآفاق المستقبلية.

يتضمن هذا الفصل خلاصة البحث وما هي التوصيات المقترحة.

الفصل الثاني: أورام الدماغ والكلى

عنها

المحتويات:

- مقدمة
 - الدماغ
 - أجزاء الدماغ
 - أورام الدماغ
 - التصوير بالتجاوب المغناطيسي
 - أنواع أجهزة التصوير بالتجاوب المغناطيسي
 - مزايا التصوير بالتجاوب المغناطيسي
 - مخاطر التصوير بالتجاوب المغناطيسي
-

2-1- مقدمة:

نستعرض في هذا الفصل التركيب التشريحي للدماغ ووظيفة كل جزء باختصار، بالإضافة لإخذ لمحة عن أورام الدماغ وأنواعها ومبدأ التصوير بالتجاوب المغناطيسي وما هي أنواعه وما هي الفوائد والمخاطر لاستخدامه.

2-2- الدماغ (Brain):

الدماغ هو أحد أكبر الأعضاء وأكثرها تعقيدًا في جسم الإنسان. يتكون الدماغ من أكثر من 100 مليار من الأعصاب التي تتواصل مع بعضها عن طريق المشابك العصبية المحمية داخل الجمجمة، وللدماغ وظائف عديدة منها معالجة المعلومات وتنظيم ضغط الدم والتنفس وإطلاق الهرمونات والإحساس. يتكون من ثلاث أجزاء أساسية وهي المخ والمخيخ وجذع الدماغ والدماغ البيني [5]، كما يوضح الشكل (2-1).



الشكل (2-1) أجزاء الدماغ [5].

2-3- أجزء الدماغ:

2-3-1- المخ (Cerebrum): يشغل المخ الجزء الأكبر من الدماغ، ويتكون من نصفي الكرة المخية الأيمن والأيسر، ويؤدي الوظائف العليا، مثل: تفسير اللمس والرؤية والسمع فضلاً عن الكلام والمنطق والعواطف والتعلم والتحكم الدقيق في الحركة [5]. ومن الجدير بالذكر أن نصفي الكرة المخية الأيمن والأيسر يرتبطان معاً بواسطة حزمة من الألياف تسمى الجسم الثفني (Corpus Callosum) الذي يعمل على نقل الرسائل من جانب إلى آخر، ويتحكم كل نصف من الكرة المخية في الجانب الآخر المعاكس من الجسم، فإذا حدثت سكتة دماغية على الجانب الأيمن من الدماغ، فقد يؤدي ذلك إلى ضعف أو شلل في الذراع أو الساق اليسرى. وغالباً لا يشترك نصفي الكرة المخية في نفس الوظائف، حيث يتحكم نصف الكرة الأيسر في الكلام والفهم، والحساب والكتابة بينما يتحكم نصف الكرة الأيمن في الإبداع والمهارات الفنية والموسيقية ويعد نصف الكرة الأيسر هو السائد استخدامه في اليد واللغة في حوالي 92 ٪ من الناس [6].

ينقسم كل نصف من الكرة المخية إلى مناطق رئيسية تسمى الفصوص، ويرتبط كل منها بوظائف مختلفة، وهي كما يأتي [6]:

2-3-1-1- الفصوص الأمامية (Frontal lobes): تُعد الفصوص الأمامية أو الجبهية من أكبر الفصوص، وتقع في الجزء الأمامي من الدماغ، وتعمل على تنسيق السلوكيات عالية المستوى، مثل المهارات الحركية وحل المشكلات وإصدار الأحكام والتخطيط والاهتمام، كما تقوم بإدارة العواطف والتحكم في نبضات القلب.

2-3-1-2- الفصوص الجدارية (Parietal lobes): تقع الفصوص الجدارية خلف الفصوص الأمامية، وتشارك في تنظيم وتفسير المعلومات الحسية القادمة من أجزاء أخرى من الدماغ.

2-3-1-3- الفصوص الصدغية (Temporal lobes): توجد الفصوص الصدغية على جانبي الرأس على نفس مستوى الأذنين، وتعمل على تنسيق وظائف محددة، بما في ذلك الذاكرة البصرية مثل التعرف على الوجه، والذاكرة اللفظية مثل فهم اللغة، وتفسير عواطف وردود أفعال الآخرين.

2-3-1-4- الفصوص القفوية (Occipital lobes): تقع الفصوص القفوية في الجزء الخلفي من الدماغ، وترتبط بتفسير المحفزات والمعلومات البصرية، وتقع القشرة البصرية الأساسية التي تستقبل وتفسر المعلومات من شبكية العين في الفص القفوي، ويمكن أن يتسبب تلف هذا الفص في مشاكل بصرية مثل صعوبة التعرف على الأشياء، وعدم القدرة على تحديد الألوان، وصعوبة في التعرف على الكلمات [7].

2-3-2- جذع الدماغ (Brain Stem): يقع جذع الدماغ أمام المخيخ ويتصل بالحبل الشوكي، ويتكون من ثلاثة أجزاء رئيسية [8]:

2-3-2-1- الدماغ المتوسط (Midbrain): يساعد الدماغ المتوسط على التحكم في حركة العين ومعالجة المعلومات البصرية والسمعية.

2-3-2-2- الجسر (Pons): يعد الجسر الجزء الأكبر من جذع الدماغ، ويقع أسفل المخ الأوسط، وهو عبارة عن مجموعة من الأعصاب التي تساعد على ربط أجزاء مختلفة من الدماغ ببعضها البعض، كما يحتوي الجسر على بداية بعض الأعصاب القحفية، كما تشارك هذه الأعصاب في حركات الوجه ونقل المعلومات الحسية.

2-3-2-1- النخاع المستطيل (Medulla oblongata): يشغل النخاع المستطيل الجزء الأدنى من الدماغ، وهو بمثابة مركز تحكم لوظائف القلب والرئتين، كما يساهم في تنظيم العديد من الوظائف المهمة، بما في ذلك التنفس والعطاس والبلع.

2-3-3- المخيخ (Cerebellum): يقع المخيخ خلف جذع الدماغ وهو عبارة عن كتلة دائرية ترتبط بالدماغ بواسطة سُبُل عصبية سميكة (Nerve tracts) ويبدو مشابهاً للمخ الذي هو الكتلة الرئيسية للدماغ، ويساهم بشكل رئيسي بالحفاظ على توازن الجسم وتنسيق الحركة. عادة ما تسبب الإصابات أو الأمراض التي تصيب المخيخ اضطرابات عصبية عضلية، ولا سيما ترنح، أو اضطرابات في حركات الأطراف المنسقة، وقد يؤدي فقدان التحكم العضلي المتكامل إلى حدوث هزات في الجسم وصعوبة في الوقوف [9].

2-3-4- الدماغ البيني (Diencephalon): يقع الدماغ البيني في قاعدة الدماغ، ويحتوي على ما يأتي [8]:

2-3-4-1- المهاد (Thalamus): يعمل المهاد كناقل للإشارات العصبية التي تصل إلى الدماغ، كما يشارك في الوعي والذاكرة والنوم.

2-3-4-2- فوق المهاد (Epithalamus): يعمل فوق المهاد كحلقة وصل بين الجهاز الحوفي (limbic system) وأجزاء أخرى من الدماغ، ويعد الجهاز الحوفي جزءاً من الدماغ الذي يتأثر بالعاطفة والذاكرة طويلة المدى والسلوك.

2-3-4-3- تحت المهاد (Hypothalamus): يساهم تحت المهاد في الحفاظ على توازن جميع وظائف الجسم، ويقوم بذلك عن طريق الحفاظ على الدورات الفيزيولوجية اليومية، مثل دورة النوم والاستيقاظ، والسيطرة على الشهية، وتنظيم درجة حرارة الجسم، والسيطرة على إنتاج الهرمونات.

2-4- أورام الدماغ:

تعتبر أورام الدماغ من أسوأ الأورام التي تصيب الإنسان لأنها بما تسببه من شلل وإعاقة قد تعني حياة مليئة بالمآسي والأحزان خاصة عندما يتأخر تشخيص هذه الأورام، لذلك يجب على جميع الأطباء أن يكونوا على علم ودراية بتشخيص هذه الحالات بشكل مبكر وإحالتها إلى أصحاب الاختصاص، وذلك ليتسنى علاجها بشكل مبكر، وبالتالي إنقاذ المريض من العواقب السيئة لتطور هذه الإصابات. حيث تشكل نسبة الإصابة بها حوالي 5% من الأورام عامةً، وتعتبر الأورام الخبيثة منها أكثر شيوعاً من الأورام السليمة، إلا أن الكثير من الأورام الخبيثة وخاصة الانتقالات الورمية الثانوية قد لا تصل إلى أخصائي الجراحة العصبية إذا لم يتم الكشف عنها في المراحل المبكرة. تحدث أورام الدماغ عند جميع الأعمار ولكن يلاحظ ذروتي حدوث الأولى في مرحلة الطفولة أي من 5 إلى 10 سنوات، والثانية في مرحلة الكهولة أي من 30 إلى 60 سنة [5].

2-4-1- التشرح المرضي لأورام الدماغ:

تشتمل الأورام الدماغية على الأورام السليمة والخبيثة، فالأورام السليمة تتألف من خلايا سليمة غير سرطانية، ولها عادةً حدود واضحة وعادة لا ترتشح في الأنسجة المجاورة، ولذلك يمكن عادة استئصالها بشكل كامل، ومن النادر أن تنكس إلا أنها قد تتحول لأورام خبيثة مع مرور الوقت ويسمى ذلك بالتحول الخبيث (Malignant transformation) كالورم الدبقي درجة I أو درجة II الذي قد يتحول إلى درجة III أو درجة IV ، هذا وقد يختلف مفهوم التمييز بين السلامة والخباثة في الأورام الدماغية عنه في الأورام الأخرى في بقية أنحاء الجسم، فحتى الأورام السليمة داخل القحف قد يكون لها تأثيرات مخربة إذا تركت لتنمو لأحجام كبيرة نسبياً داخل تجويف القحف المغلق، كما أن بعض الأورام على الرغم من أنها قد تكون سليمة إلا أنها قد ترتشح ضمن نسيج الدماغ السليم المجاور، أو قد تحتل مكاناً وظيفياً مهماً مثل جذع الدماغ مما يمنع إجراء الاستئصال التام.

أما الأورام الخبيثة داخل القحف فتتميز بكون حدودها غير واضحة، وبالنمو السريع، ونسيجياً تتميز بقلة التمايز، والزيادة الخلوية والتتخُّر وتعدد أشكال الخلايا وفرط التكاثر الوعائي، ولكن نادراً ما تعطي الأورام الدماغية الخبيثة انتقالات خارج القحف [5].

2-5- التصوير بالتجاوب المغناطيسي:

يسمح التصوير بالتجاوب المغناطيسي (MRI) لنا برؤية ما بداخل جسم الإنسان بتفاصيل مذهلة، باستخدام مغناط وموجات الراديو. تم تصميم أول ماسح للتصوير بالتجاوب المغناطيسي استُخدم في تصوير الجسم البشري في نيويورك عام 1977. ومنذ ذلك الحين، قطعت التكنولوجيا شوطاً طويلاً وتقدمت تقدماً مذهلاً. ويستخدم الأطباء الآن التصوير بالتجاوب المغناطيسي كثيراً للنظر داخل جسم الإنسان. هذا لأن التصوير بالتجاوب المغناطيسي لا يحتوي على إشعاع، مثل الأشعة السينية أو الأشعة المقطعية، ولأن هناك المزيد من أجهزة التصوير بالتجاوب المغناطيسي التي يتم تركيبها في جميع أنحاء العالم [10].

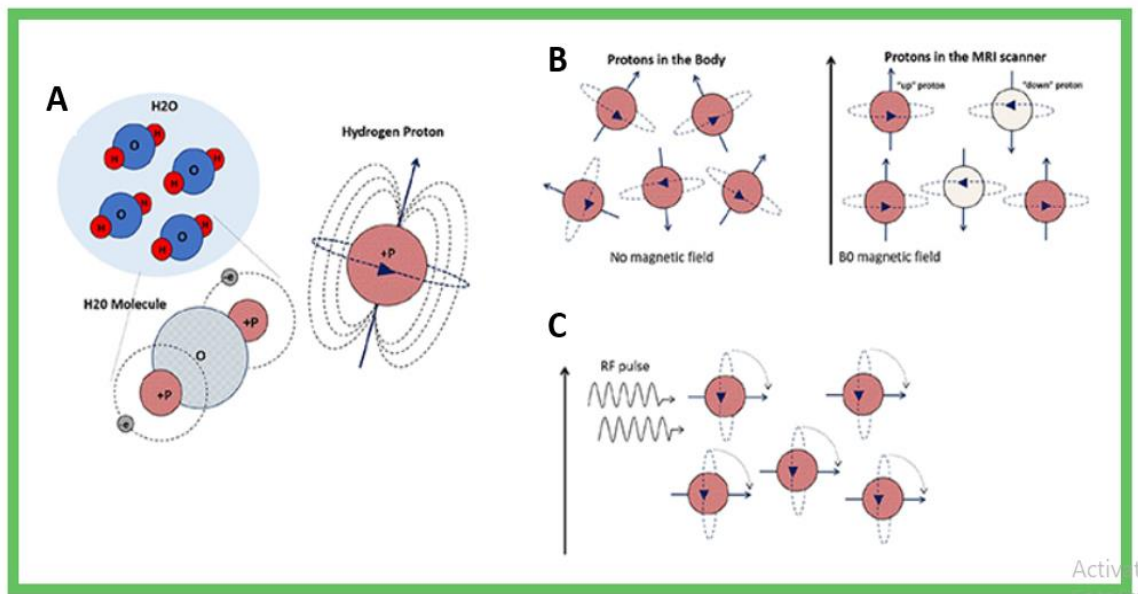
2-5-1- المغناطيس المستخدم في التصوير بالتجاوب المغناطيسي:

ماسح التصوير بالتجاوب المغناطيسي هو عبارة عن مغناطيس عملاق. ويجري قياس قوة المغناطيس بوحدة تُسمى تسلا (T). تبلع قوة المجال المغناطيسي لمعظم ماسحات التصوير بالتجاوب المغناطيسي المستخدمة في المستشفيات والعيادات الطبية 1.5 أو 3 تسلا. يستخدم التصوير بالتجاوب المغناطيسي المجالات المغناطيسية وموجات الراديو لقياس حركة ذرات الهيدروجين في الماء، ثم استخدام هذه المعلومات لإنشاء صورة تفصيلية. تكون الصور مفصلة للغاية لأن جسم الإنسان يتكون من حوالي 65% من الماء، لذلك لديه الكثير من الإشارات لقياسها. يتألف جزيء الماء (H_2O) من ذرتي هيدروجين وذرة أكسجين. ذرتا الهيدروجين (H) هما الجزء الذي يجعل الماء مهمًا بالنسبة للتصوير بالتجاوب المغناطيسي، وهو الجزء المستخدم لقياس الإشارة الصادرة عن الجسم عندما القيام بفحص التصوير بالتجاوب المغناطيسي.

في أي لحظة من الزمن، تكون مليارات بروتونات الهيدروجين جميعها في جسم الإنسان في مواقع عشوائية وتدور على محاورها. ومع ذلك، عندما يتم وضع بروتونات الهيدروجين التي تدور بشكل عشوائي داخل ماسح التصوير بالتجاوب المغناطيسي، فإن محاورها تُعدل محاذاتها مع المجال المغناطيسي الأقوى للماسح. يسمى المجال المغناطيسي للماسحات بمجال B_0 المجال المغناطيسي الأساسي لماسح التصوير بالتجاوب المغناطيسي. سيكون دائماً عدد البروتونات المتجهة للأعلى أكبر قليلاً من البروتونات المتجهة للأسفل وهذه المغناط الصغيرة تلغي بعضها البعض تقريباً، ليتبقى فقط المجال المغناطيسي المتولد من نسبة صغيرة من البروتونات المتجهة للأعلى الإضافية، وهذا هو المجال المغناطيسي الصغير الذي يمكن قياسه باستخدام التصوير بالتجاوب المغناطيسي.

يبين الشكل (2-2) بروتونات الهيدروجين وكيف تسلك في المجال المغناطيسي، (A-2-2) يتألف الماء من ذرتي هيدروجين وذرة أكسجين واحدة. تحتوي نواة الهيدروجين الموضحة باللون الأحمر بالرمز +P على شحنة موجبة واحدة وهو بروتون يدور حول محوره، ويعمل كمغناطيس صغير. (B-2-2) في ماسح التصوير بالتجاوب المغناطيسي، تصطف البروتونات في اتجاه المجال المغناطيسي B_0 ، وبعضها يتجه للأعلى (باللون الأحمر)، وعدد قليل منها إلى حدٍ ما يتجه للأسفل (باللون الأبيض). في إجمالي المجال المغناطيسي المتولد من جميع

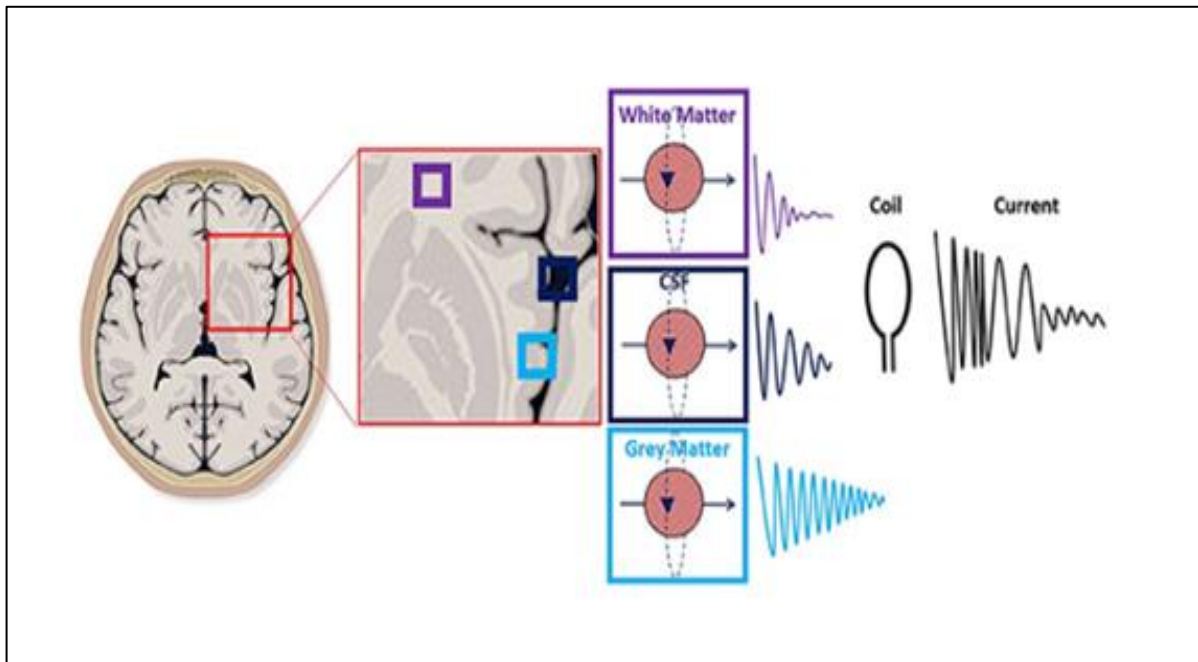
بروتونات الهيدروجين، تلغي جميع بروتونات الهيدروجين بعضها البعض تقريبًا، لتترك فقط المجال المغناطيسي المتولد من نسبة صغيرة من البروتونات المتجهة للأعلى الإضافية، وهذا هو المجال المغناطيسي الصغير الذي يمكن قياسه باستخدام التصوير بالتجاوب المغناطيسي. (2-2-C) عندما يتم تشغيل موجة التردد الراديوي بتردد مماثل لتردد الحركة المدارية للبروتون، فإن البروتونات “المتجهة لأعلى” تنقلب بعيدًا عن المجال المغناطيسي B_0 ، لأنها تمتص طاقة التردد الراديوي.



الشكل (2-2) بروتونات الهيدروجين وكيف تسلك في المجال المغناطيسي: (A) يتألف الماء من ذرتي هيدروجين وذرة أكسجين واحدة. تحتوي نواة الهيدروجين (الموضحة باللون الأحمر بالرمز P^+) على شحنة موجبة واحدة - وهو بروتون يدور حول محوره، ويعمل كمغناطيس صغير، (B) في ماسح التصوير بالرنين المغناطيسي، تصطف البروتونات في اتجاه المجال المغناطيسي B_0 ، وبعضها يتجه للأعلى (باللون لأحمر)، وعدد قليل منها إلى حدٍ ما يتجه لأسفل (باللون الأبيض). (C) عندما يتم تشغيل موجة التردد الراديوي بتردد مماثل لتردد الحركة المدارية للبروتون، فإن البروتونات المتجهة للأعلى تنقلب بعيدًا عن مجال B_0 ، لأنها تمتص طاقة التردد الراديوي [10].

2-5-2- كيف نحصل على الصورة من هذه البروتونات؟

عند إيقاف تشغيل نبضة التردد الراديوي، تنقلب البروتونات مرة أخرى نحو المجال المغناطيسي الرئيسي B0 فتنبعث منها طاقة. تنتج الأنسجة المختلفة في الجسم كميات مختلفة من الطاقة. لقياس هذه الطاقة المنبعثة يحتاج إلى ملف مغناطيسي يتم وضعه حول جزء الجسم المراد تصويره كما يبين الشكل (2-3). يعمل الملف باعتباره قرن استشعار ويكشف عن الطاقة الصادرة في شكل تيار كهربائي. يتم تحويل التيار الكهربائي عبر جهاز الحاسوب باستخدام عملية حسابية رياضية يُطلق عليها عملية تحويل فورييه وهي عملية حسابية رياضية تستخدم لتحويل التيار الكهربائي في الملف إلى صورة. نظرًا لأن البروتونات الموجودة في أنواع مختلفة من الأنسجة في الدماغ، مثل المادة الرمادية والمادة البيضاء والدم، تُصدر جميعها كميات مختلفة من الطاقة، فإن نتيجة الطاقة المحولة هي صورة مفصلة للأنسجة داخل الدماغ [10].



الشكل (2-3) تشكّل صورة الدماغ [10].

2-6- أنواع أجهزة التصوير بالتجاوب المغناطيسي:

2-6-1- أجهزة التجاوب المغناطيسي المغلقة: أجهزة التجاوب المغناطيسي المغلقة هي أجهزة عالية المجال

المغناطيسي حيث يتراوح مداه بين 1.5 إلى 3 تسلا. وهي أجهزة مغلقة تشبه النفق. تعطي صور ذات دقة عالية جداً.



الشكل (2-4) جهاز تجاوب مغناطيسي مغلق [11].

2-6-2- أجهزة التجاوب المغناطيسي المفتوحة: يستخدم في أجهزة التجاوب المغناطيسي المفتوحة مجال

مغناطيسي منخفض تتراوح شدته بين 0.23 و 0.3 تسلا. وأجهزة التجاوب المغناطيسي المفتوحة مناسبة للمرضى الذين لا يستطيعون الفحص بواسطة الأجهزة المغلقة لبعض الحالات مثل السمنة أو الذين لديهم حساسية وضيق تنفس شديدين. وأجهزة التجاوب المغناطيسي المفتوحة بديلة للأجهزة المغلقة إلا أنها تتطلب وقتاً أطول في الفحص.



الشكل (5-2) جهاز تجاوب مغناطيسي مفتوح [11].

