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

# كشف التكلسات الميكروية العنقودية في صور الماموغرام باستخدام تحليل خصائص الصورة الرقمية والمصنفات الرياضية

**Clustered Micro-calcifications Detection in Mammographic Images by Using Image Feature Analysis and Mathematical Classifiers**

دراسة أعدت لنيل درجة الدكتوراه في الهندسة الطبية

**إعداد المهندسة**

## غادة محي الدين سعد

المشرف المشارك
***الدكتور قصي كنفاني***
**مدرس في قسم العلوم الأساسية**
**كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية**
**جامعة دمشق**

المشرف العلمي
***الدكتور المهندس أحمد خضور***
**أستاذ مساعد في قسم الهندسة الطبية**
**كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية**
**جامعة دمشق**

**العام الدراسي 2015–2016**

# شكر وتقدير


أتقدم ببالغ الشكر والتقدير إلى :

- جامعة دمشق التي هيأت لي الفرصة لمتابعة البحث العلمي

- كلية الهندسة الكهربائية والميكانيكية لما قدمته لي من دعم علمي ومعنوي.

- قسم الهندسة الطبية في جامعة دمشق وجميع الأساتذة فيه لما قدموه لي من توجيهات علمية قيمة طيلة فترة المشروع، وأخص بالذكر أساتذتي الكرام، المشرف الدكتور أحمد خضور والدكتور المشرف المشارك قصي كنفاني، لما بذلاه من جهد في توجيهي لإتمام البحث العلمي.

- كما أشكر الطبيب محمد جنيدي في مشفى الأسد الجامعي المختص في قراءة الصور الشعاعية والذي قام بتحديد المناطق المرضية في صور الماموغرام المحلية إضافة إلى مساعدته في تقييم نتائج الخوارزمية.

- أود أن أشكر الأستاذ الدكتور معن عمار لما قدمه لي من ملاحظات وتوجيهات في بداية هذا المشروع.

- الشكر للعاملين بقسم الماموغرام في كل من مشفى المجتهد والمواساة الذين ساهموا في تقديم الصور اللازمة للبحث

- والشكر الجزيل لكل من ساعدني في إخراج هذا العمل إلى النور والله من وراء القصد.

# الإهداء

الى شمس الرجولة والكبرياء

الذي نهلت منه أن الحياة طموح واخلاص وتفان

إلى من تعلمت من قامته الشامخة تجاوز الصعاب

**أبي**

الى سحابة الصيف اللطيفة ، وقطرة الماء المغيثة

إلى الابتسامة الرقيقة، والروح الطاهرة البريئة

إلى القلب الدافئ والوجه السموح

**أمي**

إلى من شاركوني الحياة ألوانها

وكانوا لي المعين في المصاعب

إلى درعي الحصين في نوائب الزمن

**أخوتي**

الى ريحانتي قلبي ونور عيني

إلى براعم روحي ونبضي

**أولادي**

الى من يقاسمني همومي ويشاركني فرحي

إلى موضع السر، وموقع الأمل

**زوجي**

إلى القلوب الصادقة التي تمنت لي الخير

**أصدقائي**

# الـفـهـــرس

**فهرس الجداول**

**فهرس الأشكال**

**المصطلحات العلمية والاختصارات**

**الفصل الأول: مقدمـة**

**الفصل الثاني: أمراض الثدي وطرق تشخيصها**

2-1- البنية التشريحية للثدي..... 8

2-2- أمراض الثدي .....9

2-3- دراسات إحصائية حول مرض سرطان الثدي.....12

2-4- أسباب التصوير التشخيصي .....13

2-5- طرق تشخيص سرطان الثدي.....13

**الفصل الثالث: جهاز تصوير الثدي الشعاعي (الماموغرام)**

3-1 مقدمة.....16

3-2 أساسيات التصوير الشعاعي الفيلمي للثدي.....16

3-3 كيفية تشكيل الصورة.....21

3-4 مكونات جهاز تصوير الشعاعي للثدي.....24

3-4-1 أنبوب الاشعة.....26

3-4-2 ترشيح حزمة الأشعة.....27

3-4-3 أجهزة الضغط على الثدي.....28

3-4-4 الشبكة المضادة للتبعثر.....28

3-4-5 مستقبلات الصورة.....29

3-4-6 التحكم الآلي بالتعرض..... ..... 29
3-4-7 الضجيج والجرعة..... ..... ..... 29
3-5 تصوير الثدي الرقمي..... ..... ..... 30
3-6 مظهر الماموغرام ..... ..... ..... 32
3-6-1 تموضع الثدي في جهاز فحص الثدي بالأشعة.... ..... 33
3-6-2 أنماط أنسجة الثدي..... ..... ..... 34
3-6-3 خصائص الثدي الطبيعي..... ..... 34
3-6-4 خصائص تشوهات الثدي..... ..... ..... 35
3-6-5 التكلسات الميكروية..... ..... 35
3-7 الخلاصة..... ..... ..... 36

**الفصل الرابع: الدراسات المرجعية**

4-1 مقدمة..... ..... ..... ..... 38
4-2 مراحل كشف تكلسات الثدي بمساعدة الحاسب CAD... ..... 38
4-3 تقييم أداء خوارزميات الكشف بمساعدة الحاسب CAD..... 40
4-4 الدراسات المرجعية..... ..... ..... ..... 43
4-5 أنظمة الكشف CAD في المجال السريري ونتائج الدراسات المرجعية.. ..... 52
4-6 الخلاصة..... ..... ..... ..... 56

**الفصل الخامس: الأسس النظرية**

5-1 مقدمة..... ..... ..... ..... 58
5-2 مصدر قواعد البيانات لصور ماموغرام رقمية..... ..... 58
5-2-1 الحصول على قاعدة بيانات محلية..... ..... 59
5-2-2 الحصول على قاعدة بيانات دولية معيارية ..... 60
5-3 مرحلة المعالجة الأولية وتحسين الصورة..... ..... ..... 62

5-3-1 أساسيات العمليات المورفولوجية الرياضية ..... .....62
5-3-2 تحسين التباين المحلي باستخدام العمليات المورفولوجية.... .....66
5-4 مرحلة التجزيء..... ..... .....67
5-4-1 المفهوم الرياضي للتعتيب..... ..... .....67
5-4-2 تعتيب أوتسو ..... ..... .....68
5-4-3 مرشحات Law's..... ..... .....69
5-5 مرحلة استخلاص الخصائص ..... ..... .....69
5-5-1 تقنية النمط الثنائي المحلي ... ..... .....70
5-5-2 مصفوفة الحدوث المشترك..... ..... .....70
5-5-3 التفرطح (kurtosis) ..... ..... .....71
5-5-4 الالتواء (skewness) ..... ..... ..... .....72
5-6 مرحلة التصنيف.....73
5-6-1 مصنف الشبكة العصبونية الـ ANN . .....74
5-6-2 مصنف الدعم التكيفي..... ..... .....77
5-7 تقييم الأداء ..... ..... ..... ..... .....79
5-7-1 تقييم التحسين..... ..... ..... .....79
5-7-2 تقييم التصنيف .... ..... ..... .....80
5-8 الخلاصة..... ..... ..... ..... .....81

**الفصل السادس: الأسس العملية**

6-1 مقدمة..... ..... ..... ..... .....83
6-2 مصدر البيانات..... ..... ..... .....83
6-2-1 قاعدة بيانات التدريب... ..... ..... 83
6-2-2 بيانات الاختبار ..... ..... ..... .....84

3-6 تنفيذ الخوارزمية المقترحة ..... ..... .....84
6-3-1 مرحلة المعالجة الأولية وتحسين التباين ..... .....84
6-3-2 مرحلة التجزيء..... ..... .....88
6-3-3 مرحلة استخلاص الخصائص..... ..... .....91
6-3-4 مرحلة التصنيف..... ..... .....91

**الفصل السابع: النتائج ومناقشتها**

7-1 مقدمة..... ..... ..... ..... .....94
7-2 نتائج تنفيذ الخوارزميات على قواعد البيانات..... ..... .....94
7-2-1 نتائج تنفيذ الخوارزمية على صور قاعدة البيانات المحلية..... .....94
7-2-2 نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات MIAS ..... .....97
7-2-3 نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات DDSM .....99
7-3 تقييم الأداء..... ..... ..... ..... .....103
7-3-1 تقييم أداء الخوارزمية في التصنيف..... ..... .....103
7-3-2 مقارنة الخوارزمية المقترحة مع خوارزمية لدراسة حديثة سابقة.....106
7-3-3 تقييم أداء الخوارزمية في التحسين وفقاً لأنماط نسج الثدي.....108
7-3-4 مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقاً لأنماط نسج الثدي مع خوارزميات سابقة111
7-3-5 تقييم أداء الخوارزمية في التحسين وفقاً لآفات الثدي.....112
7-3-6 مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقاً لأنماط نسج الثدي مع خوارزميات سابقة.113
7-4 الخلاصة..... ..... ..... .....115

**الفصل الثامن: خاتمة وآفاق مستقبلية**

8-1 الخاتمة ..... ..... ..... .....117
8-2 الصعوبات والتجارب المعمولة ضمن البحث..... ..... .....119
8-3 المقترحات المستقبلية..... ..... ..... ..... 120

**المراجع** ..... ..... ..... 122

**الملاحق** ..... ..... ..... 127

الملحق-1: البرنامج المنفذ للكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية بلغة الـ MATLAB R2014a

الملحق-2: تنفيذ البرنامج المقترح على عينات من صور الاختبار ونتائج الكشف

الملحق-3: خصائص التدريب لصور ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية

# فهـــرس الـجداول


| | |
|---|---|
| **الجدول (4-1)** | قواعد بيانات الماموغرام المتاحة..... ..... 40 |
| **الجدول (4-2)** | ملخص الأوراق العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2000 و2008. ..... 54 |
| **الجدول (4-3)** | ملخص الأوراق العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2009 و2014 ..... 55 |
| **الجدول (7-1)** | نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات المحلية..... ..... 95 |
| **الجدول (7-2)** | نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات المحلية..... ..... 96 |
| **الجدول (7-3)** | نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات MIAS..... ..... 97 |
| **الجدول (7-4)** | نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات MIAS..... 98 |
| **الجدول (7-5)** | نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات DDSM..... 99 |
| **الجدول (7-6)** | نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات DDSM..... 100 |
| **الجدول (7-7)** | بارامترات التقييم من أجل مصنفي ANN وAdaboost الناتجة عن قاعدة البيانات المحلية وقاعدتي البيانات MIAS وDDSM ..... 102 |
| **الجدول (7-8)** | نتائج الخوارزمية المقترحة ونتائج خوارزمية الباحثين khehra & Pharwaha (2016) باستخدام قاعدة البيانات DDSM..... 107 |
| **الجدول (7-9)** | نتائج معايير تقييم الأداء وفقا للأنماط الثلاثة لنسج الثدي (الكثيف– الغدي – الدهني)....108 |
| **الجدول (7-10)** | يبين القيمة المتوسطة لكل من معايير CII و SPNR وفقا للأنماط نسج الثدي (الكثيف– الغدي – الدهني) ..... ..... 109 |
| **الجدول (7-11)** | قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار CII.....111 |

| | |
|---|---|
| **الجدول (7-12)** | قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار EPI.....111 |
| **الجدول (7-13)** | مقارنة قياسات الأداء من أجل أنماط مختلفة من الصور.....112 |
| **الجدول (7-14)** | قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار CII.....114 |

# فـهـــرس الأشكـال


| | |
|---|---|
| **الشكل (2-1)** | البنية التشريحية للثدي.....8 |
| **الشكل (2-2)** | أمراض الثدي الحميدة.....10 |
| **الشكل (1-3)** | الصورة الشعاعية للثدي( أحادية البعد ) لشرح دور التباين الحيزي والصحيح على الصورة.....21 |
| **الشكل (2-3)** | نموذج مبسط محوسب لآلية تحصيل صور الثدي الشعاعية.....22 |
| **الشكل (3-3)** | معاملات التخامد بدلالة الطاقة للورم والشحوم والغدد اللمفاوية للصورة الشعاعية للثدي.....23 |
| **الشكل (4-3)** | تباين صورة الثدي تعتمد على طاقات فوتونات أشعة- X .....24 |
| **الشكل (5-3)** | وحدة التصوير الشعاعي للثدي.....25 |
| **الشكل (6-3)** | التوضع الفراغي لنظام التصوير الشعاعي للثدي (a) التوضع الخطي الصحيح، (b) التوضع الخاطئ26 |
| **الشكل (7-3)** | طيف الهدف من مادة المولبيديوم والمرشح بطبقة مولبيديوم سماكتها 0.03mm .....28 |
| **الشكل (8-3)** | مخطط صندوقي لنظام تصوير شعاعي رقمي للثدي.....31 |
| **الشكل (9-3)** | المنظران القياسيان للثدي المستخدمان في التصوير الإشعاعي للثدي(a) المسقط القحفي الذنبي، من الأعلى إلى أسفل، (b) المسقط الجانبي إنسي وحشي مائل .....32 |
| **الشكل (10-3)** | ثلاثة صور ماموغرام مرتبة وفق تزايد كثافة الأنسجة، (a) الدهنية،(b) دهني غدي،(c ) كثيف - غدي.34 |
| **الشكل (1-4)** | المخطط العام لخوارزمية الكشف بمساعدة الحاسب CAD.....39 |
| **الشكل (2-4)** | منحني ROC لنظام كشف مثالي.....42 |
| **الشكل (3-4)** | منحني FROC لنظام كشف مثالي .....42 |
| **الشكل (1-5)** | عمليتا الإغلاق والفتح للصورة الرقمية اعتماداً على التمديد والتعرية.....66 |
| **الشكل (2-5)** | العتبة المثلى في الهيستوغرام.....69 |
| **الشكل (3-5)** | a- التفرطح سلبي ، b- التفرطح إيجابي.....72 |

| | |
|---|---|
| **الشكل (5-4)** | a– الالتواء الايجابي، b– الالتواء السلبي.....72 |
| **الشكل (5-5)** | مراحل التصنيف.....73 |
| **الشكل (5-6)** | تابع السيغمويد.....75 |
| **الشكل (5-7)** | بنية الشبكة العصبونية المقترحة.....76 |
| **الشكل (5-8)** | بارامترات الشبكة العصبونية المقترحة.....77 |
| **الشكل (6-1)** | المخطط الانسيابي لتحسين التباين.....85 |
| **الشكل (6-2)** | (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة بعد الاقتصاص من قاعدة البيانات MIAS .....86 |
| **الشكل (6-3)** | (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة بعد الاقتصاص من قاعدة البيانات المحلية.....86 |
| **الشكل (6-4)** | (a) الصورة المحسنة من قاعدة البيانات MIAS، (b) الصورة المحسنة من قاعدة البيانات المحلية..88 |
| **الشكل (6-5)** | المخطط الانسيابي لتجزيء منطقة الاهتمام.....89 |
| **الشكل (6-6)** | الصورة المجتزأة وفق Otsu's method. (a) تمثل MCs في صورة ماموغرام من قاعدة بيانات MIAS ، (b) تمثل MCs في صورة ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية .....90 |
| **الشكل (6-7)** | الصورة النهائية. (a) تمثل صورة ماموغرام لقاعدة بيانات MIAS بعد رسم دوائر حول النقط التي تمثل MCs (b) تمثل صورة ماموغرام محلية بعد رسم دوائر حول النقط التي تمثل MCs .....90 |
| **الشكل (6-8)** | تصنيف التكلسات الميكروية : (a)– ضغط المستخدم زر نعم لتنشيط المستطيل المرسوم حول التكلس المقترح ليتم تصنيفه، (b)– تستخلص خصائص المنطقة المحددة لتغذي المصنف المطلوب. (c)– تظهر نتيجة التصنيف في رسالة.....92 |
| **الشكل (7-1)** | منحنيات الـ ROC لقواعد البيانات الثلاثة، MIAS (بالأزرق)، DDSM (الاخضر) وقاعدة البيانات المحلية (بالأحمر) كشف التكلسات الميكروية العنقودية لكلا المصنفين ANN، Adaboost.....105 |
| **الشكل (7-2)** | منحنيات الـ FROC لقواعد البيانات الثلاثة، MIAS (بالأزرق)، DDSM (الاخضر) وقاعدة البيانات المحلية (بالأحمر) كشف التكلسات الميكروية العنقودية لكلا المصنفين ANN،Adaboost.....106 |
| **الشكل (7-3)** | المتوسط الحسابي لمعيار CII للأنماط نسج الثدي.....110 |

| | |
|---|---|
| **الشكل (7-4)** | المتوسط الحسابي لمعيار PSNR للأنماط نسج الثدي.....110 |
| **الشكل (7-5)** | (a ) مقارنة CII، (b ) مقارنة PSNR .....113 |
| **الشكل (7-6)** | قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار التباين CII.....114 |

# المصطلحات العلمية والاختصارات

| | |
|---|---|
| ACR | American College of Radiology |
| Adaboost | Adaptive Boosting |
| AEC | Automatic Exposure Control |
| ANN | Artificial Neural networks |
| AUC | Area Under the Curve |
| BI – RADS | Breast Imaging Reporting and Data System |
| BPNN | Back Propagation Neural Network |
| CAD | Computer Aided Detection |
| CC | Cranio Caudal |
| CII | Contrast Improvement Index |
| CLAHE | Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization |
| CT | Computerized Tomography |
| DCIS | Ductal Carcinoma in Situ |
| DDSM | Digital Data Base for Screening Mammography |
| DWT | Discrete Wavelet Transform |
| ELM | Extreme Learning Machine |
| EPI | Edge Preservation Index |
| FCC | Fibrocystic Change |
| FFDM | Full Field Digital Mammography |
| FN | False Negative |
| FOS | First Order Statistics |
| FP | False Positive |
| FPF | False Positive Fraction |
| FROC | Free Response ROC curve |
| FSM | Film Screen Mammography |
| GA | Genetic Algorithm |
| GLCM | Gray-Level Co-occurrence Matrix |
| GLRLM | Grey Level Run Length Matrix |
| IBC | Inflammatory Breast Carcinoma |
| KNN | K-Nearest Neighbor |

| | |
|---|---|
| LBP | Local Binary Pattern |
| LPQ | Local Phase Quantization |
| LRM | local range modification |
| LTEM | Lows Texture Energy Measurement |
| MCs | Microcalcifications |
| MIAS | Mammographic Image Analysis Society |
| MIC | Multiple Image Comparison |
| MLO | Medio-Lateral Oblique |
| MRI | Magnetic Resonance Imaging |
| NCI | National Cancer Institute |
| NPSO | New Particle Swarm Optimization |
| PCA | Principal Component Analysis |
| PET | Positron Emission Tomography |
| PSNR | Peak Signal to Noise Ratio |
| RBF | Radial Basis Function |
| RBST | Rubber Band Straightening Transform |
| RDW | Redundant Discrete Wavelet |
| ROC | Receiver Operating Characteristic |
| ROI | Region of Interest |
| SEER | Surveillance, Epidemiology, and End Results Program |
| SGLDM | Spatial Gray Level Dependence Method |
| SIC | Single Image Comparison |
| SVM | Support Vector Machine |
| TN | True Negative |
| TP | True Positive |
| WBGK | Wavelet Background Approximation |
| WHO | World Health Organization |
| WLST | Wavelet Linear Stretching |
| WOE | Without Enhancement |
| WSRK | Wavelet Shrinkage |

# Abstract

Breast cancer is a serious disease that threatens women's lives more than any other cancer. an efficient diagnosis in its early stage can thus give women a better chance of full recovery.

Microcalcifications or MCs are considered to be the basic symptoms present in mammograms for breast cancer diagnosis. Therefore, the accurate detection of MCs is mandatory for the on-time diagnosis, effective treatment and reduction of mortality rates due to breast cancer.

Mammogram analysis and interpretation is a challenging task, there are many obstructions to the accurate detection of MCs such as: small and non-uniform shape and size of the MCs clusters in addition to low contrast quality of MCs as compared to the rest of the tissue. These shortcomings of manual interpretation of MCs raise the need for an automatic detection system to assist radiologists in mammogram analysis and it is used as a second reader to alert the physician to regions that may be overlooked. In this study, an automated system has been developed to minimize the manual inference and diagnose breast cancer with good precision.

The system algorithm depends on the development of the principles of image analysis to identify suspected areas that may contain clustered microcalcification. Firstly, number of advanced morphological operations are used as Top-Hat and Bottom-Hat as an initial treatment aiming at improving mammography images contrast. Secondly, Otsu's multi-threshold method is applied to segment the region of interest (ROI) and detect the proposed microcalcifications. In the next stage, these suspected regions are fed to a classifier which then detects if the region was normal, benign or malignant. We compared the performance of a Neural Network classifier with Adaboost. ANN classifier shows more sensitivity and specificity but less accuracy as compared to Adaboost for tested images.

The suggested algorithm was tested for DDSM, MIAS and local database and showed high level of overall accuracy (98.64%), sensitivity (80.89%) and specificity (77.65%). Overall results show that the developed algorithm is able to achieve high accuracy and efficiency for the detection and diagnosis of breast cancer lesions.

# الملخص

سرطان الثدي هو أحد الأمراض الخطيرة التي تهدد حياة النساء أكثر من أي سرطان آخر. وتشخيصه في مرحلة مبكرة تتيح إمكانية علاج المرض بشكل أكثر فعالية. تعتبر التكلسات الميكروية العنقودية من الأعراض الأساسية الحالية في صور الماموغرام لتشخيص سرطان الثدي؛ لذلك، فإن الكشف الدقيق عن التكلسات الميكروية العنقودية أمر هام وضروري من أجل التشخيص والعلاج الفعال في الوقت المناسب وبالتالي خفض معدلات الوفيات التي يسببها سرطان الثدي.

تحليل صور الماموغرام وتفسير موجوداتها مهمة صعبة، وهناك العديد من المعوقات التي تحول دون الكشف الدقيق عن التكلسات الميكروية العنقودية تعزى إلى صغرها، شكلها غير الموحد، وحجم تجمعات التكلسات الميكروية بالإضافة إلى انخفاض جودة تباين التكلسات الميكروية في صور الماموغرام مقارنة مع بقية النسيج. تثير عيوب التفسير اليدوي الآنفة الذكر الحاجة إلى نظام كشف تلقائي لمساعدة أطباء الأشعة في تحليل صور الماموغرام كقارئ ثاني تنبه الطبيب إلى مناطق قد يغفل عنها. لذا؛ يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام كشف آلي للحد من الاستدلال اليدوي يساعد في الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية بنتائج جيدة، يعتمد على تطوير مبادئ تحليل الصورة في تحديد المناطق المشتبهة التي قد تحوي التكلسات الميكروية العنقودية.

تقوم خوارزمية النظام المطور على استخدام عدد من العمليات المورفولوجية المتقدمة كمرشحات الـ (Top-Hat و Bottom–Hat) كمعالجة أولية بهدف تحسين تباين صور الماموغرام. ومن ثم طبقت منهجية تعتيب أوتسو متعدد العتبة (Otsu's Method) في مرحلة التجزيء لاقتطاع منطقة الاهتمام والكشف عن التكلسات الميكروية المقترحة. تم تغذية اثنين من المصنفات الرياضية هما مصنف الشبكة العصبونية (ANN) ومصنف (Adaboost) بمجموعة الخصائص المستخلصة من المناطق المقترحة لتقرر فيما إذا كانت المنطقة طبيعية، حميدة أو خبيثة. أظهرت نتائج مقارنة أداء كل من المصنفين أن مصنف شبكة الـ (ANN) أكثر حساسية وخصوصية ولكنها أقل دقة مقارنة مع مصنف الـ (Adaboost) للصور المدروسة. أظهر اختبار الخوارزمية المقترحة لمجمل مجموعة صور قاعدة البيانات المحلية وقاعدتي البيانات المعيارية الـ DDSM والـ MIAS مستوى عال من الدقة الإجمالية قدرها (98.64%) وحساسية قدرها (81.89%) وخصوصية قدرها (77.65%). وبالتالي فإن النظام المطور قادر على تحقيق درجة عالية من الدقة والكفاءة للكشف وتشخيص افات سرطان الثدي وخاصة آفة التكلسات الميكروية العنقودية.(77.65%).

# الفصــل الأول
# المقــدمــة

## تمهيـد

سرطان الثدي هو واحد من الأنواع الأكثر شيوعا بين النساء في جميع أنحاء العالم مع معدلات وفيات مختلفة في مناطق جغرافية مختلفة. ومن الصعب جدا تشخيص سرطان الثدي في الوقت المناسب. وبالتالي، فإن التشخيص المبكر يلعب دورا هاما في تحسين معدل البقاء على قيد الحياة، وتحسين حالة المريض الحياتية.

يحدث هذا المرض إما على شكل كتل أو تكلسات ورمية. تظهر التكلسات الميكروية العنقودية في أكثر من 30% من أمراض سرطان الثدي [1,2]. تتميز هذه الآفة بناحيتين مرضيتين هامتين. الناحية الأولى: قد تشير الآفة إلى مرض خبيث بشكل مبكر حيث إمكانية معالجة المرض بشكل فعال تكون أكبر [3,4]. أما الناحية الثانية: غالباً ما تحدث عند البنات الشابات [4] ويتناقص حدوث هذه الآفة مع تقدم العمر، وبالتالي فإن الكشف المبكر لهذه الآفة ضروري جداً من أجل تخفيض معدل الوفيات، والمحافظة على حياة المرضى.

تبدو التكلسات الميكروية العنقودية في صورة الثدي الشعاعية Mammogram على أنها جزيئات صغيرة مضيئة مختلفة الحجم والشكل والكثافة وطريقة التجمع [5]. بما أن هذا المرض يعتبر أحد العلامات المبكرة لمرض سرطان الثدي فإن الكشف المبكر الدقيق لهذا المرض عند هذه المرحلة ذو أهمية كبيرة.

على الرغم أن تقنية التصوير الشعاعي للثدي (الماموغرام) Mammography قد أثبتت أنها طريقة التصوير الشعاعي الأنجع من أجل الكشف المبكر عن التكلسات الميكروية الخبيثة، وكثيرا ما تستخدم اختبارات الماموغرام في برامج الفحص الروتيني الوقائي إلا أن هناك بعض المشاكل الناجمة كطبيعة التصوير الشعاعي المتعلقة بسرطان الثدي، والعوامل البشرية مثل تفاوت معايير القرار، وغيرها من الصعوبات التي تؤدي إلى حدوث أخطاء في كشف تشخيص هذا المرض كما أشار العديد من

الباحثين [6]، لهذا السبب، أصبح تحسين دقة كشف المرض باستخدام الحاسوب وعلم معالجة الصور الرقمية موضوع من أجل البحث العلمي في العديد من معاهد الأبحاث في العالم [7].

في السنوات الأخيرة، أدى التقدم السريع في معالجة الصور والذكاء الاصطناعي إلى آفاق جديدة لتحليل صور الماموغرام، وتستخدم الآن أنظمة الكشف بمساعدة الحاسوب (CAD) لمساعدة أطباء الأشعة في قراءة وتحليل صور الماموغرام وتحسين حساسية ودقة التشخيص والتقليل من فرص الخطأ البشري.

## أهمية البحث

يسهم هذا البحث في مساعدة الطبيب في تحديد مواقع الآفات آلياً في صور الماموغرام الرقمية أو العادية حيث يستخدم خرج الخوارزمية على أنه قارئ ثاني لتنبيه الطبيب إلى آفات قد يغفل عنها يغفل عنها[7]. بالإضافة إلى إمكانية استخدامها في تدريب طلاب الدراسات العليا في اختصاص قراءة الصور الشعاعية للثدي.

## الهدف من البحث

يكمن الهدف الرئيسي لهذا البحث في تطوير خوارزمية الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية التي تظهر بشكل مبكر من حالات الإصابة بسرطان الثدي وذلك في صور الماموغرام الرقمية. ومن أجل تحسين دقة الكشف عن هذا المرض قمنا باستخدام المبادئ المختلفة في علم معالجة الصورة وخاصة تحليل خصائص الصورة لتحسين دقة الكشف.

تتمكن الخوارزمية المطورة في هذه الدراسة من تحليل صور الماموغرام بمساعدة الحاسب وكشف آفة التكلسات الميكروية العنقودية. وتنفذ المنهجية المقترحة في هذا البحث على عدة مراحل:

- يتم في المرحلة الأولى استخدام مرشح وينر لإزالة ضوضاء الخلفية من صورة الماموغرام، ومن ثم تستخدم مرشحات أعلى القبعة Top Hat وأسفل القبعة Bottom Hat بهدف تحسين تباين الصورة.

- تطبق في مرحلة التجزيء خوارزمية أوتسو متعدد العتبة التي تقوم بحساب العتبة الأكثر ملاءمة آلياً لتفصل بكسلات الصورة إلى فئتين، بحيث يكون التباين بين الصفين أعظم ما يمكن.
- ومن ثم تطبق نوافذ Law's mask لتحليل تراكيب الصورة المعالجة وذلك بهدف مزيد من تصفية الصورة وإزالة الضجيج لتظهر فقط بقع التكلسات في صورة الماموغرام المجتزأة.
- تم استخلاص 46 خاصة لكل من التكلسات المقترحة باستخدام مصفوفة Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) و والتفرطح kurtosis والالتواء skewness .
- كما استخدمت طريقة جديدة بهدف زيادة كفاءة التشخيص وهي تقنية النمط الثنائي المحلي Local Binary Pattern (LBP) كمرحلة تصنيف أولي للتمييز بين الصور الطبيعية (Normal) وصور غير الطبيعية (Abnormal).
- في المرحلة الأخيرة تم تصنيف التكلسات المقترحة بين الخبيثة والحميدة والنسج الطبيعية من خلال المقارنة بين اثنين من المصنفات هما الشبكة العصبونية الصنعية ANN ومصنف الدعم التكيفي Adaboost وذلك بهدف تحسين دقة الكشف، ومن المعروف أن الشبكة العصبونية ANN تخفض عدد الاستجابات الخاطئة بشكل ملحوظ، كما يعتبر مصنف الـ Adaboost مصنف قوي يتكون من مزيج من مصنفات ضعيفة مختلفة.
- أخذت بعين الاعتبار كل من البارامترات الإحصائية مثل الحساسية والخصوصية والدقة التي تم الحصول عليها من هذه المصنفات من أجل تقييم أداء الخوارزمية. تم تقييم خرج الخوارزمية المقترحة في هذا البحث وفقاً لطرق معيارية مرتبطة بمنحنيات خصائص تشغيل المستقبل ROC (Receiver Operating Characteristic) ومنحنيات خصائص التشغيل الاستجابة الحر FROC (Free Response Operating Characteristic).

تم إنجاز الخوارزمية وكتابتها بلغة MATLAB R2014a. وقد طبقت النظام المقترح على صور ماموغرام رقمية استحصلت من قواعد بيانات محلية تم استحصالها من مريضات في مشفى المواساة والمجتهد (دمشق) وقاعدتي بيانات معيارية من نوع MIAS و DDSM. أثبتت النتائج التجريبية والكمية أن الخوارزمية قادرة على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير صور الماموغرام بالإضافة إلى تحسين أداءهم في التشخيص.

قسمت قاعدة البيانات المستخدمة في هذا البحث إلى ثلاث مجموعات. تتضمن المجموعة الأولى 35 صورة مأخوذة من قاعدة بيانات محلية تم استحصالها من مريضات مشفى المواساة والمجتهد (دمشق) من أجهزة ماموغرام رقمية، أما المجموعة الثانية والثالثة تتضمن 26 صورة ماموغرام من قاعدتي بيانات معيارية من نوع MIAS (Mammographic Image Analysis Society) و DDSM (Digital Data Base for Screening Mammography) أثبتت نتائج الدراسة أن مصنف الـ Adaboost قد حقق دقة وحساسية أعلى من مصنف الـ ANN، وبالمجمل يستنتج أن النظام المطور المقترح لديه حساسية 83% وخصوصية 80% ودقة 99%، كما أثبتت النتائج التجريبية والكمية أن الخوارزمية قادرة على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير صور الماموغرام بالإضافة إلى تحسين أداءهم في التشخيص.

ومن جهة ثانية تم تقييم أداء خوارزمية التحسين بحساب مؤشرات خاصة كمؤشر تحسين التباين Contrast Improvement Index (CII)، ومؤشر نسبة ذروة الإشارة إلى الضجيج the peak signal to noise ratio (PSNR) ، ومؤشر لتحديد الحواف Edge Preservation Index (EPI) وفقاً لأنماط النسج من جهة ومن ثم وفقاً لآفات الثدي من جهة ثانية وذلك بالنسبة لقاعدة البيانات المعيارية MIAS. كما قورنت النتائج الكمية للخوارزمية المقترحة مع نتائج لدراسة بحثية حديثة أخرى استخدمت مصنفات مغايرة باستخدام قاعدة البيانات المعيارية DDSM.

يمكن تلخيص المشكلات الأساسية للبحث من خلال النقاط التالية:

- انخفاض التباين بين التكلسات والأنسجة المحيطة بها. حيث أن النسج المحيطة لها كثافة عالية ومشابهة للتكلسات فمن الصعب الكشف عنها.
- لا يمكن التنبؤ بشكل وحجم وموقع التكلسات؛ وهي تختلف قليلا حتى عندما توجد في نفس التجمع. تراكيب وبنى الثدي مثل الأوعية الدموية أو الاقنية اللبنية وغيرها، لا يمكن أبدا ان تنسب الى الحالات غير الطبيعية (الشاذه)، ففي كثير من الأحيان تكون لها خصائص مشابهة للتكلسات. هذا ما يمكن أن يؤدي إلى استجابة خاطئة مما قد يسبب قلقاً لا داع له للمريض.
- تحتاج مثل هذه الأنظمة إلى عدد كبير من العينات التي تحتوي على مجموعة متنوعة من الآفات غير الطبيعية، للتمكن من تقديم التشخيص السليم لصور الماموغرام، التي من شأنها مساعدة أطباء الأشعة في هذه المهمة.

وبالتالي تتلخص الأهداف الأساسية التي تم تغطيتها في هذا العمل كمايلي:

- تجزئة صور الماموغرام لتسليط الضوء على التكلسات الميكروية في الأنسجة.
- تصنيف كل تكلس ميكروي مكتشف إما أنه آفة (Abnormal) أو نسيج سليم (Normal).
- إذا تم الكشف عن أنها آفة، سيتم تصنيفها إلى إحدى الحالتين حميدة أو خبيثة.

تتكون هذه الأطروحة من ثمانية فصول على النحو التالي:

**الفصل الأول: مقدمة**

**الفصل الثاني:**

يقـدم هـذا الفصـل توصـيفاً عامـاً للثـدي يتضـمن البنيـة التشـريحية للثـدي، وأمـراض الثـدي، ودلالات التكلسات الميكروية، وأسباب التصوير التشخيصي.

**الفصل الثالث:**

يصـف أساسـيات نظـام التصـوير الإشـعاعي الفيلمـي للثـدي وتصـوير الثـدي الرقمـي، ومظهـر المـاموغرام، وخصـائص الـتكلس الميكـروي فـي الصـورة، وأداء تشـخيص المـاموغرام، وطرائـق التصوير الأخرى.

