الجمهورية العربية السورية
جامعة دمشق
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية
قسم الهندسة الطبية

بناء نظام للكشف عن سرطان الثدي بواسطة التصوير الحراري بمساعدة الحاسوب

Building computer system for detection of breast cancer using thermal imaging

أطروحة أعدت لنيل درجة الدكتوراه في الهندسة الطبية

إعداد المهندسة

زينة كسرى حدّاد

المشرف مشارك

د. يوسف برّو

مدرس في كلية الطب البشري

جامعة دمشق

المشرف العلمي

أ.د.م. محمد فراس الحناوي

الأستاذ في قسم الهندسة الطبية

جامعة دمشق

العام الدراسي

2021–2020

الإهداء

بسم الله الرحمن الرحيم

﴿قل اعملوا فسيرى الله عملكم ورسوله والمؤمنون﴾

صدق الله العظيم

الحمد لله الذي بحمده تتم الصالحات اللهم لك الحمد حتى ترضى ولك الحمد إذا رضيت ولك الحمد بعد الرضا الحمد لله والشكر له على فضائله ، وعلى نعمه التي لا تُعد ولا تحصى. الحمد لله الذي وفقنا لتقديم هذا البحث ويسر لنا امرنا ووهب لنا العلم النافع ويسر طريق العلم لنا. اللهم لك الحمد ولك الشكر كما اعنتني ووفقتني...

إلى من بلغ الرسالة وأدى الأمانة .. ونصح الأمة ..

إلى معلمنا الأول .. إلى نبي الرحمة ونور العالمين..

سيدنا محمد صلى الله عليه وسلم



إلى الذين حملوا أقدس رسالة في الحياة...

إلى الذين مهدوا لنا طريق العلم والمعرفة...

إلى جميع أساتذتنا الأفاضل في قسم الهندسة الطبية، وأخص بالذكر:

الأستاذ الدكتور المهندس محمد فراس الحناوي الذي تفضل بإشرافه على هذا البحث ولكل ما قدمه لي من دعم وتوجيه وإرشاد لإتمام هذا العمل.

الدكتور يوسف برّو على توجيهاته ونصائحه المفيدة فكان له الفضل بإتمام هذا المشروع.

إلى من كلل العرق جبينه.. وشققت الأيام يديه

إلى من علمني أن الأعمال الكبيرة لا تتم إلا بالصبر والعزيمة والإصرار

إلى والدي أطال الله بقاءه، وألبسه ثوب الصحة والعافية، ومتعني ببره ورد جميله،

أهدي ثمرة من ثمار غرسه.

إلى من نذرت عمرها في أداء رسالة

صنعتها من أوراق الصبر

وطرزتها في ظلام الدهر

على سراج الأمل

بلا فتور أو كلل

رسالة تعلم العطاء كيف يكون العطاء

وتعلم الوفاء كيف يكون الوفاء

إليك أمي أهدي هذه الرسالة

ملخص

يساهم الكشف المبكر عن سرطان الثدي في تحسين فرص الشفاء. يمثل الماموغرام والتصوير بالأمواج فوق الصوتية أحد أهم الوسائل المستخدمة في الكشف عن وجود كتل في الثدي. وحديثاً استخدم التصوير الحراري بالأشعة تحت الحمراء في الكشف عن المناطق المصابة بالسرطان، حيث تتصف الخلايا السرطانية بأنها ذات تروية دموية أعلى من الخلايا السليمة المجاورة فتظهر كارتفاع في درجة الحرارة في الصورة الحرارية.

قدمنا في هذا البحث نظام آلي لتقييم الصور الحرارية الملونة للثدي وكشف المناطق ذات درجة الحرارة المرتفعة. تتألف الخوارزمية من عدة مراحل تجزيء بهدف فصل صورة الثدي للمريضة عن الخلفية وتحصيل منطقة الثديين باستخدام طريقة مجموعة السويات(level set)، يليها تحويل الصورة من الفضاء اللوني (RGB) إلى الفضاء اللوني (L*a*b*)، وأخيراً تحصيل المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى في كل من الثديين الأيمن والأيسر باستخدام طريقة تجمع المتوسطات K. تم تغذية الشبكة العصبونية باستخدام مجموعة من الخصائص الإحصائية والتركيبية المستخلصة من الصورة الناتجة عن مراحل التجزيء السابقة لكل ثدي للحصول على قرار فيما إذا كانت هذه الصورة خالية من السرطان أو تحوي على آفة سرطانية.

أظهر اختبار الخوارزمية المقترحة على قاعدة بيانات مؤلفة من 128 صورة منها 11 حالة فيها كلا الثديين مصابين بالسرطان مستوى عالي من الدقة التي بلغت 97.5% والحساسية 95.7% والنوعية 98.2%. أثبت هذا النظام أنه قادر على تحقيق درجة عالية من الكفاءة للكشف عن آفات الثدي، لذلك تم ربط هذه الخوارزمية مع واجهة حاسوبية بهدف مساعدة أخصائي الأشعة في فهم وتحليل الصورة الحرارية.

الفهرس

الإهداء والشكر..... 1

ملخص..... 4

الفهرس..... 5

قائمة الأشكال..... 10

قائمة الجداول..... 13

المصطلحات..... 14

الاختصارات..... 16

الفصل الأول: مقدمة 17

1.1.أهمية ومبررات البحث..... 18

2.1.الهدف من البحث..... 19

3.1.مراحل البحث..... 19

الفصل الثاني: أمراض الثدي وطرق تشخيصها..... 22

1.2.التركيب التشريحي للثدي..... 23

2.2.تقسيم الثدي..... 24

3.2.أمراض الثدي..... 25

1.3.2. أمراض الثدي الحميدة..... 25

2.3.2. سرطان الثدي 25

3.3.2. تكلسات الثدي..... 26

4.2. أسباب التصوير التشخيصي..... 26

5.2. طرق التصوير..... 26

1.5.2.التصوير باستخدام الأشعة السينية..... 26
2.5.2.التصوير بالأمواج فوق الصوتية 27
3.5.2. التصوير بالرنين المغناطيسي 28
4.5.2.التصوير المقطعي المحوسب..... 29
5.5.2.التصوير المقطعي بالإصدار البوزيتروني..... 29
6.5.2.التصوير الحراري..... 29
6.2. الخلاصة..... 29

الفصل الثالث: التصوير الحراري للثدي..... 30
1.3.مقدمة..... 31
2.3.التصوير الحراري للثدي..... 32
3.3. تطور التصوير الحراري الطبي للثدي..... 33
4.3.الكاميرا الحرارية..... 35
5.3.بروتوكولات التصوير 39
1.5.3.توصيات للمريضة..... 40
2.5.3.توصيات خاصه بغرفة التصوير..... 40
3.5.3.توصيات عند تحصيل الصور..... 41
6.3 الخلاصة 42

الفصل الرابع: الدراسات المرجعية..... 43
1.4. مقدمة 44
2.4. استخدام الكشف بمساعدة الحاسوب في الصور الحرارية للثدي..... 44
3.4.الدراسات المرجعية 46

4.4. النتائج المستخلصة من الدراسات المرجعية..... 54
5.4. الخلاصة 60

الفصل الخامس: الأسس النظرية للبحث 61
1.5.مقدمة..... 62
2.5.مصدر قاعدة البيانات للصور الحرارية للثدي..... 62
3.5.تجزيء المنطقة ذات الأهمية..... 63
1.3.5.تجزيء باستخدام مجموعة السويات..... 63
2.3.5.تحويل الصورة إلى L*a*b*..... 67
3.3.5.مرحلة تجزيء باستخدام تجمع المتوسطات K means clustering 69
4.5.استخلاص الخصائص..... 70
1.4.5.الخصائص الإحصائية..... 70
2.4.5. مصفوفة الحدوث المشترك(GLCM) 72
5.5.التصنيف..... 75
6.5.تقييم الأداء..... 78
7.5.الخلاصة..... 79

الفصل السادس: القسم العملي 80
1.6.مقدمة..... 81
2.6.مصدر البيانات..... 81
3.6.تنفيذ الخوارزمية المقترحة..... 81
1.3.6.التجزيء باستخدام مجموعة السويات..... 82
2.3.6.التجزيء بواسطة تجمع المتوسطات K..... 86
3.3.6.مرحلة استخلاص الخصائص..... 89

4.3.6.مرحلة التصنيف..... 93
4.6.واجهة المستخدم..... 94
5.6.الخلاصة..... 96

الفصل السابع: النتائج ومناقشتها 97
1.7.مقدمة..... 98
2.7.نتائج التصنيف باستخدام الشبكة العصبونية..... 98
3.7.نتائج تنفيذ الخوارزمية على قاعدة البيانات..... 100
1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية..... 100
1.1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية في حالة التناظر..... 103
2.1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية في حالة كل ثدي بشكل مستقل..... 104
2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة..... 106
1.2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة في حالة التناظر..... 106
2.2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة في حالة كل ثدي بشكل مستقل 107
4.7.تقييم الأداء..... 109
1.4.7. تقييم أداء الخوارزمية على الصور الملونة والرمادية لذات قاعدة البيانات 109
2.4.7. تقييم أداء الخوارزمية عند تطبيق التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط..... 110
3.4.7.تقييم أداء الخوارزمية مع دراسات حديثة..... 113
5.7.اختبار واجهة المستخدم..... 114
6.7.الخلاصة..... 117

الفصل الثامن: الخاتمة والمقترحات 119

1.8.خاتمة البحث..... 120

2.8.الصعوبات ضمن البحث..... 121

3.8.مقترحات مستقبلية..... 121

المراجع 123

الملحق 136

قائمة الأشكال List of Figures

	الشكل	رقم الصفحة
(1-2)	البنية التشريحية للثدي	23
(2-2)	صورة الماموغرام للثدي	27
(3-2)	صورة الأمواج فوق الصوتية للثدي	28
(1-3)	تطبيقات التصوير الحراري في الكشف المبكر عن العديد من الأمراض	32
(2-3)	زيادة التدفق الدموي في مكان وجود الورم	33
(3-3)	يوضح التحسن في حساسية الكاميرات الحرارية(sensitivity)خلال العقود الأربعة الماضية	34
(4-3)	العلاقة بين الطاقة الصادرة عن الجسم (E) وحرارته (T) من أجل قيم انبعاثية مختلفة وفق قانون ستيفان – بولتزمان	36
(5-3)	الأشعة التي يتم استقبالها باستخدام الكاميرا الحرارية	38
(6-3)	المسافة بين المريضة وكاميرا التصوير الحرارية	41
(7-3)	وضعية المريضة خلال التصوير والكاميرا الحرارية	41
(8-3)	نظام تصنيف درجة الطاقة في الصور الحرارية حسب درجة الخطورة المرضية	42
(1-4)	المخطط العام لخوارزمية الكشف بمساعدة الحاسوب	45
(1-5)	يوضح توسع منحني مجموعة السويات	65
(2-5)	يوضح مناطق التقعر التي يكون عندها $\kappa < 0$ ومناطق التحدب التي يكون عندها $\kappa > 0$	66
(3-5)	الفضاء اللوني L*a*b*	68
(4-5)	شبكة عصبونية أمامية التغذية ذات الانتشار الخلفي	76
(5-5)	تابع التفعيل الأسي sigmoid	78
(1-6)	الخوارزمية المقترحة لتشخيص الصور الحرارية للثدي	82

	الشكل	رقم الصفحة
(2-6)	مخطط خوارزمية مجموعة السويات	83
(3-6)	يمثل عملية التجزيء باستخدام مجموعة السويات المطبقة لصورة مصابة بكتلة سرطانية	85
(4-6)	مخطط خوارزمية تجمع المتوسطات K	87
(5-6)	تجزيء الثدي الأيسر باستخدام تجمع المتوسطات K	88
(6-6)	تجزيء الثدي الأيمن باستخدام تجمع المتوسطات K	88
(7-6)	واجهة المستخدم	95
(8-6)	واجهة المستخدم بعد تطبيق التجزيء على صورة حرارية فيها كلا الثديين مصاب بالسرطان.	96
(1-7)	الشبكة العصبونية التي بناؤها لتصنيف الصور الحرارية للثدي	98
(2-7)	نتيجة التدريب ونسبة الخطأ في الشبكة	99
(3-7)	يمثل عملية التجزيء المطبقة لصورة مصابة بكتلة سرطانية لحالة السويات الرمادية	101
(4-7)	يمثل عملية التجزيء المطبقة لصورة خالية من السرطان لحالة السويات الرمادية	102
(5-7)	مصفوفة الالتباس لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين	103
(6-7)	منحني ROC لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين	103
(7-7)	قيمة معامل التحديد R لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين	104
(8-7)	مصفوفة الالتباس لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	104
(9-7)	منحني ROC لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	105
(10-7)	قيمة معامل التحديد R لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	105

(11-7)	مصفوفة الالتباس للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين	106
(12-7)	منحني ROC للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين	107
(13-7)	قيمة معامل التحديد R للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.	107
(14-7)	مصفوفة الالتباس للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	108
(15-7)	منحني ROC للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	108
(16-7)	قيمة معامل التحديد R للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل	109
(17-7)	مصفوفة الالتباس للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط	111
(18-7)	منحني ROC للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط	111
(19-7)	يوضح قيمة معامل التحديد R للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط	112

قائمة الجداول List of tables

	الجدول	رقم الصفحة
(1-4)	ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2001 و2013	56
(2-4)	ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2014 و2015	57
(3-4)	ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2016 و2019	58
(4-4)	ميزات ومساوئ كل من طرق التجزيء المقترحة في الدراسات المرجعية	59
(1-5)	مواصفات الكاميرا الحرارية من نوع FLIR SC-620	62
(1-6)	متوسط قيم الخصائص الإحصائية المستخلصة من الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P–value) للكشف عن الحالات المصابة	91
(2-6)	متوسط قيم الخصائص التركيبية المستخلصة من الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P–value) للكشف عن الحالات المصابة	92
(1-7)	مقارنة قيم الدقة والخطأ الأصغري للشبكة العصبونية من أجل عدد عصبونات مختلفة للطبقة المخفية	99
(2-7)	نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي الملونة وذات السويات الرمادية في حالتي دراسة مقارنة الخصائص بين الثديين ودراسة خصائص كل ثدي	110
(3-7)	نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي الملونة في حالتي التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط والتجزيء باستخدام الطريقة الهجينة المقترحة في البحث	112
(4-7)	نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي مع الدراسات المرجعية الحديثة التي استخدمت الصور ذات السويات الرمادية	113
(5-7)	نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي مع الدراسات المرجعية الحديثة التي استخدمت الصور الملونة	113
(6-7)	نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي باستخدام واجهة المستخدم	115

المصطلحات Glossary

المصطلح	معناه
lesion	التصاقات
Benign	حميد
Malignant	خبيث
Contour	حواف
thermography	التصوير الحراري
Level set	مجموعة السويات
Segmentation	التجزيء
Initial countering	الحواف الأولية
Evolution	تقدم / تطور
Implicit function	تابع تضمين
Implicit surface	سطح تضمين
Propagation	انتشار
Accuracy	الدقة
Sensitivity	الحساسية
Specificity	النوعية
k-means clustering	تجمع المتوسطات K
fuzzy c means	تجمع المتوسطات c بواسطة المنطق العائم
Confusion matrix	مصفوفة الالتباس
Regression	تحليل الانحدار
back-propagation feed-forward neural network	شبكة عصبونية الأمامية ذات الانتشار الخلفي

المصطلحات Glossary

المصطلح	معناه
mean	المتوسط
standard deviation	الانحراف المعياري
Smoothness	النعومة
variance	التفاوت
Skewness	الالتواء
kurtosis	التفلطح
Entropy	العشوائية
Inverse Difference movement	الفرق العكسي الحركي
Energy	الطاقة
Contrast	التباين
Correlation	الترابط
Cluster Shade	ظل التجمع
Cluster Prominence	نشوز التجمع
Homogeneity	التجانس
Dissimilarity	عدم التماثل
Maximum probability	الاحتمالية العظمى
Inverse difference normalized	الفرق العكسي المقيّس
Inverse difference moment normalized	الفرق اللحظي العكسي المقيّس
Information measure of correlation	معلومات قياس الترابط
Autocorrelation	الترابط الذاتي

الاختصارات Abbreviation

الاختصار	المصطلح	معناه
CAD	computer aided detection	نظام الكشف بمساعدة الحاسوب
TH	Thermobiological Risk level	نظام تصنيف حسب درجة الخطورة المرضية في الصور الحرارية
IR	Infrared	الأشعة تحت الحمراء
MRI	Magnetic resonance imaging	التصوير بالرنين المغناطيسي
CT	computed tomography	التصوير المقطعي المحوسب
PET	Positron emission tomography	التصوير المقطعي بالإصدار البوزيتروني
ROI	Region of interest	المنطقة ذات الأهمية
TP	True Positive	التشخيص الإيجابي الصحيح.
TN	True Negative	التشخيص السلبي الصحيح
FN	False Negative	التشخيص السلبي الخاطئ
FP	False Positive	التشخيص الإيجابي الخاطئ.
SVM	support vector machine	آلية شعاع الدعم
DMR-IR	Database for Mamma Research with Infrared Image	قاعدة بيانات للبحث عن أمراض الثدي باستخدام التصوير بالأشعة تحت الحمراء
MSE	Mean Square Error	متوسط مربع الخطأ
ROC	Receiver Operating Characteristic	منحني خصائص التشغيل
RMS	Root Mean Square	جذر متوسط مربع

الفصل الأول

مقدمة

1.1.أهمية ومبررات البحث:

مرض سرطان الثدي أكثر أنواع السرطانات شيوعاً بين النساء حيث يصيب 2.1 مليون امرأة سنوياً[1]، أي أن امرأة من كل 8 معرضة للإصابة بسرطان الثدي، وهو ثاني نوع سرطان مسبب للوفاة عند النساء[2]. يتم معالجة هذا المرض بفعالية أكبر إذا تم اكتشافه بشكل مبكر، ويتحقق ذلك غالباً باستخدام إحدى طرق التصوير الطبي لتكون الوسيلة الأولى للكشف عن المراحل المبكرة من سرطان الثدي وتمييز الأورام الحميدة.

ينشأ مرض سرطان الثدي عادة إما في القنيات الناقلة للحليب إلى الحلمة أو الفصيصات أو الغدد التي تقوم بإنتاج الحليب. يحدث هذا المرض عند كل من الذكور والإناث على الرغم أن سرطان الثدي عند الرجال نادر الحدوث. يعمل التصوير على البحث عن السرطان قبل أن يشعر المريض بأي أعراض، وعندما يظهر التصوير حالة غير سليمة يتم إجراء مجموعة من الفحوصات التشخيصية للتأكد فيما إذا كانت الحالة سرطانية أم لا[1].

يوجد العديد من التقنيات المستخدمة في الكشف المبكر عن سرطان الثدي كالماموغرام والأمواج فوق الصوتية والرنين المغناطيسي وغيرها وهي تعطي معلومات بنيوية عن الورم، بينما يقوم التصوير الحراري بتسجيل توزع الحرارة التي ترتبط جوهرياً بعمليات بيولوجية وفيزيولوجية لمرض معين.

تنتج خلايا سرطان الثدي أوكسيد النيتريك (nitric oxide) التي تدخل في الدورة الدموية الطبيعية وتسبب حدوث توسع وعائي موضعي في المراحل المبكرة من النمو السرطاني، مما يعزز تكوين أوعية دموية جديدة في المراحل اللاحقة. يؤدي زيادة التدفق الدموي إلى ارتفاع درجة حرارة تلك المنطقة مقارنة مع حرارة النسج السليمة للثدي، وحتى آفات الثدي العميقة لها القدرة على رفع درجة حرارة البشرة. إضافة إلى أن زيادة معدل استقلاب الناتج عن السرطان يسبب أيضاً ارتفاع ملحوظ في درجة الحرارة [3].

ازداد استخدام التصوير الحراري في السنوات الأخيرة بسبب التطورات الكبيرة الحاصلة في مجال التصوير بالأشعة تحت الحمراء وخاصةً التصوير الرقمي عالي الدقة. مما سمح باستخدام تقنيات التشخيص بمساعدة الحاسوب في تقييم الصور الحرارية للثدي بهدف مساعدة أخصائي الأشعة[4].

قدمت عدة دراسات طرق مختلفة لتحديد المنطقة ذات الأهمية في الصور الحرارية للثدي واستخدام تقنيات التصنيف لكشف الحالات المصابة بالسرطان. لكن لم تعرض أي دراسة طريقة آلية بالكامل

لتحصيل منطقة الثديين وتحديد المنطقة ذات الحرارة الأعلى في الثدي المصاب بالسرطان. كما اعتمدت تلك الدراسات التناظر بين الثديين في مرحلة استخلاص الخصائص لتدريب المصنفات الأمر الذي أدى إلى الفشل في كشف الحالات التي يكون فيها كلا الثديين مصاب بالسرطان.
تتمثل مبررات البحث بما يلي:

1. قدرة التصوير الحراري على الكشف المبكر عن الآفات الخبيثة في الثدي مقارنةً مع تقنيات التصوير الأخرى، مما يسمح باستخدامه كأداة تشخيص مساعدة مع تلك التقنيات.
2. فعالية التصوير الحراري العالية للنساء الشابات وذوات نسج الثدي الكثيفة.
3. مساعدة الأطباء والأطباء تحت التدريب في قراءة وتشخيص الصور الحرارية للثدي.
4. تقنية التصوير الحراري للكشف عن سرطان الثدي هي تقنية غير معتمدة في القطر العربي السوري ومن المهم دراسة وتوثيق فعاليتها.

2.1.الهدف من البحث:

يهدف البحث إلى تصميم نظام يساعد الطبيب أخصائي الأشعة على تحديد الكتل ضمن الصورة الحرارية الملونة للثدي فيما إذا كانت حميدة أو خبيثة. وذلك ببناء قاعدة بيانات لصور حرارية للثدي أُجريت عملية تجزيء عليها، وتصنيف حالة كل صورة باستخدام تقنيات معالجة الصورة والشبكات العصبونية. وأخيراً بناء واجهة حاسوبية تسمح للاختصاصي بتشخيص الصورة الحرارية للثدي.

3.1. مراحل البحث:

تتألف مراحل العمل:

1. فصل صورة المريضة عن الخلفية والتخلص من الإشارات والعلامات الموجودة في الصور الحرارية بتقنية مجموعة السويات (level set).
2. اقتصاص المناطق غير المرغوب بها وهي الرقبة واليدين وأسفل الثديين، ثم استخلاص منطقة كل ثدي أيمن وأيسر باستخدام مجموعة السويات(level set).

3. تحويل الصور الملونة من نوع RGB إلى صور ملونة في الفضاء *L*a*b، ثم تطبيق تقنية تجمع المتوسطات K (K means clustering). بهدف الحصول على المنطقة ذات الاهتمام (ROI-Region Of Interest) وهي ذات أعلى درجة حرارة في الثدي.
4. استخلاص 31 خاصه من المنطقة ذات الأهمية وهي خصائص إحصائية وخصائص من مصفوفة الحدوث المشترك Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM).
5. إجراء التصنيف باستخدام الشبكات العصبونية ذات الانتشار الخلفي لتمييز الحالة المصابة بآفة حميدة عن الحالة المصابة بالسرطان، ثم تقييم أداء الخوارزمية المقترحة باستخدام البارامترات الإحصائية كالدقة والحساسية والنوعية.
6. بناء واجهة للمستخدم GUI تستفيد من كل المراحل السابقة التجزيء وتقييم الصور الحرارية للثدي.

تم إنجاز الخوارزمية باستخدام MATLAB R2018a، وقد طبق النظام المقترح على 128 صورة حرارية منها66 مشخّصة أنها تحوي آفة حميدة و62 مشخّصة أنها مصابة السرطان من قاعدة البيانات DMR-IR. أظهرت الخوارزمية المقترحة دقة تعادل 97.5% وحساسية 95.7% ونوعية 98.2%.

تتكون هذه الأطروحة من الفصول التالية:

الفصل الأول: مقدمة

الفصل الثاني: أمراض الثدي وطرق تشخيصها

يقدم هذا الفصل وصفاً تشريحياً عن الثدي وأمراضه، وشرحاً عن أهم التقنيات المتبعة في تشخيص أورام الثدي.

الفصل الثالث: التصوير الحراري للثدي

يعرض شرحاً مفصلاً عن التصوير الحراري بشكل عام، والتطور التاريخي للتصوير الحراري للثدي. كما يتم شرح آلية التصوير باستخدام الكاميرا الحرارية والبروتوكولات الواجب التقيد بها عند إجراء التصوير الحراري للثدي.

الفصل الرابع: الدراسات المرجعية

يعرض مفهوم الكشف بمساعدة الحاسوب (Computer Aided Detection –CAD) في الصور الحرارية للثدي، كما يستعرض أهم الأبحاث التي تم إجراؤها في هذا المجال بين عامي 2001–2019، وتقييم أداء هذه الدراسات المرجعية.

الفصل الخامس: الأسس النظرية للبحث

يعرض هذا الفصل مصدر قاعدة البيانات المستخدمة في البحث، وشرحاً للأسس النظرية للتقنيات المستخدمة في الخوارزمية المقترحة.

الفصل السادس: القسم العملي

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

الفصل السابع: النتائج ومناقشتها

يتضمن هذا الفصل عرضاً مفصلاً لنتائج تطبيق البرنامج المقترح على صور قاعدة البيانات باستخدام الشبكة العصبونية في حالتي الصور الحرارية ذات السويات الرمادية والصور الملونة، ونتائج تطبيق الشبكة العصبونية من أجل دراسة كل ثدي بشكل مستقل وحالة المقارنة بين الثديين. وأخيراً تم مقارنة نتائج أداء الخوارزمية المقترحة مع أداء خوارزميات في الدراسات الحديثة.

الفصل الثامن: الخلاصة والمقترحات

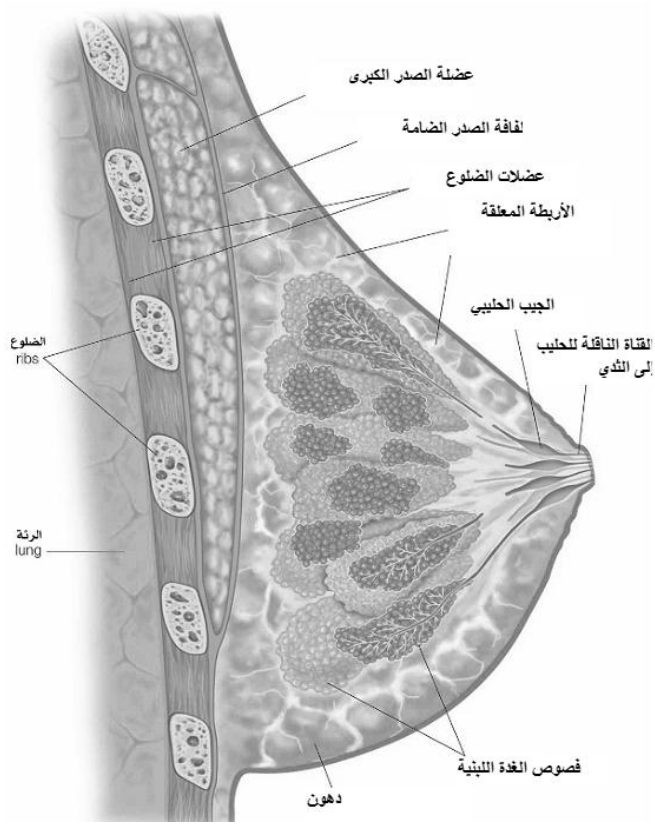
الفصل الثاني

أمراض الثدي وطرق تشخيصها

نستعرض في هذا الفصل أمراض الثدي وأهم طرق التشخيص والكشف المبكر عن سرطان الثدي.

1.2.التركيب التشريحي للثدي(breast anatomy)

الثدي هو عبارة عن كتلة غُدِّية نصف كروية الشكل تتوضّع على الجدار الأمامي للصدر، ويلتصق بعضلات الصدر التي تغطي هذا الجدار وأهمها العضلة الصدرية الكبيرة المسؤولة عن تحريك الذراع. يمتد الثدي من الضلع الثالث إلى الضلع السادس من القفص الصدري[5]. يوضح الشكل (1-2) البنية التشريحية للثدي.



الشكل(2-1) البنية التشريحية للثدي[5]

يتألف الثدي بشكل أساسي من قسمين[6]:

1. العناصر الخارجية للثدي:

- الحلمة :

الحلمة وهي عبارة عن ناتئ مخروطي الشكل ينتصف الثدي، يصل ارتفاعها بشكل متوسط إلى1 سم تحتوي على نهايات الأقنية اللبنية التي يمكن رؤية ثقوبها العديدة.

- الهالة :

تحيط بالحلمة هالة قرصية الشكل ملونة وتصطبغ بلون بني غامق يقدر قطرها بـ 4 سم، تغطي الهالة بشرة غنية بالعقد السطحية تخفي تحتها غدد دهنية، تتطور هذه العقد وتتضخّم أثناء الحمل.

- جلد الثدي:

وهو جلد ناعم أملس ومرن، ينزلق بسهولة فوق الغدة، يمكن أن يحتوي على عدة تجعدات، وهو يشمل الغدد الدهنية والعَرَقية.

2. التركيب الداخلي الثدي:

يحيط بالثدي غلاف جلدي مرن ينزلق بسهولة فوق النسيج الغدّي والدهني الداخلي للثدي. يبطن هذا الغلاف الجلدي طبقة من النسيج الدهني تحت الجلد، ويتخللها شبكة من الألياف المتينة تسمى أربطه كوبر المسؤولة عن ربطه بالجلد وهي التي تعطي للثدي قوامه. يملأ الثدي من الداخل نسيج دهني غزير تسبح فيه العناصر الغدّية المسؤولة عن تصنيع الحليب والتي تعطي الثدي قوامه الحبوبي الملمس، وتمتد هذه العناصر إلى ما تحت الإبط.

2.2.تقسيم الثدي:

يقسم الأطباء الثدي لتحديد أماكن توضع الأمراض فيه إلى أربعة أرباع بالنظر إليه من الأمام، ربع علوي داخلي وعلوي خارجي وسفلي داخلي وسفلي خارجي. تتوزع العناصر التي تملأ الثدي على العديد من الفصوص والتي يتراوح عددها بين 10 إلى 25 فص. تنفصل الفصوص عن بعضها بحواجز صفاقية يصعب تميزها جراحيّاً، وكل فص بدوره ينقسم إلى العديد من الفُصَيصات. ترتبط هذه الفصوص والفُصَيصات ببعضها بواسطة شبكة من الأقنية تتدرج بتفرعها، ويتناقص قطرها مع هذا التدرج بشكل يشبه إلى حد كبير عناقيد العنب[6].

تتجمع الأقنية مع بعضها داخل الفُصيص وتشكل الأقنية من الدرجة الثانية، وتلتقي الأقنية القادمة من كل فُصيص داخل الفص لتشكل الأقنية من الدرجة الأولى والمسماة بالقناة اللبنية الأساسية، وهذه الأخيرة تنفتح على الحلمة وعددها يعادل عدد الفصوص.

يمتلئ الثدي بشكل أساسي بالنسيج الدهني الذي يعطيه قوامه المعروف، وينتشر ضمنه شبكة الأقنية والغدد المُفرزة للحليب وترافقها شبكة من الشرايين والأوردة الصغيرة المسؤولة عن تغذية الثدي. تجاور الشبكة الدموية شبكة عصبية حسية، كما تجاورها شبكة لمفاوية مسؤولة عن إفراغ الفَضلات والحليب الذي لا يتفرّغ من الثدي عن طريق الأقنية اللبنية. تشكل هذه الغدد الحاجز الأساسي الذي يحد من انتشار فَضلات الثدي إلى باقي أنحاء الجسم.[6]

3.2.أمراض الثدي:

هناك نوعان من الأمراض التي يمكن أن يصاب بها الثدي وهي:

1.3.2.أمراض الثدي الحميدة:

- الأورام الغدية الليفية Fibroadenomas: وهي أورام سليمة تتصف بتكاثر الأقنية داخل الفصيصات. وهي أكثر الأنواع شيوعاً عند الإناث اليافعات في العمر بين 20–25 سنة.
- الأورام الكيسية phyllodes tumors: تكون عادة سليمة لكن في بعض الحالات تصبح ذات خباثة منخفضة[7].

2.3.2.سرطان الثدي:

وهو أكثر أنواع الأمراض السرطانية انتشاراً بين النساء حيث 1 من كل 8 نساء معرضة أن تطور سرطان خلال فترة حياتها. ينشأ سرطان الثدي من عدم انتظام في نمو وتكاثر وانتشار الخلايا التي تنشأ في أنسجة الثدي. حيث تنقسم الخلايا المصابة وتتضاعف بسرعة لتشكل كتل نسيجية إضافية تدعى الأورام. إما أن تكون هذه الأورام غير سرطانية (حميدة) أو سرطانية (خبيثة). تتكاثر الأورام السرطانية وتدمر النسج السليمة، كما يمكن أن ينتقل سرطان الثدي غالباً عبر العقد اللمفاوية المتوضعة في الإبط أو على طول شريان الثدي الباطن. يحدث السرطان نتيجة بعض العوامل التي تساهم بشكل كبير في ظهور المرض: كالعوامل الهرمونية، زيادة الوزن، العوامل الوراثية، الكحول، التدخين، النظام الغذائي، العمر[8].

3.3.2.تكلسات الثدي:

عبارة عن ترسبات من الكالسيوم، يشير حدوثها على احتمال حدوث مرض سرطان الثدي عند المرأة حيث تظهر في أكثر من 30% من الحالات المصابة. هناك نوعان رئيسيان من التكلسات[9]:

- التكلسات الكبيرة macrocalcifications: وهي تكلسات من الكالسيوم غير ناعمة(كبيرة) والتي تترافق غالباً مع تغيرات في الثدي بسبب توسع شرايين الصدر أو أذيات قديمة أو التهابات. تشير هذه الترسبات إلى حالات غير سرطانية وعادة لا تتطلب خزعة. توجد التكلسات الكبيرة عند معظم النساء فوق الخمسين وواحدة من كل عشر نساء تحت سن الخمسين.
- التكلسات الصغيرة microcalcifications: تبدو كذرات أو بقع ناعمة من الكالسيوم في الثدي من الممكن أن ترى وحيدة أو مجتمعة.

4.2.أسباب التصوير التشخيصي:

يتعلق معدل نجاة المرضى من السرطان بالمرحلة التي تم اكتشافه بها، فكلما تم اكتشاف المرض مبكراً ازدادت نسبة الشفاء. فالكشف المبكر عن سرطان الثدي يحد من انتشار الخلايا السرطانية، كما يساهم بشكل كبير بالشفاء نهائياً منه. وكلما تم اكتشاف المرض بشكل مبكر أصبحت كلفة العلاج أقل وازدادت نسبة الشفاء إلى 90%.[10]

5.2.طرق التصوير:

يهدف التصوير للعثور على سرطان الثدي قبل ظهور أية أعراض. إن أهم الوسائل المستخدمة حالياً في تصوير الثدي هي التصوير باستخدام الأشعة السينية (الماموغرام)، الأمواج فوق الصوتية، التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI)، والتصوير الحراري.

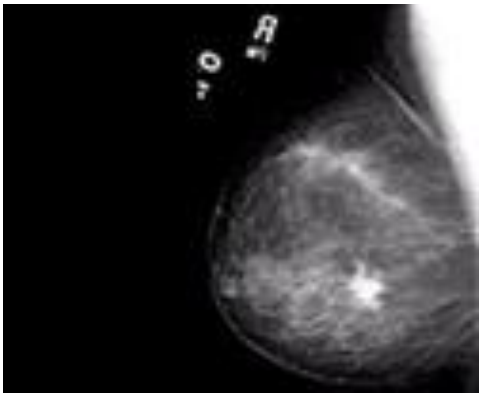
1.5.2. التصوير باستخدام الأشعة السينية (ماموغرام–Mammography):

يعتبر الماموغرام من أكثر الوسائل المستخدمة في تصوير وتشخيص سرطان الثدي باستخدام الأشعة السينية (أشعة X)، حيث يستخدم للبحث عن علامات السرطان بهدف العثور على الكتل التي من الصعب كشفها بواسطة الفحص الذاتي وفحص الطبيب. يوضح الشكل(2-2) صورة

ماموغرام ثنائية الأبعاد للثدي. كما يستخدم تصوير الماموغرام ثلاثي الأبعاد للحصول على صورة ثدي من عدة اتجاهات حيث يتحرك رأس الأشعة السينية ضمن قوس فوق الثدي مما يسمح بالتقاط عدة صور من زوايا مختلفة الأمر الذي يسمح برؤية الورم من زوايا مختلفة. [11]

وعلى الرغم أن الماموغرام هو المعيار الذهبي للكشف المبكر إلا أن هناك عدة مشاكل عند استخدامه:

1. التعرض المتكرر لأشعة X يزيد احتمال الإصابة بالسرطان.
2. التشخيص السلبي الخاطئ حيث يظهر الثدي بأنه سليم على الرغم من وجود كتلة سرطانية، وخاصة عند النساء الشابات والنساء ذوات نسج الثدي الكثيفة.
3. الضغط المطبق على منطقة الثدي خلال عملية تحصيل الصورة مؤلم وقد يؤدي إلى تمزق الكيس الذي يحتوي على الورم السرطاني، مما قد يؤدي إلي دخول الخلايا السرطانية ضمن الأوعية الدموية[12].