2-6-3- أجهزة التجاوب المغناطيسي العمودية: تناسب هذه الأجهزة بعض الفحوصات التي تتطلب وقوف

الجسم، مثل تشخيص المفاصل والعمود الفقري.



الشكل (6-2) جهاز تجاوب مغناطيسي عمودي [11].

2-6-4- أجهزة التجاوب المغناطيسي لتصوير الأطراف: تستخدم هذه الأجهزة لفحص أجزاء صغيرة ومحددة

من الجسم مثل الرسغين والمرفقين والركبتين. وهذه الأجهزة ليست متوفرة في الكثير من المراكز.



الشكل (7-2) جهاز تجاوب مغناطيسي محدود [11].

7-2- مزايا التصوير بالتجاوب المغناطيسي:

1. لا تستخدم أية اشعاعات متأينة في التجاوب المغناطيسي.
2. تشخيص مدى واسع من الأمراض مثل الأورام والقلب والأوعية الدموية وتشوهات العضلات والعظام والمفاصل.
3. وسيلة تشخيص مفيدة للحامل والأطفال.
4. لا يسبب أي ألم عند إجراؤه [11].

8-2- مخاطر التصوير بالتجاوب المغناطيسي:

- لم يتم رصد أي مخاطر صحية مترتبة على التعرض لأجواء التجاوب المغناطيسي، لكن ما يجب معرفته أن محيط التجاوب المغناطيسي يحتوي على مجال مغناطيسي قوي جداً، وطاقة أشعة راديوية، لذلك يجب مراعاة ما يلي:
1. يجذب المجال المغناطيسي المعادن صغيرة كانت أم كبيرة مما يتسبب بتدمير جهاز التجاوب المغناطيسي أو إيذاء المريض نفسه، لذلك يجب الانتباه لعدم حيازة المرضى لأي جسم معدني أثناء التصوير.

2. يتغير مقدار قوة المجال المغناطيسي من فترة لأخرى، مما يتسبب بإطلاق صوت مزعج جداً قد يؤدي حاسة السمع إذا لم يتم ارتداء الواقي المناسب للأذن، ويمكن أن يؤدي لتحفيز عصبي يتحول إلى الشعور بوخزات مؤلمة.

3. تتسبب الترددات الراديوية المستخدمة في التصوير في ارتفاع درجة حرارة الجسم [11].

الفصل الثالث: الدراسات المرجعية

المحتويات:

مقدمة.

الدراسات المرجعية.

نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية.

التعليق على الدراسات المرجعية.

3-1- المقدمة:

ازدادت الحاجة إلى تطوير نظام آلي بالكامل للكشف عن أورام الدماغ من صور التجاوب المغناطيسي وتحديد حجمه وموقعه وتصنيفه، لذلك تم تقديم العديد من الأبحاث السابقة من قبل باحثين مختلفين بنتائج جيدة، سنستعرض في هذا الفصل أهم الدراسات المرجعية في مجال البحث.

اعتمدت الدراسات في تقييم أداء أنظمة التشخيص على طريقتين وهما:

✚ تقييم مرحلة التجزئة: قياس مدى تطابق المنطقة ذات الأهمية التي تم الحصول عليها من مرحلة التجزئة مع الصورة المجزأة من قبل المختص (الحقيقة المرجعية) عن طريق حساب عدد البيكسلات الكلي لكل من الصورة المجزأة والحقيقة المرجعية وحساب مجموعة من البارامترات الاحصائية لكل صورة على حدا ثم حساب المتوسط الحسابي لكل النتائج.

✚ تقييم مرحلة التصنيف: قياس التوافق بين قرار الطبيب بنوع الورم وخرج النظام عن طريق حساب مجموعة من البارامترات الاحصائية، مثل: الدقة والحساسية والنوعية.

3-2- الدراسات المرجعية:

الدراسة الأولى:

أجريت هذه الدراسة في عام 2017 بعنوان الكشف الآلي عن أورام الدماغ والتجزئة باستخدام الأشجار ذات الدرجة الكبيرة من العشوائية (Extremely Randomized Trees ERT) بالاعتماد على البيكسل الفائق (super pixel) في صور التجاوب المغناطيسي. اقترح الباحثون Soltaninejad وزملاؤه خوارزمية آلية بالكامل لتحديد الأنسجة غير طبيعية في الدماغ بالاعتماد على تقنية البيكسل الفائق وتصنيف كل بيكسل بحسب الخصائص المستخلصة منه باستخدام مصنف ERT. اعتمد الباحثون قاعدتي بيانات تم تشخيصها بأنها أورام دبقية Glioma بدرجات متفاوتة، قاعدة البيانات الأولى من مركز الرعاية الصحية (General Electric GE) في الولايات المتحدة

الأمريكية: عددها 19 صورة تتفاوت درجة الورم الدبقي فيها من الدرجة الثانية إلى الدرجة الرابعة، قاعدة البيانات الثانية من موقع BRATS 2012: عددها 30 صورة، 10 لأورام دبقيّة من الدرجة الأولى والثانية، 20 لأورام دبقيّة من الدرجة الثالثة والرابعة. البرنامج Matlab 2015b. منهجية البحث تتألف من الخطوات التالية:

➤ مرحلة المعالجة الأولية: تتضمن إزالة الجمجمة وتطبيق خوارزمية مطابقة الهيستوغرام للتأكد من أن كل البيانات لها مجال ديناميكي متشابه.

➤ مرحلة تجزئة البيكسل الفائق واستخلاص واختيار الخصائص: تتضمن تقسيم الصورة إلى أجزاء لها حجم وشدة متماثلة تقريباً باستخدام طريقة التجميع التكراري الخطي البسيط (the simple linear iterative clustering SLIC) يعتبر البيكسل الفائق هو المركز الهندسي لكل جزء ويتم تحديث احداثيات المركز مع كل تكرار، ثم استخلاص مجموعة من الخصائص الإحصائية والشكلية (الكسور fractal والانحناءات curvature) من كل جزء، وأخيراً اختيار الخصائص المترابطة باستخدام تقنية الحد الأدنى من التكرار الحد الأقصى من الارتباط (the Minimum Redundancy Maximum Relevance mRMR) لزيادة سرعة ودقة التصنيف.

➤ مرحلة التصنيف وتحديد الورم على الصورة: باستخدام مصنف ERT تم تصنيف كل بيكسل فائق. قارن الباحثون بين نتائج مصنف ERT ونتائج آلة المتجه الداعم (Support Vector Machine SVM) من حيث الإحكام والحساسية لكلا القاعدتين، بالنسبة للقاعدة الأولى كانت نتائج الإحكام والحساسية لمصنف ERT هي 87.86%، 89.48% على التوالي ونتائج الإحكام والحساسية لمصنف SVM هي 83.59%، 87.82% على التوالي. أما القاعدة الثانية كانت نتائج الإحكام والحساسية لمصنف ERT هي 89.09%، 88.09% على التوالي ونتائج الإحكام والحساسية لمصنف SVM هي 83.79%، 82.72% على التوالي. نلاحظ بأن مصنف ERT أفضل من مصنف SVM [12].

الدراسة الثانية:

أجريت هذه الدراسة في عام 2017 بعنوان الكشف عن أورام الدماغ باستخدام المصنفات. اقترح Giraddi وزملاؤه خوارزمية آلية لتصنيف أورام الدماغ (حميد أو خبيث) باستخدام مصنف SVM، نوع الصور MRI. قاعدة البيانات 50 صورة أبعادها 415*415، تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 80% للتدريب و20% للاختبار باستخدام برنامج MATLAB. منهجية البحث تتألف من الخطوات التالية:

- مرحلة المعالجة الأولية.
- مرحلة التجزئة: باستخدام عتبة اوتسو OTSU.
- استخلاص الخصائص: استخلاص مجموعة من خصائص التركيب من مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك (التباين، الارتباط، الطاقة، التجانس) واستخدم تقنية تحليل العناصر الرئيسية (Principal Component Analysis PCA) لتخفيض أبعاد قاعدة البيانات التي تتكون من عدد كبير من المتغيرات المتشابهة والاحتفاظ بالمتغيرات المختلفة فقط.
- مرحلة التصنيف: باستخدام مصنف SVM وتم تحليل دقة التصنيف بتغيير تابع النواة كالتالي (الخطي 80%، التربيعي 65%، تابع الأساس الشعاعي 70%، متعدد الحدود 70%)، وحقق التابع الخطي أعلى دقة في التصنيف [13].

الدراسة الثالثة:

أجريت هذه الدراسة في عام 2019 بعنوان تصنيف أورام الدماغ باستخدام خصائص الشكل، اقترح Asodekar وزملاؤه خوارزمية آلية لتصنيف أورام الدماغ (حميد أو خبيث) باستخدام مصنف الغابة العشوائية RF ومصنف SVM والمقارنة بينهما من حيث الأداء. نوع الصور المستخدمة MRI، من موقع BRATS 2015 وعددها 210، تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 66% للتدريب و34% للاختبار، البرنامج المستخدم MATLAB. منهجية البحث مكونة من ثلاث مراحل أساسية وهي:

➤ الحصول على المنطقة ذات الأهمية: تحويل الصورة إلى صورة ثنائية، ثم تطبيق بعض العمليات المورفولوجية.

➤ استخلاص الخصائص: المركز ومعامل الاستدارة والمدى.

➤ التصنيف: يتم في هذه المرحلة تصنيف الورم إلى ورم حميد أو خبيث باستخدام مصنف الغابة العشوائية

RF ومصنف SVM والمقارنة بينهم من حيث الأداء. أفضل نتائج حققها مصنف الغابة العشوائية فكانت

الدقة 81.90% والحساسية 81.81% والنوعية 81.96% [14].

الدراسة الرابعة:

أجريت هذه الدراسة في عام 2019 بعنوان تطوير نظام ذكي للتصنيف الآلي للصور الطبية، اقترح Alshikha خوارزمية آلية لتصنيف ثلاث أنواع من الصور (ورم دقيقي، ورم سحائي meningioma، دماغ طبيعي) باستخدام سلسلة من الخوارزميات المطورة المتتالية وفق مراحل متسلسلة ومصنف SVM. نوع الصور المستخدمة MRI، وعددها 232، تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 146 صورة للتدريب و 86 صورة للاختبار، البرنامج المستخدم MATLAB 2015a. منهجية البحث مكونة من ثلاث مراحل أساسية وهي:

➤ مرحلة المعالجة الأولية: تم تطوير خوارزمية خاصة (خوارزمية الأثر) لإزالة المعلومات النصية الموجودة

على الصورة لإبقاء الصورة بمحتواها الرسومي فقط، وتم تطوير خوارزمية أخرى (خوارزمية الأثر المعدلة)

لإزالة الجمجمة من الصورة. تم بعد ذلك تحسين الصورة الطبية باستخدام خوارزمية معادلة الرسم البياني

(Histogram equalization)، وخوارزمية إزالة الضجيج من الصورة الطبية باستخدام المرشح الأوسطي

ثم تم تطوير خوارزميات خاصة بكشف الحواف اعتماداً على توابع الغاوصيان واللابلاسيان.

➤ استخلاص خصائص التركيب (الطاقة، انتروبيا، التباين، التجانس) باستخدام مصفوفة الحدوث المشترك

ذات المستوى الرمادي.

➤ التصنيف: تم تدريب مصنف أول لتصنيف الصور بين طبيعية وغير طبيعية ومصنف ثاني لتصنيف

الصور بين ورم دقيقي ومرض meningioma

➤ استرجاع الصور بناءً على المحتوى: الصورة التي تحتوي على الورم الدبقي يتم تمريرها إلى خوارزمية التجزئة الجينية المطورة لعزل منطقة الورم واستخراج خصائص الشكل (المساحة والمحيط والمركز) لتمثل مع بعضها شعاع خصائص الشكل للصور ثم المقارنة بين قاعدتي بيانات التدريب والاختبار باستخدام المسافة الاقليدية وربط كل صورة من بيانات الاختبار مع أقرب مسافة اقليدية بما يقابلها من قاعدة بيانات التدريب ليتم استرجاع الصورة المشابهة والتشخيص الطبي المرفق بها في قاعدة بيانات صور الاختبار.

أفضل نتائج حققها مصنف SVM باستخدام نواة التابع الغاوسي فكانت الدقة 86.04% والحساسية 91.54% والنوعية 90%. ودقة استرجاع الصورة 87.5 % [11].

الدراسة الخامسة:

أجريت هذه الدراسة في عام 2021 بعنوان تصنيف أورام الدماغ في صور التجاوب المغناطيسي باستخدام تقانة نقل التعلّم، اقترح الباحث Pudir وزميله استخدام نموذج VGG16 المدرب مسبقاً على قاعدة بيانات Image Net لتدريبه على صور التجاوب المغناطيسي للتصنيف بين الورم الدماغي والدماغ الطبيعي باستخدام مكتبات Python. نوع الصور المستخدمة MRI، عددها 5000 صورة بصيغة Dicom تم تحويلها إلى صيغة PNG، 2500 صورة تمثل أورام دبقية بدرجات مختلفة و2500 صورة تمثل دماغ طبيعي، تم تقسيم قاعدة البيانات بشكل عشوائي إلى 60% للتدريب و20% للتحقق و20% للاختبار. منهجية البحث مكونة من المراحل التالية وهي:

➤ تعزيز البيانات Data Augmentation

➤ تدريب نموذج VGG16 على قاعدة البيانات ثم التحقق منه وحساب الدقة

➤ اختبار النموذج.

قيّم الباحثون أداء النموذج بمرحلتي التدريب والتحقق عن طريق حساب الدقة فكانت نتيجة الدقة في مرحلة التدريب 95.22% ونتيجة الدقة في مرحلة التحقق 97.13% بينما في مرحلة الاختبار فكانت نتيجة الدقة 91.8% والحساسية 86.2% والإحكام 97.07% ومقياس F1 91.31% [15].

الدراسة السادسة:

أجريت هذه الدراسة في عام 2022 بعنوان نموذج ذكي لتحديد ورم الدماغ باستخدام التعلم العميق، اقترح Khan وزملاؤه نموذج قائم على التعلم العميق الهرمي Hierarchical Deep Learning لتصنيف أربع أنواع من الصور (ورم دقيقي، ورم سحائي، ورم بالغدة النخامية، دماغ طبيعي) باستخدام الشبكات العصبية الالتفافية Convolutional Neural Network. نوع الصور المستخدمة MRI، من موقع Kaggle وعددها 3264 تتألف من (926 صورة لورم دقيقي، 937 لورم سحائي، 901 صورة لورم بالغدة النخامية، 500 صورة لدماغ طبيعي) تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 87% للتدريب و 13% للتحقق، البرنامج المستخدم MATLAB 2020. منهجية البحث مكونة من ثلاث مراحل أساسية وهي:

➤ تعزيز البيانات.

➤ استخلاص الخصائص باستخدام مجموعة من طبقات التجميع Pooling Layer.

➤ التصنيف باستخدام الطبقة المتصلة كلياً Fully Connected Layer ويكون خرجها أربع أصناف.

قيم الباحثون أداء الشبكة بمرحلتي التدريب والتحقق عن طريق حساب الدقة ومعدل الخطأ فكانت نتيجة مرحلة التدريب للدقة 94.84% ومعدل الخطأ 5.16% بينما في مرحلة الاختبار فكانت نتيجة الدقة 92.13% ومعدل الخطأ 7.87% [16].

الدراسة السابعة:

أجريت هذه الدراسة في عام 2022 استخدم Singh الشبكات الالتفافية العصبونية القائمة على المنطقة Region Based Convolutional Neural Network في تدريب نموذج ResNet لتجزئة أورام الدماغ. قاعدة بيانات Brats 2020 وعددها 369 صورة ثلاثية الأبعاد (155*214*214) قام بتحويلها إلى شرائح ثنائية الأبعاد وبلغ العدد النهائي للصور 57195 صورة، تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 90% للتدريب و 10% للاختبار وتم تقسيم قاعدة بيانات التدريب إلى 90% للتدريب و 10% للتحقق. منهجية البحث مكونة من ثلاث مراحل أساسية وهي:

➤ تعزيز البيانات.

➤ تدريب نموذج ResNet 101 المدرب مسبقاً على قاعدة بيانات Image Net على قاعدة بيانات أخرى

لاكتشاف الالتهاب في الرئة RSNA .

➤ تدريب النموذج النهائي على قاعدة بيانات البحث بعد زيادتها.

قيّم الباحث أداء الشبكة بمرحلة الاختبار عن طريق حساب مقياس F والحساسية والإحكام، وكانت النتائج كالتالي:

مقياس F 0.75، الحساسية 72%، الإحكام 79% [17].

3-3- نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية:

يبين الجدول (3-1) نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية من حيث الهدف من الدراسة، منهجية البحث، نوع

الصور، قاعدة البيانات، تقييم مرحلة التجزئة وتقييم مرحلة التصنيف.

الجدول (3-1) نتائج المقارنة بين الدراسات المرجعية

الدراسة	الهدف	منهجية البحث	نوع الصور	قاعدة البيانات	تقييم مرحلة التجزئة	تقييم أداء المصنف
الكشف الآلي عن أورام الدماغ والتجزئة باستخدام الأشجار ذات الدرجة الكبيرة من العشوائية (2017)	تجزئة الورم الدماغي	المعالجة الأولية تجزئة البيكسل الفائق استخلاص واختيار الخصائص التصنيف	MRI	قاعدة البيانات الأولى: 19 صورة قاعدة البيانات الثانية: من موقع BRATS 2012 عددها 30	باستخدام المصنف ERT تم حساب الإحكام والحساسية وأفضل نتيجة كانت 89.09%، 88.09%	-
الكشف عن أورام الدماغ باستخدام المصنفات (2017)	تصنيف أورام الدماغ (ورم دماغي حميد، ورم دماغي خبيث)	المعالجة الأولية استخلاص الخصائص التركيب التصنيف	MRI	50 صورة 30 للتدريب 20 للاختبار	-	الدقة 80% باستخدام مصنف SVM والتابع الخطي
تصنيف أورام الدماغ باستخدام خصائص الشكل (2019)	تصنيف أورام الدماغ (ورم دماغي حميد، ورم دماغي خبيث)	المعالجة الأولية. التجزئة وتحديد منطقة الاهتمام. التصنيف: SVM+RF	MRI	210 صور من موقع BRATS 2015 66% للتدريب 34% للاختبار	-	نتائج مصنف RF أفضل: الدقة: 81.90%. الحساسية: 81.81%. النوعية: 81.96%.

الدراسة	الهدف	منهجية البحث	نوع الصور	قاعدة البيانات	تقييم مرحلة التجزئة	تقييم أداء المصنف
تطوير نظام ذكي للتصنيف الآلي للصور الطبية (2019)	تصنيف ثلاث أنواع من الصور (ورم دقيقي، ورم سحائي، دماغ طبيعي)	المعالجة الأولية استخلاص خصائص التركيب التصنيف استرجاع الصور بناءً على المحتوى	MRI	232 صورة تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 146 صورة للتدريب و 86 صورة للاختبار	-	أفضل نتائج حققها مصنف SVM باستخدام نواة التابع الغاوسي فكانت الدقة 86.04% والحساسية 91.54% والنوعية 90%. دقة استرجاع الصورة 87.5%.
تصنيف أورام الدماغ في صور التجاوب المغناطيسي باستخدام تقانة نقل التعلم (2021)	التصنيف بين الدماغ الطبيعي والدماغ المصاب بالورم.	تعزيز البيانات تدريب نموذج VGG16	MRI	5000 صورة 60% للتدريب 20% للاختبار 20% للتحقق	-	الدقة: 91.8%. الحساسية: 86.2%. الإحكام: 97.07%. مقياس F1: 91.31%.

الدراسة	الهدف	منهجية البحث	نوع الصور	قاعدة البيانات	تقييم مرحلة التجزئة	تقييم أداء المصنف
نموذج ذكي لتحديد ورم الدماغ باستخدام التعلم العميق (2022)	تصنيف أربع أنواع من الصور (ورم دقيقي، ورم سحائي، ورم بالغدة النخامية، دماغ طبيعي)	باستخدام الشبكات العصبية الالتفافية Convolutional Neural Network	MRI	3264 صورة 87% للتدريب 13% للتحقق	–	الدقة 92.13% ومعدل الخطأ 7.87%
نموذج جديد لقناع R-CNN لتقسيم أورام الدماغ غير المتجانسة من خلال طرح الصورة (2022)	تجزئة الورم	تعزيز البيانات تدريب نموذج ResNet 101	MRI	57195 90% للتدريب 10% للاختبار	مقياس F1 0.75. الحساسية 72%. الإحكام 79%.	–

3-4- التعقيب على الدراسات المرجعية:

يبين الجدول (3-1) المقارنة بين 7 دراسات مرجعية تنوعت فيها الطرائق المستخدمة للكشف عن الورم الدماغي وتصنيفه. أدت قراءة الدراسات المرجعية إلى استنتاج ما يلي:

1. أشارت نتائج عمل هذه الخوارزميات لدى تطبيقها على صور التجاوب المغناطيسي للدماغ أنها حققت نتائج جيدة.
2. جميع الدراسات المرجعية استخدمت صور التجاوب المغناطيسي.
3. تنوعت الخصائص المستخدمة بين خصائص التركيب وخصائص الشكل والخصائص الإحصائية.
4. الدراسات الحديثة اعتمدت على طرائق التعلم العميق في التجزئة والتصنيف.
5. جميع الدراسات اقتصرت على تقييم إحدى المراحل إما التجزئة أو التصنيف.
6. لم تعطي أي دراسة توصيف حقيقي لحجم الورم وإحداثياته على الصورة.

الفصل الرابع: الأسس النظرية للبحث

المحتويات:

- مقدمة.
 - المعالجة الأولية.
 - تعلم الآلة.
 - التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسطات K.
 - استخلاص الخصائص.
 - التصنيف.
 - تقييم الأداء.
-

4-1-1- المقدمة:

للحصول على التشخيص الصحيح يجب معالجة الصورة بشكل جيد من حيث التباين والتخلص من المناطق غير المرغوب بها وتليها مرحلة استخلاص الخصائص واختيار المصنف. نستعرض في هذا الفصل الأسس النظرية للخوارزمية المقترحة.

4-2-2- المعالجة الأولية:

يمكن من خلال تطبيق مرحلة معالجة أولية مناسبة زيادة التباين والتخلص من المناطق غير المرغوب بها في الصورة.

4-2-1- المرشح الأوسطي:

هو مرشح حيزي غير خطي ويأتي اسمه من طريقة حساب استجابته، حيث ترتب قيم عناصر الجوار المتضمن في نافذة المرشح تصاعدياً أو تنازلياً وتنسب قيمة الحد الأوسط لعنصر مصفوفة الصورة المعالجة الموافق للعنصر المركزي في نافذة المرشح إلى عنصر النتيجة الموافق في صورة النتيجة. فعلى سبيل المثال إذا كانت قيم عناصر الجوار في نافذة مرشح أبعادها 3×3 كما يلي: $\{2,6,5,6,4,10,3,2,1\}$ نرتبها تصاعدياً لتصبح $\{1,2,2,3,4,5,6,6,10\}$ وبالتالي فإن الحد الأوسط هو الحد الخامس وقيمه هي (4)، وهذه القيمة هي استجابة المرشح عند نقطة مركز النافذة وهي التي تنسب إلى العنصر الموافق في صورة الخرج المرشحة. وهذا المرشح فعال في حالة الضجيج النبضي حيث يعمل على إزالة الضجيج بشكل شبه كامل مع الحفاظ على التفاصيل [18].