**الفصل الرابع:**

يعـرض مفهـوم أنظمـة الكشـف الآلـي (Computer Aided Detection) CAD، ومراحـل كشـف تكلسـات الثـدي بمسـاعدة الحاسـب CAD، كمـا يعـرض أهـم الدراسـات المرجعيـة التـي تناولـت أداء الخوارزميـات المنشـورة مـؤخراً بـين العـامين 2000 و2014 للكشـف عـن التكلسـات الميكروية، ومن ثم تقييم أداء خوارزميات الكشف بمساعدة الحاسب CAD.

**الفصل الخامس:**

يعـرض هـذا الفصـل مصـادر قواعـد البيانـات المسـتخدمة فـي البحـث، وشـرحاً للأسـس النظريـة للتقنيـات المسـتخدمة فـي المنهجيـة المقترحـة لتطـوير نظـام الـCAD، وعـرض المعـايير المستخدمة في تقييم أداء الخوارزمية.

**الفصل السادس:**

يقــدم هــذا الفصــل الاســس العمليــة للبحــث متضــمناً شــرحاً تفصــيليا لمراحــل المنهجيــة المقترحـة، كمـا يعـرض خطـوات تنفيـذ الخوارزميـة علـى صـورة مـن قاعـدة بيانـات محليـة وصـورة من قاعدة بيانات معيارية.

**الفصل السابع:**

يتضــمن هــذا الفصــل عرضــاً مفصــلاً لنتــائج تطبيــق البرنــامج المقتــرح علــى صــور قاعــدة البيانـــات المحليـــة وقاعـــدتي البيانـــات المعياريـــة MIAS و DDSM وذلـــك باســـتخدام مصـــنفين رياضـــيين همـــا الـــشبكة العصـــبونية ANN والـــ Adaboost. كمـــا يســـتعرض نتـــائج تقيـــيم أداء الخوارزميـة كميـاً. تـم القيـام فـي هـذا الفصـل باختبـار أداء الخوارزميـة المقترحـة وذلـك مـن خـلال المقارنـــة بـــين نتـــائج أداء الخوارزميـــة المقترحـــة فـــي هـــذا البحـــث، وأداء خوارزميـــات لدراســـات حديثـة اسـتخدمت مـن جهـة مصـنفات مغـايرة، ومـن جهـة أخـرى خوارزميـات تحسـين مختلفـة وذلك وفقاً لكل من أنماط النسج وآفات الثدي.

**الفصل الثامن: خاتمة ومقترحات مستقبلية**

# الفصل الثاني
# أمراض الثدي وطرق تشخيصها

2-1- البنية التشريحية للثدي

2-2- أمراض الثدي

2-2-1- أمراض الثدي الحميدة

2-2-2- سرطان الثدي

2-2-3- تكلسات الثدي

2-3- إحصائيات حول مرض سرطان الثدي

2-4- أسباب التصوير التشخيصي

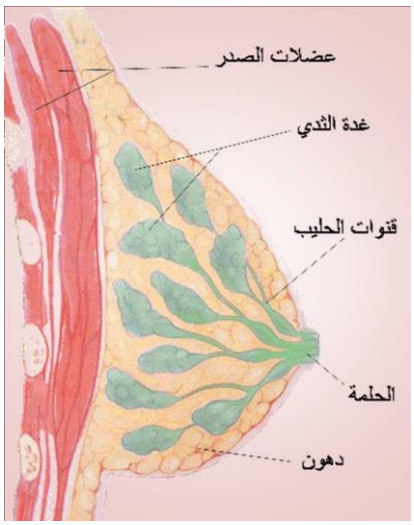
2-5- طرق تشخيص سرطان الثدي

# الفصـــل الثـــانـي
# أمراض الثدي وطرق تشخيصها

## 2-1 البنية التشريحية للثدي

يغطي الثدي منطقة الصدر الكائنة بين الضلع الثاني والضلع السادس من القفص الصدري، كما يمتد من الحافة الجانبية لعظمة القص إلى الخط الإبطي الأمامي[8]. ويعتبر الثدي عضواً أساسياً في جسم المرأة، خلق ليقوم بإنتاج الحليب لإرضاع الطفل بعد الولادة، فهو مكون من العديد من الغدد المنتجة للحليب، وتتصل جميع هذه الغدد بأنابيب وعائية تقوم بنقل الحليب من المصنع المنتج وهي الغدة الحليبية إلى الحلمة، وبقية مكونات الثدي عبارة عن خلايا دهنية وروابط تدعم الثدي وأوعية دموية وليمفاوية [10,9]، وكما هو موضح في الشكل (2-1) يتكون الثدي من:

1. **طبقة الجلد الخارجية:** حيث توجد منطقة ملونة باللون البني الغامق أو الفاتح تحيط بالحلمة. وتحتوي الحلمة على نهايات قنوات الغدد الثديية لتتجمع كلها في نهاية الحلمة. كما تحتوي الحلمة على نهايات عصبية سريعة الاستثارة ولها دور كبير في الرضاعة وتنشيط حاسة إفراز الحليب.




**الشكل (2-1) البنية التشريحية للثدي** [9]

2. **الغدد الثديية:** وعمل هذه الغدد إفراز الحليب باستثارة الغدد الهرمونية وذلك بتوجيه من هرمون البرولاكتين (Prolactin) وهو أحد هرمونات الفص الأمامي للغدة النخامية.
3. **النسيج الدهني:** هو الذي يكون الكثافة والقوام للثدي وهو يساعد على إنتاج الطاقة اللازمة لتكوين الحليب.
4. **العضلة الصدرية الكبيرة:** وتمتد هذه العضلة من الضلع الثاني إلى الضلع السادس للقفص الصدري، وتستقر عليها كل مكونات الثدي التي ذُكرت سلفاً.
5. **النسيج الثديي:** ويبدأ من الترقوة حتى نهاية الضلع الثامن.

## 2-2 أمراض الثدي

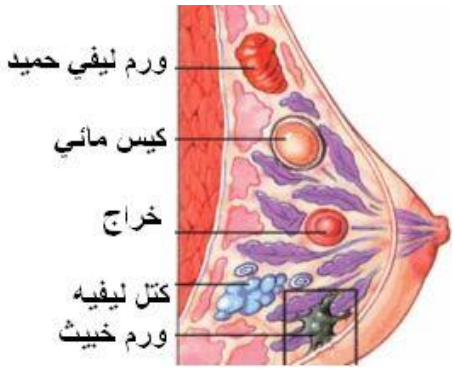
بصوره عامه فإن أمراض الثدي نادراً ما تبدأ قبل مرحلة البلوغ، ونادراً ما تستمر بعد مرحلة اليأس. أي أغلب أمراض الثدي تتمركز في الفترة ما بين 12-50 عاماً، تتضمن أمراض حميدة وأخرى خبيثة.

### 2-2-1 أمراض الثدي الحميدة

تشمل عدة أنواع منها: التهابات الثدي والحلمة، الأكياس المائية والدهنية والأورام الليفية. وربما يوجد واحدة أو أكثر من هذه التغيرات في نفس الثدي، ومن أهم الأعراض التي تشكو منها المصابة بهذه الأمراض هي: آلام الثدي، إفرازات الحلمة، ووجود كتل محسوسة، وهي مبينة في الشكل(2-2)، ونذكر أهم هذه الأمراض:

- التغيرات الليفية الكيسية.
- حالة فرط التنسج (Hyperplasia).
- توسع غدد وفصيصات الثدي (Adenosis).
- الورم الغددي الليفي (Fibroadenomas).
- الأورام الكيسية (Phyllodes tumors).
- أورام الحليمات (Intraductal papillomas).
- أورام الخلايا الحبيبية (Granular cell tumors).

- النخر الدهني والأكياس الدهنية (Fat necrosis and oil cysts).[11]




**الشكل (2-2): أمراض الثدي الحميدة** [11]

## 2-2-2 أمراض الثدي الخبيثة

### 2-2-2-1 سرطان الثدي

سرطان الثدي يعني عدم انتظام نمو وتكاثر وانتشار الخلايا التي تنشأ في أنسجة الثدي. ومجموعة الخلايا المصابة والتي تنقسم وتتضاعف بسرعة يمكن أن تشكل قطعة أو كتل نسيجية إضافية والتي تدعى الأورام. الأورام إما أن تكون غير سرطانية (حميدة) أو سرطانية (خبيثة). الأورام الخبيثة تتكاثر وتدمر أنسجة الجسم السليمة. ويمكن لبعض الخلايا ضمن الورم أن تنفصل وتنتشر بعيداً إلى أجزاء أخرى من الجسم. يسمى انتشار الخلايا من منطقة في الجسم إلى أخرى بالانبثاث. هناك بعض العوامل التي قد تساهم بشكل كبير في ظهور المرض[12] مثل: العوامل الهرمونية، زيادة الوزن، العامل الوراثي، الغذاء، الكحول، التدخين، الإشعاع، الحمل بعد سن الثلاثين، العمر.

### 2-2-2-2 تكلسات الثدي:

التكلسات عبارة عن ترسبات من الكالسيوم، تبدو في صور الماموغرام على شكل بقع بيضاء ذات أشكال وأحجام وتوزيعات مختلفة. تظهر التكلسات في الماموغرام مترافقة (مقترنة) أو غير مترافقة بسرطان الثدي.

يشير حدوث التكلسات في الثدي إلى احتمال مرض سرطان الثدي عند المرأة، حيث تظهر في أكثر من 30% من أمراض سرطان الثدي، ويزيد الكشف المبكر فقط فرصة إنقاذ المريض والحفاظ على حياة المريض.

هناك نوعان رئيسيان من التكلسات: التكلسات الكبيرة Macrocalcifications والتكلسات الصغيرة Microcalcifications .

- التكلسات الكبيرة Macrocalcifications: ترسبات 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 عشرة نساء تحت الخمسين.
- التكلسات الصغيرة Microcalcifications: تبدو كذرات أو بقع ناعمة من الكالسيوم في الثدي، من الممكن أن ترى وحيدة أو مجتمعة (عنقودية)، إن ظهور التكلسات الميكروية في صور الماموغرام شيء مقلق ومثير للاهتمام، ولكن هذا لا يعني دائماً وجود أو حدوث سرطان. تساعد طريقة التوزع والانتشار أخصائي الأشعة في تحديد إمكانية احتمال حدوث سرطان، لا يعني وجود تكلسات ميكروية في معظم الحالات أن ذلك يتطلب خزعة، ولكن إذا كانت التكلسات متوضعة بشكل مريب أو بهيكلية معينة فينصح عندها بضرورة إجراء خزعة. (أثناء أخذ الخزعة يأخذ الطبيب جزء صغير من المنطقة المشبوهة ليراها تحت المجهر، اختبار الخزعة هو الطريق الوحيد لمعرفة أن هناك سرطان أم لا) [13].

تم تصنف التكلسات حسب التصنيف الحديث بنتيجة تصوير الثدي وهو تصنيف BI-RAD Breast Imaging Reporting and Data System إلى مجموعتين: تكلسات سليمة Benign وتكلسات خبيثة Malignant. يمكن التمييز بين المجموعتين السليمة والخبيثة من حيث الشكل والتوزع (الانتشار) [14]. حيث تظهر التكلسات السليمة (الحميدة) بعدة أشكال مثل التكلسات الجلدية، والوعائية، والدائرية، والعصوية، والكروية. أما التكلسات الخبيثة تظهر بأشكال مختلفة أهمها: التكلسات الحبيبية، والتكلسات الميكروية، والتكلسات غير المتجانسة، والتكلسات الناعمة المتشعبة.

يستطيع تصوير الثدي فيما يخص التكلسات الصغيرة (0.5 mm) كشف الجزيئات الكلسية بحجم 50 ميكرون وهي مشخصة في 50% من التورمات تحت السريرية. وهناك خمسة نماذج من التكلسات الصغيرة المجتمعة وفق تصنيف BI-RAD System:

نموذج 1: حلقية أو قوسية الشكل وهي دائماً سليمة.

نموذج 2: مدورة نقطية الشكل منتظمة (22% خبيثة).

نموذج 3: غبارية المظهر دقيقة جداً (36% خبيثة).

نموذج 4: عرفية الشكل متقطعة غير منتظمة تعطي شكل حبيبات الملح (52% خبيثة).

نموذج 5: دودية بشكل عصيات (91% خبيثة) [15].

## 2-3 دراسات إحصائية حول مرض سرطان الثدي

أظهرت الدراسات الإحصائية لسرطان الثدي اختلاف معدلات الحدوث والوفيات تبعاً للمناطق الجغرافية، إذ تكون أعلى معدلات حدوث في أمريكا الشمالية وأقلها في شمالي إفريقيا وغربها، ففي إحصائيات قامت بها منظمة الصحة العالمية World Health Organization (WHO) حول النسب المئوية للسرطانات الأربعة الأساسية في مناطق العالم بينت أن سرطان الثدي يبقى ضمن المراتب الثلاث الأولى للسرطانات الأكثر شيوعا في العالم. كما ذكرت بعض تقارير برنامج المراقبة والوبائيات والنتائج النهائية Surveillance, Epidemiology, and End Results Program (SEER) لمؤسسة السرطان الوطنية National Cancer Institute (NCI) أن سرطان الثدي يصيب أيضا الرجال ولكن بنسبة تصل إلى 1:1000 بالمقابل يصيب سرطان الثدي واحدة من كل عشرة نساء كنسبة عالمية[18,16]. كما نشرت أبحاث السرطان في بريطانيا UK عام 2008 تقريراً حول مدى انتشار سرطان الثدي في العالم مبينة أنه بالرغم من أن نسبة الإصابة بسرطان الثدي في كل من أوروبا وأمريكا مرتفعة بالمقارنة مع آسيا وأفريقيا إلا أن نسبة الوفيات في كل مع أوروبا وأمريكا منخفضة بشكل ملحوظ بالمقارنة مع مناطق أفريقيا وآسيا وربما يعزى ذلك إلى زيادة الوعي والفحص الدوري والكشف المبكر عن سرطان الثدي في المناطق المتطورة [17].

أما في الجمهورية العربية السورية فقد بينت الإحصائيات الموجودة في السجل الوطني للأورام 2002-2007 أن سرطان الثدي قد احتل المرتبة الأولى عند السيدات بنسبة 30.6% (1850 حالة جديدة)[18]. ومن الملفت للنظر أن سلوكية هذا المرض تختلف عندنا عما هي في دول أخرى حيث تتزايد نسبة حدوثه في بلدنا بمعدل 4%، ويحدث عند اليافعات (قبل سن الأربعين) بنسبة 20% مقارنة

مع 8% في الغرب. كما يشخص حوالي 20% فقط من سرطان الثدي في بلدنا في المرحلة الأولى بسبب انخفاض مستوى الرعاية الصحية[18].

## 2-4 أسباب التصوير التشخيصي

تعد نسبة النجاة من سرطان الثدي ضئيلة جداً (حوالي 1%) إذا لم يعالج مبكراً، لذا فإن:

- الكشف المبكر يحد من حدوث وانتشار سرطان الثدي بنسب عالية، وبينما لا يقدم الكشف المبكر فائدة تذكر في كثير من السرطانات كسرطان الرئة على سبيل المثال لا الحصر.
- كما أن الكشف المبكر عن سرطان الثدي يساهم إلى حد كبير بالشفاء نهائياً منه وتجاوز محنته وعواقبه. كلما كشفنا المرض باكراً كلما أصبحت كلفة العلاج أقل وازدادت نجاحته التي قد تصل إلى 90%.
- إذا تم اكتشاف المرض في مرحلة دون $1cm^3$ يمكن أن لا يستأصل الثدي وبالتالي المحافظة على جمال وشكل الثدي وهذا يعني تقليل المعاناة النفسية لدى المريض. للأسباب السابقة يعزى الهدف من التشخيص المبكر باعتبار أن هذا المرض بالذات ليس له لقاح أو طريقة حياة كبقية الأمراض [19].

## 2-5 طرق تشخيص سرطان الثدي

يوجد العديد من وسائل التشخيص المتنوعة التي تلعب دوراً متزايداً في عملية التشخيص المبكر لسرطان الثدي وعلاجه السريع وعمليات المتابعة، ولها أيضاً دور هام في حالات الرصد المبكر لعودة الأورام مرة أخرى [21,20] وأحد هذه الوسائل الفحص اليدوي الذاتي (الجس) Palpation حيث يستطيع الطبيب معرفة حجم الكتلة وتركيبها وسهولة حركتها بواسطة الجس، فالكتل الحميدة غالباً ما تختلف في الملمس عن الكتل السرطانية [22]. وهناك وسائل تشخيص أخرى تتجلى بأنماط التصوير لتشخيص آفات الثدي وهي:

- **التصوير بواسطة الأمواج فوق الصوتية** Ultrasonography (US): يطلب الطبيب أحيانا أخذ صورة بواسطة الأشعة فوق الصوتية لتحديد الصلابة أو الخباثة وكذلك لتحديد المحتوى (كونها

سائلة) وفي حالات الثدي الكثيف عند الشابات، وهذا الفحص يلجأ إليه الطبيب بالإضافة إلى التصوير بالأشعة السينية [23].

- **تصوير بالرنين المغناطيسي** Resonance Magnetic Imaging (MRI)**:** يستخدم في حال وجود سوابق تداخل جراحي(تندب) على الثدي [24,23] وللكشف عن وجود الكتل ونوعها. وبينت الدراسات أن التصوير بالرنين المغناطيسي لا يملك حساسية عالية والتي لم تصل لدرجة الدقة والكمال في الكشف عن التكلسات المرتبطة بالأورام في الثدي، وهذا يمنع من الاستخدام السريري للتصوير بالرنين المغناطيسي في تشخيص التكلسات الميكروية المكتشفة بالماموغرام.
- **التصوير الطبقي المحوري** (Computerized Tomography (CT : إنه جيد في تصنيف الورم وتشخيص النقائل البعيدة، ليس له دور تشخيصي للكشف عن أورام الثدي الصغيرة الأولية، ودراسة كتلة الثدي حيث إن قيم التشعيع تكون مرتفعة [25].
- **التصوير الطبقي المحوري PET:** (Positron Emission Tomography (CT-PET : ويستخدم من أجل التعرف على الأورام السرطانية الصغيرة وعلى سرطانات القنوات في الثدي (وهي السرطانات التي تتموضع في قنوات الحليب). ولا تتوافر هذه الوسيلة بشكل شائع الآن [25].
- **التصوير التصوير الطبقي المحوري SPECT:** (Breast - specific gamma imaging (BSGI: يستخدم مثل التصوير بانبعاثات البوزيترون PET، كوسيلة مساعدة لتصوير الثدي بالأشعة، وهو غير شائع الاستخدام، ولكن من الممكن توظيفه كجزء من برنامج فعال غير تدخلي، لعلاج النساء المصابات بسرطان الثدي.
- **الفحص بالأشعة السينية للثدي (Mammography):** يعتبر فحص الثدي بأشعة الماموغرام من أهم الفحوصات التي ينبغي عملها للمراجعة وذلك لقدرته العالية على اكتشاف التغييرات الأولية والمبكرة للأورام السرطانية كوجود كل من التكلسات الميكروية الدقيقة التي لا يزيد طولها عن 1mm والكتل في الثدي حيث تحول إلى النظام الرقمي لتزداد كفاءته وتقل نسبة التعرض لخطر الأشعة لتصل دقة التشخيص بهذا الفحص إلى نسبة لا تقل عن 85% من الحالات المبكرة وينصح فحص الثدي بالأشعة (الماموجرام) في سن الأربعين [23].

مما سبق نخلص إلى أن التشخيص الدقيق لسرطان الثدي هام جداً، ليس فقط لتحديد وجود ورم سرطاني، ولكن أيضاً لأخذ قرارات علاجية سليمة صحيحة.

# الفصـل الثـالـث
# جهاز تصوير الثدي الشعاعي (الماموغرام )

3-1- مقدمة

3-2- مبادئ التصوير الشعاعي الفيلمي للثدي

3-3- كيفية تشكيل الصورة

3-4- مكونات جهاز تصوير الشعاعي للثدي

3-4-1- أنبوب الاشعة

3-4-2- ترشيح حزمة الأشعة

3-4-3- أجهزة الضغط على الثدي

3-4-4- الشبكة المضادة للتبعثر

3-4-5- مستقبلات الصورة

3-4-6- التحكم الآلي بالتعرض

3-4-7- الضجيج والجرعة

3-5- تصوير الثدي الرقمي

3-6- مظهر الماموغرام

3-6-1- تموضع الثدي في جهاز فحص الثدي بالأشعة

3-6-2- أنماط أنسجة الثدي

3-6-3- خصائص الثدي الطبيعي

3-6-4- خصائص تشوهات الثدي

3-6-5- التكلسات الميكروية

3-7- الخلاصة

# الفصـل الثـالـث
# جهاز تصوير الثدي الشعاعي (الماموغرام )

## 3-1 مقدمـة

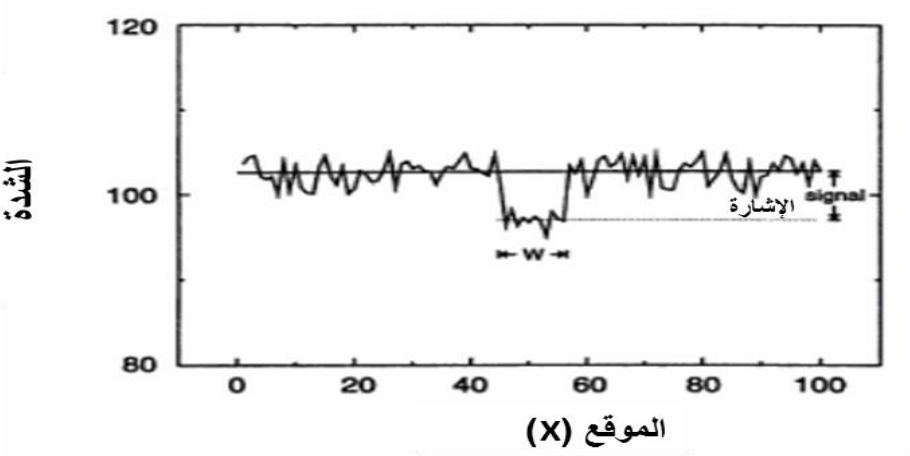
يستخدم التصوير الشعاعي للثدي (الماموغرام) لفحص الثدي وللتحري وتشخيص ورم محتمل سواء أكان حميداً أو سرطانياً خبيثاً، ويمكن أن يستخدم لتحديد منطقة جراحية في حالة الجراحة أو تحديد مكان أخذ خزعة أبرية لفحص نسيج كتلة ورمية في الثدي.

تمثل صور الثدي الشعاعية، الطريقة الأنسب للتحري والكشف المبكر عن سرطان الثدي وهناك أربع مؤشرات على وجود ورم خبيث من الصورة الشعاعية للثدي هي:

- الشكل التشخيصي والبنيوي لكتلة الورم.
- ترسبات (تكلسات) بعض الشوارد المعدنية على الكتلة الورمية.
- تشوه في أحد الثديين (غير منتظم).
- عدم التطابق بين مناطق متناظرة من صور الثديين.

## 3-2 مبادئ التصوير الشعاعي الفيلمي للثدي

إن الصورة الشعاعية للثدي عبارة عن صورة أشعة X-Ray المشكلة عندما يتم توجيه أشعة X الصادرة من منبع أشعة نقطي على الثدي وتسجل الأشعة العابرة عن طريق مستقبل صورة بواسطة فيلم الأشعة. إن الإشارة الملتقطة تكون متخامدة حسب اختلاف في معاملات تخامد أشعة X خلال مسار هذه الأشعة، والتي تعبر من خلال بنية الثدي، ووفقاً لقانون بيير–لامبرت فإن جودة الصورة أحادية البعد يمكن أن تعطي فكرة عن شكل الثدي من خلال استخدام برمجيات وأدوات لإعادة بناء الصورة. يوضح الشكل (3-1) يوضح آلية الحصول على صورة لنسيج الثدي السليم والنسيج الورمي (lesion) أو تكلسات تتبع قانون بيير – لامبرت. يوضح الشكل (3-2) منطقة تمرير منخفضة متوافقة مع مكان الاهتمام كالورم أو التكلسات أو كتل سليمة للغدد أو العقد اللمفاوية[28,27].




**الشكل (3-1): شكل الصورة الشعاعية للثدي (أحادية البعد) تشرح دور التباين الحيزي والضجيج على الصورة** [27]

يجب أن تمتلك أنظمة التصوير تمييزاً حيزياً كافياً لتحدد الحواف الدقيقة للكتلة في الثدي والتفاصيل الدقيقة للثدي الأصغر من 50μm فعندما لا تظهر إظهاراً دقيقاً فإن هذا يؤدي إلى انخفاض التباين في الصورة. وباعتبار أن الثدي حساس للإشعاع المتأين وهذا يمكن أن يسبب سرطان الثدي إذا تجاوزت جرعة الإشعاع المتأين قيمة معينة مع العلم أن التشعيع تراكمي في الجسم، فلذلك من المفضل استخدام الحد الأدنى من الجرعة الإشعاعية للحصول على الدقة المطلوبة للصورة.

## 3-3 كيفية تشكيل الصورة

يبين الشكل (3-2) النموذج الوسطي لتركيبة بنية الثدي والتي هي 50% لنسج الثدي و50% للأقنية اللبنية والعقد اللمفاوية، وللتبسيط نفترض أن طاقة X-Ray هي وحيدة الطاقة ومتساوية E وعدد فوتونات أشعة X المسجلة في منطقة محددة من الصورة متناسب مع العلاقة التالية [28]:

$$N_B = N_O(E)e^{-\mu T} \qquad (1-3)$$

في المنطقة الخلفية للصورة (background):

$$N_C = N_O(E)e^{-[\mu(T-t)+\mu' t]} \qquad (2-3)$$

حيث:

$N_O(E)$: عدد الفوتونات X-Ray الكلية في الحزمة الأولية (الصادرة عن صمام الأشعة)

$N_B$: عدد الفوتونات X-Ray النافذة من خلال الثدي من دون وجود كتلة ورمية

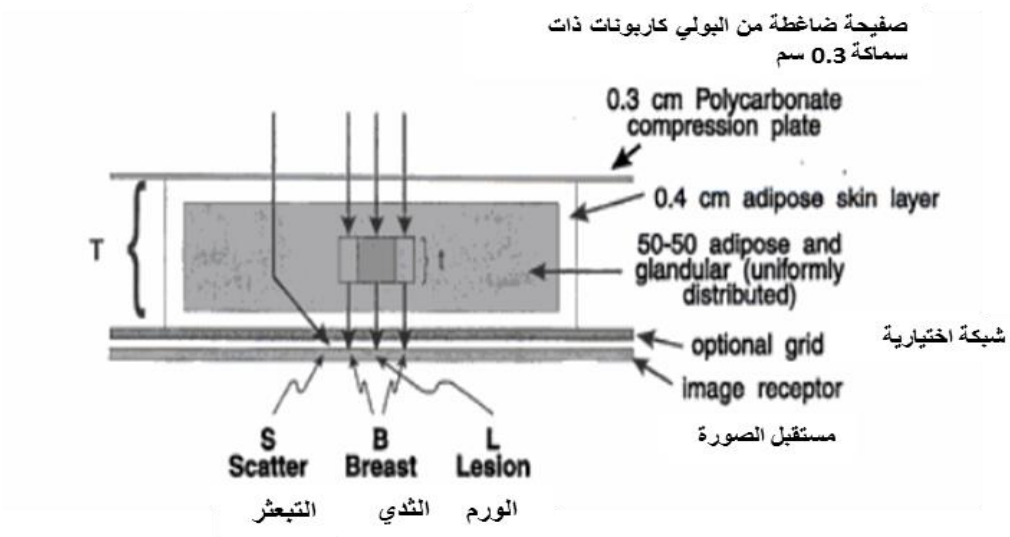
$N_C$: عدد الفوتونات X-Ray النافذة من خلال الثدي بوجود كتلة ورمية

$\mu$: معامل التخامد لنسج الثدي

$\mu'$: معامل التخامد لنسج منطقة الورم

$T$: سماكة الثدي (cm)

$t$: سماكة الورم (cm)




**الشكل (2-3): نموذج مبسط محوسب لآلية تحصيل صور الثدي الشعاعية**[28]

في منطقة الاهتمام تتبع الكتلة أو بنية مختلفة أخرى المعادلتين (3-1)،(3-2).

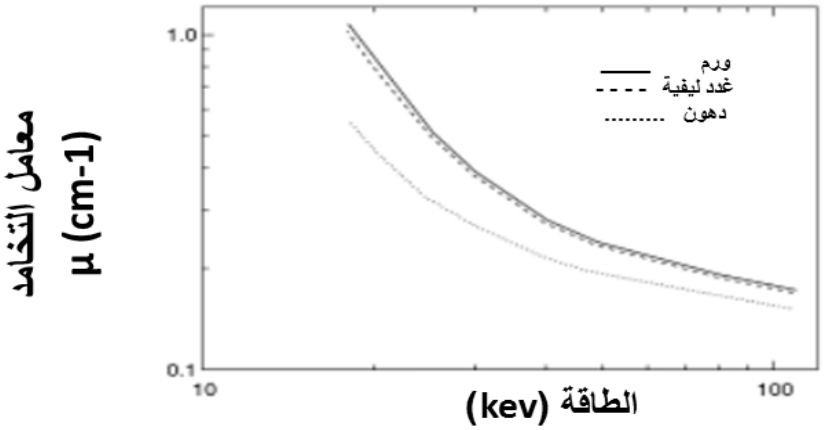
تحدد وضوحية الصورة ($C_o$) بنسبة الفرق بين شدتي الأشعة العابرة من الثدي بدون كتلة ورمية وبوجودها إلى مجموع الشدتين والذي يعطي بالعلاقة:

$$C_O = \frac{N_B - N_C}{N_B + N_C} \qquad (3-3)$$

ومن أجل أشعة سينية أحادية الطاقة وبإهمال التبعثر تصبح العلاقة:

$$C_O = \frac{1 - e^{-(\mu' - \mu)t}}{1 + e^{-(\mu' - \mu)t}} \qquad (4-3)$$

يمكن أن يعتمد التباين على سماكة الورم وعلى اختلاف في معاملات التخامد بين كل من الورم ومعامل التخامد لخلفية الصورة فقط. يبين الشكل (3-3) قياسات معاملات التخامد كتابع للطاقة وذلك لثلاثة أنواع من المواد الموجودة في الثدي (غدد لمفاوية – ورم سرطاني أو دهون).




**الشكل (3-3): معاملات التخامد بدلالة الطاقة للورم والشحوم والغدد اللمفاوية للصورة الشعاعية للثدي** [28]

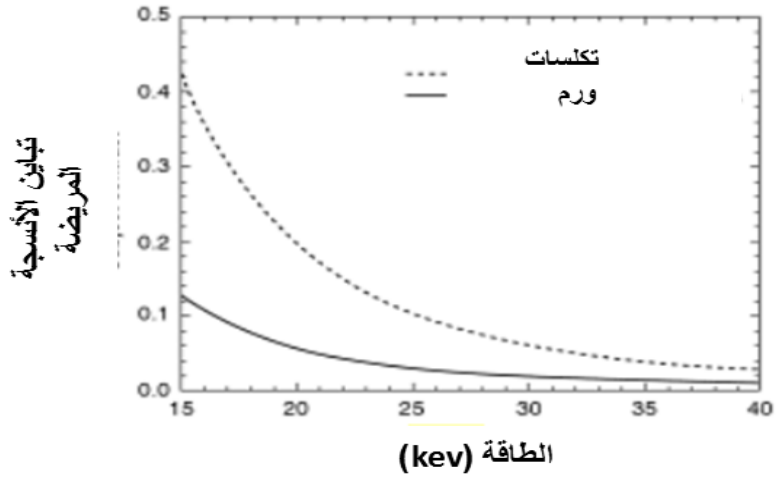
يتناقص الفرق بين معاملي التخامد (μ، 'μ) بازدياد الطاقة (E). هذه المعاملات تتناقص مع زيادة الطاقة. وإن علاقة التباين مع الطاقة (للأشعة) تتناقص بوجود الورم أو التكلسات كما هو واضح في الشكل (3–4). نلاحظ هنا فرقاً واضحاً وكبيراً بين وضوحية الورم وبين وضوحية التكلس مع العلم أن معاملات التخامد متقاربة لهما.

يتضح من الشكل (3–4) والذي يمثل المعادلة (3–4) أن تباين العنصر لكل بقعة تكلس في الثدي تكون أكبر من صورة الكتلة الورمية مع التنويه إلى وجود اختلافٍ بين معاملات التخامد في ذرات الكالسيوم (التكلسات) ونسيج الثدي.

من أجل نظام الصورة المسجلة (صورة المستقبل) فإن قيمة التعرض تتناسب مع نسيج الثدي ومع قيمة طاقة الفوتونات أشعة X الملتقطة من قبل المستقبل.

تعطى قيمة $N_B$ بالمعادلة (3-5):

$$N_O = N_B(E)e^{-\mu t} \qquad (5-3)$$




**الشكل (3-4): تباين صورة الثدي تعتمد على طاقات فوتونات أشعة X** [28]

## 3-4 مكونات جهاز التصوير الشعاعي للثدي

يتألف الجهاز كما يوضح الشكل (3-5) من:

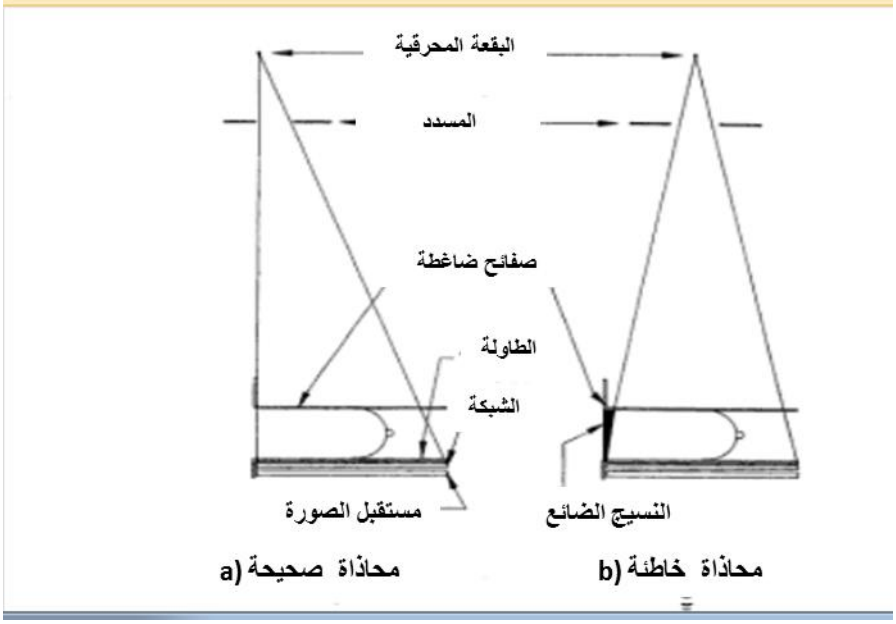
- مجموعة أنبوب الأشعة والمسدد.
- صفيحة ضاغطة ومهمتها ضغط الثدي كي يحتل مساحة واسعة على صفيحة الفيلم مما يؤدي إلى انخفاض ثخانة الثدي وهذا يساعد على الحصول على صورة واضحة للثدي نتيجة اختراق أشعة X لنسيج الثدي بشكل أسهل.
- صفيحة الفيلم حيث يحتوي على الفيلم الشعاعي داخل الكاسيت.
- شاشة حماية يقف خلفها المستخدم والمؤلفة من زجاج مرصص لحماية المشغل.
- لوحة التشغيل والتحكم.