الشكل (2−2) صورة الماموغرام للثدي[12]

2.5.2.التصوير بالأمواج فوق الصوتية (Ultrasound):

تستخدم تقنية التصوير بالأمواج فوق الصوتية كأداة مساعدة مع الماموغرام للكشف المبكر عن سرطان الثدي. حيث يعتبر وسيلة هامة لتصوير الثدي ذو النسج السميكة ولتمييز الكتل الصلبة عن الكيسية والتي يصعب تمييزها في الماموغرام كما موضح في الشكل(2-3). إلا أن دقة التصوير بالأمواج فوق الصوتية يعتمد على ثلاث عوامل وهي: نوعية جهاز التصوير، خبرة الطبيب الذي يقوم بإجراء التصوير حيث يتم الكشف عن الكتل في الزمن الحقيقي(real time) خلال التصوير، والتفسير الصحيح للصور لأن عملية أخذ الخزعة تعتمد على القراءة الصحيحة للصورة[13].



الشكل (2−3) صورة الأمواج فوق الصوتية للثدي[66]

3.5.2.التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI):

يؤمن تصوير الثدي باستخدام الرنين المغناطيسي معلومات قيمة حول حالة الثدي لا نستطيع الحصول عليها في طرق التصوير السابقة. يمكن بواسطة MRI الحصول على رؤية مباشرة للثدي من عدة اتجاهات، الأمر الذي يحتاج تحقيقه في الماموغرام إلى تغيير وضعية المريضة والجهاز خلال التصوير عدة مرات. وهو إجراء غير مؤين للنسج، مفيد في تحديد فيما إذا وصل انتشار الورم إلى جدار الصدر، كما يساهم في الكشف عن عودة السرطان للنساء اللواتي خضعن لاستئصال الورم السرطاني. تتمثل سيئات هذه الطريقة[14]:

1. ارتفاع ثمنها.
2. تتطلب بعض الحالات حقن المريضة بمادة ظليلة لزيادة التباين من أجل التصوير الوظيفي للثدي.
3. تتطلب زمن طويل لإجراء التصوير مقارنة مع الماموغرام.
4. ذات نوعية منخفضة في كشف حالات التكلسات في الثدي.

4.5.2.التصوير المقطعي المحوسب (CT):

يستخدم التصوير المقطعي المحوسب أشعة X للحصول على صور مقطعية للثدي بهدف مراقبة انتشار الورم في الأعضاء الأخرى كالرئتين أو الكبد. إلا أن سيئاته تتمثل بقيم التشعيع العالي وارتفاع الثمن[14].

5.5.2.التصوير المقطعي بالإصدار البوزيتروني (PET) :

وهو من أحدث تقنيات التشخيص، حيث تحقن المريضة بكمية قليلة من نظير مشع يصدر كمية قليلة من الأشعة التي يتم كشفها بواسطة ماسح PET لتوليد الصورة. كما يمكن أن يُدمج PET مع التصوير المقطعي المحوسب CT للحصول على معلومات تشريحية ووظيفية في آن واحد، مما يسمح للأطباء بالتمييز بين الخلايا السليمة والمصابة. إلا أن ارتفاع سعر هذه التقنية ومحدودية انتشارها حد من استخدامها بشكل واسع[15].

6.5.2.التصوير الحراري (Thermography):

التصوير الحراري هي طريقة تتصف بالسهولة والسرعة في الحصول على النتيجة، بالإضافة إلى أنها غير مكلفة ولا تحتاج إلى تدريب طويل. لذلك يمكن أن تستخدم كأداة تشخيص مساعدة مع الماموغرام للكشف المبكر عن سرطان الثدي[15]. لكن يتطلب تحصيل الصورة مجموعة من البروتوكولات التي يجب الالتزام بها من قبل المريضة وغرفة التصوير، وعدم التقيد بتلك التوصيات يسبب نتائج خاطئة.

6.2.الخلاصة:

يستطيع كل نوع من الفحوصات السابقة تقديم خصائص معينة، وتطبيق هذه الفحوصات المختلفة جميعها هو أمر هام لأن معظمها متكامل. فعلى سبيل المثال تصوير الثدي باستخدام الأمواج فوق الصوتية والتصوير المقطعي المحوسب والماموغرام تعطي معلومات شكلية عن الثدي، بينما التصوير الحراري هو فحص وظيفي. وسوف نقوم بشرح مفصل عن تقنية التصوير الحراري في الفصل التالي.

الفصل الثالث

التصوير الحراري للثدي

1.3.مقدمة:

يعتبر التصوير الحراري طريقة بسيطة، لا تحتاج إلى تماس مع الجسم ورخيصة الثمن، الأمر الذي جعلها مناسبة للعديد من المجالات الصناعية والطبية والبحثية. تم تصميم هذه التقنية في البداية لأغراض عسكرية بهدف الرؤية الليلية، ومن ثم أصبحت تستخدم لأغراض طبية لمراقبة حالات الشذوذ الحرارية في الجسم.

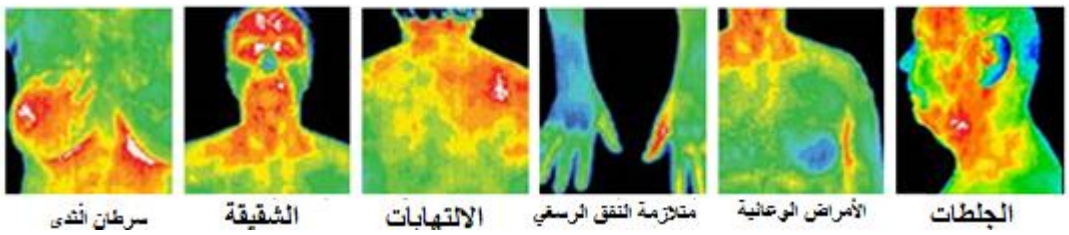
يمكن قياس التوزع الحراري لسطح أي مادة باستخدام التصوير بالأشعة تحت الحمراء أو ما يسمى بالتصوير الحراري (Thermography)، حيث تصدر الأشعة تحت الحمراء عن الأجسام التي تزيد درجة حرارتها عن الصفر المطلق أي 0 كلفن (273℃−) وفقاً لقانون بلانك. إن الأشعة تحت الحمراء هي جزء من الطيف الكهرومغناطيسي الذي يحتل طول موجي بين الضوء المرئي والتيراهيرتز (0.7 µm إلى 30 µm). تنقسم الأشعة تحت الحمراء إلى الحزم التالية[16]:

- الأشعة تحت الحمراء القريبة (Near Infrared - NIR): من 0.7 إلى 1.7 ميكرو متر.
- الأشعة تحت الحمراء ذات الأطوال الموجية القصيرة (Short wavelength Infrared - SWIR): من 1 إلى 2.5 ميكرو متر.
- الأشعة تحت الحمراء ذات الأطوال الموجية المتوسطة (Mid wavelength Infrared - MWIR): من 2 إلى 8 ميكرو متر.
- الأشعة تحت الحمراء ذات الأطوال الموجية الطويلة (Long wavelength Infrared - LWIR): من 8 إلى 15 ميكرو متر.
- الأشعة تحت الحمراء القصوى (Far Infrared): من 15 إلى 30 ميكرو متر.

يستخدم منها في مجال التصوير الحراري الطول الموجي بين(0.7 µm إلى 20µm) [17].

2.3.التصوير الحراري للثدي:

تقدم صورة الأشعة تحت الحمراء معلومات فيزيولوجية عن الأداء الطبيعي أو غير الطبيعي للدورة الدموية والجهاز العصبي والحالات الالتهابية. لذلك تستخدم لدعم التشخيص ومراقبة تطور العلاج للحالات التالية: الأمراض الوعائية، أمراض الثدي، سرطان الجلد، متلازمة النفق الرسغي، الضرر العصبي، إصابات العمود الفقري والمفاصل، أمراض الجهاز الهضمي، الشقيقة، الالتهابات المختلفة والجلطات[18]. حيث يوضح الشكل(3-1) بعض هذه التطبيقات الطبية:



الشكل(3-1) تطبيقات التصوير الحراري في الكشف المبكر عن العديد من الأمراض[18]

فالتصوير الحراري الرقمي الطبي هو أداة موثوقة للحصول على خريطة مرئية لدرجة حرارة سطح الجسم. حيث تساعد الطبيب على أن يرى بالألوان تغيرات درجة حرارة سطح الجلد، فيشير الطيف اللوني إلى المناطق الحارة والباردة فيه[18].

لا يستخدم التصوير الحراري أي أشعة مؤينة أو إجراء نافذ. كما أنه غير مؤلم ولا يحتاج إلى تماس مباشر مع الجلد ولا يسبب أي إزعاج للمريض، إضافة إلى كونه أرخص ثمناً مقارنة مع طرق التشخيص الأخرى مثل الماموغرام والتصوير المقطعي المحوسب. حيث يمتاز بتفوقه في تشخيص الأورام عند النساء الصغيرات في السن نتيجة النسج السميكة للثدي التي تسبب صعوبة في كشف الكتل باستخدام الماموغرام [19].

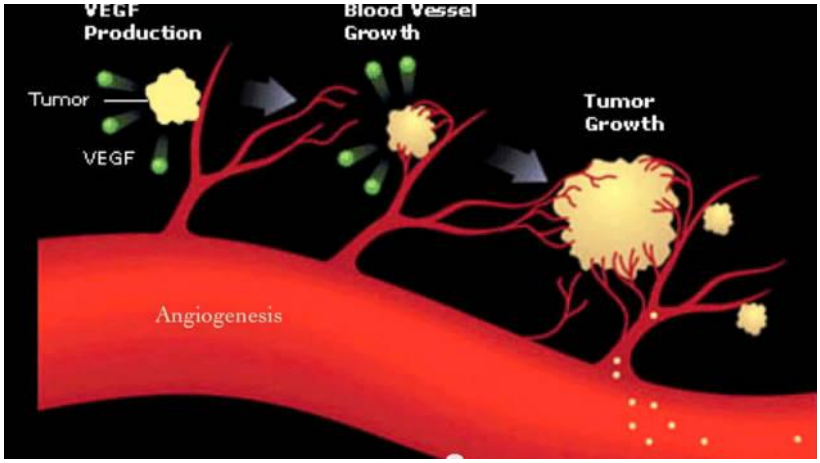
أُستخدمت هذه التقنية في التشخيص لأن الخلايا السرطانية تسبب ارتفاع في درجة الحرارة النسيج مقارنة مع النسج المحيطة السليمة كما موضح في الشكل (3-2)، للأسباب التالية[20]:

1–تمدد الأوعية الدموية لزيادة التدفق الدموي.

2–نشوء أوعية دموية جديدة لتغذية الورم.

3–زيادة معدل الاستقلاب نتيجة إفراز مادة (nitric oxide) في الدم.

وبتحديد تلك المناطق الساخنة نستطيع تحديد وتشخيص الأورام الخبيثة. ولقد أظهرت الدراسات قدرة هذه التقنية على كشف الورم السرطاني في الثدي بفترة تصل إلى 8–10 سنوات قبل تقنية الماموغرام [21]. الأمر الذي يسمح باستخدام هذه التقنية كأداة مساعدة مع تقنيات التشخيص الأخرى في الكشف المبكر عن سرطان الثدي.



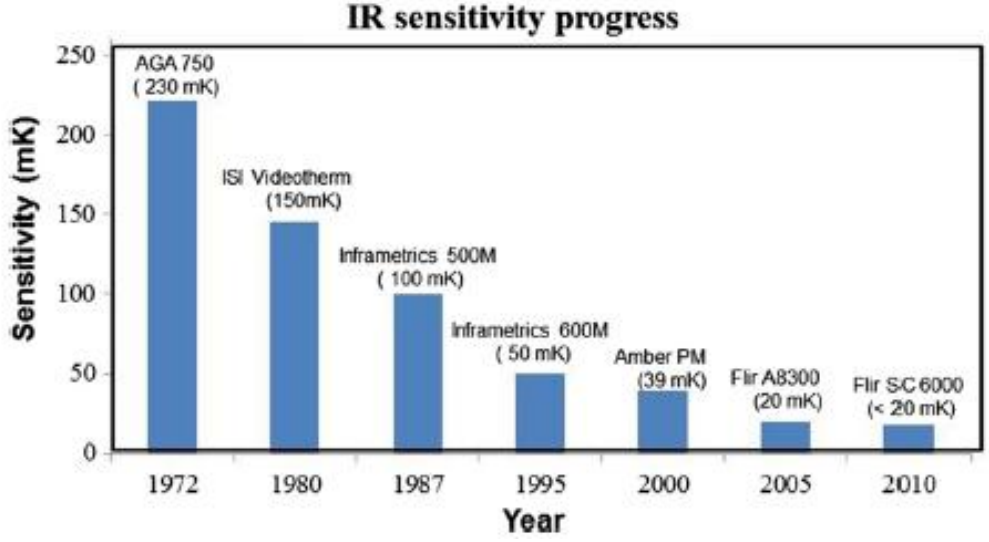
الشكل(3-2) زيادة التدفق الدموي في مكان وجود الورم[22]

3.3.تطور التصوير الحراري الطبي للثدي:

كان الباحث Lawson هو أول من قدم تقرير في عام 1956عن استخدام قياس درجة حرارة سطح الجسم كأداة محتملة للكشف المبكر عن سرطان الثدي. وفي عام 1963 استخدم العالمان Lawson و Chugtai ماسحات الأشعة تحت الحمراء لتحديد درجة حرارة سطح المنطقة المحيطة بالورم، فوجد على أنها أعلى بمقدار 2 درجة مئوية عن حرارة نفس المنطقة في الثدي السليم المقابل. وفي عام 1980 أثبت العالم Gautherie أن درجة حرارة الورم السرطاني أعلى بـ 3 درجات مئوية عن المنطقة السليمة. أدت هذه الدراسات التي أوضحت العلاقة بين درجة حرارة سطح الثدي ووجود الكتل السرطانية إلى موافقة هيئة الغذاء والدواء الأمريكية FDA عام 1982 على استخدام التصوير الحراري كوسيلة مساعدة مع الماموغرام في الكشف عن سرطان الثدي[19]. في ذلك الوقت كانت نسبة التشخيص الإيجابي الصحيح منخفضة حيث وصلت إلى 41% فقط، نظراً إلى الأسباب التالية[23]:

1. عدم الأخذ بعين الاعتبار معايير التصوير القياسية.
2. لم يكن المختص الذي يقوم بإجراء عملية التصوير متدرباً على استخدام كاميرات الأشعة تحت الحمراء.
3. ضخامة الأجهزة المستخدمة في التصوير بالأشعة تحت الحمراء.
4. ضعف القدرة على التمييز بين درجات الحرارة في تقنيات التصوير القديمة.
5. عدم توفر أجهزة الكومبيوتر الحديثة لتحليل هذه الصور.

تحسنت حساسية الكاميرا الحرارية لتغير الحرارة خلال العقود الأربعة الماضية كما موضح في الشكل(3-3). فقد كانت الأجيال القديمة للكاميرات الحرارية تمتلك حساسية حرارية 0.3 كلفن وهي غير كافية لالتقاط التغيرات الحرارية البالغة الدقة، وحتى الأنماط الحرارية المحصلة كانت تفتقر للتفاصيل الدقيقة. ومع تحسن الكواشف الحرارية تمكنت الكاميرات الحرارية من تحقيق حساسية أقل من 0.02 كلفن، وهذه الدرجة العالية من الدقة أصبحت ممكنة نتيجة تطور الكواشف الكمومية المبردة. سمح هذا التطور في الحساسية التقاط صور حرارية أكثر تفصيلاً التي تستطيع كشف التغيرات الحرارية الصغيرة والمحلية[23].



الشكل(3-3) يوضح التحسن في حساسية الكاميرات الحرارية(sensitivity)خلال العقود الأربعة الماضية[19]

4.3.الكاميرا الحرارية:

تصدر بشرة الإنسان أشعة تحت حمراء بشكل أساسي ضمن مجال الأطوال الموجية (2-20) ميكرومتر وبقمة متوسطة عند (9-10) ميكرومتر. تستطيع الكاميرا الحرارية التحسس لهذا النوع من الأطوال الموجية، حيث أن الحساسات تلتقط الأشعة الحرارية الطبيعية التي تتولد من الجسم الذي يزيد درجة حرارته عن الصفر المطلق. تقاس الكثافة الإشعاعية (I) المتوافقة مع طول الموجة (λ) التي يصدرها الجسم عند درجة الحرارة (T) وفق العلاقة (1-3) [19]:

$$I(\lambda,T)=\frac{2\pi hc^2}{\lambda^4}[\exp\left(\frac{hc}{\lambda kT}\right)-1]^{-1} \qquad (1\text{-}3)$$

حيث:

h : ثابت بلانك وقيمته $6.6256 \text{ X } 10^{-34}$ J. s

C: سرعة الضوء في الخلاء وقيمتها $2.9979 \text{ X } 10^{8}$ m/s

K : ثابت بولتزمان وقيمته $1.38054 \text{ X } 10^{-23}$ Watt .s / (K)

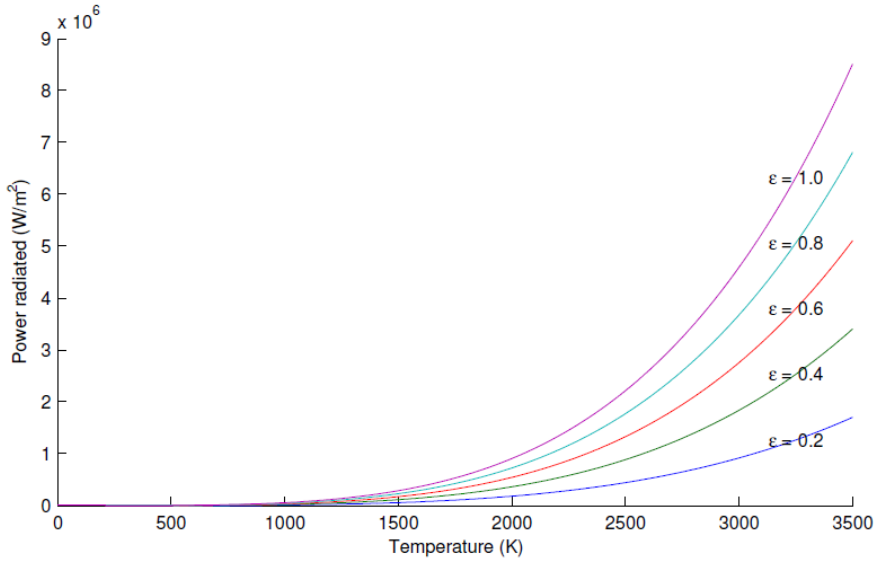
وتوصف العلاقة بين الطاقة الصادرة عن الجسم (E) وحرارته (T) المقدرة بالكلفن وفق قانون ستيفان – بولتزمان(2-3) [24] والشكل (3-4):

$$E=\varepsilon\,\sigma\,T^4 \qquad (2\text{-}3)$$

حيث:

σ : ثابت وقيمته $5.67 \text{ X } 10^{-8}$ Watt/ ($m^2 K^4$)

ε : انبعاثية السطح المدروس.



الشكل(3-4) العلاقة بين الطاقة الصادرة عن الجسم (E) وحرارته (T) من أجل قيم انبعاثية مختلفة وفق قانون ستيفان – بولتزمان[25]

أظهرت الدراسات أن انبعاثية البشرة مستقلة عن الأطوال الموجية وتساوي 0.989±0.01. بالتالي الأشعة تحت الحمراء المقاسة عند نقطة معينة من البشرة يمكن تحويلها مباشرة إلى درجة حرارة تمثل تلك النقطة، ومن ثم إلى عنصر صورة (بكسل) ضمن صورة ألوان زائفة لمشهد المريض. وبذلك تحول الكاميرا الأشعة المقاسة بواسطة الحساس إلى مصفوفة لقيم درجات الحرارة.

تحتاج الكاميرات لكي تستطيع التقاط الأشعة تحت الحمراء إلى عدسات وحساسات خاصه. وبما أن الزجاج الذي يستخدم في الكاميرات العادية يقوم بامتصاص الأشعة تحت الحمراء، لذلك تم تصنيع عدسات خاصه لكاميرات الأشعة تحت الحمراء من مواد مثل جرمانيوم أو الياقوت. يوجد نوعين من الحساسات التي تسجل صور الأشعة تحت الحمراء هما الكواشف حرارية والكواشف الكمومية، وأكثر الكواشف الحرارية استخداماً هي المقاييس الدقيقة غير المبردة (micro-bolometers) التي تصنع من مواد معدنية أو نصف ناقلة. تتميز هذه الكواشف بأن لها مجال استجابة تحت حمراء أوسع إلا أنها أبطأ وأقل حساسية من الكواشف الكمومية. تتصف الكاميرات التي تستخدم الكواشف غير المبردة بأنها أصغر حجماً لأنها لا تحتاج إلى نظام تبريد ذاتي وبالتالي تكون أقل ثمناً.

بينما تحتوي الكاميرات الحديثة على كواشف مبردة لتقليل إصدار الأشعة تحت الحمراء من قبل الكاميرا نفسها لأن وجود هذه الأشعة يؤثر على الدقة. يتم تخفيض درجة حرارة الحساسات إلى درجة (60-100) كلفن باستخدام عدة تقنيات التبريد منها محرك ستيرلينغ. تصنع الحساسات المبردة من أنصاف النواقل كإنديوم انتيمود(Indium antimonide) وكادميوم الزئبق(mercury cadmium) التي تستطيع كشف الأشعة تحت الحمراء الطويلة[19].

توصف صورة الأشعة تحت الحمراء وفق التابع f(x,y)، حيث قيمة المطال f عند الإحداثيات المكانية (x,y) قيمة موجبة عددية تتجاوب مع قيمة الطاقة الصادرة عن منطقة من السطح. إن التابع f مستمر في المطال والفضاء، ولتحويله إلى صيغة رقمية يجب إجراء عملية أخذ عينات في الفضاء والمطال. تسمى عملية رقمنة الفضاء اعتيان (sampling) بينما رقمنة المطال يسمى التكمية (quantization).

يعرف الاعتيان بأنه كمية المعلومات التي تقوم الكاميرا بتحصيلها، ويشار إليها ببارامترين M عدد الأسطر وN عدد الأعمدة. بينما التكمية تعرف بعدد البت المستخدمة لتمثيل قيمة مجزأة للأشعة المقاسة، والتي تعتمد على تحديد مجموعة السويات التي يمكن للإشارة أخذها. يتألف مجال الإشارة من عدد من السويات وتنسب القيمة إلى السوية التي تقع فيها. يتأثر التكميم بالحساسية التي هي أقل فرق في درجة الحرارة بين نقطتين من الصورة.[25]

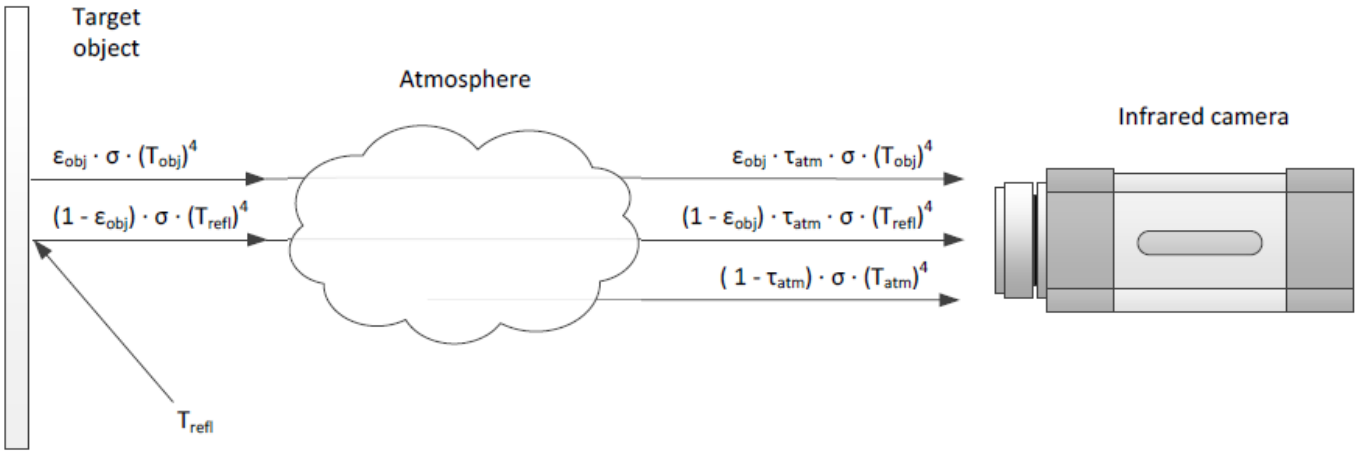
يختلف الحساس المستخدم لالتقاط الأشعة تحت الحمراء حسب نوع الكاميرا. تمتلك الكاميرات المستخدمة في الأغراض الطبية عادة حساسات ذات حساسية حوالي 0.05 درجة مئوية ومجال حراري يتراوح بين (15-45) درجة مئوية. يكون الحد الأدنى لميز الصور الناتجة 240 X 320 بكسل، وتختلف أبعاد الصورة حسب المسافة بين المريض والكاميرا.

يتم قياس الحرارة باستخدام الكاميرات الحرارية من خلال قياس الأشعة تحت الحمراء الصادرة عن الجسم وتحويل الطاقة التي تم كشفها إلى درجة حرارة. لكن ليس كل الأشعة المستقبلة تأتي من العنصر الهدف، لذلك من أجل قياس درجة الحرارة بشكل دقيق يجب إزالة مصادر الأشعة الأخرى (كالعناصر المحيطة والغلاف الجوي) عند عملية التحويل إلى درجة حرارة، وهو ما يسمى بعملية التعويض (compensation).[25]

تأتي الأشعة الكلية التي تستقبلها الكاميرا W_{tot} من ثلاث مصادر وهي موضحة في العلاقة(3-3) والشكل(3-5):

- إصدار العنصر الهدف (object) نرمز له بـ E_{obj}
- إصدار الوسط المحيط وما ينعكس عن الجسم (reflected) نرمز له بـ E_{refl}
- إصدار الغلاف الجوي (atmosphere) نرمز له بـ E_{atm}

$$W_{tot} = E_{obj} + E_{refl} + E_{atm} \quad (3\text{-}3)$$



الشكل(3-5) الأشعة التي يتم استقبالها باستخدام الكاميرا الحرارية[25]

إن مصدر الأشعة الأول هو العنصر، لكن لاتصل كل الأشعة الصادرة عنه إلى الكاميرا. حيث يتم امتصاص قسم منها في الغلاف الجوي وبذلك تحسب الطاقة الصادرة عن الجسم بالعلاقة (3-4):

$$E_{obj}=\varepsilon_{obj}\,\tau_{atm}\,\sigma\,(T_{obj})^4 \quad (4\text{-}3)$$

حيث ε_{obj}: انبعاثية العنصر الهدف.

τ_{atm}: نفاذية الغلاف الجوي الذي يحسب باستخدام المسافة بين العنصر عن الكاميرا والرطوبة المحيطة وغالباً ما تكون قريبة ل 1.

T_{obj} : درجة العنصر الهدف.

تنعكس الأشعة تحت الحمراء الصادرة عن المحيط من قبل العنصر الهدف، ويقوم الغلاف الجوي بامتصاص قسم من هذه الأشعة المنعكسة. يمكن حساب الجزء المنعكس الذي يصل إلى الكاميرا وفق المعادلة(5-3):

$$E_{refl} = (1-\varepsilon_{obj})\,\tau_{atm}\,\sigma\,(T_{refl})^4 \qquad (5\text{-}3)$$

حيث T_{refl} : درجة الحرارة المنعكسة.

أما المكون الثالث وهو الأشعة تحت الحمراء الصادرة من الغلاف الجوي وباعتبار $(1-\tau_{atm})$ انبعاثية الغلاف الجوي يحسب وفق المعادلة (6-3):

$$E_{atm} = (1-\tau_{atm})\,\sigma\,(T_{atm})^4 \qquad (6\text{-}3)$$

حيث T_{atm}: درجة حرارة الغلاف الجوي

بتعويض المعادلات (4-3)(5-3)(6-3) في (3-3) نحصل على المعادلة (7-3) ومنها نستطيع حساب درجة حرارة العنصر وفق المعادلة (8-3):

$$W_{tot} = \varepsilon_{obj}\,\tau_{atm}\,\sigma\,(T_{obj})^4 + (1-\varepsilon_{obj})\,\tau_{atm}\,\sigma\,(T_{refl})^4 + (1-\tau_{atm})\,\sigma\,(T_{atm})^4 \qquad (7\text{-}3)$$

$$T_{obj} = \frac{\sqrt[4]{W_{tot}-(1-\varepsilon_{obj})\,\tau_{atm}\,\sigma\,(T_{refl})^4-(1-\tau_{atm})\,\sigma\,(T_{atm})^4}}{\varepsilon_{obj}\,\tau_{atm}\,\sigma} \qquad (8\text{-}3)$$

5.3.بروتوكولات التصوير:

تُقدر الكاميرا حرارة جسم الإنسان اعتماداً على ثلاثة مكونات: أشعة الجسم، أشعة الأجسام الموجودة في الجوار والتي يعكسها الجسم، والأشعة في الوسط المحيط. يجب تحديد بعض البارامترات للكاميرا بحيث تستطيع تقدير تأثير أشعة الوسط في مكان التقاط الصور، وهذه البارامترات هي انبعاثية جسم الإنسان وهي حوالي 0.98، حرارة البيئة المحيطة، الرطوبة، المجال الحراري للعملية والمسافة بين الكاميرا والجسم [26]. هناك مجموعة من الإجراءات التي يجب الالتزام بها من أجل الحصول على صورة صحيحة وهي:

1.5.3.توصيات للمريضة Recommendations to the patient:

تتمثل بمايلي[27]:

1. عدم وضع عطور، مضادات تعرق أو كريم مرطب قبل التصوير.
2. التوقف عن تناول الكحول، المنبهات والتدخين.
3. عدم القيام بأي نشاط رياضي أو الاستحمام 4 ساعات قبل التصوير.
4. أفضل أوقات التصوير من اليوم الخامس إلى الثاني عشر واليوم الثاني والعشرون من بداية الدورة الشهرية.

2.5.3.توصيات خاصّه بغرفة التصوير Conditions of the exam environment

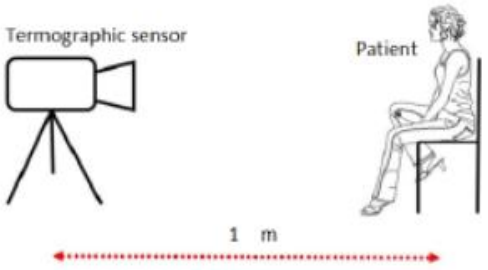
تتطلب الكاميرات الحديثة تحكم صارم في الظروف المحيطة لكي يتم قياس تغيرات درجات الحرارة التي قد تصل إلى 20 ميلي كلفن بدقة من خلال ما يلي [27]:

1. يجب أن تكون أبعاد الغرفة التي يتم بها عملية التصوير لا تقل عن 4 X 3 متر.
2. يجب أن تكون الغرفة خالية من النوافذ لمنع دخول أشعة الشمس أو مجرى هوائي يؤثر على حرارة الغرفة.
3. الإضاءة باستخدام أضواء فلورسانتية بعيدة بشكل كافي عن مكان التصوير لكي لا تؤثر على درجة الحرارة.
4. التبريد من خلال مكيف هوائي بحيث يكون تدفق الهواء موجه نحو المريضة بدرجة تتراوح بين 18 و25 درجة مئوية ورطوبة بين 40 إلى 75%.
5. يجب أن تكون الخلفية ذات لون واحد وغير عاكسة ويجب تغطية أي سطح عاكس للأشعة تحت الحمراء.

3.5.3.توصيات عند تحصيل الصور Image acquisition recommendations

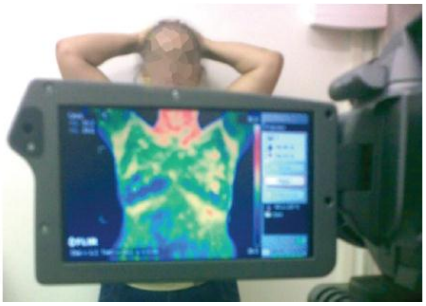
تتمثل بمايلي[27]:

1. عند القيام بالتصوير يطلب من المريضة خلع الملابس في القسم العلوي المراد تصويره والجلوس لمدة 15-10 دقيقة في غرفة التصوير المبردة الى أن تتوازن درجة حرارة الجسم.
2. يكون مكان جلوس المريضة على بعد متر واحد عن كاميرا التصوير الحرارية كما موضح في الشكل(3-6).



الشكل(3-6) المسافة بين المريضة وكاميرا التصوير الحرارية[27]

3. يتم تصوير المريضة مع رفع اليدين على الرأس كما موضح في الشكل(3-7).



الشكل(3-7) وضعية المريضة خلال التصوير والكاميرا الحرارية[27]

يتضمن تقرير تقييم الصورة من قبل الخبير على إحدى قيم (TH)[28] ، وهي نظام تصنيف درجة الطاقة في الصور الحرارية حسب درجة الخطورة المرضية وفقاً لدراسات إحصائية أو ما يسمى بـ (Thermobiological Risk level) الموضحة في الشكل(3-8) حيث:

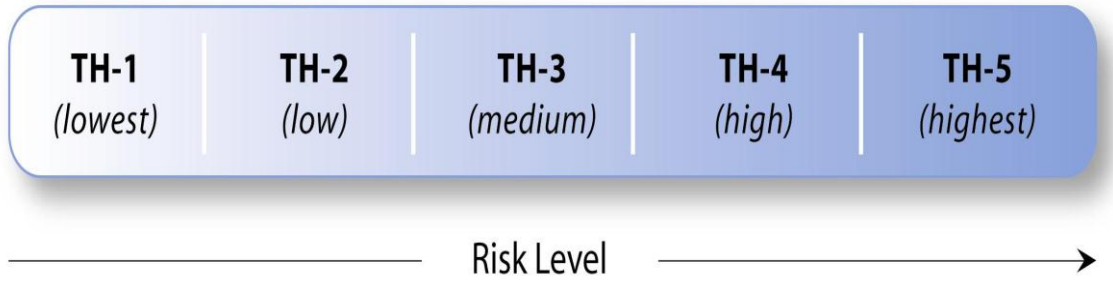
TH1: طبيعي لا وعائي(nonvascular)

TH2: طبيعي وعائي(vascular)

TH3: مشبوه - مؤشر شك منخفضة(Equivocal)

TH4: غير طبيعي- مؤشر شك متوسط(Abnormal)

TH5: غير طبيعي إلى حد كبير- مؤشر شك مرتفع(Highly abnormal)



الشكل(3-8) نظام تصنيف درجة الطاقة في الصور الحرارية حسب درجة الخطورة المرضية [28]

6.3. الخلاصة:

استعرضنا في هذا الفصل تقنية التصوير الحراري ومكونات الكاميرا الحرارية إضافة إلى آلية وبروتوكولات تحصيل الصورة الحرارية للثدي. يتمثل الهدف التالي بتحصيل المنطقة ذات الأهمية في هذه الصورة، وهو ما ركزت عليه الدراسات المرجعية التي سيتم توضيحها في الفصل التالي.

الفصل الرابع

الدراسات المرجعية

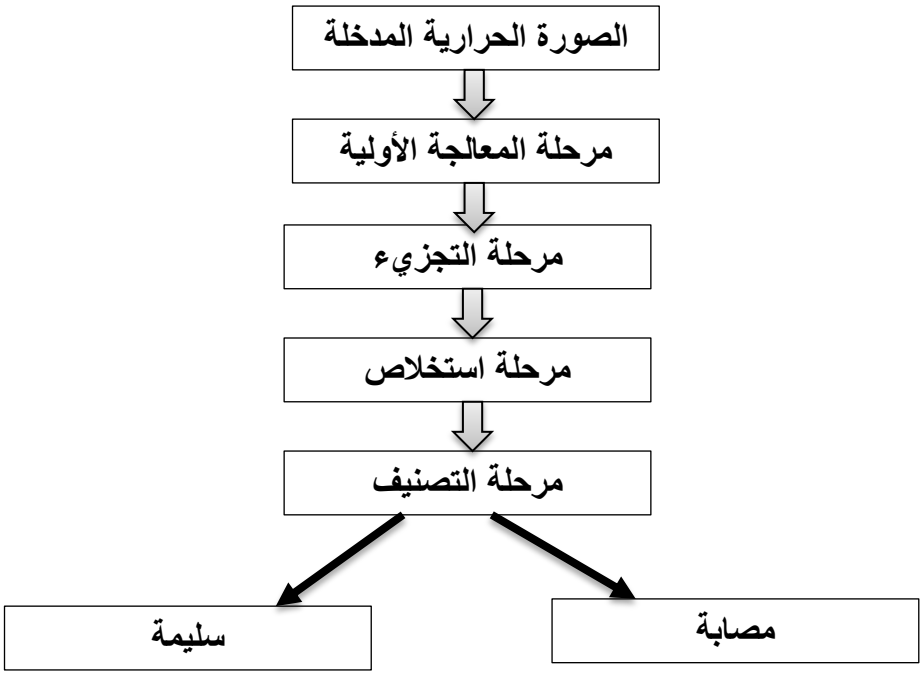
1.4.مقدمة:

إن نوعية الصورة التي يتم استحصالها والتفسير الصحيح لها هو هدف أساسي للوصول إلى التشخيص الدقيق لكل حالة. فقد ساعد تقدم تقنيات التصوير في الحصول على صور ذات نوعية عالية جداً مقارنة مع العقود الماضية، ومن جهة أخرى تحسنت تقنيات معالجة الصورة نتيجة تحسن كبير في تقانة الحاسوب. مما سمح بتطوير نظام التشخيص المعتمد على الحاسوب (Computer Aided Detection(CAD)) لزيادة دقة الكشف عن سرطان الثدي، حيث ظهر كأداة فعالة لتأمين مساعدة لاختصاصي الأشعة في تفسير الصور الطبية وإعطاء رأي ثاني مع بقاء القرار النهائي بيد المختص. يلخص هذا الفصل الطرق المختلفة المعتمدة على نظام الكشف عن المناطق ذات الأهمية (ROI) في الصور الحرارية للثدي، من خلال عرض الدراسات والأبحاث التي أجريت في هذا المجال بين عامي 2001 و2019 وتقييم أدائها.