4-2-2- طرح الصورة:

يأخذ عامل طرح البيكسل كإدخال صورتين من نفس الحجم. يتم طرح قيم البيكسل للصورة الثانية من قيم البيكسل للصورة الأولى ويتم الحصول على صورة ثالثة في نهاية هذه العملية [19]. وفق المعادلة التالية:

$$R(m,n)=P(m,n)-Q(m,n) \quad (1-4)$$

حيث (m,n) : إحداثيات البيكسل.

P: الصورة الأولى.

Q: الصورة الثانية.

R: الصورة الناتجة عن طرح الصورة Q من الصورة P.

4-2-3- العمليات المورفولوجية:

تُستخدم العمليات المورفولوجية لتحديد الحدود والهيكل للكائنات في الصورة. تنشئ العمليات المورفولوجية نافذة تسمى عنصر التشكيل على صورة. يتم وضع هذه النافذة في جميع المواقع على الصورة ويتم مقارنة البيكسل المقابل بالجوار [20]. العمليات المورفولوجية الأكثر شيوعاً هي عملية التمديد وعملية التعرية:

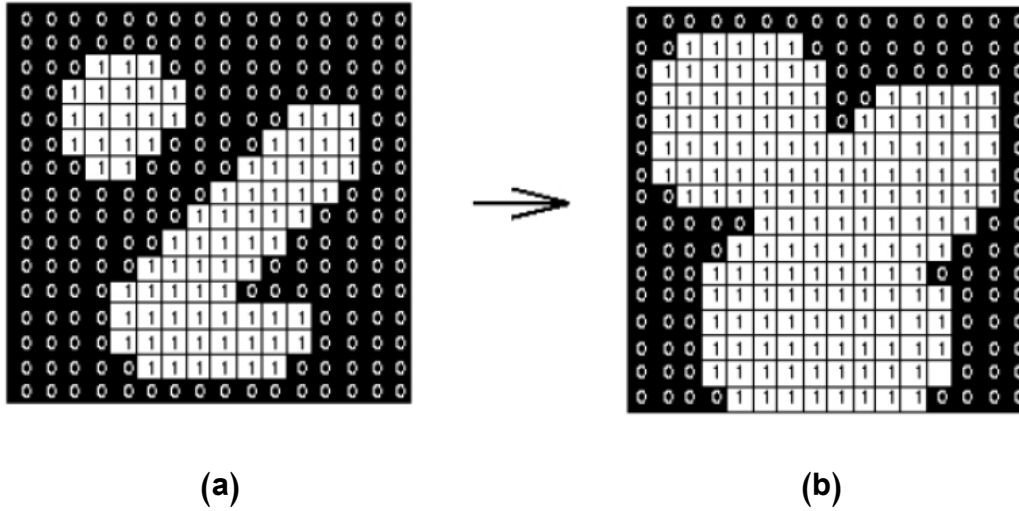
4-2-3-1- عملية التمديد:

يتم التمديد من الناحية العملية بتحريك مركز عنصر التشكيل على كامل الصورة ابتداءً من الزاوية العليا اليسرى $(0,0)$ ، وعند كل عنصر من الصورة، إذا تقاطع عنصر التشكيل مع أي عنصر صورة (قيمتة واحد)، نجعل عنصر الصورة الواقع تحت مركز عنصر التشكيل عنصراً في الصورة التي تحتوي نتيجة التمديد (نعطيه القيمة 1). يبين الشكل (4-1) صورة ثنائية مع تمديدها بعنصر تشكيل مربع 3×3 . وبالنتيجة فإن عملية التمديد تؤدي إلى توسيع الأجسام في الصورة (جعل مساحتها أكبر) وإطالة أطرافها وتضييق ثقبها.

4-2-3-2- عملية التعرية:

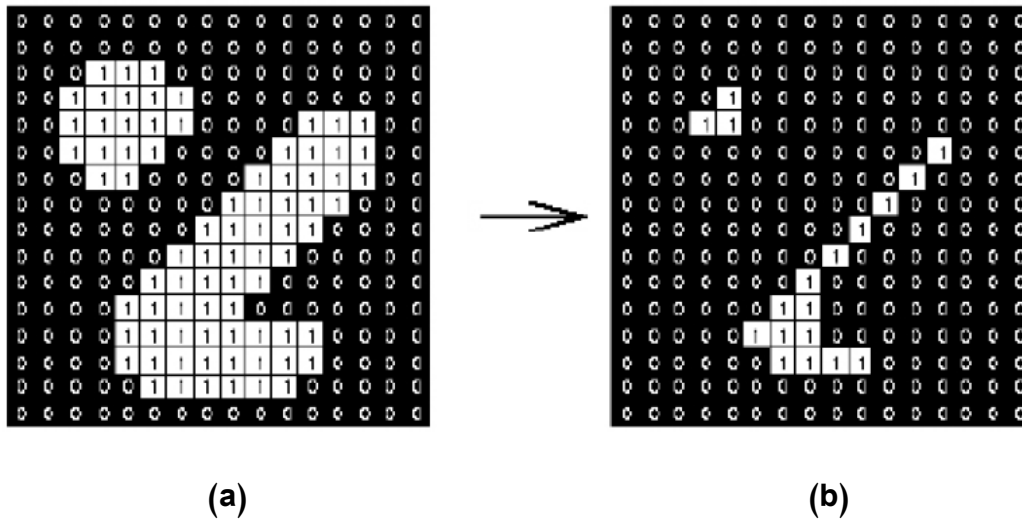
تتخذ عملية التعرية من الناحية العملية بشكل مشابه لعملية التمديد بتحريك مركز عنصر التشكيل على كامل الصورة ابتداءً من الزاوية العليا اليسرى $(0,0)$ ، وعند كل عنصر من الصورة، إذا كانت جميع العناصر الواقعة تحت عنصر التشكيل تساوي "1" تأخذ قيمة عنصر صورة نتيجة التعرية الموافق لمركز عنصر التشكيل في الصورة الأصلية

قيمة الواحد. يبين الشكل (2-4) صورة ثنائية مع تعريفها باستخدام عنصر تشكيل مربع 3×3 . وبالنتيجة فإن عملية التعرية تؤدي إلى تقص الأجسام في الصورة وتقلص أطرافها وتوسع ثقبها.



الشكل (1-4) نتيجة تطبيق عملية التمديد: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة التمديد بعنصر تشكيل مربع

[18] 3×3

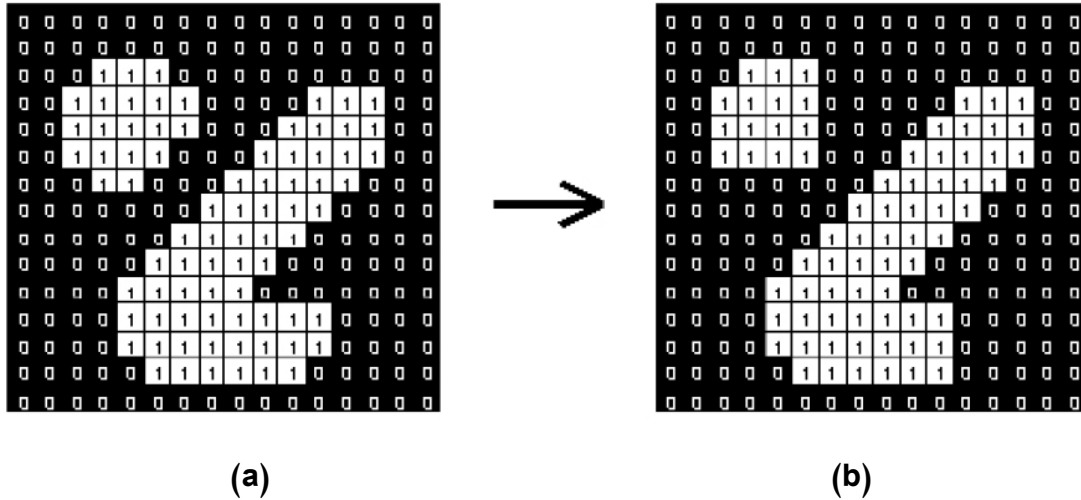


الشكل (2-4) نتيجة تطبيق عملية التعرية: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة التعرية باستخدام عنصر تشكيل

مربع 3×3 [18]

4-3-2-3- عملية الفتح:

هي إجراء التعرية متبوعة بالتمديد فإن عملية الفتح تنعم بشكل عام كفافات الأجسام وتقطع الممرات الضيقة بين المناطق وتحد النتوءات. يبين الشكل (4-3) نتيجة تطبيق عملية الفتح على صورة رقمية اختيارية باستخدام عنصر تشكيل مربع 3×3 حيث يظهر أثر التنعيم وزيادة الفصل بين الجسمين في الصورة.

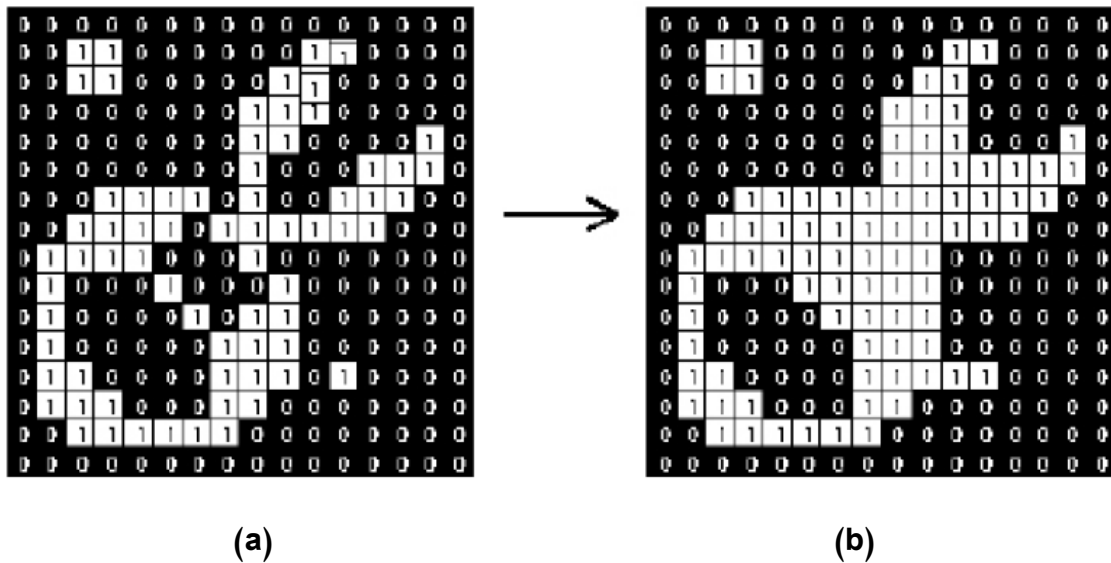


الشكل (4-3) نتيجة تطبيق عملية الفتح: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة تطبيق عملية الفتح باستخدام

عنصر تشكيل مربع 3×3 [18]

4-3-2-4- عملية الإغلاق:

هي إجراء عملية تمديد متبوعة بعملية تعرية فإن عملية الإغلاق تنعم أجزاء من كفافات الأجسام وتدمج الانقطاعات الضيقة والخلجان الطويلة الضيقة، وتحذف الثقوب الصغيرة وتملأ الفجوات في الكفافات. يبين الشكل (4-4) نتيجة تطبيق عملية الإغلاق على صورة رقمية اختيارية باستخدام عنصر تشكيل مربع 3×3 حيث يظهر أثر ملء الثقوب ووصل الانقطاع في الصورة.



الشكل (4-4) نتيجة تطبيق عملية الأغلاق: (a) صورة اختيارية. (b) نتيجة تطبيق الإغلاق باستخدام عنصر

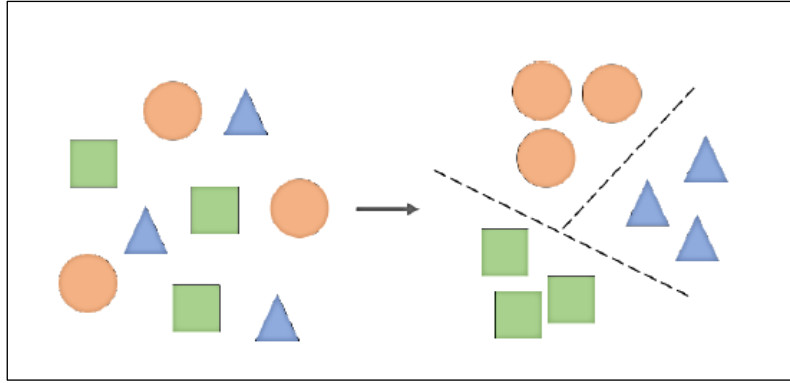
تشكيل مربع 3×3 [18]

4-3- تعلم الآلة:

هو إضافة مقدرة التعلم لأجهزة الحاسوب. حيث يتم تصميم وتطوير الخوارزميات والتقنيات التي تمكن الحاسب من امتلاك خاصية التعلم. المهمة الأساسية لتعلم الآلة هو استخراج معلومات هامة من بيانات التدريب ثم يستفاد من هذه المعلومات في بناء نموذج قادر على التنبؤ بخرج البيانات الجديدة. استنادًا إلى نهج التعلم، ونوع البيانات التي يتم إدخالها وإخراجها، ونوع المشكلة التي يتم حلها، هناك ثلاث أنواع أساسية من خوارزميات التعلم الآلة وهي التعلم بإشراف والتعلم دون إشراف والتعلم المعزز [21].

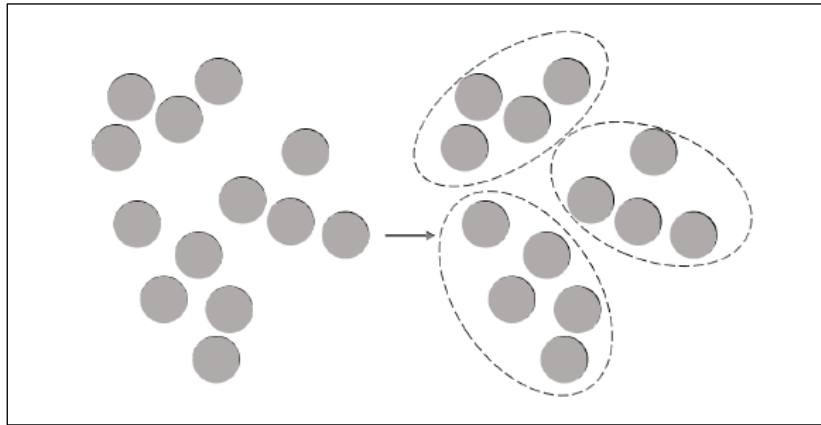
4-3-1- أنواع تعلم الآلة:

4-3-1-1- التعلم بإشراف (Supervised learning): يقصد به تدريب الخوارزمية على بيانات معنونة Labeled أي بيانات الدخل والخرج معاً ومن خلال هذه العملية تبني الخوارزمية علاقة ما بين المدخلات والمخرجات بحيث تُمكنها من التنبؤ بمخرجات البيانات الجديدة. يبين الشكل (4-5) آلية عمل خوارزمية التعلم الآلة بإشراف [21].



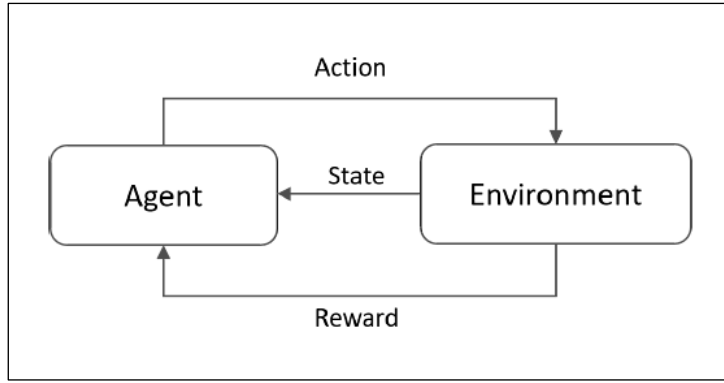
الشكل (4-5) التعلم بإشراف [21]

4-3-1-2- التعلم دون إشراف (Unsupervised learning): يقصد به تدريب الخوارزمية على بيانات غير معنونة Unlabeled أي بيانات الدخل فقط ومن خلال هذه العملية تبني الخوارزمية علاقة ما بين المدخلات بحيث تُمكنها من التمييز. يبين الشكل (4-6) آلية عمل خوارزمية التعلم الآلة دون إشراف [21].



الشكل (4-6) التعلم دون إشراف [21]

4-3-1-3- التعلم المعزز (Reinforcement Learning): ويقصد به أن الخوارزمية تتعلم من تلقاء نفسها ومن أخطائها. يتم استخدام هذا النوع عندما تكون المهمة المطروحة هي اتخاذ سلسلة من القرارات من أجل الحصول على أفضل أداء. أثناء عملية التعلم، يحصل العميل إما على مكافآت أو عقوبات على الأعمال التي يقوم بها حتى يصل لأفضل أداء. يبين الشكل (4-7) آلية عمل التعلم المعزز [21].



الشكل (4-7) التعلّم المعزز [21]

4-4- التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسطات K means clustering:

تستخدم هذه الخوارزمية للكشف عن الورم في الدماغ. وهي من خوارزميات تعلم الآلة غير خاضعة لإشراف. توفر طريقة سهلة لتصنيف مجموعة من البيانات إلى عدد محدد من التجمعات [22]. الفكرة الرئيسية وراء هذه الخوارزمية هو تحديد مركز واحد لكل تجمع بحيث يكون كل مركز بعيد عن بقية المراكز قدر المستطاع، ونسب البيانات لأقرب مركز يتم تحديده بواسطة المسافة وتتوفر عدة تقنيات لحسابها، مثل: المسافة الإقليدية ومسافة منهاتن [23]. سنستخدم المسافة الإقليدية لأنها سريعة وقوية وسهلة في الفهم. تتكرر هذه العملية بإعادة حساب المناطق الناتجة عن كل خطوة ومن ثم تصنيف مجموعة البيانات بتصغير مجموع مربع المسافة بين البيانات والمركز الموافق للمجموعة الذي يتمثل بالقيمة J وفق المعادلة:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n (||x_i - v_j||)^2 \quad (2-4)$$

حيث X_i يمثل شعاع النقاط i .

V : مركز التجمع.

n : عدد نقاط البيانات

K : عدد التجمعات.

$\|x_i - v_j\|$: المسافة بين شعاع النقاط ومركز التجمع.

4-5- استخلاص الخصائص:

تخضع المنطقة ذات الأهمية التي تم الحصول عليها من عملية التجزئة والترشيح إلى عملية استخلاص خصائص الشكل والتركيب.

4-5-1- مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM):

هي واحدة من أكثر التقنيات التقليدية لترميز معلومات التركيب. يعتبر النسيج من الخصائص الهامة المميزة للصورة. فهو يصف العلاقات المكانية بين تدرجات الرمادي في الصورة.

ليكن لدينا خلية محددة بالموقع (t, r) هذه المصفوفة تسجل احتمال أي من البيكسلين من مستويات الرمادي يظهر في موقعين مرتبطين. يتم تمثيلها من خلال عنصر المصفوفة $P(t, r | d, \theta)$ الذي يمثل الاحتمال المشترك لحدوث السويات الرمادية t و r لزوج عنصر صورة المفصول بمسافة d و زاوية θ [24].

1	1	5	6	8
2	3	5	7	1
4	5	7	1	2
8	5	1	2	5

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	1	0	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	2	0
6	0	0	0	0	0	0	0	1
7	2	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0

الشكل (4-8) مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك [24]

في هذا البحث تستخدم مصفوفة الحدوث المشترك لاستخراج أهم الخصائص وهي:

1. الطاقة (Energy): تعبر عن البيكسلات المكررة، إذا كانت القيمة كبيرة تدل على تماثل النسيج والعكس صحيح.

$$\text{Energy (E)} = \sum_{t,r=1}^{T,R} p(t,r)^2 . \quad (3-4)$$

2. التباين (Contrast): يقيس التردد المكاني والتغيرات المحلية في الصورة.

$$\text{Contrast (C)} = \sum_{t,r=1}^{T,R} |t - r|^2 * p(t,r) . \quad (4-4)$$

3. التجانس (Homogeneity): يعطي قيمة عظمى عندما يكون تغير التدرج الرمادي صغير بين أزواج البيكسلات.

$$\text{Homogeneity (H)} = \sum_{t,r=1}^{T,R} p(t,r) / (1 + |t - r|) . \quad (5-4)$$

4. انتروپيا (Entropy): تعبر عن الفوضى والتعقيد في الصورة، كلما كانت القيمة أكبر كلما دلت على تعقيد النسيج أكثر.

$$\text{Entropy (Ent)} = - \sum_{t,r=1}^{T,R} p(t,r) (\log p(t,r)) . \quad (6-4)$$

5. الارتباط (Correlation): تقيس مدى ارتباط كل بيكسل بجاره.

$$\text{Correlation (Corr)} = \sum_{t,r=1}^{T,R} ((t - \mu) * (r - \mu) * p(t,r)) / (\sigma(t) * \sigma(r)) \quad (7-4)$$

6. المتوسط الحسابي (Mean): المتوسط الحسابي لبيانات المصفوفة.

$$\text{Mean } (\mu) = \frac{1}{T * R} \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^R p(t,r) . \quad (8-4)$$

7. الانحراف المعياري (Standard Deviation):

$$\text{Standard Deviation } (\sigma) = \sqrt{\frac{1}{T * R} * \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^R (p(t,r) - \mu)^2} . \quad (9-4)$$

8. التشتت (Variance):

$$\text{Variance (Var)} = \frac{1}{T \times R} * \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^R (p(t, r) - \mu) . \quad (10-4)$$

حيث:

$p(t, r)$: الذي يمثل الاحتمال المشترك لحدوث السويات الرمادية t و r لزوج عنصر صورة المفصول بمسافة d وزاوية θ .

T : عدد الأسطر.

R : عدد الأعمدة.

μ : المتوسط الحسابي للمصفوفة.

σ : الانحراف المعياري للمصفوفة.

4-5-2- خصائص الشكل:

1. المساحة (Area) تعبر عن مساحة الورم أي عدد البيكسلات البيضاء في المنطقة.

2. المركز (Centroid): يعبر عن إحداثيات مركز الورم $[x, y]$.

3. (Bounding Box): أبعاد أصغر مستطيل يحتوي المنطقة [18].

4-6- التصنيف:

4-6-1- مصنف بايز (Naive Bayes):

هي خوارزمية تعلم آلة تعتمد على الاحتمالات تم اختراعها من قبل العالم (Thomas Bayes). تستخدم لعمل تصنيف للبيانات، مثل: تصنيف البريد الإلكتروني الوارد إلى مرغوب وغير مرغوب أو التنبؤ بحالة الطقس. هذه الخوارزمية تقترض أن الخصائص المستخدمة لبناء النموذج منفصلة عن بعضها فتتغير قيم خاصية معينة لا يؤثر

على خاصية أخرى. نفترض أننا نريد تصنيف مثال جديد يسمى $X=(X_1,X_2,\dots,X_n)$ والذي يحتوي على n خاصية مستقلة ونفترض أن لدينا K صنف يتم احتساب احتمال أن ينتمي هذا المثال إلى الصنف C_k وفق $P(C_k|X_1,X_2,\dots,X_n)$ باستخدام نظرية بايز يمكن إعادة كتابة الاحتمال الشرطي على النحو التالي:

$$P(C_k|X) = \frac{p(X|C_k) \cdot p(C_k)}{P(X)} \quad (11-4)$$

يمكن إعادة كتابة هذا الاحتمال بضرب n من الاحتمالات.