**الشكل (3-5): وحدة التصوير الشعاعي للثدي**

أي إن وحدة التصوير الشعاعي للثدي تتألف من أنبوب أشعة X ومستقبل صورة (فيلم) يتوضع في الجهة المقابلة لأنبوب الأشعة ومترابط معه بآلية وصل ميكانيكية تدعى الغانتري (Gantry). ولأن الثدي يجب أن يصور بوضعيات (زوايا) مختلفة وبارتفاعات مختلفة فإن هناك آلية لضبط الارتفاع على المحور الشاقولي وكذلك على المحور الدوراني الأفقي ويوضح الشكل (3–5) بنية وشكل جهاز التصوير الشعاعي للثدي.

تصمم أغلب تجهيزات التصوير الشعاعي للحصول على حقل صورة في مركز وحدة الإظهار. في أنظمة التصوير الشعاعي للثدي كما هو موضح بالشكل(3–6 a) يوجد تحاذٍ صحيح للخط الشاقولي لحزمة أشعة X. بينما يوضح الشكل (3–6 b) التحاذي غير الصحيح للخط الشاقولي لحزمة أشعة X للثدي [30].

تمر حزمة أشعة X الصادرة من أنبوب الأشعة خلال مسدد يحدد فتحة وأبعاد وشكل الحزمة الإشعاعية التي ستستخدم لتصوير الثدي ويستخدم هذا المرشح لمنع تبعثر الحزمة ولكي تصل جميع فوتونات أشعة X العابرة للنسيج إلى الفيلم، علماً بوجود جزء من الفوتونات يصل إلى اللاقط بدون التفاعل مع النسيج والذي تتم معالجته من خلال وحدة التحكم بالتعرض الإشعاعي الآلي.




**الشكل (3-6) : التوضع الفراغي لنظام التصوير الشعاعي للثدي (a) التوضع المتناسق الخطي الصحيح، (b) التوضع الخاطئ**[28]

## 3-4-1 أنبوب الاشعة

يتميز أنبوب الأشعة في جهاز تصوير الثديين عن باقي أنابيب التصوير الشعاعي بما يلي:

- هدف المصعد مؤلف من مادة المولبيديوم وليس التنغستن. حيث إن صفات المولبيديوم الإشعاعية تنتج فوتونات أشعة X بطاقة 29KeV أكبر بسبب أن فوتونات X التي لن تنتج من هدف التنغستن حتى تتجاوز الفولطية 69KeV.
- تنقص زاوية هدف أنبوب التصوير الشعاعي للثدي لكون حقل التصوير تحت الاختبار صغيراً، وهذا يعطي تركيزاً جيداً مع تحميل حراري مقبول.
- تركيز جيد بسبب توضع المصعد والمهبط بمسافة أكثر من 1cm.
- تستخدم نافذة البيريليوم عوضاً عن الزجاج بسبب تخميد لحزمة أشعة X المفيدة.
- يصمم الدرع لإنقاص كمية الزيت بداخله والتي يجب أن تخترقها الحزمة بالحد الأدنى.
- يستخدم فلتر من المولبيديوم بدل فلتر الألمنيوم لأن فلتر الألمنيوم يضعف حزمة أشعة X المفيدة ذات الطاقة المنخفضة بشكل كبير.
- توضع محتويات وشكل الأنبوب ليلائم المريضة.

- وحدات التصوير الشعاعي للثدي تستعمل أنابيب ذات مصعد ثابت.
- يبرد المصعد بالماء.

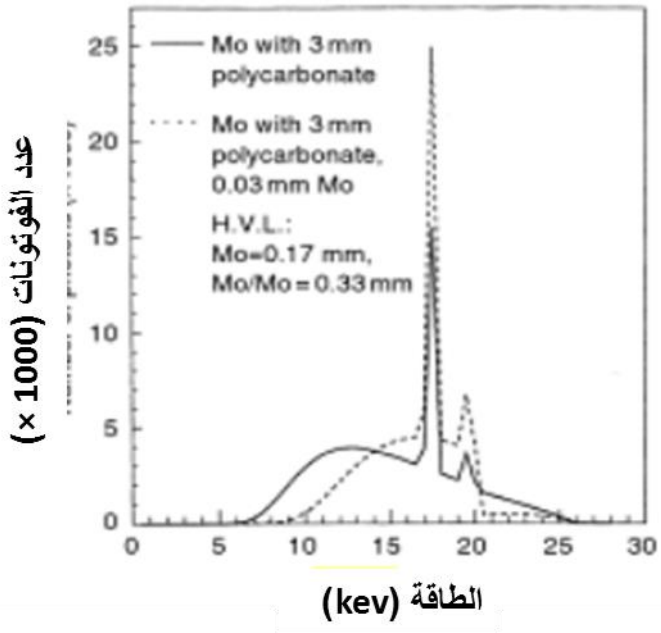
تكون أبعاد البقعة المحرقية في الأجهزة المطورة بحدود 0.3mm وكلما كان حجم البقعة المحرقية أصغر كلما كانت الصورة تحتوي معلومات أكثر، وحالياً يوجد أنبوب أشعة ذو بقعة محرقية بحدود 0.1mm.

تصنع أنابيب الأشعة السينية في أجهزة التصوير الشعاعي الماموغرام عادة بحيث يكون المهبط ملاصقاً لصدر المريضة وخاصة، تكون الشدة الكبرى للأشعة السينية عند المهبط مباشرة ويكون تخامد الأشعة أكبر بالقرب من جدار الصدر على الصورة.

## 3-4-2 ترشيح حزمة الأشعة

تصنع الفلاتر في الأشعة التقليدية من الألمنيوم كي تستطيع حذف الفوتونات منخفضة الطاقة للأشعة السينية من الحزمة قبل أن تصل إلى المريض. ففي تصوير الثديين وخاصة عند استخدام مصعد من المولبيديوم، يتم استخدام فلتر من المولبيديوم بثخانة من 20 إلى 35 ميكرومتر. يقوم هذا الفلتر بتخميد أشعة X ذات الطاقة المنخفضة والفوتونات ذات دقة أكبر من حافة امتصاص K (لأشعة X المفيدة) تعبر من خلال الفلتر بفعالية عالية.

يوضح الشكل (3-7) فلترة الحافة K الذي ينتج عنه طيف غني بفوتونات أشعة X في مجال 17 إلى 20 كيلو إلكترون فولط. على الرغم من مناسبة هذا الطيف لتصوير الثدي إلا أننا نرغب بطاقات أعلى لتصوير الأنسجة ذات الكثافة الأعلى (الأثداء). وبسبب أن طيف هدف المولبيديوم يتأثر تأثراً كبيراً في طيف فوتونات أشعة X، يمكن تقسيم الحزمة باستخدام فلاتر ذات أرقام ذرية أعلى من المولبيديوم، ومن الممكن زيادة تحسين أداء التصوير من خلال موافقة الطاقة الطيفية الفعالة من خلال استخدام مواد أخرى للهدف مع بقاء استخدام الفلاتر ذات حافة K المناسبة.




**الشكل (3−7): طيف الهدف من مادة المولبيديوم والمرشح بطبقة مولبيديوم سماكتها 0.03mm** [28]

## 3−4−3 أجهزة الضغط على الثدي

تستخدم أغلب أجهزة التصوير الشعاعية أجهزة لضغط الثدي (Compression Device) بالجهة العلوية من الفيلم وأجهزة الضغط تعطى أيضاً انخفاضاً ملحوظاً في قيمة نسبة التبعثر. ومن فوائد أجهزة الضغط أيضاً أنها تخفض من تخامد فوتونات أشعة X وهذا بدوره يمكن أن يقلل من قيمة الجرعة الإشعاعية التي تتعرض لها المريضة.

## 3−4−4 الشبكة المضادة للتبعثر

عادة ما تكون طاقة الفوتونات المستخدمة في التصوير الشعاعي للثدي أقل من أشعة X للتصوير الشعاعي العادي. وعند قيم الطاقة المنخفضة هذه تكون احتمالية التفاعل بين الفوتون− الكترون داخل نسيج الثدي ممكنة ولها دلالة معينة، وإن هذا يؤدي إلى انخفاض قيمة التباين حسب المعادلة:

$$C_S = \frac{C_O}{1 + SPR} \qquad (6-3)$$

حيث Cs: تمثل التباين لصورة الثدي الحقيقية

حيث Co: تمثل التباين لصورة الثدي بغياب الأشعة المتبعثرة

SPR: (Scatter- to- Primary X-Ray Ratio) نسبة تبعثر فوتونات أشعة X إلى الفوتونات الأولية الصادرة من أنبوب الأشعة في منطقة الاهتمام من الصورة.

في غياب الشبكة المضادة للتبعثر فإن (37-50%) من الطاقة الكلية لفوتونات أشعة X يتم وصولها إلى مستقبل الصورة، وهذا يمكن أن يعطي قيمة لـ SPR بحدود (0.6:1). تتألف الشبكة المضادة للتبعثر من شبكة مكونة من حاجز رصاصي، وهذه الشبكة ليست موازية تماماً لمسار فوتونات أشعة X ولكن لها محرق مركزي، وتتراوح قيمة $C_S$ بين (3.5:1) و (5:1)

## 3-4-5 مستقبلات الصورة

تستخدم شاشات الفلورة في التصوير الشعاعي للثدي من أجل تحسين عامل الدقة الحيزية، وهذه الشاشات تحول فوتون أشعة X إلى صورة ضوئية مرئية، مع العلم أن هذه الشاشات تكون ملتصقة بطبقة الفيلم الحساسة.

تستخدم الشاشة المفلورة لتبديل صورة الثدي الشعاعية إلى صورة بصرية وهذه الشاشة تستخدم طبقة من فيلم شعاعي وغالباً ما تكون الطبقة المفلورة مؤلفةً من مادة أكسيد كبريت الغدالينوم ($Gd_2O_2S$)

## 3-4-6 التحكم الآلي بالتعرض

من الصعب على التقني تقدير معامل تخامد الثدي في أجهزة التصوير الشعاعي الحديثة للثدي، ويوجد وحدة التحكم الآلي بالتعرض (AEC: Automatic Exposure Control)، وهذه الوحدة لها حساس متوضع خلف مستقبل الصورة، ويحدد خرج هذا الحساس قيمة الجهد العالي اللازم للتصوير بناءً على قراءة أولية لقيمة خرج مستقبل الصورة.

## 3-4-7 الضجيج والجرعة

إن مصدر الضجيج والجرعة (Noise and Dose) في أجهزة التصوير الشعاعية للثدي يأتي من مصدرين. الأول من الامتصاص العشوائي لفوتونات أشعة X ويأتي الثاني من ترابط الشاشة والفيلم، فالضجيج الأول يسمى بالضجيج الكمي ويحكم هذا الضجيج قوانين بواسون الإحصائية. أما الضجيج الثاني يأتي من كمية الإشعاع التي تتشكل منها الصورة بواحدة المساحة وهذا يعتمد على

معامل الفعالية الكمي المرتبط بمعامل التخامد الناتج عن طبقة الفوسفور وسماكة الشاشة ويحدد قيمة هذا المعامل بما يسمى بمعامل الفعالية الكمي.

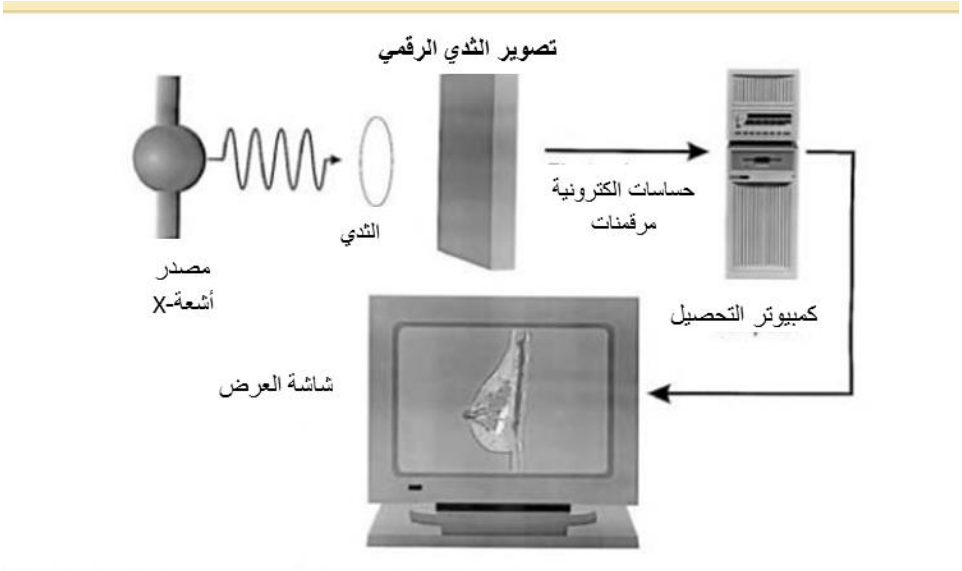
إن الحصول على صورة عالية الجودة في جهاز التصوير الشعاعي للثدي(الماموغرام)، أمر في غاية الأهمية لأن معظم المعلومات ذات الصلة في تصوير الثدي تتوافق مع التفاصيل الصغيرة، مثل التكلسات الميكروية microcalcifications، والتي يمكن تحديدها والتعرف عليها فقط في صورة ذات وضوحية حيزية عالية [31].

## 3-5 تصوير الثدي الرقمي Digital Mammography

توجد عدة عوامل تقنية مترافقة مع استخدام نظام التصوير الشعاعي للثدي فيلم – شاشة، والتي تحدد إمكانية إظهار دقيق وبتفاصيل أكبر للصورة. ولإنتاج صورة بعامل فعالية كبيرة فإنه يجب تعرض جرعة شعاعية كبيرة للمريضة، وفي نظام فيلم – شاشة، يجب استخدام تحصيل صورة اللاقط وتخزينها تخزيناً جيداً، وباعتبار أن مدى الصورة على الفيلم محدود، وإذا كان الورم موجوداً في منطقة أكثر ظلمة على الفيلم من منطقة الورم، ويعود سبب هذا ربما إلى منحني الاستجابة للفيلم، ويمكن أن يحدث هذا في منطقة تحتوي على عقدة لمفاوية متركزة مما يؤدي إلى صورة ثدي كثيفة وذات ظلمة أكبر [32,28].

محدودية أخرى للفيلم وهي متعلقة بطبيعة الحبيبات المشكلة لطبقة الفيلم الحساسة التي تعطي ضجيجاً على الصورة المسجلة على الفيلم. وأيضاً وجود تكلسات ميكروية وتجمعات دقيقة وكثيفة للنسيج في الثدي، وأيضاً يعطي صورة غير واضحة بسبب وجود ضجيج بواسوني فيها( الفقرة 3-4-7).

كل هذه السيئات لنظام التصوير الشعاعي للثدي التمثيلي يمكن التغلب عليها كلها باستخدام نظام رقمي للتصوير، ويبين الشكل (3-8) نظام التصوير الشعاعي الرقمي للثدي.




**الشكل (3-8): مخطط صندوقي لنظام تصوير شعاعي رقمي للثدي** [28]

## 3-5-1 مزايا جهاز الماموغرام الرقمي

في هذا النظام الرقمي وبكل مرحلة تحصيل صورة أو إظهارها أو تخزينها، لها عدة إجرائيات منفصلة وغير مترابطة لتحسين عمل كل مرحلة من هذه المراحل للوصول إلى نظام أفضل مع صورة أدق وأوضح تفيد في جميع عمليات التشخيص المطلوبة من عملية التصوير الشعاعي للثدي. ويمكن بالنظام الرقمي الوصول إلى تحصيل معطيات من الصورة بأقل ضجيج ممكن وبخطية عالية، وتخزين الصورة وإعادة إظهارها رقمياً، وبشكل غير مرتبط بخواص مستقبل الصورة.

إن تقنيات معالجة الصورة الرقمية مفيدة جداً ومنها: التعديل، والترشيح، وتحسين الدقة الحيزية، والتباين، والهيستوغرام...

يعتمد نظام التصوير الشعاعي للثدي الرقمي اعتماداً رئيسياً على استخدام كواشف رقمية أو وحدات إظهار بدقة عالية.

ويجب أن تتمتع هذه الكواشف بالخواص التالية:

- كفاءة امتصاص عالية لفوتونات أشعة X.
- منحني الاستجابة الخطي لمجال عريض من طاقات فوتونات أشعة X.
- ضجيج داخلي قليل.

- دقة حيزية أكبر من (50µm) 10 cycles/mm.
- حجم حقل على الأقل (24x30cm) أو (18x24cm).
- زمن استجابة سريع ويتحمل الحمل الحراري الكبير لأنبوب الأشعة.

لتصميم نظام شعاعي رقمي كامل للثدي يجب أن يكون هناك تقنيات كواشف من نوع (CsI) على شكل مصفوفة مربعة بحدود (2048) عنصراً من الثنائيات الضوئية، مرتبطة بطبقة رقيقة من الترانزستورات المتوضعة على صفيحة من السيليكون، وعند امتصاص فوتون أشعة X من قِبَل كاشف، فإنه يتحول الكاشف من حالة عدم الفعالية إلى الحالة الفعالة، يمكن استخدام كاميرا رقمية CCD ككاشف وتعطي على خرجها الصورة.

إن التصوير الشعاعي للثدي يتطلب تصوير بدقة عالية من أجل التقليل من عدد الوفيات بسبب الإصابة بمرض سرطان الثدي وهذا يتطلب تطوير تقنيات معالجة، وتحصيل، وإعادة إظهار لصورة الأشعة باستخدام نظام تصوير شعاعي رقمي.

يمكن، من خلال ما سبق، أن نخلص إلى أن جهاز الماموغرام تقنية تصوير النسج الطرية. تتطلب تجهيزات X-Ray المخصصة إنتاج صورة ذات جودة جيدة. وهذا يمكن أن يتحقق من خلال:

- إمكانية تخفيض طاقة أشعة X لتخفيض تبعثر كومبتون وتأثير فوتون – إلكترون مثالي.
- تطبيق أعلى مستوى من الضغط تتحمله المريضة لتخفيض كمية الإشعاع المتشتت وتحسين نوعية الصورة.
- استخدام شبكة تدرج متحركة لأبعد خطوة لتخفيض كمية الأشعة المنتشرة الواصلة إلى الفيلم.
- استخدام تركيبة فيلم – شاشة، لضمان تباين عالٍ للفيلم وتحويل فعال من شعاع X إلى فوتونات ضوئية.

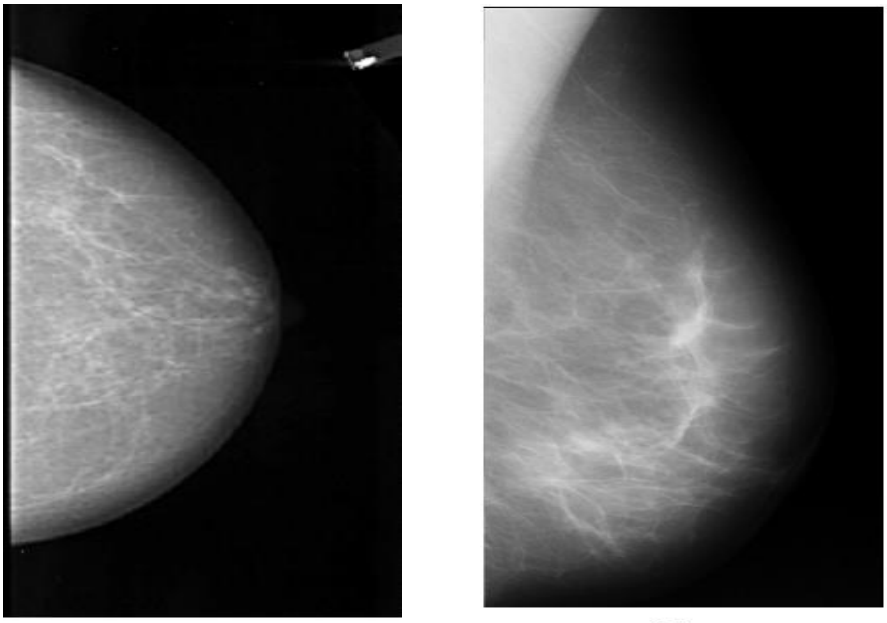
## 3-6 مظهر الماموغرام

إن فهم مظهر الماموغرام هو أمر حرج للغاية خلال إجراءات التشخيص والعلاج، تظهر البنى المختلفة كشدات ضوئية مختلفة ضمن الصورة عند عرضها على ضوء إطار شاشة الطبيب. وتمثل شدة الضوء الامتصاص التراكمي لطاقة حزمة الأشعة السينية عبر البنى التشريحية. فيمايلي يتم

وصف التوقعات الرئيسية المستخدمة في التصوير الشعاعي للثدي جنباً إلى جنب مع العرض الشعاعي للتشريح الطبيعي وأمراض الثدي [20].

## 3-6-1 تموضع الثدي في جهاز فحص الثدي بالأشعة

يتم في جهاز تصوير الثدي الفيلمي، وكذلك جهاز تصوير الثدي الرقمي كامل الحقل، ضغط الثدي بين لوحين متوازيين لنشر الأنسجة، وجعل الثدي كتلة ذات سماكة مادية واحدة تسمح لأشعة X بالمرور. يمكن إجراء هذا الضغط في زوايا مختلفة لتوليد اتجاهات مختلفة للثدي.

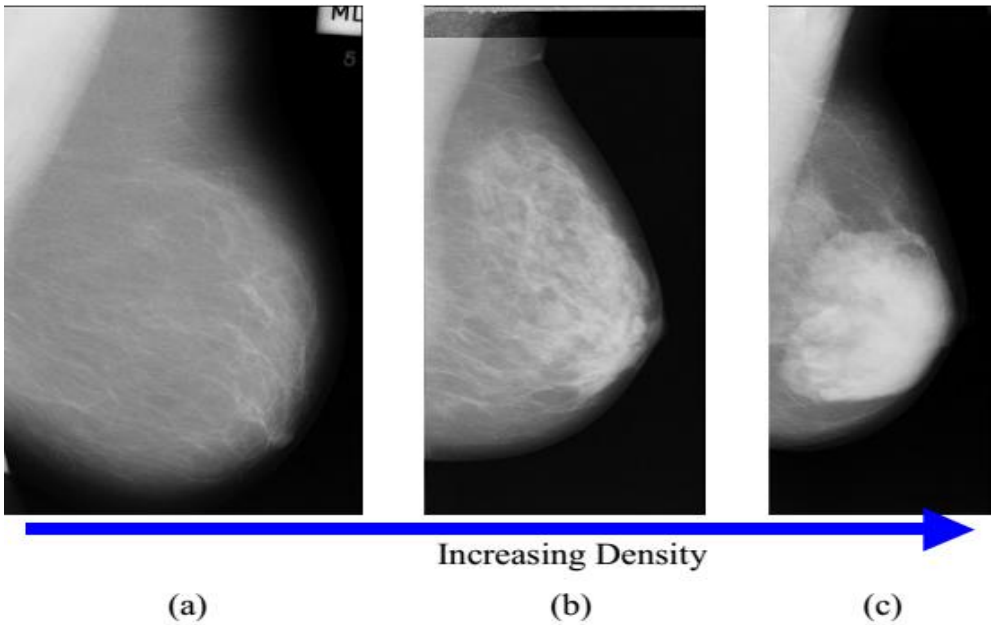



**الشكل (3-9): المنظران القياسيان للثدي المستخدمان في التصوير الإشعاعي للثدي (a) المسقط القحفي الذنبي، من الأعلى إلى أسفل، (b) المسقط الجانبي إنسي وحشي مائل.**

يوجد منظران قياسيان مستخدمان في التصوير الإشعاعي للثدي هما القحف والذيلي، يتم توليد منظر علوي – سفلي للثدي، ومنظر إنسي وحشي مائل، وهو مسقط جانبي مائل بزاوية تمثل تقريباً 45 درجة، وستظهر لنا العضلة الصدرية والثدي في هذه الصورة كاملين. والغرض من تصوير العضلة الصدرية هو اكتشاف إن كان هناك أية غدد لمفاوية. ونعرض فيما يلي أمثلة على كل طريقة، في الشكل (3-9) مسقط أمامي – خلفي وهو مبين في (a) والإنسي – وحشي مائلاً للنصف الوحشي في (b).

## 3-6-2 أنماط أنسجة الثدي

يختلف مظهر أنسجة الثدي في صورة الماموغرام بين الصور. إن أي عملية ارتداد تؤدي إلى التغيير في الأنسجة الغديّة (عند النساء الأصغر سناً) من صورة تكون غالبيتها مضيئة، إلى صورة أكثر قتامة، أي صورة معظمها للنسج الدهنية. ويمكن تقسيم الثدي إلى عدة طبقات بناء على مظهر الأنسجة الغديّة له كما في الشكل (3-10) .[33].




**الشكل (3-10): ثلاثة صور ماموغرام مرتبة وفق تزايد كثافة الأنسجة، وتصنف (a) الدهنية، (b) دهني غدي، و(c) كثيف-غدي** [33]

## 3-6-3 خصائص الثدي الطبيعي

يتم ضغط الثدي في جهاز الماموغرام للوصول إلى سماكة مادية واحدة خلال التصوير الشعاعي للثدي، وتحدد كثافة التصوير الشعاعي لكل نوع من أنواع الأنسجة الموجودة في الثدي مظهر صور الماموغرام. يستخدم مصطلح (كثافة التصوير الشعاعي) لوصف مستوى توهين الأشعة السينية من المصدر إلى الكاشف. ازدياد الكثافة فيما بينهما، يعطي في المظهر من الأسود (ذات التعرض الكامل) إلى الأبيض (غير معرض) وفقاً لنوع النسيج.

إن كثافة الدهون في الثدي منخفضة، مما يسمح للأشعة السينية بالمرور بسهولة لتعرض إلى الفيلم وبالتالي تكون المناطق الدهنية في صورة الماموغرام مظلمة، في بعض الأماكن من أجزاء الصورة تكاد أغلبها داكنة وهي التي لا يوجد فيها الأنسجة (خلفية الصورة).

تمتلك الأنسجة الغدية في الثدي أعلى كثافة إلى حد ما، مما يؤدي إلى مناطق أكثر إشراقاً، وكذلك أنسجة العضلات الصدرية. لبعض الآفات خصائص عالية الكثافة، وتكون التكلسات الميكروية ذات كثافة مرتفعة للغاية. كما أن الأشعة السينية تمر من خلال الثدي ثلاثي الأبعاد لتنتج صورة ثنائية الأبعاد، وغالباً ما يمثل سطوع البكسل على صورة الماموغرام تراكب عدد من أنواع الأنسجة التي تمر عبرها الأشعة السينية في طريقها [33].

### 3-6-4 خصائص تشوهات الثدي

تختلف خصائص أنسجة الثدي من امرأة إلى أخرى. لذلك، يمكن أن تظهر أي تشوهات موجودة أيضاً خصائص مختلفة للأنسجة. حيث تنقسم التشوهات التي يتم الكشف عنها في المناطق ذات الاهتمام (ROI) المعرفة داخل الثدي إلى نوعين رئيسيين: حميدة وخبيثة. فيما يتعلق بنوع التكلسات الميكروية كما هو الأصغر بين بقية أنواع الأورام وينبغي النظر في ذلك وفقاً لخصائص محددة كالشكل، الحجم، الكثافة، العدد، التوزيع [33].

### 3-6-5 التكلسات الميكروية: Microcalcifications

تحدث التكلسات الميكروية بسبب إفرازات من الحليب وتشير إلى مرحلة مبكرة من السرطان. تحتوي هذه المناطق على رواسب من الكالسيوم والفوسفور. في صورة الماموغرام، تظهر التكلسات الدقيقة كجزيئات صغيرة جداً مع كثافة أعلى مقارنة مع الأنسجة المحيطة بها[34] . إن فهم ميزات التصوير الشعاعي لهذه الجزيئات ذو أهمية كبيرة قبل البدء في تطوير العمليات الحاسوبية.

يشير ظهور التكلسات الميكروية بحجم، وشكل، وكثافة متغيرة وذات هيكلية عنقودية، ترتكز على خلفية خصائص الصور الشعاعية المعقدة. تزيد درجة الشك عندما تظهر بشكل خطي أو خصائص شكلية متفرعة ذات كثافة حيزية عالية [36,35].

إن خاصية الصورة الإشعاعية المشتركة والوحيدة هي ملاحظة أن التكلسات الميكروية تظهر كجسيمات مضيئة ناعمة (أي تركيبة دقيقة ناعمة) ترتكز على خلفية تراكيب خشنة. واقترحت هذه الملاحظة استخدام تحليل تراكيب الصورة.

وقد كانت وما تزال هناك محاولات أيضاً للقياس الكمي لخصائص الصورة الشعاعية للتكلسات الميكروية. حقق الباحثون بالحجم، والتوزيع، وشكل تجمع التكلسات الميكروية المستأصلة [34]. إن البارامتر المشترك الوحيد هو أن تظهر على الأقل ثلاثة تكلسات ميكروية ضمن منطقة واحدة مساحتها $1cm^2$ في صورة الماموغرام تمثل معياراً لتجمعات عنقودية مشبوهة [37].

كما تم كتابة تقارير حول القياس الكمي للحد الأدنى للحجم الشعاعي للإشارة والكشف عن التكلسات الميكروية بمجموعة واسعة من القيم [38]. تمكن المراقبون من كشف التكلسات الميكروية باستخدام الحاسب الآلي الشخصي وصولاً إلى حجم 130µm، كما ذكرت التقارير أن المراقبين أنه يمكن تمييز شكل 500µm للتكلسات تحت الاختبار بدقة 100%. مقارنة بالماموغرام الرقمي فقد تضمنت التقارير أن الحد الأدنى للحجم الإشعاعي للتكلسات الميكروية التي يمكن اكتشافها تتراوح بين 100-500µm [39].

## 3-7 الخلاصة

في الماموغرام، يميز المظهر الشعاعي التكلسات الميكروية بأنها صغيرة، وموحدة وعبارة عن جزيئات مضيئة بشكل مختلف (أي نسيج ناعم) وتكون خصائص التجمعات المورفولوجية المختلفة بارزة من خلال خلفية تراكيب خشنة كمياً، وفقاً للأدبيات، فإن الحد الأدنى للحجم الذي يدل عن التكلسات الميكروية القابلة للكشف يتراوح ما بين 100µm و500µm وتعرف التكلسات الميكروية العنقودية بوجود ثلاثة تكلسات ميكروية ضمن حدود $1cm^2$ في صور الماموغرام.

# الفصل الـرابـع
# الدراسـات المرجعيـة

4-1- مقدمة

4-2- مراحل كشف تكلسات الثدي بمساعدة الحاسب CAD

4-3- تقييم أداء خوارزميات الكشف بمساعدة الحاسب CAD

4-4- الدراسات المرجعية

4-5- أنظمة الكشف CAD في المجال السريري ونتائج الدراسات المرجعية

4-6- الخلاصة

# الفصل الرابع
# الدراسات المرجعية

## 4-1 مقدمة

إن حساسية الماموغرام قابلة للتحسن بين 15% و30% بالاعتماد على أنظمة التشخيص بمساعدة الحاسب [40]. حيث تعتبر أنظمة الكشف الآلي (Computer Aided Detection) CAD بمثابة قارئ ثاني ومقيم إضافي لتنبيه الطبيب إلى مناطق مشبوهة (تستدعي القلق) قد يغفل عنها [41]. فالهدف الرئيسي من خوارزميات الكشف الآلي هو تحديد مواقع الآفات آلياً في صور الماموغرام الرقمية. حققت بعض الخوارزميات نجاحاً حيث تم اعتمادها من قبل الهيئات الصحية الوطنية، على سبيل المثال، اعتمدت هيئة الغذاء والدواء الأمريكية Food and Drug Administration (FDA) خوارزمية "براءة اختراع" في عام 1998 [42]، ثم اعتمدت خوارزميتان "براءة اختراع" في عام 2002 على أنهما خوارزميتان ذات فائدة في مجال الرعاية الصحية ومن الممكن استخدامهما في أجهزة تصوير الثدي الرقمية أو التقليدية [43-44]. على الرغم من ذلك لم يتوقف البحث العلمي في هذا المجال. وتم نُشر العديد من الأوراق العلمية في الأعوام الماضية. يلخص هذا الفصل الطرق المختلفة المعتمدة للكشف عن التكلسات الميكروية (micro-calcification) في الأوراق المنشورة مؤخراً من عام 2000 إلى عام 2016 ومقارنة أدائها. وإضافة لذلك، تم توضيح أسباب ضرورة اعتماد قاعدة بيانات صور عامة مشتركة من أجل اختبار أنظمة CAD بهدف تطوير وتحسين أداء CAD، وزيادة فعالية مختلف أنظمة CAD في مجال التشخيص السريري.

## 4-2 مراحل كشف تكلسات الثدي بمساعدة الحاسب CAD

تتألف خوارزمية أنظمة الكشف بمساعدة الحاسب بشكل عام من عدة مراحل متتالية. يوضح (الشكل4-1) العرض المنهجي العام لمراحل أنظمة الكشف بمساعدة الحاسب CAD.