2.4.استخدام الكشف بمساعدة الحاسوب في الصور الحرارية للثدي:

أظهرت الدراسات أن نظام (CAD) يستطيع زيادة دقة تشخيص اختصاصي الأشعة، تخفيف ضغط العمل، تخفيض القراءة الخاطئة نتيجة عدم الانتباه لوجود سرطان بسبب التعب وتحسين التباين للقارئ[14]. هذه الدراسات قادت إلى تحديد التطور المستقبلي لهذه التقنية في مجال معالجة الصورة في الطب. يتألف أي نظام مستخدم في التشخيص المبكر لسرطان الثدي بشكل رئيسي من خمس مراحل، كما موضح في الشكل(4-1) :

1. تجميع البيانات(data collection)
2. المعالجة الأولية (preprocessing)
3. تجزيء المنطقة ذات الأهمية في الصورة (ROI segmentation)
4. استخلاص الميزات (feature extraction)
5. التصنيف وتحليل الأداء(classification and performance analysis).



الشكل(4-1): المخطط العام لخوارزمية الكشف بمساعدة الحاسوب [14]

إن الصور الحرارية التي يتم تجميعها يجب أن تكون ذات معلومات جيدة ومناسبة للحصول على نتائج دقيقة، لكنها في معظم الحالات تتضمن بعض العلامات(labels) التي هي جزء من برمجيات الكاميرات الحرارية. من هنا تأتي أهمية عملية المعالجة الأولية في إزالة تلك العلامات والإشارات من الصورة وفصل الخلفية عن المريض تمهيداً لعملية التجزيء[20]. تعرف التجزيء (Segmentation) على أنها العملية التي تقسم صورة ما إلى مكوناتها وتعتبر المرحلة الأساسية في نظم الكشف بمساعدة الحاسوب[29]. إن تجزيء واستخلاص حدود الثدي في الصورة الحرارية أمر صعب نتيجة ضعف وضوح البنية والتركيز. لذلك نجد أن العديد من الدراسات فضّلت التجزيء اليدوي من قبل اختصاصي الأشعة على التجزيء الآلي. لكن تطور البرامج الحاسوبية أثبت نجاحه في الحصول على المناطق ذات الأهمية آلياً بهدف استخلاص الخصائص التي تستخدم في مرحلة التصنيف.

اعتمدت الدراسات في قياس أداء أنظمة التشخيص على طريقتين وهما النسبة المئوية لقرار التشخيص السريري التي تثبت صحة الكشف، وقياس مدى تطابق حواف منطقة الآفة التي تم الحصول عليها من تقنيات التجزيء مع الحواف المرسومة يدوياً من قبل المختص[20].

ففي الطريقة الأولى تم استخدام ثلاث بارامترات وهي الدقة (Accuracy) والحساسية (Sensitivity) والنوعية(Specificity). تُعرّف الدقة بأنها قياس لقدرة النظام على التمييز بين الحالات السليمة والمصابة بشكل صحيح، بينما الحساسية هي قدرة النظام على تحديد الحالات المصابة بشكل صحيح، أما النوعية فهي قدرة النظام على تشخيص الحالات السليمة بشكل صحيح. تحسب قيمة هذه البارامترات على التوالي باستخدام المعادلات ((1-4),(2-4),(3-4)):

$$\text{Accuracy} = {(TP + TN)}/{(TP + FP + TN + FN)} \quad (1\text{-}4)$$

$$\text{Sensitivity} = {TP}/{(TP + FN)} \quad (2\text{-}4)$$

$$\text{Specificity} = {TN}/{(TN + Fp)} \quad (3\text{-}4)$$

حيث:TP (True Positive) عدد الحالات ذات التشخيص الإيجابي الصحيح.

TN (True Negative) عدد الحالات ذات التشخيص السلبي الصحيح.

FN (False Negative) عدد الحالات ذات التشخيص السلبي الخاطئ .

FP (False Positive) عدد الحالات ذات التشخيص الإيجابي الخاطئ .

أما الطريقة الثانية تعتمد على قياس الدقة (A) لنتيجة التجزيء وفق الطريقة المقترحة مقارنة (segmented -S) مقارنة مع التجزيء الآلي المحدد من قبل الاختصاصي أو ما يسمى بـ (ground truth -gt). حيث يتم قياس عدد البكسلات لكل من التجزيء المقترح والتجزيء الآلي، ثم حساب النسبة بين عدد البكسلات المشترك مع عدد البكسلات الكلي وفق المعادلة (4-4):

$$A = \frac{S \cap gt}{S \cup gt} \quad (4\text{-}4)$$

3.4.الدراسات المرجعية:

قام (Qi H. ; et al ,2001-2002) باستخدام تحويل Hough لإجراء التجزيء على 6 حالات سليمة و18 مصابة بهدف الحصول على الحدود السفلى لكل ثدي في الصورة الحرارية ذات السويات الرمادية. استخلصت عدة خصائص من هيستوغرام الصورة الناتجة هي المتوسط والتفاوت والالتواء

والتفلطح والعشوائية[30]. استخدم الباحثون الترابط لتقييم التشابه، حيث أظهرت الدراسة أن الالتواء والتفلطح هي الأفضل لقياس التشابه بين الثديين بينما لم تكن بقية الخصائص مفيدة. ولم يوضح الباحثون قيمة الدقة التي أظهرتها هذه الطريقة [31].

تتألف الطريقة النصف آلية التي قدمها (Scales N.; et al.,2004) في تجزيء الصور الحرارية ذات السويات الرمادية من عدة خطوات وهي: إزالة يدوية لحدود الجسم كالأكتاف، كشف الحواف باستخدام Canny للتخلص من حدود الجسم اليمنى واليسرى يليها استخدام طريقتين هما تحويل Hough والمركبات المتصلة المعتمدة على الحواف (connected edge detection-based) لتحسين الحدود السفلية، كشف المناطق ذات الانحناءات الأكبر في القسمين الأيمن والأيسر للجسم، تحديد الحواف العلوية للثدي وفق قواعد تجريبية، وفي النهاية الحصول على المنطقة ذات الأهمية[32]. لم تحقق الطريقة المقترحة نتائج جيدة في تجزيء المناطق ذات الأهمية من أجل21 حالة تم دراستها. حيث نجح تحويل Hough من أجل 4 حالات فقط بينما أعطت المركبات المتصلة المعتمدة على الحواف (connected edge detection-based) تجزيء صحيح من أجل 13 حالة.

طوّر الباحثون (Qi H. ; et al ,2008) الدراسة السابقة [31] بإضافة تقنية كشف الحواف باستخدام Canny متبوعاً بتحويل Hough لتجزيء كل من الثديين الأيمن والأيسر، بهدف الحصول على حواف الثديين آلياً من خلال توصيف عناصر الصورة بتوابع رياضية. تعتمد التقنية على حساب ثلاث نقاط وهي نقطتين تحت الإبط (مأخوذة من الانحناء الأعظمي لحدود الجسم اليمنى واليسرى) والنقطة المركزية للثديين (مأخوذة من نقطة تقاطع القطعين المكافئين للحدود السفلى للثدي). ولإجراء التصنيف تم استخدام تقنيتين هما تجمع المتوسطات K (k-means clustering) و تقنية الجار الأقرب من المرتبةK (K nearest neighbor)المعتمدة على الخصائص الإحصائية التي تم استخلاصها من الصورة وعددها سبعة[33]. ذكر الباحثون أن التقنية الثانية أعطت نتائج أفضل لكن لم يتم تحديد قيمة الدقة التي تم الحصول عليها، كما لم يذكر العدد الكلي للصور المستخدمة.

لم يستخدم (Tang X.; et al.,2008) أي آلية تجزيء على الصور الحرارية للثدي ذات سويات رمادية، بل طبق تقنية ارتفاع الحرارة المحلي (Localized Temperature Increase) LTI على كامل الصورة لـ117 حالة منها 70 سليمة و 47 مصابة. تعتمد هذه التقنية على دراسة الفرق بين قيمة درجة حرارة كل بكسل ودرجة حرارة خلفية الصورة، حيث أن المريض الذي يملك المطال الأعلى

لارتفاع الحرارة المحلي يعتبر ذو احتمالية إصابة الأعلى وأن القيمة المثالية لعتبة المطال هي 1 درجة سلسيوس[34]. لم تظهر هذه التقنية نوعية جيدة (specificity) بسبب معدل الخطأ الإيجابي الذي يصل لـ 55.7%.

أجرى الباحثون (Schaefer G. ;et al ,2009) تجزيء يدوي لـ146 صورة حرارية منها 29 مصابة و17 سليمة، لاستخلاص مجموعة من الخصائص الإحصائية ومصفوفة الحدوث المشترك GLCM لكل من الثديين الأيمن والأيسر وأخذ القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه[35]. أجريت عملية التصنيف بواسطة المنطق العائم (fuzzy logic) حيث تم الحصول على دقة بقيمة 80%.

كما أجرى (Acharya U.; et al., 2010) دراسة على 50 صورة حرارية ملونة للثدي منها 25 مصابة بالسرطان و25 سليمة. تم تحويل الصور إلى سويات رمادية دون إجراء تجزيء، فقط قسمت الصورة إلى قسمين أيمن وأيسر[36]. ثم أجري استخلاص لـ 16 خاصه تركيبية لإجراء التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM وكانت نتيجة الدقة 88.10%.

قدم الباحث (Motta L.;et al,2010) طريقة تجزيء آلية تعتمد على عدة خطوات تتمثل بإجراء التعتيب لكشف الحدود السفلى للمنطقة ذات الأهمية وهي منطقة أسفل الثديين، يلها التخلص من الخلفية بواسطة Otsu ثم الحصول على الحدود العلوية للمنطقة ذات الأهمية بتحديد منطقة الإبط وفق تقنية كشف الحواف Canny، ثم إزالة اليدين وبقية المناطق غير المهمة في الصورة بواسطة كشف العنصر الأكبر حجماً في الصورة ، يليها تحديد المحور المتوسط لفصل الثديين والحدود السفلى لكل منهما. أجريت الدراسة على 150 صورة حرارية ذات سويات رمادية وقيمت النتائج التي تم الحصول عليها مع التجزيء المجرى يدوياً من قبل 5 اختصاصيين [37].

أجرى (Borchartt T.; et al.,2011) التجزيء باستخدام الطريقة المقترحة من قبل Motta[37] على 28 صورة حرارية ملونة بعد تحويلها إلى سويات رمادية. ولتحسين الصورة المحصّلة لكل من الثديين أيمن وأيسر تابع بإجراء تجزيء يدوي للتخلص من المناطق التي لا تنتمي إلى الثدي. تم استخلاص مجموعة الخصائص الإحصائية والتي تتضمن الفروق بين شدة إضاءة البكسل الأعلى والأقل، متوسط الشدة والانحراف المعياري[38]. ثم أجري التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM وكانت الدقة التي تم الحصول عليها 85.71%.

بينما أجرى (Satoto K.; et al., 2011) دراسة على 60 صورة حرارية للثدي ذات سويات رمادية. في البداية طبّق الترشيح عليها باستخدام Weiner ثم قام بإجراء تسوية للهيستوغرام، يليها تجزيء الصورة بتقنية تنمية المناطق (Region growing). تعتمد هذه التقنية على اختيار نقطة بداية (بذرة) وتجميع العناصر المجاورة والمشابهة لها وفق معيار معين وهو في هذه الحالة قيمة السوية الرمادية، وتتابع عملية ضم إلى أن تصل إلى الحالة التي لا يبقى فيها نقاط يمكن ضمها. تم استخلاص خمس خصائص إحصائية من الصور الناتجة هي المتوسط والانحراف المعياري والالتواء والتفلطح والعشوائية، استخدمت لإجراء التصنيف بواسطة نظام الاستدلال العائم (fuzzy inference system) الذي أظهر أداء جيد، لكن لم يتم تحديد أي نسبة للدقة لتقييم الأداء[39].

استخدم (Chandran V.;et al.,2013) كشف الحواف بواسطة Canny وتجمع المتوسطات C بواسطة المنطق العائم(Fuzzy C means) في تجزيء ملون للصور الحرارية لـ 23 حالة سليمة و9 حالات مصابة. أما الخصائص التي تم استخلاصها فهي ميزات ثنائية الطيفية ثابتة (bispectral invariant features) استخدمت في مصنف الدعم التكيفي (adaboost) فكانت النتيجة دقة 83% للسليمة و95% للمصابة [40].

قام الباحثان (Suganthi S., Ramakrishnan S., 2014) باستخدام 35 صورة حرارية للثدي ذات سويات رمادية، أجريت لها عملية الترشيح باستخدام المرشح ذو الانتشار المتسق الاتجاهات (Anisotropic diffusion filter) بهدف المحافظة على وضوح الحواف مقارنةً مع المرشح الغاوصي الذي فشل في هذه المهمة. تم تجزيء الصور الناتجة باستخدام تقنية مجموعة السويات (level set) التي حُددت حوافها البدائية يدوياً[41]. ولتقييم نجاح هذه التقنية أُجريت مقارنة للصور المجزأة الناتجة مع الصور التي تم تجزيئها من قبل 4 اختصاصين أشعة فكانت نتيجة تطابق بنسبة 98%.

وبهدف تحسين الدقة التي تم الحصول عليها في [35]، أجرى الباحثون (Schaefer G. ;et al ,2014) التصنيف بتقسيم قاعدة البيانات إلى مجموعات صغيرة بهدف استخدام كل منها في تدريب آلية شعاع الدعم SVM بتقنية سميت بنظام التصنيف المتعدد (multiple classifier system). استخدمت النتائج التي تم الحصول عليها من آلية شعاع الدعم لكل مجموعة في تدريب الشبكة العصبونية (neural network)[42]، التي أعطت دقة تصل إلى 90%.

استُخدم التجزيء اليدوي مرة أخرى في الحصول على منطقة الثديين وفصلهما إلى أيمن وأيسر من قبل (Milosevic M. ; et al ,2014). حيث طُبّقت على 40 صورة حرارية ملونة للثدي منها 26 سليمة و 14 مصابة بعد تحويلها إلى سويات رمادية. استخلصت من الصور الناتجة 20 خاصّه من مصفوفة الحدوث المشترك GLCM من كل من الثديين بهدف المقارنة بينهما. ولتقييم الأداء أجرى الباحثون التصنيف باستخدام ثلاث تقنيات وهي آلية شعاع الدعم SVM والجار الأقرب من المرتبة K (k-NN) والتصنيف باستخدام بايز (Naive Bayes classifier). حيث أظهرت النتائج تفوق الجار الأقرب من المرتبة K (k-NN) بنسبة دقة تصل إلى 92.5%.[43]

قارن (Etehadtavakol M.; et al.,2014) ثلاث تقنيات تجزيء طُبّقت على الصور الحرارية الملونة للثدي وهي تجمع المتوسطات K (k means clustering) وتجمع المتوسطات C بواسطة المنطق العائم (Fuzzy C means) ومجموعة السويات (level set). استنتج الباحثون بعد إجراء الدراسة على 30 صورة أن التجزيء باستخدام مجموعة السويات أفضل من حيث الدقة والفعالية، دون توضيح لآلية التصنيف والتقييم المتبعة لهذه التقنيات الثلاثة[44].

وفي عام 2015 أجريت دراسات عديدة عن تجزيء الصور الحرارية للثدي بتقنيات مختلفة وأكثر تطوراً من الأعوام السابقة بسبب زيادة استخدام الكاميرات الحرارية في العيادات الطبية.

ففي الدراسة الأولى استخدم (Lavanya, A., 2015) تقنية تجمع المتوسطات K (k means clustering) في تجزيء صور حرارية ملونة للحصول على المنطقة ذات الأهمية ضمن كل ثدي. وهي طريقة آلية تصنف فيها مجموعة البيانات بحيث يكون كل عنصر من البيانات ينتمي فقط لمنطقة واحدة أي (0 أو1). تم في البداية استخلاص منطقتي الثدي الأيمن والأيسر بتطبيق قناع (ground truth) مصمم من قبل اختصاصي الأشعة، يليه تجزيء الصورة الناتجة باستخدام هذه التقنية. ذكر الباحث أن نتائج التجزيء التي تم الحصول عليها جيدة من أجل 8 حالات مصابة بالسرطان و12 حالة سليمة دون توضيح آلية التقييم[45].

وفي دراسة ثانية استخدم (Gaber, T.; et al.,2015) تجمع المتوسطات C بواسطة المنطق العائم (Fuzzy C-means clustering) في الحصول على كامل منطقة الثديين من الصور. تعتمد التقنية على تحديد وتحديث انتماء عنصر البيانات للمناطق بشكل مماثل لخوارزمية التجمع الوسطي K ،

لكن الاختلاف بأن كل عنصر يستطيع أن ينتمي لأكثر من منطقة بدرجة تابعية بين (0 و1). قام الباحثون بإجراء عملية الترشيح على 63 صورة ذات سويات رمادية منها 29 سليمة و34 مصابة باستخدام المرشح الأوسطي (median filter). وبعد إجراء التجزيء استخلصت 30 خاصّه من مصفوفة الحدوث المشترك GLCM وثوابت Gabor وخصائص إحصائية من الدرجة الأولى، استخدمت هذه الخصائص لإجراء التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM فكانت قيمة الدقة 92.06%[46] .

وفي الدراسة الثالثة طبّق (Mohamed N.; 2015) كشف الحواف Canny وتحويل Hough للحصول على الحدود الخارجية للثديين الأيمن والأيسر بشكل مشابه للدراسات السابقة، لكن الاختلاف في أن الصور الحرارية المستخدمة كانت ملونة لـ 206 حالة منها 19 مصابة بالسرطان والباقي سليمة. قبل عملية التجزيء تم تحويل الصور من نوع (RGB) إلى نوع (HSI) وهي اختصار لإضاءة (Hue) وإشباع(Saturation) وكثافة(Intensity). ولتدريب الشبكة العصبونية استخلصت من الصور المجزأة الناتجة 4 خصائص GLCM و5 خصائص إحصائية. أعطت هذه الطريقة نسبة دقة إلى 96.12%[47].

بينما قام (Mahmoudzadeh E.; et al., 2015) باستخدام نموذج ماركوف المخفي الموسع (extended Hidden Markov Model)على 160 صورة حرارية ذات سويات رمادية لتحسين آلية تجزيء الصور الحرارية للثدي. أظهرت النتائج انخفاضاً ملحوظاً في الوقت اللازم للحصول على المنطقة المرغوبة مقارنة مع تقنيات التجزيء الأخرى مثل خريطة ذاتية التنظيم (Self Organizing Map) وتجمع المتوسطات C باستخدام المنطق العائم (Fuzzy C means) دون تحديد أي نتائج لتقييم أداء هذه التقنية[48].

أجرى (Pramanik S.;et al., 2015) التجزيء على صور حرارية ملونة تم تحويلها إلى سويات رمادية بتطبيق تقنية العتبة (Otsu) للتخلص من الخلفية، ومن ثم استخدم تحويل المويجة (wavelet transform) في الحصول على المنطقة ذات الأهمية. يعّرف تحويل المويجة بأنه أداة تحويل متعددة الميز (resolution) والتي تحلل الصورة الأصلية إلى عدة قيم للميز، وعند هذه القيم نحصل على المعلومات ذات الأهمية في الصورة. استخلصت 6 خصائص إحصائية من الصور الناتجة للتصنيف باستخدام الشبكات العصبونية. أُختبرت هذه التقنية على 306 صورة حرارية منها 123 صورة مصابة

و183 صورة سليمة لـ 102 حالة، حيث تم أخذ عدة صور لكل حالة وإجراء الدراسة عليها[49]. أعطت هذه التقنية دقة بقيمة 90.48%.

وفي نفس العام قدم (Dayakshini D.;et al.,2015) طريقة تجزيء آلية تعتمد على تحليل التناظر باستخدام واجهة الإسقاط (Projection Profile). في البداية تم تحويل الصور الملونة إلى رمادية من أجل استخدام عامل صوبل (sobel)، ثم حُددت في الصورة الناتجة الحدود العلوية والسفلية للثدي بواسطة الإسقاط الأفقي (Horizontal Projection Profile) وبينما حدد الإسقاط العمودي (Vertical Projection Profile) الشكل المنحني للثدي. بيّن الباحثون أن الدراسة أجريت على 20 صورة فقط منها صورتين لم تحققا التجزيء المرغوب به، ولم يتم توضيح آلية التقييم للتقنية المستخدمة في هذه الدراسة [50].

في العام التالي أجرى الباحثون (Sathish D.;et al.,2016) الترشيح باستخدام المرشح الغاوصي على 80 صورة حرارية رمادية منها 40 سليمة و40 مصابة. وللحصول على حدود الثدي أجري التجزيء بواسطة Canny يليه تقنية المنحني متعدد الحدود. تم التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM بواسطة خصائص GLCM استخلصت من الصور الناتجة عن عملية التجزيء. استطاعت التقنية تخفيض الكلفة الحسابية مقارنة مع تحويل Hough وبدقة 90% [51].

استخدم (Selle J.;et al, 2018) مجموعة السويات (level set) لاستخلاص حواف الثدي فقط دون تجزيء المنطقة المصابة، حيث حددت الحواف الأولية باستخدام كشف الحواف Canny. أجريت الدراسة على 15 حالة منها 5 مصابة بكتلة سرطانية و5 حميدة و5 سليمة، تم ترشيحها باستخدام المرشح ذو الانتشار المتسق الاتجاهات(Anisotropic diffusion filter). وبهدف التقييم أجريت مقارنة بين الصور الناتجة عن التجزيء بواسطة مجموعة السويات مع الصور المجزئة من قبل الطبيب والتي أعطت دقة 95%[52].

استخدم الباحثان(Cervantes A., Kolosovas E. , 2018) تقنية التجزيء المقترحة في [50]على 206 عينة محلية منها 8 مصابة بكتلة سرطانية. ولتقييم هذه التقنية استخدم برنامج يعتمد على حساب التناظر الحراري بين الثديين من خلال استخلاص ومقارنة المناطق ذات التدفق الدموي الأعلى من

كل ثدي وهو ما يسمى بالنتيجة الحرارية (thermal score)[53]. ذكر الباحثون أن الدقة التي تم الحصول عليها هي 69.9%.

وفي عام 2019 استخدم الباحثون (Sathish D.;et al.,2019) التقنية التي قاموا بتقديمها سابقاً في [51] لإجراء التجزيء على 100 صورة حرارية منها 53 سليمة و47 مصابة بعد تقيّيس الصور(normalization). أجريت عملية التقيّيس بأخذ أعلى وأقل قيمة درجة حرارة من المصفوفة الحرارية لكل الصور وتعديلها بما يتوافق مع السويات الرمادية. تم بعدها استخلاص خصائص الطاقة المحلية التي حصّلت من تحويل المويجة (wavelet) لكل من الثديين الأيمن والأيسر وأخذ القيمة المطلقة بينهما، ثم أجري التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM. قارن الباحثون بين نتائج التصنيف للصور قبل وبعد التقيّيس التي أظهرت تحسن في الدقة من 75% إلى 91% [54].

أجرى (Ramya R.; et al,2019) عملية التجزيء باستخدام كشف الحواف بواسطة Canny ثم تطبيق الإسقاط الأفقي (Horizontal projection profile) للحصول على منطقة الثديين وفصلهما بهدف المقارنة بين الخصائص. تتمثل الخصائص المستخلصة من كل ثدي بـ11 خاصه إحصائية من الدرجة الأولى وخصائص GLCM. بينما التصنيف كان باستخدام آلية شعاع الدعم SVM على قاعدة بيانات مؤلفة من 60 حالة منها 25 مصابة بالسرطان و35 حالة سليمة الذي أظهر دقة تساوي 95%[55].

وفي نفس العام اعتمد (Pramanik S.; et al., 2019) آلية تجزيء يدوية لإزالة الإشارات والعلامات الغير مرغوب بها من الصورة، ثم استخلص المناطق ذات الأهمية باستخدام طريقة مجموعة السويات. أجريت الدراسة على 65 صورة منها 35 سليمة و30 مصابة من قاعدة الصور DMR، استخلص من الصور الناتجة 21 خاصّه إحصائية من الدرجة الأولى وخصائص GLCM. استخدمت تلك الخصائص لتدريب الشبكة العصبونية التي أظهرت دقة 72.18%، كما أظهرت أداء أفضل عند مقارنتها مع كل من تجمع المتوسطات K (k means clustering) وتجمع المتوسطات C بواسطة المنطق العائم (fuzzy c means)[56] .

طوّر(Das K.; et al., 2019) التجزيء باستخدام خوارزمية تنمية المناطق التي طرحت سابقاً في [39]، من خلال استخدام تقنية الاختيار الآلي لنقاط البذور(Automatic multi seed selection)

التي تعتمد على اختيار نقطة بداية (بذرة) آلياً وتجميع العناصر وفق معيار محدد. اختبرت هذه الدراسة على 44 صورة حرارية للثدي و50 صورة حرارية للركبة تم تحويلها إلى سويات رمادية. ولتقييم الأداء قارن الباحثون الصور المجزأة بهذه التقنية مع التجزيء اليدوية التي قام بإجرائها الطبيب فكانت الدقة الناتجة 98.25 %[57].

استخدم (Gogoi U.; et al.,2019) تقنيتي التحليل باستخدام الحرارة (temperature based analysis) والتحليل باستخدام الكثافة (intensity based analysis) لتقييم الصور الحرارية للثدي مقارنةً مع تقنيات التصوير الأخرى. في البداية تم إجراء تجزيء يدوي على 60 صورة منها 25 سليمة و23 تحوي كتلة حميدة و12 تحوي كتلة سرطانية، ثم استخلصت 6 خصائص إحصائية لإجراء التصنيف باستخدام آلية شعاع الدعم SVM، فكانت النتيجة دقة تساوي 83.22%[58].

وأخيراً طبق(Tello-Mijares S.; et al., 2019) آلية تدمج استخدام تابع الانحناء K ومتجه التدرج (gradient vector flow) للحصول على منطقة الثديين ذات الأهمية بعد إجراء المعالجة الأولية باستخدام المرشح الغاوصي وكشف الحدود Canny. أجريت هذه العملية على 63 صورة حرارية ذات سويات الرمادية منها 38 ذات كتلة حميدة و28 تحوي كتلة سرطانية. ثم أجريت عملية تحويل للصور الناتجة إلى الفضاء اللوني RGB لاستخلاص خصائص شكلية وإحصائية وتركيبية وصل عددها إلى 93 خاصه، والتي استخدمت في تدريب الشبكة العصبونية الالتفافية (convolution neural network-CNN) حيث أعطت دقة وصلت إلى 100%[59].

يلخص كل من الجداول (4-1) و(4-2) و(4-3) ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 1997 و2019. بينما يظهر الجدول (4-4) ميزات ومساوئ كل من طرق التجزيء المقترحة.

4.4.النتائج المستخلصة من الدراسات المرجعية:

قدمت الدراسات التي استعرضناها تحسينات كبيرة في أنظمة CAD واستخلاص المناطق ذات الأهمية (ROI). كما تبين سابقاً يوجد العديد من التقنيات المنشورة من أجل الكشف النصف الآلي والآلي عن منطقة الثدي أو منطقة الآفة، نفذت هذه الخوارزميات طرق مختلفة من مفاهيم تحليل ومعالجة الصورة. طُبقت بعض هذه الخوارزميات على صور حرارية كاملة أو صور مُجزئه يدوياً لمنطقة الثديين.

أدت قراءة الدراسات المرجعية إلى استنتاج ما يلي:

1) أشارت نتائج عمل هذه الخوارزميات لدى تطبيقها على مجموعة الصور الحرارية للثدي أنها حققت نتائج مشجعة حيث يظهر من خلال الجداول (4-1) و(4-2) و(4-3) أن معظم هذه الدراسات أعطت دقة كشف أعلى من 80% مما يجعلها قريبة من نتائج أداء الطبيب المختص.
2) أجريت معظم الدراسات على الصور الحرارية التي تم تحويلها إلى سويات رمادية.
3) اعتمدت بعض الدراسات على استخدام تقنيات التجزيء في الحصول على حدود الثديين في الصور الحرارية وفصلها عن الخلفية، بينما قدمت دراسات أخرى آليات تجزيء للحصول على منطقة الآفة من صور حرارية مجزأة يدوياً من قبل المختص. ولم تعرض أي دراسة خوارزمية آلية بالكامل لاستخلاص حدود الثديين ثم تحديد منطقة الآفة بشكل آلي.
4) استخدمت الدراسات التناظر بين الثديين في مرحلة استخلاص الخصائص. حيث تم حساب خصائص كل من الثديين الأيمن والأيسر لكل حالة ثم حساب القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه لاستخدامها في مرحلة التصنيف. لكن لم يؤخذ بعين الاعتبار مشكلة الحصول على نتائج خاطئة في الحالات التي يكون فيها الثديين مصابين بآفة.

الجدول (4-1) ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2001 و2013

اسم الباحث	طريقة التجزيء	الخصائص	التصنيف	عدد الحالات	الدقة
Qi H. ; et al ,2001-2002[30,31]	Hough	إحصائية	-	24	-
Scales N.; et al.,2004[32]	يدوية متبوعة بتحديد الحواف Canny مع تقنيتي تحويل Hough والمركبات المتصلة المعتمدة على الحواف	-	-	21	غير محدد لكن نتيجة المركبات المتصلة المعتمدة على الحواف أفضل من Hough
Qi H.; et al ,2008[33]	تحديد الحواف Canny متبوعاً بتحويل Hough	إحصائية	مقارنة بين K-means وKNN	24	غير محدد لكن نتائج أفضل من KNN
Tang X.; et al.,2008[34]	-	ارتفاع الحرارة المحلي	-	117	%64
Schaefer G. ;et al ,2009[35]	يدوي	GLCM	fuzzy logic	146	%80
Acharya U.; et al., 2010[36]	-	خصائص تركيبية	SVM	50	%88.10
Motta L.;et al,2010[37]	آلية باستخدام التعتيب و Canny وOtsu	-	-	150	نتائج جيدة بالمقارنة مع التجزيء المجراة يدوياً
Borchartt T.; et al.,2011[38]	الطريقة المقترحة من قبل Motta	إحصائية	SVM	28	.%85.71
Satoto K.; et al., 2011[39]	Region growing	خصائص إحصائية	fuzzy inference system	60	-
Chandran V.;et al.,2013[40]	Canny و Fuzzy C means)	bispectral invariant features	adaboost	32	83% للسليمة و95% للمصابة

الجدول (4-2) ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2014 و 2015

اسم الباحث	طريقة التجزيء	الخصائص	التصنيف	عدد الحالات	الدقة
Suganthi S., Ramakrishnan S., 2014[41]	level set	-	مقارنة مع صور تم تجزيئها من قبل 4 اختصاصين أشعة	35	%98
Schaefer G. ;et al ,2014[42]	يدوي	GLCM	SVM متبوعة بالشبكات العصبونية	146	%90
Milosevic M. ; et al ,2014[43]	يدوي	GLCM	مقارنة بينSVM KNN, Naïve, Bayes classifier	40	KNN الأفضل بدقة 92.5%
Etehadtavakol M.; et al., 2014[44]	مقارنة k means clustering و Fuzzy C means وlevel set	-	-	30	غير محدد ذكر أن level set أفضل من حيث الدقة والفعالية
Lavanya, A., 2015[45]	k means clustering		-	20	-
Gaber T.; et al.,2015[46]	Fuzzy C-means clustering	GLCM وثوابت Gabor و إحصائية	SVM	63	%92.06
Mohamed N.;2015[47]	تحديد الحواف Canny متبوعاً بتحويل Hough	GLCM وخصائص إحصائية	شبكة عصبونية	206	%96.12
Mahmoudzadeh E.; et al., 2015[48]	extended Hidden Markov Model	-	-	160	-
Pramanik S.;et al., 2015[49]	Otsu متبوعاً ب wavelet transform	خصائص إحصائية	الشبكات العصبونية	102	%90.48
Dayakshini D.;et al.,2015[50]	Projection Profile	-	-	20	-

الجدول (4-3) ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2016 و 2019

اسم الباحث	طريقة التجزيء	الخصائص	التصنيف	عدد الحالات	الدقة
Sathish D.;et al.,2016[51]	تحديد الحواف Canny	GLCM	SVM	80	%90
Selle J.;et al, 2018[52]	level set	-	مقارنة مع صور تم تجزيئها من قبل اختصاصين أشعة	15	%95
Cervantes A., Kolosovas E. , 2018[53]	Projection Profile	Thermal score	-	206	%69.9
Sathish D.;et al.,2019[54]	تحديد الحواف Canny بعد إجراء normalization	خصائص الطاقة المحلية من (wavelet)	SVM	100	%91
Ramya R.; et al,2019[55]	Canny ثم Horizontal projection profile	GLCM وخصائص إحصائية	SVM	60	%95
Pramanik S.; et al., 2019[56]	level set	GLCM وخصائص إحصائية	شبكة عصبونية	65	%72.18
Das K.; et al., 2019[57]	Region growing و Automatic multi seed selection	-	التجزيء اليدوي التي قام بإجرائها الطبيب	44	%98.25
Gogoi U.; et al.,2019[58]	يدوي	خصائص إحصائية	SVM	60	%83.22
Tello-Mijares S., et al., 2019 [59]	آلية تدمج استخدام تابع الانحناء K ومتجه التدرج (gradient vector flow)	خصائص إحصائية وتركيبية وشكلية	CNN	63	%100

الجدول (4-4) ميزات ومساوئ كل من طرق التجزيء المقترحة في الدراسات المرجعية

طريقة التجزيء	مميزاتها	مشاكلها
التجزيء اليدوية [35,42,43,58]	تحديد يدوي للمنطقة ذات الأهمية من قبل الطبيب	ضياع كثير من الوقت والجهد
كشف الحواف Cannyوتحويل Hough [30,31,32,33,37,38,47,51,54]	لا تتأثر بالضجيج	ضياع بعض المعلومات وتستغرق وقت طويل للحصول على النتائج المرغوبة لأنها مكلفة حسابياً
Projection profile[50,53,55]	تستطيع إيجاد الحدود بأي اتجاه	حدود خاطئة في حالة الصور ذات الضجيج العالي والتباين الضعيف
نموذج ماركوف المخفي الموسع (extended Markov model)[48]	انخفاض ملحوظ في الوقت اللازم للحصول على المنطقة ذات الأهمية	مكلفة حسابياً
[49]تحويل المويجة Wavelet	بسيطة وغير مكلفة حسابياً	أداء غير جيد لكشف الحواف في الصور ذات التباين الضعيف
تجمع المتوسطات K-means [44,45]	طريقة آلية، سريعة حسابياً وتقوم بتوزيع البيانات بحيث نحصل على تجمعات متماسكة	يجب تحديد عدد التجمعات K
تجمع المتوسطات بواسطة المنطق العائم[40,44,46]	طريقة آلية، يمكن للبيانات أن تنتمي إلى أكثر من تجمع	مكلفة حسابياً وحساسية عالية للضجيج
تقنية تجميع عناصر الصورة والاختيار الآلي لنقاط البذور[39,57]	طريقة آلية تعتمد على تجميع العناصر وفق معيار محدد	اختيار البذور ومعيار تجميع العناصر بشكل خاطئ يعطي نتائج خاطئة.
مجموعة السويات(level set) [41,44,52,56]	ذات قدرة عالية على كشف الحواف حتى في الصور ذات التباين الضعيف	يجب اختيار الحدود الأولية بشكل مناسب

5.4.الخلاصة:

استعرضنا في هذا الفصل الدراسات المرجعية في مجال الكشف عن المناطق ذات الأهمية في الصور الحرارية للثدي بمساعدة الحاسوب. وعلى الرغم من النتائج الجيدة لمعظم هذه الخوارزميات إلا أن هناك العديد من المشاكل التي تحد من تطبيقها على نطاق واسع. وللتغلب على هذه المشكلات قدمنا في هذا البحث طريقة آلية على كامل الصورة الحرارية الملونة للثدي، لاستخلاص منطقة الثديين ثم استخلاص الآفة في حال وجودها من الثدي دون الاعتماد على دراسة التناظر.

الفصل الخامس

الأسس النظرية للبحث

1.5.مقدمة:

يجب تحسين الصور الحرارية للثدي للحصول على التشخيص والتفسير الصحيح، لكن المشكلة التي تواجهنا أن الصور الحرارية تملك تباين ضعيف حيث تظهر تغيرات درجة الحرارة في الصورة داخل منطقة الثدي كحدود، وبالتالي تنعيم الصورة يؤدي إلى تغبيش وضياع لهذه الحدود. نستعرض في هذا الفصل الخوارزمية المقترحة للحصول على المنطقة ذات الأهمية في الثدي.

2.5.مصدر قاعدة البيانات للصور الحرارية للثدي:

تتألف قاعدة البيانات من صور حرارية رقمية للثدي تم تحصيلها من قاعدة بيانات للبحث عن أمراض الثدي باستخدام التصوير بالأشعة تحت الحمراء:

(DMR-IR) Database for Mamma Research with Infrared Image) في جامعة (Fluminense Federal University) في البرازيل. تتضمن هذه القاعدة صور حرارية وصور ماموغرام رقمية وبيانات المرضى السليمين والمصابين بأمراض في الثدي ومنها السرطان من قسم التصوير الشعاعي وقسم الأمراض النسائية في مشفى جامعة أنتونيو بيدرو في البرازيل.

التقطت هذه الصور باستخدام كاميرا حرارية FLIR SC-620 ذات مواصفات موضحة في الجدول (1-5) :

الجدول(5−1) مواصفات الكاميرا الحرارية من نوع FLIR SC-620 [60]

نوع الكاشف	المقاييس الدقيقة غير المبردة (uncooled micro-bolometer)
الحساسية	أقل من 0.04 درجة مئوية
أبعاد الكاشف	480 × 640 بكسل
نوع الصور الحرارية	JPEG

وقد أجريت عملية التصوير ضمن الشروط التالية[60]:

1. يجب على المريض أن يمتنع قبل ساعتين على الأقل من التصوير عن كل مما يلي: تناول الكحول والكافيين والتدخين وممارسة النشاط الرياضي، كما يجب عدم وضع أي كريم أو زيت أو مزيل للعرق على منطقة الثدي وتحت الإبطين في يوم التصوير.