يعتبر من الخوارزميات السريعة جداً في التصنيف ولذلك يستخدم في التصنيف اللحظي للبيانات (real time classification). بشكل عام فإن المصنف بايز يعمل مع البيانات الفئوية categorical data بشكل أفضل من البيانات الرقمية numerical data [25].

4-6-2- مصنف الجار الأقرب (K nearest neighbor KNN):

هي خوارزمية تعلم آلي شائعة تنتمي إلى تقنية التعلم الخاضع للإشراف، والتي تعد من أبسط الخوارزميات نظراً لسهولة استخدامها. تستخدم خوارزمية الجار الأقرب KNN مجموعة البيانات بأكملها كمجموعة تدريب عندما تكون النتيجة المطلوبة لعنصر بيانات جديد، تنتقل خوارزمية الجار الأقرب KNN عبر مجموعة البيانات بأكملها للعثور على أقرب مثيلات k إلى العنصر الجديد، قيمة k يحددها المستخدم. يتم حساب التشابه بين الحالات باستخدام عدة مقاييس، مثل: المسافة الإقليدية بين كل نقطة والنقطة الأقرب لها وعندما تكون البيانات قريبة من بعضها تكون المسافة الإقليدية قليلة جداً بين كل نقطة والنقطة المجاورة لها والعكس صحيح، وتحسب المسافة من المعادلة التالية:

$$d(i,j) = \sqrt{|X_{new} - X_j|^2} \quad (12-4)$$

حيث أن:

d : المسافة بين النقطتين.

X_{new}, X_j : نقاط البيانات.

مراحل عمل الخوارزمية:

1. حدد عدد الجيران.

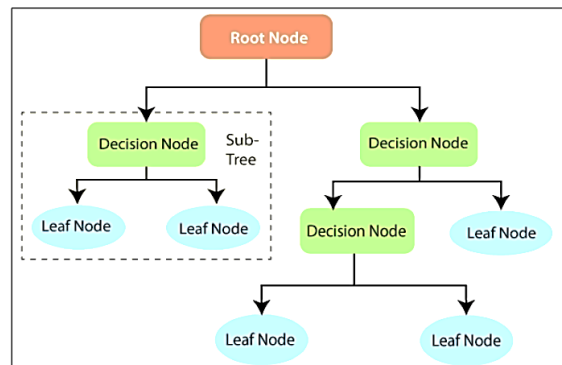
2. حساب المسافة الإقليدية بين البيانات الجديدة وأقرب جار من المعادلة (4-12).

3. ترتب المسافات بإعطاء الرتب لها من أصغر مسافة إلى أكبر مسافة، ثم حدد الجيران الأقرب بالاستناد إلى المسافة الأدنى.

4. تطبيق قاعدة التصويت للأغلبية.

4-6-3- شجرة القرار (Decision Tree):

هي خوارزمية تعلم آلة تنتمي إلى تقنية التعلم الخاضع للإشراف تشبه هيكل الشجرة [27] حيث تتضمن جذرًا وأغصانًا وأوراقًا ويتم اتباع نفس الهيكل في شجرة القرار. تحتوي شجرة القرار على عقدة جذر root node وفروع وعقد أوراق leaf nodes كما يبين الشكل (4-9). العقدة الجذرية هي أصل جميع العقد وكما يوحي الاسم فهي العقدة العليا في الشجرة. كل عقدة تمثل إحدى الخصائص، وكل فرع يعطي قرار، وكل ورقة تعطي نتيجة (صنف أو قيمة مستمرة). نظرًا لأن أشجار القرار تحاكي مستوى التفكير البشري، فمن السهل جدًا الحصول على البيانات وإجراء بعض التفسيرات الجيدة. الفكرة بأكملها هي إنشاء شجرة تمثل البيانات بأكملها وإعطاء نتيجة واحدة في كل ورقة [28].



الشكل (4-9) هيكل شجرة القرار [28].

4-6-4 - الغابة العشوائية (Random Forest):

هي خوارزمية تعلم آلي شائعة تنتمي إلى تقنية التعلم الخاضع للإشراف. يمكن استخدامها لكل من مشاكل التصنيف والانحدار في تعلم الآلة. تعتمد على مفهوم التعلم الجماعي وهي عملية الجمع بين عدة مصنفات لحل مشكلة معقدة وتحسين أداء النموذج. كما يوحي الاسم Random Forest هو مصنف يحتوي على عدد من أشجار القرار يتم تدريب كل شجرة على مجموعات فرعية مختلفة من قاعدة البيانات المحددة تأخذ الغابة العشوائية التنبؤ من كل شجرة وتعتمد على أغلبية أصوات التنبؤات وتتوقع الناتج النهائي. يؤدي العدد الأكبر من الأشجار في الغابة إلى دقة أعلى ويمنع مشكلة فرط الملاءمة overfitting يوضح الشكل (4-10) مبدأ عمل خوارزمية الغابة العشوائية وفق الخطوات التالية:

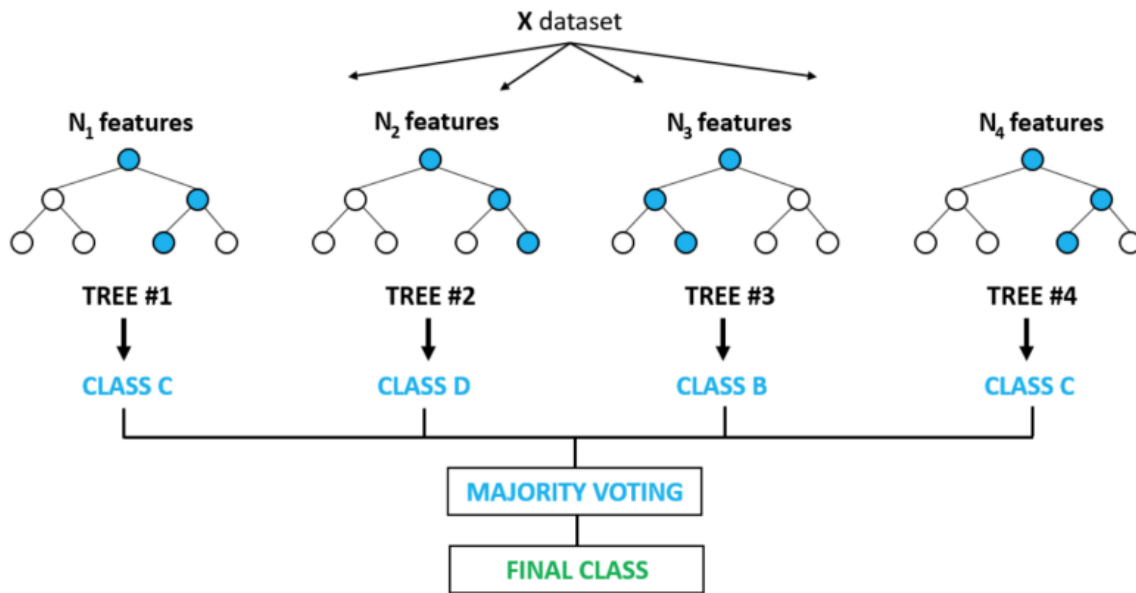
الخطوة 1: تحديد نقاط بيانات بشكل عشوائي من قاعدة بيانات التدريب.

الخطوة 2: بناء أشجار القرار مرتبطة بنقاط البيانات المحددة (المجموعات الفرعية).

الخطوة 3: اختيار الرقم N لأشجار القرار التي تريد بناءها.

الخطوة 4: تكرار الخطوة 1 والخطوة 2.

الخطوة 5: لاختبار بيانات جديدة من قاعدة بيانات الاختبار، يتم أخذ التنبؤ من كل شجرة قرار وتصنيف البيانات الجديدة للفئة التي تفوز بأغلبية الأصوات [29].



الشكل (4-10) مبدأ عمل خوارزمية الغابة العشوائية [29]

4-7- تقييم الأداء :

يتم تقييم أداء الخوارزمية المقترحة في مرحلتين:

4-7-1- بارامترات تقييم أداء مرحلة التجزئة:

بالمقارنة بين المنطقة ذات الأهمية التي تم الحصول عليها من مرحلة التجزئة مع الحقيقة المرجعية يتم حساب مجموعة من البارامترات كما هو موضحة في الشكل (4-11) وهذه البارامترات هي:

✚ إيجابي صحيح (True Positive): تم تصنيف البيكسل على أنه ورم دماغي وهو صحيح.

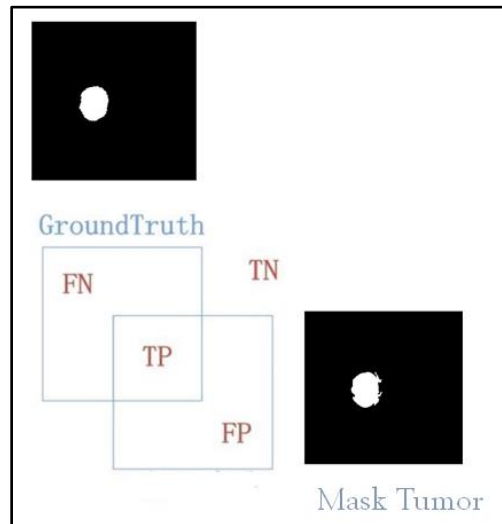
✚ سلبي صحيح (True Negative): تم تصنيف البيكسل على أنه نسيج طبيعي أو خلفية سوداء وهو

صحيح.

إيجابي خاطئ (False Positive): تم تصنيف البيكسل على أنه ورم دماغي وهو خاطئ.

سلبي خاطئ (False Negative): تم تصنيف البيكسل على أنه نسيج طبيعي أو خلفية سوداء وهو

خاطئ.



الشكل (4-11) مقارنة نتيجة تجزئة الورم (Mask Tumor) مع الحقيقة المرجعية (Ground Truth)

ومن هذه البارامترات يتم حساب الدقة والحساسية والنوعية وتمثل:

الدقة: وهي قياس لقدرة الخوارزمية على التمييز بين بيكسل الذي يمثل الورم والبيكسل الذي يمثل النسيج الطبيعي

أو الخلفية وتحسب وفق المعادلة التالية:

$$\text{Accuracy} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) \quad (13-4)$$

الحساسية: هي قدرة الخوارزمية على تحديد بيكسلات الورم بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة التالية:

$$\text{Sensitivity} = TP/(TP+FN) \quad (14-4)$$

النوعية: هي قدرة الخوارزمية على تحديد بيكسلات النسيج الطبيعي أو الخلفية بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة

التالية:

$$\text{Specificity} = TN/(TN+FP) \quad (15-4)$$

4-7-2- بارامترات تقييم أداء مرحلة التصنيف:

تم تقييم مرحلة التصنيف من خلال حساب مجموعة من البارامترات الإحصائية التي تم الحصول عليها بالمقارنة مع التشخيص المحدد وهذه البارامترات هي:

إيجابي صحيح (True Positive): تم تصنيف الصورة على أنها ورم دماغي خبيث والتصنيف صحيح.

سلبي صحيح (True Negative): تم تصنيف الصورة على أنها ورم دماغي حميد والتصنيف صحيح.

إيجابي خاطئ (False Positive): تم تصنيف الصورة على أنها ورم دماغي خبيث والتصنيف خاطئ.

سلبي خاطئ (False Negative): تم تصنيف الصورة على أنها ورم دماغي حميد والتصنيف خاطئ.

ومن هذه البارامترات يتم حساب الدقة والحساسية والنوعية والإحكام ومقياس F1 ومنحني خصائص التشغيل:

الدقة: هي قياس لقدرة النظام على التمييز بين الحالات المصابة بورم دماغي حميد أو ورم دماغي خبيث بشكل صحيح [30]. ويتم حسابها وفق المعادلة (4-13).

الحساسية: هي قدرة النظام على تحديد الحالات المصابة بورم دماغي خبيث بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة (4-14).

الإحكام: هو معدل الحالات المصابة بورم دماغي خبيث التي تم تشخيصها بشكل صحيح وفق المعادلة التالية:

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (16-4)$$

النوعية: هي قدرة النظام على تحديد الحالات المصابة بورم دماغي حميد بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة (4-15).

مقياس F1 : مقياس للتحقق من دقة المصنف ويحسب وفق المعادلة التالية:

$$\text{F1-Score} = 2 * \text{TP} / (2 * \text{TP} + \text{FP} + \text{FN}) \quad (17-4)$$

منحني خصائص التشغيل: هو منحني يربط بين التشخيص الإيجابي الخاطئ والتشخيص الإيجابي الصحيح ومن خلاله يتم حساب المساحة بين المنحني والمحور X. يعد هذا المنحني مقياسًا مفيدًا لتقييم أداء نماذج التصنيف فمن خلال حساب المساحة يمكننا الحصول على رقم واحد يلخص قدرة المصنف على التمييز بين الفئات الإيجابية والسلبية [31] فكلما اقتربت قيمة المساحة من (1) كلما كان أداء المصنف أفضل.

📊 التشخيص الإيجابي الصحيح (TPR): أو الحساسية.

📊 التشخيص الإيجابي الخاطئ (FPR):

$$FPR = FP / (FP + TN) \quad (18-4)$$

الفصل الخامس: التنفيذ العملي

المحتويات:

مقدمة.

قاعدة البيانات.

خوارزمية البحث.

واجهة المستخدم الرسومية.

5-1- المقدمة:

نستعرض في هذا الفصل تفاصيل الجزء العملي من البحث، يتم شرح خطوات منهجية العمل المقترحة بشكل تفصيلي من خلال تطبيقها على صور التجاوب المغناطيسي للدماغ ضمن بيئة MATLAB 2019a.

5-2- قاعدة البيانات: استخدام في هذا البحث قاعدتين من البيانات:

قاعدة البيانات الأولى: عددها 20 صورة، منها 10 صور مشخصة على أنها ورم دماغي حميد و 10 صور مشخصة على أنها ورم دماغي خبيث بأبعاد مختلفة [32] وهي مأخوذة من موقع (The Cancer Imaging Archive TCIA) وهو موقع يحوي أرشيف كبير للصور الطبية للسرطان. يتم تمويله من قبل برنامج تصوير السرطان (CIP) وهو جزء من المعهد الوطني للسرطان بالولايات المتحدة (NCI)، ويديره مختبر فريدريك الوطني لأبحاث السرطان. يتم تنظيم بيانات التصوير على أنها مجموعات محددة بمرض شائع (مثل سرطان الرئة) أو نوع الصورة (التصوير بالرنين المغناطيسي، التصوير المقطعي المحوسب،...). تتم مراجعة مقترحات المجموعة الجديدة من قبل مجموعة من الأخصائيين وفي حالة الموافقة يوفر مركز جمع البيانات (DCC) دعمًا عمليًا لموفري الصور لتحديد هوية بياناتهم وتنظيمها وبعد معالجة البيانات يتم إتاحتها ليتمكن المستخدمون من الوصول إليها [33].

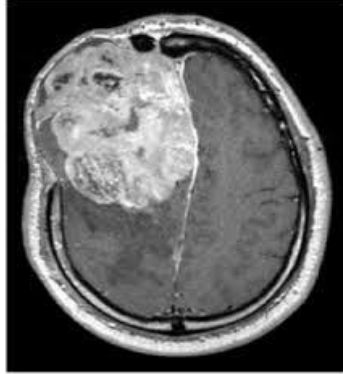
قاعدة البيانات الثانية: عددها 1080 شريحة من 108 مرضى وهي مأخوذة من موقع BRATS 2015 وتتكون قاعدة بيانات الموقع من 274 صورة بصيغة mha تتألف كل صورة من 155 شريحة وأبعاد كل شريحة 240*240 مقسومة إلى 220 صورة ورم دبقي من الدرجة الثالثة والرابعة (HGG)، و 54 صورة لورم دبقي من الدرجة الأولى والثانية (LGG). ولتحقيق التوازن في قاعدة البيانات تم أخذ 108 صور أي 108 مرضى لكل مريض 10 شرائح مقسومة إلى:

540 شريحة: ورم دبقي من الدرجة الأولى والثانية تصنف على أنها أورام دماغية حميدة.

540 شريحة: ورم دبقي من الدرجة الثالثة والرابعة تصنف على أنها أورام دماغية خبيثة [34,35].

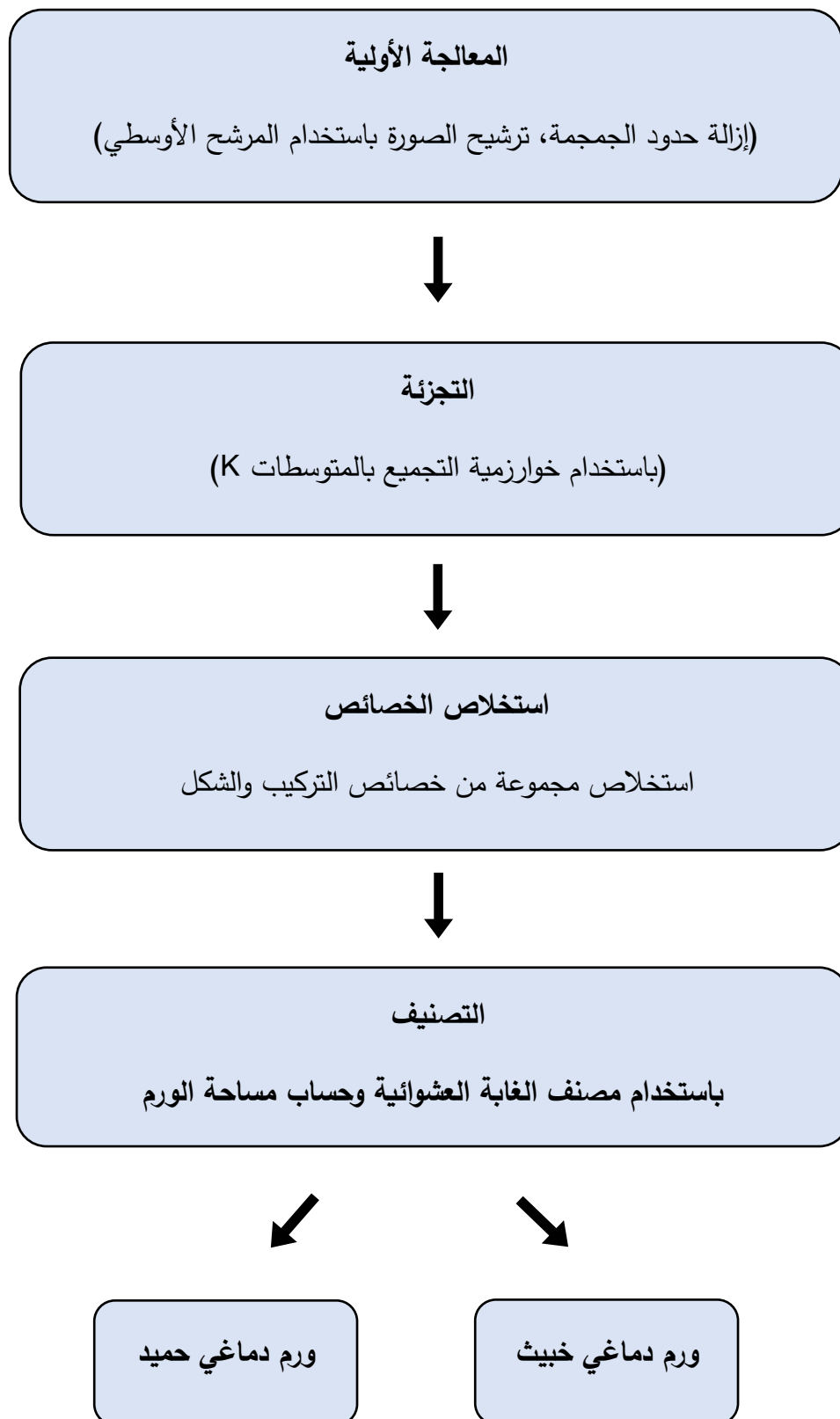
5-3- منهجية البحث:

تتكون الصور المدروسة من الدماغ وما يحتويه من بنى تشريحية بدرجات لونية متفاوتة ويكون عادةً الورم الدماغي والجمجمة بسويات لونية متقاربة والنسيج الطبيعي بسويات لونية أغمق قليلاً والخلفية السوداء كما يوضح الشكل (1-5).



الشكل (1-5) دماغ مصاب بالورم [32].

تهدف منهجية البحث المقترحة إلى الكشف عن الورم وتحديد مركزه وحساب مساحته بالنسبة المئوية وتصنيف نوعه فيما إذا كان ورم دماغي حميد أو ورم دماغي خبيث وفق أربع مراحل أساسية، كما يوضح الشكل (2-5):



الشكل (5-2) منهجية البحث

5-3-1- مرحلة المعالجة الأولية:

يمكن من خلال تطبيق مرحلة معالجة أولية مناسبة زيادة دقة وفعالية الكشف عن الورم في الدماغ من خلال زيادة التباين والتخلص من المناطق غير المرغوب بها في الصورة. يوضح الشكل (5-3) مخطط مرحلة المعالجة الأولية، ويتمثل الهدف من مرحلة المعالجة الأولية في توحيد قاعدة البيانات من حيث الحجم والسوية اللونية ثم إزالة حدود الجمجمة للحصول على النسيج الدماغي الطبيعي والورم فقط وأخيراً ترشيحها باستخدام المرشح الأوسطي.



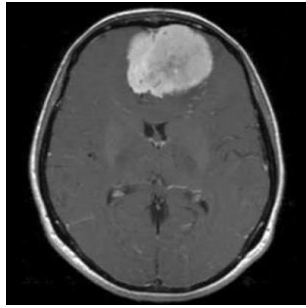
الشكل (5-3) مخطط مرحلة المعالجة الأولية

5-3-1-1- إزالة الجمجمة:

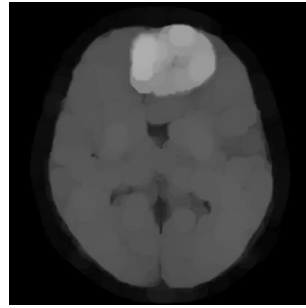
يعد قراءة الصورة وتحويلها من صورة ملونة إلى صورة رمادية وتحجيم الصورة إلى 400*400، نلاحظ في الشكل (5-4a) وجود مناطق غير مرغوبة بها مثل الجمجمة حيث تتقارب سويتها الرمادية مع الورم ولضمان دقة النتائج

لا بد من تطوير خوارزمية دقيقة لإزالة حدود الجمجمة بدون التأثير على باقي الأجزاء، وتتلخص هذه الخوارزمية بخطوتين:

1. تطبيق عملية الفتح المورفولوجية بعنصر تشكيل قرص وبنصف قطر 13 لإزالة حدود الجمجمة، كما يوضح الشكل (b-4-5). نتيجة تطبيق عملية الفتح على الصورة الأصلية والموضحة في الشكل (a-4-5) تمت إزالة الجمجمة ولكن أعطت تأثير سلبي على الورم لذلك تم تطوير خطوة معالجة أخرى للحصول على الدماغ فقط بدون التأثير على السويات الرمادية للنسج الطبيعية والورم.



(a)



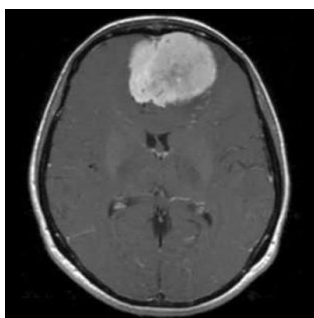
(b)

الشكل (4-5) نتيجة تطبيق عملية الفتح على الصورة الأصلية: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح.