**الشكل (4-1): المخطط العام لخوارزمية الكشف بمساعدة الحاسب CAD**

إن خوارزمية CAD الخاصة بالكشف عن تكلسات الثدي في صور الماموغرام تتضمن مجموعة من مبادئ معالجة الصورة، فبعد تحميل وقراءة الصورة تأتي مرحلة إجراء المعالجة الأولية (Pre-Processing) للصورة بهدف تحسين تباين الصورة وتخفيض الضجيج، باستخدام مرشحات معالجة الصورة الحيزية. قد تشمل هذه المرحلة الحاجة لإجراء المعالجة الأولية للصورة من أجل تحديد منطقة الاهتمام المطلوبة وحذف المناطق التي ليس لها علاقة بالمنطقة المدروسة، ثم مرحلة التجزيء (Segmentation) لتحديد مواقع المناطق المشبوهة لدراستها، حيث يتم فيها فصل مجموعة من الاستجابات على أنها مناطق تكلسات ميكروية، يحتوي خرج هذه الخطوة على مناطق صحيحة هي جميع التكلسات الحقيقية في الصورة – إن وجدت – ولكن هناك احتمال أن ينتج عنه أيضاً مجموعة من المناطق الخاطئة، ليست مناطق تكلسات. نصل بعد ذلك إلى مرحلة اظهار الخصائص (Feature Extraction) لتتبع وتقصي التكلسات في المناطق التي حصلنا عليها من المرحلة السابقة من أجل الحصول على استجابات مقترحة (Candidates) لتكلسات ميكروية في الصورة اعتماداً على حساب عدد من خصائص الصورة (Image Features) لمناطق التكلسات التي حصلنا عليها في المرحلة

الأولى، حيث يوجد عدد كبير من الخصائص التي يمكن حسابها والتي تعتمد على الشكل (Shape) أو الكثافة (Density) أو التوزع (Distribution) أو التركيب (Texture) بالإضافة إلى خصائص الشكل البنيوي (Morphological Features) وغير ذلك من الخصائص... والوصول إلى انتخاب أفضل الخصائص التي تتوافق مع خصائص هذه الآفة، حيث يتم الحصول على أعلى معدل من الاستجابات المقترحة الصحيحة وبأقل مقدار من الخطأ قبل الانتقال إلى المرحلة الأخيرة وهي مرحلة التصنيف لتمييز الآفات حيث يمكن استخدام واحد أو أكثر من المصنّفات الرياضية (Mathematical Classifiers) من أجل زيادة دقة الخوارزمية عن طريق حذف الاستجابات المقترحة الخاطئة (False Candidates) والحفاظ على الاستجابات المقترحة الصحيحة (True Candidates) فقط.

## 3-4 تقييم أداء خوارزميات الكشف بمساعدة الحاسب CAD

إن مقارنة أداء طرق الكشف المتبعة CAD مهمة صعبة ويعزى ذلك الى استخدام قواعد بيانات مختلفة للاختبار. طرق CAD التي تم عرضها اعطت نتائج مرضية نوعاً ما بقاعدة بيانات خاصة وبالمقابل كان أداءها غير مرضٍ عند تطبيقها على قاعدة بيانات أخرى. يستعرض الجدول(3-1) بعض قواعد البيانات المختلفة المتاحة لصور الماموغرام والوارد ذكرها ضمن البحث.

**الجدول (4-1): قواعد البيانات الماموغرام المتاحة**

| | |
|---|---|
| هيئة لمجموعة أبحاث بريطانية لـ UK قامت بإنتاج قاعدة بيانات لصور ماموغرام رقمية. تحوي 322 صور فلمية مرقمنة وتشمل على رأي أطباء الأشعة حول تموضع الآفات وتصنيفها (خباثة أو لا). | MIAS(Mammographic Image Analysis Society) |
| نتجت بالتعاون بين مشفى Massachusetts العام ومختبرات Sandia الوطنية وجامعة جنوب فلوريد لعلوم الحاسب وقسم الهندسة. تحوي قاعدة البيانات تقريباً 2500 دراسة. تتضمن الصور المناطق المريبة مرفقة بمعلومات حول مكان وجود ونوع المنطقة المريبة. | DDSM (Digital Data Base for Screening Mammography) |
| قاعدة بيانات هي مجموعة من 40 صورة قدمت من قبل قسم الأشعة في مشفى Nijmegen الجامعي. كل صور الماموغرام تظهر تكلس عنقودي واحد أو أكثر. | Nijmegen Digital Mammogram Database |

يتم قياس أداء أنظمة التشخيص على أساس النسبة المئوية لقرارات التشخيص السريري التي تثبت صحة الكشف. ومع ذلك، هذا البارامتر يعتمد بشكل كبير على انتشار الآفة، وهو لا يشير إلى معدلات الخطأ الإيجابية والسلبية الكاذبة. لذا فقد تم اقتراح واعتماد بارمتري الحساسية Sensitivity (Se) والخصوصية Specificity (Sp). تعرف الحساسية على أنها احتمالية الكشف عن الآفة حيث تكون الآفة موجودة بالفعل. وتمثل الخصوصية احتمال الحصول على صور الماموغرام سلبي عند عدم وجود أي آفة. تحسب قيمة البارامترين على التوالي كمايلي [46,41]:

$$\text{Sensitivity (Se)} = TP/(TP + FN) \quad (1\text{-}4)$$

$$\text{Specificity (Sp)} = TN/(TN + FP) \quad (2\text{-}4)$$

حيث:

TP (عدد الإيجابيات الحقيقية True Positive) هو عدد الآفات المحددة بشكل صحيح داخل صورة الماموغرام.

FN (عدد السلبيات الكاذبة False Negatives) هو عدد الآفات الموجودة في صورة الماموغرام لكن الخوارزمية غير قادرة على كشفها.

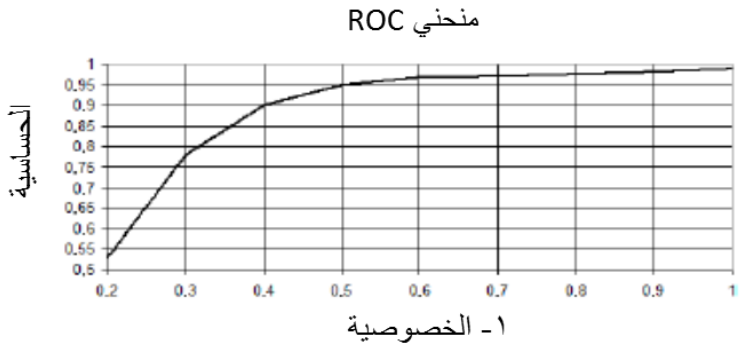
FP (عدد الإيجابيات الكاذبة False Positives) هو عدد الآفات التي تم الكشف عنها بواسطة الخوارزمية ولكن في الحقيقة غير موجودة في صور الماموغرام.

TN (عدد السلبيات الحقيقية True Negatives) هو عدد الصور التي يعتبر الإجراء ليس لديهم آفة وهي حقيقة لا يكون فيها آفة.

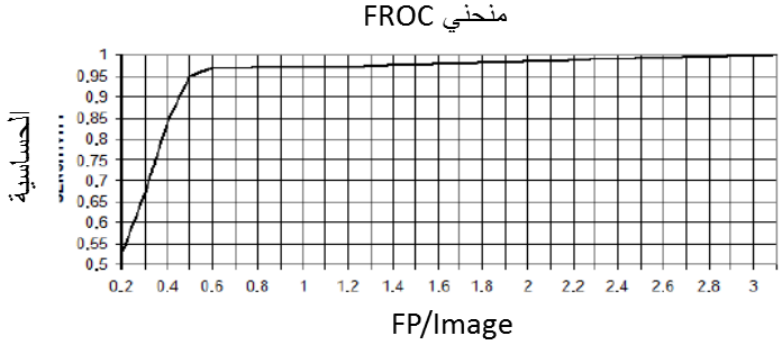
القيم العالية لكل من هذين البارامترين حالة مرغوبة وجيدة لأنظمة CAD، مع ذلك في الحقيقة تتأثر العلاقة بين الحساسية والخصوصية على أساس تشخيص كل من FP و FN، ومدى انتشار الآفة في الأماكن المدروسة، على سبيل المثال، خلال مرحلة التصنيف، ينبغي أن يضمن نظام التشخيص بأن معظم الحالات الإيجابية الحقيقية (حساسية عالية) كشفت على حساب بعض إيجابيات كاذبة.

قيم الحساسية والخصوصية لنظام التشخيص CAD تعتمد على عتبة ثقة خاصة يستخدمها نظام CAD أو المراقب لذلك، يتم استخدام منحنى خصائص التشغيل ROC Receiver Operating) (Characteristic، والتي توضح العلاقة بين البارامترين الحساسية SE والخصوصية SP، وبالتالي تصف قدرة التمييز في النظام.

المنحنى هو رسم الحساسية (على محور Y) مقابل 1- الخصوصية (على محور X) من أجل قيم مختلفة للعتبة (الشكل4-2). إن كشف تركيبة أو نوع الآفة ومكانها أمرين مهمين، بالتالي من الملائم جدا إجراء التحليل القائم على المنطقة باستخدام منحني الاستجابة الحرة لـ ROC وهو (FROC Free-Response) من أجل تقييم خوارزمية CAD والمقارنة (الشكل4-3). تحليل FROC يشبه رسم البياني لمنحني ROC إلا ان محور X يمثل عدد الاستجابات الخاطئة في الصورة FPs/image




**الشكل (4-2): مثال لمنحني ROC تم الحصول عليه من نظام كشف مثالي**




**الشكل (4-3): شكل لمنحني FROC نتج عن نظام كشف في (المرجع [45])**

المساحة تحت المنحنى ROC أو منحنى FROC (المعروفة بـ AZ) بارامتر هام لتقييم أداء التشخيص. قيمة المساحة AZ لمنحنى ROC هو فقط المساحة تحت منحنى ROC في حين أن قيمة AZ لمنحنى FROC تقيّم بواسطة تسوية المساحة تحت منحنى FROC بالنسبة للمحور الأفقي، حيث يكون المحور الافقي للمنحني FROC هو عدد الاستجابات الخاطئة لكل صورة FPs/image .

قيمة AZ التي تساوي 1 تعني بأن أداء نظام الكشف يتصف بالكمال، هذا فإن معدل TP ومعدل FP تساوي 100% و 0% على التوالي [45] .

## 4-4 الدراسات المرجعية

قام فريق الباحثين (Bazzani ,A ; et al, 2000) بتصميم خوارزمية تدمج طريقتين منفصلتين. تقوم الطريقة الأولى بكشف التكلسات الميكروية ذات التباين العالي باستخدام عدة مرشحات حيزية ثم تحليل الخصائص الشعاعية (Image Feature Analysis) لصورة الماموغرام كخصائص الشكل والتراكيب، بينما تقوم الطريقة الثانية بكشف التكلسات الميكروية المبهمة (الصغيرة) باستخدام تحويل المويجات (wavelets) بمستويات متعددة (Multi-resolution Analysis). تُدمج نتائج الطريقتين باستخدام العملية المنطقية (OR). تُمرر النتائج إلى مرحلة التصنيف، التي تستخدم تقنية آلية دعم الشعاع (Support Vector Machine) (SVM) من أجل تمييز الإشارات الصحيحة من الخاطئة. طُبّقت الخوارزمية على الصور العالمية المعيارية Nijmegen (100µm, 12bits) فأعطت دقة كشف بقدر 95% وبمعدل استجابة خاطئة 0.6 لكل صورة [45]. لم تتم مقارنة النتائج مع قواعد بيانية معيارية اخرى للمقارنة ومعرفة مدى امكانية تعميم هذه الطريقة.

طبق فريق الباحثين (Zheng, B ; et al, 2002) الخوارزمية المطورة من قبلهم سابقاً عام 1995 على 400 صورة ماموغرام (100µm, 10bits). تتضمن هذه المجموعة المسقطين الشعاعيين لـ 200 حالة وقد احتوت على 248 آفة تكلسية عنقودية. تعتمد الخوارزمية على تطبيق عتبة إجمالية يليها تطبيق نمو المنطقة عند عدة مستويات (Multi-layer Region Growth) للحصول على مناطق الشذوذات إضافة إلى خصائص المناطق المجاورة لها، ثم تُدخل الخصائص المحسوبة إلى شبكة عصبونية لتحديد درجة احتمال أن تكون هذه المناطق المستخلصة هي مناطق تكلسات عنقودية. بلغت دقة الكشف قيمة 80% وبمعدل استجابات خاطئة قدره 0.2 استجابة خاطئة لكل صورة [46]. لم تذكر الدراسة ما نوع قاعدة البيانات المستخدمة كما لم تتطرق إلى مقارنة نتائجها باستخدام قاعدة بيانات معيارية لتوضيح مدى دقة الطريقة وامكانية تعميمها.

صمم الباحثون (Papadopoulos ,A ; et al, 2002) خوارزمية، تتألف من ثلاثة مراحل رئيسية. في المرحلة الأولى طُبّقت معالجة أولية على صور الماموغرام لاستخلاص منطقة نسيج الثدي في الصورة

يليها تطبيق مرشحات حيزية (Spatial Filters) لتحديد التكلسات الميكروية المحتملة. في المرحلة الثانية استُخدمت مبادئ تحليل البنية (Morphological Analysis) لتحديد المناطق التكلسية العنقودية المحتملة. في المرحلة الثالثة استخدم الباحثون 22 خاصة شعاعية لكل منطقة عنقودية لتحديد المناطق التكلسية العنقودية الصحيحة وقد استخدمت شبكة عصبونية ذات التغذية الأمامية ( Feed Forward Network) من أجل تقليل معدل الاستجابات الخاطئة. تميزت الطريقة بأنها طُبّقت الخوارزمية على مجموعتين من الصور العالمية المعيارية وهما Nijmegen (100µm, 12bits) و MIAS (50µm, 8bits) فنتج عنها معدل استجابات خاطئة قدره 1.15 ودقة كشف 91% إلا أن هذه الدراسة لم تتطرق إلى ذكر تفاصيل حول ماهية الخصائص المستخلصة للتكلسات العنقودية [47].

من جهة أخرى قام مجموعة من الباحثين في بولونيا (Wroblewska, A ; et al. 2003) بحساب 20 خاصة من خصائص التكلسات المقترحة. اعتمدت على خصائص الشكل (Shape)، والتراكيب (Texture)، والساحة النجمية (Scalar Area). وانتخاب الخصائص المفيدة من الخطوة السابقة من أجل التصنيف الآلي للتكلسات المقترحة باستخدام شبكة عصبونية. طبقت الخوارزمية على مجموعة من الصور المحلية، ثم على عدد من الصور العالمية المعيارية DDSM، فأعطت دقة كشف تصل إلى 90% ونسبة خطأ قدرها 14% بينما أعطت الخوارزمية قدرة على التشخيص الآلي تصل إلى 50% ولكن بنسبة خطأ 34% . لم تذكر الطريقة تفاصيل حول الشبكة العصبونية وعدد الصور المستخدمة في التدريب، كما لم تتم مقارنة نتائج المصنف المستخدم مع مصنفات أخرى [48].

بينما في دراسة الباحثين (Sung-Nien-2006) تم استخلاص بارامترات حقل ماركوف العشوائي (Markov random field) الذي يعتمد على نموذج Derin–Elliott من خلال حساب جوار التكلسات الميكروية المشكوك بها كخصائص تركيب أولية أساسية لتكون مدخلات لمصنف Bayes ومصنف الشبكة العصبونية (back-propagation neural network) من أجل تمييز التكلسات الميكروية الصحيحة وبالتالي تخفيض معدل الاستجابات الخاطئة، اختبرت الطريقة على 20 صورة ماموغرام تحوي 25 منطقة من التكلسات الميكروية العنقودية تم تحديدها من قبل أطباء الأشعة. خفضت هذه الطريقة نسبة الاستجابات الخاطئة حيث حذفت 1314 استجابة خطأ من أصل 1356 أي: حذفت حوالي 98.9% من الاستجابات الخاطئة. إضافة إلى أن الحساسية أو معدل الاستجابات الصحيحة هي 92% من أجل 0.75 استجابة خطأ لكل صورة. من خلال التجارب. تبين أنه مع اختيار صحيح

ومضبوط للمصنف، فإن خصائص التراكيب المعتمدة على بارامترات حقل ماركوف العشوائي (Markov random field) الموحدة بشكل مدروس ودقيق مع خصائص إضافية مساعدة تم استخلاصها من تراكيب محيطة بالتكلسات الميكروية يمكن أن تعمل بشكل جيد في تمييز التكلسات الميكروية في الصور الرقمية. نفذت هذه الخوارزمية فقط على صور جزئية مقتطعة من صور الماموغرام تضمنت آفة التكلسات المحددة من قبل الطبيب بهدف التصنيف، كما اعتمدت اساس التجريب والاختبار في ضبط المصنف [49].

استخدم باحثون آخرون مبادئ تحليل التراكيب كخطوة ثانوية في خوارزمية الكشف الآلي من أجل تمييز خصائص التكلسات الميكروية مثل دراسة (Thangavel,K; et al-2006) حيث تم توليد مصفوفة الحدوث المشترك GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrices) لكل صورة ماموغرام، لاستخلاص خصائص (Haralick) من صورة الماموغرام المجتزأة وهي 14 خاصة. ومن أجل تحسين الدقة المتوقعة للمصنف تم تخفيض الرقم الأصلي لمجموعة الخصائص إلى مجموعة أصغر باستخدام عدة خوارزميات لتقليل الخصائص ومقارنة أداءها، اختبرت خوارزميات التخفيض على 161 صورة ماموغرام مرقمنة (digitizing image) من Mini MIAS وبينت أن الخصائص المختارة من كل من الخوارزمية (Heuristic algorithm) يمكن أن تستخدم من أجل تصنيف التكلسات الميكروية، لم تذكر الدراسة أية نتائج أو مؤشرات تقييم كمية حول دقة أداء هذه الطريقة [50].

مؤخراً تم إجراء أبحاث قامت بدراسة مبادئ تحليل تركيب الصورة (Texture Image Analysis) للكشف عن آفات الثدي. فكان التطبيق الرئيسي لها هو دراسة تراكيب نسيج الثدي حول التكلسات. فعلى سبيل المثال؛ استخدم الدارسون (Karahaliou, A. N; et al-2006) خصائص تراكيب النسيج حول التكلسات الميكروية والتي يمكنها أن تساهم في تشخيص سرطان الثدي. استخلصت خصائص التراكيب من ما تبقى من منطقة الاهتمام (النسج المحيطة) باستخدام خوارزميات إحصائية من الدرجة الأولى First Order Statistics (FOS) والثانية مصفوفة الحدوث المشترك Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM)، والخوارزمية Grey Level Run Length Matrix (GLRLM) و Lows Texture Energy Measurement (LTEM). وللتفريق بين التكلسات الميكروية الحميدة والخبيثة فقد تم استخدام مصنّف KNN (K-Nearest Neighbor) الجار الأقرب من المرتبة K وتطبيق منهجية Leave one out training التدريب والاختبار. طبقت الطريقة على 85 صورة ماموغرام تحوي

100 من التكلسات الميكروية هذه الصور من قاعدة بيانات DDSM تم رقمنتها بماسح LUMISYS 200 12-bit pixel depth and spatial resolution 50 µm، تتضمن الصور الثدي الكثيف وكثافات متغايرة الخواص. إن قياسات طاقة التراكيب المفروضة أظهرت أعلى أداء بدقة إجمالية 89%. محدودية هذه الطريقة بأنه تم اختيار أفضل قيمة للجوار الأقرب K عن طريق التجريب والاختبار على الصور المدروسة [51].

لكن ما لبث الباحثون أنفسهم (Karahaliou,A. N; et al) أن قاموا بتطوير خوارزميتهم السابقة في عام 2007 لزيادة دقة نظام الكشف، حيث استخدموا طريقة تصنيف إضافية بجمع خرج التصنيف من ثلاث فئات من خصائص التراكيب (الأكثر قدرة على التمييز) اعتماداً على النتيجة الغالبة. طبقت الطريقة على نفس الصور لدراستهم السابقة المذكورة أعلاه. وكانت الحساسية 94.4% وتجنب الخطأ 80% [52].

في دراسة أخرى اقترح (Geetha K. et al) في عام 2008 خوارزمية Genetic (GA) وخوارزمية New Particle Swarm Optimization (NPSO) algorithm من أجل اختيار خصائص التكلسات الميكروية ومقارنة الأداء، مستخدمين طريقة Spatial Gray Level Dependence Method (SGLDM) من أجل استخلاص الخصائص التي يتم تغذيتها إلى شبكة عصبونية هجينة ذات الانتشار الخلفي بثلاث طبقات من أجل التصنيف. اختبرت الخوارزميات المقترحة على 114 صورة غير حميدة من قاعدة البيانات MIAS وتم تقييم أداء الخوارزميات المقترحة من أجل اختيار الخصائص مع نتائج تصنيفاتها وفق منحني ROC. لم تذكر الطريقة نتائج التقييم [53].

استخدمت بعض الدراسات خوارزميات لاستخلاص خصائص الصورة من أجل الكشف عن التكلسات الميكروية MCs في صور الماموغرام. ففي إسبانيا قام مجموعة من الباحثين ( Mayo,P et.al. 2008) بتطبيق بعض المؤثرات المورفولوجية (Morphology Operator) بعد التعتيب المحلي للتأكيد على التكلسات المقترحة الناتجة عن التعتيب، واستخدام تقنية نمو المناطق (Regional Growing) لكشف التكلسات المنفردة، وحساب ثمانية خصائص صورة لكل تكلس ميكروي مقترح من حيث الشكل (Shape Features) وشدة الإضاءة (Intensity Features) والتباين (Contrast) ونسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR)، وذلك باختبار عتبات على الحسابات السابقة لكشف التكلسات الحقيقية.

طبقت الطريقة على عشرة صور ماموغرام محلية (1200 dpi, 8 bit) فأشارت الخوارزمية إلى نتائج مشابهة لدقة قراءة طبيب الأشعة [54].

كما قام Papadopoulos et al (2008) باستخدام عدة تقنيات لتحسين خصائص الصورة مثل: تقنية contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) وتقنية the local range modification (LRM) ، وتقنية Wavelet Linear Stretching (WLST) ، وتقنية Wavelet Background Approximation (WBGK) ، وتقنية Wavelet Shrinkage (WSRK)

وتم استخلاص 54 مزية تتعلق بالشكل وخصائص التركيب للعناصر المستقلة والعنقودية، ومن أجل توصيف موجودات الصورة تم جمع الخصائص السابقة في مصنف شبكة عصبونية ANN. طبقت الطريقة على قاعدتي بيانات، الأولى قاعدة بيانات MIAS تتضمن 20 ماموغراماً تحوي 20 تكلساً ميكروياً عنقودياً تم ترقيمها والثانية قاعدة بيانات (Nijmegen) تتضمن 40 ماموغرام تحوي 105 تكلساً ميكروياً عنقودياً تم تغيير حجم البكسل لتتناسب مع قاعدة البيانات السابقة من 100mm إلى 50mm، وتقييم النتائج وفق منحني (ROC) لتعطي مساحة المنطقة تحت المنحني AZ لكل من قاعدتي البيانات المذكورتين والتي حققت من أجل طريقة كل من LRM ($A_Z$MIAS = 0.932 / $A_Z$NIJ = 0.915) وطريقة WLST (AZMIAS = 0.926 / AZNIJ = 0.904). ذكرت الدراسة أن الطرق الباقية قد حققت نتائج منخفضة دون ذكر نتائج رقمية أو مناقشتها [55].

اعتمد الباحثون (Whi-Vin, Oh; et al) عام 2009 طريقة (Foveal Method) لكشف التكلسات الميكروية ذات خصائص خاصة. وتم استخلاص 8 خصائص من التكلسات الميكروية الأساسية باستخدام مصفوفة الحدوث المشترك Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM). طبقت الطريقة على صور ماموغرام مرقمنة قاعدة بيانات MIAS تتضمن نسج كثيفة ودهنية حققت حساسية قدرها 93.1% وتجنب خطأ قدره 87.5%. لم تذكر الدراسة عدد الصور المدروسة واقتصرت الدراسة على مرحلة التجزيء وكشف التكلسات دون التمييز بين الحميدة منها أو الخبيثة [56].

تمكن Waeil. A. M في عام 2009 من تحسين خصائص التكلسات الميكروية في صور الماموغرام باعتماد طريقة (Fractal Modeling Fast) والتي اتصفت بسرعة المعالجة العالية مقارنة مع طرق النمذجة التقليدية. وذلك بتقسيم الصورة إلى منطقة ظليلة عاتمة (متجانس)، وغير ظليلة تم نمذجتها ضمن نطاق ديناميكي محدد. تم استخلاص منطقة اهتمام بحجم 64×64 Pixel من صورة الماموغرام

بحيث تقع التكلسات الميكروية في منتصف منطقة الاهتمام ROI (Region Of Interested) والتي تم اقتطاعها من الصورة الأصلية واستخلاص الخصائص التي تعتمد على التباين معدل قمة الإشارة إلى الضجيج ومتوسط الإشارة إلى الضجيج واستخدم مصنف SVM للتمييز بين الحالات الطبيعية وغير الطبيعية. طبقت الطريقة على 125 صورة ماموغرام من قاعدة بيانات MIAS لأنماط نسج (كثيف – دهني – غدي دهني) وتتضمن 100 صورة طبيعية و25 صورة غير طبيعية تحوي آفات خبيثة وحميدة تمكنت هذه الطريقة من الكشف عن (Micro-calcifications) وأظهرت النتائج أنها حققت حساسية هي 92% من أجل 25 صورة ماموغرام غير طبيعية [57]. نفذت خوارزمية التحسين والتصنيف فقط على صورة جزئية بحجم 64×64 Pixel مقتطعة من صورة الماموغرام بحيث تحوي مركزها منطقة الآفة ولم يتم تطبقها على كامل الصورة وهذا ما يفسر نتائج الحساسية والدقة العالية، كم لم تختبر هذه الخوارزمية على قاعدة بيانات معيارية أخرى بهدف مقارنة الأداء.

في الهند عام 2009 درس مجموعة من الباحثين (Panda. R. et.al) خصائص الصورة لمناطق الآفات من أجل تصنيف التكلسات الميكروية العنقودية والكتل الورمية في صور الماموغرام. من خلال تقنية تسوية الهيستوغرام ثم حساب مجموعة من واصفات الهيستوغرام وواصفات الحدوث المتكرر لحذف الاقتراحات الخاطئة والحفاظ على الاستجابات الصحيحة. طبقت الطريقة على عدد من الصور المعيارية Mini-MIAS (50µm, 8bit) حيث أثبتت الخوارزمية قدرتها على مساعدة الأطباء في تحديد مواقع التكلسات الميكروية [58]. صممت الطريقة فقط لتصنيف الآفات ضمن منطقة اهتمام مقتطعة من صورة الماموغرام، ولم تذكر الطريقة عدد الصور المختبرة كما لم تتطرق إلى ذكر نتائج كمية تبين مدى دقة الخوارزمية.

اقترح (Krishnamoorthy, R. et. al-2010) نظاماً جديداً يقوم على Orthogonal Polynomials Model (OPM) من أجل تحديد التكلسات الميكروية في صور الماموغرام كأسلوب لكشف الحافة وحساب حجم التدرج مستخدمة التعتيب الآلي (Auto threshold)، لم تعتمد الطريقة استخدام المصنفات لتمييز خباثة الآفة بل اعتمدت الطريقة على الشكل والتوجه المكاني للمجموعات الفردية والتي هي ذات أهمية في تصنيف التكلسات الميكروية إلى حميدة وخبيثة. الطريقة فعالة في تحديد التكلسات الميكروية التي من الصعب تشخيصها في صور الأشعة، كما خفضت الطريقة المقترحة التعقيدات الحسابية مثل كثيرات الحدود، تتطلب الطريقة تحديد مستوى عتبة تلقائياً استناداً إلى

الخصائص المحلية من الصورة المدخلة. اختبرت الطريقة على قاعدتي بيانات: الأولى هي قاعدة بيانات MIAS تتضمن 25 صورة ماموغرام تحتوي على تكلسات ميكروية عنقودية 20 صورة ماموغرام طبيعية والثانية هي قاعدة بيانات محلية تتألف من 30 صورة ماموغرام رقمية، مجموعة البيانات تحتوي 18 صورة ماموغرام تكلسات عنقودية 12 طبيعية. حققت الطريقة حساسية قدرها 96% من أجل FP=0.53 تكلساً في كل صورة في قاعدة بيانات MIAS وحساسية قدرها 94% من أجل FP=0.5 تكلساً في كل صورة في قاعدة البيانات المحلية [59].

بيَّن الباحثون (Zyout,I; et al. 2011) أن أنظمة CAD المعتمدة على التراكيب Texture للكشف عن التكلسات الميكروية ذات نشاط وفعالية أكثر من تلك الأنظمة المعتمدة على الشكل (state-of-art shape) بسبب أن أداء المنهجية المعتمدة على الشكل بطيئة وتعتمد على تأثير وفعالية التجزيء التكلسات الميكروية. قدمت هذه الدراسة أنظمة CAD المعتمدة على التراكيب (Texture) والتي تتضمن مرحلتين: أولاً: تحديد خصائص التكلسات الميكروية العنقودية باستخدام خصائص تراكيب من Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). ثانياً: اختيار الخصائص بشكل متكامل اعتماداً على مصنف Particle Swarm Optimization ومصنف(k-Nearest Neighbor (KNN واللذان يدعيان معاً PSO-KNN، حيث يتم تطبيقه لتقرر بنفس الوقت خصائص GLCM الأكثر تمايزاً وإيجاد أفضل قيمة K من أجل مصنف KNN. اختبرت الطريقة على 25 تكلساً ميكروياً من قاعدة بيانات Mini-MIAS أعطت دقة تصنيف 88% تلك التي أحرزت خصائص GLCM [60]. طبقت الطريقة فقط على صور مقتطعة من صور الماموغرام والتي تحوي آفة التكلسات بهدف دراسة خصائصها وتصنيفها.

طور الباحثون (Gallardo, R; et al. -2012) نظام CAD لدراسات سابقة بهدف الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية، اعتمدت الدراسة بشكل أساسي على استخدام خصائص الصورة المستخلصة التي تم الحصول عليها من تحليل المكونات المستقلة كما أنها أخذت بعين الاعتبار تضمين عمر المريض كمزية لا تتعلق بخصائص الصورة، تم استخلاص خصائص الصورة بواسطة خوارزمية (Fast ICA algorithm) والحصول على خصائص شعاعية تعطي عدد من خصائص البكسلات المدروسة وعناصر الجوار وفقاً لاختيار حجم نافذة معينة وعدد من الخصائص الأخرى. ومن ثم استخدم مصنف artificial neural network (ANN) التي تم تدريبها على 7011 صورة

وتطبيقها على 85 صورة، حققت الطريقة متوسط حساسية قدرها 81.8 متوسط استجابات خاطئة 2.55 FPi لكل صورة وعند أخذ عمر المريض ضمن الحسابات فقد زادت دقة الأداء وتحققت متوسط حساسية 91.8% بمتوسط استجابات خاطئة 4.45 لكل صورة [61]. الطريقة طبقت على صُور جزئية مقتطعة من صور الماموغرام والتي تحوي آفة التكلسات فقط وليس على كامل صورة الماموغرام، كما لم تتم اختبار الخوارزمية على قاعدة بيانات معيارية بل اكتفت بعرض نتائجها على قاعدة بيانات واحدة.

في عام 2013 اعتمدت دراستان حديثتان على استخدام تحليل المويجات Wavelet analysis في الكشف عن التكلسات الميكروية. ففي الدراسة الأولى قام فريق الباحثين (Yashashri G. G; et al-2013) بتطبيق تابع نوافذ لاستخلاص الصور فرعية بحجوم 32×32 من صورة الماموغرام. ومن ثم تحليل الصور الفرعية إلى 4 مستويات ويتم احتساب خصائصها المويجية. دعمت هذه الخطوات آلة تعلم خارجية Extreme Learning Machine (ELM) والتي استخدمت كمصنف يتميز بسرعة تعلم عالية. طبقت هذه الطريقة على صور MIAS. ولم تذكر هذه الدراسة نتائج رقمية عن مدى دقة هذه الطريقة [62].

أما الدراسة الثانية (Anuradha, C. et al-2013) فقد اتبعت للكشف عن التكلسات أسلوب تحويل المويجات المتقطع (Discrete Wavelet) والتي استخلصت الصور الفرعية الحاوية على مركبات ذات تردد عالي الطيف لصورة الماموغرام ودراسة خصائص المويجات لها ولتمييز التكلسات الخيثة والحميدة استخدموا نوعين من المصنفات هما Support Vector Machine (SVM) and Artificial Neural Network (ANN) Classifier وطبقت الدراسة على 52 صورة من قاعدة بيانات MIAS وتتألف من 26 صورة طبيعية و26 صورة فيها آفة التكلسات تتضمن 15 آفة حميدة و11 آفة خبيثة. أظهرت النتائج أن أداء مصنف ANN كان أفضل من SVM حيث حققت كل منها على التوالي دقة 96.15%، 69.30%. فكانت الحساسية ونسبة الاستجابة الخاطئة وفق المصنف ANN هي على التوالي 65.16%، 76.67% أما وفق المصنف SVM فكانا 95.45%، 96.66%. نفذت الخوارزمية على صور فرعية محددة من الماموغرام وفقاً لرأي الطبيب وليس على كامل صورة الماموغرام، لم تتطرق الدراسة بذكر تفاصيل حول مصنف الشبكة العصبونية المختارة وعدد الصور المستخدمة في تدريب هذه الشبكة [63].

في عام 2013 قام الباحثون (Al-Bayati M.et al) بمقارنة واختبار بعض تقنيات التعتيب التي تستند على تقنية أوتسو لمعرفة أي من تلك التقنيات هي الأفضل في تحديد العتبة لاستخلاص الآفات الخبيثة والحميدة من أنسجة الثدي. وبينت النتائج التجريبية أن كل تقنيات التعتيب المستخدمة تعمل بشكل جيد في الكشف عن الأنسجة الطبيعية للثدي. أما بالنسبة للأنسجة غير طبيعية (أورام الثدي) فقد وجدوا أن طريقة التركيز على قيم الجوار (neighborhood valley emphasis) هي الطريقة الوحيدة التي أعطى أفضل النتائج في الكشف عن الأورام الخبيثة، وأثبتت أيضا أن تقنية التباين وشدة التباين (that variance and intensity contrast technique) هي الأفضل في استخلاص التكلسات الميكروية [66]. لم تذكر هذه الدراسة نوع قاعدة البيانات وعدد الصور المستخدمة.

كما استخدمت طريقة Otsu's N thresholding في دراسة قام بها الباحثون (Deepa S. et al-2013) بهدف تجزيء المناطق ذات الاهتمام من صور الماموجرام المستحصلة من قاعدة البيانات المعيارية mini-MIAS، وتم إظهار النتائج بالحصول على صور مجزأة لعدة سويات ملونة[67]. لم تذكر الدراسة أية نتائج رقمية حول قدرتها على كشف الآفات وتقييم الأداء بشكل كمي.

في عام 2014 نفذ الباحثون (Krishnaveni,S; et al) طريقة للكشف عن التكلسات تضمنت استخلاص منطقة الاهتمام ROI بخوارزمية (Chain code) ومن ثم استخلاص خصائصها باستخدام Histogram of Oriented Gradients أو (HOG) واستخدموا مصنف (Naive bayes classifier) لتمييز التكلسات الميكروية (micro-calcification) الخبيثة والحميدة في مواقعها في صورة الماموغرام وحققت دقة قدرها 96.25% بعد تطبيقها على صور MIAS وبينت أن هذا المصنف أعطى دقة أكبر بمقارنتهم هذه الطريقة مع كل من مصنفي SVM ومصنف KNN واللذان حققا دقة قدرها على التوالي 93.75%، 95% [64]. إلا أن هذه الخوارزمية قد طبقت على صور جزئية من صور الماموغرام والتي تحوي فقط منطقة الآفة وليس على كامل الصورة.