2. يجب المحافظة على درجة حرارة الغرفة بين 20 و22 درجة مئوية، وأن لا تحتوي على نوافذ أو فتحات أو تيار هوائي موجه بشكل مباشر إلى المريض وأن تتم الإضاءة باستخدام مصابيح فلورسانتية فقط.
3. يطلب من المريض داخل غرفة الفحص إزالة الحلق والعقد أو أي حلى أخرى يمكن أن تؤثر على الصورة الحرارية وخلع الملابس في القسم العلوي المراد تصويره.
4. يتم فحص درجة حرارة المريض بواسطة مقياس حرارة خاص ويوضع شعر المريض ضمن قبعة.
5. يجلس المريض مقابل الكاميرا بوضعية اليدين على الرأس ثم تبرّد منطقة الصدر وتحت الإبطين باستخدام مروحة هوائية كهربائية حتى الوصول إلى درجة الحرارة المناسبة.
6. يتم تحديد بارمترات التصوير بحيث تكون المسافة النظامية بين الكاميرا والمريض 1 متر، ويتم إدخال كل من المسافة ودرجة حرارة الغرفة وقيمة الرطوبة في هواء الغرفة كبارمترات ضمن إعدادات الكاميرا.

3.5.تجزيء المنطقة ذات الأهمية:

تعتبر مرحلة تجزيء الصور الحرارية للثدي خطوة معالجة أولية ذات أهمية كبيرة في أنظمة التشخيص بمساعدة الحاسوب. وتلعب دوراً هاماً في الكشف عن المناطق ذات درجة الحرارة المرتفعة التي تشير إلى وجود آفة مرضية ضمن الثدي. قمنا ضمن هذا البحث بتقسيم عملية التجزيء على مرحلتين وهما:

1.3.5. تجزيء باستخدام مجموعة السويات (level set segmentation):

يهدف التجزيء إلى التخلص من التسميات والعلامات التي هي جزء من برمجيات الكاميرا الحرارية التي يتم تضمينها في الصور المحصلة، بالإضافة إلى فصل الخلفية عن المريض والتخلص من المناطق غير المرغوب بها مثل الرقبة واليدين وأسفل الثديين.

استخدمت طريقة مجموعة السويات في مجال تجزيء الصور في العقد الأخير لقدرتها على تأمين حواف ناعمة ومغلقة. حيث تم تقديم هذه الطريقة لأول مرة من قبل الباحثين Osher و Sethian عام 1988 من أجل التوسع الأمامي(front propagation) وطبقت على نماذج أمواج البحر والحمم

المشتعلة[61]. وكان الباحث Malladi هو أول من استخدمها في الصور الطبية[62]. تمتاز مجموعة السويات عن طرق التجزيء الأخرى بأنها تسمح بإجراء حسابات سريعة دون إضافة عاملات (بارمترات) للشكل، الأمر الذي يؤدي إلى زيادة الكفاءة ويجعل هذه التقنية أكثر ملاءمة لتوصيف التغيرات الديناميكية للعناصر مثل تطور الحواف في تجزيء الصورة[63]. تقوم طريقة مجموعة السويات على إضافة ديناميكية إلى سطوح التضمين (implicit surfaces) التي يتم فيها تضمين مستوي ضمن مستوي ذو بعد أعلى[64].

في البداية نفترض منطقة Ω ضمن الفضاء الديكارتي R^2 ذات حافة Γ تتحرك بسرعة V بين الخطوات، تعتمد هذه السرعة على الموقع والشكل والزمن والعوامل الخارجية. ونحاول تحديد التابع $\Phi(x,t)$ الذي يقوم بتوصيف حركة الحدود بحيث تمثل x الموقع ضمن الفضاء الديكارتي و t الزمن[65] كما موضح في الشكل(5-1).

يعرّف المنحني المغلق Γ بأنه الجزء من السطح الذي يكون عنده مستوى الحواف صفر وهو ما يعرف باسم المستوي الصفري (zero level set) لتابع سطح التضمين $\phi(x)$ حيث[66,67]:

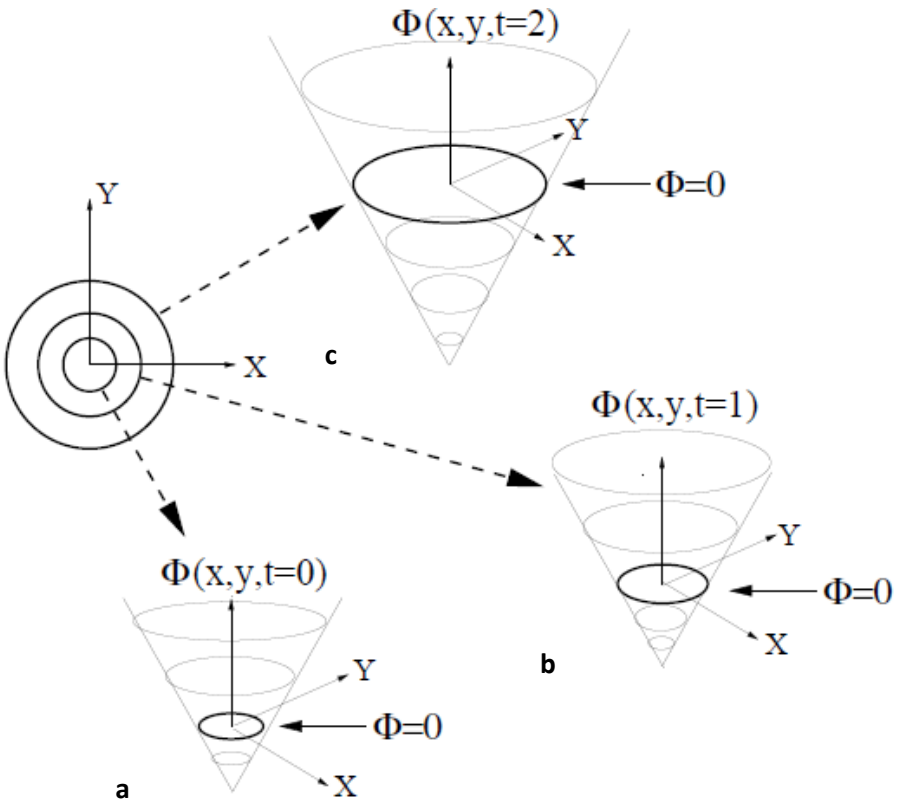
$$\Gamma = \{ x : \phi(x,t=0)=0\} \qquad (1\text{-}5)$$

يعرف تابع سطح التضمين $\phi(x)$ فق المعادلة (5-2):

$$\{ x(t): \ \phi(x(t),t)=0\} \qquad (2\text{-}5)$$

وبتطبيق قاعدة السلسلة نحصل على المعادلة (5-3):

$$\phi_t + \nabla\phi(x(t), t) \cdot x'(t) = 0 \qquad (3\text{-}5)$$



الشكل(5-1) توسع منحني مجموعة السويات حيث:

(a) المنحني الأولي والسطح المتجاوب معه t=0

(b) المنحني والسطح المتجاوب معه في اللحظة t=1

(c) المنحني والسطح المتجاوب معه في اللحظة t=2 [67]

إن تدرج سطح التضمين $\nabla\phi$ عمودي على حدود ϕ وفي اتجاه تزايده ويعطى بالعلاقة (4-5):

$$\nabla\emptyset = \left(\frac{\partial\emptyset}{\partial x}, \frac{\partial\emptyset}{\partial y}, \frac{\partial\emptyset}{\partial z}\right) \qquad (4\text{-}5)$$

وبالتالي إذا كانت $\overrightarrow{x_0}$ هي نقطة من التماس فإن $\nabla\phi$ يقدر عند $\overrightarrow{x_0}$ بأنه الشعاع الذي تكون جهته هي نفس جهة شعاع الواحدة (local unit) العمودي على التماس نحو الخارج والذي يسمى بـ $\vec{N}$ الموضح بالمعادلة (5-5):

$$\vec{N} = \frac{\nabla\emptyset}{|\nabla\emptyset|} \qquad (5\text{-}5)$$

وبما أن الفكرة الرئيسية من مجموعة السويات هي إضافة ديناميكية إلى سطوح التضمين وهذا يتحقق من خلال افتراض أن السرعة عند كل نقطة من سطح التماس أي عندما $\phi(\vec{x})=0$ هي $\vec{V}$ جهتها نحو الخارج وعمودية على التماس:

$$\vec{V} = x'(t) \cdot \vec{N} \qquad (6\text{-}5)$$

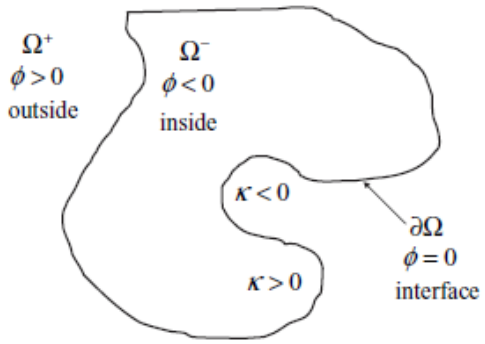
وبتعويض المعادلتين (5-5) و(6-5) في (3-5) نحصل على معادلة تحديد تطور تابع التضمين ϕ مع الزمن t :

$$\emptyset_t + V.|\nabla\emptyset| = 0 \qquad (7\text{-}5)$$

وتسمى بمعادلة مجموعة السويات(level set equation) أو معادلة(Hamilton Jacobi). وبالتالي يمكن استخدام طرق رياضية لدراسة تطور ϕ مع الزمن التي تسبب تحريك التماس عبر شبكة الإحداثيات. ولحساب الانحناء للتماس عن طريق المعادلة التالية(5−8):

$$\kappa = \nabla.\vec{N} = \nabla.\left(\frac{\nabla\emptyset}{|\nabla\emptyset|}\right) \qquad (8\text{−}5)$$

فإذا كانت $\kappa<0$ تدل على التقعر، بينما $\kappa>0$ تدل على التحدب بينما $\kappa=0$ تدل على الاستقامة. كما موضح في الشكل (2-5).



الشكل (5−2) يوضح مناطق التقعر التي يكون عندها $\kappa<0$ ومناطق التحدب التي يكون عندها $\kappa>0$[67].

تتوقف الحواف عن الحركة عندما تصل الطاقة $E(\phi)$ إلى القيمة الأصغرية للحصول على الشكل النهائي لـ Γ ضمن السطح الذي تم تضمينه ϕ التي تعطى بالعلاقة التالية[68](5-9):

$$E(\emptyset) = \int_\Omega F\big(I(x),\emptyset(x)\big)dx + \lambda\int_\Omega \delta(\emptyset(x)))\|\nabla\emptyset(x)\|dx \qquad (9\text{-}5)$$

حيث δ هو تابع ديراك.

يمثل الحد الأول من المعادلة مصطلح ارتباط البيانات، بينما الحد الثاني يمثل مصطلح التسوية الذي يعمل على تصغير طول المنحني وبالتالي تنعيم حد التضمين خلال تطوره. بينما تمثل F قيمة الطاقة المحلية عند كل نقطة من المنحني تحسب وفق مايلي:

$$F\big(I(x),\emptyset(x)\big) = H\big(\emptyset(x)\big)(I(x)-v)^2 + (1-H\big(\emptyset(x)\big))(I(x)-u)^2 \quad (10\text{-}5)$$

حيث H هو تابع هيفيساید (Heaviside function)، I تمثل كثافة الصورة بينما u و v بارامترات تتغير عند كل دورة وتعطى بالعلاقتين التاليتين (11-5) و (12-5) :

$$u = \frac{\int_\Omega (1-H\big(\emptyset(x)\big)).I(x)dx}{\int_\Omega 1-H\big(\emptyset(x)\big)dx} \quad (11\text{-}5)$$

$$v = \frac{\int_\Omega H\big(\emptyset(x)\big).I(x)dx}{\int_\Omega H\big(\emptyset(x)\big)dx} \quad (12\text{-}5)$$

بالتالي تعطى معادلة التطور بالعلاقة (13-5):

$$\frac{\partial\phi}{\partial \mathrm{t}}(x) = \delta\big(\emptyset(x)\big)\big((I(x)-v)^2-(I(x)-u)^2\big) + \lambda\delta(\emptyset(x))\,\kappa \quad (13\text{-}5)$$

حيث λ هو مصطلح الانحناء تؤثر قيمته على مصطلح التسوية ويعطى قيمة تساوي 0.2 بينما κ درجة الانحناء يتم حسابها في المعادلة (5-8).

2.3.5.تحويل الصورة إلى L*a*b*:

إن تحويل الصورة ذات الألوان الزائفة (Pseudo color) إلى سويات رمادية هو أمر شائع في مجال معالجة الصور الطبية، لكن الصور ذات السويات الرمادية تحد من القدرة على تمييز الاختلافات في المناطق وتتمثل هذه المعوقات [69]:

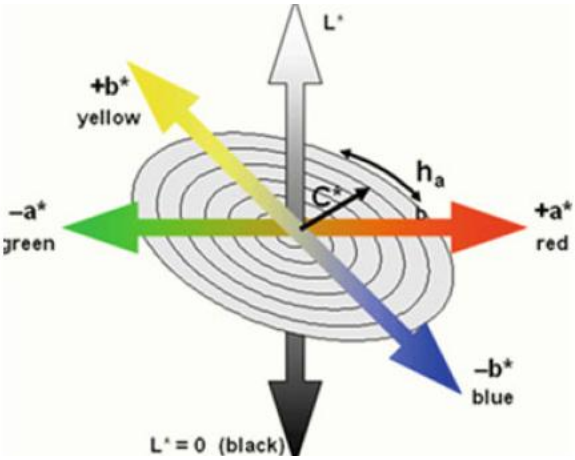
1. تستطيع العين البشرية التمييز بين 60 إلى 90 سوية رمادية مختلفة مما يعني أن قسم كبير من معلومات 256 سوية رمادية ضائعة بالنسبة للرائي، بينما تستطيع العين التمييز بين أكثر من 500 لون.

2. إن نقصان حجم الخاصّه التي تم استبدالها بسوية رمادية، يحد من قدرة الإنسان على تمييز الاختلاف في السويات الرمادية في الصورة. بالتالي نحتاج إلى فروقات أكبر في كثافة السويات الرمادية لكي يستطيع الإنسان رؤية اللون الرمادي البديل.

الأمر الذي أدى إلى العودة إلى الألوان في الصور، وعلى الرغم أنه لا يوجد قرار حاسم على أفضلية الصور ذات الألوان الزائفة على الصور الرمادية لكن أظهرت الحقائق أن هذه الألوان تمنح إمكانية تحديد الورم كما في الحالة الرمادية، لكنها تتفوق عليه من حيث أداء المهام الأخرى كالتعرف وتفسير نوع الورم. وبهدف الحصول على صور ملونة تحافظ على المعلومات في الصورة يتم تحويل صورة الثدي الناتجة إلى الفضاء اللوني L*a*b* الذي يستند إلى الفضاء الملون اللاخطي CIE XYZ. وقد تم تعريف هذا الفضاء من قبل اللجنة الدولية للإضاءة International Commission on Illumination عام 1976، حيث يتضمن كل الألوان التي يمكن رؤيتها بالعين مما يعني أن المجال الكلي يتفوق على كل من RGB و CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black).

تمثل L* الإضاءة (lightness) من اللون الأسود ذو القيمة 0 وصولاً إلى اللون الأبيض ذو القيمة 100، بينما a* تمثل قيم من اللون الأخضر ذو القيمة السالبة إلى اللون الأرجواني ذو القيم الموجبة، أما b* تمثل قيم من اللون الأزرق ذو القيمة السالبة إلى اللون الأصفر ذو القيم الموجبة.

إن العلاقة اللاخطية بين المحاور L* و a* و b* تهدف إلى محاكاة الاستجابة اللاخطية للعين، بحيث يمكن تقريب الاختلافات المدركة النسبية بين لونين في الفضاء L*a*b* من خلال معاملة كل لون كنقطة ضمن فضاء ثلاثي الأبعاد كما موضح في الشكل(5-3).



الشكل(5–3) الفضاء اللوني L*a*b* [70]

أولاً يتم تحويل الصورة الرقمية من الفضاء RGB إلى الفضاء اللوني CIEXYZ باستخدام المعادلة التالية[70]:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.608 & 0.174 & 0.201 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.117 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (14\text{-}5)$$

ومن أجل تحويل الصور الرقمية إلى الفضاء اللوني L*a*b* تستخدم المعادلات التالية[70] :

$$L^* = 116\, f(Y/Y_n) - 16 \quad (15\text{-}5)$$

$$a^* = 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (16\text{-}5)$$

$$b^* = 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (17\text{-}5)$$

حيث X,Y,Z تمثل الإحداثيات في الفضاء اللوني CIEXYZ، والإحداثيات X_n,Y_n,Z_n ذات العلامة n هي قيم النقط البيضاء للبارامتر والتابع f(m) يحسب بالشكل التالي:

$$f(m) = \begin{cases} m^{1/3}, & m > (\frac{6}{29})^3 \\ \frac{1}{3}(\frac{6}{29})^2 m + \frac{4}{29}, & m \le (\frac{6}{29})^3 \end{cases} \quad (18\text{-}5)$$

يتم استخدام الصورة الناتجة عن الفضاء اللوني L*a*b* في مرحلة التجزيء التالية باستخدام تجمع المتوسطات K.

3.3.5.مرحلة تجزيء باستخدام تجمع المتوسطات K means clustering :

تستخدم خوارزمية التجزيء بواسطة تجمع المتوسطات K للكشف عن المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى في الثدي. وهي طريقة بسيطة وسريعة ولا تتطلب التحكم المباشر لتصنيف البيانات إلى عدد محدد من التجمعات[71]. تعتمد هذه الخوارزمية على تحديد مركز كل منطقة بحيث يكون كل مركز بعيد عن بقية المراكز قدر المستطاع، ونسب البيانات لأقرب مركز يتم تحديده بواسطة المسافة الإقليدية[72,73]. 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:

$$J = \sum_{j=1}^{K} \sum_{i=1}^{n} \left\| X_i^{(j)} - C_j \right\|^2 \quad (19\text{-}5)$$

حيث $X_i^{(j)}$ يمثل شعاع النقاط i في التجمع j .

Cj :مركز التجمع.

n : عدد نقاط البيانات

K : عدد التجمعات

$\left\| X_i^{(j)} - C_j \right\|^2$ هي المسافة بين شعاع النقاط $X_i^{(j)}$ ومركز التجمع C_j.

4.5.استخلاص الخصائص:

تخضع المنطقة ذات الأهمية التي تم الحصول عليها من عملية التجزيء لكل من صورتي الثديين الأيمن والأيسر لكل حالة إلى عملية استخلاص نوعين من الخصائص، وهي خصائص إحصائية وخصائص تركيبية.

1.4.5.الخصائص الإحصائية:

تحسب هذه الخصائص مباشرة من هيستوغرام الصورة، ولا تأخذ بعين الاعتبار العلاقة بين عناصر الصورة المتجاورة وبالتالي لا تعطينا المعلومات التركيبية للصورة. يوصف هيستوغرام الصورة بأنه مخطط يمثل عدد العناصر عند قيمة شدة (intensity) مختلفة في الصورة. نستطيع حساب هذه الخصائص بفرض P(i) احتمالية ظهور كل سوية رمادية i في الصورة وG العدد الكلي للسويات الرمادية في الصورة[74].

1. المتوسط mean : تمثل متوسط اللون في الصورة.

$$\mu = \sum_{i=0}^{G-1} i.P(i) \quad (20\text{-}5)$$

حيث μ المتوسط.

2. الانحراف المعياري standard deviation: هو معدل انحراف قيمة كثافة عناصر الصورة عن المتوسط .

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{G-1}(i-\mu)^2.P(i)} \quad (21\text{-}5)$$

حيث σ الانحراف المعياري.

3. النعومة Smoothness :

$$smoothness = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2} \quad (22\text{-}5)$$

4. التفاوت variance : وهو قياس لتباين السويات الرمادية والذي يستخدم لتأسيس واصفات للنعومة النسبية.

$$var = \sum_{i=0}^{G-1}(i-\mu)^2.P(i) \quad (23\text{-}5)$$

5. الالتواء Skewness : وهو قياس لميلان (حيود) الهيستوغرام أي يصف درجة عدم تماثل التوزع حول المتوسط.

$$skewness = \sigma^{-3}[\sum_{i=0}^{G-1}(i-\mu)^3.P(i)] \quad (24\text{-}5)$$

6. التفلطح kurtosis : وهو عبارة عن مقدار يقيس درجة تسطح توزع ما ويكون سالباً إذا كان التسطح عريضاً، وموجباً إذا كان التسطح حاداً على شكل شوكة.

$$kurtosis = \sigma^{-4}[\sum_{i=0}^{G-1}(i-\mu)^4.P(i)] \quad (25\text{-}5)$$

7. العشوائية Entropy : هي قياس لدرجة عشوائية النظام (درجة الاضطراب في الصورة).

$$Entropy = -\sum_{i=0}^{G-1} P(i)\log_2 P(i) \quad (26\text{-}5)$$

8. جذر متوسط مربع Root Mean Square (RMS) : يقوم بقياس قيمة جذر المتوسط المربع لكل سطر أو عمود في المصفوفة. فمن أجل مصفوفة الصورة I التي أبعادها M X N يمكن حساب RMS للعمود j وفق المعادلة:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}|I(i,j)|^2} \quad (27\text{-}5)$$

حيث M و Nأبعاد الصورة.

9. الفرق العكسي الحركيInverse Difference movement: قياس لتجانس الصورة بكاملها:

$$IDM = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{I(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (28\text{-}5)$$

2.4.5. مصفوفة الحدوث المشترك Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM) :

وهي تقنية شائعة من أجل استخلاص معلومات تراكيب من الصورة والتي تأخذ بعين الاعتبار العلاقة المكانية بين عناصر الصورة (بكسل). يتم توصيف مصفوفة الحدوث المشترك بأنها مصفوفة ثنائية الأبعاد التي تعتبر أن الموقع المحدد للبكسل مرتبط بالعناصر المجاورة[75]. يتم تمثيلها من خلال عنصر المصفوفة $P(i,j \mid d,\theta)$ الذي يمثل الاحتمال المشترك لحدوث السويات الرمادية i و j لزوج عنصر صورة المفصول بمسافة d وزاوية θ. تم حساب هذه الخصائص من أجل مسافة d=1 وأربع قيم ل θ وهي (0، 45˚، 90˚، 135˚) و G العدد الكلي للسويات الرمادية في الصورة . في البداية نحسب المتوسط(μ_y,μ_x) والانحراف المعياري(σ_y , σ_x) لكل من أسطر وأعمدة المصفوفة[76,77] كما يلي:

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} i.p(i,j) \quad (29\text{-}5)$$

$$\mu_y = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} j.p(i,j) \quad (30\text{-}5)$$

$$\sigma_x = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-\mu_x)^2.p(i,j) \quad (31\text{-}5)$$

$$\sigma_y = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-\mu_y)^2.p(i,j) \quad (32\text{-}5)$$

$$p_x(i) = \sum_{j=0}^{G-1} P(i,j) \quad (33\text{-}5)$$

$$p_y(j) = \sum_{i=0}^{G-1} P(i,j) \quad (34\text{-}5)$$

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i,j) \quad ,k=i+j \quad (35\text{-}5)$$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i,j) \quad ,k=|i-j| \quad (36\text{-}5)$$

وهذه الخصائص هي:

1. الطاقة Energy: وهي قياس لدرجة تجانس homogeneity الصورة وتعطى بالعلاقة:

$$f1 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{P(i,j)\}^2 \quad (37\text{-}5)$$

2. التباين Contrast: قياس لكمية التغيرات الموضعية الموجودة في الصورة.

$$f2 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-j)^2 p(i,j) \quad (38\text{-}5)$$

3. الترابط Correlation: مقياس لمعرفة إذا كانت الصورة تحتوي على منطقة مشابهة لمنطقة ما.

$$f3 = \frac{\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i.j) p(i,j) - (\mu_x . \mu_y)}{\sigma_x . \sigma_y} \quad (39\text{-}5)$$

حيث μ_x و μ_y المتوسط لكل من p_x و p_y وكل من σ_x و σ_y الانحراف المعياري لكل من p_x و p_y. بينما يحسب بواسطة MATLAB:

$$f4 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) p(i,j)}{\sigma_i . \sigma_j} \quad (40\text{-}5)$$

حيث μ_i و μ_j المتوسط لكل من i و j وكل من σ_i و σ_j الانحراف المعياري لكل من i و j.

4. ظل التجمع Cluster Shade: وهي قياس لقيمة الالتواء وعدم التناظر في المصفوفة.

$$f5 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \left(i + j - \mu_x - \mu_y\right)^3 p(i,j) \quad (41\text{-}5)$$

5. نشوز التجمع Cluster Prominence: وهي قياس عدم التماثل في الصورة.

$$f6 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \left(i + j - \mu_x - \mu_y\right)^4 p(i,j) \quad (42\text{-}5)$$

6. العشوائية Entropy : هي قياس لدرجة عشوائية في تركيب الصورة.

$$f7 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (43\text{-}5)$$

7. التجانس Homogeneity: هي قياس لتقارب في توزع عناصر مصفوفة GLCM بالنسبة للقطر الرئيسي وتتراوح قيمتها بين المجال [1 0]، وتعطى بالعلاقة:

$$f8 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (44\text{-}5)$$

بينما تحسب في MATLAB بالعلاقة:

$$f9 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (45\text{-}5)$$

8. عدم التماثل Dissimilarity: يرتبط بقوة بترددات المكانية العالية في تركيب الصورة.

$$f10 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i-j)\, p(i,j) \quad (46\text{-}5)$$

9. الاحتمالية العظمى Maximum probability: وهي قياس لقوة استجابة مصفوفة GLCM وتكون قيمها ضمن المجال [1 0].

$$f11 = MAX_{i,j}\, p(i,j) \quad (47\text{-}5)$$

أما بقية هذه الخصائص فهي مشتقة من الخصائص السابقة:

10. الفرق العكسي المقيّس Inverse difference normalized :

$$f12 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|/G^2} \quad (48\text{-}5)$$

11. الفرق اللحظي العكسي المقيّس Inverse difference moment normalized:

$$f13 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2/G^2} \quad (49\text{-}5)$$

12. معلومات قياس الترابط الأولى Information measure of correlation1:

$$f14 = \frac{HXY-HXY1}{max\{HX.HY\}} \quad (50\text{-}5)$$

13. معلومات قياس الترابط الثانية Information measure of correlation2:

$$f15 = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (51\text{-}5)$$

حيث:

$$HXY = -\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i,j) log(p(i,j)) \quad (52\text{-}5)$$

$$HXY1 = -\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p(i,j) log(p_x(i)p_y(i)) \quad (53\text{-}5)$$

$$HXY2 = -\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} p_x(i)p_y(i) log(p_x(i)p_y(i)) \quad (54\text{-}5)$$

14. الترابط الآلي Autocorrelation وهي تمثل الأنماط المكررة كما في حالة وجود إشارة دورية غير واضحة بسبب الضجيج.

$$f16 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i.j)\, p(i,j) \quad (55\text{-}5)$$

15. اختلاف العشوائية Difference entropy:

$$f17 = -\sum_{i=0}^{G-1} P_{x-y}(i)\, log\{P_{x-y}(i)\} \quad (56\text{-}5)$$

16. مجموع العشوائية Sum entropy:

$$f18 = -\sum_{i=2}^{2G} i\, P_{x+y}(i)\, log\{P_{x+y}(i)\} \quad (57\text{-}5)$$

17. اختلاف التفاوت Difference variance:

$$f19 = \sum_{i=0}^{G-1} i^2 P_{x-y}(i) \quad (58\text{-}5)$$

18. مجموع التفاوت Sum variance:

$$f20 = \sum_{i=2}^{2G} (i - f17)^2 P_{x+y}(i) \quad (59\text{-}5)$$

19. مجموع المربعات Sum of squares: Variance :

$$f21 = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - \mu)^2 p(i,j) \quad (60\text{-}5)$$

20. مجموع المتوسط الحسابي Sum average :

$$f22 = \sum_{i=2}^{2G} i\, P_{x+y}(i) \quad (61\text{-}5)$$

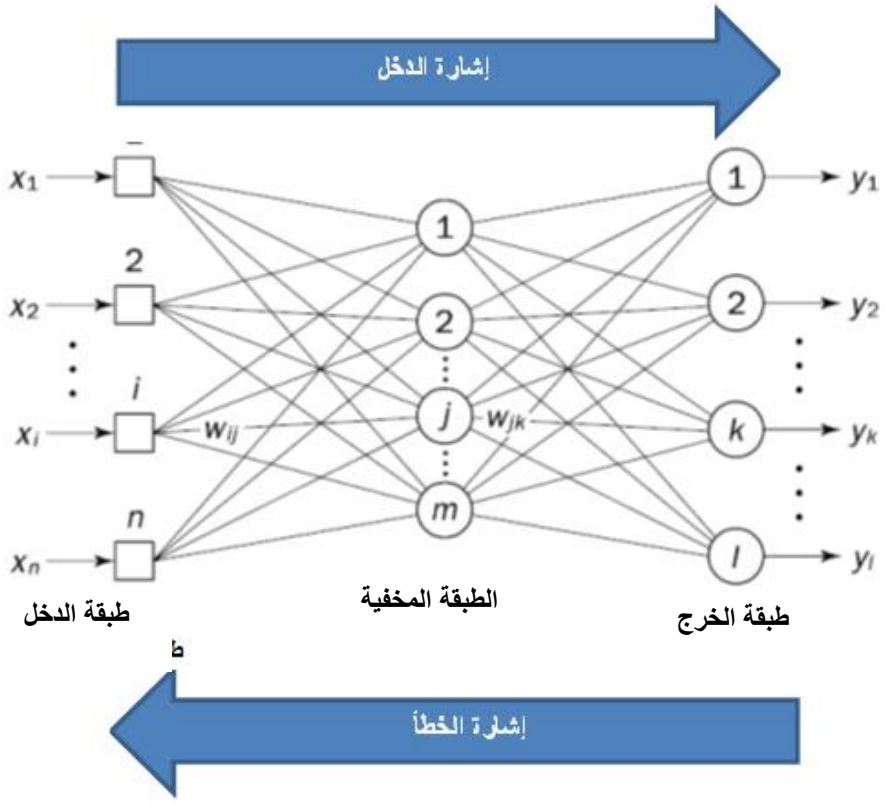
5.5.التصنيف:

استخدمت الشبكة العصبونية الاصطناعية من أجل تصنيف بارامترات التركيب لتحسين دقة التشخيص ويستخدم هذا النهج على نطاق واسع من قبل العديد من الباحثين بهدف توصيف الأنسجة السرطانية[78].

تعتبر الشبكات العصبونية أمامية التغذية ذات الانتشار الخلفي المستخدمة في هذا البحث إحدى أشهر أنواع الشبكات العصبونية، وتستخدم للتصنيف والتمييز الذكي لبيانات غير مألوفة مسبقاً.

تعرّف الشبكة أمامية التغذية الموضحة في الشكل(5-4) بأنها مجموعة عقد عصبونية مرتبة بشكل طبقات. الشكل النموذجي لهذه الشبكات هو ثلاث طبقات عصبونية على الأقل ويحدث بها انتقال المعلومات عبر الطبقات باتجاه وحيد من طبقة الإدخال إلى الطبقة المخفية إلى الطبقة النهائية.

لا تقوم طبقة الدخل بأية عملية معالجة فهي ببساطة مكان تغذية الشبكة بشعاع البيانات (وهي في دراستنا شعاع الخصائص المستخلصة من المنطقة ذات الأهمية)، تقوم طبقة الدخل بعد ذلك بتغذية (نقل المعلومات) إلى الطبقة المخفية، ومن ثم تقوم الطبقة المخفية بتغذية طبقة الخرج. تتم المعالجة الفعلية للبيانات في الطبقة المخفية وطبقة الخرج بشكل أساسي، وعندما يكون هناك عدد كاف من العصبونات في كل طبقة تكون الشبكة قادرة على التدرب للقيام بعملية التصنيف المطلوبة بالاستعانة بخوارزميات التدريب(training algorithm).[79]



الشكل(5-4) شبكة عصبونية أمامية التغذية ذات الانتشار الخلفي [80]

تعتبر خوارزمية الانتشار الخلفي (back propagation) المقترحة في هذا العمل إحدى خوارزميات التعليم الموجه المستخدمة في الشبكات أمامية التغذية، وهي في الأصل اشتقاق من العملية المعروفة والمسماة متوسط المربعات الصغرى (least mean squares) وبالتالي هي تسعى لتقليل مربع الخطأ عند التدريب.

تتكون هذه الخوارزمية من ست خطوات أساسية وهي:

a. إعطاء أوزان عشوائية للترابط بين خلايا الشبكة.

b. مد الشبكة بإحدى المدخلات المعدة للتدريب.

c. تطبيق عملية الانتشار الأمامي لتحديد مخرجات الشبكة.

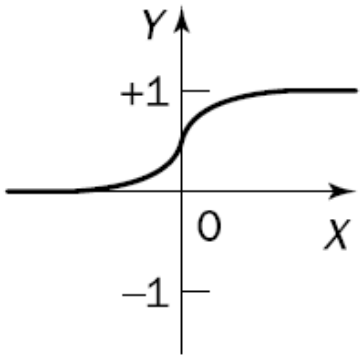
d. مقارنة المخرجات الفعلية مع المخرجات المطلوبة وتحديد قيمة الخطأ.

e. التراجع بالخطأ عبر الشبكة وتصحيح الأوزان في الاتجاه الذي يضمن تصغير قيمة الخطأ .

f. تصغير إجمالي الخطأ لكل المدخلات المستعملة في التدريب.

استخدم تابع التفعيل هو التابع الأسي Sigmoid الأكثر شيوعاً كتابع تحويل للعصبونات، لأنه يؤمن اللاخطية في حسابات الشبكة العصبونية عن طريق تحويل قيمة تفعيل العصبون ضمن المجال [0 1]، حيث يأخذ هذا التابع قيم الدخل المحصورة بين $-\infty$ و$+\infty$ ويجعل الخرج محصوراً بين 0 و1 كما موضح في الشكل(5-5). وهو أكثر التوابع استخداماً بسبب سهولة اشتقاقه وكثرة أنواعه ويعطى بالعلاقة (5-62) حيث تمثل y إشارة الخرج بينما x إشارة الدخل[80]:

$$y = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (62\text{-}5)$$



الشكل (5−5) تابع التفعيل الأسي sigmoid [80]

تبدأ عملية التدريب بعد تحديد القيم الابتدائية للأوزان والانحيازات، وخلال التدريب تتغير هذه القيم بشكل تكراري لغاية الوصول إلى القيمة الصغرى لتابع الأداء. إن تابع الأداء الافتراضي لشبكات التغذية الأمامية وهو متوسط مربع الخطأ (MSE: Mean Square Error).

6.5.تقييم الأداء:

تم تقييم أداء الشبكة العصبونية المستخدمة في هذا البحث من خلال حساب البارامترات الإحصائية بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها مع التشخيص المحدد مسبقاً. فقمنا بحساب الدقة (Accuracy) وهي قياس لقدرة النظام التمييز بين الحالات السليمة والمصابة بشكل صحيح وفق المعادلة(5-63)[81]:

$$\text{Accuracy} = {(\text{TP} + \text{TN})}\Big/{(\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN})} \qquad (63\text{-}5)$$

كما حُسبت الحساسية (Sensitivity) وهي قدرة النظام على تحديد الحالات المصابة بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة (5-64)[81]:

$$\text{Sensitivity} = {\text{TP}}\Big/{(\text{TP} + \text{FN})} \qquad (64\text{-}5)$$

بينما النوعية(Specificity) هي قدرة النظام على تشخيص الحالات السليمة بشكل صحيح وتحسب وفق المعادلة (5-65)[81]:

$$\text{Specificity} = {}^{\text{TN}}/_{(\text{TN} + \text{Fp})} \quad (65\text{-}5)$$

والإحكام (precision) هو معدل الحالات المصابة التي تشخيصها بشكل صحيح ويحسب وفق المعادلة (66-5)[82]:

$$\text{Precision} = {}^{\text{TP}}/_{(\text{TP} + \text{FP})} \quad (66\text{-}5)$$

ويعرّف معدل التشخيص الإيجابي الخاطئ (FP-Rate) بأنه معدل الحالات ذات التشخيص السلبي والتي تم تشخيصها بشكل خاطئ على أنها ذات تشخيص إيجابي ويحسب وفق المعادلة [82] (67-5):

$$\text{FP} - \text{Rate} = {}^{\text{FP}}/_{(\text{FP} + \text{TN})} \quad (67\text{-}5)$$

ويستخدم معامل دايس (Dice index-DI) للتحقق من أداء المصنّف، ويقع في المجال بين 0 و1 ويحسب وفق المعادلة (68-5)[83]:

$$\text{DI} = {}^{2 * \text{TP}}/_{(2 * \text{Tp} + \text{FP} + \text{FN})} \quad (68\text{-}5)$$

ويستخدم معامل جاكرد (Jaccard index-JI) لتوصيف العلاقة بين التشخيص الصحيح وفشل التشخيص ، فكلما كانت النتيجة أقرب إلى 1 كان أداء المصنف أفضل. ويحسب وفق المعادلة (69-5)[84]:

$$\text{JI} = {}^{\text{TP}}/_{(\text{Tp} + \text{FP} + \text{FN})} \quad (69\text{-}5)$$

7.5.الخلاصة:

قدمنا في هذا الفصل الأسس النظرية للمشروع والتي توضح التقنيات المستخدمة في الكشف عن الكتل السرطانية في الصور الحرارية للثدي. حيث استعرضنا آليات التجزيء المتبعة للحصول على المنطقة ذات الأهمية والتي يتم منها استخلاص الخصائص اللازمة لإجراء التصنيف.