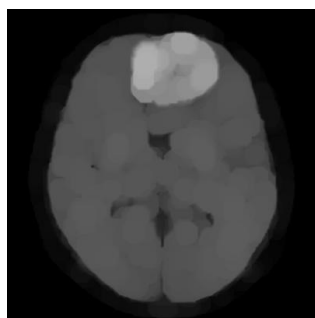
2. طرح البيكسل: وفق ثلاث مراحل أساسية:

المرحلة الأولى: طرح الصورة الناتجة عن عملية الفتح من الصورة الأصلية، كما يبين الشكل (5-5) ولكن نلاحظ وجود بعض البيكسلات الرمادية غير المرغوب بها والتي تمثل أجزاء من الورم والنسيج الطبيعي. المرحلة الثانية: طرح الصورة الناتجة عن عملية الفتح من الصورة الناتجة عن المرحلة السابقة لإزالة البيكسلات الرمادية الغير مرغوب بها، كما يبين الشكل (6-5) ونلاحظ بالنتيجة الحصول على قناع الجمجمة فقط.

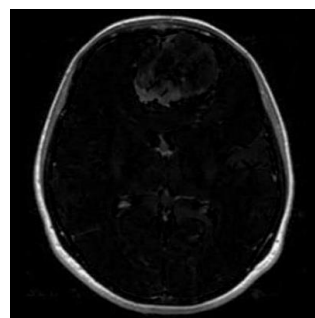
المرحلة الثالثة: طرح الصورة الناتجة عن المرحلة السابقة من الصورة الأصلية للحصول على صورة الدماغ من دون الجمجمة، كما يبين الشكل (7-5).



(a)

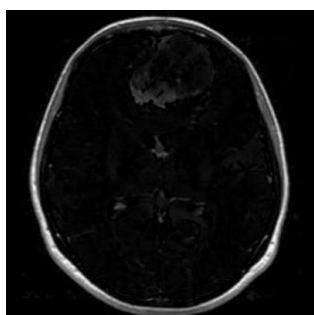


(b)

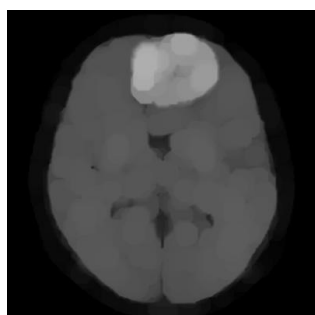


(c)

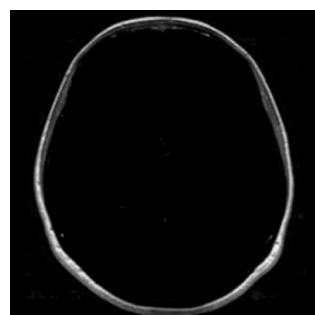
الشكل (5-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الأولى: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الأولى.



(a)

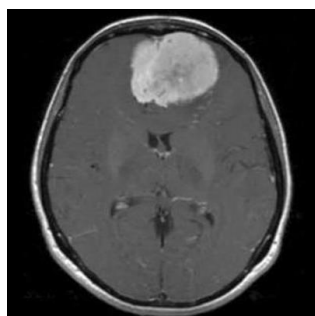


(b)

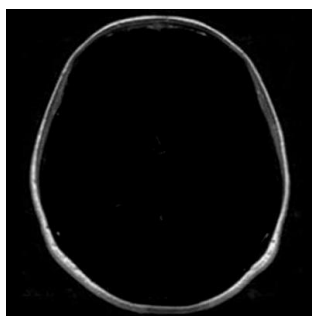


(c)

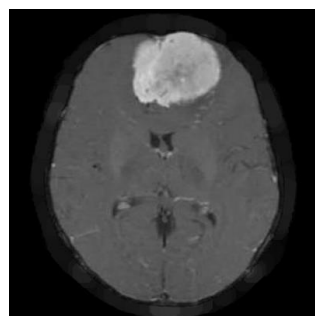
الشكل (6-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الثانية: (a) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الأولى، (b) الصورة الناتجة عن تطبيق عملية الفتح، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثانية (قناع الجمجمة).



(a)



(b)

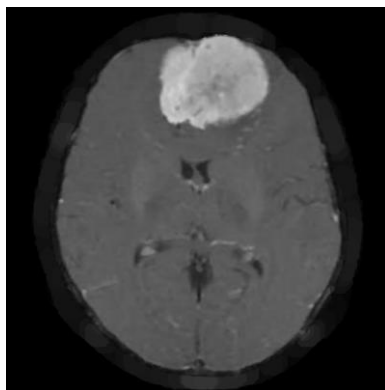


(c)

الشكل (7-5) نتيجة تطبيق مرحلة الطرح الثالثة: (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثانية (قناع الجمجمة)، (c) الصورة الناتجة عن مرحلة الطرح الثالثة (الدماغ بدون جمجمة).

5-3-1-2- ترشيح الصورة:

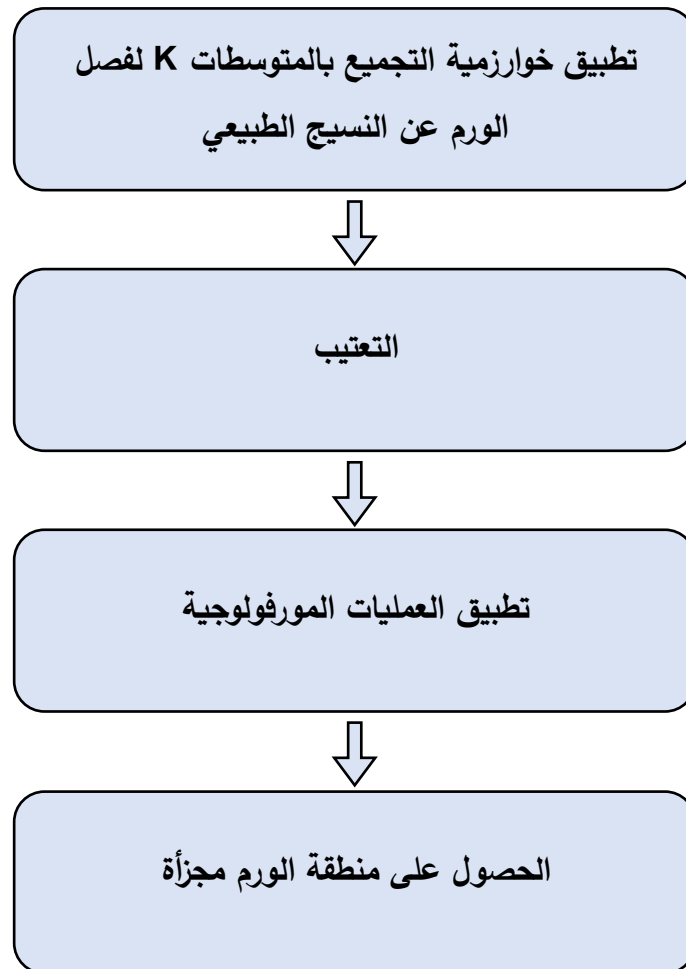
إحدى العمليات المستخدمة لتحسين الصورة هو تطبيق مرشح أوسطي (Median Filter) لتنعيم الحواف وإزالة الضجيج حيث يتم حساب الحد الأوسط للبيكسلات المتجاورة وفق نافذة أبعادها 3×3 عن طريق ترتيب البيكسلات المتجاورة تصاعدياً أو تنازلياً وتعطى هذه القيمة للبيكسل الموجود في المركز. ومن ثم تراح النافذة للبيكسل التالي وهكذا تطبق هذه العملية على جميع البيكسلات للحصول على صورة الدماغ بدقة عالية، كما يبين الشكل (5-8):



الشكل (5-8): الصورة الناتجة عن تطبيق المرشح الأوسطي.

5-3-2- مرحلة التجزئة:

الهدف الأساسي من مرحلة التجزئة هو فصل الورم عن الخلفية بأعلى دقة ممكنة وبشكل آلي، من خلال تطبيق خوارزمية التجميع بالمتوسطات K ثم تعتیب الصورة وتطبيق بعض العمليات المورفولوجية للحصول على المنطقة ذات الأهمية ROI. يوضح الشكل (5-9) مخطط التجزئة:



الشكل (5-9) مخطط التجزئة

5-3-2-1- مرحلة التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسطات K means clustering:

بالنظر إلى الصورة الناتجة عن المرحلة السابقة والموضحة في الشكل (5-8) على أنها تجمعات من البيانات التي يتشابه فيها كل تجمع بالسويات الرمادية لذلك يمكن استخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K لتقسيم الصورة إلى مجموعات والمجموعة التي يكون فيها قيمة المتوسط الحسابي أعلى تكون هي المجموعة المعبرة عن الورم [36].

في الخوارزمية المقترحة تم اختيار عدد التجمعات K ليساوي 2 وفقاً للخطوات التالية:

1. قراءة الصورة الناتجة عن المرحلة السابقة.

2. تحديد عدد التجمعات K ليساوي 2.

3. اختيار مراكز مبدئية لتلك التجمعات عشوائياً.

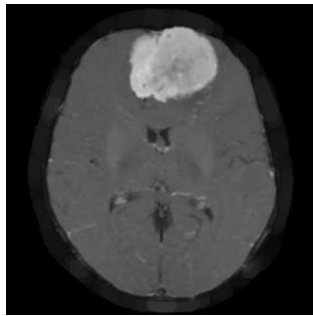
4. اسناد كل نقطة إلى أحد التجمعات اعتماداً على المسافة الإقليدية الأصغر بين كل نقطة وكل مركز تجمع.

5. إعادة حساب المتوسط الحسابي لكل النقاط داخل كل تجمع وتعيين القيمة كمركز جديد للتجمع.

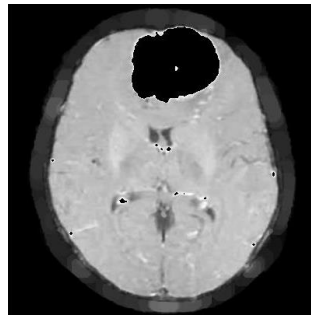
6. إعادة الخطوات 3 و 4 و 5 حتى لا يحدث أي تغيير في قيم المتوسطات الحسابية.

وفي نهاية هذه المرحلة نحصل على صورتين تمثل المجموعة الأولى النسيج الطبيعي للدماغ وتمثل المجموعة

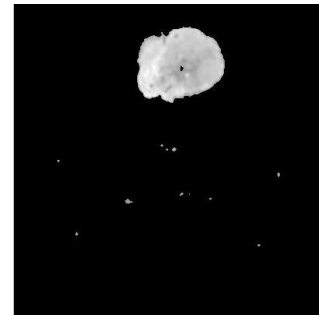
الثانية الورم كما هو موضح في الشكل (5-10):



(a)



(b)



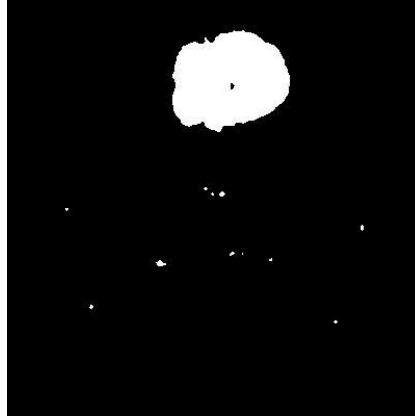
(c)

الشكل (5-10) التجزئة باستخدام التجميع بالمتوسطات K:

(a) الصورة الناتجة عن مرحلة المعالجة الأولية، (b) المجموعة الأولى: نسيج الدماغ الطبيعي، (c) المجموعة الثانية: الورم الدماغي.

5-3-2-2- التعتیب:

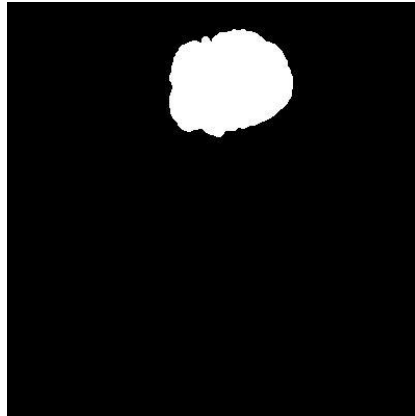
تحويل الصورة التي تمثل الورم الدماغي من صورة رمادية إلى صورة ثنائية، كما يبين الشكل (5-11):



الشكل (5-11) الصورة الناتجة عن التعتيب

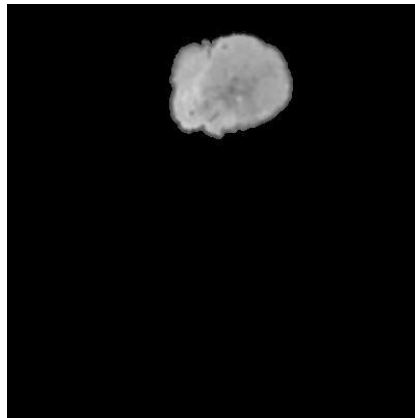
5-3-2-3- العمليات المورفولوجية:

تطبيق عملية التمديد بعنصر تشكيل قرص وبنصف قطر 12 لدمج الانقطاعات وملء الثقوب، ثم تطبيق عملية التعرية بعنصر تشكيل قرص وبنصف قطر 10 لحذف المناطق الصغيرة غير التابعة للورم للحصول على قناع الورم ، كما يبين الشكل (5-12):



الشكل (5-12) قناع الورم

لاسترجاع الورم بالسويات الرمادية والحصول على المنطقة ذات الأهمية التي سيتم استخلاص الخصائص منها، يتم إجراء عملية جداء بين قناع الورم والصورة الأصلية، كما يبين الشكل (5-13):



الشكل (5-13) المنطقة ذات الأهمية

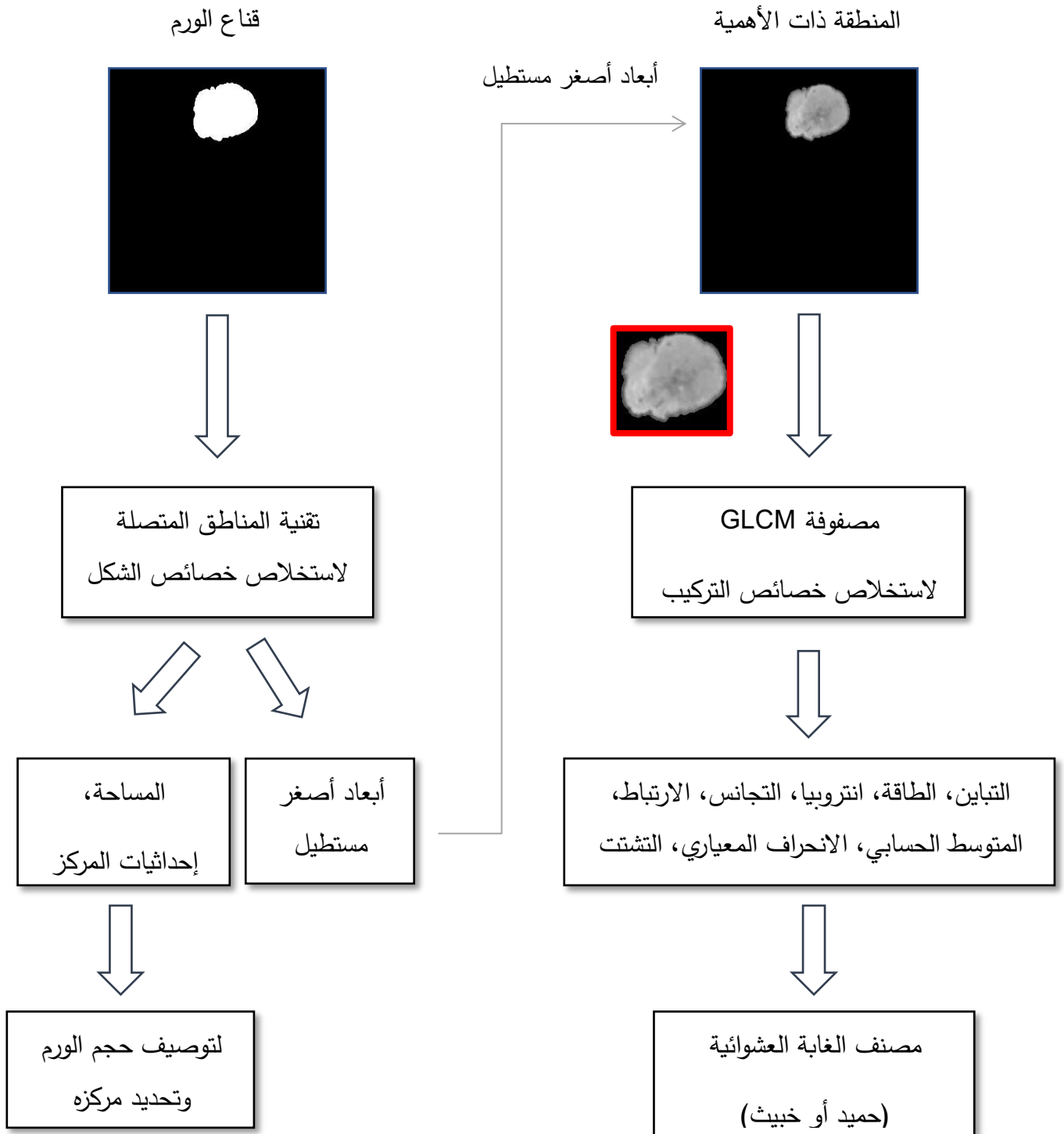
بنهاية مرحلة التجزئة نكون قد حصلنا على قناع الورم، ثم سيتم مقارنة الصورة الناتجة عن التجزئة مع الصورة المجزأة بقاعدة البيانات وتقييم أداء خوارزمية التجزئة المقترحة وسيتم شرحها بالتفصيل في فصل النتائج.

5-3-3- استخلاص الخصائص:

لتحديد مواصفات الورم سيتم استخلاص خصائص الشكل ولتصنيفه سيتم استخلاص خصائص التركيب كما يبين الشكل (5-14):

⚡ خصائص الشكل: باستخدام تقنية المناطق المتصلة Connected Regions التي تعتبر من أفضل التقنيات المعتمدة لاستخلاص خصائص الشكل للصور الطبية تم استخلاص خصائص الشكل من قناع الورم وحساب المساحة والمركز وأبعاد أصغر مستطيل يحتوي الورم.

⚡ خصائص التركيب: يتم حساب مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك بزاوية (0) ومسافة ($d=1$) للمنطقة ذات الأهمية بعد اقتطاع منطقة الورم ومن هذه المصفوفة تم حساب مجموعة من خصائص التركيب وهي (التباين، الارتباط، الطاقة، التجانس، انتروبيا، المتوسط الحسابي، الانحراف المعياري، التفاوت) لتصنيف نوع الورم (حميد أو خبيث) حسب معظم الأبحاث السابقة. (تم شرح الخصائص بشكل مفصل في فقرة استخلاص الخصائص في فصل الأسس النظرية وتم توضيح سبب اختيار الزاوية (0) في فصل النتائج).

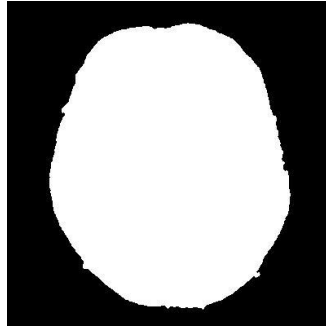


الشكل (5-14): استخلاص الخصائص

5-3-3-1- حساب مساحة الورم بالنسبة المئوية:

تم تطوير خوارزمية خاصة لحساب مساحة الورم بالنسبة المئوية كما يبين الشكل (5-16) وفق الخطوات التالية:

1. تعتيب الصورة الناتجة عن تطبيق المرشح الأوسطي والموضحة بالشكل (5-8) والتي تمثل النسيج الطبيعي والورم فقط (قناع الدماغ)، كما يبين الشكل (5-15) وحساب المساحة.



الشكل (5-15) قناع الدماغ

2. حساب مساحة الورم من قناع الورم (عدد البيكسلات البيضاء)، الشكل (5-12).

3. حساب مساحة الورم بالنسبة المئوية: باستخدام المعادلة التالية:

$$\text{مساحة الورم بالنسبة المئوية} = (\text{مساحة الورم} / \text{مساحة قناع الدماغ}) * 100$$



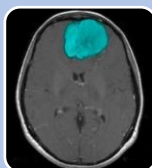
Area of mask brain

81,142 Pixels



Area of mask tumor

9,238 Pixels

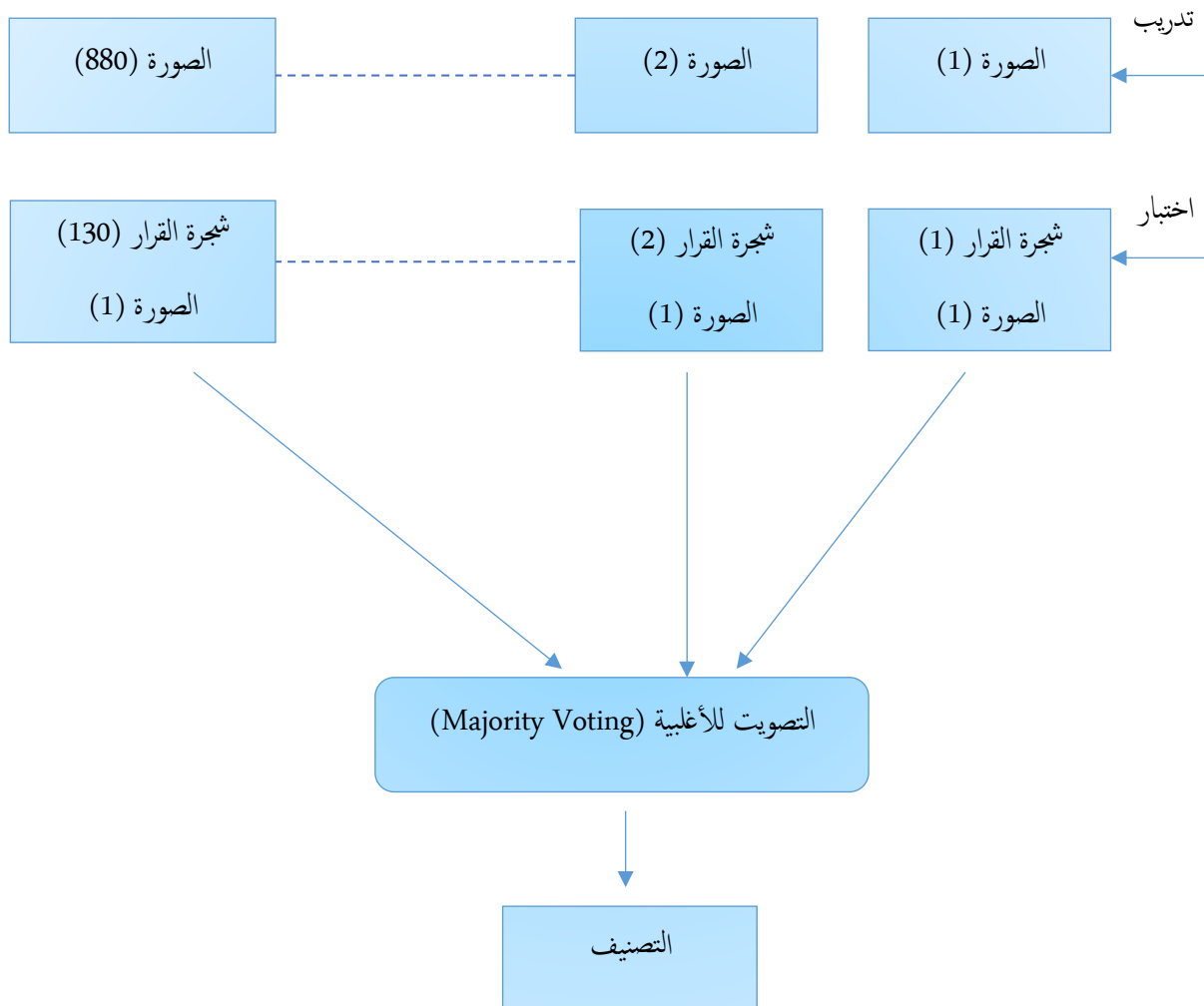


Area of tumor (%) =
 $(9,238/81,142) * 100 =$
 11.38 %

الشكل (5-16) مخطط حساب مساحة الورم بالنسبة المئوية

5-3-4- التصنيف:

بعد اختبار أداء أكثر من مصنف على قاعدة البيانات تم استخدام مصنف الغابة العشوائية باستخدام (130) شجرة اعتماداً على خصائص التركيب الثمانية المستخلصة من المرحلة السابقة. أجريت عملية التصنيف على 1100 صورة، تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 80% للتدريب و20% للاختبار. والشكل (5-17) يوضح طريقة تدريب واختبار مصنف الغابة العشوائية. في مرحلة التدريب يتم تدريب المصنف على 80% من قاعدة البيانات أي ما يعادل 880 صورة وفي مرحلة الاختبار يتم أخذ القرار من كل شجرة لكل صورة ثم يتم تطبيق قاعد التصويت للأغلبية لاتخاذ القرار النهائي.