في نفس العام اقترح الباحث Udaya,G.G خوارزمية كشف عن التكلسات تتضمن Particle Swarm Optimization أو (PSO) لاستخلاص منطقة التكلسات الميكروية المقترحة ودراسة خصائصها مثل خصائص إحصائية للعزم الثانويSecond-Order Statistics باستخدام مصفوفة Gray Level Dependence Matrix (GLDM) وشعاع Gray Level Difference Vector (GLDV) ومصفوفة Neighborhood Grey Tone Difference Matrix (NGTDM) ومصفوفة Gray tone Run

Length Matrix (GTRLM) وللتمييز بين الخبيث والحميد طبقوا مصنف SVM وبينت الدراسة أن النتائج جيدة ومقبولة دون ذكر أية نتائج حول دقتها [65].

يُلخّص كل من الجدولين (4–2) و(4–3) الطرق المقترحة في الأوراق العلمية المنشورة خلال الفترة بين 2000 و2014 والتي طُبّقت بعضها على كامل صورة الماموغرام وبعضها الآخر على منطقة وجود الآفة فقط. يشير العمود الأول إلى اسم الباحث وتاريخ البحث. ويبين العمود الثاني نوع صور الماموغرام المستخدمة (صور محلية أم عالمية)، إضافة إلى عدد صور الماموغرام المستخدمة لاختبار الخوارزمية في العمود الثالث، يصف العمود الرابع مواصفات عنصر الصورة وهي حجم عنصر الصورة PS (Pixel Size) وعمق عنصر الصورة PD (Pixel Depth)، العمود الخامس يشير إلى الطرق المستخدمة لاستخلاص خصائص التكلسات المقترحة، أخيراً يُبين كل من العمود السادس والسابع إلى أداء كل خوارزمية من حيث دقة الكشف أو الحساسية ومعدل الاستجابات الخاطئة أو نسبة تجنب الخطأ في حال ذِكرها في الورقة العلمية من أجل تسهيل عملية المقارنة. من المهم أن نشير إلى أن كل الأوراق العلمية نصت على أن هذه النتائج هي أولية وقد لا نحصل على نفس النتائج لدى إعادة تطبيق الخوارزمية على مجموعة صور من مصدر مختلف.

## 4-5 أنظمة الـ CAD في المجال السريري ونتائج الدراسات المرجعية:

نراجع في هذا الفصل معظم تقنيات معالجة الصور الأكثر استخداما من أجل الكشف عن التكلسات الميكروية (microcalcification). وبالرغم من تنفيذ العديد من التحسينات في أنظمة CAD إلا أن أدائها لم يصل إلى حد المثالي والكمال من حيث بارامتري الحساسية (sensitivity) والخصوصية (specificity). لتوضيح هذا المفهوم من ناحية التطبيق السريري، فإن نظام الكشف CAD ذو قيمة خصوصية (specificity) منخفضة هذا يشير إلى العديد من الإيجابيات الكاذبة (false positives) التي تسبب لاحقاً ضغط نفسي للمريض. وبالمقابل، فإن انخفاض الحساسية (sensitivity) تشير وجود السلبيات الكاذبة (false negatives)، والتي ستعطي تأكيدات كاذبة مترافقة بكشف سرطان عند مرحلة أكثر تقدما تتطلب عندها تكثيف العلاج.

كما تبين سابقاً يوجد العديد من التقنيات المنشورة من أجل الكشف الآلي عن آفة تكلسات الثدي (خوارزميات CAD) نفّذت هذه الخوارزميات طُرق مختلفة من مفاهيم تحليل ومعالجة الصورة. طُبِّقت

بعض هذه الخوارزميات على صُور جزئية مقتطعة من صور الماموغرام المرقمة بينما طُبقت البعض الآخر على كامل صورة الماموغرام المرقمة. يُلخّص الجدولان (4-2) و(4-3) أدناه نتائج هذه الخوارزميات، أدت قراءة الدراسات المرجعية إلى استنتاج ما يلي:

1) أشارت نتائج عمل هذه الخوارزميات لدى تطبيقها على مجموعة من صور الماموغرام، التي تمثل كل منها أحد المساقط المستحصلة عادة من مراكز فحص الثدي، إلى أن هذه الخوارزميات تُحقّق نتائج مشجعة (Promising Results). يظهر هذا الأمر في الجدولين (4-2) و(4-3) حيث أعطت جميع الخوارزميات دقة كشف أعلى من 80% مما يجعلها قريبة من نتائج أداء الطبيب المختص في فحص صور الماموغرام التقليدية SFM المشار إليها في العديد من الأوراق العلمية.
2) يؤدي تطبيق خوارزميات مختلفة على بنية معطيات واحدة إلى نتائج مختلفة على سبيل المثال، أعطت الطرق المختلفة التي طُبّقت على مجموعة الصور (Nijmegen) نتائج مختلفة هذا متوقع لأن كل طريقة تحتوي على خطوات تحليل صورة مختلفة.
3) يؤدي تطبيق الخوارزمية الواحدة على مجموعات مختلفة من صور الماموغرام إلى نتائج مختلفة يُعزى هذا إلى الاختلافات في جودة الصورة إضافة إلى كلٍّ من:
   - عدد الآفات في بنية المعطيات.
   - درجة غموض الآفات (Subtlety of the Lesions) الموجودة في بنية المعطيات.

   هذا الأمر هام جداً لأنه يُشير إلى أنّ تطبيق أي خوارزمية على عدة مجموعات مختلفة من الصور هو مرحلة أساسية لتقييم صلاحية عمل أي خوارزمية.
4) تُعتبر تقنية معالجة الصورة المستخدمة في كل خوارزمية هي العامل الرئيسي الذي يؤدي إلى تسجيل نتائج مختلفة من بنى معطيات مختلفة لأن كل الخوارزميات تحتوي على معاملات تجريبية (Empirical parameters) مثل العتبات (Thresholds) والنماذج (Models). لدى تطبيق نفس الخوارزمية على بنية معطيات مختلفة هي بنية المعطيات (MIAS) تبين الحاجة إلى تعديل قيم العتبات. تُشير هذه النتيجة إلى الحاجة إلى تصميم خوارزمية تستخدم إجراءات عامة وبأقل عدد ممكن من العتبات.

**الجدول (4-2): ملخص الأبحاث العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2000 و2008.**

| اسم الباحث | نوع الصور | عدد الصور | مواصفات عنصر الصورة PD,PS | طرق استحصال التكلسات | الحساسية | نسبة تجنب الخطأ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Bazzani ,A et al, 2000 | Nijmegen | 25 mammograms | 100µm, 12bits | مزايا شعاعية لكل تكلس ميكروي | 95% | FP/ 0.6 image |
| Zheng,B; et al, 2002 | LOCAL | mammograms 400 248 آفة تكلسية عنقودية | 100µm, 10bits | Shape Features | 80% | 0.2 FP/ image |
| Papadopoulos,A; et al – 2002 | MIAS | 20 mammograms | 50µm, 8bits | 22 ميزة شعاعية لكل منطقة عنقودية | 90% | 1.15 FP/ image |
| | Nijmegen | 20 mammograms | 100µm, 12bits | | | |
| Wroblewska,A; et.al. 2003 | DDSM | 50 mammogram | 50µm, 12bits– | SGLD GLCM | دقة كشف 90% | — |
| | LOCAL | 200 ROI mammogram | Digital mammogram | | | |
| Sung–Nien,Yu 2006 | LOCAL | 20 mammograms containing 25 areas of clustered MCs marked by radiologists | Digital mammogram | Markov random field Derin–Elliott | 92% | 0.75 FP/ image |
| Thangavel,K 2006 | MIAS | 161 pairs | 50µm, 8bits | GLCM Haralick | — | — |
| Karahaliou, A.N. 2006 | DDSM | 100 ROI contain MC clusters 46 B – 54M | 50µm, 12bits– | FOS GLCM GLRLM LTEM | 90.74% | 86.96% |
| Karahaliou, A.N. 7200 | DDSM | 85 mammographic 100 MC clusters in total (46 B,54 M) ROI:128 * 128 pixel | 50µm, 12bits– | FOS GLCM GLRLM LTEM | 94.4% | 80% |
| Geetha K. 2008 | MIAS | 114 abnormal images | 50µm, 8bits | SGLDM NPSO | — | — |
| Papadopoulos, A 2008 | MIAS | 20 mammograms | 50µm, 8bits– | CLAHE, LRM, WLST, WSRK, WBGK | LRM $A_z$ = 0.932 | WLST $A_z$ = 0.926 |
| | Nijmegen | 40 mammograms | 100 µm, 12 bits | | LRM $A_z$ = 0.915 | WLST $A_z$ = 0.904 |

**الجدول (4-3): ملخص الأوراق العلمية المنشورة في الفترة بين عامي 2009 و2014**

| اسم الباحث | نوع الصور | عدد الصور | مواصفات عنصر الصورة | خصائص التكلسات | الحساسية | نسبة تجنب الخطأ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Whi-Vin, Oh 2009 | MIAS | 21 mammograms (11B,10M) | 50µm, 8bit | GLCM foveal method | LRM $A_Z$ = 93.1 | $WLSTA_Z$ = 87.5 |
| Waeil.A.M 2009 | MIAS | 125 mammograms 100 normal 25 abnormal (B, M) | 50µm, 8bit | Fast Fractal Modeling | 92% | ___ |
| Krishnamoorthy. R 2010 | MIAS | 45 mammograms 25 Cluster $\mu C_S$ + 20 normal | 50µm, 8bit | ___ | 96% | 0.53 FP/ image |
| | LOCAL | 30 mammograms 18 Cluster $\mu C_S$ + 12 normal | Digital mammogram | OPM model | 94% | 0.5 FP/ image |
| Zyout ,I – 2011 | mini-MIAS | 26 Cluster $\mu C_S$ | 50µm, 8bit | GLCM | 88% | ___ |
| R. Gallardo-2012 | DDSM | trained 7011 tested 85 | 100 µm , 12 bits | Fast ICA algorithm | 81.8% | 2.55 FP/ image |
| | prototype | | | | With Age 91.8% | 4.45 FP/ image |
| Yashashri G. G et al-2013 | MIAS | 32 ROI from MIAS | 50µm, 8bit | Wavelet Features | ___ | ___ |
| Anuradha. C.et.al-2013) | MIAS | 52 mammograms 26normal 26Abnormal (15b +11M) | 50µm, 8bit | Discrete Wavelet Features | ANN 65.16% | ANN 76.67% |
| | | | | | SVM 95.45% | SVM 96.66% |
| Al-Bayati M.et al-2013 | MIAS | ___ | 50µm, 8bit | different threshold methods | ___ | ___ |
| Deepa S. et al-2013 | MIAS | ___ | 50µm, 8bit | Otsu's N threshold -ing | ___ | ___ |
| Krishnaveni,S; et al-2014) | MIAS | 256×256 portion of ROI pixels $\mu C_S$ | 50µm, 8bit | HOG GLCM | NBC 97.5% | NBC 90% |
| Uday,G.G. -2014 | Non linearly separable | ___ | Digital mammogram | GLDM GLDV NGTDM GTRLM | ___ | ___ |

## 4-6 الخلاصة

إن التكلسات الميكروية العنقودية هي أحد الأشكال المبكرة لسرطان الثدي. أدت الأخطاء في كشف عن هذا المرض في صور الماموغرام إلى التفكير بدراسة استخدام الحاسب للكشف عن هذه الآفة. بيّنت مطالعة الأبحاث العلمية السابقة وجود العديد من الخوارزميات الناجحة حتى الآن في الكشف الآلي عن هذه الآفات في صور الماموغرام المرقمة أيضاً بينت وجود بعض المشاكل التي تواجه انتشار استخدام هذه الخوارزميات. هذه الأسباب تتجلى فيما يلي:

1. ضرورة تطابق نتائج أية خوارزمية مقترحة لدى تطبيقها على بُنى معطيات مختلفة من صور الماموغرام (الصور المستحصلة من مصادر مختلفة لها خصائص مختلفة)، بالتالي يجب أن تُعنى الأبحاث العلمية بتطبيق الخوارزمية على أكثر من بنية معطيات من صور الماموغرام على أن تكون أحد هذه البنى معيارية.
2. الحاجة إلى تخفيض اعتماد الخوارزمية على العتبات المُستنتجة تجريبياً والنماذج الإحصائية المصممة مخبرياً مما يؤثر على إمكانية تعميم تطبيق الخوارزمية.

مما سبق ومن أجل تحسين أداء الخوارزميات فإننا تقترح مايلي:

- ضرورة تطبيق الخوارزمية على كامل صورة الماموغرام وليس على مناطق مقتطعة من الماموغرام مما يتيح إجراء دراسة جدوى أي خوارزمية على الواقع العملي في عيادات فحص سرطان الثدي.
- ضرورة إجراء دراسات علمية على النتائج العملية لهذه الخوارزميات لدى استخدامها في عيادات فحص سرطان الثدي.

# الفصل الخـامـس
# الأسـس النظـريـة

5-1 مقدمة

5-2 مصدر قواعد البيانات لصور ماموغرام رقمية

5-3 مرحلة المعالجة الأولية وتحسين الصورة

5-3-1 أساسيات العمليات المورفولوجية الرياضية

5-3-2 تحسين التباين المحلي باستخدام العمليات المورفولوجية:

5-4 مرحلة التجزيء

5-4-1 المفهوم الرياضي للتعتيب

5-4-2 تعتيب أوتسو

5-4-2 مرشحات Law's

5-5 مرحلة استخلاص الخصائص

5-5-1 تقنية النمط الثنائي المحلي

5-5-2 مصفوفة الحدوث المشترك

5-5-3 التفرطح (kurtosis)

5-5-4 الالتواء (skewness)

5-6 مرحلة التصنيف

5-6-1 مصنف الشبكة العصبونية الـ ANN

5-6-2 مصنف الدعم التكيفي

5-7 تقييم الأداء

5-7-1 تقييم التحسين

5-7-2 تقييم التصنيف

5-8 الخلاصة

# الفصـــل الخـامـس

# الأســس النظــريــة

## 5-1 مقدمـة:

يقدم هذا الفصل مصدر قواعد البيانات المستخدمة، والأسس النظرية للتقنيات المطبقة في المنهجية المقترحة لتطوير نظام الـ CAD بهدف الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية في صور الماموغرام الرقمية. حيث تتضمن الخوارزمية المقترحة لهذا البحث عدة مراحل أساسية، استخدمت في مرحلة المعالجة الأولية مجموعة من تقنيات معالجة الصورة بهدف تحسين تباين صورة الماموغرام والحصول على منطقة الاهتمام، إلى أن نصل إلى مرحلة فصل مجموعة من الاستجابات المقترحة على أنها مناطق تكلسات ميكروية باستخدام تقنية تعتيب أوتسو Otsu، بينما يتم في المرحلة التالية استخلاص عدد من خصائص الصورة على كل منطقة تكلسات من المناطق التي حصلنا عليها في المرحلة السابقة بهدف تتبع وتقصي التكلسات الميكروية العنقودية، من ثم تدخل النتائج التي حصلنا عليها إلى مصنفات رياضية من أجل زيادة دقة الخوارزمية عن طريق حذف الاستجابات الخاطئة والحفاظ على الاستجابات الحقيقية الصحيحة.

## 5-2 مصدر قواعد البيانات لصور ماموغرام رقمية

هناك أسلوبين لإنتاج صور الماموغرام إما الأسلوب الأكثر شيوعا الذي استخدم مؤخرا في الدراسات البحثية وهي رقمنة صور الماموغرام المستحصلة من أجهزة الماموغرام الفيلمية التقليدية أو الحصول على صور مباشرة من وحدة الماموغرام الرقمي كامل الحقل FFDM (Full Field Digital Mammography). هذا النهج الأخير قد أصبح الأكثر شيوعا في تطوير خوارزميات الكشف بمساعدة الكمبيوتر (CAD). هناك نوعان من المصادر المحتملة تم استخدامهما في الدراسات البحثية،

انتاج مجموعة بيانات من صور محلية أو استخدام مجوعة بيانات عالمية (شائعة). تم في هذه العمل استخدام كلا المصدرين. فيمايلي توصيف مواد البحث

## 5-2-1 الحصول على قاعدة البيانات محلية

استحصلت مجموعتين من قواعد بيانات لصور ماموغرام من أجهزة تصوير الثدي بالأشعة السينية (ماموغرام) رقمية حديثة موجودة في المشافي المحلية في دمشق:

### 5-2-1-1 قاعدة البيانات المحلية الأولى

المجموعة الأولى هي صور رقمية محلية مستحصلة مباشرة من جهاز الماموغرام الموجود في مشفى المواساة وهو جهاز رقمي كامل الحقل Full Filed Digital Mammogram (FFDM)، ويستخدم برنامج (Raffaello). تتضمن قاعدة البيانات (17 صورة ) تحوي (7 حالات خبيثة تكلسات ميكروية عنقودية Malignant–7 حالة سليمة Benign –3 حالات طبيعيةNormal).

### 5-2-1-2 قاعدة البيانات المحلية الثانية

المجموعة الثانية هي صور رقمية محلية مستحصلة من جهاز ماموغرام الموجود في مشفى المجتهد وهو جهاز رقمي كامل الحقل Full Filed Digital Mammogram(FFDM). يستخدم برنامج OpView 2 لمعالجة الصور. تتضمن قاعدة البيانات المحلية الثانية من (18 صورة)، تحوي (8 حالات خبيثة تكلسات ميكروية عنقودية Malignant–6 حالات سليمة Benign –4 حالات طبيعية Normal).

ويجدر هنا ذكر أهم البارامترات التي يتمتع بها جهاز الماموغرام في كلا المشفيين والتي تؤثر على استخراج خصائص الصورة فقط وتؤثر على جودة ودقة الصورة، حيث أن القيمة الاسمية لجهد أنبوبة أشعة X هي 40 kV إلا أن مجال الجهد المطبق من 23 kV to 35 kV، وقيمة بقعة التمحرق لبؤرة الموليبدينوم هي spot: 0.1 / 0.3 ، أما عملية قوة الضغط فهي عبارة عن برمجية تحدد علاقة تابع من أجل الحصول على الضغط الأمثلي وتحسين قوة الضغط وجودة الصورة، وتكون عملية اعطاء الجرعة وفق برمجة أولية لبارامترات التعرض من أجل تزويد المريض بالجرعة الأمثل من مولد الأشعة السينية. يستخدم كل من الجهازين أحدث جيل من الكواشف (α- Se) (Amorphous Selenium) مادة السيلينيوم

غير المتبلور، حجم الكاشف(“12 x “9.5) 24 cm x 30 cm ، حجم البكسل 85 ميكرو متر، مصفوفة الصورة 2816 x 3584 (24 cm x 30 cm / 2016 x 2816 (18 cm x 24 cm .

باعتبار أن بارامترات تحصيل صور الماموغرام من كلا الجهازين هي نفسها تم دمج قاعدتي البيانات المحليتين بقاعدة بيانات واحدة، لتكون قاعدة البيانات المحلية الإجمالية مكونة من 35 صورة ماموغرام رقمية من قاعدة البيانات المحلية بمسقطين أمامي خلفي(craniocaudal (CC وأنسي وحشي mediolateral oblique (MLO). قسمت قاعدة البيانات المحلية إلى مجموعتين: المجموعة الأولى هي مجموعة لتدريب النظام مكونة من 4 صور ماموغرام طبيعية (Normal)، و17 صورة ماموغرام غير طبيعية (Abnormal) حيث تحوي الأخيرة على آفة تكلسات (7 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، 10 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية). بينما المجموعة الثانية فهي مجموعة اختبار الخوارزمية المقترحة ومكونة من 14 صورة أخذت من قاعدة البيانات المحلية (3 صور سليمة، 6 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، 5 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية). تم اختيار وقراءة الصور لتحديد موقع الآفات ونوعها من قبل طبيب أشعة في المشفى ومن ثم دققت من قبل طبيب أشعة آخر لديه خبرة.

## 5-2-2 الحصول على قاعدة بيانات دولية معيارية

تم في هذا العمل استخدام صور ماموغرام مرقمة أخذت من اثنتين من قواعد البيانات العالمية المشهورة لصور الماموغرام المخصصة للباحثين بهدف اختبار وتقييم نظم الكشف بمساعدة الحاسوب CAD وقد رقمت صور الماموغرام بدقات مختلفة. قاعدة البيانات الأولى هي MIAS (Mammographic Image Analysis Society) أما قاعدة البيانات الثانية فهي DDSM (Digital Data Base for Screening Mammography).

### 5-2-2-1 مجموعة البيانات MIAS الدولية

قامت هيئة لمجموعة أبحاث بريطانية بإنتاج قاعدة بيانات لصور ماموغرام رقمية. تحوي 322 صور فلمية مرقمنة وتشمل على رأي أطباء الأشعة حول توضع الآفات وتصنيفها (خباثة أو لا). وسميت MIAS (Mammographic Image Analysis Society) رقمت بدقة (µm)50 كل صورة حجمها 1024×1024 بكسل موقعها على شبكة الانترنت http://skye.icr.ac.uk/miasdb/miasdb.html. تتضمن 322 صورة، اخترنا منها 243 صورة ماموغرام موزعة كما يلي:218 صورة طبيعية تم تصنيفها

(64 صورة نسج غدية – 77 دهنية –76 كثيفة). كما اخترنا جميع الصور التي تحوي تكلسات ميكروية خبيثة وعدها 13 صورة تحوي (14 آفة تكلس خبيث) مصنفة (4 صور نسج غدية، 4 صورة نسج دهنية،5 صورة نسج كثيفة صورتان منها تحوي كل منها تكلسين خبيثين). كما اخترنا جميع صور قاعدة البيانات التي تحوي تكلسات حميدة وعددها 12 صورة فيها 14 آفة تكلس حميد تم تصنيفها (5 صور نسج غدية، 2 صورة نسج دهنية،5 صورة نسج كثيف صورة منها تحوي تكلسين حميدين وصورة أخرى تحوي 3 تكلسات حميدة). استخدمت الصور المختارة في عدة مراحل من هذا العمل بهدف الاختبار والتقييم لأداء النظام. تمتلك قاعدة البيانات MIAS ملفاً يتضمن المعلومات التالية:

- الصنف: أنواع الشذوذ التي تنتمي إليها من المذكورة أعلاه.
- النوع: إذا كان تلك الشذوذات سرطانية أو حميدة.
- المكان والحجم: الإحداثيات الأصلية للشذوذات وأقطارها

### 5-2-2-2- مجموعة البيانات DDSM الدولية

نتجت DDSM (Digital Data Base for Screening Mammography) بالتعاون بين مشفى Massachusetts العام ومختبرات Sandia الوطنية وجامعة جنوب فلوريد لعلوم الحاسب وقسم الهندسة. تستخدم هذه الصور من أجل تحليل صور الماموغرام في مجال الأبحاث. متاحة على الموقع : http://marathon.csee.usf.edu/ Mammography/Database.html، تحوي قاعدة البيانات تقريباً 2620 دراسة. تتضمن كل دراسة صورتين (MLO , CC) لكل ثدي، بالإضافة إلى بعض المعلومات المتعلقة بالمرضى المرتبطة بها كالعمر أثناء إجراء الدراسة، تقييم كثافة الثدي وفقا لـ ACR، تقييم دقيق للشذوذ، توصيف التشوهات وفقا لـ BI-RADS™ (ACR)، معلومات الصورة، (الماسح، الدقة الحيزية، وما إلى ذلك)، الصور التي تحتوي مناطق مريبة أرفقت بمعلومات حول مكان وجود ونوع المنطقة المريبة. تم تنظيم قاعدة البيانات لصور الماموغرام الرقمية ضمن "حالات "و" حجوم تخزين"، الحالة هي عبارة عن مجموعة صور ومعلومات تتعلق بفحص واحد بالماموغرام لمريض واحد، أما الحجم فهو ببساطة عبارة عن مجموعة من الحالات التي تم جمعها معاً بهدف سهولة التوزيع، تضمنت قاعدة البيانات بما يقارب 400 صورة تحوي آفة تكلسات حميدة و401 صورة تحوي آفة تكلسات خبيثة.

## 5-3 مرحلة المعالجة الأولية وتحسين الصورة:

تحسين الصورة هي أكثر خطوات المعالجة الأولية أهمية في تحليل الصور. من الصعب في صور الماموغرام منخفضة التباين التمييز بين الأنسجة الطبيعية والأنسجة الخبيثة. حيث إن الآفات مثل الكتل والتكلسات الميكروية يصعب كشفها لأن لديها تباين منخفض بالمقارنة مع أنسجة الثدي المجاورة. إن موضوع جودة الصور أمراً مهماً للطبيب من أجل تفسير موجودات الصورة والتشخيص على نحو دقيق، وتشمل تقنية تحسين الصورة التأثير على عامل التباين، والحد من الضجيج وإظهار الحافة أو الحدود لمنطقة الاهتمام [68]. يقدم البحث المقترح طريقة سهلة وسريعة الحساب من أجل تحسين الصورة تعتمد على العمليات المورفولوجية الرياضية والمرشحات اللازمة لإزالة الضجيج وتحسين مكونات الصورة واقتطاع منطقة الاهتمام من أجل مراحل المعالجة الأخرى.

### 5-3-1 أساسيات العمليات المورفولوجية الرياضية

تستند تقنية معالجة الصور بالعمليات المورفولوجية على نظرية المجموعات الرياضية الحديثة [69]. وتعد من أهم عمليات المعالجة الأولية للصور الرقمية، وقد وضعت العمليات المورفولوجية أساساً لتحليل الصور الثنائية (أبيض وأسود)، وتوسع نطاقها في وقت لاحق إلى الصور ذات السويات الرمادية ومن ثم الصور الملونة [70]. وتستخدم بشكل واسع بهدف الحصول على منطقة الاهتمام Region Of Interest (ROI) في الصورة. تعتمد العمليات المورفولوجية على العلاقات بين مجموعتين: مصفوفة صورة الدخل I، وعامل تشغيل المعالجة، والذي يسمى بالعنصر البنيوي (structuring S element)، يحدد العنصر البنيوي درجة التوسيع أو التآكل (أو غيرها من العمليات)، وهو حسابياً - عبارة عن مصفوفة من الواحدات والأصفار تطبق على صورة الدخل. وللعنصر البنيوي أشكال وحجوم مختلفة بحيث ترتبط صورة الخرج الناتجة بحجم ونوع العنصر البنيوي المستخدم. يمكن للعنصر البنيوي أن يأخذ أشكالاً مختلفة مثل الخطي، قرص، مستطيل، دائري، معين. والتي تعبر عن شكل العنصر البنيوي المستخدم كما يمكن أن يختلف حجم القناع من 3×3،5×5، 7×7 وهكذا..

#### 5-3-1-1 عمليتا التمدد والتعرية

إن التمدد والتعرية هما عمليتان مورفولوجيتان أساسيتان في المعالجة المورفولوجية تعتمد عليهما العديد من خوارزميات معالجة الصورة. تهدف عملية تمدد الصورة الرقمية ثنائية الأبعاد ذات السويات الرمادية $I(m,n)$ إلى إجراء عملية توسع للأجسام في الصورة (جعل مساحتها أكبر) وإطالة أطرافها وتضيق ثقوبها وفق شكل العنصر البنيوي ثنائي الأبعاد $S(i,j)$. حيث ينفذ التمديد من الناحية العملية

بتحريك مركز عنصر التشكيل على كامل الصورة ابتداءً من الزاوية العليا اليسرى (0,0)، وعند كل عنصر من الصورة، إذا تقاطع عنصر التشكيل مع أي عنصر صورة (قيمته الواحد)، نجعل عنصر الصورة الواقع تحت مركز عنصر التشكيل عنصراً في الصورة التي تحتوي نتيجة التمديد (نعطيه قيمة الواحد). وتعرف عملية التمدد رياضياً بالعلاقة التالية [69]:

$$(\mathbf{I} \oplus \mathbf{S})(m,n) = max\{I(m-i,n-j)\}, \quad (1-5)$$

حيث:

$I(m,n)$ : الصورة الرقمية ثنائية البعد ذات السويات الرمادية (صورة الدخل)

$S(i,j)$ :العنصر البنيوي (التشكيل) ثنائي البعد

$\oplus$ : عملية التوسع المورفولوجية (Dilation)

بفرض أن $D_I$ و$D_S$ هي مجالات $I$ و$S$، على التوالي، [(m-i), (n-j)] ∈ $D_I$، (i,j) ∈ $D_S$، ويفرض $S$ بحيث يتقاطع عنصر التشكيل مع الموقع الحالي الفعلي (m, n) لصورة الدخل. ويتم استبدال البكسل عند النقطة (m, n) ببساطة بالقيمة العظمى لبكسلات الصورة المعطاة بالعناصر غير الصفرية لعنصر التشكيل. وبهذه الطريقة تصبح صورة الخرج أكثر سطوعاً من صورة الدخل، ويتم تخفيض التفاصيل المظلمة أو إزالتها تماماً، اعتماداً على قيم وشكل عنصر التشكيل المستخدم.

تعرف عملية **التعرية** على أنها عملية تآكل عن طريق تحريك العنصر البنيوي ضمن الصورة المراد إجراء عملية التعرية لها وفحص الأماكن التي يكون فيها القناع متضمناً بشكل كلي ضمن مجال الصورة. ينتج عن عملية تعرية الصورة الرقمية ثنائية الأبعاد ذات السويات الرمادية $I(m,n)$ إلى إجراء عملية تقلص الأجسام في الصورة وتقصر أطرافها وتوسع ثقوبها وفق شكل العنصر البنيوي ثنائي الأبعاد $S(i,j)$. حيث ينفذ التعرية من الناحية العملية بشل مشابه لعملية التمديد بتحريك مركز عنصر التشكيل على كامل الصورة ابتداءً من الزاوية العليا اليسرى، (0,0)، وعند كل عنصر من الصورة، إذا كانت جميع العناصر الواقعة تحت عنصر التشكيل تساوي قيمة الواحد تأخذ قيمة عنصر الصورة نتيجة التعرية الموافق لمركز عنصر التشكيل في الصورة الأصلية، قيمة الواحد. وتعرف التعرية على المستوي الرمادي بالعلاقة الرياضية التالية [69]:

$$(\mathbf{I} \ominus \mathbf{S})(\boldsymbol{m},\boldsymbol{n}) = \boldsymbol{min}\{\boldsymbol{I}(\boldsymbol{m}+\boldsymbol{i},\boldsymbol{n}+\boldsymbol{j})\}, \quad (2-5)$$

$I(m,n)$ :الصورة الرقمية ثنائية البعد ذات السويات الرمادية

$S(i,j)$ :العنصر البنيوي (التشكيل) ثنائي البعد

$\ominus$: عملية التآكل المورفولوجية (Erosion)

يفترض أن $[(m+i),(n+j)] \in D_I$ و $(i,j) \in D_S$ حيث $D_I$ و$D_S$ هي مجالات I و S، على التوالي. بشرط أن (m+i) و(n+j) يجب أن تكون في مجال I، i و j يجب أن تكونا في مجال S. ينتج التآكل باستبدال قيم البكسل بقيمة الحد الأدنى من بيكسلات الصورة ضمن المجال المحدد حسب حجم وشكل عنصر التشكيل. الصورة الناتجة تميل إلى أن تكون أكثر قتامة (داكنة) مما هو عليه صورة الدخل ويتم تخفيض التفاصيل المضيئة في صورة الدخل أو إزالتها، اعتماداً على قيم وشكل عنصر التشكيل.ومن الجدير بالذكر بأن عمليتي التعرية والتمدد غير قابلتين للعكس، أي لا تعطيان النتيجة نفسها إذا عكسنا ترتيب تطبيهما، بل بدلاً من ذلك تؤمنان الأساس للترشيح المورفولوجي الذي يتم باستخدام "الفتح Opening" و"الإغلاق Closing".

### 5-3-1-2 عمليتا الفتح والإغلاق

تعتبر عمليتا الفتح والإغلاق من العمليات المورفولوجية المهمة جداً، حيث يتم تعريف عملية فتح صورة $I$ بواسطة عنصر تشكيل $S$ بأنها عملية تعرية متبوعة بعملية تمديد، ويعبر عنها بالمعادلة التالية [69] :

$$(\mathbf{I} \circ \mathbf{S}) = (\mathbf{I} \ominus \mathbf{S}) \oplus \mathbf{S} \ , \quad \textbf{opening} \quad (3-5)$$

في حين عملية إغلاق الصورة تكون بالترتيب العكسي لهاتين العمليتين، أي هو إجراء التمديد متبوعاً بالتعرية ويعبر عنه بالمعادلة التالية [69]:

$$(\mathbf{I} \bullet \mathbf{S}) = (\mathbf{I} \oplus \mathbf{S}) \ominus \mathbf{S} \ , \quad \textbf{closing} \ (4-5)$$

$I$ : صورة الدخل

$S$ : العنصر البنيوي (التشكيل)

$\circ$ : عملية الفتح المورفولوجية (Opening)

$\bullet$ : عملية الإغلاق المورفولوجية (Closing)

ونتيجة لذلك، نتمكن من خلال عملية الفتح إزالة التفاصيل المضيئة التي هي أصغر من عنصر التشكيل المستخدم، أما التفاصيل الكبيرة، سواء المضيئة والمظلمة، والتي هي أكبر من عنصر

التشكيل، ستبقى تقريباً دون تغيير على العكس من ذلك، فإن عملية الإغلاق تزيل التفاصيل المظلمة التي هي أصغر من عنصر التشكيل كما هو موضح في الشكل (5-1) .