الفصل السادس

القسم العملي

1.6.مقدمة:

يستعرض هذا الفصل تفاصيل الجزء العملي من المشروع، حيث يعرض شرحاً تفصيلياً لخطوات العمل في تنفيذ الخوارزمية المقترحة من خلال تطبيقها على الصور الحرارية للثدي. تم إنجاز الخوارزمية وكتابتها ضمن بيئة MATLAB R2018a.

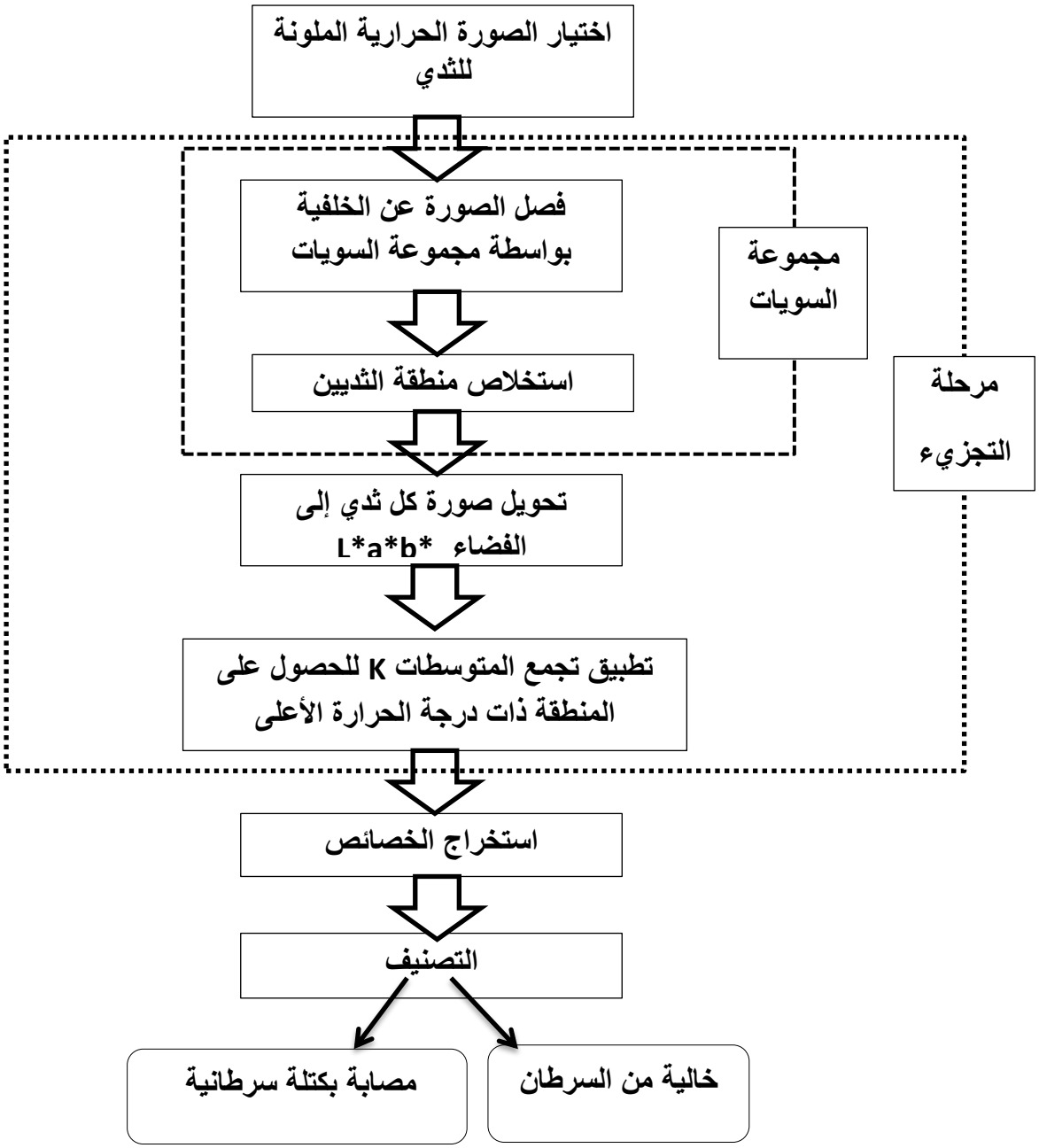
2.6.مصدر البيانات:

استخدم في هذا البحث صور حرارية للثدي من قاعدة البيانات DMR-IR لـ 128 حالة [85]، منها66 مشخّصة أنها خالية من السرطان و62 مشخّصة أنها مصابة بالسرطان، حيث حُدّد التشخيص بعد أخذ الخزعة وتحليلها. ويوجد 11 حالة من الحالات المصابة ثبت إصابتها بالسرطان في كلا الثديين. تتمثل أبعاد الصورة بارتفاع 480 وعرض 640. تم تقسيم قاعدة البيانات إلى 120 صورة استخدمت في الشبكة العصبونية، بينما الصور المتبقية استخدمت للاختبار ضمن واجهة المستخدم.

3.6.تنفيذ الخوارزمية المقترحة:

تتصف المنطقة المصابة بكتلة سرطانية في الصور الحرارية للثدي بأنها ذات درجة حرارة أعلى من المناطق المجاورة، حيث تظهر كمنطقة ذات إضاءة بيضاء ضمن الصورة الملونة.

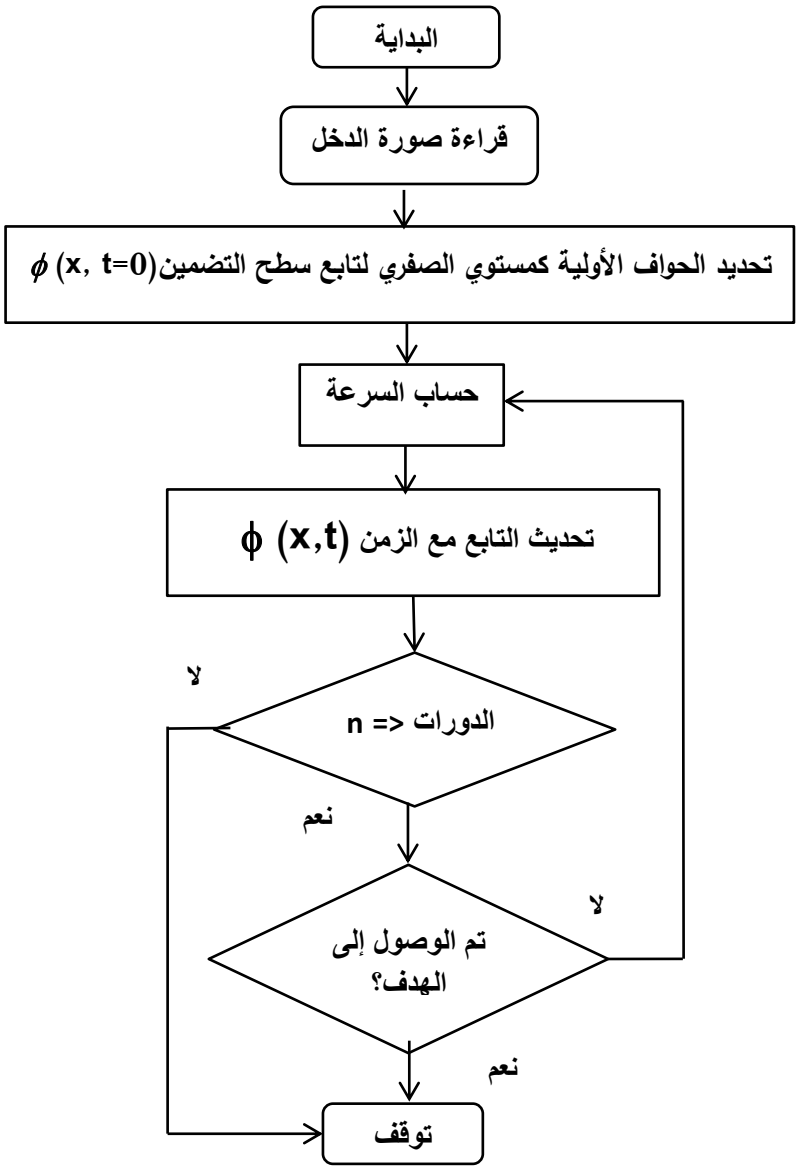
تهدف هذه الخوارزمية الحصول على منطقة الثديين الأيمن والأيسر لكل حالة، ومن ثم المناطق ذات اللون الأبيض في حال وجودها ودراسة خصائصها ضمن كل ثدي وفق المراحل التالية الموضحة في الشكل(6-1):



الشكل(6-1) الخوارزمية المقترحة لتشخيص الصور الحرارية للثدي

1.3.6.التجزيء باستخدام مجموعة السويات (Level set):

يتمثل الهدف من إجراء التجزيء باستخدام مجموعة السويات الحصول على صورة المريضة بعد فصلها عن الخلفية بهدف التخلص من العلامات والإشارات التي هي جزء من برمجيات الكاميرا، إضافة إلى إزالة المناطق غير المرغوب بها كالرقبة واليدين وأسفل الثديين. يبين الشكل(6-2) أدناه خوارزمية مجموعة السويات.



الشكل(6-2) مخطط خوارزمية مجموعة السويات level set

يتم في المرحلة الأولى قراءة الصورة الحرارية الملونة للمريضة بواسطة برنامج الـ MATLAB ، ثم يتم إجراء التجزيء وفق الخطوات التالية:

1.توليد الحدود الأولية أوتوماتيكياً بارتفاع 330 وعرض 500 لإنشاء تابع مجموعة السويات.

2. تحديث التابع اعتماداً على معادلة مجموعة السويات (5-7) .

3. تكرار عملية التحديث وفق الخطوة 2 إلى أن يتم استخلاص الحدود المرغوب بها أو الوصول إلى العدد المحدد مسبقاً من التكرار (n)، وهو في دراستنا 200 وقد قمنا بتحديده

تجريبياً. وفي نهاية هذه المرحلة نصل إلى المنطقة ذات الأهمية مع التخلص من الخلفية والعلامات غير المرغوب بها.

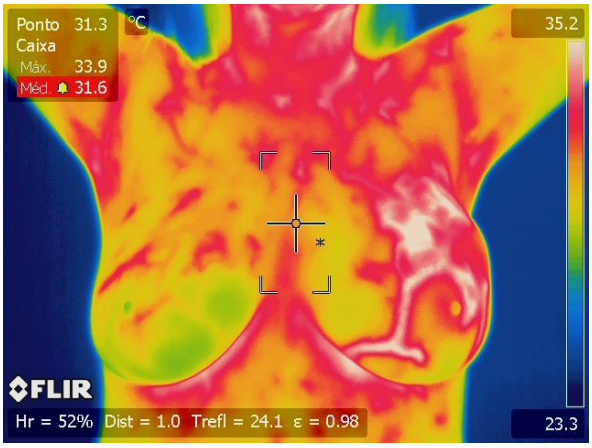
تتمثل المرحلة الثانية باستخلاص منطقة الثديين من الصورة الناتجة من المرحلة السابقة، لذلك يجب أن يتم اقتصاص كل من الرقبة واليدين وأسفل الصدر باستخدام التعليمة imcrop. لهذا الهدف أُخذت أبعاد الصورة الارتفاع M(M=240) والعرض N (N=320)، ومن ثم قُرأت الإحداثيات الشاقولية Y1,Y2 حيث وجد من خلال الدراسة أن Y1 يعادل (M/4) و Y2 يعادل (M - 0.4*M) .

أما الإحداثيات الأفقية X فهي تعتمد على حواف الثدي المستخلصة من مجموعة السويات، حيث X1 و X2 هي القيمة الأصغرية والأعظمية للإحداثي X. وبذلك نقوم باقتصاص المنطقة ذات الأهمية في الصورة وهي منطقة الثديين لنقوم بعدها بفصل كل من الثدي الأيمن والثدي الأيسر على حدا.

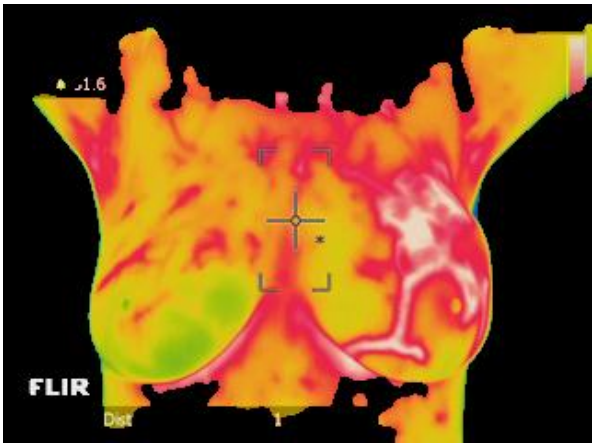
المرحلة الثالثة: وهي مرحلة تجزيء المنطقة ذات الأهمية ضمن كل ثدي. حيث يتم تطبيق تقنية مجموعة السويات على الصورة الحرارية لكل من الثديين الأيمن والأيسر بهدف تحديد المنطقة ذات الأهمية وهي منطقة الثدي، وإزالة منطقة أسفل الثدي غير المرغوب بها وفق الخطوات التالية:

1. توليد الحدود الأولية أوتوماتيكياً بأبعاد 70 X 70 بكسل لإنشاء تابع مجموعة السويات.
2. تحديث التابع اعتماداً على معادلة مجموعة السويات (5-7) .
3. تكرار عملية التحديث وفق الخطوة 2 إلى أن يتم استخلاص الحدود المرغوب بها أو الوصول إلى العدد المحدد مسبقاً من التكرار (n) وهو في دراستنا 180 وقد قمنا بتحديده تجريبياً.

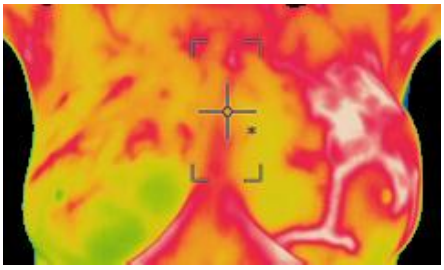
وهكذا نحصل على صورتين مجزئتين لاستخدامها في مرحلة التجزيء التالية. يوضح الشكل(6-3) مراحل تجزيء صورة حرارية للثدي تحتوي على كتلة سرطانية باستخدام مجموعة السويات (level set).



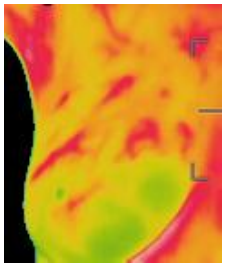
a



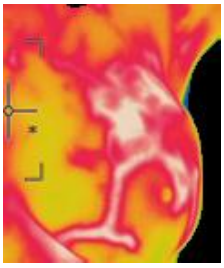
b



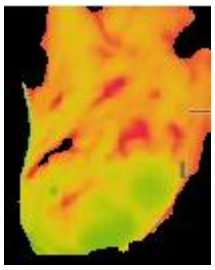
c



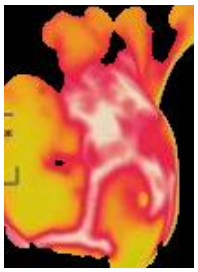
d



e



f



g

الشكل(6-3) يمثل عملية التجزيء باستخدام مجموعة السويات المطبقة لصورة مصابة بكتلة سرطانية:

(a)الصورة من قاعدة البيانات

(b)الصورة بعد مرحلة التجزيء الأولى

(c) الصورة بعد مرحلة التجزيء الثانية

(d) و(e)صورة كل ثدي بعد مرحلة التجزيء الثانية

(g) و(f) صورة كل ثدي بعد مرحلة التجزيء الثالثة.

2.3.6.التجزيء بواسطة تجمع المتوسطات K (K means clustering):

نجري على كل صورة ثدي ناتجة من المرحلة السابقة تحويل من RGB إلى L*a*b*، ليتم بعدها إجراء عملية التجزيء بتقنية تجمع المتوسطات K ضمن بيئة الـ MATLAB باستخدام التعليمة:

```
[cluster_idx cluster_center] = kmeans(X, K);
```

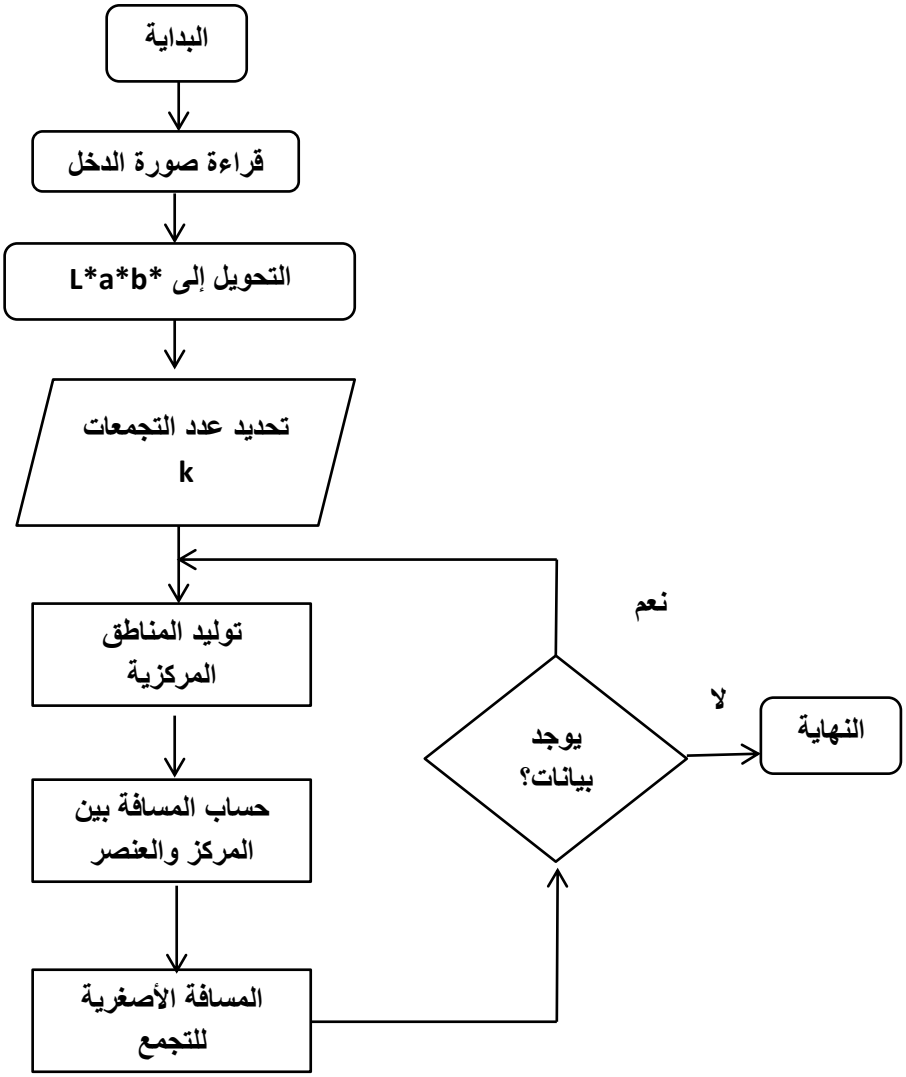
حيث تمثل X صورة الدخل بعد تحويلها إلى L*a*b*.

cluster_idx تمثل موقع التجمع.

cluster_center موقع مركز التجمع.

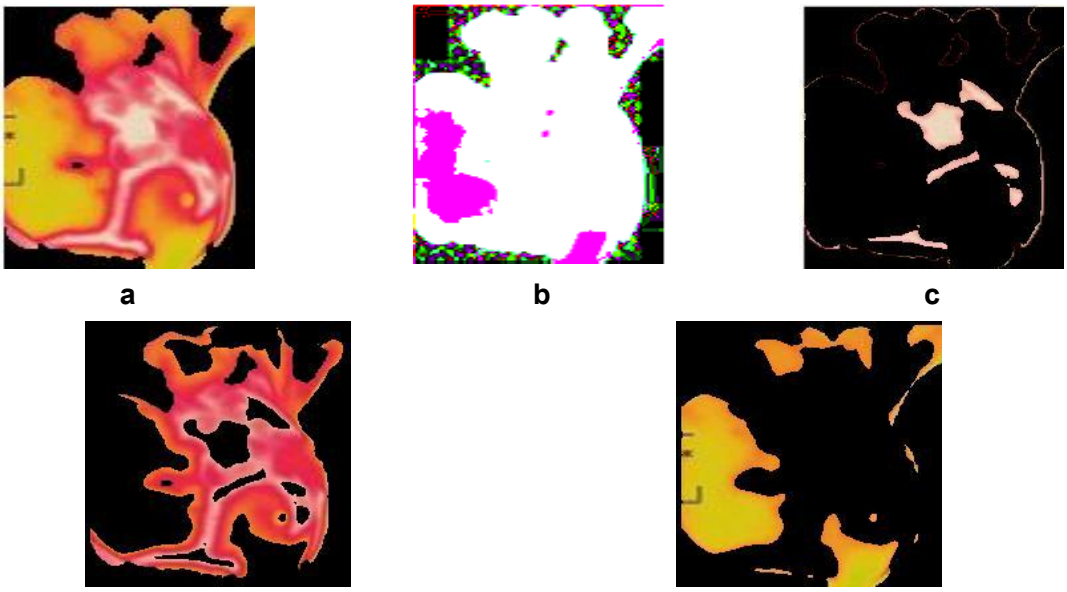
وقد تم اختيار عدد التجمعات(K) ليكون 3 بهدف الحصول على المنطقة ذات الإضاءة الأعلى(اللون الأبيض) التي تحتوي على الكتلة السرطانية. يوضح الشكل (6-4) خوارزمية تجمع المتوسطات K وفق الخطوات التالية:

1. قراءة الصورة الناتجة من مرحلة التجزيء السابقة وتحويلها إلى L*a*b*.
2. تحديد عدد التجمعات K بحيث يساوي 3.
3. اختيار مراكز مبدئية لتلك التجمعات عشوائياً.
4. نسب كل نقطة إلى تجمع مغلق اعتماداً على المسافة الإقليدية بين كل نقطة وكل مركز تجمع.
5. إعادة حساب متوسط كل تجمع كمتوسط حسابي للنقاط داخل التجمع.
6. إعادة الخطوة 3 و4 و5 حتى لا يحدث أي تغيير أي الوصول إلى القيمة الأصغرية لـ J وهي مربع المسافة الإقليدية بين البيانات ومركز التجمع الموجودة في المعادلة (5-19).

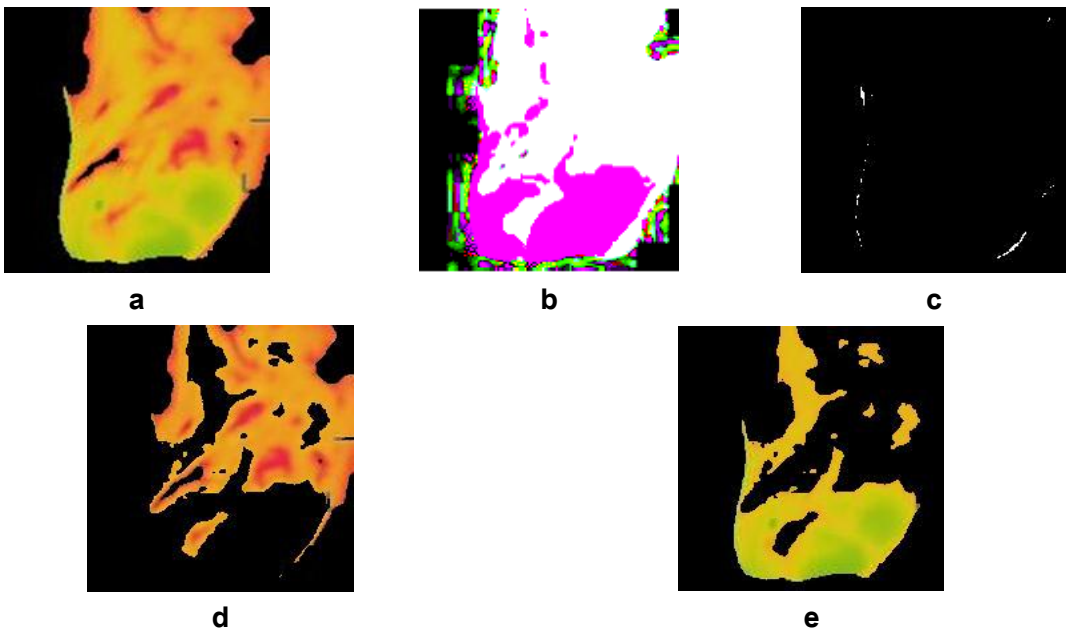


الشكل(6-4) مخطط خوارزمية تجمع المتوسطات K

وفي نهاية هذه المرحلة نحصل لكل صورة ثدي على 3 تجمعات تمثل المنطقة الأعلى درجة حرارة ومن ثم المنطقة ذات ثاني أعلى درجة حرارة وأخيراً المنطقة ذات الحرارة الطبيعية كما موضح في الشكلين (6-5) و(6-6).



الشكل(6-5) تجزيء الثدي الأيسر باستخدام تجمع المتوسطات K: (a) الثدي الأيسر الناتج من مرحلة التجزيء السابقة (b)الصورة بعد تحويلها إلى L*a*b* (c)المنطقة ذات أعلى درجة حرارة (d) المنطقة ذات ثاني أعلى درجة حرارة (e) المنطقة المتبقية.



الشكل(6-6) تجزيء الثدي الأيمن باستخدام تجمع المتوسطات K:
(a) الثدي الأيمن الناتج من مرحلة التجزيء السابقة (b)الصورة بعد تحويلها إلى L*a*b*
(c)المنطقة ذات أعلى درجة حرارة (d) المنطقة ذات ثاني أعلى درجة حرارة (e) المنطقة المتبقية.

3.3.6.مرحلة استخلاص الخصائص:

إن الصور التي تحتوي على المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى لكل من الثديين هي المنطقة التي سنقوم بدراسة الخصائص لها حيث تحتوي على معلومات عن المنطقة ذات الأهمية. يتم استخلاص 31 خاصّه منها خصائص إحصائية وخصائص تركيبية من مصفوفة الحدوث المشترك (GLCM) من أجل مسافة d=1 وأربع قيم زاوية ل θ وهي (0، 45˚، 90˚، 135˚)، كما تم توضيحه في الفصل السابق.

يعتبر تحديد الخصائص التي تستطيع تمييز الحالات المصابة بالسرطان عن الحالات الخالية من السرطان في الصور الحرارية للثدي أمر بالغ الأهمية في تصميم أنظمة الكشف عن آفات الثدي بواسطة الحاسوب. حيث يمثل التخلص من الخصائص الضعيفة التي تؤثر على دقة التشخيص أمراً بالغ الأهمية في تخفيض تعقيد النظام وتحسين أدائه. لتحقيق هذا الهدف قمنا بإجراء اختبار إحصائي للخصائص المستخلصة من الصور المجزأة لتقييم درجة الاعتمادية والتمييزية لهذه الخصائص في كشف الشذوذ في الصور الحرارية للثدي والذي يلعب دوراً هاماً في اتخاذ القرار التشخيصي الصحيح خلال مرحلة التصنيف.

يتم إحصائياً حساب الاحتمال (P-value) باعتبار صحة الفرضية الصفرية من أجل التحقق من الأهمية الإحصائية (statistical test of significance) للخصائص المتوفرة لدعم أو رفض الفرضية الصفرية. حيث أن الفرضية الصفرية (Null Hypothesis H_0) تنفي وجود علاقة بين متغيرين أو أكثر في عينة معينة أو أكثر، فإذا كانت النتيجة مهمة إحصائياً فنستطيع رفض الفرضية الصفرية.

أجري حساب (P- value) لكل خاصه وفقاً للحالتين الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان ومقارنة هذه القيمة مع 0.05. فإذا كانت (P-value <0.05) نعتبر أن هذه الخاصّه ذات أهمية إحصائية وبالتالي ذات دور للكشف عن آفات الثدي، أما في الحالة (P- value > 0.05) نعتبر أن هذه الخاصّه ليست ذات أهمية إحصائية أي ليس لها دور في الكشف عن آفات الثدي.

قمنا بحساب P-value في هذا البحث ضمن بيئة الـMATLAB باستخدام التعليمة:

[h,p] = ttest2(x,y)

حيث تمثل:

x،y : شعاع الخاصّه للحالتين الخالية من السرطان والسرطانية على الترتيب.

h: تكون مساوية لـ 1 عند رفض الفرضية الصفرية و0 عند دعم الفرضية الصفرية.

p: قيمة p- value.

والتي تقوم بإجراء الحساب اعتماداً على المعادلة التالية [86](6-1):

$$t = \frac{\bar{x} - \bar{y}}{\sqrt{\frac{s_x^2}{m} + \frac{s_y^2}{n}}} \quad (1\text{-}6)$$

حيث $\bar{x}$،$\bar{y}$ المتوسط الحسابي للخاصّه للحالتين الخالية من السرطان والسرطانية على الترتيب.

s_x^2،s_y^2 الانحراف المعياري للخاصّه للحالتين الخالية من السرطان والسرطانية على الترتيب.

m و n عدد للحالتين الخالية من السرطان والسرطانية على الترتيب.

يظهر الجدول (6-1) متوسط قيم الخصائص الإحصائية المستخلصة من الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P-value) للكشف عن الحالات المصابة، بالإضافة إلى تحديد درجة أهمية الخاصة من خلال (هام / غير هام) في العمود الأخير.

الجدول(6-1) متوسط قيم الخصائص الإحصائية المستخلصة من الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P-value) للكشف عن الحالات المصابة

الخصائص	المتوسط للحالات الخالية من السرطان	المتوسط للحالات المصابة بالسرطان	P-value	درجة الأهمية
المتوسط Mean	0.007922	0.006159	$1.21*10^{-13}$ <0.05	هام
الانحراف المعياري Standard Deviation	0.089463	0.089597	$2.13*10^{-08}$<0.05	هام
النعومة Smoothness	0.967005	0.956806	$5.03*10^{-33}$<0.05	هام
التفاوت Variance	0.008064	0.008063	$7.96*10^{-18}$<0.05	هام
التفلطح kurtosis	116.7431	56.28242	$7.36*10^{-04}$<0.05	هام
الالتواء Skewness	10.53143	5.192961	$5.21*10^{-04}$<0.05	هام
العشوائية1 Entropy	0.167512	1.322398	$1.15*10^{-09}$<0.05	هام
جذر متوسط مربع RMS	0.089803	0.088813	$2.46*10^{-26}$<0.05	هام
الفرق العكسي الحركيIDM	27.87449	5.391122	0.0036<0.05	هام

حققت كافة الخصائص الإحصائية المستخلصة درجة أهمية (P- value <0.05)، وبالتالي كافة الخصائص الإحصائية المستخلصة من الصور الحرارية المجزأة ذات أهمية إحصائية في الكشف عن آفات الثدي ويمكن استخدامها في مرحلة التصنيف.

بينما يظهر الجدول (6-2) متوسط قيم الخصائص التركيبية التي تم استخلاصها من مصفوفة الحدوث المشترك (GLCM) للحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P-value) للكشف عن الحالات المصابة، بالإضافة إلى تحديد درجة أهمية الخاصة من خلال (هام / غير هام) في العمود الأخير.

الجدول(6-2) متوسط قيم الخصائص التركيبية المستخلصة من الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان في الصور الحرارية للثدي ودرجة الأهمية (P-value) للكشف عن الحالات المصابة

الخصائص	المتوسط للحالات الخالية من السرطان	المتوسط للحالات المصابة بالسرطان	P-value	درجة الأهمية
الترابط الذاتي Autocorrelation	1.118395	1.194313	$9.00*10^{-04}<0.05$	هام
التباين Contrast	0.762644	0.520592	$3.27*10^{-07}<0.05$	هام
الترابط Correlation1	-0.00127	0.093033	$1.14*10^{-13}<0.05$	هام
الترابط Correlation2	0.001895	0.124634	$6.83*10^{-09}<0.05$	هام
نشوز التجمع Cluster Prominence	34.91511	22.90167	$5.36*10^{-14}<0.05$	هام
ظل التجمع Shade Cluster	5.092402	3.602302	$4.19*10^{-15}<0.05$	هام
عدم التماثل Dissimilarity	0.11335	0.13104	$3.51*10^{-17}<0.05$	هام
الطاقة Energy	0.962604	0.893022	$1.07*10^{-13}<0.05$	هام
العشوائية2 Entropy	0.113847	0.349469	$1.12*10^{-05}<0.05$	هام
التجانس Homogeneity 1	0.984485	0.965982	$3.59*10^{-13}<0.05$	هام
التجانس Homogeneity 2	0.98265	0.962318	$3.44*10^{-12}<0.05$	هام
الاحتمالية العظمى Maximum probability	0.980993	0.944476	$5.66*10^{-15}<0.05$	هام
مجموع المربعات Sum of squares: Variance	1.474884	1.424138	$1.43*10^{-14}<0.05$	هام
مجموع المتوسط الحسابي Sum average	2.115198	2.153812	$1.68*10^{-07}<0.05$	هام
مجموع التفاوت Sum variance	4.826576	4.104417	$5.07*10^{-06}<0.05$	هام
مجموع العشوائية Sum entropy	0.099694	0.298748	$1.07*10^{-04}<0.05$	هام
اختلاف التفاوت Difference variance	0.762644	0.520592	$3.27*10^{-07}<0.05$	هام
اختلاف العشوائية Difference entropy	0.098195	0.280189	$5.52*10^{-04}<0.05$	هام
معلومات قياس الترابط الأولى IMC1	-0.00992	-0.08419	$0.1391>0.05$	غير هام
معلومات قياس الترابط الثانية IMC2	0.026256	0.169295	$8.88*10^{-06}<0.05$	هام
الفرق العكسي المقيّس INN	0.992241	0.988646	$1.19*10^{-11}<0.05$	هام
الفرق اللحظي العكسي المقيّس IMN	0.993166	0.994339	$4.93*10^{-13}<0.05$	هام

نلاحظ أن معظم الخصائص التركيبية المستخلصة ذات درجة أهمية (P- value <0.05) باستثناء خاصّة معلومات قياس الترابط الأولى(Information measure of correlation1) التي أظهرت درجة أهمية (P -value > 0.05) أي أنها ليست ذات أهمية إحصائية في الكشف عن آفات الثدي وبالتالي لا يمكن استخدامها في مرحلة التصنيف. تقوم معلومات قياس الترابط الأولى (IMC1) بتقييم الترابط بين السويات الرمادية i و j لزوج عنصر صورة المفصول بمسافة d وزاوية θ من خلال تحديد التعقيد النسيجي وبالتالي قياس درجة الاستقلالية للتوزعات.

اعتماداً على النتائج التي تم الحصول عليها من خلال مرحلة تقييم الخصائص، أصبح عدد الخصائص الإحصائية والتركيبية التي سيتم استخدامها في الشبكة العصبونية لتصنيف الحالات الخالية من السرطان والمصابة بالسرطان للصور الحرارية للثدي هو 30 خاصه، بعد أن تم حذف معلومات قياس الترابط الأولى التي تبين أن ليس لها أهمية إحصائية.

4.3.6.مرحلة التصنيف:

استخدمت شبكة عصبونية الأمامية ذات الانتشار الخلفي لإجراء عملية التصنيف (back-propagation feed-forward neural network) اعتماداً على الخصائص المستخلصة من المرحلة السابقة. أجريت عملية التصنيف على 120 حالة مرضية بعد تجزيء الصورة إلى ثديين أيمن وأيسر، وتجزيء كل ثدي واستخلاص خصائصه. وبذلك أصبح لدينا 240 صورة لتدريب الشبكة منها 69 صورة ثدي يحوي آفة سرطانية و 171 صورة ثدي خالي من السرطان.