الشكل (5-17) مصنف الغابة العشوائية

5-4- واجهات المستخدم الرسومية:

تم تصميم واجهتين باستخدام برنامج Matlab 2019a. الواجهة الأولى للطبيب بسيطة جداً تظهر فقط التشخيص مع تصنيف الورم وحساب مساحته بالنسبة المئوية وتحديد إحداثياته والواجهة الثانية لإظهار مراحل معالجة الصورة بالتفصيل مع تصنيف الورم وحساب مساحته بالنسبة المئوية وتحديد إحداثياته وكلا الواجهتين تسمح للمختص بتطبيق الخوارزمية المقترحة على صور التجاوب المغناطيسي للدماغ والحصول على التشخيص.

5-4-1- واجهة الطبيب:

تتضمن واجهة المستخدم الرسومية الأولى التي صُممت خصيصاً للطبيب ثلاث أوامر فقط كما يبين الشكل (5-18) وهي:

🚦 الأمر (Load Image): لتحميل الصورة المراد تصنيفها.

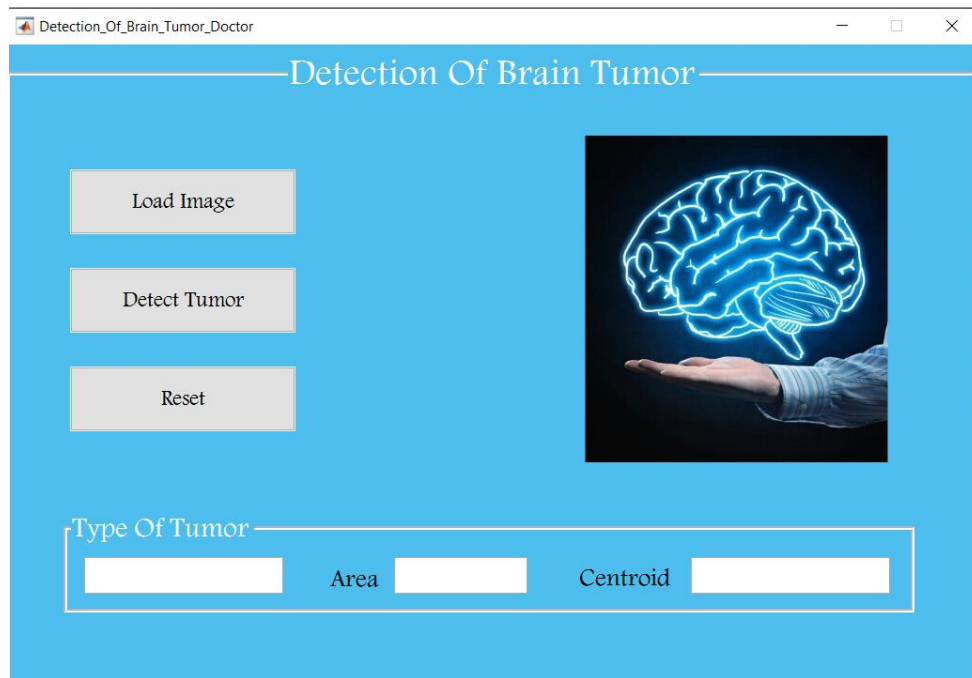
🚦 الأمر (Detect Tumor): لإظهار نوع الورم في مربع النص Type of Tumor إما ورم دماغي حميد

Benign أو ورم دماغي خبيث Malignant ومساحته بالنسبة المئوية في مربع النص Area وإحداثياته في

مربع النص Centroid وتحديده على صورة الدخول باللون الأحمر إذا كان ورم دماغي خبيث وباللون الأزرق

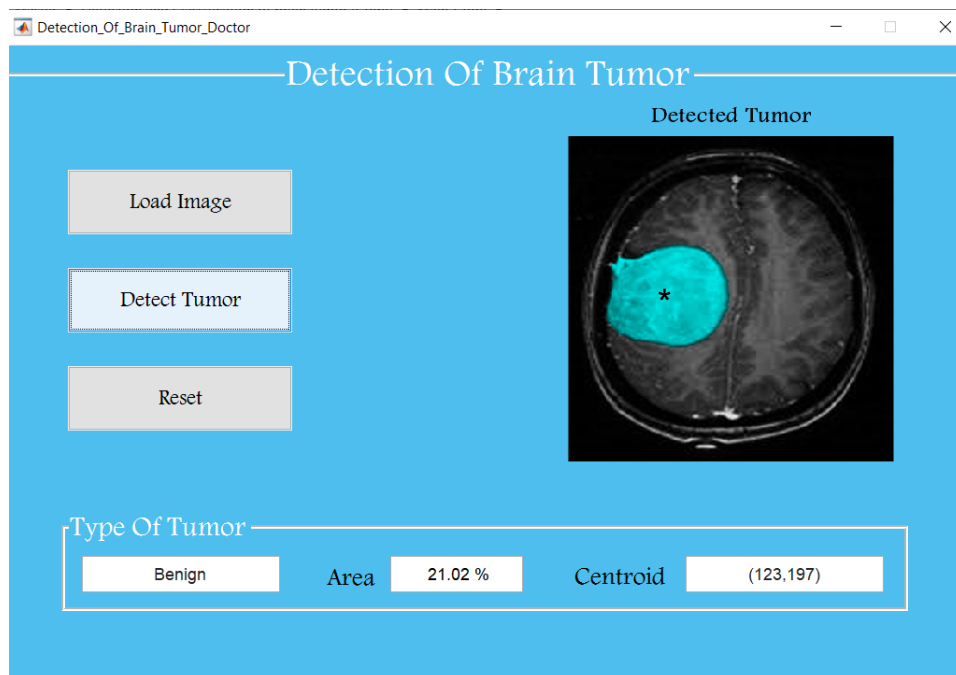
إذا كان ورم دماغي حميد.

🚦 الأمر (Reset): لحذف كل حقول الكتابة والصورة المعروضة وعودة الواجهة لوضعية التشغيل الأولى.



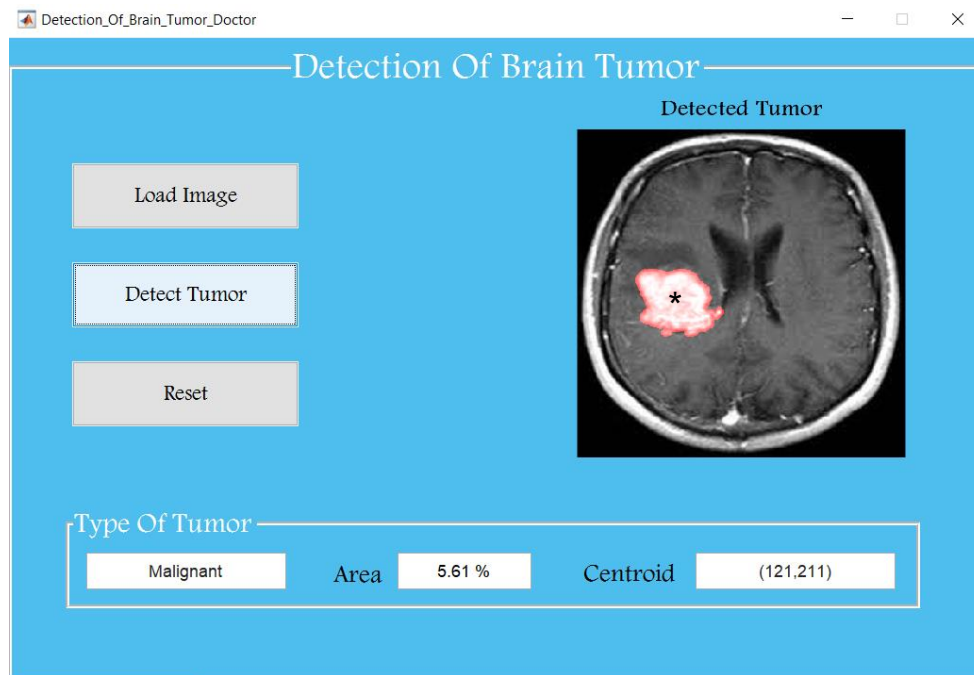
الشكل (5-18) واجهة الطبيب

يبين الشكل (5-19) واجهة الطبيب بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم حميد



الشكل (5-19) واجهة الطبيب بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم حميد

يبين الشكل (5-20) بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم خبيث.



الشكل (5-20) واجهة الطبيب بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم خبيث

5-4-2- واجهة خبير معالجة الصورة:

تتضمن الواجهة الثانية مجموعة من الأوامر المهمة لخبير معالجة الصورة كما يبين الشكل (5-21) وهي أكثر تعقيداً من الواجهة الأولى حيث تتضمن إظهار كافة مراحل الخوارزمية من مرحلة المعالجة الأولية وحتى مرحلة التصنيف:

✚ الأمر (Load Image): لتحميل الصورة المراد تصنيفها.

✚ الأمر (Skull Removed Image): لإزالة الجمجمة.

✚ الأمر (Show Skull Removal Steps): لتوضيح خطوات خوارزمية إزالة الجمجمة.

✚ الأمر (Filtered Image): لترشيح الصورة وتحسينها.

✚ الأمر (Segmented Image): لتجزئة الصورة والحصول على قناع الورم.

✚ الأمر (K Means): لتوضيح نتيجة تطبيق خوارزمية التجميع بالمتوسطات K.

الأمـر (Detect Tumor): لتشخيص الورم. عند الضغط عليه سيتم استخلاص الخصائص من المنطقة ذات الأهمية وإظهارها في مربعات النص الخاصة (Contrast, Energy, Homogeneity, Entropy,) (Correlation, Mean, SD, Variance) وإدخال هذه الخصائص إلى مصنف الغابة العشوائية الذي تم تدريبه مسبقاً لإظهار نوع الورم في مربع النص Type of Tumor إما ورم دماغي حميد Benign أو ورم دماغي خبيث Malignant ومساحته بالنسبة المئوية في مربع النص Area وإحداثياته في مربع النص Centroid وتحديده على صورة الدخـل باللون الأحمر إذا كان ورم دماغي خبيث وباللون الأزرق إذا كان ورم دماغي حميد.

الأمـر (Reset): لحذف كل حقول الكتابة والصور المعروضة وعودة الواجهة لوضعية التشغيل الأولى.

يبين الشكل (5-22) واجهة المستخدم الثانية بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماغ مصاب بورم حميد وعند الضغط على أمر (Show Skull Removal Steps) تظهر مراحل إزالة الجمجمة كما يبين الشكل (5-23) وعند الضغط على أمر (K Means) تظهر صورتين الأولى تمثل النسيج الطبيعي للدماغ والثانية تمثل الورم كما يبين الشكل (5-24).

Detection_Of_Brain_Tumor_Engineer

Detection Of Brain Tumor

Menu

Load Image

Skull Removed Image

☐ Show Skull Removal Steps

Filtered Image

Segmented Image

☐ K Means

Detect Tumor

Reset

Image Display

Type Of Tumor

Area

Centroid

Features

Contrast

Energy

Homogeneity

Entropy

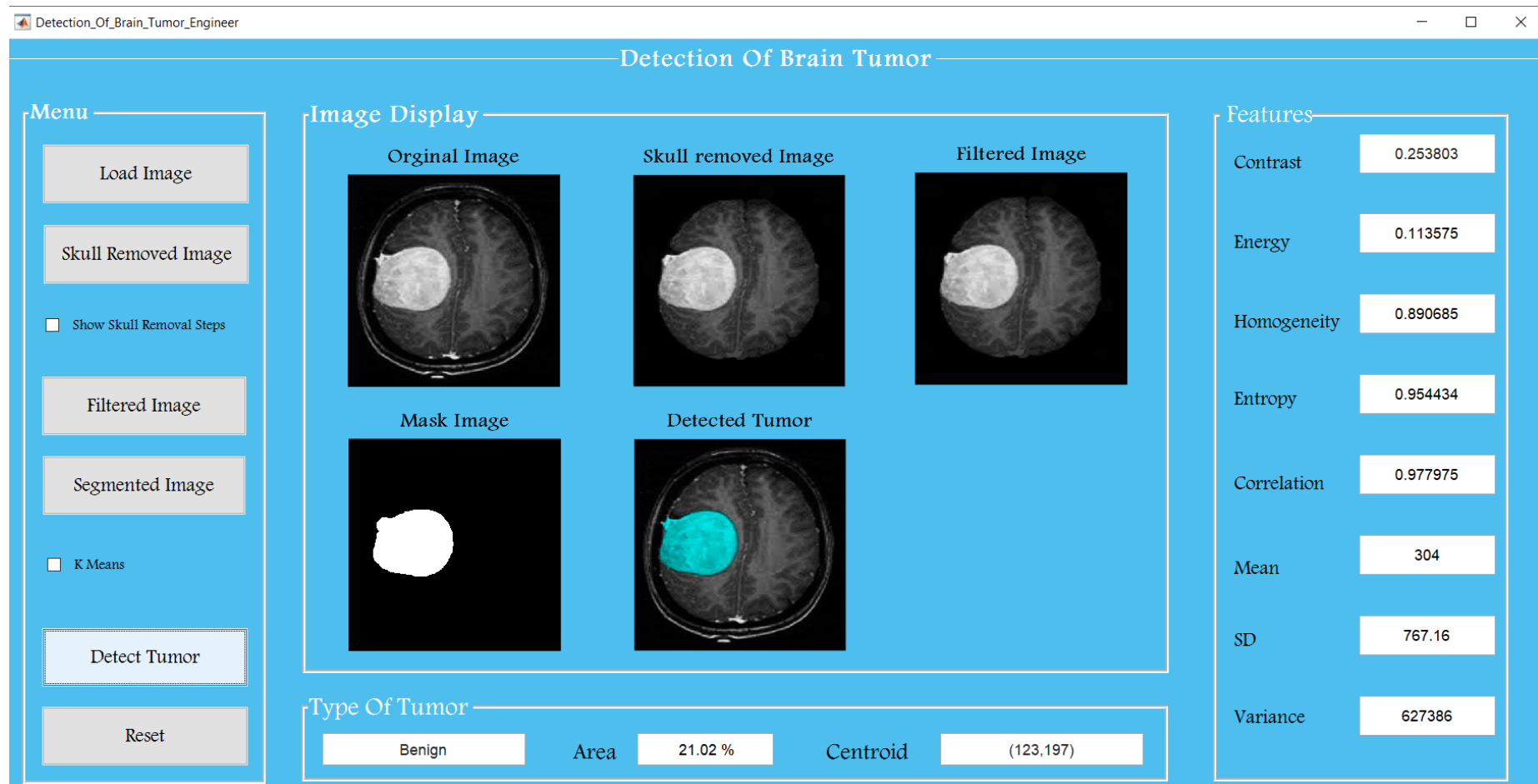
Correlation

Mean

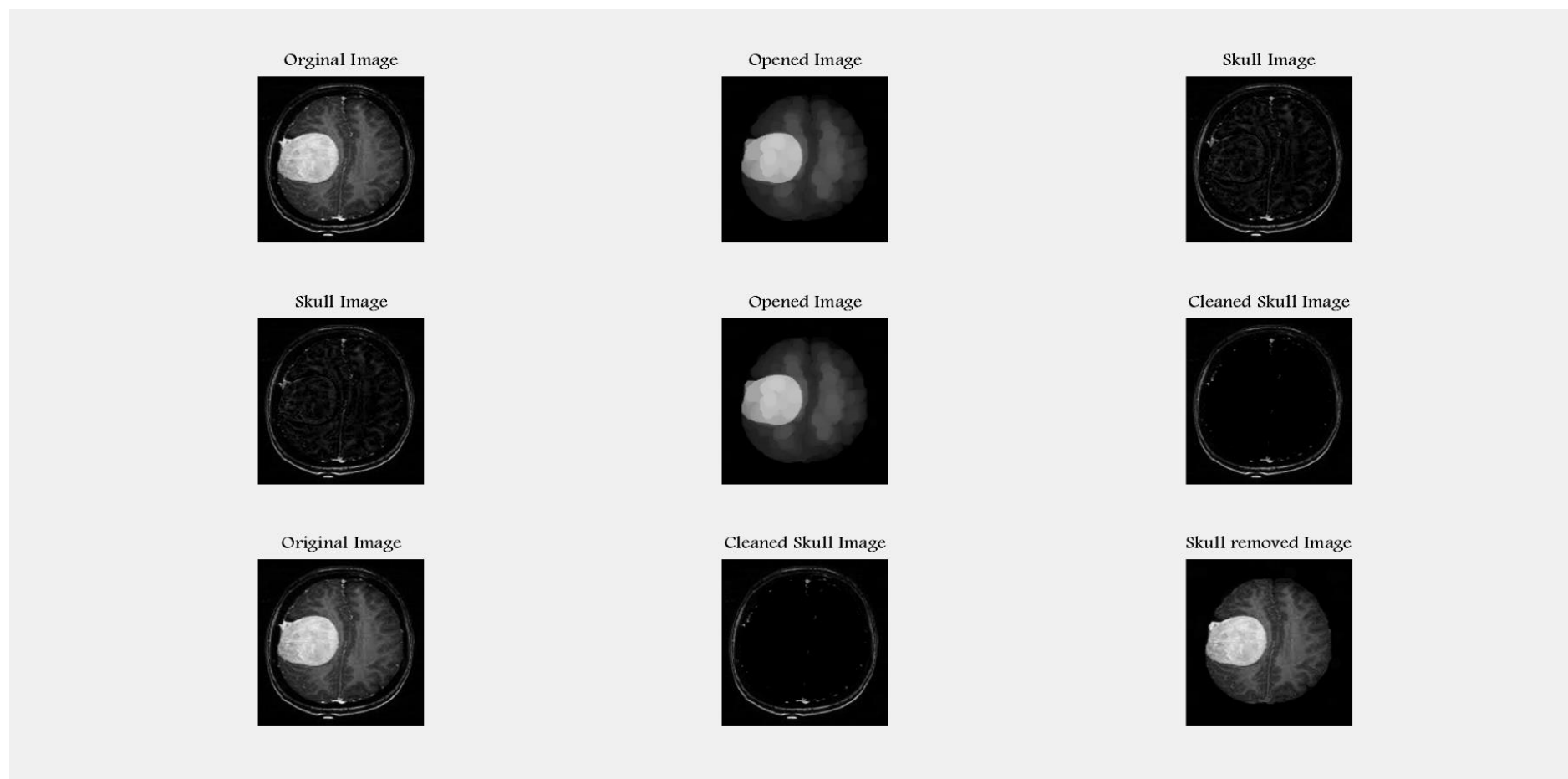
SD

Variance

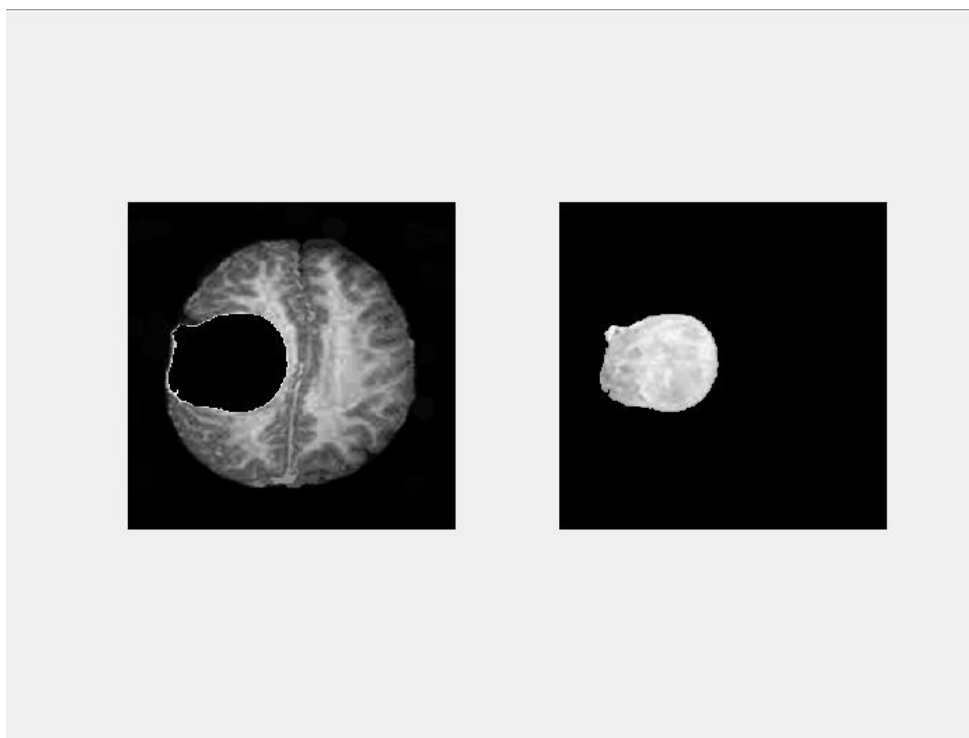
الشكل (5-21) واجهة خبير معالجة الصورة



الشكل (5-22) واجهة خبير معالجة الصورة بعد تطبيق خوارزمية البحث على صورة لدماع مصاب بورم حميد.