من خلال الجمع بين عمليتي الفتح والإغلاق المورفولوجي، يمكن أن تنتج لدينا عمليات تحويل مورفولوجية متقدمة تؤدي العديد من مهام معالجة الصورة المختلفة، بالتالي نتمكن من تعزيز أو تخميد تفاصيل أصغر من العنصر البنيوي S. هذه العمليات تدعى بتحويل أعلى القبعة الـ **Top-Hat (TH)** وتحويل أسفل القبعة **Bottom-Hat (BH).**

يتم الحصول على تحويل Top-Hat (TH) وذلك بطرح صورة الفتح المورفولوجي من الصورة الأصلية [70]:

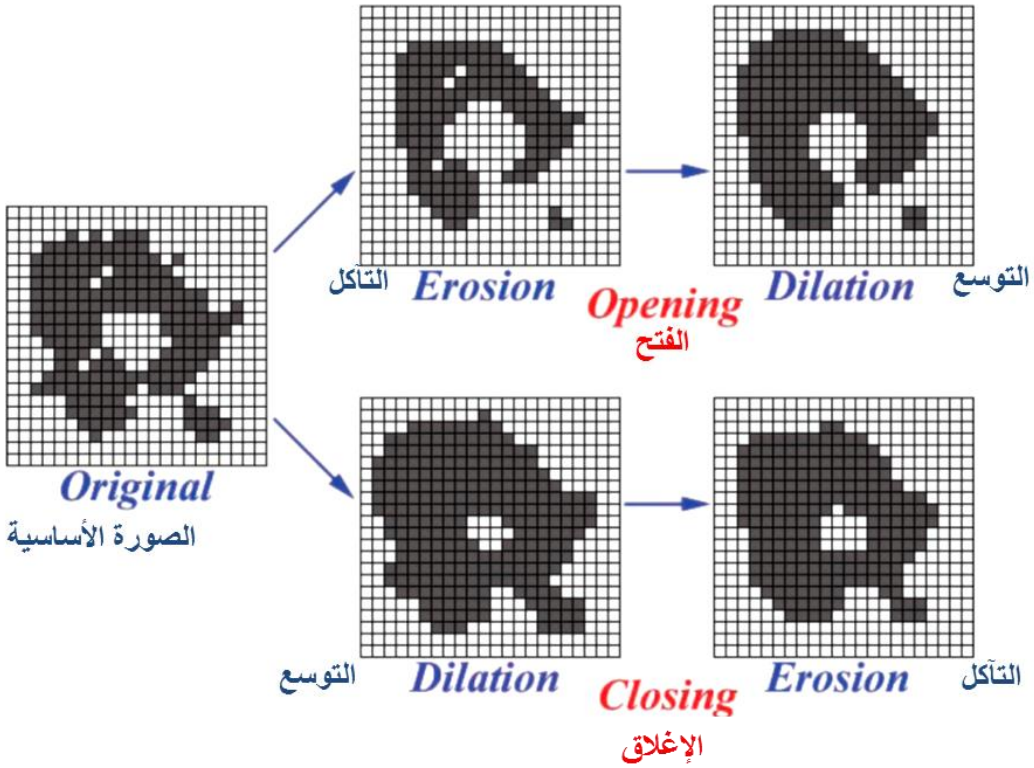
$$\mathbf{TH} = \mathbf{I} - (\mathbf{I} \circ \mathbf{S}) \quad (5-5)$$

كما سبق ذكره، عن طريق عملية فتح واحدة يمكن إزالة تفاصيل المضيئة من صورة الدخل، الأصغر من عنصر التشكيل المستخدم. طرح صورة الفتح من الصورة الأصلية تنتج صورة، تؤكد على الخصائص التي تم إزالتها عن طريق فتح. وهكذا، يعتبر تحويل TH أداة ممتازة لتحسين وابراز التفاصيل اللامعة الصغيرة من الخلفية غير المنتظم، وأنها قد أثبتت كفاءتها في تطبيقات تحسين الصورة.

يتم تعريف تحويل Bottom-Hat (BH) المورفولوجي باعتبارها فرق بين الصورة المغلقة مورفولوجيا (شكلياً) والصورة الأصلية [70]:

$$\mathbf{BH} = (\mathbf{I} \bullet \mathbf{S}) - \mathbf{I} \quad (6-5)$$

ونتيجة لذلك، هذا التحويل ينتج تأثير معاكس لتحويل Top-Hat (TH). وهذا يعني، باستخدام الإغلاق بدلاً من الفتح، وطرح الصورة الأصلية من الصورة المغلقة، يمكن عندها استخراج الخصائص الداكنة من خلفية الأكثر إشراقاً. لاحظ أن كلا التحولين تحقق تسوية إضاءة الخلفية غير المنتظمة.




**الشكل (5-1): عمليتا الإغلاق والفتح للصورة الرقمية اعتماداً على التمديد والتعرية**

## 5-3-2 تحسين التباين المحلي باستخدام العمليات المورفولوجية:

يمكن أن يتحقق تحسين التباين المحلي عن طريق إضافة الصورة الأصلية إلى الصورة الناتجة عن الفرق بين الصورتين الناتجتين عن تطبيق مرشح Top-Hat (TH) ومرشح Bottom-Hat (BH) على التوالي. الصورة النهائية الناتجة تسمى بصورة التباين، C، وتعطى وفق العلاقة التالية [70]:

$$\boldsymbol{C = I + (TH - BH)} \quad (7-5)$$

بحساب الفرق (TH- BH) ، فإن التفاصيل المضيئة، التي أصغر من عنصر التشكيل، تؤكدها بشدة، في حين تخمد التفاصيل المظلمة. وعلاوة على ذلك، إذا قمنا بإضافة الصورة الأصلية لهذا الفرق يتحقق ترشيح عالي التردد. وبالتالي، سنتمكن من تعزيز وتحسين التفاصيل المضيئة التي أصغر من العنصر البنيوي S، وتحقيق تسوية عالية للخلفية المتفاوتة (تراكيب الأنسجة المحيطة).

## 5-4 مرحلة التجزيء:

تعتبر مرحلة تجزيء صور الماموغرام الرقمية هي خطوة معالجة أولية مهمة في أنظمة التشخيص بمساعدة الحاسب (CAD)، وتلعب دوراً مهماً في الكشف عن آفة التكلسات الميكروية ضمن منطقة الاهتمام وفصلها عن الخلفية. هناك العديد من الطرق الأخرى التي تم استخدامها، مثل التحويل المويجي، تقنيات الترشيح المختلفة [45]، والتعتيب [46]، والتحول الرياضي والمورفولوجي [54]، تسوية الهيستوغرام، وتحليل التراكيب [47,51]، والشبكات العصونية [63,61,86]، المنطق الضبابي والنماذج الكسورية [57]، وغيرها من التقنيات (راجع الفقرة 4-4). تم في هذا البحث اقتراح خوارزمية لتجزئة صور الماموغرام الرقمية آلياً بهدف الكشف عن آفة التكلسات الميكروية، وتشخيص سرطان الثدي بدقة جيدة، والحد من الاستدلال، والتدخل اليدوي. تعتمد خوارزمية التجزيء المطورة على منهجية أوتسو ذات العتبات المتعددة والتي تعتبر واحدة من أكثر الطرق فعالية لمشاهدات حقيقية بما يتعلق في قياسات التجانس والشكل، وبتطبيق تعتيب أوتسو بشكل تكراري لتيمكن من تحديد العتبة المثلى بشكل آلي ومستقر[71]، وتحول الصورة إلى عدة مستويات منفصلة في مجال السويات الرمادية بهدف الكشف الآلي عن التكلسات العنقودية في صور الماموغرام المرقمنة. من ثم تطبق أقنعة Law's masks لتحليل التراكيب في الصورة بهدف المزيد من الترشيح[72]، وإزالة الضجيج وبالتالي إظهار الآفة وتحديدها لتظهر بشكل واضح لأخصائي الأشعة كنقاط تعبر عن التكلسات الميكروية العنقودية في صورة الماموغرام المجتزأة.

### 5-4-1 المفهوم الرياضي للتعتيب:

من أجل تحليل ومعالجة أية صورة يجب أن نعلم أن الصورة عبارة عن مجموعة من عناصر الصورة يرمز لها بـ $n$، ومن أجل كل مستوى رمادي في الصورة يتضمن مجموعة من عناصر الصورة يرمز لها بـ $n_i$ لذلك، يتم تعريف العدد الإجمالي لعناصر الصورة على النحو التالي:

$$n = \sum_{i=0}^{L-1} n_i \qquad (8-5)$$

حيث $L$ هو عدد السويات الرمادية.

الهيستوغرام هو الرسم البياني للتوزع الطبيعي للسويات الرمادية وتعبر عن التوزيع الاحتمالي لها في الصورة:

$$h_i = \frac{n_i}{n} \qquad (9-5)$$

مجال السويات الرمادية في الصورة هو $[0, L-1]$. حيث السوية الرمادية صفر (0) تعبر عن اللون الأسود والسوية الرمادية $(L-1)$ تعبر عن اللون الأبيض. حيث تقسم الصورة إلى سويتين وفق حد العتبة t ، ويحدد احتمال الحصول على فئتين أو صفين كما يلي:

$$w_1(t) = \sum_{i=0}^{t} h_i \qquad w_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h_i \qquad (10-5)$$

نرمز لبارامتري المتوسط $\mu$ والتباين $\sigma^2$ لكل من الخلفية Background $\mu_1$ ، $\sigma_1^2$ والأمامية Foreground $\mu_2$، $\sigma_2^2$ في الصورة على التوالي كما يلي في المعادلات :

$$\mu_1(t) = \sum_{i=0}^{t} i\, h_i \qquad \sigma_1^2(t) = \sum_{i=0}^{t} \big(i - \mu_1(t)\big)^2 h_i \qquad (11-5)$$

$$\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} i\, h_i \qquad \sigma_2^2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \big(i - \mu_2(t)\big)^2 h_i \qquad (12-5)$$

ومن الجدير بالذكر أن لكل صورة خوارزمية عتبة محددة خاصة تستخدم للحصول على العتبة المثلى لها، والتي تفصل العناصر عن الخلفية [71].

## 5-4-2 تعتيب أوتسو

تستند منهجية أوتسو في تأسيس العتبة المثلى على تخفيض درجة التفاوت الضمنية (minimizing intra-class variance) أو زيادة التفاوت الداخلية (maximizing inter-class variance). والمعادلات التالية تمثل التفاوت داخل الصف within-class، وتفاوت بين الصف between class على التوالي.

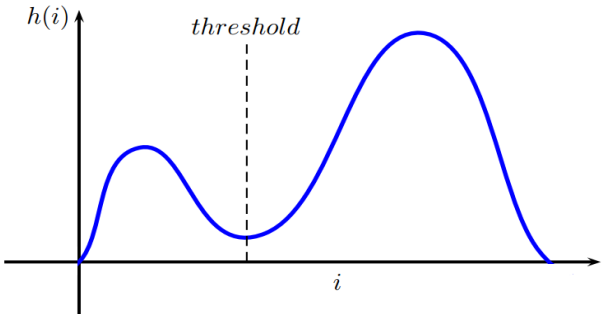
$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \qquad (13-5)$$

$$\sigma_B^2(t) = w_1(t)\big(\mu_1(t) - \mu_T(t)\big)^2 + w_2\big(\mu_2(t) - \mu_T(t)\big)^2 \qquad (14-5)$$

يمكن التعبير عن الشكل النهائي للتفاوت بين الصف على النحو التالي:

$$\sigma_B^2(t) = w_1(t)w_2(t)\big(\mu_2(t) - \mu_1(t)\big)^2 \qquad (15-5)$$

كما هو معروف إن طريقة أوتسو هي طريقة بسيطة وفعالة وسهلة التطبيق ويمكن اختيار العتبة الأمثل بشكل آلي ومستقر. يوضح الشكل (5–3) أدناه موقع العتبة المثلى، حيث تمثل الفئة أو الصف الأول الخلفية، بينما تمثل الفئة الثانية العنصر [71].




**الشكل (5–2): العتبة المثلى في الهيستوغرام** [71]

## 5–4–2 مرشحات Law's mask

تستخدم نوافذ Law's لترشيح الخصائص الثانوية التي يمكن استخدامها للتصنيف أو التجزئة. نوافذ Law's هي عبارة عن خمس متجهات معنونة تجتمع مع بعضها لإنشاء نوافذ طي ثنائية الأبعاد، بناءً على طي النوافذ مع صورة التراكيب فإن هذه الأقنعة تستخلص المكونات الهيكلية (البنيوية) الفردية للصورة، والأقنعة الخمسة هي: L5 = [1, 4, 6, 4, 1] , E5 = [-1,-2, 0, 2, 1], S5 = [-1, 0, 2, 0,-1] , R5 = [1,-4, 6,-4, 1], W5 = [-1, 2, 0,-2, 1]. بعد تنفيذ الترشيح عن طريق قناع Law's ، يتم إجراء تجزيء ثنائي السوية للصورة الناتجة، وينتج عن هذه الطريقة ظهور تجمعات التكلسات الميكروية العنقودية المحتملة والتي تظهر كنقاط بيضاء على خلفية سوداء [71,72].

## 5–5 مرحلة استخلاص الخصائص

يتم توصيف تراكيب صورة الماموغرام بتحديد مجموعة من الخصائص وهي عملية غير سهلة لتطوير نظام CAD، خاصة إن كانت الغاية إنشاء منهجية آلية عامة. كما أنه ليس من السهل جداً تحليل صور الماموغرام بصرياً وتصنيفها إلى واحدة من عدة أنماط مختلفة في الكثافة، بسبب حصول بعض الارتيابات والأخطاء. يمكن أن يساعد خصائص تراكيب (قوام) منطقة ما في الصورة على التمييز بين الأنسجة المختلفة، ويمكن تمثيلها من خلال واصفات إحصائية تستخرج من الرسم البياني (الهيستوغرام) لكثافة عناصر الصورة. تم في هذا البحث استخلاص 46 خاصية من صور منطقة

الاهتمام باستخدام عدة تقنيات من أجل استخلاص خصائص تراكيب الصورة، حيث استخلص من مصفوفة الحدوث المشترك (GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix، ثمانية خصائص، كما شمل التحليل الإحصائي حساب 19 خاصة للتفرطح (Kurtosis) وكذلك 19 خاصة للالتواء (Skewness)، حيث منطقة التقاطع بين الصفوف والأعمدة المرتبطة بارتفاع قيم كل من الالتواء والتفرطح تحدد مناطق التكلسات الميكروية العنقودية [72].

## 5-5-1- تقنية النمط الثنائي المحلي LBP: Local Binary Pattern

تعرف تقنية (LBP-Local binary pattern) بالنمط الثنائي المحلي وهو إجراء قياسي لتباين الصورة المحلي « باعتباره واصف تراكيب الصورة في المجال الحيزي ». اقترح في هذا العمل تطبيق تقنية الـ LBP كطريقة جديدة بهدف زيادة كفاءة التشخيص، تسعى هذه التقنية إلى دراسة خصائص النمط الثنائي المحلي للصورة أو هيستوغرام النمط الثنائي المحلي لكثافة الصورة بهدف الكشف عن احتمالية وجود آفات في الثدي كمرحلة أولى في التصنيف كما هو موضح في الشكل (5-7). فقد ناقش الباحث (Huu -2014) مشاركة التقنية LBP في عملية التحليل الإحصائي وتحليل التراكيب البنيوية للصورة الرقمية. تقوم هذه التقنية بتوصيف التركيب بأصغر جزيئاتها والتي تدعى بعناصر التركيب textons (أو هيستوغرام عناصر التركيب) برموز ثنائية. فمن أجل كل بكسل في الصورة، ينتج رمز ثنائي بواسطة تعتيب عناصر الجوار مع قيمة البكسل المركزي. ثم يتم تركيب الهيستوغرام لجمع تواجد الرموز الثنائية المختلفة التي تمثل أنواع مختلفة من الحواف المنحنية، والبقع، والمناطق المسطحة، إلخ. هذا الهيستوغرام ذو النمط الثنائي المحلي هو ترتيب يعبر عن متجه خاصة future vector نتيجة تطبيق تقنية LBP والذي يأخذ بالاعتبار فقط أقرب ثمانية جيران من كل بكسل، كما يمكن حساب الأبعاد لتوزع خاصة LBP وفقاً لعدد الجيران المستخدمة. تعتبر تقنية الـ LBP واحدة من الطرق الأكثر استخداماً في التطبيقات العملية، كما أنها تتميز ببساطة التنفيذ وسرعة الأداء [73].

## 5-5-2- مصفوفة الحدوث المشترك (GLCM: Gray-Level Co-occurrence Matrix):

مصفوفة الحدوث المشترك في المستوى الرمادي (GLCM) [74] هي تقنية شائعة من أجل استخلاص معلومات التراكيب من الصور. وعنصر GLCM $P\theta, d(i,j)$ يمثل الاحتمال المشترك لحدوث السويات الرمادية i و j لزوج عنصر الصورة المفصول بمسافة D وفق زاوية θ. هناك العديد من الخصائص المذكورة في الدراسات البحثية التي يمكن استخدامها لاستخلاص المعلومات من

مصفوفات الحدوث المشترك GLCM [75, 76]. تم في الدراسة الحالية استخلاص 8 خصائص تراكيب من مصفوفة الحدوث المشترك من أجل $D = 1, D = -1$ للخصائص الأربعة التالية:

- **التباين (Contrast):** قيمة تنسب إلى تباين الكثافة بين عنصر الصورة والجوار على كامل الصورة. تكون قيمة التباين صفر من أجل صورة ثابتة ويعطى بالعلاقة التالية:

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j}(i-j)^2 p(i,j) \quad ; \quad Range = [0, (size(GLCM, 1) - 1)^2]$$

- **الارتباط (Correlation):** قيمة تقيس مدى ارتباط عنصر الصورة مع عناصر الصورة المجاورة على كامل الصورة. تكون قيمة الارتباط 1 أو $-1$ للصورة المترابطة سلباً أو إيجاباً على التوالي.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}; \quad \text{Range} = [-1,1] \quad (16-5)$$

- **الطاقة (Energy):** مجموع عن مربع العناصر في مصفوفة الـ GLCM. قيمة الطاقة هي 1 للحصول على صورة ثابتة.

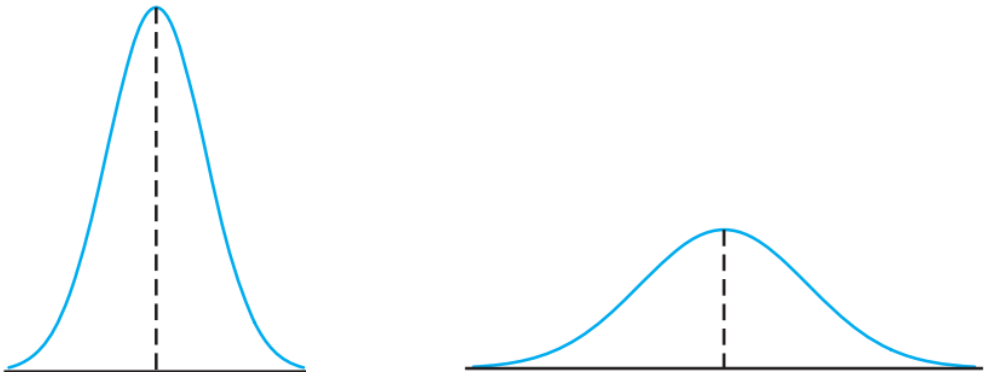
$$Energy = \sum_{i,j} p(i,j)^2; \quad \text{Range} = [0,1] \quad (17-5)$$

- **التجانس (Homogeneity) :** قيمة تقيس نسبة التقارب في توزيع العناصر في مصفوفة الـ GLCM إلى GLCM القطرية. قيمة التجانس هو 1 لـ GLCM القطرية.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|}; \quad \text{Range} = [0,1] \quad (18-5)$$

## 5-5-3- التفرطح (kurtosis):

التفرطح هو مقدار التدبب (الانخفاض أو الارتفاع) في التوزيع في قمة المنحنى مقارنة بقمة منحنى التوزيع الطبيعي كما في الشكل (5-5).



b a

**الشكل (5-3): a- التفرطح سلبي ، b- التفرطح إيجابي**

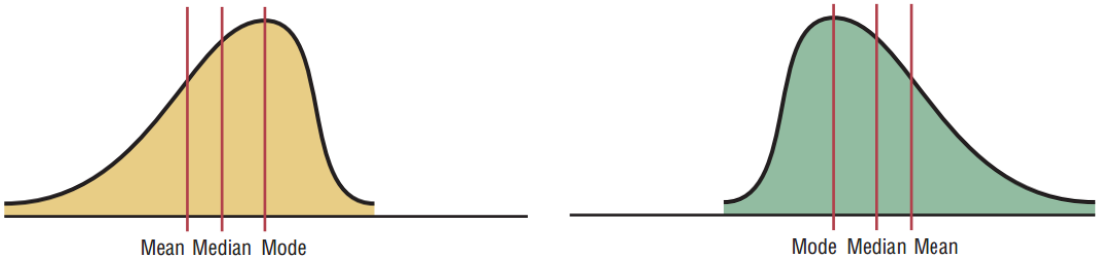
فخاصية التفرطح هي خاصية نسبية، فمثلاً يمكن أن نجد توزيعين يتفقان في النزعة المركزية، ولكنهما يختلفان في التفرطح، هذا ويمكن حساب معامل التفرطح بالعلاقة التالية [77]:

$$k = \frac{E(x-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (19-5)$$

حيث $\mu$ هي متوسط $x$ و $\sigma$ هو الانحراف المعياري لـ $x$، E(t) يمثل القيمة المتوقعة للكمية t.

## 5-5-4- الالتواء (skewness):

الالتواء هو مقياس لعدم التماثل للبيانات حول متوسط العينة في منحنى التوزيع التكراري. يكون الالتواء سلبياً Negatively Skewed، عندما تنتشر البيانات أكثر إلى جهة اليسار عن الوسط كما في الشكل (5-6 a) ويكون الالتواء إيجابياً Positively Skewed، عند انتشار البيانات أكثر نحو اليمين الشكل (5-6 b).




b) التواء سلبي a) التواء إيجابي

**الشكل (5-4): (a)- الذيل الأيمن للمنحني يكون أطول واتجاه كتلة التوزيع تميل نحو اليسار. (b)- الذيل الأيسر للمنحني يكون أطول واتجاه كتلة التوزيع تميل نحو اليمين.**

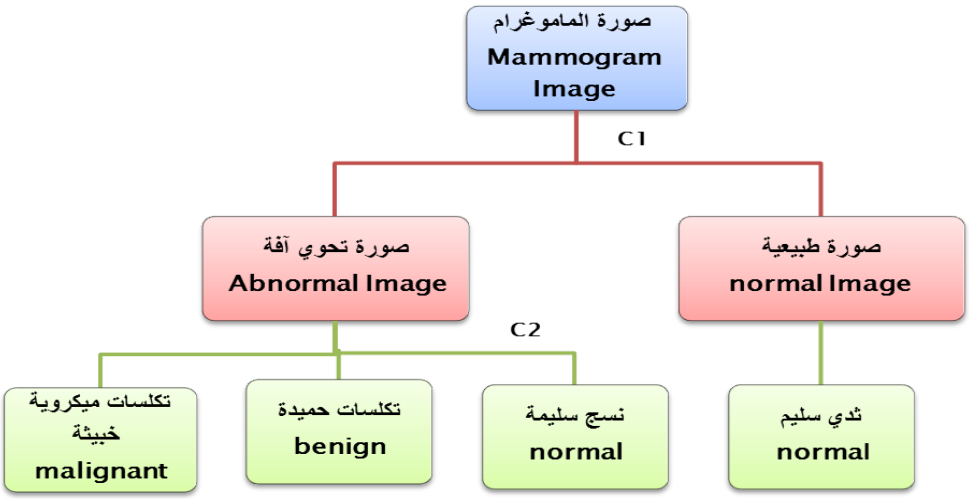
وتكون قيمة الالتواء في التوزيع الطبيعي (أو أي توزيع متماثل تماماً) صفراً. يعتمد الالتواء على المتوسط الحسابي والانحراف المعياري، ويعرف الالتواء S (انحراف للتوزيع) بالعلاقة التالية [77]:

$$s = \frac{E(x-\mu)^3}{\sigma^3} \qquad (20-5)$$

حيث $\mu$ هي متوسط الحسابي $x$ و $\sigma$ هو الانحراف المعياري $x$ و E(t) يمثل القيمة المتوقعة للكمية t.

## 5-6- مرحلة التصنيف

استخدم في هذا البحث مصنفان مختلفان من أجل إيجاد التكلسات الميكروية العنقودية المحتملة من أصل جميع التكلسات الميكروية المكتشفة MCs وإزالة الاستجابات الخاطئة هما: مصنف الشبكة العصبية الصنعية ذات الانتشار الأمامي ANN ومصنف الدعم التكيفي Adaboost. تخصصت مصنفات الشبكة العصبونية الصنعية ANN في تحسين النتائج المرغوبة وخفض نسبة كشف الاستجابات الكاذبة [78] . ومن أجل المقارنة ولتحسين دقة الخوارزمية يتم تطبيق مصنف آخر هو مصنف الـ Adaboost وهو خوارزمية تكرارية تبني مصنف قوي كنتيجة لمزيج من مجموعة مصنفات مختلفة ضعيفة [79] كما هو موضح في الشكل (5-7).




**الشكل (5-5): مراحل التصنيف: المرحلة الأولى C1 لتمييز نسج الثدي طبيعية أو غير طبيعية باستخدام تقنية LBP. والمرحلة الثانية C2 لتصنيف نوع الآفة باستخدام مصنف ANN أو Adaboost**

### 5-6-1- مصنف الشبكة العصبونية (Artificial Neural Network ANN):

استخدمت الشبكة العصبية الاصطناعية من أجل تصنيف بارامترات التراكيب لتحسين دقة التشخيص. ويستخدم هذا النهج على نطاق واسع من قبل العديد من الباحثين بهدف توصيف الأنسجة السرطانية [80]. لتدريب نموذج الشبكة العصبية استخدمت صور ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية مع مجموعة الخصائص لكل صورة وذلك لاعتبار أنه سيتم استخدام خوارزمية الكشف المقترحة على أجهزة الماموغرام المحلية. من أجل اختبار النموذج تستخدم مجموعة صور ماموغرام من كل من قاعدة البيانات المحلية وقاعدتي البيانات المعياريتين الـ MIAS والـ DDSM.

#### 5-6-1-1- شبكة أمامية التغذية ذات الانتشار العكسي (Feed forward Back Propagation)

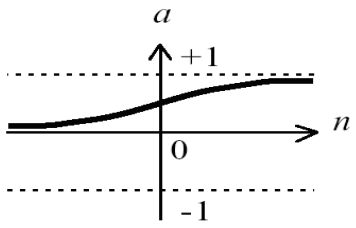
تعتبر الشبكات العصبونية أمامية التغذية المستخدمة في هذا البحث إحدى أشهر أنواع الشبكات العصبونية، وتستخدم للتصنيف والتمييز الذكي لبيانات غير مألوفة مسبقاً، والشبكة أمامية التغذية هي مجموعة عقد عصبونية مرتبة بشكل طبقات. الشكل النموذجي لهذه الشبكات هو ثلاث طبقات عصبونية على الأقل، ويحدث بها انتقال المعلومات 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 هذه، شعاع الخصائص المستخلصة من منطقة الاهتمام ROI)، تقوم طبقة الدخل بعد ذلك بتغذية (نقل المعلومات) إلى الطبقة المخفية ومن ثم تقوم الطبقة المخفية بتغذية طبقة الخرج. المعالجة الفعلية للبيانات Data تتم في الطبقة المخفية وطبقة الخرج أساساً. عندما يكون هناك عدد كاف من العصبونات في كل طبقة، تكون الشبكة قادرة على التدرب (training) للقيام بعملية التصنيف المطلوبة بالاستعانة بخوارزميات التدريب (algorithm training)، وخوارزمية الانتشار الخلفي (back-propagation) المقترحة في هذا العمل هي إحدى خوارزميات التعليم المراقب المستخدمة في الشبكات أمامية التغذية. خوارزمية الانتشار الخلفي (BackPropagation) هي في الأصل اشتقاق من العملية المعروفة والمسماة «متوسط المربعات الأدنى» (Least Mean Squares) وبالتالي هي تسعى لتقليل مربع الخطأ عند التدريب.

تتمتع خوارزمية الانتشار الارتدادي بمميزات عدة من أهمها ضمان الحد الأدنى لمتوسط مربع الخطأ، وقابليتها للتعامل مع البيانات المشوشة، وقدرتها على التعامل مع الأنظمة والدالات اللا خطية وغير القابلة للفصل الخطي.

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 الاوزان في الاتجاه الذي يضمن تصغير قيمة الخطأ ومن هنا جاءت تسمية «الانتشار الارتدادي».
f. تصغير إجمالي الخطأ لكل المدخلات المستعملة في التدريب.

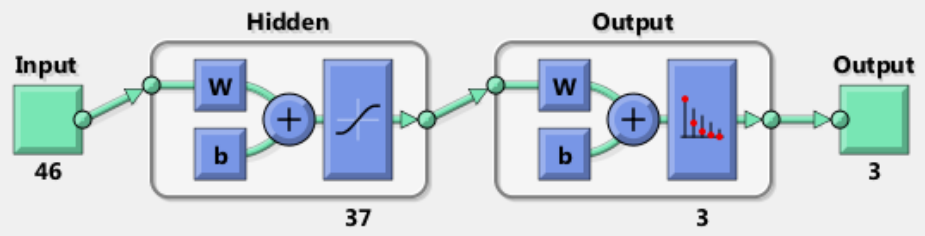
تابع التفعيل المستخدم هو التابع الأسيّ (Sigmoid) الأكثر شيوعاً كتابع تحويل للعصبونات لأنه يؤمن اللاخطية في حسابات الشبكة العصبونية عن طريق تحويل قيمة تفعيل النيورون ضمن المجال [0,1]، حيث يأخذ هذا التابع قيم الدخل المحصورة بين ∞− و∞+ ويجعل الخرج محصوراً بين 0 و1 موضح في الشكل (5−7)، وهو أكثر التوابع استخداماً بسبب سهولة اشتقاقه وكثرة أنواعه. تكون عملية التدريب training بعد تحديد القيم الابتدائية للأوزان والانحيازات وتصبح الشبكة جاهزة للتدريب، وخلال التدريب تتغير هذه الأوزان والانحيازات بشكل تكراري لغاية الوصول إلى القيمة الصغرى لتابع الأداء. إن تابع الأداء الافتراضي لشبكات التغذية الأمامية هو متوسط مربع الخطأ (MSE: Mean Square Error).




$a = logsig(n)$

**الشكل (5−6): تابع السيغمويد**

تتألف هذه الشبكة من طبقة دخل تحوي شعاع الخصائص 46 خاصة، وطبقة خفية، وطبقة خرج، الطبقة الخفية الأولى تحوي 37 عصبونات، أما طبقة الخرج فتتألف من 3 حالات خرج كما هو موضح في الشكل (5−9).

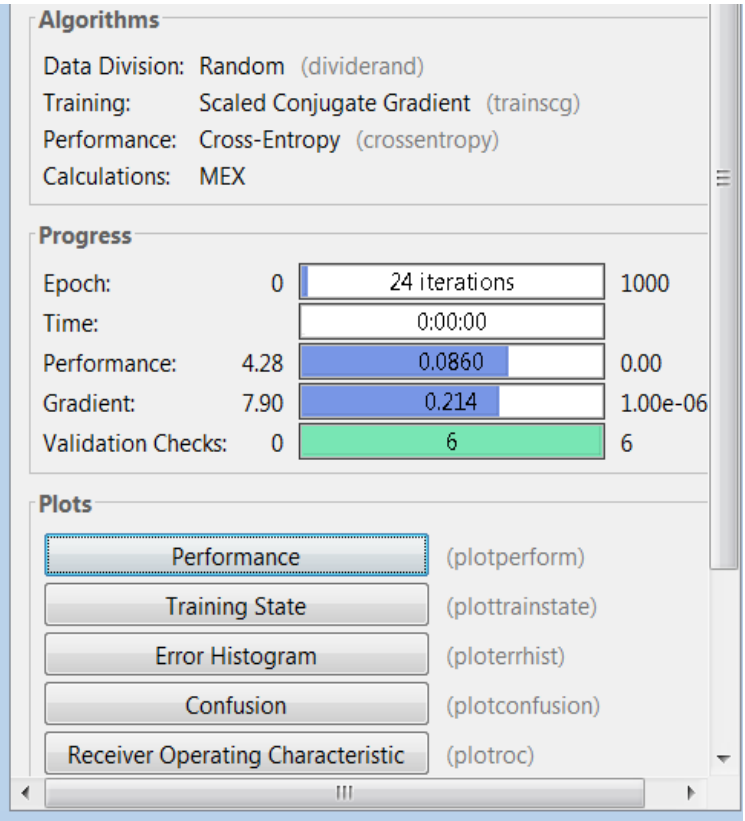



**الشكل (5-7): بنية الشبكة العصبونية المقترحة**

تابع التدريب المستخدم في هذه الشبكة هو trainscg، وهو تابع تدريب تدريجي من النمط Batch mode، وهو نظام الدفعة الواحدة لحساب الانحدار التدريجي، يزود هذا النمط الشبكة بكل أشعة الدخل قبل القيام بعملية تحديث الأوزان، وبالتالي يمكن أن نقول إن الأوزان والانحيازات في هذه الطريقة تعدل بعد تزويد الشبكة بكامل مجموعة التدريب، حيث إن الميول المحسوبة في كل مثال تدريبي تضاف لبعضها بعضاً لتحديد التغيرات في الأوزان والانحيازات. هناك عدة بارامترات للتابع trainscg، هذه البارامترات يمكن تعديلها، وهي:

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

إن البارامترات السابقة تتحدد بشكل افتراضي عند إنشاء الشبكة ولكن يمكن التحكم بها وإعادة تحديدها. قبل تدريب الشبكة يجب أن توضع قيماً ابتدائية للأوزان والانحيازات Initializing weights . إن التعليمة newff تضع قيماً ابتدائية للأوزان والانحيازات بشكل آلي.




**الشكل (5-8): بارامترات الشبكة العصبونية المقترحة.**

## 5-6-2- مصنف الدعم التكيفي (Adaboost: Adaptive Boosting)

تم في مصنف الدعم التكيفي الـ (Adaboost) دمج العديد من المصنفات الضعيفة ضمن تابع تصنيف واحد قوي [81]. وتوضح الدراسات أن خوارزمية (Adaboost) اختيار حكيم للعديد من التطبيقات الطبية وغيرها من برامج الكشف عن العناصر والكشف عن الوجوه [81].

خوارزمية (AdaBoost) هي خوارزمية جديدة نسبياً اقترحها الباحثان (Robert Schapire) و (Yoav Freund) وقد حازت على "جائزة جودل" في عام 2003، ويمكن استخدامها جنباً إلى جنب مع العديد من أنواع أخرى من خوارزميات التعلم لتحسين أدائها، وهي منحدرة من خوارزمية الأغلبية المرجحة (The Weighted Majority Algorithm) المقدمة من قبل (Littlestone) و(Warmuth) عام 1994، وخوارزمية الدفع بواسطة الأغلبية (The Boost-by-Majority Algorithm) للباحث (Freund) عام 1994. يسمى (AdaBoost) بالمصنف التكيفي لأنه يستخدم التكرار المتعدد لتوليد متعلم مركب (هجين) قوي واحد. ينشئ الـ (AdaBoost) المتعلم القوي (المصنف الذي يرتبط بشكل جيد إلى المصنف

الصحيح) وذلك من خلال إضافة تكرارية لمتعلمين ضعفاء (المصنف الذي يرتبط بشكل ضعيف إلى المصنف الصحيح). خلال كل جولة من التدريب، يتم إضافة متعلم ضعيف جديد للمجموعة ويتم ضبط متجه التوزين للتركيز على الأمثلة التي تم تصنيفها بشكل غير صحيح في الجولات السابقة. والنتيجة هي مصنف لديه دقة أعلى من المصنفات المتعلمة الضعيفة [82].

تم في الدراسة الحالية استخدام خوارزمية المصنف الـ (Adaboost) باستخدام برنامج الـ MATLAB من أجل مقارنة أداءها مع أداء مصنف الشبكة العصبونية وكيفية الحصول على أفضل النتائج. تتميز هذه التقنية بأنها سريعة وبسيطة وسهلة البرمجة، ليس لديها بارامترات ليتم ضبطها، تعتمد على اختيار خوارزمية تعلم أساسية (مثل أشجار القرار) وتحسينها من خلال التدقيق على الأمثلة المصنفة بشكل غير صحيح في مجموعة التدريب بشكل متكرر.