تتألف الشبكة المستخدمة في هذا البحث من طبقة دخل تحوي شعاع الخصائص، وطبقة مخفية وطبقة خرج واحده إما صفر في حالة الصورة الخالية من السرطان أو 1 في حالة الصورة تحتوي على آفة سرطانية. أما تابع التدريب المستخدم فيها هو تابع تدريب تدريجي (trainscg) من النمط (Batch mode) وهو نظام الدفعة الواحدة لحساب الانحدار التدريجي. يزود هذا النمط الشبكة بكل أشعة دخل قبل القيام بعملية تحديث الأوزان. وبالتالي يمكن القول أن الأوزان والانحيازات في هذه الطريقة تُعدل بعد تزويد الشبكة بكامل مجموعة التدريب، حيث أن الميول المحسوبة في كل مثال تدريبي تضاف لبعضها بعضاً لتحديد التغيرات في الأوزان والانحيازات. هناك عدة بارمترات للتابع trainscg يمكن تعديلها وهي:

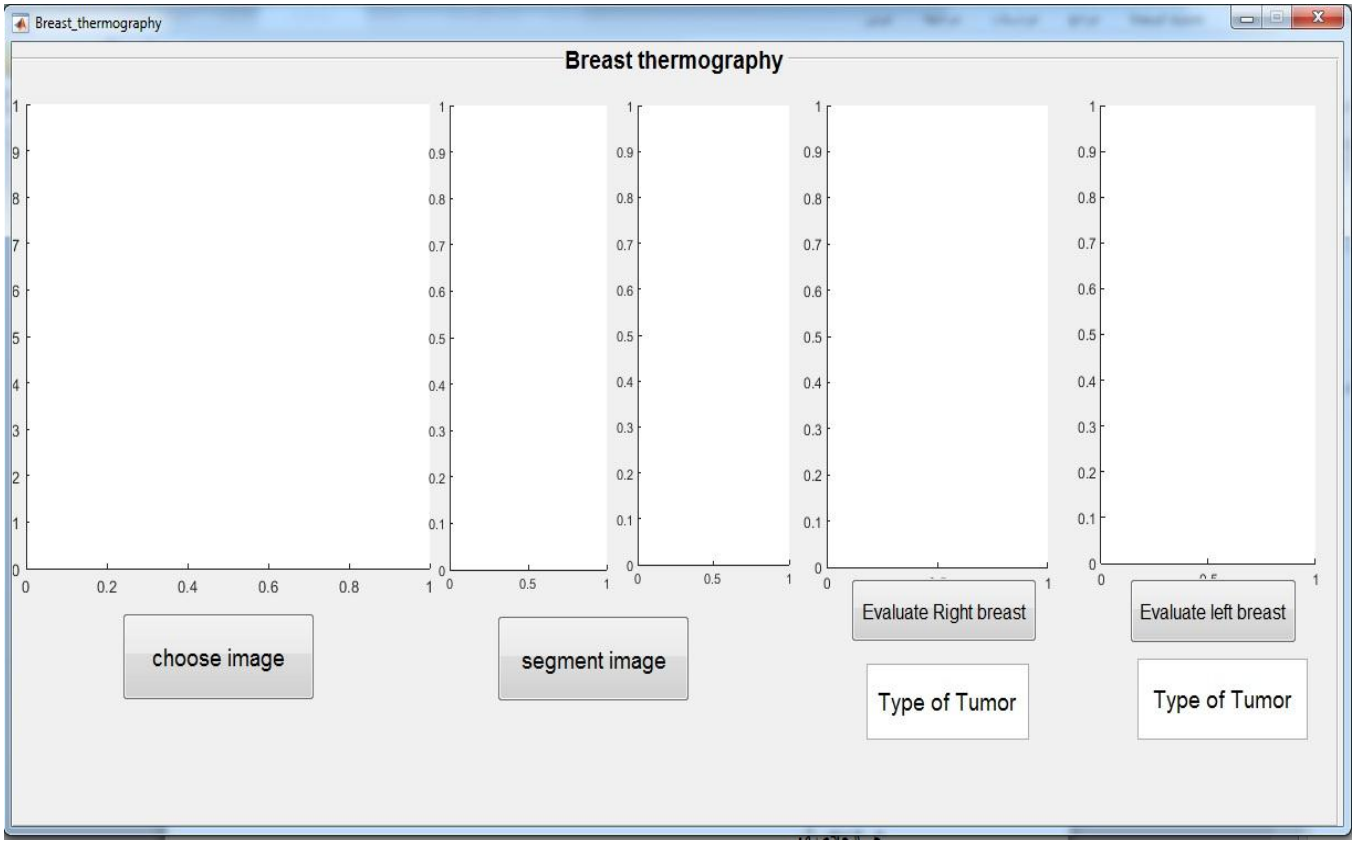
- معدل التعلم tr : يعمل على تحديد سرعة الميل والانحيازات.
- show : أمر لإظهار حالة التدريب.
- epoch : بارامتر لإيقاف عملية التدريب حيث تتوقف الشبكة عن التدريب إذا بلغ عدد التكرارات عدد الـ epoch المحدد.
- goal: لتحديد قيمة الخطأ الأصغري.
- min_grad: الميل الأصغري الذي يقف عنده التدريب.

إن البارامترات السابقة تتحدد بشكل افتراضي عند إنشاء الشبكة لكن يمكن التحكم بها وإعادة تحديدها.

ولتقييم أداء الخوارزمية استُعرضت مصفوفة الالتباس(Confusion matrix) ومنحني خصائص التشغيل (Receiver Operating Characteristic- ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية. يوضح مصفوفة الالتباس نتائج أداء التصنيف والتي من خلالها يمكن حساب البارامترات الإحصائية المختلفة. بينما منحني خصائص التشغيل (ROC) يستخدم لقياس أداء الشبكة وهو منحني يربط بين عدد العينات التي شخصها المصنف بشكل خاطئ على أنها مصابة بالسرطان وهي سليمة أو ما يسمى بذات التشخيص الإيجابي الخاطئ (false positive) وعدد العينات التي تم تشخيصها بشكل صحيح من قبل المصنّف أنها مصابة بالسرطان أو ما يسمى بذات التشخيص الإيجابي الصحيح (true positive). ويظهر مخطط تحليل الانحدار (Regression) العلاقة بين خرج الشبكة العصبونية والهدف وهو في حالتنا التشخيص المحدد مسبقاً. فكلما كان R أقرب ما يمكن إلى 1 (أي أن خرج الشبكة والهدف متقاربان) كان أداء الشبكة أفضل.

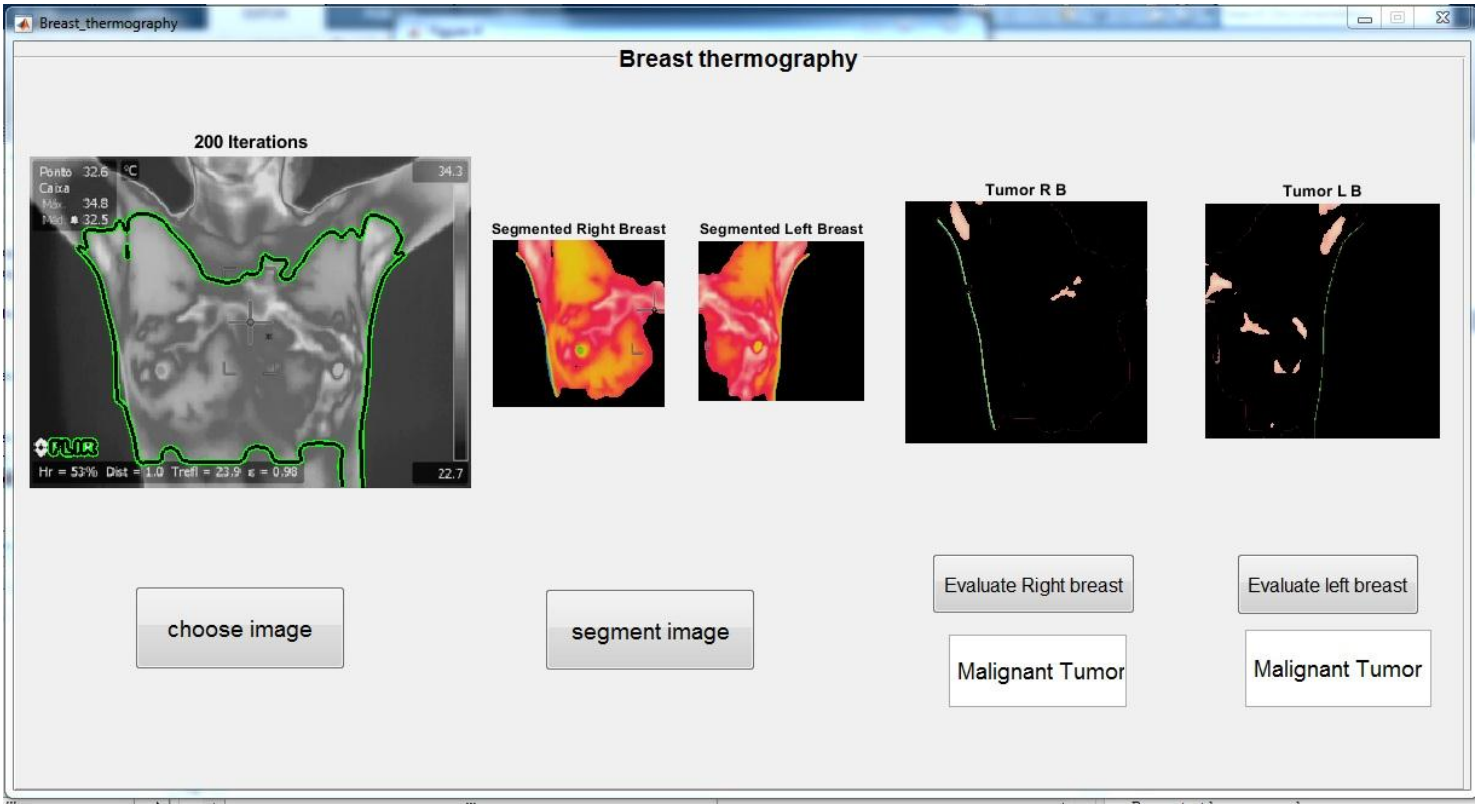
4.6.واجهة المستخدم:

قمنا في هذا البحث بتصميم واجهة تعامل مع المستخدم الموضحة في الشكل(6-7) (GUI- Graphical User Interface) تسمح للمختص بتطبيق الخوارزمية المقترحة على أي صور حرارية للثديين تم التقاطها للمريض.



الشكل(6-7) واجهة المستخدم

يتم ربط الواجهة (Breast_thermography.m) مع البرنامج المصمم لإجراء التجزيء وتقييم صورة الثدي في بيئة MATLAB. يبدأ المستخدم بتحميل الصورة المراد تقييمها باستخدام (Choose image) من المجلد الذي يحتوي على مجموعة صور الاختبار. ثم يقوم بإجراء عملية التجزيء بواسطة مجموعة السويات باستخدام الأمر (segment image)، فيحصل على صورتين منفصلتين للثديين الأيمن والأيسر بعد إجراء التجزيء. ولتقييم حالة كل ثدي بواسطة تفعيل الأمر (Evaluate right breast, Evaluate left breast)، فيتم إجراء التجزيء باستخدام تجمع المتوسطات K واستخلاص الخصائص من المنطقة المجزأة ذات الأهمية، وأخيراً الحصول على التشخيص باستخدام الشبكة العصبونية المدربة سابقاً. تظهر نتيجة التشخيص ضمن مربع النص (Type of tumor) إما حميد (Benign) أو خبيث (Malignant). كما موضح في الشكل(6-8).



الشكل(6-8) واجهة المستخدم بعد تطبيق التجزيء على صورة حرارية فيها كلا الثديين مصاب بالسرطان.

5.6.الخلاصة:

استعرضنا في هذا الفصل القسم العملي من الدراسة التي تم إجراؤها على الصور الحرارية للثدي، ومن خلال الفصل التالي سوف نناقش نتائج هذه الخوارزمية وتقييم مدى نجاحها في الحصول على التشخيص المطلوب.

الفصل السابع

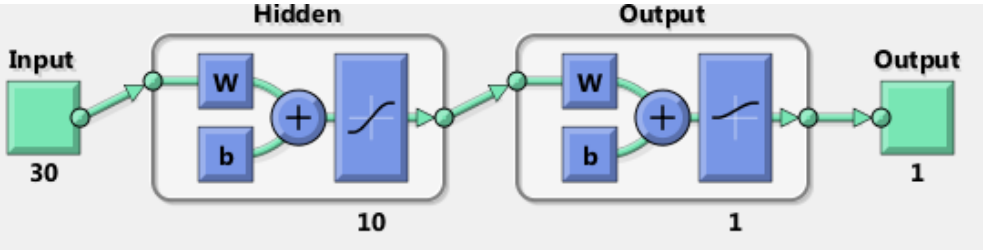
النتائج ومناقشتها

1.7.مقدمة:

نعرض في هذا الفصل نتائج تنفيذ الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية الملونة للثدي باستخدام الشبكة العصبونية على قاعدة الصور DMR-IR، ونتائج حساب مجموعة البارامترات الإحصائية كالدقة والحساسية والنوعية بهدف تقييم أداء الخوارزمية كمياً. تمت مقارنة الخوارزمية من أجل حالتين هما دراسة كل ثدي على حدا ودراسة مقارنة الثديين لكل حالة.

2.7.نتائج التصنيف باستخدام الشبكة العصبونية:

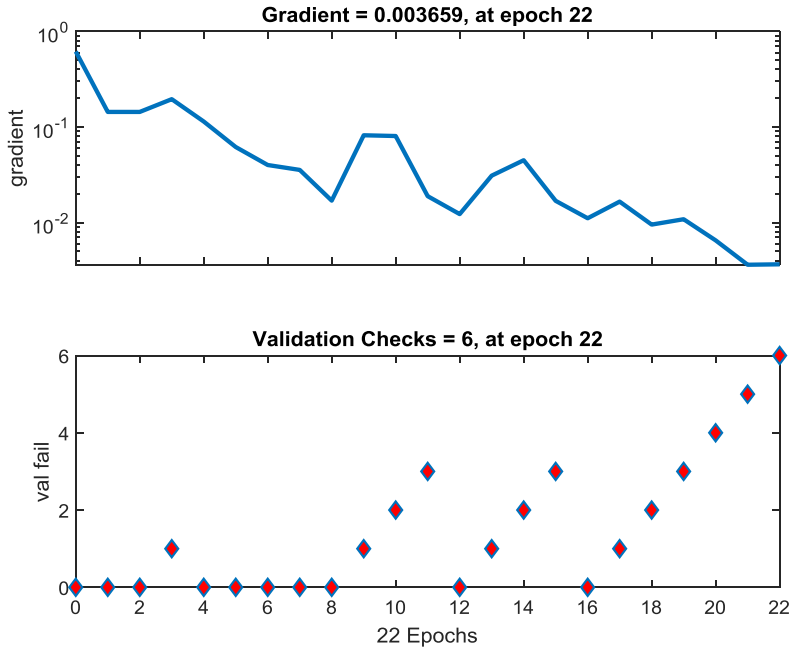
تتألف الشبكة العصبونية من طبقة دخل ذات 30 مدخل تمثل الخصائص لكل ثدي، و10 عصبونات في طبقة مخفية واحدة (تم تحديد هذا العدد تجريبياً) وطبقة خرج ذات خرج واحد إما صفر في حالة الصورة الخالية من السرطان أو 1 في حالة الصورة تحتوي على كتلة سرطانية، كما هو موضح في الشكل (1-7).



الشكل(7-1)الشبكة العصبونية التي بناؤها لتصنيف الصور الحرارية للثدي

اختيرت النسبة المطلوبة لعملية التدريب (Training) 70% بما يعادل 168 صورة ولعملية التقييم (Validation) 15% يعادل 36 صورة وللاختبار(Testing) 15% يعادل 36 صورة. أما تابع التدريب المستخدم فيها هو (trainscg) من أجل عدد التكرارات (epoch=1000) والهدف (goal = 0) و الميل الأصغري الذي يقف عنده التدريب ($min_grad= 10^{-6}$).

دُربت الشبكة العصبونية بعدد epochs هو 22، وتم الوصول إلى الخطأ الأصغري (0.00633) عند epoch ذو القيمة 16. كما رُسِمَتْ منحنيات الانحدار ونسبة الخطأ عند كل نقطة من الـ epoch في أثناء عملية تدريب الشبكة في الشكل (7-2).



الشكل (7-2) نتيجة التدريب ونسبة الخطأ في الشبكة

إن سبب اختيار عدد العصبونات 10 للطبقة المخفية يعود إلى تحقيقه أفضل أداء من حيث الدقة وقيمة الخطأ الأصغري الذي تم الوصول إليه مقارنةً مع قيم مختلفة للعصبونات كما هو موضح في الجدول (7-1).

الجدول(7-1) مقارنة قيم الدقة والخطأ الأصغري للشبكة العصبونية من أجل عدد عصبونات مختلفة للطبقة المخفية

عدد العصبونات في الطبقة المخفية	قيمة الدقة	قيمة الخطأ الأصغري	عدد التكرار epochs للوصول إلى الخطأ الأصغري
7 عصبونات	%92.9	0.042	4
10 عصبونات(المعتمد في دراستنا)	%97.5	0.00633	16
15 عصبون	%93.8	0.040	15
20عصبون	%91.3	0.058	5

3.7.نتائج تنفيذ الخوارزمية على قاعدة البيانات:

أجريت عملية تقييم أداء الخوارزمية المستخدمة في هذا البحث باستخدام مجموعة من البارامترات الإحصائية وهي الدقة (Accuracy)، الحساسية (Sensitivity)، النوعية (Specificity)، والإحكام (precision)، معدل التشخيص الإيجابي الخاطئ (FP-Rate)، معامل دايس (Dice index-DI) ومعامل جاكرد (Jaccard index-JI) (راجع الفقرة 6.5).

1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية:

أجرينا أولاً دراسة على الصور الحرارية للثدي بعد تحويلها إلى سويات رمادية باستخدام تقنية التجزيء المقترحة. في البداية نقوم بتحويل الصورة الملونة ذات الألوان الأساسية (RGB) الأحمر (Red) والأخضر (Green) والأزرق (Blue) إلى صورة ذات سويات الرمادية (I) باستخدام معادلة اللجنة القومية لنظام التلفزيون (National Television System Committee) الموضحة في (1-7)[49]:

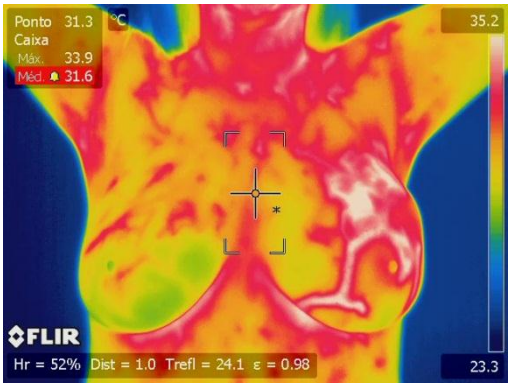
$$Igray = (0.299*Red) + (0.587*Green) + (0.114*Blue) \quad (1\text{-}7)$$

يُجرى التجزيء باستخدام مجموعة السويات، ثم تخضع الصورة الناتجة من المرحلة السابقة إلى تطبيق تقنية Otsu التي تقوم بإجراء عملية تجميع المناطق في الصورة آلياً باستخدام التعتيب [87] وفق المعادلة (2-7):

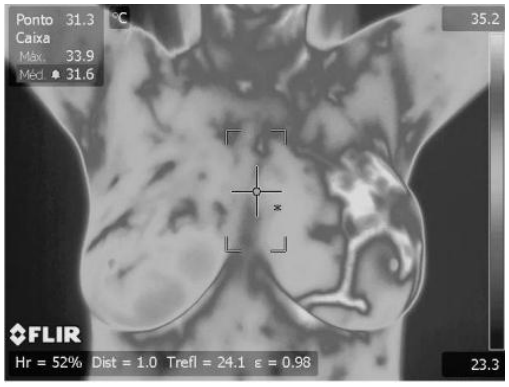
$$\sigma_w^2 = w_0(t)\sigma_0^2(t) + w_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (2\text{-}7)$$

باعتبار w_0 و w_1 تمثل الأوزان وهي احتمالية لصفين مفصولين عن بعضهما بالعتبة t. بينما σ_0^2 و σ_0^2 التفاوت للصفين.

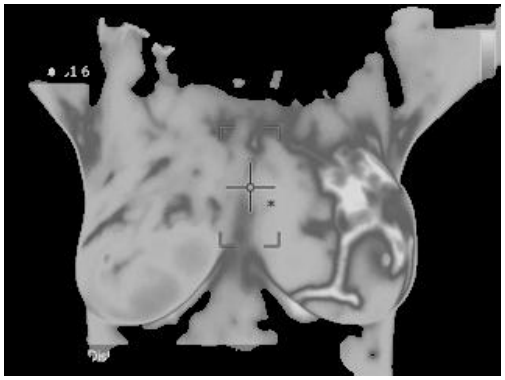
يليها إجراء تجمع المتوسطات K لكشف المناطق ذات الأهمية الثدي. كما يظهر في الشكلين(7-3) و(7-4) لم تستطع هذه الطريقة الحصول على المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى، نظراً للتباين الضعيف للصور ذات السويات الرمادية.



a



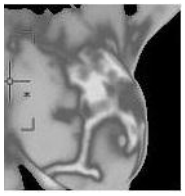
b



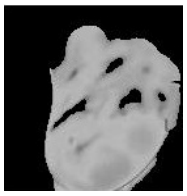
c



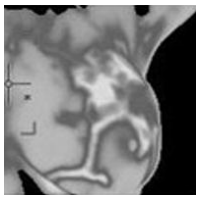
d



e



f



g

الشكل (7-3) يمثل عملية التجزيء المطبقة لصورة مصابة بكتلة سرطانية لحالة السويات الرمادية:

(a)الصورة من قاعدة البيانات (b)الصورة بعد تحويلها إلى سويات رمادية

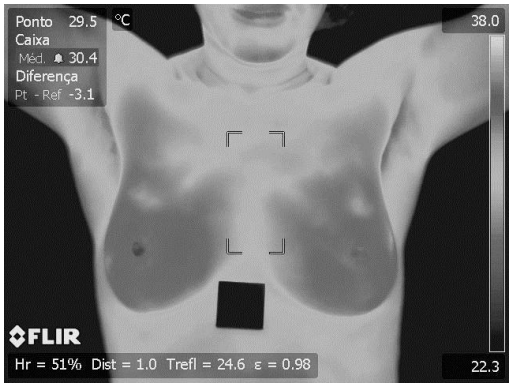
(c) الصورة بعد مرحلة التجزيء الأولى باستخدام مجموعة السويات

(d)الصورة بعد مرحلة التجزيء الثانية باستخدام مجموعة السويات

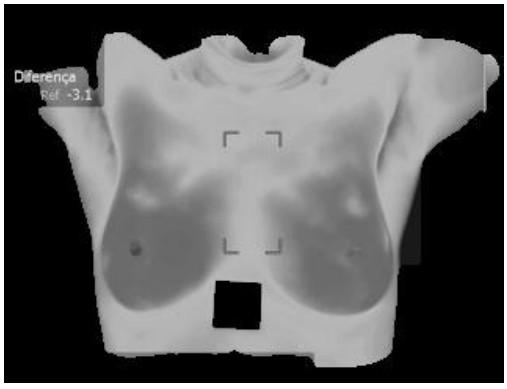
(e)الصورة بعد مرحلة التجزيء الثالثة باستخدام تجمع المتوسطات K .



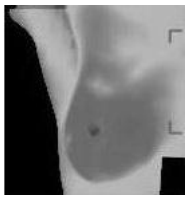
a



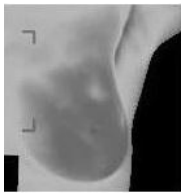
b



c



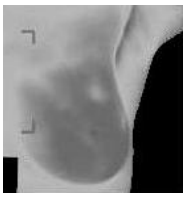
d



e



f



g

الشكل(7-4) يمثل عملية التجزيء المطبقة لصورة خالية من السرطان لحالة السويات الرمادية :

(a)الصورة من قاعدة البيانات (b)الصورة بعد تحويلها إلى سويات رمادية

(c) الصورة بعد مرحلة التجزيء الأولى باستخدام مجموعة السويات

(d)الصورة بعد مرحلة التجزيء الثانية باستخدام مجموعة السويات

(e)الصورة بعد مرحلة التجزيء الثالثة باستخدام تجمع المتوسطات K .

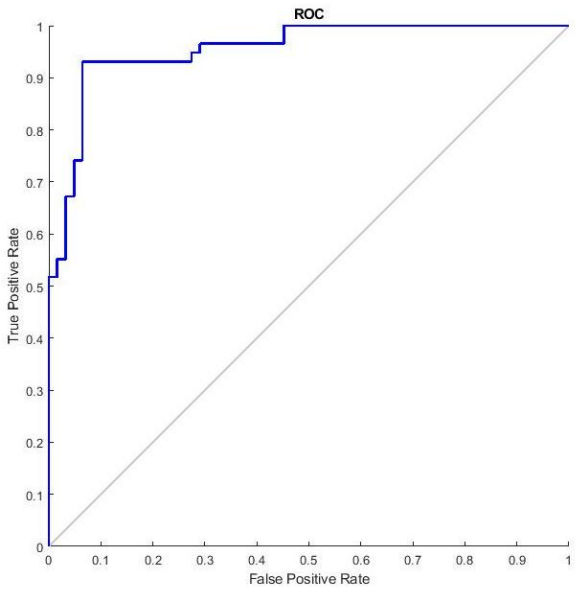
وبهدف تقييم أداء هذه الدراسة مع التشخيص المحدد مسبقاً لكل مريضة استخدمت الشبكة العصبونية من أجل حالتين:

1.1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية في حالة التناظر:

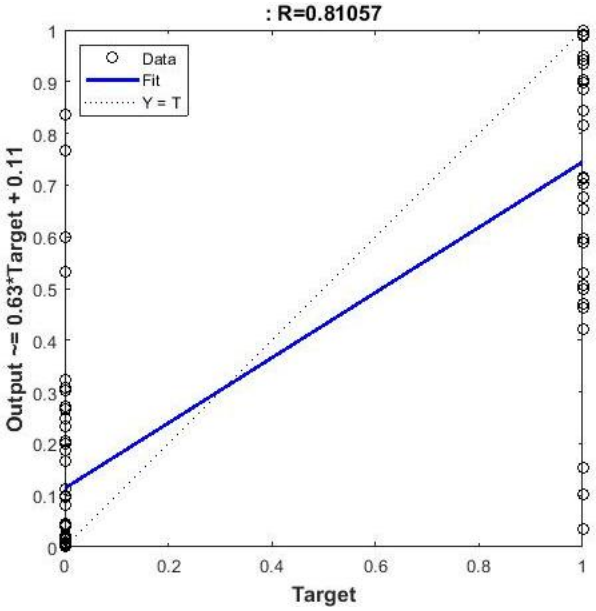
تم تدريب الشبكة العصبونية من أجل ثلاثين خاصّه ناتجة عن المقارنة بين الثديين لنفس الحالة، بأخذ القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه بين الثديين الأيمن والأيسر. بلغ عدد الصور المستخدمة 58 ذات آفة سرطانية و62 خالية من السرطان. فكانت النتيجة دقة تعادل 86.7% وحساسية 79.3% ونوعية 93.5%. تظهر الأشكال(7-5) و(7-6) و(7-7) مصفوفة الالتباس ومنحني خصائص التشغيل (ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية في حالة مقارنة الخصائص بين الثديين الأيمن والأيسر.

التشخيص	التنبؤ	
	سليم	مصاب
سليم	سلبي صحيح =58	سلبي خاطئ =12
مصاب	إيجابي خاطئ =4	إيجابي صحيح =46

الشكل(7-5) مصفوفة الالتباس لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.



الشكل(7-6) منحني ROC لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.



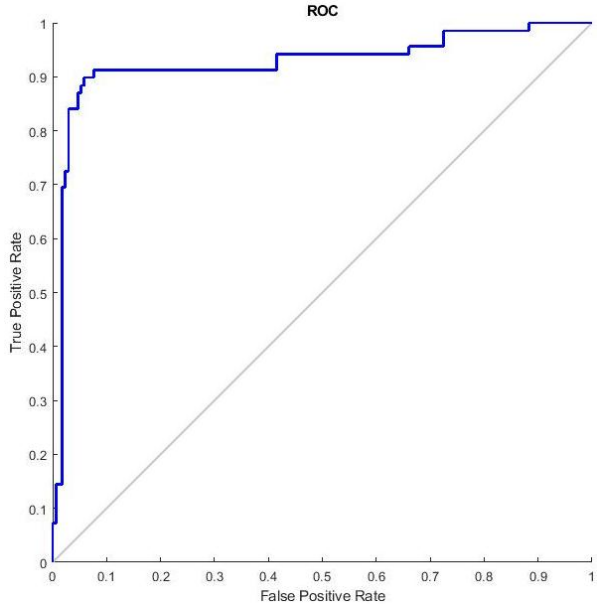
الشكل(7-7) قيمة معامل التحديد R لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.

2.1.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية ذات السويات الرمادية في حالة كل ثدي بشكل مستقل:

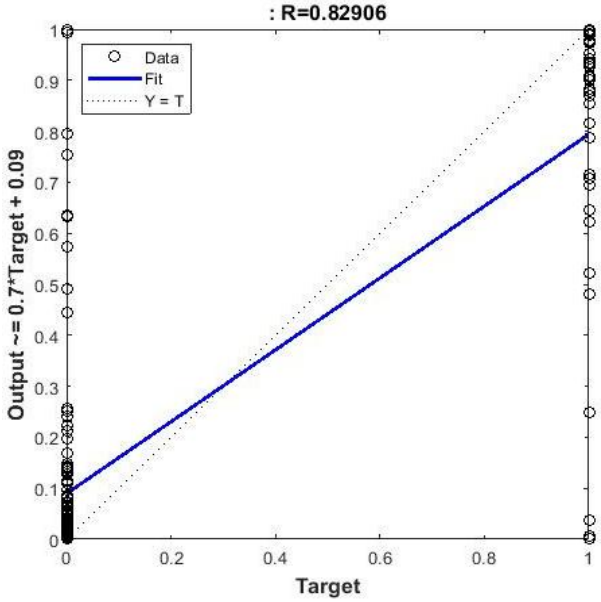
تم تدريب الشبكة العصبونية من أجل ثلاثين خاصّه مستخلصة من كل ثدي على حدا، استخدمت 69 صورة ثدي يحوي آفة سرطانية و 171 صورة ثدي خالي من السرطان. حيث أظهرت دقة تعادل 92.9% وحساسية 88.4% ونوعية 94.7%. تظهر الأشكال(7-8) و(7-9) و(7-10) مصفوفة الالتباس ومنحني خصائص التشغيل (ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية في حالتي مقارنة الخصائص ودراسة الخصائص لكل ثدي.

التشخيص	التنبؤ	
	سليم	مصاب
سليم	سلبي صحيح =162	سلبي خاطئ =8
مصاب	إيجابي خاطئ =9	إيجابي صحيح =61

الشكل(7-8) مصفوفة الالتباس لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.



الشكل(7-9) منحني ROC لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.



الشكل(7-10) قيمة معامل التحديد R لحالة السويات الرمادية في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.

نلاحظ من المخططات السابقة أن أداء الشبكة العصبونية عند دراسة خصائص كل ثدي بشكل مستقل من حيث الدقة 92.9% وقيمة معامل التحديد R=0.829، أفضل من حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين من حيث الدقة 86.7% وقيمة معامل التحديد R=0.81.

إن سبب هذه النتيجة يعود إلى فشل المصنف في كشف الحالات التي تكون فيها كلا الثديين مصابين بالسرطان عند أخذ القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه بين الثديين الأيمن والأيسر والتي استطاع المصنف كشفها عند أخذ خواص كل ثدي بشكل مستقل.

2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة:

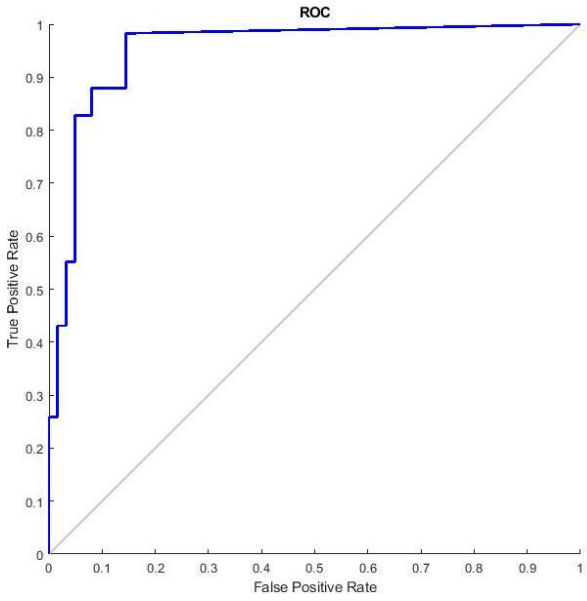
إن الصور الحرارية الملونة للثدي هي محور هذا البحث. فبعد تطبيق الخوارزمية المقترحة في الفصل السابق. وبهدف تقييم أداء هذه الدراسة مع التشخيص المحدد مسبقاً لكل مريضة استخدمت الشبكة العصبونية من أجل حالتين:

1.2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة في حالة التناظر:

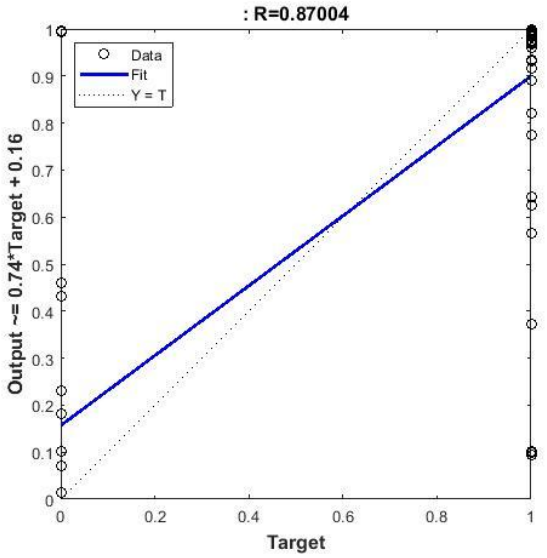
تم تدريب الشبكة العصبونية من أجل 30 خاصّه ناتجة عن المقارنة بين الثديين لنفس الحالة بأخذ القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه بين الثديين الأيمن والأيسر. بلغ عدد الصور المستخدمة 58 ذات آفة سرطانية و62 خالية من السرطان. فكانت دقة تعادل 90% وحساسية 87.9% ونوعية 91.9%. تظهر الأشكال(7-11) و(7-12) و(7-13) مصفوفة الالتباس ومنحني خصائص التشغيل (ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية في حالة مقارنة الخصائص بين الثديين الأيمن والأيسر.

التشخيص	التنبؤ	
	سليم	مصاب
سليم	سلبي صحيح =57	سلبي خاطئ =7
مصاب	إيجابي خاطئ =5	إيجابي =51صحيح

الشكل(7-11) مصفوفة الالتباس للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.



الشكل(7-12) منحني ROC للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.



الشكل(7-13) قيمة معامل التحديد R للحالات الملونة في حالة الخصائص الناتجة عن مقارنة الثديين.

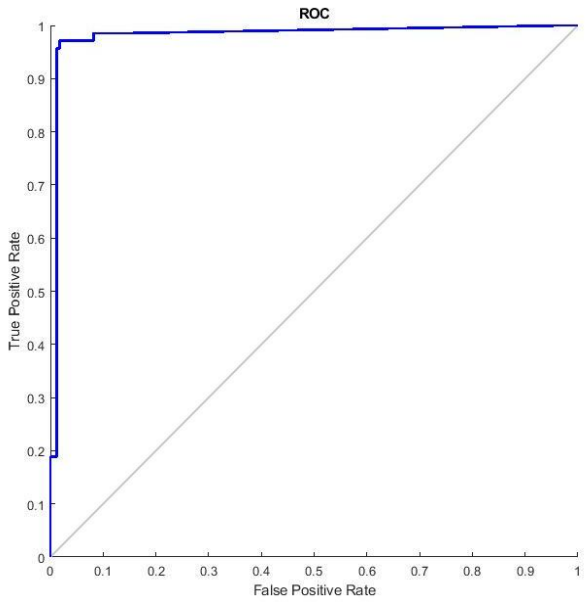
2.2.3.7.نتائج دراسة الصور الحرارية الملونة في حالة كل ثدي بشكل مستقل:

تم تدريب الشبكة العصبونية من أجل 30 خاصّه مستخلصة من كل ثدي على حدا، استخدمت 69 صورة ثدي يحوي آفة سرطانية و171 صورة ثدي خالي من السرطان. فكانت دقة تعادل 97.5% وحساسية 95.7% ونوعية 98.2%.

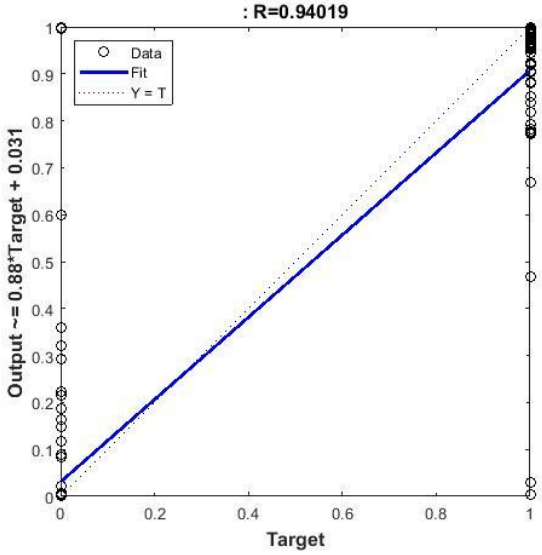
تظهر الأشكال(7-14) و(7-15) و(7-16) مصفوفة الالتباس ومنحني خصائص التشغيل (ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية في حالة دراسة الخصائص لكل ثدي.

التشخيص	التنبؤ	
	سليم	مصاب
سليم	سلبي صحيح =168	سلبي خاطئ =3
مصاب	إيجابي خاطئ =3	إيجابي صحيح =66

الشكل(7-14) مصفوفة الالتباس للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.



الشكل(7-15) منحني ROC للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.



الشكل(7-16) قيمة معامل التحديد R للحالات الملونة في حالة الخصائص من أجل كل ثدي بشكل مستقل.

بذلك نستنتج أن أداء الشبكة في حالة دراسة خصائص كل ثدي بشكل مستقل من حيث الدقة 97.5% وقيمة معامل التحديد R=0.94 أفضل من أداء الشبكة في حالة المقارنة من حيث الدقة 90% وقيمة معامل التحديد R=0.87، لأن المصنف استطاع كشف الحالات التي تكون فيها كلا الثديين مصابين بالسرطان عند أخذ خواص كل ثدي بشكل مستقل الأمر الذي فشل في تحقيقه عند أخذ القيمة المطلقة لناتج طرح كل خاصّه بين الثديين الأيمن والأيسر.

4.7.تقييم الأداء:

يهدف تقييم أداء الخوارزمية المقترحة إلى توضيح مدى نجاح الطريقة المقترحة في تقييم حالة كل ثدي في الصورة الحرارية.