الشكل (5-23) تفعيل الأمر (Show Skull Removal Steps)



الشكل (5-24) تفعيل الأمر (K Means)

الفصل السادس: النتائج

المحتويات:

مقدمة

تقييم نتائج مرحلة التجزئة

تقييم نتائج مرحلة التصنيف

تقييم النتائج مع الدراسات المرجعية

6-1- المقدمة:

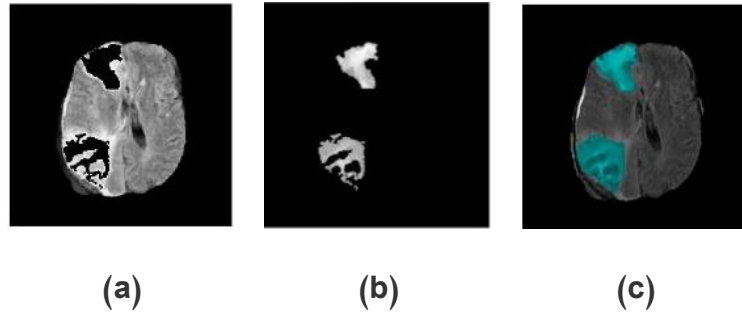
نعرض في هذا الفصل نتائج تنفيذ المنهجية المقترحة على صور التجاوب المغناطيسي للبحث وتقييم النتائج لكل من مرحلة التجزئة ومرحلة التصنيف عن طريق مجموعة من البارامترات كالدقة والحساسية والنوعية لتقييم مرحلة التجزئة وحساب الدقة والحساسية والنوعية والإحكام ومقياس F1 ورسم منحنى خصائص التشغيل ROC لتقييم مرحلة التصنيف بهدف تقييم أداء المنهجية ومقارنتها مع الدراسات السابقة.

6-2- تقييم نتائج مرحلة التجزئة:

تمت المقارنة بين ناتج عملية التجزئة (قناع الورم) مع الحقيقة المرجعية (Ground Truth) الموجودة في قاعدة البيانات وحساب مجموعة من البارامترات لكل صورة (TP, TN, FP, FN)، ومن هذه البارامترات يتم إيجاد الدقة والحساسية والنوعية ثم حساب المتوسط الحسابي لكل صور قاعدة البيانات لتقييم أداء الخوارزمية المقترحة.

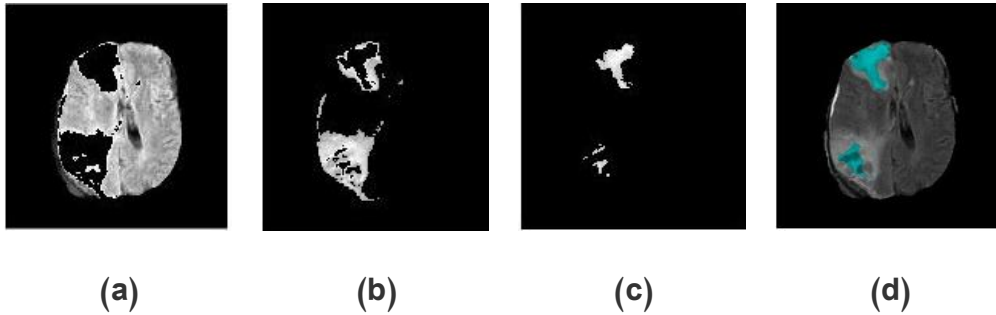
6-2-1- التجزئة باستخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K مع زيادة عدد المجموعات:

تم تغيير عدد المجموعات K وحساب الدقة والحساسية والنوعية في كل مرة لمعرفة القيمة الأفضل لـ K. افترضنا بدايةً القيمة 2 نظراً لأن الدماغ بعد إزالة الجمجمة يتألف فقط من النسيج الطبيعي والورم وبدأنا بزيادة عدد المجموعات حتى القيمة 5 والمجموعة التي تكون قيمة المتوسط الحسابي لها هو الأعلى تكون المجموعة التي تعبر عن الورم. يبين الشكل (6-1) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=2$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K وتحديد الورم على الصورة الأصلية بعد استنتاج قناع الورم.



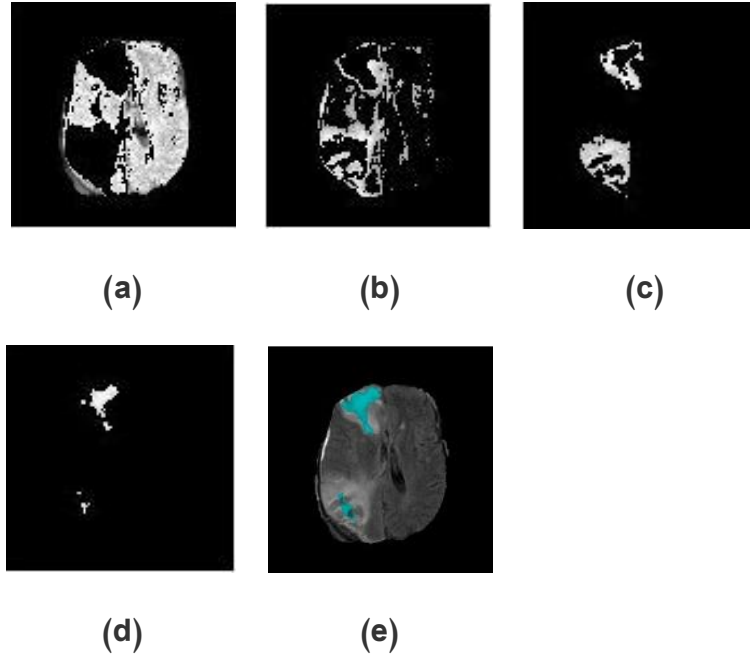
الشكل (6-1): نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=2$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) تحديد الورم على الصورة الأصلية.

يبين الشكل (6-2) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=3$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K وتحديد الورم على الصور الأصلية بعد استنتاج قناع الورم.



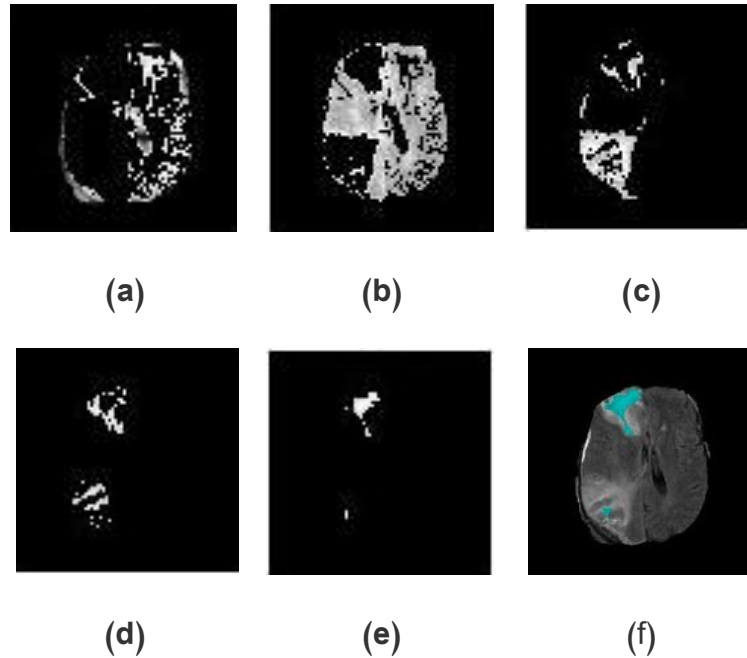
الشكل (6-2): نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=3$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) تحديد الورم على الصورة الأصلية

يبين الشكل (6-3) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=4$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K وتحديد الورم على الصورة الأصلية بعد استنتاج قناع الورم.



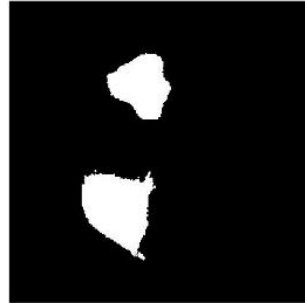
الشكل (3-6): نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=4$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) المجموعة الرابعة، (e) تحديد الورم على الصورة الأصلية.

يبين الشكل (4-6) نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=5$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K .



الشكل (4-6): نتيجة اختيار عدد المجموعات $K=5$ في خوارزمية التجميع بالمتوسطات K (a) المجموعة الأولى، (b) المجموعة الثانية، (c) المجموعة الثالثة، (d) المجموعة الرابعة، (e) المجموعة الخامسة، (f) تحديد الورم على الصورة الأصلية.

وعند مقارنة قناع الورم الناتج عن الشكل (b-1-6) والشكل (c-2-6) والشكل (d-3-6) والشكل (e-4-6) مع الحقيقة المرجعية والموضحة في الشكل (5-6) من حيث الدقة والحساسية والنوعية كما يبين الجدول (1-6):



الشكل (5-6): الحقيقة المرجعية

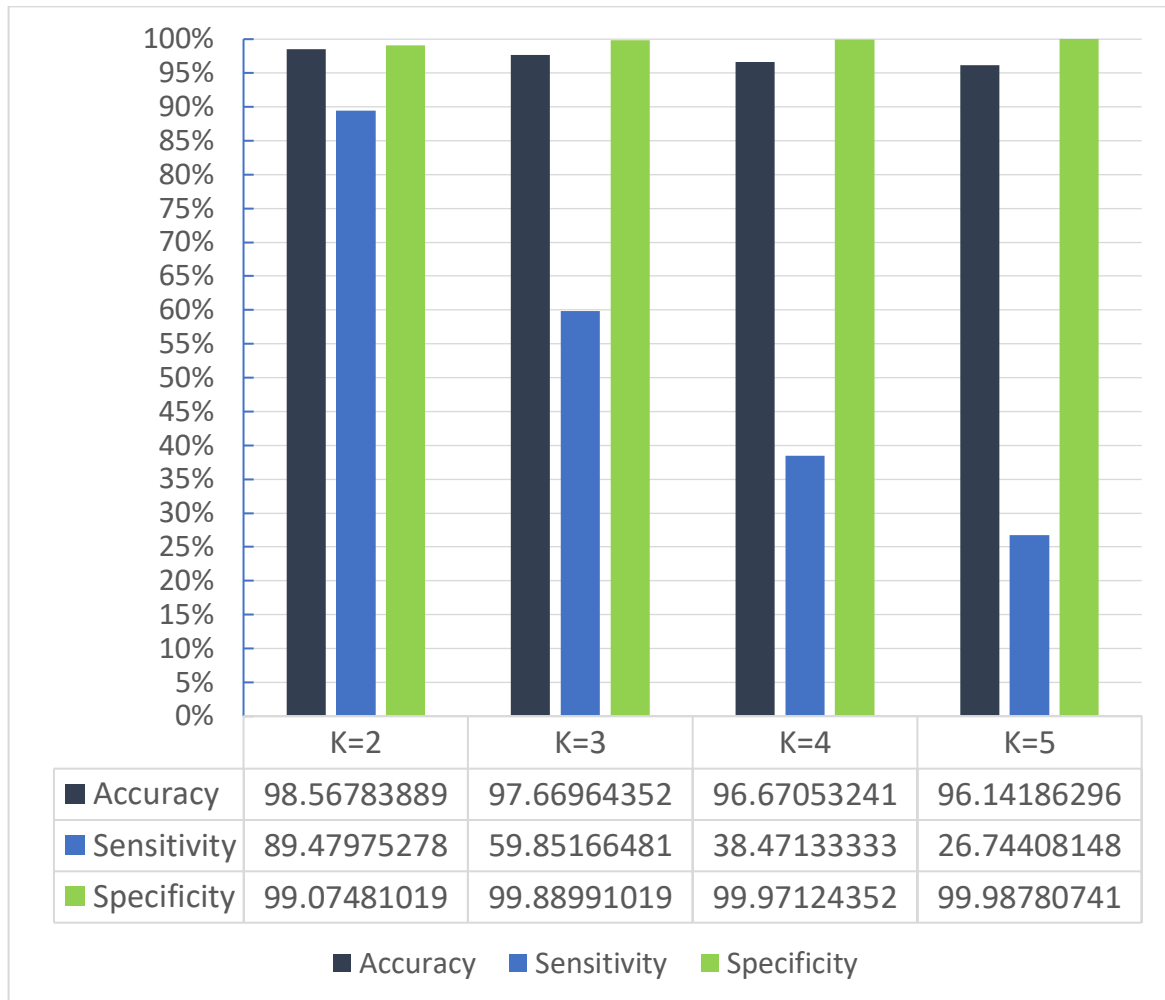
نلاحظ من خلال الجدول (1-6) انخفاض في قيمة الدقة والحساسية وزيادة في قيمة النوعية وذلك بسبب زيادة عدد البيكسلات السوداء وانخفاض عدد البيكسلات البيضاء في الصورة مع زيادة عدد المجموعات K.

الجدول (1-6): نتائج تغيير عدد المجموعات على إحدى صور قاعدة البيانات.

عدد المجموعات	الدقة (%)	الحساسية (%)	النوعية (%)
K=2	98.89	84.00	99.80
K=3	96.16	46.05	99.97
K=4	94.29	24.28	99.99
K=5	93.72	16.65	99.99

وعند حساب المتوسط الحسابي لكل صور قاعدة البيانات كما يبين الشكل (6-6) حيث أن نتائج الدقة بزيادة عدد المجموعات كانت على التوالي (98.57%, 97.67%, 96.67%, 96.14%) ونتائج الحساسية بزيادة عدد

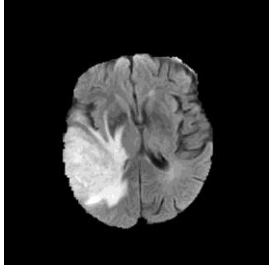
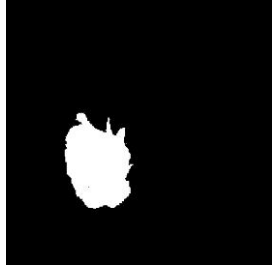
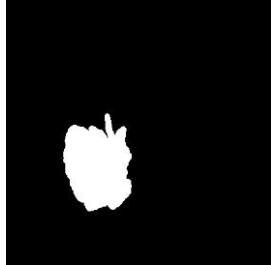
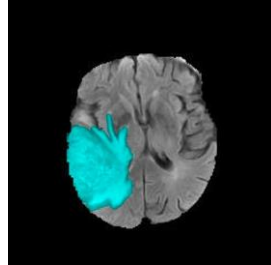
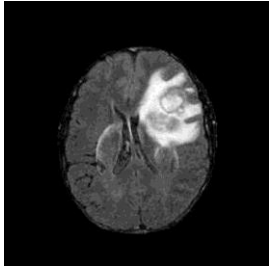
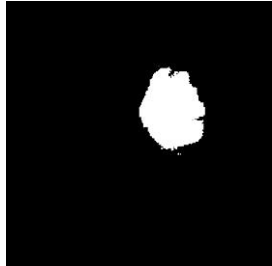
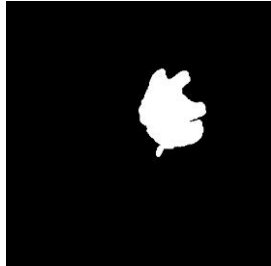
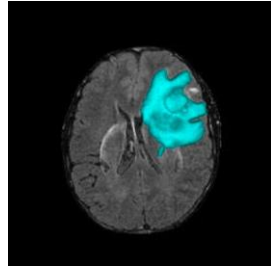
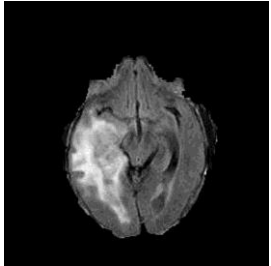
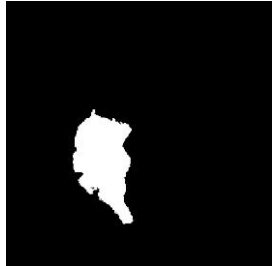
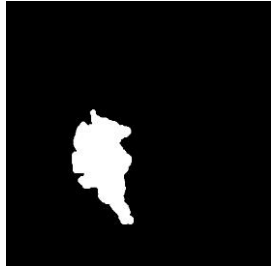
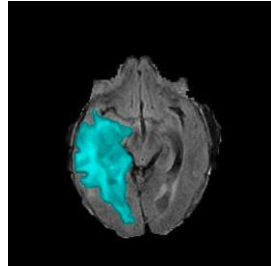
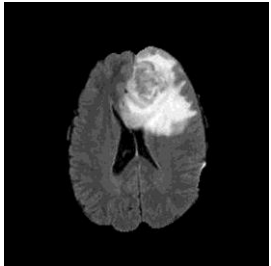
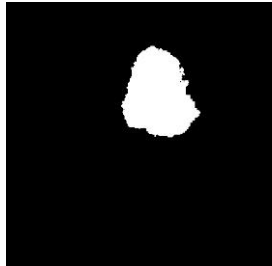
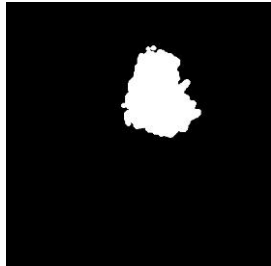
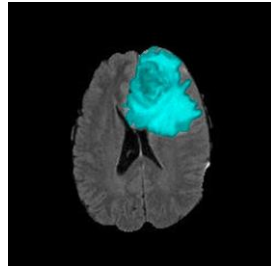
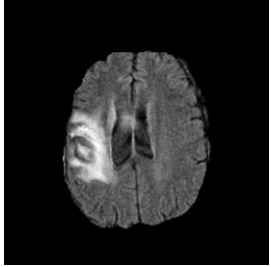
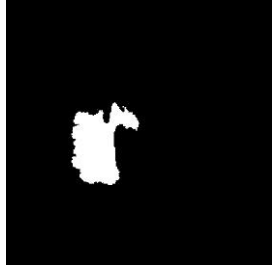
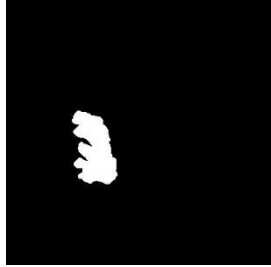
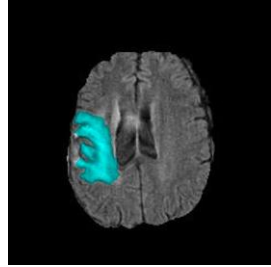
المجموعات كانت على التوالي (26.74%, 38.47%, 59.85%, 89.48%) ونتائج النوعية بزيادة عدد المجموعات كانت على التوالي (99.99%, 99.97%, 99.89%, 99.07%)، نلاحظ بأن الدقة مع زيادة عدد المجموعات تنخفض قليلاً والنوعية تزداد بينما الحساسية تنخفض بشكل كبير جداً، سنختار في هذا البحث عدد المجموعات (2).



الشكل (6-6) تقييم خوارزمية التجزئة بزيادة عدد المجموعات K

نستعرض في الجدول (2-6) بعض نتائج مرحلة التجزئة لمجموعة من صور قاعدة البيانات حيث يمثل العمود الأول الصورة الأصلية والعمود الثاني يمثل الحقيقة المرجعية والعمود الثالث قناع الورم الذي تم الحصول عليه والعمود الرابع تحديد الورم على الصورة الأصلية.

الجدول (2-6): بعض نتائج مرحلة التجزئة لمجموعة من صور قاعدة البيانات

الصورة الأصلية	الحقيقة المرجعية	قناع الورم	تحديد الورم على الصورة
			
			
			
			
			

كما تمت المقارنة بين خوارزمية التجميع بالمتوسطات ($K=2$) مع تقنية التعتیب بواسطة عتبة اوتسو (Otsu) وتهدف هذه الطريقة إلى تعیین قيمة عتبة تكيفية تحقق أعلى تباين [37]، ويبين الجدول (3-6) المتوسط الحسابي لنتائج الدقة والحساسية والنوعية باستخدام تجميع المتوسطات K حيث ($K=2$) وعتبة اوتسو، كانت نتائج الدقة على التوالي (98.57%, 77.27%) ونتائج الحساسية على التوالي (89.48%, 99.93%) ونتائج النوعية على التوالي (99.07%, 76.07%) أظهرت خوارزمية التجميع بالمتوسطات K أفضل النتائج من حيث الدقة والنوعية بينما في الحساسية أظهرت عتبة اوتسو نتائج أفضل بسبب زيادة عدد البكسلات البيضاء في الصورة لأن العتبة التكيفية في طريقة اوتسو أدت إلى فصل الدماغ بشكل كامل عن الخلفية وليس فصل الورم عن النسيج الطبيعي.

الجدول (3-6): تقييم التجزئة بين عتبة اوتسو والتجميع بالمتوسطات $K=2$

النوعية	الحساسية	الدقة	
99.07%	89.48%	98.57%	التجميع بالمتوسطات $K=2$
76.07%	99.93%	77.27%	عتبة اوتسو

3-6- تقييم نتائج مرحلة التصنيف:

تتألف قاعدة البيانات من 1100 صورة تم تقسيمها إلى 80% لعملية التدريب (Training) أي ما يعادل 880 صورة (440 صورة لورم دماغي حميد، 440 صورة لورم دماغي خبيث) و 20% للاختبار (Testing) أي ما يعادل 220 صورة (110 صورة لورم دماغي حميد، 110 صورة لورم دماغي خبيث).

3-6-1- مرحلة التدريب:

ادخال صور التدريب جميعها الى خوارزمية البحث المقترحة بدءاً بمرحلة المعالجة الأولية لإزالة حدود الجمجمة وتحسين الصورة ثم مرحلة التجزئة للحصول على منطقة الأهمية أي الورم الدماغي فقط.

استخلاص مجموعة من خصائص النسيج باستخدام مصفوفة الحدود الرمادي المشترك GLCM لمجموعة صور التدريب.

انشاء قاعدة بيانات لكل صور التدريب.

تتضمن قاعدة البيانات حقلاً إضافياً لتحديد نوع الورم.

تم ترميز الورم الدماغي الحميد بالرقم (0) والورم الدماغي الخبيث بالرقم (1).

ادخال هذه القاعدة الى المصنف وتدريبه عليها.

6-3-2- مرحلة الاختبار:

ادخال صور الاختبار لنفس المراحل السابقة حتى مرحلة استخلاص الخصائص.

إدخال هذه الخصائص إلى المصنف المُدرَّب سابقاً.

سيولد المصنف حقل جديد ويعطي الرقم (0) للصورة التي صنفها كورم دماغي حميد.

ويعطي الرقم (1) للصورة التي صنفها كورم دماغي خبيث.

تمت مقارنة نتيجة تشخيص المصنف مع التشخيص الحقيقي وحساب مجموعة من البارامترات TP, TN, FP,

FN باستخدام مصفوفة الارتباك واستنتاج الدقة بالبداية لمعرفة أفضل مصنف مع تغيير زاوية المصفوفة GLCM

وبعد معرفة أفضل مصنف تم حساب الحساسية والنوعية والإحكام ومقياس F1 ورسم منحنى خصائص التشغيل.

6-3-3- التصنيف باستخدام أكثر من مصنف مع تغيير زاوية مصفوفة الحدود الرمادي المشترك:

تم حساب الخصائص من أجل $d=1$ وأربع قيم للزاوية θ وهي $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ والمقارنة بين نتائج مصنف

الغابة العشوائية (بزيادة عدد الأشجار من 10 وحتى 200 شجرة بزيادة مقدارها 10 أشجار) ومصنف بايز ومصنف

الجار الأقرب (بزيادة عدد الجيران من 1 وحتى 10 جيران) ومصنف شجرة القرار من حيث الدقة.