يتم في البداية تعيين أوزان متساوية افتراضية لجميع النماذج التدريبية واختيار الخوارزمية الأساسية. نطبق الخوارزمية الأساسية على مجموعة التدريب في كل خطوة من التكرار، وزيادة أوزان الأمثلة المصنفة بشكل غير صحيح (إعادة التوزين)، وإعادة تشكيل الحالات في مجموعة التدريب بحيث تكون لخوارزمية التعلم نسبة خطأ أقل من السابق. تكرر العملية $n$ مرة، في كل مرة تطبق الخوارزمية (المتعلم) الأساسية على مجموعة التدريب مع الأوزان المحدثة لتصبح نسبة الخطأ أقل ما يمكن وبالتالي الوصول إلى دقة تصنيف عالية. مما سبق نجد أنه على الرغم من أن خوارزمية الـ AdaBoost ناجحة للغاية في طريقة التعلم الآلي، ولديها القدرة على مقاومة موضوع Overfitting أكثر من العديد من خوارزميات تعلم الآلة الأخرىmachine learning algorithms، إلا أن الأداء الفعلي لـ AdaBoost يعتمد على خوارزمية التعلم الأساسية وعلى البيانات، فهي حساسة للضجيج، وعندما يكون عدد القيم المتطرفة كبيراً جداً، ويتم التركيز على النماذج الصعبة يمكن أن يضر بأداء المصنف. ويشمل مصنف الدعم التكيفي الـ Adaboost مجموعة من الخوارزميات، وخوارزمية المصنف المستخدمة في الدراسة الحالية هي من نمط (MATLAB's AdaBoost.M2,500 trees) وهي الخوارزمية الأساسية للتصنيف المتعدد multi_classes بهدف التمييز بين آفة التكلسات الميكروية العنقودية الخبيثة والحميدة والنسج الطبيعية للمناطق المشكوك بها التي تم كشفها في المراحل السابقة.

## 5-7- تقييم الأداء

### 5-7-1- تقييم التحسين

لا توجد قاعدة عامة لتحديد جودة تحسين الصورة عندما يتعلق الأمر بالإدراك البشري ومع ذلك، عندما تستخدم عملية تحسين الصورة كأداة معالجة أولية لتقنيات معالجة الصور الأخرى، فإنه يمكن للقياسات الكمية تحديد أي من تلك التقنيات هي الأكثر ملاءمة، كما يمكننا التحقق من تحسين صورة بالمعاينة البصرية. هناك العديد من مؤشرات القياس المستخدمة لتقييم تحسين منطقة الاهتمام (ROI) لصور الماموغرام هي: التباين، الأنتروبية، مؤشر تحسين التباين (CII) ، مؤشر إشارة الذروة إلى نسبة الضجيج (PSNR)، ومؤشرتحديد الحواف (EPI) [83].

يتم في هذا العمل تقييم تباين صور الماموغرام $\mathbf{C_C}$ وفق المعادلة التالية :

$$C_C = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} f'^2(i,j) - \left|\frac{1}{MN} f'(i,j)\right|^2 \quad (21-5)$$

حيث:

M و N هي طول وعرض الصورة على التوالي، و $f'(i,j)$ هي الصورة المحسنة. كلما كانت كبرت قيمة البارامتر $C_C$، يعني تباين الصورة أفضل [83] .

كما يحدد المقياس الكمي لتحسين التباين من خلال (CII: Contrast Improvement Index) وهو مؤشر تحسين التباين والذي يعبر عنه بالعلاقة التالية:

$$\mathrm{CII} = \frac{C_{\text{processed}}}{C_{\text{original}}} \quad (22-5)$$

حيث:

$C_{processed}$ و $C_{original}$ هي تباين كل من الصور المعالجة والصورة الأصلية على التوالي. C: هي متوسط قيمة المنطقة التباين المحلي في الصورة المعالجة والصورة الأصلية. يتم قياس التباين المحلي في كل بكسل كما يلي: (Xmax-Xmin) / (Xmax + Xmin) في حجم نافذتها المحلية، وتشير القيمة الأكبر لـ CII إلى أن جودة الصورة الناتجة هي الأفضل [83].

كما استخدمنا معيار نسبة ذروة الإشارة إلى الضجيج (PSNR) the peak signal to noise ratio كقياس كمي للتحسين ويعرف بالعلاقة التالية:

$$PSNR = 10\log_{10}\frac{(L-1)^2}{\frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[f'(i,j)-f(i,j)]^2} \quad (23-5)$$

حيث:

f(I, j) هي الصورة الأصلية بحجم M × N، f′(I, j) هي الصورة المحسنة و L-1 هي القيمة العظمى الممكنة في الصورة f(I, j). القيمة الصغيرة لمعيار PSNR تشير إلى أن الصورة رديئة الجودة [83].

كما استخدم معيار Edge Preservation Index (EPI) كمقياس كمي لتحديد الحواف ويعرف بالعلاقة التالية :

$$\mathrm{EPI} = \frac{\sum(|\mathrm{I_P(i,j)} - \mathrm{I_P(i+1,j)}| + |\mathrm{I_P(i,j)} - \mathrm{I_P(i,j+1)}|)}{\sum(|\mathrm{I_o(i,j)} - \mathrm{I_o(i+1,j)}| + |\mathrm{I_o(i,j)} - \mathrm{I_o(i,j+1)}|)} \quad (24-5)$$

حيث:

$\mathrm{I_o}(i, j)$ هي كثافة بكسل الصورة الأصلية من أجل موقع البكسل (i , j)، وتعبر $\mathrm{I_P(i,j)}$ عن قيمة كثافة بكسل الصورة المحسنة من أجل موقع البكسل (i , j)، القيمة الأكبر لمعيار الـ EPI تعطي مؤشر أفضل لجودة الصورة [83].

## 5-7-2- تقييم التصنيف

في هذه الدراسة، وظفت العديد من التقنيات لتحسين أداء الخوارزمية المقترحة. وقد طبقت الشبكة العصبية الاصطناعية ومصنف الـ Adaboost لتقييم النظام المطور. وقد استخدمت مؤشرات للتقييم الكمي لنتائج التحسين لهذه الخوارزمية، فقد استخدمت عدة معايير مثل: PSNR، CII، EPI كما استخدمت مؤشرات تقدير الحساسية والنوعية والدقة لتقييم الأداء وتم تمثيل النتائج من خلال منحني خصائص تشغيل المستقبل ROC (Receiver Operating Characteristic) ومنحني خصائص تشغيل المستقبل الحر FROC (Free Response ROC curve). تمثل الحساسية احتمالية الكشف عن التكلسات الميكروية عند وجود تجمع التكلسات الميكروية بالفعل، وبشكل مشابه يتم تعريف الخصوصية كاحتمالية الحصول على نتائج سلبية عندما لا توجد في الحقيقية مجموعة التكلسات الميكروية. يستخدم التعبير التالي لحساب هذه المؤشرات [37,32].

$$\text{Senstivity (se)} = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP+FN}} \quad (25-5)$$

$$\text{Specificity (sp)} = \frac{\mathrm{TN}}{\mathrm{TN+FP}} \quad (26-5)$$

$$Accuracy(\text{Acc}) = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \quad (27-5)$$

حيث TP أو عدد الإيجابيات الحقيقية، هو يعرف كتحديد صحيح لوجود تجمعات MC وتم الأخذ بعين الاعتبار وجودها في صورة الماموغرام، في حين FN أو عدد من السلبيات الكاذبة هو عدد تجمعات microcalcification تظهر في الصورة ولكن الخوارزمية ليست قادرة على كشفها؛ FP الإيجابيات الكاذبة أو المغلوطة هي عداد تجمعات microcalcification تم الكشف عنها بواسطة النظام المطور ولكن في الواقع لا وجود لها في صورة الماموغرام، و TN، وعدد من السلبيات الحقيقية، هو عدد العناصر الصورة في الصورة التي اعتبرتها الخوارزمية منطقة حرة خالية من MC وفي الحقيقة لا يوجد فيها تكلسات ميكروية MC ، من أجل أداء أفضل لخوارزمية ينبغي أن تكون قيم كل من الحساسية والخصوصية عالية (راجع الفقرة 4-3).

تم استخدام منحنى ROC كتمثيل بياني للأداء، وتسليط ضوء التوافق بين خوارزمية الحساسية والخصوصية، وبالتالي تصور (توصيف) قدرة النظام على التمييز، ويكون منحنى الرسم البياني للحساسية (على المحور Y) مقابل واحد ناقص الخصوصية (على المحور X) من أجل قيم عتبة مختلفة. بالإضافة إلى التحليل القائم على البكسل من خلال منحني الـ ROC، فإن التحليل القائم على المنطقة من خلال منحني الـ FROC هو مهم أيضاً لتقييم أداء النظام [68، 74، 84] .إن تحليل FROC هو نفس ROC إلا أنه في FROC يوضع عدد الـ FP /Image على المحور X (راجع الفقرة 4-3).

## 5-8- الخلاصة

قدم هذا الفصل شرح الأسس النظرية للتقنيات المستخدمة في الخوارزمية المقترحة للكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية في صور الماموغرام. وهذا ما يفسر بالتفصيل كل خطوة يتم اتخاذها لتحقيق المعالجة الأولية، وتحسين تباين الصورة، وإزالة منطقة العضلات الصدرية، واقتطاع منطقة الاهتمام، واستخلاص الخصائص وأخيراً مرحلة التصنيف.

# الفصل الســادس
# الجـانب العمـلي

6-1 مقدمة

6-2- مصدر البيانات

6-2-1 قاعدة بيانات التدريب

6-2-2 بيانات الاختبار

6-3 تنفيذ الخوارزمية المقترحة

6-3-1- مرحلة المعالجة الأولية وتحسين التباين

6-3-2 مرحلة التجزيء

6-3-3 مرحلة استخلاص الخصائص

6-3-4 مرحلة التصنيف

# الفصل الســادس
# الجـانب العمـلي

## 6-1 مقدمة:

اعتماداً على ما تم شرحه في الفصل السابق يعرض هذا الفصل مصدر قواعد البيانات المستخدمة في الدراسة، كما يقدم شرحاً تفصيلياً حول كيفية تنفيذ مراحل الخوارزمية المقترحة وذلك من خلال تطبيقها على صورة ماموغرام من قاعدة بيانات محلية وصورة ماموغرام أخرى من قاعدة بيانات معيارية MIAS، حيث تم إنجاز الخوارزمية وكتابتها بلغة الـ MATLAB R2014a.

## 6-2 مصدر البيانات

استخدم في هذا العمل 61 صورة ماموغرام رقمية بمسقطين أمامي خلفي craniocaudal (CC) وإنسي وحشي mediolateral oblique (MLO) تم الحصول عليها من ثلاثة قواعد بيانات مختلفة تم تقسيم كامل الصور إلى مجموعتين، المجموعة الأولى تتألف من 21 صورة استخدمت كبيانات تدريب، والباقي 40 صورة استخدمت كصور اختبار.

### 6-2-1 قاعدة بيانات التدريب

تعتبر عملية تدريب المصنفات في غاية الأهمية من أجل الحصول على نتائج مرضية وهناك العديد من العوامل التي يجب أن تؤخذ بالاعتبار كحسن انتقاء نوعية صور التدريب وعدد صور التدريب (التفاصيل في الفقرة 6-3-4-1). في دراستنا الحالية ومن أجل تدريب مصنفات الخوارزمية المقترحة للكشف عن آفة التكلسات الميكروية العنقودية تمّ اختيار 21 صورة ماموغرام رقمية من قاعدة البيانات المحلية (راجع الفقرة 5-2) (تدريب المصنفات وفق خصائص المستخلصة في الملحق 3 للإطلاع). تضمنت مجموعة التدريب:

- 4 صور ماموغرام طبيعية (Normal).
- 17 صورة ماموغرام غير طبيعية (Abnormal) تحوي آفة تكلسات (7 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، و10 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية).

### 6-2-2 بيانات الاختبار

من أجل التحليل الإحصائي، تم استخدام صور لاختبار فعالية الخوارزمية المقترحة

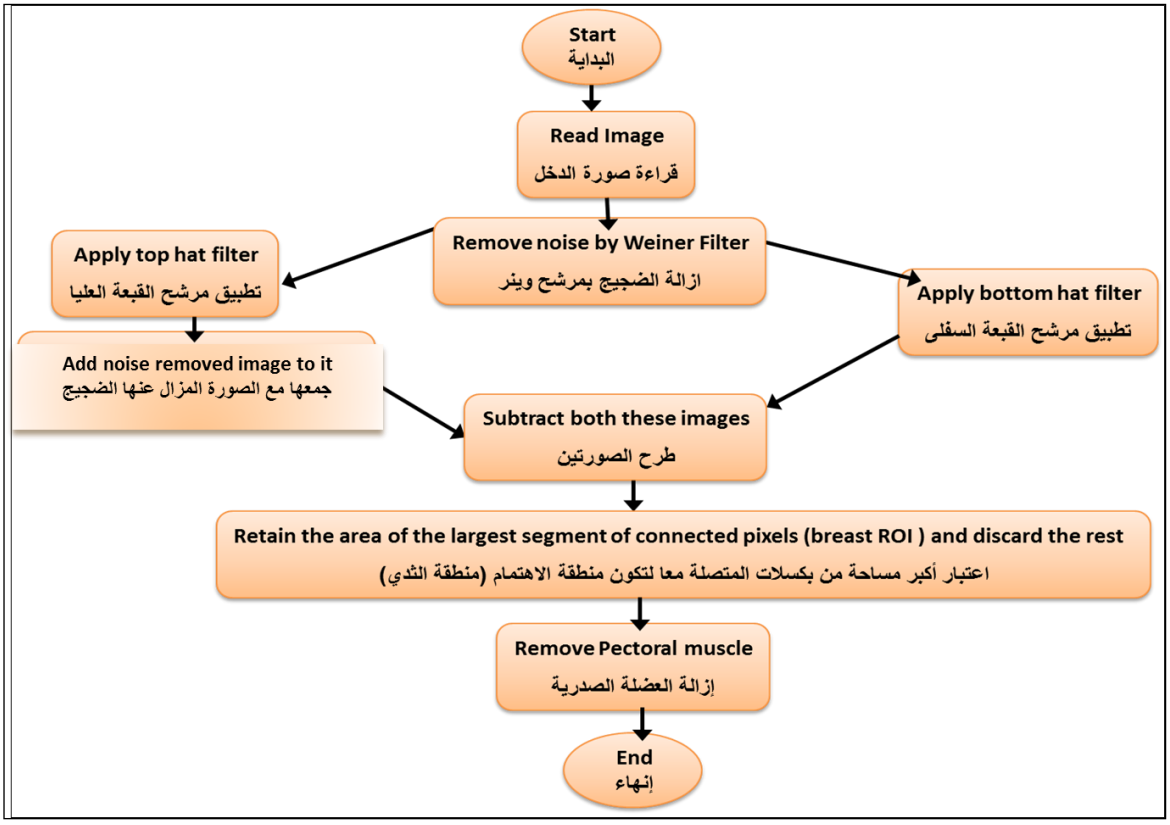
- 14 صورة أخذت من قاعدة البيانات المحلية (3 صور سليمة، 6 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، 5 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية).
- 12 صورة من قاعدة بيانات MIAS (3 صور أخذت من الثدي الطبيعي، 3 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، 6 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية).
- 14 صورة من قاعدة بيانات DDSM (3 صور أخذت من الثدي الطبيعي، 5 صور ماموغرام تحوي تكلسات حميدة، 6 صور ماموغرام تحوي تكلسات ميكروية عنقودية).

## 6-3 تنفيذ الخوارزمية المقترحة

التكلسات الميكروية ( Microcalcifications ) عبارة عن ترسبات صغيرة من الكالسيوم الموجود في أنسجة الثدي، تبدو في صور الماموغرام ذات النوعية الجيدة وكأنها نقطة مضيئة على خلفية مظلمة متجانسة ذات أشكال وأحجام وتوزعات مختلفة. تمتاز التكلسات الخبيثة بأنها صغيرة الحجم ميكروية الأبعاد، ذات أشكال غير منتظمة وعنقودية التوزع. تتألف الخوارزمية المقترحة في هذا البحث من أربعة مراحل رئيسية تتضمن المعالجة الأولية وتحسين التباين، التجزيء، استخلاص الخصائص، التصنيف. فيمايلي شرح تنفيذ مراحل الخوارزمية المقترحة.

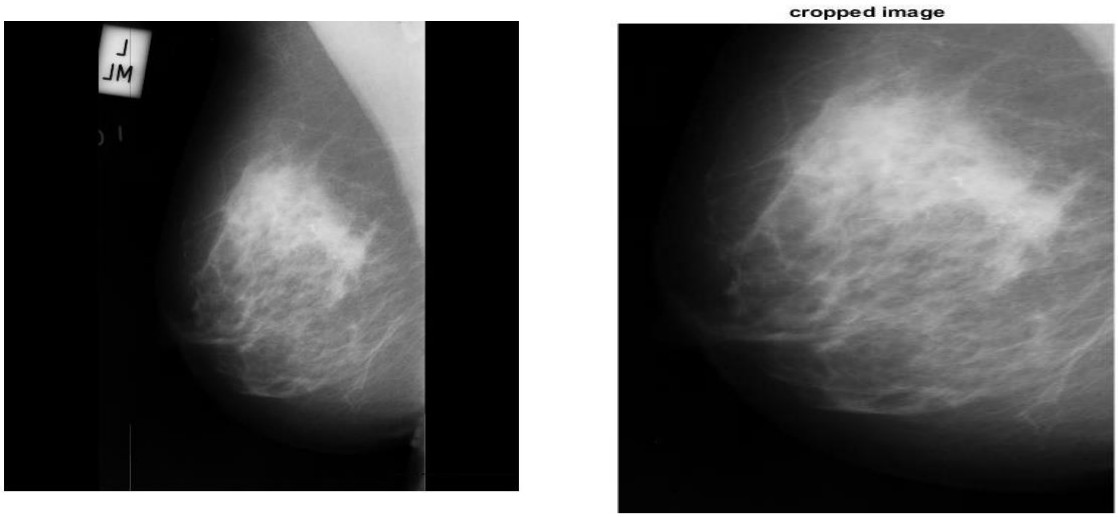
### 6-3-1 مرحلة المعالجة الأولية وتحسين التباين

يمكن أن تتباين صورة الماموغرام في مناطق مختلفة، مثل منطقة الأنسجة، والعضلة الصدرية، وخلفية الصورة، ونص التوصيف الفيزيائي، وما إلى ذلك. يمكن من خلال تحسين تباين صور الماموغرام إخراج التغييرات الطفيفة في كثافة نسيج الثدي. يتم في هذه الخطوة، تسليط الضوء على التفاصيل غير المرئية بالعين المجردة. ويبين الشكل (5-2) أدناه المخطط الصندوقي لمراحل تطبيق الخوارزمية المقترحة.



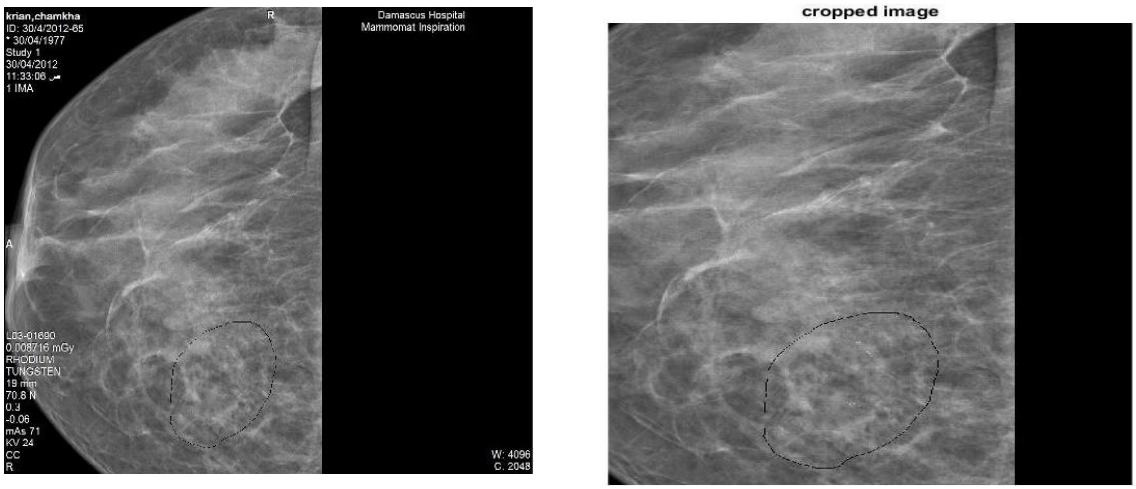

**الشكل (6-1): المخطط الانسيابي لتحسين تباين صور الماموغرام**

- يتم في البداية قراءة صورة الماموغرام بواسطة برنامج الماتلاب وتحويلها إلى مصفوفة قيم ثنائية الأبعاد، كل قيمة f هي تابع لـ (x,y)، تمثل f الشدة الضوئية عند نقطة الأحداثيات الحيزية (x,y). ومن ثم رسم مربع إحاطة حول الثدي بحيث نتمكن من إزالة المعلومات غير الضرورية في الصورة والحصول على كامل أنسجة الثدي المطلوبة كمتطلب أساسي من أجل إجراء باقي عمليات معالجة الصورة عليها، تعتبر هذه الخطوة هامة للتأكد من أن كامل صورة الثدي ستعطى إلى البرنامج، كما هو مبين في الشكل (6-1) (صورة G209 من قاعدة البيانات MIAS)، والشكل (6-2) (صورة من قاعدة البيانات المحلية) .




**(a)** **(b)**

**الشكل (6-2): (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة بعد الاقتصاص من قاعدة البيانات MIAS**




**(a)** **(b)**

**الشكل (6-3): (a) الصورة الأصلية، (b) الصورة بعد الاقتصاص من قاعدة البيانات المحلية**

- تهدف الخطوة التالية من مرحلة المعالجة الأولية إلى تحسين جودة الصورة بحيث يمكن تمييز التكلسات الميكروية عن بقية الأنسجة. في هذه الخطوة، تتم إزالة الضجيج بتطبيق مرشح وينر (Wiener Adaptive Filter) وهو نوع من المرشحات الخطية. يطبق تابع wiener2 بنافذة جوار 5×5 عنصر صورة على الصورة يقوم بتكييف نفسه بحيث يلائم التفاوتات المحلية لصورة الدخل، أي إذا كان التفاوت (الاختلاف أو الفرق) كبيراً، فسيقوم الـ wiener2 بقليل من التنعيم، وعندما يكون التفاوت صغيراً، سيجري الـ wiener2 المزيد من التنعيم. بهدف إزالة الضجيج

استخدمنا تعليمة imnoise لتطبيق مرشح Wiener، هذا النوع من المرشحات أعطى نتائج وسرعة جيدة للمعالجة الأولية.

Imnoise = wiener2(INITIAL); (6-1)

- تعامل الصورة المزال عنها الضجيج مع مرشحات مورفولوجية هي مرشحات Top Hat, Bottom Hat كل على حدة، وذلك بإنشاء عنصر بنيوي (تشكيل) لأنه سيتم تطبيق عمليات التوسيع والتعرية وهي تشكل جزءا أساسيا في إنشاء عنصر تشكيل والذي يستخدم في فحص (تشخيص) صورة الدخل. استخدمنا تابع strel في مكتبة الماتلاب من أجل إنشاء عنصر تشكيل على شكل قرص ('diskl',3,3) للقيام بذلك كما هو مبين أدناه

se4 = strel('ball',3,3); (6-2)

يطبق مرشح Top Hat على الصورة وتحفظ في صورة جديدة Im3. كما طبق مرشح bottom-hat على الصورة وحفظها في صورة جديدة Im4. وللقيام بذلك استخدمت توابع imtophat وتوابع imbothat المهمة في مكتبة أدوات معالجة الصور في الماتلاب التي ترجع تحويلي top-hat و bottom-hat، على التوالي واستخدمت التعليمتين (3) و (4) للقيام بذلك.

Im3=imtophat(imnoise,se4); (6-3) Im4=imbothat(imnoise,se4); (6-4)

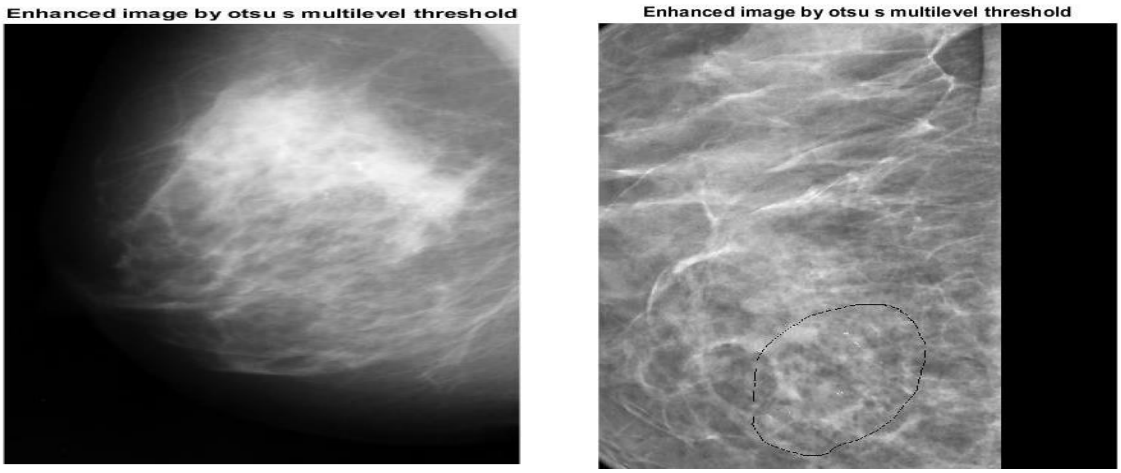
يتم توسيع الفجوات بين العناصر، والصورة top-hat تحتوي على قمم العناصر التي تناسب عنصر التشكيل. للقيام بذلك استخدم تابع هام، يظهر الفجوات بين العناصر لتحقيق أقصى قدر من التباين بين العناصر والفجوات التي تفصل عن بعضها البعض. في البرنامج المقترح يتم إضافة الصورة المزال عنها الضجيج إلى الصورة Im3 والتي رشحت بمرشح Top Hat.

- تطرح بعد ذلك الصورة Im4 الناتجة من الصورة المرشحة بمرشح Bottom Hat من صورة النتيجة، استخدمت تعليمتين حسابيتين، imadd و imsubtract، لتنفيذ هذه العمليات، ويكون بذلك قد تم تحسين التباين

Imadd2=imadd(imnoise,Im3) (6-5)

Image1=imsubtract(Imadd2,Im4) (6-6)

- سيؤخذ بالاعتبار من الصورة الأخيرة الناتجة أكبر مساحة من مكونات عناصر الصورة المتصلة مع بعضها لتكون هي منطقة الاهتمام (ROI). والتي هي منطقة الثدي وتجاهل المناطق الأخرى.



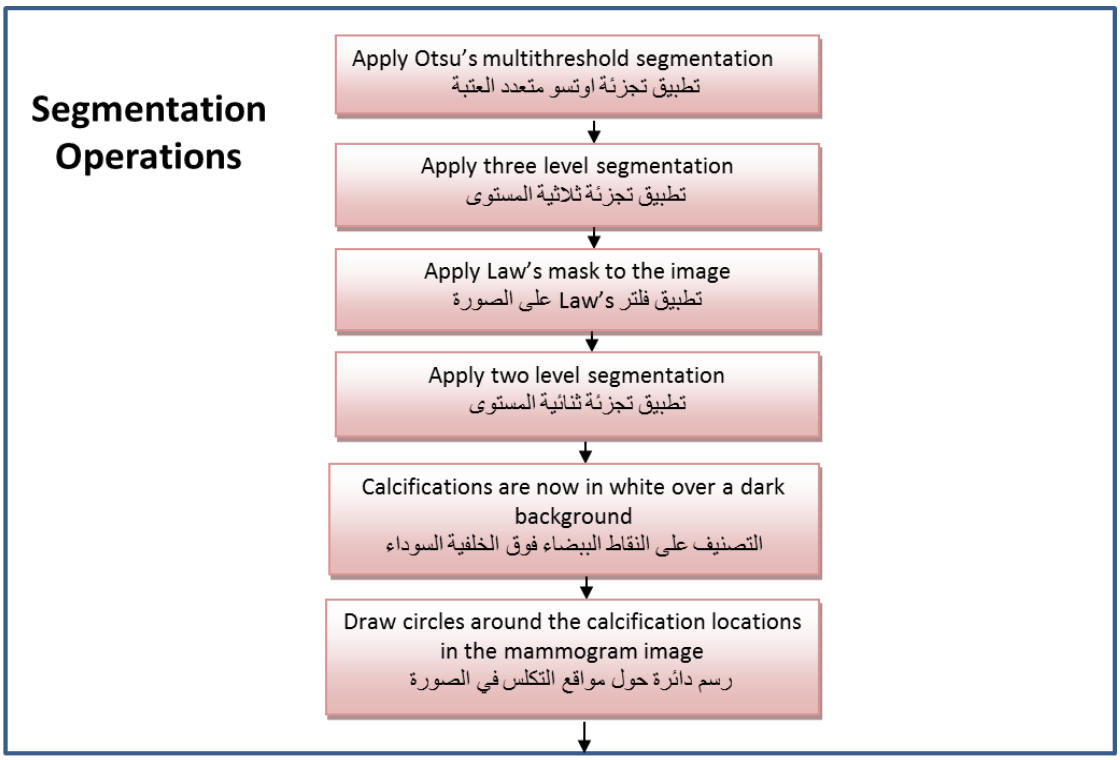

**(a)** **(b)**

**الشكل (6-4): (a) الصورة المحسنة من قاعدة البيانات MIAS ، (b) الصورة المحسنة من قاعدة البيانات المحلية**

- يجب على المستخدم ترك العضلة الصدرية خارجاً عند اقتصاص الصورة والتي تظهر في صورة كل من الثدي الأيمن والأيسر عند التصوير بالاتجاه الأنسي – الوحشي-Medio Lateral Oblique (MLO). ومع ذلك في حال رسم مربع إحاطة وتم أخذ كامل صورة الماموغرام أو في حالة بقاء جزء من هذه العضلة موجوداً بعد الاقتصاص، تتم عملية تعتيب آلي على الصورة بسويتين لكشف العضلة الصدرية، واعتبار أن الجزء الأكبر من مكونات عناصر الصورة المرتبطة ستكون العضلة الصدرية، ويتم طرح هذا الجزء من منطقة الاهتمام لإزالة العضلة الصدرية من الصورة للحصول على الصورة المحسنة النهائية.

## 6-3-2 مرحلة التجزيء:

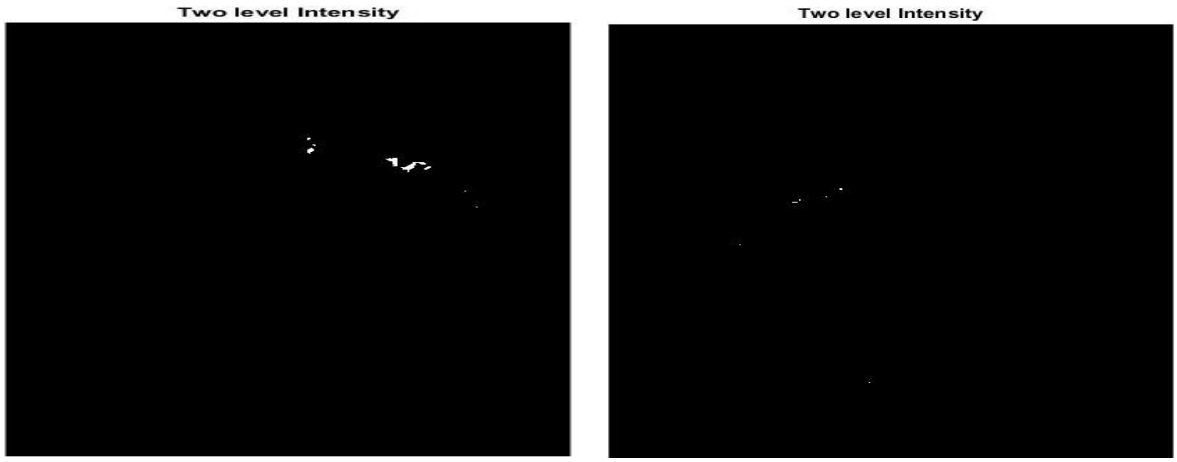
يتم تطبيق طريقة أوتسو متعدد العتبة بهدف التجزئة والكشف عن آفة التكلسات الميكروية العنقودية. تحسب طريقة أوتسو آلياً العتبة الأكثر ملاءمة التي تفصل البكسلات إلى فئتين، بحيث يكون التباين بين الصفين أعظم ما يمكن. وبعد هذا سيتم تطبيق تعتيب ثلاثي السويات والتي سوف تجزئ الصورة إلى صورة رمادية مع وجود ثلاثة قيم فق لكثافة البكسل 1 ,0.74 ,0.




**الشكل (6-5): المخطط الانسيابي لتجزيء منطقة الاهتمام**

بعدها يتم تطبيق نوافذ (Law's mask) التي تفيد في تحليل التراكيب في الصورة المعالجة من أجل ترشيح الصورة والتي يمكن استخدامها من أجل التصنيف أو التجزئة. تتألف نوافذ Law's من خمس متجهات معنونة تجمّع لإنشاء نوافذ طي ثنائية الأبعاد. بناءً على عملية الطي مع صورة التراكيب يمكن استخلاص المكونات البنيوية الفردية من الصورة، المتجهات الخمسة هي: L5 = [1, 4, 6, 4, 1], E5 = [-1,-2, 0, 2, 1], S5 = [-1, 0, 2, 0,-1], R5 = [1,-4, 6,-4, 1], W5 = [-1, 2, 0,-2, 1]

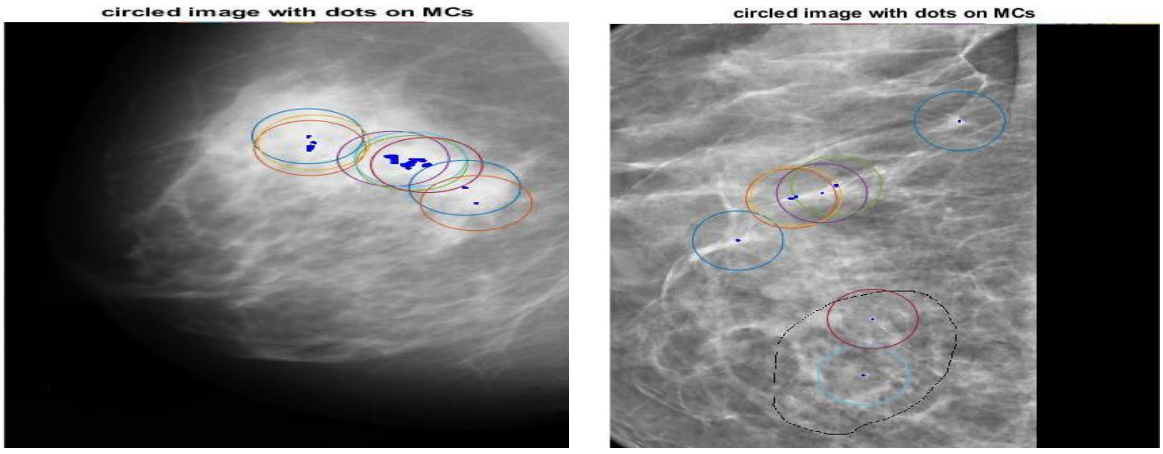
وبعد عملية الترشيح الأخيرة يتم تنفيذ تجزئة ثنائية السوية. وتكون نتيجة هذه العملية صورة ثنائية تظهر فيها التكلسات الميكروية المكتشفة باللون الأبيض وباقي عناصر الصورة باللون الأسود. الشكل (6-4).