1.4.7.تقييم أداء الخوارزمية على الصور الملونة والرمادية لذات قاعدة البيانات:

قمنا بمقارنة أداء الخوارزمية على 120 صورة حرارية بعد تحويلها إلى سويات رمادية مع نفس الصور في الحالة الملونة. كما تم مقارنة أداء الشبكة العصبونية في حالتي الخصائص الناتجة عن المقارنة بين الثديين مع خصائص كل ثدي بشكل مستقل. كما نرى من النتائج التي تم عرضها في الجدول (7-2) أن الدقة والحساسية في الصور الملونة أفضل من الصور ذات السويات الرمادية في حالة خصائص المقارنة. بينما النتائج الإحصائية في حالة خصائص كل ثدي أفضل من كلا الحالتين السابقتين، وأن

أداء الخوارزمية المقترحة على صور حرارية ملونة لكل ثدي أعطت أفضل نتائج إحصائية من كل الحالات السابقة.

الجدول(7-2) نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي الملونة وذات السويات الرمادية في حالتي دراسة مقارنة الخصائص بين الثديين ودراسة خصائص كل ثدي

حالة الصور المستخدمة	الدقة	الحساسية	النوعية	الإحكام Precision	FP-Rate	DI	JI
مقارنة خصائص بين الثديين للصور ذات سويات رمادية	%86.7	%79.3	%93.5	%92	%6.5	0.852	0.742
خصائص كل ثدي للصور سويات رمادية	%92.9	%88.4	%94.7	%87.1	%5.2	0.877	0.782
مقارنة خصائص بين الثديين للصور الملونة	%90	%87.9	%91.9	%88	%11	0.895	0.81
خصائص كل ثدي للصور الملونة (التقنية المقترحة)	%97.5	%95.7	%98.2	%95.6	%1.7	0.956	0.916

نلاحظ من الجدول عند دراسة كل ثدي على حدا للصور الرمادية والملونة، ساعد في الكشف عن الحالات التي يكون فيها كل من الثديين مصابين. الأمر الذي يفشل المصنف في تحديده عندما تكون الخصائص ناتجة عن المقارنة بين الثديين نتيجة ضياع هذه الفروقات، وبالتالي يتم اعتبار الحالة خالية من السرطان وهي المشكلة التي تم ذكرها في المرجع [23] . إضافة إلى أن الحصول على المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى في حالة الصور الملونة نجح بشكل أفضل من حالة السويات الرمادية. بالتالي إن التقنية المقترحة ذات الصور الملونة ودراسة خصائص كل ثدي على حدا هي التي أثبتت بأنها ذات نتائج أفضل من بقية الدراسات.

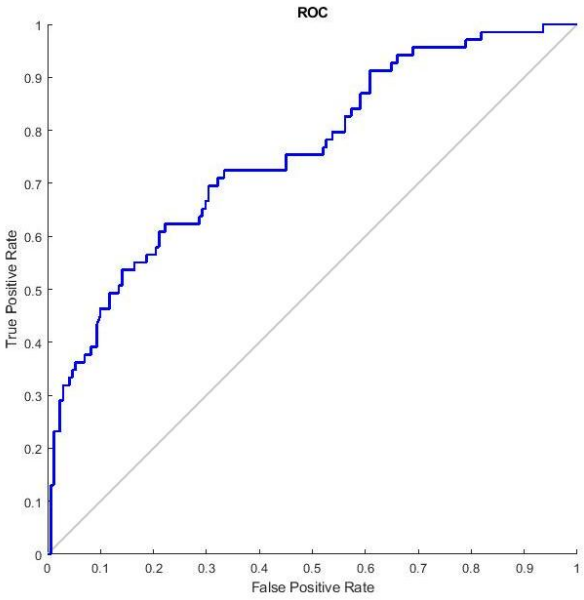
2.4.7.تقييم أداء الخوارزمية عند تطبيق التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط:

أجريت عملية التجزيء باستخدام مجموعة السويات لقاعدة البيانات المؤلفة من 120 صورة بعد تجزيئها إلى ثديين أيمن وأيسر واستخلاص منطقة كل ثدي كما في الدراسات المرجعية [41,44,52,56]. ثم استخلصت الخصائص من الصور الناتجة دون تحويلها إلى الفضاء L*a*b* ودون تطبيق تقنية تجمع المتوسطات K. استخدمت هذه الخصائص في تدريب الشبكة العصبونية،

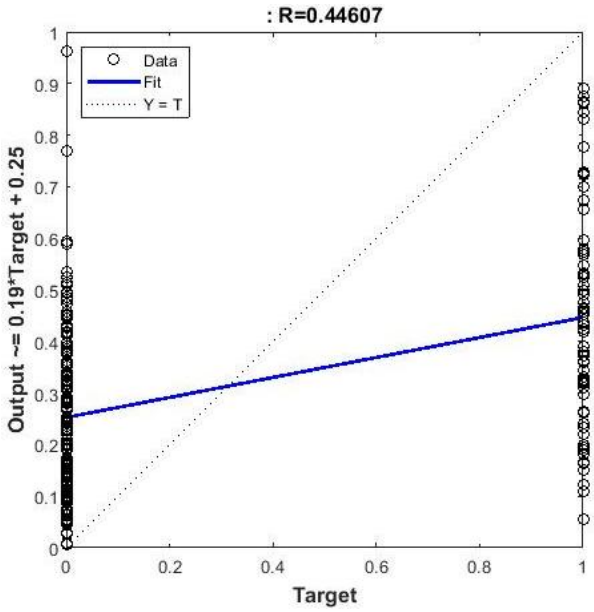
يظهر في الشكل(7-17) و(7-18) و(7-19) مصفوفة الالتباس ومنحني خصائص التشغيل (ROC) وتحليل الانحدار (Regression) للشبكة العصبونية.

التشخيص	التنبؤ	
	سليم	مصاب
سليم	سلبي صحيح =162	سلبي خاطئ =45
مصاب	إيجابي خاطئ =9	إيجابي صحيح =24

الشكل(7-17) مصفوفة الالتباس للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط.



الشكل(7-18) منحني ROC للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط



الشكل(7-19)يوضح قيمة معامل التحديد R للشبكة العصبونية في حالة التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط

نلاحظ من الجدول (7-3) أن تطبيق تقنية مجموعة السويات فقط على الصور الحرارية أعطى دقة وحساسية منخفضة مقارنةً مع التقنية الهجينة المقترحة في هذا البحث، سبب هذا الاختلاف هو أن المناطق ذات درجة الحرارة الأعلى في الصور والتي تظهر بلون أبيض ذات عدد عناصر صورة (بكسلات) أقل من بقية التدرجات اللونية، مما يسبب ضياع هذه البيانات خلال مرحلة استخلاص الخصائص. بينما تحصيل تلك المناطق باستخدام تقنية تجمع المتوسطات K واستخلاص الخصائص الإحصائية منها أدى إلى الحصول على نتائج أفضل في الحالات المصابة بالسرطان.

الجدول(7−3) نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي الملونة في حالتي التجزيء باستخدام مجموعة السويات فقط والتجزيء باستخدام الطريقة الهجينة المقترحة في البحث

حالة الصور المستخدمة	الدقة	الحساسية	النوعية	الإحكام Precision	FP-Rate	DI	JI
خصائص كل ثدي للصور الملونة باستخدام مجموعة السويات فقط	%77.5	%34.8	%94.7	%72.7	%5.2	0.47	0.307
خصائص كل ثدي للصور الملونة باستخدام الطريقة المقترحة	%97.5	%95.7	%98.2	%95.6	%1.7	0.956	0.916

3.4.7.تقييم أداء الخوارزمية مع دراسات حديثة:

أجرينا مقارنة بين الخوارزمية المقترحة والدراسات الحديثة كما موضح في الجدولين(7-4) و(7-5)، واستنتجنا مايلي:

الجدول(7−4) نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي مع الدراسات المرجعية الحديثة التي استخدمت الصور ذات السويات الرمادية

الدراسة	الدقة	الحساسية	النوعية
Pramanik S.;et al., 2015[49]	**%90.48**	**%87.6**	**%89.73**
Sathish D.;et al.,2019[54]	**%91**	**%87.23**	**%94.34**
Ramya R.; et al,2019[55]	**%95**	**%97.05**	**%92.3**
التقنية المقترحة في البحث	**%97.5**	**%95.7**	**%98.2**

الجدول(7-5) نتائج الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي مع الدراسات المرجعية الحديثة التي استخدمت الصور الملونة

الدراسة	الدقة	الحساسية	النوعية
Gogoi U.; et al.,2019[58]	**%83.22**	**%85.56**	**%73.23**
التقنية المقترحة في البحث	**%97.5**	**%95.7**	**%98.2**

1. استخدم Pramanik [49] صور حرارية ذات سويات رمادية لـ102 حالة من قاعدة البيانات ذاتها المستخدمة في هذا البحث. أجريت التجزيء باستخدام otsu متبوعة بتحويل المويجة الصغيرة، وقام بتدريب الشبكة العصبونية بواسطة 6 خصائص إحصائية الناتجة عن مقارنة الثديين. بينما استخدم Sathish [54] مئة صورة حرارية ذات سويات رمادية من قاعدة البيانات ذاتها المستخدمة في هذا البحث، وقام باستخدام المصنّف SVM الذي تم تدريبه بواسطة 5 خصائص إحصائية إضافة إلى خاصّة الطاقة الناتجة عن مقارنة الثديين. تفوقت الخوارزمية المقترحة على هذه الدراسات من حيث الدقة والحساسية والنوعية بسبب اعتمادنا على الصور الملونة وأخذ خصائص كل ثدي بشكل مستقل واستخدام عدد أكبر من الخصائص حيث استخدمنا خصائص إحصائية وتركيبية.
2. استخدم Ramya [55] 60 صورة حرارية ذات سويات رمادية من قاعدة البيانات ذاتها المستخدمة في هذا البحث منها 25 مصابة بالسرطان، وحُصّلت المنطقة ذات الأهمية باستخدام باستخدام

كشف الحواف بواسطة Canny ثم تطبيق الإسقاط الأفقي (Horizontal projection profile). قام الباحثون بإجراء التصنيف باستخدام SVM لـ 11خاصّه إحصائية وتركيبية ناتجة عن مقارنة الثديين. حققت هذه الطريقة دقة أقل من الطريقة المقترحة لكن كانت الحساسية أعلى بسبب استخدام عدد أقل من الحالات المصابة بالسرطان من العدد المعتمد في دراستنا.

3. اعتمد Gogoi [58]على 60 صورة ملونة من قاعدة بيانات محلية منها 12 مصابة بالسرطان، جُزئت يدوياً وأجري التصنيف باستخدام SVM لـ 6 خصائص إحصائية ناتجة عن مقارنة الثديين. تميزت هذه الدراسة باستخدام صور ملونة لكن الدقة والحساسية والنوعية التي تم تحصيلها أقل من الطريقة المقترحة لأننا استخدمنا التجزيء الآلي وعدد الخصائص المستخدمة أكبر.

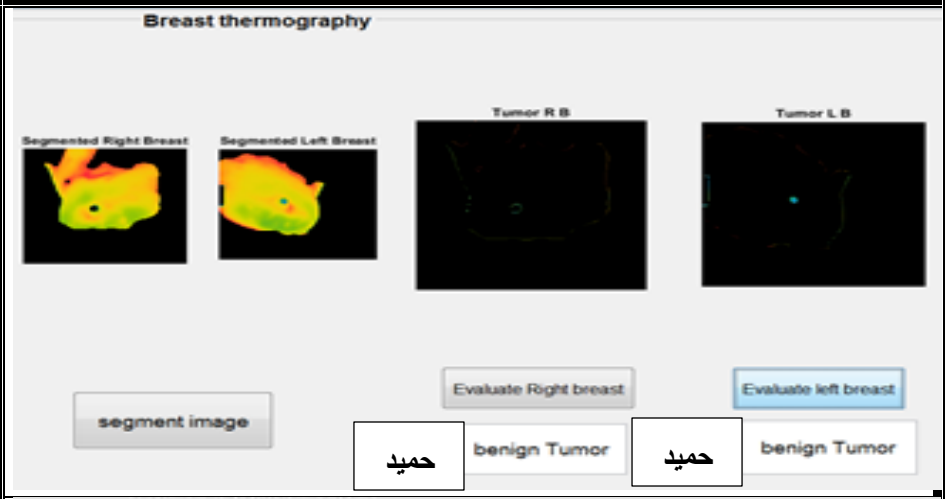
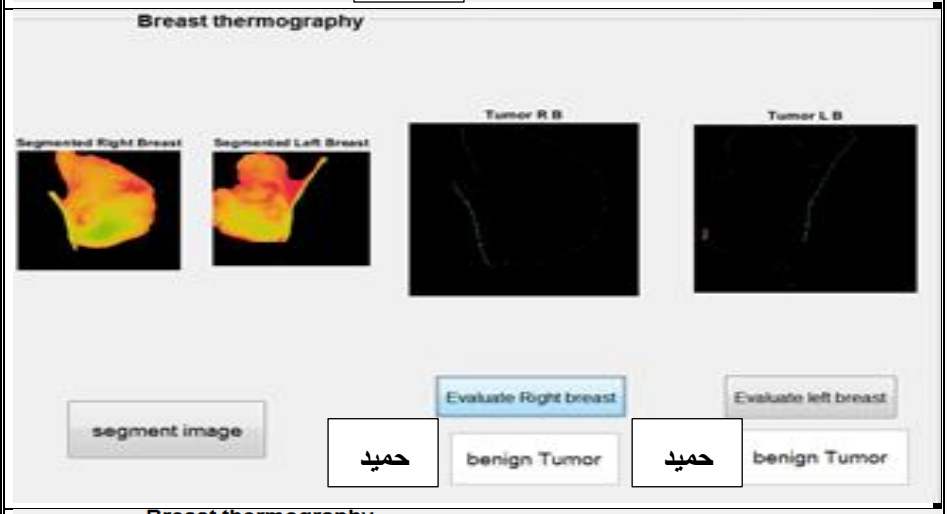
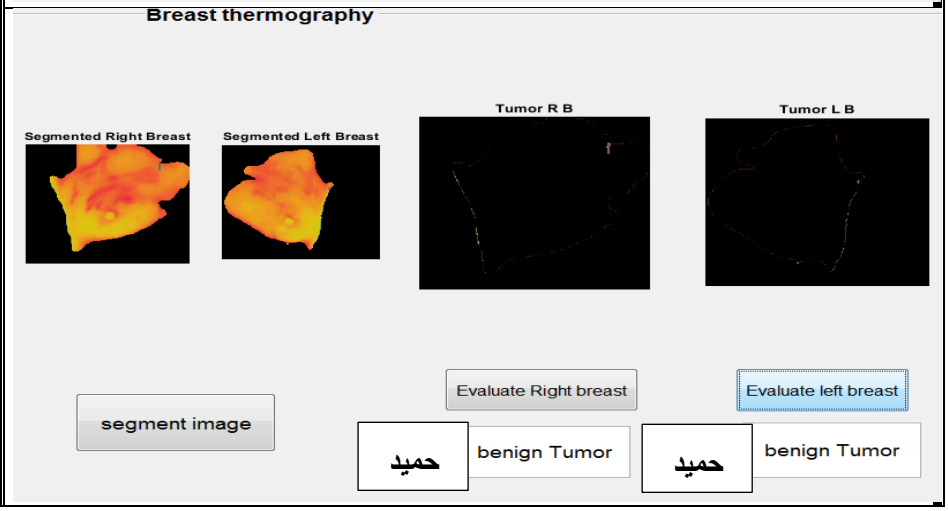
يمكن أن نستنتج من خلال المناقشة السابقة أن الخوارزمية المقترحة نجحت في تحقيق أداء عالي بالنسبة للصور الملونة من حيث الدقة والحساسية والنوعية، إضافة إلى كونها تقنية آلية بشكل كامل، الأمر الذي سمح باستخدامها ضمن واجهة المستخدم المصممة.

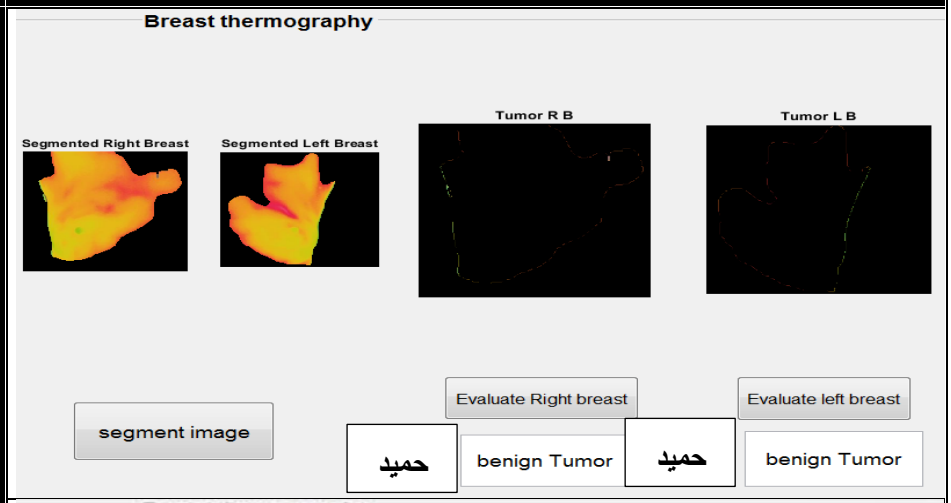
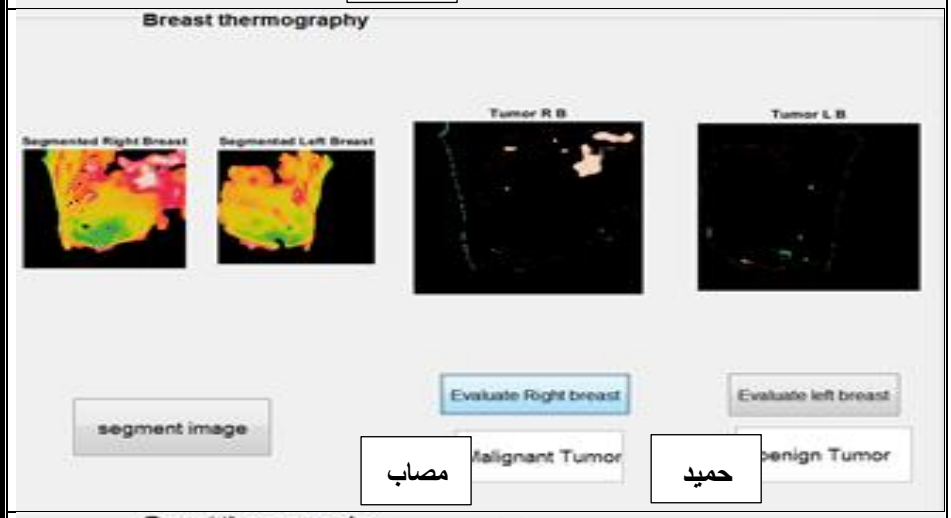
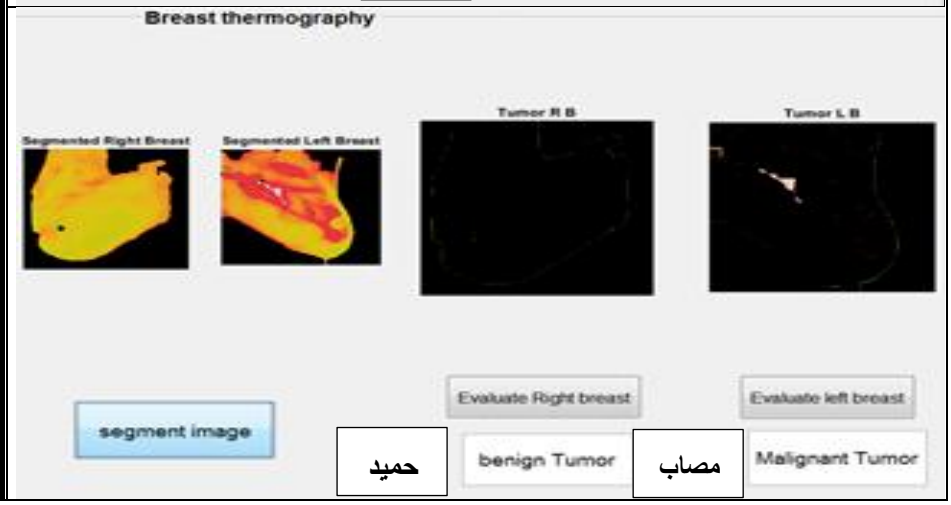
5.7.اختبار واجهة المستخدم:

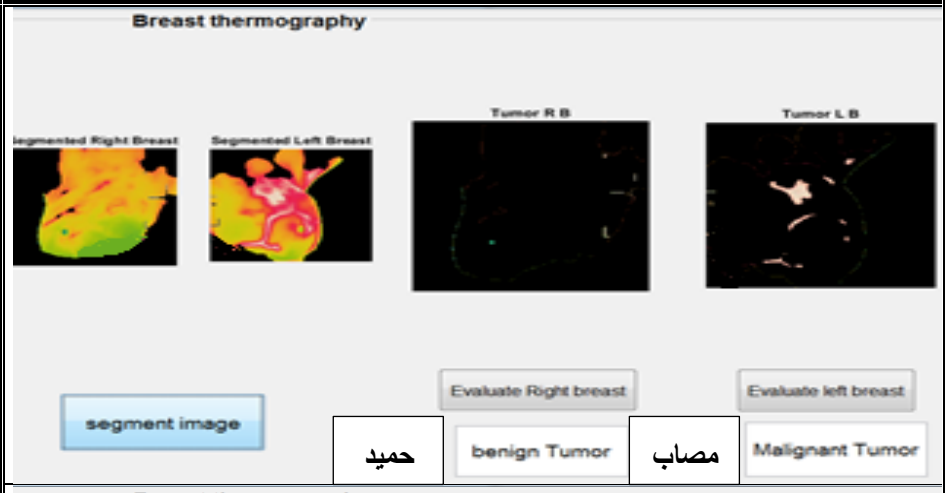
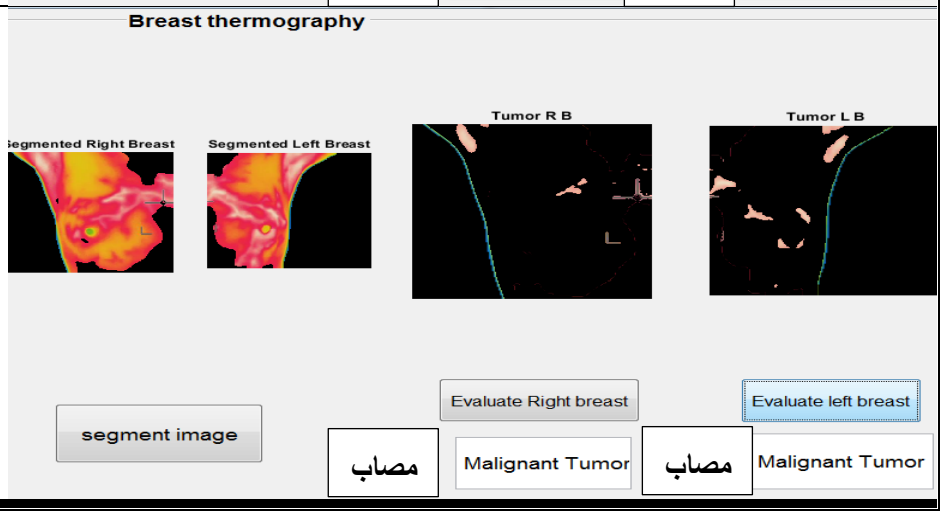
تتألف قاعدة البيانات من 128 صورة حرارية للثدي، استخدمت 120 صورة بهدف تدريب الشبكة العصبونية، أما الصور 8 المتبقية التي لم تستخدم في التدريب تم اعتمادها لاختبار أداء واجهة المستخدم. تتضمن هذه الصور 4 صور مشخصة بأنها خالية من السرطان ، صورة مشخصة بالإصابة في الثدي الأيمن و2 صورة مشخصة بالإصابة بالثدي الأيسر وصورة مشخصة بالإصابة بالثديين.

نستعرض من خلال الجدول (7-6) نتائج تطبيق الخوارزمية على الصور الحرارية للثدي التي اعتمدت للتقييم الأداء، حيث استطاعت الواجهة إعطاء التشخيص الصحيح لكل الحالات التي تم اختبارها.

الجدول(7-6) اختبار الخوارزمية المقترحة على الصور الحرارية للثدي باستخدام واجهة المستخدم

رمز المريض	تشخيص المحدد في القاعدة		تشخيص البرنامج
	أيمن	أيسر	
TFRON_V4_30-10-2012_0	حميد	حميد	
TFRON_V70_21-11-2012_0	حميد	حميد	
TFRON_V83_10-12-2012_0	حميد	حميد	

رمز المريض	تشخيص المحدد في القاعدة		تشخيص البرنامج
	أيسر	أيمن	
TFRON_V105_12-12-2012_0	حميد	حميد	
TFRON_V161_18-2-2013_0	حميد	مصاب	
TFRON_V173_8-4-2013_0	مصاب	حميد	

رمز المريض	تشخيص المحدد في القاعدة		تشخيص البرنامج
	أيمن	أيسر	
TFRON_V289_19-3-2015_0	حميد	مصاب	
TFRON_V292_23-3-2015_16	مصاب	مصاب	

أظهرت النتائج التي حصلنا عليها من خلال الواجهة تطابقاً مع التشخيص المحدد مسبقاً في قاعدة البيانات، حيث استطاع البرنامج كشف كافة الحالات خالية من السرطان والمصابة بالسرطان دون أخطاء، الأمر الذي يثبت نجاح الخوارزمية المقترحة في تقييم الصور الحرارية للثدي.

6.7.الخلاصة:

سمحت دراسة الصور الحرارية الملونة للثدي بهدف الكشف المبكر عن مرض السرطان من خلال الخوارزمية المقترحة بالحصول على المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى وهي المنطقة المصابة بشكل

أفضل من الصور الحرارية ذات السويات الرمادية. إضافة إلى دراسة خصائص كل ثدي بشكل مستقل أعطى دقة تعادل 97.5% وحساسية 95.7% ونوعية 98.2%، وهي أعلى من حالة مقارنة الخصائص بين الثديين، لأنه استطاع كشف الحالات التي يكون فيها كل من الثديين مصابين بالسرطان.

أظهرت نتائج مقارنة الدراسة الحالية مع الدراسات الحديثة السابقة التي استخدمت قاعدة البيانات ذاتها المستخدمة في هذا البحث تحسناً كبيراً. كما أثبتت النتائج التجريبية والإحصائية كفاءة الخوارزمية وقدرتها على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير وتحليل الصور الحرارية للثدي. وتميزت هذه الطريقة بأنها سهلة وسريعة للحصول على تقييم الصورة من خلال التعامل مع واجهة المستخدم المرتبطة مع هذه الخوارزمية.

الفصل الثامن:

الخاتمة والمقترحات

1.8.خاتمة البحث:

ركزت الدراسة على الكشف المبكر عن سرطان الثدي باستخدام تقنية التصوير الحراري. فقد قدم البحث الذي تم إجراؤه خوارزمية فعّالة في تمييز الصور الحرارية للثدي في الحالتين الحميدة والمصابة من خلال تقنيات معالجة الصورة والمصنفات الرياضية. تتضمن خوارزمية العمل عدة مراحل، ففي المرحلة الأولى يتم تطبيق تقنية مجموعة السويات (level set) لإزالة العلامات والإشارات الخاصّه ببرمجيات الكاميرا واستحصال منطقة الثديين بعد حذف المناطق غير المرغوب بها كالرقبة واليدين، كما يتم في هذه المرحلة فصل الصورة إلى ثديين أيمن وأيسر واستخلاص حدود كل ثدي بشكل مستقل. يليها في المرحلة التالية تحويل صورة كل ثدي من الفضاء اللوني RGB إلى الفضاء *L*a*b، ليتم فيما بعد تطبيق تقنية التجزيء باستخدام تجمع المتوسطات K لنحصل على 3 تجمعات: ذات أعلى درجة الحرارة ، ذات ثاني أعلى درجة حرارة و ذات درجة الحرارة الطبيعية. يتم في المرحلة الثالثة استخلاص 31 خاصه من المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى منها خصائص إحصائية وخصائص تركيبية من مصفوفة الحدوث المشترك (GLCM)، استخدمت هذه الخصائص في مرحلة التصنيف باستخدام الشبكة العصبونية الأمامية ذات الانتشار الخلفي. طبق النظام المقترح على 120صورة حرارية للثدي من قاعدة البيانات (DMR-IR). أثبتت النتائج التجريبية أن الخوارزمية قادرة على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير الصور الحرارية وصممت لهذه الغاية واجهة المستخدم التي تسمح للطبيب بتطبيق الخوارزمية على أي صورة حرارية للثدي.

تميزت هذه الدراسة في تحقيق عدد من النقاط أهمها:

1. تطبيق تقنيات تجزيء آلية بالكامل لاستخلاص منطقة الثديين ذات الأهمية في الصورة، ومن ثم تجزيء كل ثدي للحصول على حدوده.

2. تم تقييم النتائج في حالتي الصور الحرارية الملونة وذات السويات الرمادية، كما تم تقييم النتائج بين حالتي مقارنة خصائص الثديين لكل مريض مع دراسة خصائص كل ثدي بشكل مستقل.
3. إجراء الدراسة على الصور الملونة سمح بالحصول على المنطقة ذات درجة الحرارة الأعلى وهي المنطقة المصابة بشكل أفضل من الصور الحرارية ذات السويات الرمادية.
4. دراسة خصائص كل ثدي بشكل مستقل أعطى دقة تعادل 97.5% وحساسية 95.7% ونوعية 98.2% لأنه استطاع كشف الحالات التي يكون فيها كل من الثديين مصابين بالسرطان، الأمر الذي كان من الصعب تحقيقه في الطرق التي تعتمد على مقارنة خصائص الثديين لكل مريض.
5. تم تقييم النتائج النهائية للخوارزمية المقترحة مع دراسات حديثة ذات صلة ودراسات أجريت على قاعدة البيانات المستخدمة في البحث.

2.8.الصعوبات ضمن البحث:

تمثلت الصعوبات بعدم توفر كاميرا حرارية تحقق الحساسية الحرارية المرغوبة لأخذ الصور تجريبياً، إضافة إلى أن هذه التقنية غير معتمدة في القطر العربي السوري لذلك كان من الصعب تقييم الصور المحصلة.

3.8.مقترحات مستقبلية:

إن نجاح الخوارزمية في تحقيق الهدف المطلوب منها في هذا البحث يمكن أن يساعد بشكل كبير في عملية التشخيص، ذلك من خلال وضع كاميرات حرارية في مراكز الكشف عن سرطان الثدي كوسيلة تشخيص مساعدة مع الماموغرام. إن تطوير نظام التشخيص المعتمد على الحاسوب يمكن أن يساعد أطباء الأشعة في دراسة سرطان الثدي وتوفير الوقت والجهد في الفحص والتصنيف، لذلك وضع الواجهة الحاسوبية المصممة لتقييم الحالة المرضية في العيادات والمراكز مع الكاميرا الحرارية تستطيع تحقيق هذا

الغرض. كما أن إعادة بناء صورة حرارية ثلاثية البعد يسهل تحديد منطقة الورم في الثدي والكشف عن المناطق ذات درجة الحرارة المرتفعة التي من الصعب كشفها بواسطة المسقط الأمامي فقط. بالتالي يمكن تطوير خوارزمية للكشف عن السرطان في صور الحرارية ثلاثية البعد.

المراجع

[1] https://www.who.int/cancer/prevention/diagnosis-screening/breast-cancer/en/. (4/7/2020)

[2] https://www.cancer.org/cancer/breast-cancer/about/how-common-is-breast-cancer.html.(7/7/2020)

[3] Pavithra P., Ravichandran K., et al., (2018), "The effect of thermography on breast cancer detection", Systematic Reviews in Pharmacy, Vol.:9, Issue:1, Pages:10-16.

[4] Borchartt B., Conci A.,et al.,(2013), "Breast thermography from an image processing viewpoint: A survey", Signal Processing, Vol.:93, Issue:10, Pages:2785-2803.

[5] Hamdi M., Würinger E., Schlenz I., Kuzbar R.,(2005)," Anatomy of the breast: A clinical application", Vertical Scar Mammaplasty,Pages:1-8.

[6] Geddes D.,(2007)," Inside the Lactating Breast: The Latest Anatomy Research", Journal of Midwifery and Women's Health, Vol.:52,Issue:5, Pages:556-563.

[8] Harris J., Lippman M., Morrow M.,(2014), "Diseases of the Breast", 5th Edition, Wolters Kluwer Health, Pages:25-123.

[9] Henrot P., Leroux A., et al., (2014), " Breast microcalcifications: The lesions in anatomical pathology", Diagnostic and Interventional Imaging, Vol.: 95, Pages:141-152.

[10] https://www.cancer.org/cancer/breast-cancer/screening-tests-and-early-detection/american-cancer-society-recommendations-for-the-early-detection-of-breast-cancer.html.(25/6/2020)

[11] Houssami N., Macaskill P., Bernardi D. et al., (2014), "Breast screening using 2D-mammography or integrating digital breast tomosynthesis (3D-mammography) for single-reading or double-reading – Evidence to guide future screening strategies", European Journal of Cancer, Vol.: 50, Issue: 10, Pages: 1799-1807

[12] Lee C., Dershaw D., Kopans D., Evans P., Monsees B., Monticciolo D., Brenner J., Bassett L., Berg W., Feig S., Hendrick E., Mendelson E., D'oris C., Sickles E. and Burhenne L.,(2010), "Breast cancer screening with imaging: Recommendations from the society of breast imaging and the ACR on the use of mammography, breast MRI, breast ultrasound, and other technologies for the detection of clinically occult breast cancer", Journal of the American college of radiology, Vol. 7, Issue 1, Pages 18–27.

[13] Kennedy D., Lee T., Seely D.,(2009)," A Comparative Review of Thermography as a Breast Screening Technique", Integrative Cancer Therapies ,Vol.: 08, No. 01.,Pages:9-16.

[14] Sathish D. and Kamath S.,(2016), "Medical imaging techniques and computer aided diagnostic approaches for the detection of breast cancer with an emphasis on thermography – a review", International Journal of Medical Engineering and Informatics, Vol. 8, No. 3, Pages:275–299.

[15] Wakankar A., Suresh G., (2012), "Computerized Analysis of Breast Thermograms for Early Diagnosis of Breast Cancer", International Journal of Computer Science and Information Security, Vol.: 10,No.11, Pages: 50-56.

[16] Sizov F.,(2018), "Infrared and terahertz in application to biomedicine", International Journal of Biosensors & Bioelectronics Mini, Vol.:4,Issue:3, Pages: 134-136.

[17] Duarte A., Carrão L., et al., (2014), ”Segmentation Algorithms for Thermal Images”, International Conference on Project MANagement / HCIST 2014 - International Conference on Health and Social Care Information Systems and Technologies Segmentation, Vol.:16, Pages:1560-1569.

[18] Ring E. and Ammer K., (2012), “Infrared thermal imaging in medicine”, Physiological measurement, Vol.:33,Issue:3, Pages:33-46.

[19] Kandlikar S., Perez-Raya I., et al.,(2017),“Infrared imaging technology for breast cancer detection – Current status, protocols and new directions”, International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol.:108, Pages:2303-2320.

[20] Singh D., Singh A., (2020),“Role of Image Thermography in Early Breast Cancer Detection- Past, Present and Future”, Computer Methods and Programs in Biomedicine Elsevier, Vol.:183, Pages:1-9.

[21] Ng E., Ung L., Ng F., Sim L., (2001),” Statistical analysis of healthy and malignant breast thermography”, Journal of Medical Engineering and Technology, Vol.: 25, Issue:6, Pages: 253–263 .

[22] http://www.tiofsw.com/breast-cancer/how-thermography-detects-breast-cancer/(25/6/2020).

[23] Arora N., Martins D., Ruggerio D., et al.,(2008), “Effectiveness of a noninvasive digital infrared thermal imaging system in the detection of breast cancer” , the American journal of surgery, Vol. 196, Issue 4, Pages 523–526.

[24] Gonzalez-Hernandez J., Recinella A., Kandlikar S., et al.,(2019), “Technology, application and potential of dynamic breast thermography for the detection of breast cancer”, International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol.:131, Pages:558-573

[25] Usamentiaga R.,Venegas P., Guerediaga J., et al., (2014),” Infrared thermography for temperature measurement and non-destructive testing”, Sensors (Switzerland), Vol.:14, Issue:7, Pages:12305-12348.

[26] Szentkuti A., Kavanagh H., Grazio S.,(2011),“Infrared thermography and image analysis for biomedical use”, Periodicum Biologorum journal, Vol.:113, Issue:4, Pages: 385–392.

[27] Ng E.,(2009), ” A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor”, Elsevier, International Journal of Thermal Sciences Vol.: 48,Issue:5, Pages : 849–859.

[28] M. Gautherie, (1983), “Thermobiological assessment of benign and malignant breast diseases”, American Journal of Obstetrics and Gynecology, Vol.:147, Issue:8, Pages: 861–869.

[30] Qi H. and Head J.F.,(2001),” Asymmetry analysis using automatic segmentation and classification for breast cancer detection in thermograms”, Engineering in Medicine and Biology Society, 2001. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE, Vol.3, Pages: 2866-2869.

[31] Qi H. and Kuruganti P., (2002),” Asymmetry analysis in breast cancer detection using thermal infrared images”, Proceedings of Second Joint EMBS/BMES Conference of the IEEE, Houston, TX, USA,Vol: 2, Issue:1, Pages: 1129–1130.

[32] Scales N., Herry C., Frize M., (2004), “Automated image segmentation for breast analysis using infrared images.”, Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE/EMBS, San Francisco, CA, USA, Pages: 1737–1740.

[33] Qi H., Kuruganti P. and Snyder W., (2008), “Medical infrared imaging principles and practices: Detecting Breast Cancer from Thermal Infrared Images by Asymmetry Analysis”, The Biomedical Engineering Handbook, third edition, Medical Devices and Systems, Chapter 27, New York :CRC Press, Pages: 27.1–27.14.