6-3-3-1- التصنيف باستخدام مصنف الغابة العشوائية مع تغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك

وعدد الأشجار:

يبين الجدول (4-6) نتائج دقة مصنف الغابة العشوائية بزيادة عدد الأشجار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

الجدول (4-6) نتائج دقة مصنف الغابة العشوائية بزيادة عدد الأشجار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك

عدد الأشجار	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
10	88.64	88.32	89.55	86.36
20	90.00	89.55	91.36	86.36
30	90.91	92.27	90.45	86.82
40	90.91	92.73	88.18	88.18
50	91.82	92.27	91.36	87.73
60	92.27	92.27	90.45	87.27
70	92.73	92.73	90.45	88.64
80	92.73	92.73	91.36	87.73
90	94.09	93.64	89.09	88.18
100	96.36	93.64	91.36	87.27
110	95.45	93.18	92.27	87.73
120	96.36	94.09	90.45	86.36

عدد الاشجار	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
130	97.27	92.73	91.36	87.27
140	95.45	93.64	90	86.36
150	95.00	92.73	90.45	86.82
160	94.55	93.64	91.36	87.27
170	94.55	94.09	90.91	86.36
180	93.64	92.73	90.45	86.82
190	93.64	93.64	90	87.73
200	92.73	93.18	90.91	86.82

6-3-3-2- التصنيف باستخدام مصنف الجار الأقرب مع تغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك وعدد الجيران:

يبين الجدول (5-6) نتائج دقة مصنف الجار الأقرب بزيادة عدد الجيران وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

الجدول (5-6) نتائج دقة مصنف الجار الأقرب بزيادة عدد الجيران وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

عدد الجيران	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
1	66.36	66.82	67.73	62.73
2	62.73	65.45	62.73	62.27

عدد الجيران	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
3	66.82	72.73	72.27	69.09
4	64.55	70	66.82	68.18
5	70.45	72.73	71.82	70.91
6	69.55	70.91	72.73	71.36
7	70.91	72.73	75.91	70.91
8	71.36	74.55	73.64	72.27
9	72.73	71.82	74.09	70.91
10	70.45	71.36	70.45	71.36

6-3-3-3- التصنيف باستخدام مصنف بايز مع تغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك:

يبين الجدول (6-6) نتائج دقة مصنف بايز وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

الجدول (6-6) نتائج دقة مصنف بايز وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

المصنف	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
بايز	81.63	83.18	75.45	78.64

6-3-3-4- التصنيف باستخدام مصنف شجرة القرار مع تغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك:

يبين الجدول (7-6) نتائج دقة مصنف شجرة القرار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك.

الجدول (6-7) نتائج دقة مصنف شجرة القرار وبتغيير زاوية مصفوفة الحدوث الرمادي المشترك

المصنف	GLCM(0)	GLCM(45)	GLCM(90)	GLCM(135)
شجرة القرار	85.00	87.73	88.64	81.63

6-3-4- تقييم أداء مصنف الغابة العشوائية:

أفضل أداء حققه مصنف الغابة العشوائية باستخدام 130 شجرة واستخلاص خصائص التركيب من مصفوفة GLCM بزاوية 0° ، وبعد معرفة أفضل مصنف من حيث الدقة تم حساب باقي مقاييس تقييم الأداء، مثل الحساسية والنوعية والإحكام ومقياس F1 و AUC. يبين الجدول (6-8) بارامترات مصفوفة الارتباك (إيجابي صحيح، سلبي صحيح، إيجابي خاطئ، سلبي خاطئ) بزيادة عدد أشجار القرار من 10 وحتى 200:

الجدول (6-8) بارامترات مصفوفة الارتباك بزيادة عدد أشجار القرار

مصفوفة الارتباك عدد الأشجار	إيجابي صحيح TP	سلبي صحيح TN	إيجابي خاطئ FP	سلبي خاطئ FN
10	94	101	9	16
20	102	96	14	8
30	99	101	9	11
40	100	100	10	10
50	101	101	9	9
60	100	103	7	10

مصنوفة الارتباك عدد الأشجار	إيجابي صحيح TP	سلبي صحيح TN	إيجابي خاطئ FP	سلبي خاطئ FN
70	102	102	8	8
80	101	103	7	9
90	103	104	6	7
100	107	105	5	3
110	106	104	6	4
120	107	105	5	3
130	108	106	4	2
140	107	103	7	3
150	105	104	6	5
160	106	102	8	4
170	105	103	7	5
180	103	103	7	7
190	103	103	7	7
200	103	101	9	7

من مصنفات الارتباك تم حساب كل من الدقة والحساسية والنوعية والإحكام ومقياس F1 ومن منحني خصائص

التشغيل ROC تم حساب المساحة بين المنحني والمحور X. كما يبين الجدول (6-9) نتائج أداء مصنف الغابة

العشوائية بزيادة عدد أشجار القرار من 10 وحتى 200:

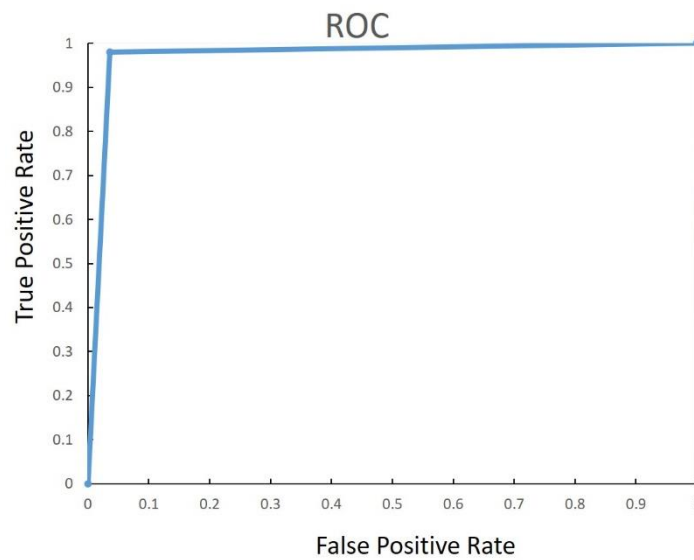
الجدول (6-9) تقييم نتائج أداء مصنف الغابة العشوائية بزيادة عدد أشجار القرار

عدد الاشجار	الدقة	الحساسية	النوعية	الإحكام	مقياس F1	AUC
10	88.64	85.45	91.82	91.26	88.26	0.89
20	90.00	92.73	87.27	87.93	90.27	0.90
30	90.91	90.00	91.82	91.67	90.83	0.91
40	90.91	90.91	90.91	90.91	90.91	0.91
50	91.82	91.82	91.82	91.82	91.82	0.92
60	92.27	90.91	93.64	93.46	92.17	0.92
70	92.73	92.73	92.73	92.73	92.73	0.93
80	92.73	91.82	93.64	93.52	92.66	0.93
90	94.09	93.64	94.55	94.5	94.06	0.94
100	96.36	97.27	95.45	95.54	96.40	0.96
110	95.45	96.36	94.55	94.64	95.50	0.95
120	96.36	97.27	95.45	95.54	96.40	0.96
130	97.27	98.18	96.36	96.43	97.30	0.97
140	95.45	97.27	93.64	93.86	95.54	0.95
150	95.00	95.45	94.55	94.59	95.02	0.95
160	94.55	96.36	92.73	92.98	94.64	0.95

عدد الاشجار	الدقة	الحساسية	النوعية	الإحكام	مقياس F1	AUC
170	94.55	95.45	93.64	93.75	94.59	0.95
180	93.64	93.64	93.64	93.64	93.64	0.94
190	93.64	93.64	93.64	93.64	93.64	0.94
200	92.73	93.64	91.82	91.96	92.79	0.93

نلاحظ بأن الدقة ازدادت بشكل تدريجي تقريباً مع زيادة عدد أشجار القرار حتى 130 حيث وصلت لقيمة 97.27% والحساسية 98.18% والنوعية 96.36% والإحكام 96.43% و مقياس F1 97.30% وبدأ ينخفض الأداء مع زيادة عدد الأشجار.

في هذا البحث سيتم اختيار مصنف الغابة العشوائية بعدد أشجار القرار 130 لأنه حقق أفضل أداء في كل المقاييس حيث أخطأ في تصنيف 6 حالات فقط ويبين الشكل (6-7) منحنى ROC لمصنف الغابة العشوائية باستخدام 130 شجرة قرار.



الشكل (6-7) منحنى ROC لمصنف الغابة العشوائية باستخدام 130 شجرة قرار

6-4- تقييم النتائج مع الدراسات المرجعية:

يبين الجدول (6-10) والجدول (6-11) نتائج مقارنة البحث مع دراسات مرجعية حديثة لتقييم مرحلتي التجزئة والتصنيف.

الجدول (6-10) تقييم نتائج أداء المنهجية المقترحة في البحث مع دراسة حديثة لتقييم مرحلة التجزئة

طريقة التجزئة	الدقة (%)	الحساسية (%)	النوعية (%)
R-CNN [17]	–	72.00	–
المنهجية المقترحة	98.57	89.48	99.07

استخدم Singh [17] الشبكات الالتفافية العصبونية القائمة على المنطقة Region Based Convolutional Neural Network في تدريب نموذج ResNet على قاعدة بيانات Brats 2020. حققت المنهجية المقترحة بالاعتماد على خوارزمية تجميع المتوسطات K أداء أفضل من حيث الحساسية.

الجدول (6-11) تقييم نتائج أداء المنهجية المقترحة في البحث مع دراسات حديثة لتقييم مرحلة التصنيف

طريقة التصنيف	الدقة (%)	الحساسية (%)	النوعية (%)
VGG [15]	91.80	86.20	–
CNN [16]	92.13	–	–
المنهجية المقترحة (130) RF	97.27	98.18	96.36

استخدام Khan وزملاؤه الشبكات العصبية الالتفافية في بناء النموذج ودربوه على 3264 صورة لتصنيف أربع أنواع من الصور (ورم دقيقي، ورم سحائي، ورم بالغدة النخامية، دماغ طبيعي) [16]. بينما Pudir وزميله استخدم

نموذج VGG16 المدرب مسبقاً على قاعدة بيانات Image Net لتدريبه على صور التجاوب المغناطيسي وعددها 5000 للتصنيف بين الورم الدماغي والدماغ الطبيعي [15]. حققت المنهجية المقترحة بالاعتماد على خوارزميات تعلم الآلة أداء أفضل في النتائج بشكل عام وذلك لأن خوارزميات التعلم العميق تتطلب قاعدة بيانات كبيرة جداً.

الفصل السابع: الخاتمة والآفاق المستقبلية

المحتويات:

الخاتمة

الآفاق المستقبلية

7-1- الخاتمة:

في هذه الدراسة تم التركيز على الكشف عن أورام الدماغ وتصنيفها باستخدام صور التجاوب المغناطيسي. أثبتت المنهجية المقترحة في هذه الدراسة فعاليتها في التمييز بين الأورام الدماغية الحميدة والأورام الدماغية الخبيثة بالاعتماد على خوارزميات معالجة الصورة والذكاء الصناعي من خلال أربع مراحل أساسية، ففي مرحلة المعالجة الأولية تم إزالة حدود الجمجمة وتحسين التباين ثم تليها مرحلة التجزئة باستخدام خوارزمية التجميع بالمتوسطات K وتطبيق بعض العمليات المورفولوجية لملء الثقوب وإزالة المناطق الصغيرة والحفاظ على منطقة الورم، وفي المرحلة التالية تم استخلاص 8 خصائص للتركيب باستخدام مصفوفة الحدود المشترك ذات المستوى الرمادي GLCM و 3 خصائص للشكل وأخيراً مرحلة التصنيف باستخدام مصنف الغابة العشوائية وبعدد أشجار 130. طُبِّقَت هذه الدراسة على 1100 صورة باستخدام بيئة Matlab 2019a.

تميزت هذه الدراسة في ما يلي:

- 1- حساب مساحة الورم الدماغية بالنسبة المئوية وتحديد على الصورة وتحديد إحداثياته.
- 2- المنهجية المقترحة بالبحث آلية بالكامل بدءاً من مرحلة إدخال الصورة وحتى الحصول على التشخيص.
- 3- تصميم واجهتين رسوميتين للمستخدم الأولى للطبيب بسيطة جداً تظهر فقط التشخيص مع تصنيف الورم وحساب مساحته بالنسبة المئوية وتحديد إحداثياته والواجهة الثانية لخبير معالجة الصورة حيث تسمح بإظهار مراحل معالجة الصورة بالتفصيل مع تصنيف الورم وحساب مساحته بالنسبة المئوية وتحديد إحداثياته وكلا الواجهتين تسمح للمستخدم بتطبيق المنهجية المقترحة على صور التجاوب المغناطيسي للدماغ والحصول على التشخيص.
- 4- تقييم أداء مرحلتين التجزئة والتصنيف بعكس الدراسات السابقة التي اقتصر على تقييم إحدى المرحلتين فقط إما تقييم مرحلة التجزئة فقط ومن دون التصنيف أو تقييم مرحلة التصنيف ومن دون التأكد من صحة مرحلة التجزئة.

5- تفوقت المنهجية المقترحة على بقية الدراسات المرجعية في مرحلة التجزئة حيث الدقة 98.57% والحساسية 89.48% والنوعية 99.07%

6- تفوقت المنهجية المقترحة في مرحلة التصنيف على بقية الدراسات المرجعية عند اختبار المصنف على 220 صورة (110 صور لورم دماغي حميد، 110 صور لورم دماغي خبيث) وكانت النتائج كالتالي: الدقة 97.27% والحساسية 98.18% والنوعية 96.36% والإحكام 96.43% و مقياس F1 97.30% والمساحة تحت منحنى خصائص التشغيل (ROC) تساوي 0.97.

7-2- الآفاق المستقبلية:

- 1- العمل على تأمين قواعد بيانات متنوعة تشمل كافة أنواع أورام الدماغ.
- 2- تطوير الخوارزمية لبناء الدماغ بشكل ثلاثي الأبعاد لإظهار الورم بشكل كامل وحساب حجمه الحقيقي.
- 3- وضع الواجهة الحاسوبية المطورة في المراكز الطبية لمساعدة الأطباء ودعم قراراتهم الطبي.
- 4- وضع الواجهة الحاسوبية الخاصة بخبراء معالجة الصورة في مخابر الكلية لتطويرها ولربط المعلومات النظرية بالعملية.

المسرحة

- [1] Young, R. M., Jamshidi, A., Davis, G., & Sherman, J. H. (2015). Current trends in the surgical management and treatment of adult glioblastoma. **Annals of Translational Medicine**. Vol. 3. No. 9. p: 15.
- [2] Umar, A. A., & Atabo, S. M. (2019). A review of imaging techniques in scientific research/clinical diagnosis. **MOJ Anatomy & Physiology**. Vol. 6. No. 5. pp: 175–183. MedCrave Publishing.
- [3] Almutrafi, A., Bashawry, Y., AlShakweer, W., Al-Harbi, M., Altwairgi, A., & Al-Dandan, S. (2020). The Epidemiology of Primary Central Nervous System Tumors at the National Neurologic Institute in Saudi Arabia: A Ten-Year Single-Institution Study. **Journal of Cancer Epidemiology**. Vol. 2020. p: 9. Hindawi.
- [4] Alam, S., Rahman, M., Hossain, M. A., Islam, K., Ahmed, K. M., Ahmed, T. A., et al. (2019). Automatic Human Brain Tumor Detection in MRI Image Using Template-Based K Means and Improve Fuzzy C Means Clustering Algorithm. **Big Data and Cognitive Computing**. Vol. 3. No. 2. p-p: 3-27.
- [5] Sabbagh, Maged & Ghajar, Abdullah. (2012). **Clinical practice in neurosurgery**. Aleppo: Syria. Aleppo University Publications. P: 350. (in Arabic).
- [6] Hines, T. **Anatomy of the Brain**. Mayfield. 11/April/2018. Link: <https://mayfieldclinic.com/pe-anatbrain.htm>
- [7] Cherry, K. **A Guide to Anatomy of the Brain**. Very well mind. 14/May/2019. Link: <https://www.verywellmind.com/the-anatomy-of-the-brain-2794895>
- [8] Seladi-Schulman, J. **Brain Overview**. Healthline. 13/March/2018. Link: <https://www.healthline.com/human-body-maps/brain>
- [9] Barclay, T. **Brain**. Innerbody. 25/July/2022. Link: <https://www.innerbody.com/image/nerv02.html>
- [10] Broadhouse, K. M. (2019). The Physics of MRI and How We Use it to Reveal the Mysteries of the Mind. **Frontiers for Young Minds**. Vol. 7. No. 23. p-p: 1-7.
- [11] Shikha, Sobhi. (2019). **Developing An Intelligent System For Automatic Classification Of The Medical Images**. PhD Thesis. Computer Engineering and Automation. Department of Computers and Networks. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering. Damascus University. Damascus: Syria. p: 135. (in Arabic).
- [12] Soltaninejad, M., Yang, G., Lambrou, T., Allinson, N., Jones, T. L., Barrick, T. R., et al. (2017). Automated brain tumour detection and segmentation using superpixel-based extremely randomized trees in FLAIR MRI. **International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery**. Vol. 12. No. 2. p-p: 183–203.
- [13] Giraddi, S., & Vaishnavi, S. V. (08-09 September 2017). **Detection of Brain Tumor using Image Classification**. 2017 International Conference on Current Trends in Computer, Electrical, Electronics and Communication (CTCEEC), India. p-p: 640-644.

- [14] Asodekar, B, & Gore, S. (18 May 2019). **Brain Tumor Classification Using Shape Analysis of MRI Images**. International Conference on Communication and Information Processing (ICCIP) 2019. India.
- [15] Pundir, A. & Kumar, R. (2021). Brain Tumor Classification in MRI Images Using Transfer Learning. Edited by: Kumar, Pardeep, and Singh, Amit Kumar. **Machine Learning for Intelligent Multimedia Analytics: Techniques and Applications**. pp: 307–319. Singapore. Springer.
- [16] Khan, A. H., Abbas, S., Khan, M. A., Farooq, U., Khan, W. A., Siddiqui, S. Y., et al. (2022). Intelligent Model for Brain Tumor Identification Using Deep Learning. **Applied Computational Intelligence and Soft Computing**. Vol. 2022. p-p: 10. Hindawi.
- [17] Singh, S. (2022). A Novel Mask R-CNN Model to Segment Heterogeneous Brain Tumors through Image Subtraction. **arXiv Preprint arXiv:2204.01201**.
- [18] Ammar, M. (2014). **Medical image display and processing systems**. Damascus: Syria. Damascus University Publications. P: 638. (in Arabic).
- [19] Qidwai, U., & Chen, C. H. (2009). **Digital Image Processing: An Algorithmic Approach with MATLAB**. 1st Ed. NewYork: USA. Chapman and Hall/CRC. p: 314.
- [20] Raid, A. M, Khedr, W. M., El-dosuky, M. A, & Aoud, M. (2014). Image Restoration Based on Morphological Operations. **International Journal of Computer Science, Engineering and Information Technology**. Vol. 4. No. 3. p-p: 9–21.
- [21] Sah, S. **Machine Learning: A Review of Learning Types**. Preprints. 11/July/2020. doi:10.20944/preprints202007.0230.v1.
- [22] Vijay, J., & Subhashini, J. (3-5 April 2013). **An efficient brain tumor detection methodology using K-means clustering algorithm**. 2013 International Conference on Communication and Signal Processing. Melmaruvathur: India.
- [23] Arzoo, K., & Rathod, K. (2017). K-Means algorithm with different distance metrics in spatial data mining with uses of NetBeans IDE 8.2. **International Research Journal of Engineering and Technology**. Vol: 04, No: 04. p-p: 2363–2368.
- [24] Venkateswari, R., & Kala, R. D. (2017). Brain Tumor Segmentation Based on GLCM Feature Extraction using Probabilistic Neural Network. **International Journal of Engineering Science and Computing**. Vol: 7, No: 7. p-p: 14031–14035.
- [25] Raschka, S. (2017). Naive Bayes and Text Classification I - Introduction and Theory. **arXiv Preprint arXiv: 1410.5329**.
- [26] Altman, N. S. (1992). An Introduction to Kernel and Nearest-Neighbor Nonparametric Regression. **The American Statistician**. Vol. 46. No. 3. pp: 175–185. American Statistical Association, Taylor & Francis, Ltd.
- [27] Karimi, K., & Hamilton, H. J. (2010). Generation and Interpretation of Temporal Decision Rules. **arXiv Preprint arXiv: 1004.3334**

- [28] Jijo, B., & Abdulazeez, A. (2021). Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning. **Journal Of Applied Science And Technology Trends**. Vol. 02. No. 01. p-p: 20-28.
- [29] Kirasich, K., Smith, T., & Sadler, B. (2018). Random Forest vs Logistic Regression: Binary Classification for Heterogeneous Datasets. **SMU Data Science Review**. Vol. 1. No. 3. p-p: 1–24.
- [30] Garg, G., & Garg, R. (2021). Brain Tumor Detection and Classification based on Hybrid Ensemble Classifier. **arXiv Preprint arXiv: 2101.00216**.
- [31] Fawcett, T. (2006). ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers. **Pattern Recognition Letters**. Vol. 27. p-p: 861-874.
- [32] Pasar. Y. (2020). <https://github.com/yashpasar/Brain-Tumor-Classification-and-Detection-Machine-Learning> (accessed 10/Sep/2021)
- [33] **"About The Cancer Imaging Archive (TCIA) - The Cancer Imaging Archive (TCIA)"**. The Cancer Imaging Archive (TCIA). (accessed 6/June/2023).
- [34] Bjoern. H, & Menze et al. (2015). <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/brain-tumor-segmentation-in-mri-brats-2015>. (accessed 5/May/2021)
- [35] Bjoern. H, & Menze et al. (2015). <https://paperswithcode.com/dataset/brats-2015-1>. (accessed 6/June/2023)
- [36] Singh, N., & Singh, G. (2017). Automatic Detection of Brain Tumor Using KMeans Clustering. **International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology**. Vol. 5.
- [37] Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**. Vol. 9. No. 1. p-p: 62–66.

ABSTRACT

Early detection of brain tumors is essential to save human life. Detecting and classifying tumors through manual MRI is a task that requires an experienced physician. and due to the enormous advances in computer graphics processing units, this progress can be used to improve the field of healthcare from Through the design of an automated system that helps the doctor to detect the tumor and determine its location and size and supports his decision in classifying the type of tumor as whether it is a benign brain tumor or a malignant brain tumor. In this research, a methodology consisting of four basic stages was proposed: first the preprocessing stage in which the borders of the skull were removed and the contrast improved, then followed by the segmentation stage using the K means clustering algorithm to separate the tumor from the normal tissue and obtain the region of interest that represents the tumor region, and in the next stage eight texture features were extracted by using the gray level co-occurrence matrix of tumor classification and three shape features to calculate the area of the tumor in percentage and determine its location, and finally the classification phase using the random forest classifier and dividing the database into 80% for training and 20% for testing. This algorithm was applied to 1100 images distributed equally (550 images of benign brain tumor, 550 images of malignant brain tumor). The results of the segmentation and classification stages were evaluated. When evaluating the segmentation phase, the mean of the results was as follows: accuracy 98.57%, sensitivity 89.48%, and specificity 99.07%. When evaluating the classification stage, the results were as follows: Accuracy 97.27%, sensitivity 98.18%, specificity 96.36%, precision 96.43%, F1 scale 97.30%, and the area under the curve of operating characteristics equal to 0.97. The proposed methodology achieved a high performance compared to the previous researches.

Keywords: Magnetic Resonance, Brain Tumors, K Means Clustering, Random Forest.

Syrian Arab Republic

Damascus University

Faculty of Mechanical & Electrical Engineering

Department of Biomedical Engineering



Brain Tumor Detection and Classification in MRI Images Using Artificial Intelligence Techniques

A dissertation submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree
of Master in Biomedical Engineering

By:

Raghda Sadek Keda

Supervisor:

Dr. Eng. Hani Amasha

Co-Supervisor:

Dr. Eng. Nisreen Sulayman

Academic Year:

2022-2023