[34] Tang X., Ding H., Yuan Y., Wang Q.,(2008), "Morphological measurement of localized temperature increase amplitudes in breast infrared thermograms and its clinical application." Biomedical Signal Processing and Control, Elsevier, Vol.:3, Issue :4, Pages: 312-318.

[35] Schaefer G., Zavisek M. and Nakashima T., (2009), "Thermography based breast cancer analysis using statistical features and fuzzy classifications", Elsevier, Pattern recognition, Vol. 42, Issue: 6, Pages: 1133-1137.

[36] Acharya U., Ng E., Tan J., Sree S., (2010), " Thermography based breast cancer detection using texture features and support vector machine", Journal of Medical Systems- Springer ,Vol.:36, Issue:3, Pages: 01–08.

[37] Motta L., Conci A., Lima R.., Diniz E.,(2010), "Automatic segmentation on thermograms in order to aid diagnosis and 2D modeling", in: Proceedings of the Tenth Workshop em Informatica Medica, Belo Horizonte, MG, Brazil, 2010, Pages:1610–1619 .

[38] Borchartt T., Resmini R., Conci A., Martins A., Silva A.,et.al (2011), "Thermal feature analysis to aid on breast disease diagnosis " , Proceedings of 21st Brazilian Congress of Mechanical Engineering, Natal, Brazil, Pages:1–8.

[39] Satoto K.,Nurhayati O., Isnanto, R.,(2011), "Pattern Recognition to Detect Breast Cancer Thermogram Images Based on Fuzzy Inference System Method", International Journal Of Computer Science And Technology (IJCST), Vol. 2, issue 3, Pages:484 -487.

[40] Chandran V.,Etehadtavakol M., Ng, E. ,Kafieh R.,(2013), " Breast cancer detection from thermal images using bispectral invariant features", International Journal of Thermal Sciences, Vol.:69, Pages:21-36.

[41] Suganthi S., Ramakrishnan S., (2014), “Anisotropic diffusion filter based edge enhancement for segmentation of breast thermogram using level sets”, Biomedical Signal Processing and Control, Vol.:10, Issue:1, Pages:128-136.

[42] Schaefer G.,Krawczyk B., (2014), “Breast Thermogram Analysis Using Classifier Ensembles and Image Symmetry Features”, IEEE systems journal, Vol. 8, Issue: 3,Pages:921-928.

[43] Milosevic M., Jankovic D. and Peulic A., (2014), “Thermography based breast cancer detection using texture features and minimum variance quantization”, EXCLI Journal , Vol.13, pages:1204-1215.

[44] Etehadtavakol M., Golestani N. and Ng E., (2014),“ Level set method for segmentation of infrared breast thermograms”, EXCLI Journal, Vol. 13, Issue. 1611-2156, Pages.241-251.

[45] Lavanya A., (2015), “An approach to identify lesion in infrared breast thermography images using segmentation and fractal analysis”, International Journal Biomedical Engineering and Technology, Vol.: 19, No. 3, Pages:220–229.

[46] Gaber, T., Ismail, G., Anter, A., et al. ,(2015),” Thermogram breast cancer prediction approach based on neutrosophic sets and fuzzy c-means algorithm”, 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Pages: 4254–4257.

[47] Mohamed N., (2015), “ Breast Cancer Risk Detection Using Digital Infrared Thermal Images”, International Journal of Bioinformatics and Biomedical Engineering, Vol.:1,Issue:2, Pages:185-194.

[48] Mahmoudzadeh E. , Montazeri M. , Zekri M., Sadri S., (2015), “Extended hidden Markov model for optimized segmentation of breast thermography images”, Infrared Phys. Technol.Vol.:72,Pages: 19–28.

[49] Pramanik S. , Bhattacharjee D. , Nasipuri M., (2015), " Wavelet based thermogram analysis for breast cancer detection", 2015 International Symposium on Advanced Computing and Communication (ISACC), Pages:205–212.

[50] Dayakshini D., Rajagopal K., Kamath S., Prasad K., (2015), " Segmentation of breast thermogram images for the detection of breast cancer –A projection profile approach", Journal of Image and Graphics , Vol.:3, Issue:1, Pages: 47–51.

[51] Sathish D., Kamath S., Prasad K., Kadavigere R., et al., (2016), "Asymmetry analysis of breast thermograms using automated segmentation and texture features", Signal, Image and Video Processing , Springer journal, Vol.:11, Issue:4, Pages:745-752.

[52] Selle J., Shenbagavalli A., (2018), "Automated recognition of ROIs for breast thermograms of lateral view-a pilot study", Quantitative InfraRed Thermography Journal,Vol.15, Issue:2, Pages 194-213.

[53] Cervantes A., Kolosovas E. ,(2018), "An automated method for the evaluation of breast Cancer using infrared thermography", EXCLI journal, Vol.:17, Pages:989-998.

[54] Sathish D., Kamath S., Prasad K., Kadavigere R., et al., (2019),"Role of normalization of breast thermogram images and automatic classification of breast cancer",Visual Computer, Springer journal, Vol.:35, Issue:1, Pages:57-70.

[55] Ramya Devi R., Anandhamala G. S. , (2019),"Analysis of Breast Thermograms Using Asymmetry in Infra-Mammary Curves", Journal of Medical Systems, Vol.: 43, Issue:6, Pages:1-9.

[56] Pramanik S.,Banik D., Bhattacharjee D., et al., (2019), “Suspicious-Region Segmentation From Breast Thermogram Using DLPE-Based Level Set Method”, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.:38, Issue:2, Pages: 572-584.

[57] Das K., Bhowmik M., (2019), “Accurate segmentation of inflammatory and abnormal regions using medical thermal imagery”, Australasian Physical and Engineering Sciences in Medicine, Vol.42, Issue:2, Pages:647-657.

[58] Gogoi U.,Majumdar G.,Bhowmik M., Ghosh, A.,(2019), “Evaluating the efficiency of infrared breast thermography for early breast cancer risk prediction in asymptomatic population”, Infrared Physics and Technology, Vol.:99, Issue:2019, Pages:201-211.

[59] Tello-Mijares S., Woo F., Flores F.,(2019),” Breast Cancer Identification via Thermography Image Segmentation with a Gradient Vector Flow and a Convolutional Neural Network “, Journal of Healthcare Engineering, Vol.:2019, Pages:1-13.

[60] Silva l.,Saade D., (2014) ,” A New Database for Breast Research with Infrared Image”, Journal of Medical Imaging and Health Informatics, Vol.:4, Pages: 92-100.

[61] Sethian J. A.,(1999), " Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science", Cambridge University Press, Pages: 3-13.

[62] Cui W., Wang Y.,et al, , (2013)," Level Set Segmentation of Medical Images Based on Local Region Statistics and Maximum a Posteriori Probability”, Computational and Mathematical Methods in Medicine, Vol.:2013, Pages:1-12.

[63] Maciejewski M., Surtel W.,(2015),”Level-set image processing methods in medical image segmentation”, the journal of Bio-Algorithms and Med-Systems.,Vol.:11, Issue:1, Pages:47-51.

[64] Prabha S., Anandh K.,et al.,(2014),” Total variation based edge enhancement for level set segmentation and asymmetry analysis in breast thermograms”, 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014, Pages: 6438-6441.

[65] Qiao Y., Wei Z. ,Zhao Y., (2017), “Thermal infrared pedestrian image segmentation using level set method”, Sensor journal MPDI, Vol.:17, No.1811, Pages:1-19.

[67] Osher S. and Fedkiwc R.,(2003), "Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces", Springer-Verlag New York, Implicit methods, Vol.153, pages: 1-95.

[68] Lankton S.,(2009),”Localized Statistical Models In Computer Vision”, A thesis for Doctor of Philosophy in the School of Electrical and Computer Engineering, Georgia Institute of Technology, Pages:12-29.

[69] Baldevbhai P., Anand R.,(2012),” Color Image Segmentation for Medical Images using L*a*b* Color Space”, IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering,Vol.:1, Issue:2, Pages:24-45.

[70] Rathore V., Kumar M., Verma, A., (2012), “Colour Based Image Segmentation Using L * A * B * Colour Space Based On Genetic Algorithm”, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Vol.:2,Issue:6, Pages:156-162.

[71] Pakhira M.,(2009),“A Modified k-means Algorithm to Avoid Empty Clusters”, International Journal of Recent Trends in Engineering and Technology, Vol.:1, Issue: 1, Pages:220-226.

[72] Kim K., Song D., (2015),”Automatic Intelligent Asymmetry Detection Using Digital Infrared Imaging with K-Means Clustering” ,The International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems,Vol.:15, Issue:3, Pages:180-185.

[73] Dhanachandra, N., Manglem K., Chanu Y.,(2015),” Image Segmentation using K -means Clustering Algorithm and Subtractive Clustering Algorithm”, Eleventh International Multi-Conference on Information Processing-Elsevier, Vol.:54, Pages:764-771.

[74] Kumar V., Gupta P., (2012), “Importance of Statistical Measures in Digital Image Processing”, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Vol.2, Issue 8, Pages:56-62.

[75] Haralick R. M., Shanmugam K., and Dinstein I., (1973), “Textural Features of Image Classification”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-3, no. 6, Pages:610-621.

[76] Soh L. and Tsatsoulis C., (1999), ‘Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-Occurrence Matrices”, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 37, no. 2, Pages: 780-795.

[77] Clausi D A.,(2002), “ An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization”, Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 28, no. 1, Pages: 45-62.

[78] Wahab A.,Salim M.,et al.,(2015),“Tumor localization in breast thermography with various tissue compositions by using Artificial Neural Network”, 2015 IEEE Student Conference on Research and Development, SCOReD , Pages:484-488.

[79] Mehdy M., Ng P., Shair E., Md Saleh N., Gomes C., (2017),“Artificial neural networks in image processing for early detection of breast cancer” , Hindawi ,Computational and Mathematical Methods in Medicine, Vol. 2017, Article ID 2610628, Pages:1-15.

[80] Negnevitsky M.,(2005),” Artificial Intelligence A Guide to Intelligent Systems”, Pearson Education Limited, England, second edition, chapter:6, Pages:165-185.

[81] Taha A., Hanbury A.,(2015),” Metrics for evaluating 3D medical image segmentation : analysis , selection , and tool”, BMC Medical Imaging, Vol.:15, Issue:29, Pages:1-28.

[82] Ahirwar, A .,(2013),“Study of Techniques used for Medical Image Segmentation and Computation of Statistical Test for Region Classification of Brain MRI” ,International Journal of Information Technology and Computer Science, Vol.: 05, Pages:44-53.

[83] Dice L.,(1945) ,"Measures of the amount of ecologic association between species", Ecology, Vol.:26, Issue: 3, Pages: 297–302.

[84] Jaccard P.,(1912), "The distribution of the flora in the alpine zone", New Phytologist. Vol.: 11, Issue:2, Pages: 37–50.

[85] Visual Lab, Fluminense Federal University, Brazil http://visual.ic.uff.br/dmi/, (25/7/2020).

[86] Tello R. and Crewson P., (2003), "Hypothesis Testing II: Means", Radiology, Vol.:227, Issue:1, Pages: 1-4.

[87] Bangare S. and Patil S., (2005), “ Reviewing otsu’s method for image thresholding”, International Journal of Applied Engineering Research, Vol.:10, No.: 9, Pages: 21777-21783.

المراجع باللغة العربية

[7] جربوع ح.، (2019)، محاضرات علم الأمراض: الثدي وجهاز التكاثر الأنثوي، محاضرات السنة الرابعة لكلية الطب البشري، جامعة حماة

[29] عمار م. ، (2013-2014) " نظم اظهار الصور الطبية ومعالجتها"، جامعة دمشق، صفحة : 277-312

[66] حداد ز. ،الصابوني أ.، (2014)، " استخدام مجموعة السويات في تحديد حافات الكتل في الثدي ضمن صور الأمواج فوق الصوتية "، مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية، المجلد ثلاثون- العدد الأول – الصفحات :347-360.

المقالات التي تم نشرها

حداد ز.، الحناوي م. ف.، برو ي.، 2019، **"تجزئة الصور الحرارية للثدي باستخدام طريقة مجموعة السويات "**، مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية، قيد النشر.

حداد ز.، الحناوي م. ف.، برو ي.، 2020،**"استخدام التصوير الحراري في الكشف المبكر عن سرطان الثدي"**، مجلة جامعة البعث ، المجلد 42، الصفحات: 83-130.

حداد ز.، الحناوي م. ف.، برو ي.، 2020،**"الكشف عن سرطان الثدي في الصور الحرارية الملونة باستخدام الحاسوب "**، مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية، قيد النشر.

الملحق

برنامج الكشف عن الكتل الخبيثة في الصور الحرارية للثدي

levelset_segmentation .m

```
function [ROI1,ROI2]=levelset_segmentation(I)
m = zeros(size(I,1),size(I,2));          %-- create initial mask
m(100:430,50:600) = 1;
I = imresize(I,.5);  %-- make image smaller
m = imresize(m,.5);  %     for fast computation
seg = breast_seg(I, m, 200); %-- Run segmentation
seg(:,:,2) = seg;
seg(:,:,3) = seg(:,:,1);
ROI = I;
ROI(seg == 0) = 0;
figure, imshow(ROI);
[M,N,Z] = size(ROI);
 x1=20;x2=N;y1=M/4;y2=M-0.4*M;
  ROI1=imcrop(ROI,[x1 y1 x2 y2]);
 [M1,N1,Z1] = size(ROI1);
A=ROI1(:,1:N1/2,:);
B=ROI1(:,N1/2+1:end,:);
%%
m1 = zeros(size(A,1),size(A,2));          %-- create initial mask
m1(20:90,50:120) = 1;
seg1 = breast_seg(A, m1,180); %-- Run segmentation
seg1(:,:,2) = seg1;
seg1(:,:,3) = seg1(:,:,1);
ROI1 = A;
ROI1(seg1 == 0) = 0;
%%-------------------------------------------------
m2 = zeros(size(B,1),size(B,2));          %-- create initial mask
m2(35:105,37:107) = 1;
seg2 = breast_seg(B, m2,180); %-- Run segmentation
seg2(:,:,2) = seg2;
seg2(:,:,3) = seg2(:,:,1);
ROI2 = B;
ROI2(seg2 == 0) = 0;
end
```

breast_seg.m

```
function seg = breast_seg(I,init_mask,max_its,alpha,display)

  %-- default value for parameter alpha is .1
  if(~exist('alpha','var'))
    alpha = .2;
  end
  %-- default behavior is to display intermediate outputs
  if(~exist('display','var'))
    display = true;
  end
  %-- ensures image is 2D double matrix
  I = im2graydouble(I);

  %-- Create a signed distance map (SDF) from mask
  phi = mask2phi(init_mask);

  %--main loop
  for its = 1:max_its   % Note: no automatic convergence test

    idx = find(phi <= 1.2 & phi >= -1.2);  %get the curve's narrow
band

    %-- find interior and exterior mean
    upts = find(phi<=0);                 % interior points
    vpts = find(phi>0);                  % exterior points
    u = sum(I(upts))/(length(upts)+eps); % interior mean
    v = sum(I(vpts))/(length(vpts)+eps); % exterior mean

    F = (I(idx)-u).^2-(I(idx)-v).^2;         % force from image
information
    curvature = get_curvature(phi,idx);  % force from curvature
penalty

    dphidt = F./max(abs(F)) + alpha*curvature;  % gradient descent to
minimize energy

    %-- maintain the CFL condition
    dt = .45/(max(dphidt)+eps);

    %-- evolve the curve
    phi(idx) = phi(idx) + dt.*dphidt;

    %-- Keep SDF smooth
    phi = sussman(phi, .5);

    %-- intermediate output
    if((display>0)&&(mod(its,20) == 0))
      showCurveAndPhi(I,phi,its);
    end
  end

  %-- final output
  if(display)
    showCurveAndPhi(I,phi,its);
  end
```

```
  %-- make mask from SDF
  seg = phi<=0; %-- Get mask from levelset


%-- AUXILIARY FUNCTIONS ------------------------------------------

%-- Displays the image with curve superimposed
function showCurveAndPhi(I, phi, i)
  imshow(I,'initialmagnification',200,'displayrange',[0 255]); hold
on;
  contour(phi, [0 0], 'g','LineWidth',4);
  contour(phi, [0 0], 'k','LineWidth',2);
  hold off; title([num2str(i) ' Iterations']); drawnow;

%-- converts a mask to a SDF
function phi = mask2phi(init_a)
  phi=bwdist(init_a)-bwdist(1-init_a)+im2double(init_a)-.5;

%-- compute curvature along SDF
function curvature = get_curvature(phi,idx)
    [dimy, dimx] = size(phi);
    [y x] = ind2sub([dimy,dimx],idx);  % get subscripts

    %-- get subscripts of neighbors
    ym1 = y-1; xm1 = x-1; yp1 = y+1; xp1 = x+1;

    %-- bounds checking
    ym1(ym1<1) = 1; xm1(xm1<1) = 1;
    yp1(yp1>dimy)=dimy; xp1(xp1>dimx) = dimx;

    %-- get indexes for 8 neighbors
    idup = sub2ind(size(phi),yp1,x);
    iddn = sub2ind(size(phi),ym1,x);
    idlt = sub2ind(size(phi),y,xm1);
    idrt = sub2ind(size(phi),y,xp1);
    idul = sub2ind(size(phi),yp1,xm1);
    idur = sub2ind(size(phi),yp1,xp1);
    iddl = sub2ind(size(phi),ym1,xm1);
    iddr = sub2ind(size(phi),ym1,xp1);

    %-- get central derivatives of SDF at x,y
    phi_x  = -phi(idlt)+phi(idrt);
    phi_y  = -phi(iddn)+phi(idup);
    phi_xx = phi(idlt)-2*phi(idx)+phi(idrt);
    phi_yy = phi(iddn)-2*phi(idx)+phi(idup);
    phi_xy = -0.25*phi(iddl)-0.25*phi(idur)...
             +0.25*phi(iddr)+0.25*phi(idul);
    phi_x2 = phi_x.^2;
    phi_y2 = phi_y.^2;

    %-- compute curvature (Kappa)
    curvature = ((phi_x2.*phi_yy + phi_y2.*phi_xx -
2*phi_x.*phi_y.*phi_xy)./...
              (phi_x2 + phi_y2 +eps).^(3/2)).*(phi_x2 +
phi_y2).^(1/2);

%-- Converts image to one channel (grayscale) double
function img = im2graydouble(img)
```

```
  [dimy, dimx, c] = size(img);
  if(isfloat(img)) % image is a double
    if(c==3)
      img = rgb2gray(uint8(img));
    end
  else           % image is a int
    if(c==3)
      img = rgb2gray(img);
    end
    img = double(img);
  end

%-- level set re-initialization by the sussman method
function D = sussman(D, dt)
  % forward/backward differences
  a = D - shiftR(D); % backward
  b = shiftL(D) - D; % forward
  c = D - shiftD(D); % backward
  d = shiftU(D) - D; % forward

  a_p = a;  a_n = a; % a+ and a-
  b_p = b;  b_n = b;
  c_p = c;  c_n = c;
  d_p = d;  d_n = d;
  a_p(a < 0) = 0;
  a_n(a > 0) = 0;
  b_p(b < 0) = 0;
  b_n(b > 0) = 0;
  c_p(c < 0) = 0;
  c_n(c > 0) = 0;
  d_p(d < 0) = 0;
  d_n(d > 0) = 0;
  dD = zeros(size(D));
  D_neg_ind = find(D < 0);
  D_pos_ind = find(D > 0);
  dD(D_pos_ind) = sqrt(max(a_p(D_pos_ind).^2, b_n(D_pos_ind).^2) ...
                       + max(c_p(D_pos_ind).^2, d_n(D_pos_ind).^2)) -
1;
  dD(D_neg_ind) = sqrt(max(a_n(D_neg_ind).^2, b_p(D_neg_ind).^2) ...
                       + max(c_n(D_neg_ind).^2, d_p(D_neg_ind).^2)) -
1;

  D = D - dt .* sussman_sign(D) .* dD;

%-- whole matrix derivatives
function shift = shiftD(M)
  shift = shiftR(M')';

function shift = shiftL(M)
  shift = [ M(:,2:size(M,2)) M(:,size(M,2)) ];

function shift = shiftR(M)
  shift = [ M(:,1) M(:,1:size(M,2)-1) ];

function shift = shiftU(M)
  shift = shiftL(M')';

function S = sussman_sign(D)
  S = D ./ sqrt(D.^2 + 1);
```

kmeans_seg .m

```
function [seg_img,z]=kmeans_seg(I)
rng(0);
I = imresize(I,[200,200]);

% K means Clustering to segment tumor

cform = makecform('srgb2lab');
% Apply the colorform
lab_he = applycform(I,cform);

% Classify the colors in a*b* colorspace using K means clustering.
% Since the image has 3 colors create 3 clusters.
% Measure the distance using Euclidean Distance Metric.
ab = double(lab_he(:,:,2:3));
nrows = size(ab,1);
ncols = size(ab,2);
ab = reshape(ab,nrows*ncols,2);
nColors = 3;
[cluster_idx cluster_center] =
kmeans(ab,nColors,'distance','sqEuclidean','Replicates',1);
% Label every pixel in tha image using results from K means
pixel_labels = reshape(cluster_idx,nrows,ncols);
%figure,imshow(pixel_labels,[]), title('Image Labeled by Cluster
Index');

% Create a blank cell array to store the results of clustering
segmented_images = cell(1,3);
% Create RGB label using pixel_labels
rgb_label = repmat(pixel_labels,[1,1,3]);

for k = 1:nColors
    colors = I;
    colors(rgb_label ~= k) = 0;
    segmented_images{k} = colors;
end
z=segmented_images{1};
end
```

feature_extraction .m

```
function feature=feature_extraction(seg_img) %seg_img = img;
% Extract features
G = double(seg_img);
m = size(seg_img,1);
n = size(seg_img,2);
g = graycomatrix(G);
stats = graycoprops(g,'Contrast Correlation Energy Homogeneity');
Correlation1 = stats.Correlation;
Mean1 = mean2(G);
Standard_Deviation1 = std2(G);
Entropy1 = entropy(G);
RMS1 = mean2(rms(G));
Variance1 = mean2(var(double(G)));
a = sum(double(G(:)));
Smoothness1 = 1-(1/(1+a));
Kurtosis1 = kurtosis(double(G(:)));
Skewness1 = skewness(double(G(:)));
% Inverse Difference Movement
m = size(G,1);
n = size(G,2);
in_diff = 0;
for i = 1:m
    for j = 1:n
        temp = G(i,j)./(1+(i-j).^2);
        in_diff = in_diff+temp;
    end
end
IDM1 = double(in_diff);
GLCM = graycomatrix(G,'Offset',[1 0]);
stats2 = GLCM_Features(GLCM,0)
feature = [Correlation1, Mean1, Standard_Deviation1, Entropy1, RMS1,
Variance1, Smoothness1, Kurtosis1, Skewness1, IDM1,stats2.autoc,
stats2.contr,    stats2.corrm,       stats2.cprom,    stats2.cshad,
stats2.dissi,    stats2.energ,    stats2.entro,    stats2.homom,
stats2.homop,    stats2.maxpr,    stats2.sosvh,    stats2.savgh,
stats2.svarh, stats2.senth,    stats2.dvarh,    stats2.denth,
stats2.inf1h,   stats2.inf2h,    stats2.indnc,    stats2.idmnc];
T1=table(Correlation1, Mean1, Standard_Deviation1, Entropy1, RMS1,
Variance1, Smoothness1, Kurtosis1, Skewness1, IDM1,stats2.autoc,
stats2.contr,    stats2.corrm,    stats2.cprom,    stats2.cshad,
stats2.dissi,    stats2.energ,    stats2.entro,    stats2.homom,
stats2.homop,    stats2.maxpr,    stats2.sosvh,    stats2.savgh,
stats2.svarh, stats2.senth,    stats2.dvarh,    stats2.denth,
stats2.inf1h,   stats2.inf2h,    stats2.indnc,    stats2.idmnc);
```

GLCM_Features .m

```
function [out] = GLCM_Features(glcmin,pairs)
if ((nargin > 2) || (nargin == 0))
   error('Too many or too few input arguments. Enter GLCM and
pairs.');
elseif ( (nargin == 2) )
    if ((size(glcmin,1) <= 1) || (size(glcmin,2) <= 1))
       error('The GLCM should be a 2-D or 3-D matrix.');
    elseif ( size(glcmin,1) ~= size(glcmin,2) )
        error('Each GLCM should be square with NumLevels rows and
NumLevels cols');
    end
elseif (nargin == 1)
    pairs = 0;
    if ((size(glcmin,1) <= 1) || (size(glcmin,2) <= 1))
       error('The GLCM should be a 2-D or 3-D matrix.');
    elseif ( size(glcmin,1) ~= size(glcmin,2) )
       error('Each GLCM should be square with NumLevels rows and
NumLevels cols');
    end
end
format long e
if (pairs == 1)
    newn = 1;
    for nglcm = 1:2:size(glcmin,3)
        glcm(:,:,newn)  = glcmin(:,:,nglcm) + glcmin(:,:,nglcm+1);
        newn = newn + 1;
    end
elseif (pairs == 0)
    glcm = glcmin;
end

size_glcm_1 = size(glcm,1);
size_glcm_2 = size(glcm,2);
size_glcm_3 = size(glcm,3);
out.autoc = zeros(1,size_glcm_3); % Autocorrelation
out.contr = zeros(1,size_glcm_3); % Contrast: matlab
out.corrm = zeros(1,size_glcm_3); % Correlation: matlab
out.corrp = zeros(1,size_glcm_3); % Correlation
out.cprom = zeros(1,size_glcm_3); % Cluster Prominence
out.cshad = zeros(1,size_glcm_3); % Cluster Shade:
out.dissi = zeros(1,size_glcm_3); % Dissimilarity:
out.energ = zeros(1,size_glcm_3); % Energy: matlab
out.entro = zeros(1,size_glcm_3); % Entropy
out.homom = zeros(1,size_glcm_3); % Homogeneity: matlab
out.homop = zeros(1,size_glcm_3); % Homogeneity:
out.maxpr = zeros(1,size_glcm_3); % Maximum probability:
out.sosvh = zeros(1,size_glcm_3); % Sum of sqaures: Variance
out.savgh = zeros(1,size_glcm_3); % Sum average
out.svarh = zeros(1,size_glcm_3); % Sum variance
out.senth = zeros(1,size_glcm_3); % Sum entropy
out.dvarh = zeros(1,size_glcm_3); % Difference variance
%out.dvarh2 = zeros(1,size_glcm_3); % Difference variance
out.denth = zeros(1,size_glcm_3); % Difference entropy
out.inf1h = zeros(1,size_glcm_3); % Information measure of
correlation1
out.inf2h = zeros(1,size_glcm_3); % Informaiton measure of
correlation2
```

```
out.indnc = zeros(1,size_glcm_3); % Inverse difference normalized
(INN)
out.idmnc = zeros(1,size_glcm_3); % Inverse difference moment
normalized

glcm_sum  = zeros(size_glcm_3,1);
glcm_mean = zeros(size_glcm_3,1);
glcm_var  = zeros(size_glcm_3,1);
u_x = zeros(size_glcm_3,1);
u_y = zeros(size_glcm_3,1);
s_x = zeros(size_glcm_3,1);
s_y = zeros(size_glcm_3,1);
p_x = zeros(size_glcm_1,size_glcm_3);
p_y = zeros(size_glcm_2,size_glcm_3);
p_xplusy = zeros((size_glcm_1*2 - 1),size_glcm_3);
p_xminusy = zeros((size_glcm_1),size_glcm_3);
hxy  = zeros(size_glcm_3,1);
hxy1 = zeros(size_glcm_3,1);
hx   = zeros(size_glcm_3,1);
hy   = zeros(size_glcm_3,1);
hxy2 = zeros(size_glcm_3,1);

corm = zeros(size_glcm_3,1);
corp = zeros(size_glcm_3,1);

for k = 1:size_glcm_3
      glcm_sum(k) = sum(sum(glcm(:,:,k)));
    glcm(:,:,k) = glcm(:,:,k)./glcm_sum(k);
    glcm_mean(k) = mean2(glcm(:,:,k));
    glcm_var(k)  = (std2(glcm(:,:,k)))^2;

    for i = 1:size_glcm_1

        for j = 1:size_glcm_2
            p_x(i,k) = p_x(i,k) + glcm(i,j,k);
            p_y(i,k) = p_y(i,k) + glcm(j,i,k);
                p_xplusy((i+j)-1,k) = p_xplusy((i+j)-1,k) +
glcm(i,j,k);
                    p_xminusy((abs(i-j))+1,k) = p_xminusy((abs(i-
j))+1,k) +...
                  glcm(i,j,k);

        end
    end
end
i_matrix  = repmat([1:size_glcm_1]',1,size_glcm_2);
j_matrix  = repmat([1:size_glcm_2],size_glcm_1,1);
i_index   = j_matrix(:);
j_index   = i_matrix(:);
xplusy_index = [1:(2*(size_glcm_1)-1)]';
xminusy_index = [0:(size_glcm_1-1)]';
mul_contr = abs(i_matrix - j_matrix).^2;
mul_dissi = abs(i_matrix - j_matrix);
for k = 1:size_glcm_3 % number glcms

    out.contr(k) = sum(sum(mul_contr.*glcm(:,:,k)));
    out.dissi(k) = sum(sum(mul_dissi.*glcm(:,:,k)));
    out.energ(k) = sum(sum(glcm(:,:,k).^2));
    out.entro(k) = - sum(sum((glcm(:,:,k).*log(glcm(:,:,k) + eps))));
    out.homom(k) = sum(sum((glcm(:,:,k)./( 1 + mul_dissi))));
```

```
    out.homop(k) = sum(sum((glcm(:,:,k)./( 1 + mul_contr))));
    out.sosvh(k) = sum(sum(glcm(:,:,k).*((i_matrix -
glcm_mean(k)).^2)));
    out.indnc(k) = sum(sum(glcm(:,:,k)./( 1 +
(mul_dissi./size_glcm_1) )));
    out.idmnc(k) = sum(sum(glcm(:,:,k)./( 1 +
(mul_contr./(size_glcm_1^2)))));
    out.maxpr(k) = max(max(glcm(:,:,k)));

    u_x(k)       = sum(sum(i_matrix.*glcm(:,:,k)));
    u_y(k)       = sum(sum(j_matrix.*glcm(:,:,k)));

    s_x(k)  = (sum(sum( ((i_matrix - u_x(k)).^2).*glcm(:,:,k)
)))^0.5;
    s_y(k)  = (sum(sum( ((j_matrix - u_y(k)).^2).*glcm(:,:,k)
)))^0.5;

   corp(k) = sum(sum((i_matrix.*j_matrix.*glcm(:,:,k))));
   corm(k) = sum(sum(((i_matrix - u_x(k)).*(j_matrix -
u_y(k)).*glcm(:,:,k))));

   out.autoc(k) = corp(k);
   out.corrp(k) = (corp(k) - u_x(k)*u_y(k))/(s_x(k)*s_y(k));
   out.corrm(k) = corm(k) / (s_x(k)*s_y(k));

   out.cprom(k) = sum(sum(((i_matrix + j_matrix - u_x(k) -
u_y(k)).^4).*...
                glcm(:,:,k)));
   out.cshad(k) = sum(sum(((i_matrix + j_matrix - u_x(k) -
u_y(k)).^3).*...
                glcm(:,:,k)));

   out.savgh(k) = sum((xplusy_index + 1).*p_xplusy(:,k));
   % the summation for savgh is for i from 2 to 2*Ng hence (i+1)
   out.senth(k) =  - sum(p_xplusy(:,k).*...
            log(p_xplusy(:,k) + eps));

    % compute sum variance with the help of sum entropy
    out.svarh(k) = sum((((xplusy_index + 1) - out.senth(k)).^2).*...
        p_xplusy(:,k));

    out.denth(k) = - sum((p_xminusy(:,k)).*...
        log(p_xminusy(:,k) + eps));
    out.dvarh(k) = sum((xminusy_index.^2).*p_xminusy(:,k));

    % compute information measure of correlation(1,2) [1]
    hxy(k) = out.entro(k);
    glcmk  = glcm(:,:,k)';
    glcmkv = glcmk(:);
    hxy1(k) =  - sum(glcmkv.*log(p_x(i_index,k).*p_y(j_index,k) +
eps));
    hxy2(k) =  - sum(p_x(i_index,k).*p_y(j_index,k).*...
        log(p_x(i_index,k).*p_y(j_index,k) + eps));
     hx(k) = - sum(p_x(:,k).*log(p_x(:,k) + eps));
     hy(k) = - sum(p_y(:,k).*log(p_y(:,k) + eps));

    out.inf1h(k) = ( hxy(k) - hxy1(k) ) / ( max([hx(k),hy(k)]) );
    out.inf2h(k) = ( 1 - exp( -2*( hxy2(k) - hxy(k) ) ) )^0.5;
end
```

neural network (breast_thermography)

```
x = input;
t = target;
trainFcn = 'trainscg';

hiddenLayerSize = 10;
net = patternnet(hiddenLayerSize, trainFcn);
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.divideFcn = 'dividerand';
net.divideMode = 'sample';
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;
net.performFcn = 'mse';
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotconfusion', 'plotroc'};
% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);
% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)
tind = vec2ind(t);
yind = vec2ind(y);
percentErrors = sum(tind ~= yind)/numel(tind);
% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)
```

GUI

```
function varargout = Breast_thermography(varargin)
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                   'gui_Singleton',  gui_Singleton, ...
                   'gui_OpeningFcn', @Breast_thermography_OpeningFcn,
...
                   'gui_OutputFcn',  @Breast_thermography_OutputFcn,
...
                   'gui_LayoutFcn',  [] , ...
                   'gui_Callback',   []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end

% --- Executes just before Breast_thermography is made visible.
function Breast_thermography_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles,
varargin)
handles.output = hObject;

guidata(hObject, handles);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = Breast_thermography_OutputFcn(hObject,
eventdata, handles)
varargout{1} = handles.output;


% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
 [FileName,PathName] =
uigetfile('C:\Users\DN\Desktop\program\data\*.jpg','Pick a
thermography Image');
if isequal(FileName,0)||isequal(PathName,0)
    warndlg('User Press Cancel');
else
    global a;
    a = imread([PathName,FileName]);
    axes(handles.axes1)
  imshow(a);title('Breast thermography Image');
end

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
global a;
global f1;
global f2;
[img1,img2]=levelset_segmentation(a);
 axes(handles.axes2)
   imshow(img1);title('Segmented Right Breast');
   axes(handles.axes3)
    imshow(img2);title('Segmented Left Breast');
   [seg_img1,z1]=kmeans_seg(img1);
```

```
    axes(handles.axes4)
   imshow(z1);title('Tumor R B');
   [seg_img2,z2]=kmeans_seg(img2);
     axes(handles.axes5)
   imshow(z2);title('Tumor L B');
   figure;imshow(seg_img1);
    figure;imshow(seg_img2);
   f1=feature_extraction(seg_img1);
   f2=feature_extraction(seg_img2);

% --- Executes on button press in pushbutton3.
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
global f1;
load breast_thermography_net.mat
d1= breast_thermography_net(f1')
if(d1>0.50)
    species=' Malignant Tumor ';
    set(handles.edit1,'string',species);
              sprintf('status  is: %g%%',species);

else
      species=' benign Tumor ';
     set(handles.edit1,'string',species);
         sprintf('status  is: %g%%',species);

end
function edit1_Callback(hObject, eventdata, handles)
function edit1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end
% --- Executes on button press in pushbutton4.
function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
global f2;
load breast_thermography_net.mat
d2= breast_thermography_net(f2')
if(d2>0.50);
    species2=' Malignant Tumor ';
    set(handles.edit2,'string',species2);
              sprintf('status  is: %g%%',species2);

else
      species2=' benign Tumor ';
     set(handles.edit2,'string',species2);
         sprintf('status  is: %g%%',species2);
end

function edit2_Callback(hObject, eventdata, handles)

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function edit2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)

if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end
```

Abstract

Early detection of breast cancer improves the chances of recovery, as it is the second leading cause of death in women. Mammography and ultrasound are the most important methods to detect the presence of lesion in the breast. Recently, infrared thermal imaging was used to detect malignant tumor in the breast, which has high metabolic activity and blood perfusion that appears as a localized increase of breast surface skin in thermal images.

In this study, we introduce an automated system for evaluating color thermal images of breasts and detecting high temperature areas. The algorithm consists of several segmentation stages in order to separate the patient's image from the background and extract the breast area using the level set method. The resulted image of each breast has been converted from the color space (RGB) to the color space (L * a * b *), then the K means clustering method has been applied to detect the region with the highest temperature in both the left and right breasts. The artificial neural network was fed using a set of statistical and textural features extracted from the segmented images of each breast to get a decision whether this image was normal or contained a malignant lesion.

The evaluation of the algorithm was done on a database of 128 images, including 11 cases in which both breasts have cancer, showed a high accuracy (97.5%), sensitivity (95.7%), and specificity (98.2%). This proposed system proved to be able to achieve a high degree of efficiency to detect breast lesions, so we designed GUI based on this algorithm in order to help the radiologist to understand and analyze the thermal image.

Damascus University

Faculty of Mechanical & Electrical Engineering

Biomedical Engineering Department

Building computer system for detection of breast cancer using thermal imaging

Thesis submitted for the degree of doctor of philosophy (PH.D) in the Biomedical Engineering Department

By

Eng. Zeina Kesra Haddad

Supervised by

Prof. Eng. Mohammad Firas al Hinnawi

Department Of Biomedical Engineering
Faculty Of Mechanical And Electrical Engineering
Damascus University

Co-Supervised by

Dr. Youssef Berro

Faculty of Medicine
Damascus University

Academic Year

2020-2021