**(a)** **(b)**

**الشكل (6-6): الصورة المجتزأة وفق Otsu's method. (a) تمثل MCs في صورة ماموغرام من قاعدة بيانات MIAS. (b) تمثل MCs في صورة ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية.**

كخطوة نهائية، ترسم دوائر حول التكلسات الميكروية الموجودة في الصورة المحسنة الأصلية وتمثل كل نقطة داخل الدائرة تكلس ميكروي واحد. تظهر النتيجة النهائية أيضاً عدداً من الاكتشافات الإيجابية الكاذبة فقط للتأكد من أنه لا يوجد أي تكلس ميكروي أساسي تم ضياعه أو فقدانه ليتمّ الكشف عنه، بمعنى أنه قد تمّ الكشف عن جميع التكلسات المقترحة (الشكل 6-5).




**(a)** **(b)**

**الشكل (6-7): الصورة النهائية. (a) تمثل صورة ماموغرام لقاعدة بيانات MIAS بعد رسم دوائر حول النقط التي تمثل MCs (b) تمثل صورة ماموغرام محلية بعد رسم دوائر حول النقط التي تمثل MCs .**

### 6-3-3 مرحلة استخلاص الخصائص

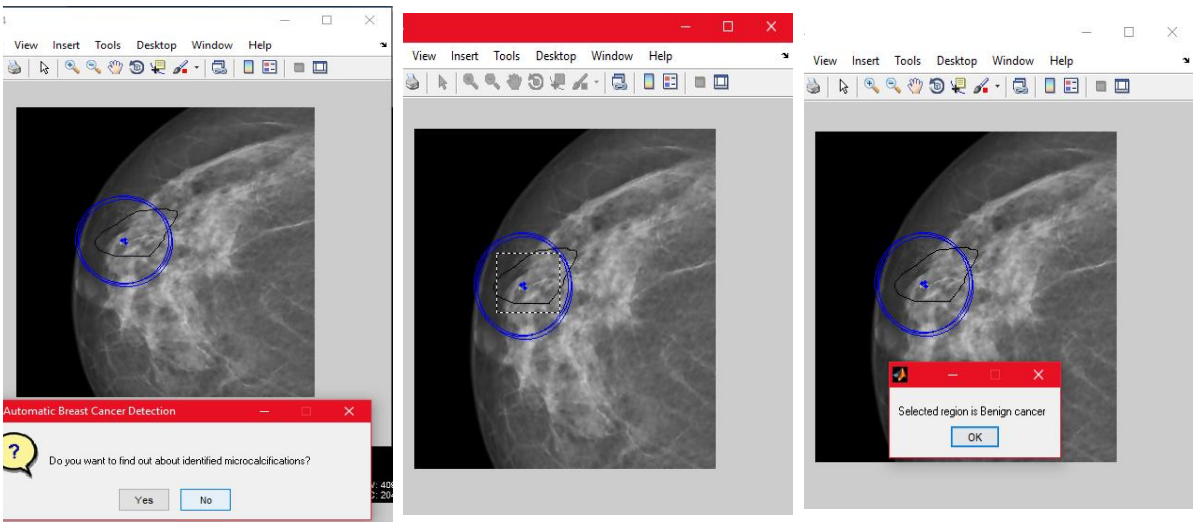
بعد اجتزاء المنطقة المشكوك بها في صورة الماموغرام، سيقوم المستخدم بتحديد هذا الجزء من المنطقة (بشكل تفاعلي يرسم مستطيل حولها في الصورة). للقيام بعملية تحليل المناطق المريبة المستخرجة وتشخيصها، تم حساب 46 خاصة من خصائص تراكيب الصورة Image Features لكل منطقة تكلسات وذلك باستخدام ثلاث تقنيات لاستخلاص الخصائص وهي: تقنية مصفوفة الحدوث المشترك GLCM (Gray-level co-occurrence level)، تقنية التفرطح Kurtosis، وتقنية الالتواء Skewness.

وفقا للدراسات البحثية هناك العديد من الخصائص التي يمكن استخلاصها من مصفوفة الـ GLCM، في الدراسة الحالية تم استخلاص 8 خصائص تراكيب من مصفوفة الحدوث المشترك من أجل D = 1 , D = -1 تتضمن الخصائص التالية: التباين Contrast، الارتباط Correlation، الطاقة Energy، التجانس Homogeneity ، كما تم استخلاص 19 خاصة تفرطح 19 خاصة التواء لكل منطقة تكلس (راجع الفقرة 5-5-2).

### 6-3-4 مرحلة التصنيف

تتم عملية التصنيف بالاعتماد على الخصائص المستخلصة من كل منطقة تكلس والكشف عن ماهية هذا الجزء المحدد وتصنيفه إلى إحدى الحالات الثلاثة إما نسيج طبيعي أو تكلس حميد أو تكلس ميكروي عنقودي خبيث (الشكل 6-6). استخدم في هذه المرحلة مصنفين كل على حدة هما مصنف الشبكة العصبونية ذات خوارزمية الانتشار الارتدادي FFBP (Feed Forward Back Propagation ANN) ومصنف الدعم التكيفي Adaboost بهدف مقارنة الأداء.

تم تدريب المصنفين على 21 صورة ماموغرام محلية مشخصة من قبل طبيب الأشعة حيث تدخل مجموعة الخصائص المستخلصة إلى خوارزمية التعليم، ومن ثم تقارن المخرجات الفعلية مع المخرجات المطلوبة وتحديد قيمة الخطأ ومن ثم التراجع بالخطأ عبر المصنف وتصحيح الاوزان في الاتجاه الذي يضمن تصغير إجمالي لقيمة الخطأ لكل المدخلات المستعملة في التدريب. ومن ثم تم الاختبار على مجموعة أخرى من صور قواعد البيانات المحلية والمعيارية بهدف تقييم الأداء وذلك من خلال حساب مجموعة من المؤشرات الكمية لكل صورة.




(a) (b) (c)

**الشكل (6-8): تصنيف التكلسات الميكروية: (a)- ضغط المستخدم زر نعم لتنشيط المستطيل المرسوم حول التكلس المقترح ليتم تصنيفه، (b)- تستخلص خصائص المنطقة المحددة لتغذي المصنف المطلوب. (c)- تظهر نتيجة التصنيف في رسالة.**

### 6-3-4-1 تدريب المصنفات

تعتبر عملية تدريب المصنفات من العوامل المهمة التي تؤثر على أداء النظام من حيث عدد الصور المستخدمة في التدريب وحسن اختيار نوعية صور التدريب. حيث تم في دراستنا الحالية تدريب المصنفات على 21 صورة من قاعدة البيانات المحلية تتضمن صور طبيعية وصورة ماموغرام غير طبيعية (Abnormal) تحوي آفة تكلسات أغلبها من النسج الكثيفة، ولكن عند مرحلة الاختبار على صور من قاعدة البيانات المحلية والمعيارية، كانت نتائج مؤشرات تقييم أداء المصنفات وخاصة فيما يتعلق بالخصوصية (نسبة تجنب الخطأ) منخفضة جدا مما انعكس سلبا على النتائج الكلية، لذا تم تغيير نوعية صور التدريب مع الحفاظ على عدد الصور، بحيث تم الأخذ بالاعتبار تدريب المصنفات على صور ذات نمط نسج دهنية، غدية، غدية كثيفة بنسبة متوازنة، كما تم اختيار الصور التي تحوي آفة التكلسات بشكل واضح ليتم تعليم المصنفات على خصائص الآفة بشكل دقيق، وتبين عند إعادة الاختبار على نفس صور قواعد البيانات المحلية المعيارية تحسناً ملحوظاً في جميع مؤشرات التقييم كانخفاض نسبة الاستجابات الخاطئة في كل صورة (FPs/Image) وبالتالي ارتفاع نسبة الخصوصية مما انعكس إيجابيا على جودة أداء النظام.

# الفصل الســابـع
# النتائج ومناقشتها

7-1 مقدمة

7-2 نتائج تنفيذ الخوارزمية على قواعد البيانات

7-2-1- نتائج تنفيذ الخوارزمية على صور قاعدة البيانات المحلية

7-2-2- نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات MIAS

7-2-3- نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات DDSM

7-3 تقييم الأداء

6-3-1- تقييم أداء الخوارزمية في التصنيف

7-3-2- مقارنة الخوارزمية المقترحة مع خوارزمية لدراسة حديثة سابقة

7-3-3- تقييم أداء الخوارزمية في التحسين وفقا أنماط نسج الثدي

7-3-4- مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقا لأنماط نسج الثدي مع خوارزميات سابقة

7-3-5- تقييم أداء الخوارزمية في التحسين وفقا لآفات الثدي

7-3-6- مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقا لآفات الثدي مع خوارزميات سابقة

7-4 الخلاصة

# الفصل الســابـع
# النتائج ومناقشتها

## 7-1 مقدمة

يستعرض هذا الفصل نتائج تنفيذ الخوارزمية باستخدام مصنفين رياضيين هما الشبكة العصبونية ANN والـ Adaboost على مجموعة من الصور المحلية. ونتائج اختبار الخوارزمية على صور كل من قاعدتي البيانات المعيارية MIAS وDDSM وحساب مجموعة من البارامترات الإحصائية كالحساسية والخصوصية والدقة بهدف تقييم أداء الخوارزمية كميّاً. تمت مقارنة نتائج أداء الخوارزمية المقترحة مع أداء خوارزمية لدراسة حديثة استخدمت مصنفات مغايرة [86]. كما استخدمت مؤشرات التحسين لتقييم أداء الخوارزمية في تحسين صور الماموغرام، ومن ثم مقارنة أداء خوارزمية التحسين المقترحة مع أداء خوارزميات لدراسات حديثة وذلك وفقاً لأنماط النسج [87]، ولآفات الثدي [88].

## 7-2 نتائج تنفيذ الخوارزمية على قواعد البيانات

طبقت هذه الخوارزمية على مختلف صور قواعد البيانات المستخدمة في هذا البحث (الفقرة 6-2) وتم اختبارها وفق حساب مؤشرات الحساسية (Sensitivity) والخصوصية (Specificity) والدقة (Accuracy) وذلك وفقاً للمصنفين الـ ANN والـ Adaboost. يمكن الاطلاع على البرنامج المنفذ لكشف آفة التكلسات الميكروية العنقودية في (الملحق 1). كذلك يعرض (الملحق 2) نتائج تنفيذ البرنامج على عينات من قواعد البيانات المستخدمة للاختبار.

### 7-2-1 نتائج تنفيذ الخوارزمية على صور قاعدة البيانات المحلية:

تم القيام باختبار 14 صورة من قاعدة البيانات المحلية تتضمن 6 صور تحوي آفات حميدة،5 صور تحوي آفات خبيثة،3 صور طبيعية وذلك وفقا للمصنفين ANN وAdaboost ونتائج الاختبار مبينة في

الجدولين (7-1) و(7-2) على التوالي، حيث تمّ حساب مؤشرات تقييم أداء التصنيف المتمثلة بالحساسية والخصوصية والدقة.

**الجدول (7−1): نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات المحلية**

| Image # | Sensitivity % | Specificity % | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| LB1 | 65 | 98 | 99 |
| LB2 | 76 | 75 | 98 |
| LB3 | 54 | 87 | 99 |
| LB4 | 76 | 61 | 99 |
| LB5 | 56 | 98 | 99 |
| LB6 | 33 | 95 | 96 |
| LM1 | 35 | 93 | 94 |
| LM2 | 80 | 95 | 98 |
| LM3 | 90 | 100 | 98 |
| LM4 | 60 | 74 | 96 |
| LM5 | 56 | 60 | 97 |
| LCCN1 | 70 | 40 | 97 |
| LMLON2 | 100 | 66 | 100 |
| RLMON3 | 100 | 50 | 100 |
| Mean | 67.93 | 78 | 97.86 |

من خلال عرض نتائج الاختبار نجد ان مصنف الـ ANN قد حقق متوسط حساسية قدرها الإجمالي (67.93%)، فكانت قدرة المصنف في تمييز آفة التكلسات الخبيثة بمتوسط حساسية قدرها (64.2%)، بينما كانت قيمة متوسط حساسيته بالنسبة للآفات الحميدة فقط (60%) ، وحقق متوسط

حساسية جيدة لنسج الثدي الطبيعي (90%) ، بالمقابل نجد أن المصنف الـ ANN قد تمكن من تحقيق متوسط خصوصية قدرها (78%)، ودقة كشف عالية نسبيا وقدرها (97.78%).

**الجدول (7-2): نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات المحلية**

| Image# | Sensitivity% | Specificity % | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| LB1 | 89 | 92 | 98 |
| LB2 | 88 | 93 | 100 |
| LB3 | 73 | 92 | 98 |
| LB4 | 91 | 91 | 100 |
| LB5 | 82 | 90 | 99 |
| LB6 | 39 | 87 | 96 |
| LM1 | 53 | 93 | 98 |
| LM2 | 98 | 88 | 95 |
| LM3 | 100 | 87 | 100 |
| LM4 | 78 | 90 | 95 |
| LM5 | 74 | 77 | 98 |
| LCCN1 | 98 | 35 | 100 |
| LMLON2 | 100 | 33 | 100 |
| RLMON3 | 100 | 45 | 100 |
| Mean | 83.07 | 78.07 | 98.36 |

بعد الإطلاع على نتائج اختبار الخوارزمية لقواعد البيانات المحلية نلاحظ أنه بعد تدريب المصنفين على صور مختلفة من قاعدة البيانات المحلية ومن ثم اختبارها على صور أخرى من قاعدة البيانات المحلية؛ نجد أن خوارزمية الـ AdaBoost أثبتت أنها ناجحة للغاية في طريقة التعلم الآلي مقارنة مع مصنف الـ ANN، حيث حقق دقة كشف عالية نسبيا وقدرها (98.36%)، كما بلغت القيمة الإجمالية

لمتوسط الحساسية لمصنف الـ Adaboost (83.07%)، حيث كانت قيمة متوسط حساسيته للآفات الخبيثة (80.6%) وهي أفضل نوعاً ما من حساسيته تجاه الآفات الحميدة (77%)، أما متوسط حساسيته للثدي الطبيعي فكانت عالية بشكل ملحوظ (97%)، بالمقابل نجد أن مصنف الـ Adaboost قد حقق متوسط خصوصية قيمتها (78,07%) وهي متقاربة بشكل ملحوظ مع قيمة الخصوصية لمصنف الـ ANN. وتجدر الإشارة إلى أن التفاوت الملحوظ في قيم الحساسية للصور التي تحوي آفات سواء حميدة أو خبيثة يعزى إلى عمر المريضة من جهة ولطبيعة نمط النسج من جهة ثانية حيث معظم الصور المدروسة لفتيات دون 45 من العمر وطبيعة نسج الثدي لديهن من النمط الكثيف وبالتالي صعوبة في تمييز نوع الآفة.

## 7-2-2 نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات MIAS

اختبرت الخوارزمية على 12 صورة من قاعدة بيانات معيارية MIAS تتضمن 6 صور تحوي آفات خبيثة (3 منها ذات نسج دهنية 3 صور الأخرى غدية)، 3 صور تحوي آفات حميدة (صورتان ذات نسج دهنية وصورة واحدة نسج الثدي غدية)، 3 صور طبيعية صورة واحدة من كل نمط: غدي (G:Glandular)، دهني (F:Fatty) وكثيف (D:Dense)، وإن نتائج حساب مؤشرات التقييم من أجل مصنفي الـ ANN والـ adaboost على التوالي مبينة في الجدولين (7-3)، (7-4).

**الجدول (7-3): نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات MIAS**

| Images | Sensitivity % | Specificity % | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| G209M | 74 | 94 | 100 |
| G211M | 40 | 88 | 95 |
| G213M | 64 | 87 | 99 |
| F231M | 60 | 93 | 98 |
| F238M | 65 | 90 | 99 |
| F256M | 86 | 80 | 99 |
| F248B | 55 | 71 | 98 |
| G219B | 33 | 83 | 94 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| F252B | 60 | 81 | 96 |
| G185N | 80 | 50 | 99 |
| D161N | 96 | 31 | 100 |
| F156N | 98 | 53 | 100 |
| Mean | 67.58 | 75.08 | 98.03 |

حقق مصنف الـ ANN متوسط حساسية قيمتها (67.58%) حيث كانت حساسية المصنف جيدة لآفة التكلسات الميكروية العنقودية الخبيثة وقدرها (64.83%) مقارنة مع حساسيته للآفات الحميدة (49.33%) ولكن بالمقابل نجد أن المصنف قد خفض من نسبة الحصول على الاستجابات الخاطئة وبالتالي حقق قيمة خصوصية مقبولة وقدرها (75.08%)، أما دقة الكشف لمصنف الـ ANN فقد بلغت (98.03%).

**الجدول (7-4): نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات MIAS**

| Image# | Sensitivity% | Specificity% | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| G209M | 100 | 89 | 98 |
| G211M | 59 | 85 | 97 |
| G213M | 100 | 89 | 100 |
| F231M | 91 | 92 | 97 |
| F238M | 89 | 89 | 99 |
| F256M | 99 | 94 | 99 |
| F248B | 80 | 95 | 99 |
| G219B | 67 | 85 | 99 |
| F252B | 49 | 90 | 99 |
| G185N | 100 | 25 | 100 |
| D161N | 100 | 30 | 100 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| F156N | 100 | 40 | 100 |
| Mean | 86.17 | 75.25 | 98.92 |

نستنتج من الجدول أعلاه أن مصنف الـ Adaboost لديه حساسية جيدة في الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية تصل قيمتها (89.67%) مقابل حساسيته للآفات الحميدة (65.33%)، وحساسية عالية للنسج السليمة، وبالتالي بلغت قيمة متوسط حساسية مصنف الـ Adaboost على صور قاعدة البيانات MIAS المختبرة حوالي (86.17%)، أما قيم الخصوصية فقد كانت متقاربة بشكل ملحوظ مع مصنف الـ ANN (75.25%)، وقد حققت دقة كشف حوالي (98.92%). ومن الجدير بالذكر هنا بأن صور قاعدة البيانات المعيارية MIAS المستخدمة في هذا البحث هي صور تم ترقيمها بدقة مسح قدرها (50μm, 8bits)، كما أن هناك العديد من صور الماموغرام الموجودة في قاعدة البيانات منخفضة الجودة تحول دون كشف الآفة وتمييزها، لذلك نلاحظ بشكل عام أنه من أجل صور قاعدة البيانات MIAS ذات النسج الدهنية قد حققت نتائج جيدة بغض النظر عن نوع الآفة مقارنة مع نمط النسج الأخرى، حيث أظهر البرنامج نتائج مقبولة من أجل جميع صور الماموغرام ذات النسج الدهنية.

## 7-2-3 نتائج اختبار الخوارزمية على صور قاعدة بيانات DDSM

تم اختبار الخوارزمية باستخدام مجموعة صور ماموغرام من قاعدة بيانات معيارية DDSM بمساقط أمامية بمسقطين أمامي خلفي Cranio Caudal (CC) وأنسي وحشي Medio Lateral Oblique (MLO) ، تضمنت المجموعة 14 صورة ماموغرام (6 صور تحوي تكلسات ميكروية عنقودية خبيثة، 5 صور تحوي تكلسات حميدة و3 صور طبيعية). يُظهر كل من الجدول (7-5) والجدول(7-6) مؤشرات تقييم التصنيف الناتجة عن اختبار الخوارزمية من أجل مصنفي الـ ANN والـ adaboost على التوالي.

**الجدول (7-5): نتائج المصنف ANN من أجل قاعدة البيانات DDSM**

| Image# | Sensitivity% | Specificity% | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| D1 M RCC | 77 | 90.03 | 99.11 |
| D2 M RMLO | 93 | 92.12 | 97.48 |
| D3 M RCC | 100 | 77 | 100 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| D4 M RMLO | 100 | 80 | 99.20 |
| D5 M RCC | 58 | 88.12 | 98.98 |
| D6 M RMLO | 100 | 79 | 100 |
| D7 B LCC | 82 | 90.37 | 98.92 |
| D8 B RMLO | 100 | 80.2 | 98.69 |
| D9 B RCC | 82 | 90.2 | 98.86 |
| D10 B LMLO | 100 | 76 | 100 |
| D11 B LCC | 99 | 90.03 | 99.46 |
| D12 N-LCC | 100 | 68 | 100 |
| D13 N LMLO | 100 | 55 | 100 |
| D14 N- CC | 100 | 60 | 100 |
| Mean | 92.21 | 79.72 | 99.34 |

نجد أنه لدى تطبيق مصنف الـ ANN على قاعدة البيانات المعيارية DDSM قد أعطى نتائج جيدة ومشجعة حيث بلغت القيمة الإجمالية لمتوسط لحساسية لمصنف الـ ANN (92.21%)، وكانت متوسط حساسيته تجاه الآفات الحميدة (96.20%) وهي أفضل نوعاً ما من حساسيته للآفات الخبيثة (88.01%)، أما متوسط حساسيته للثدي الطبيعي فكانت عالية بشكل ملحوظ، كما حقق دقة كشف عالية بلغت قيمة قدرها (99.34%) ، بينما وصلت نسبة تجنب الخطأ (الخصوصية) إلى قيمة قدرها (79.72%).

**الجدول (7-6): نتائج المصنف Adaboost من أجل قاعدة البيانات DDSM**

| mage# | Sensitivity% | Specificity% | Accuracy% |
|---|---|---|---|
| D1 M RCC | 67.7 | 90 | 99.08 |
| D2 M RMLO | 98 | 87 | 99.62 |
| D3 M RCC | 100 | 86.1 | 100 |
| D4 M RMLO | 100 | 85.23 | 100 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| D5 M RCC | 70 | 80.84 | 98.84 |
| D6 M RMLO | 93 | 89 | 99.92 |
| D7 B LCC | 92 | 90.48 | 99.58 |
| D8 B RMLO | 100 | 78.68 | 99.87 |
| D9 B RCC | 100 | 83.14 | 100 |
| D10 B LMLO | 100 | 65.38 | 99.47 |
| D11 B LCC | 100 | 85.05 | 99.53 |
| D12 N-LCC | 100 | 70.25 | 93.39 |
| D13 N LMLO | 100 | 60.3 | 100 |
| D14 N- CC | 100 | 65 | 100 |
| MEAN | 94.33 | 79.75 | 99.31 |

تشير نتائج تطبيق مصنف الـ Adaboost على صور قاعدة البيانات DDSM والمبينة في الجدول أعلاه بأن مصنف الـ Adaboost قد تميز بقدرته الملحوظة في تمييز نوع الآفات حيث حقق متوسط حساسية قدره 87.61% من أجل الصور التي تحوي آفة التكلسات الميكروية العنقودية الخبيثة، ومتوسط حساسيته 98.4% وذلك بالنسبة لصور الماموغرام التي تحوي آفات حميدة، وقد وصل متوسط حساسية مصنف الـAdaboost الإجمالي إلى قيمة قدرها 94.33%، ونسبة تجنب خطأ قدرها 79.75%.، أما متوسط دقة الكشف فكانت 99.31% وهي متقاربة بشكل ملحوظ مع دقة الكشف لدى مصنف الـ ANN .

يمكن أن يعزى الارتفاع الملحوظ في قيم الحساسية لكل من المصنفين الـ ANN والـ Adaboost بالنسبة لقاعدة البيانات DDSM سواء كانت صور الماموغرام الطبيعية أو التي تحوي آفات حميدة أو خبيثة إلى عدة عوامل نذكر منها: طبيعة نمط نسج الصور المدروسة والتي كانت معظمها من النسج الدهنية وبالتالي إمكانية تمييز نوع الآفة بشكل جيد، كذلك ترقيم صورة الماموغرام بدقة حيزية قدرها 100 µm , 12 bits، وهذا ما ينعكس ايجاباً على جودة الصور المدروسة ووضوح الآفة، عدد الآفات

الموجودة في صور قاعدة البيانات DDSM المختبرة والتي يمكن أن تحوي آفة تكلس واحدة فقط أو اثنتان في كل صورة غير طبيعية.

يعرض الجدول (7-7) أدناه ملخصاً عن النتائج الواردة سابقاً موضحاً فيه مؤشرات تقييم أداء مصنفي ANN و Adaboost الناتجة عن تطبيقهما على صور ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية وقاعدتي البيانات MIAS و DDSM متمثلة بالحساسية والخصوصية والدقة بهدف مقارنة الأداء بين المصنفين.

**الجدول (7-7): بارامترات التقييم من أجل مصنفي ANN وAdaboost الناتجة عن قاعدة البيانات المحلية وقاعدتي البيانات MIAS و DDSM**

| | ANN | | | Adaboost | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Image** | **Sensitivity %** | **Specificity %** | **Accuracy %** | **Sensitivity %** | **Specificity %** | **Accuracy %** |
| **LOCAL** | 67.93 | 78 | 97.86 | 83.07 | 78.07 | 98.36 |
| **MIAS** | 67.58 | 75.08 | 98.03 | 86.17 | 75.25 | 98.92 |
| **DDSM** | 92.21 | 79.72 | 99.34 | 94.33 | 79.75 | 99.31 |
| **Mean** | 75.91 | 77.6 | 98.41 | 87.86 | 77.69 | 98.86 |

توضح النتائج أنه من أجل قاعدة بيانات المحلية فإن المصنف Adaboost يحقق متوسط حساسية (83.07%) ودقة (98.36%) أكثر بالمقارنة مع مصنف الـ ANN (67.93% و97.86% ) على التوالي، كما أن قيمة خصوصية النظام لصور قاعدة البيانات المحلية هي نفسها تقريبا لكل من المصنفين ANN و Adaboost وقدرها (78%).

وبشكل مماثل بالنسبة لصور الماموغرام لقاعدة البيانات MIAS حيث يظهر مصنف الـ Adaboost حساسية أعلى لتصل إلى (86.17%) ودقة تقارب (99%) مقارنة مع مصنف الـ ANN (67.58%، 98%)، ولكن قيمة الخصوصية هي نفسها تقريباً لكلا المصنفين.

من أجل قاعدة البيانات DDSM فقد حقق كل من مصنف الـ Adaboost ومصنف الـ ANN دقة وقيمة خصوصية متماثلة تقريبا وقدرها على التوالي ( 99.34%، 99.31%)، (79.72%، 79.75%) إلا

أن مصنف الـ ANN قد حقق حساسية في تمييز الآفات أعلى بقليل من مصنف الـ .Adaboost وقيمتها لكلا المصنفين (94.33، 94.21) على التوالي.

من خلال ما سبق نستنتج أن مصنف الـ Adaboost تفوق وبشكل ملحوظ على مصنف الـ ANN في قدرته على تمييز آفة التكلسات حيث حقق متوسط حساسية قدرها تقريبا (88%) مقابل (76%) لمصنف الـ ANN، هذا من جهة، ومن ناحية أخرى، نلاحظ أيضا ارتفاع متوسط دقة الكشف التي حققها مصنف الـ Adaboost وقدره تقريبا (98.9%) مقابل (98.41%) للـ ANN، بينما تميز كلا من المصنفين الـ Adaboost و الـ ANN في قدرتهما المتماثلة تقريبا في تجنب الخطأ لتكون قيمة مؤشر الخصوصية (77.69، 77.6) على التوالي، وبالتالي يكون مصنف الـ Adaboost قد حقق أفضل أداء مع دقة عالية مقارنة مع الـ ANN وذلك بالنسبة لجميع قواعد البيانات المستخدمة في هذا البحث.

وأخيرا؛ ومن خلال الاطلاع على مجمل النتائج العامة لكلا المصنفين وبالنسبة لجميع صور قواعد البيانات المستخدمة نستنتج أن النظام المنفذ قد حقق متوسط حساسية يقارب (81.89%) مع (98.64%) من الدقة، وخصوصية قدرها (77.65%).

## 7-3 تقييم الأداء

### 7-3-1 تقييم أداء الخوارزمية في التصنيف

إن الغرض من تقييم أداء النظام في هذه الدراسة ليس فقط من أجل الكشف عن آفة التكلسات الميكروية بل أيضا تحديد موقعها داخل منطقة الثدي وكذلك تمييز نوع الآفة خبيثة أم حميدة. يتجلى تقييم الأداء في عدة نواحٍ، الأولى تكمن في أن الكشف عن ثلاثة تكلسات ميكروية على الأقل في $1cm^2$ من أقرب جوار كشرط أساسي لاعتباره تكلس ميكروي عنقودي. والناحية الثانية هو أن أداء أنظمة الكشف (CAD) تقاس على أساس النسبة المئوية لقرارات التشخيص السريري التي تثبت صحة الكشف وقد كانت نسبة التوافق بين النتائج التي قدمها نظام الكشف الآلي والآراء التي قدمتها الأطباء الخبراء قد حققت نسبة تجاوزت الـ 50% ، وهذا البارامتر يعتمد بشكل كبير على انتشار الآفة ولكن في الواقع لا يشير إلى معدلات الخطأ الايجابية والسلبية الكاذبة لذا اقترح بارامتر الحساسية والذي يعبر عن احتمالية الكشف عن الآفة وبارامتر الخصوصية الذي يعبر عن احتمالية الحصول على صورة ماموغرام سلبية عند عدم وجود أي آفة.

لمقارنة النتائج وتقييم الأداء تم اختبار النظام على مجموعة صور ماموغرام من قاعدتي بيانات معياريتين MIAS و DDSM وقاعدة بيانات محلية، تتضمن صور ماموغرام طبيعية (normal)، صور

تحوي آفة تكلسات ميكروية عنقودية خبيثة (malignant)، صور فيها آفة تكلسات حميدة (benign)، كذلك تصنف على أساس نوع أنسجة الثدي أي تكون على سبيل المثال، نسيج دهني، نسيج كثيف، ونسيج دهني غدي.

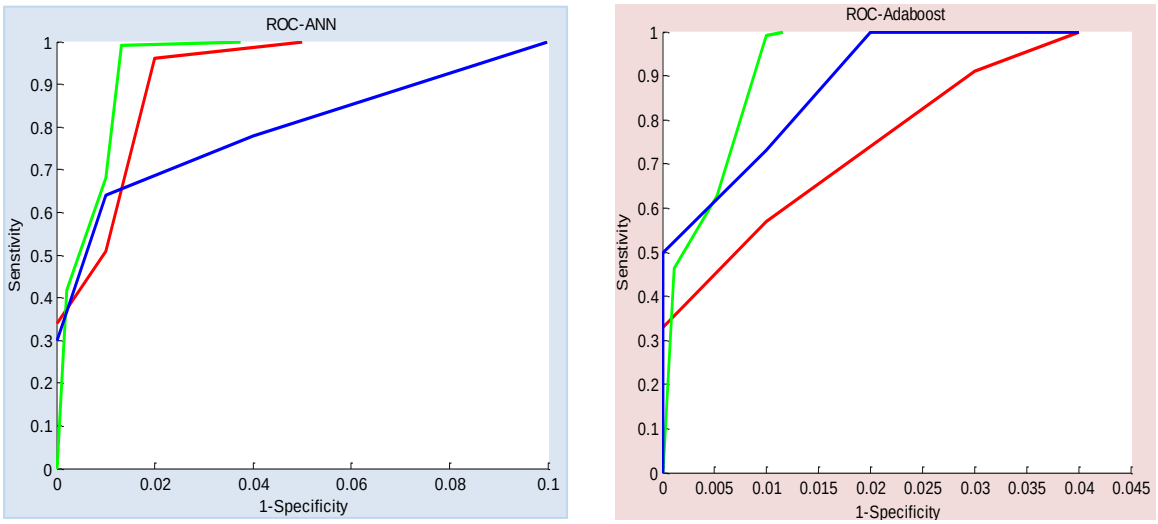
قمنا في هذه الدراسة بحساب البارامترات التالية من كل صورة مختبرة من أجل الحصول على مؤشرات تقييم الأداء كالحساسية والخصوصية:

i. الاستجابات الخاطئة (false positive) FPs هي عدد عناصر الصورة التي أُسِيئَ تصنيفها.
ii. الاستجابات الصحيحة (true positive) TP هي عدد عناصر الصورة في صورة الماموغرام التي تصنف بشكل صحيح.
iii. السلبية الكاذبة (false negative) FN هي منطقة الآفة السرطانية في الصورة التي لم يتمكن من تحديدها من أجل التصنيف.
iv. السلبية الصحيحة (true negative) TN والتي تحوي على عدد من عناصر الصورة في الماموغرام لا تتضمن FP، TP و FN.

يستخدم منحني نظام خصائص التشغيل المستقبل (ROC) من أجل وصف قدرة التمييز أو التعرف في النظام والتي توضح العلاقة بين الحساسية والخصوصية، يرسم المنحني بحيث يمثل المحور الشاقولي (OY) في الرسم البياني مؤشر الحساسية، بينما المحور الأفقي (OX) يمثل (1− الخصوصية أي معدل الاستجابات الخاطئة FPs) للصور التي تم اختبارها من قبل مصنفي الـ (ANN) و(Adaboost). ويتم حساب مساحة المنطقة تحت المنحنى ROC والتي تدعى ($A_Z$) من أجل قياس دقة المصنف حيث تكون قيمة ($A_Z$) ضمن المجال [0.0−1.0]، فمن أجل دقة عالية 100% يجب أن تكون قيمة مساحة المنطقة تحت المنحني ($A_Z$) تساوي الواحد (1.0). يتم تقسيم المصنفات وفقا للدراسة المرجعية للباحثين Hosmer و Lemeshow لتكون ضمن إحدى المجموعات الأربعة اعتمادا الدقة (Accuracy) [89]:

- إذا كانت 0.6 > الدقة ≥ 0.5 ، يدعى مصنف فاشل
- إذا كانت 0.7 > الدقة ≥ 0.6 ، يدعى مصنف ضعيف
- إذا كانت 0.8 > الدقة ≥ 0.7 ، يدعى مصنف عادل
- إذا كانت 0.9 > الدقة ≥ 0.8 ، يدعى مصنف جيد
- إذا كانت 1.0 > الدقة ≥ 0.9 ، يدعى مصنف ممتاز

استخدمت مؤشرات الحساسية والخصوصية التي تمّ حسابها من كل من قواعد البيانات المحلية (LOCAL) و(MIAS) و(DDSM) من أجل رسم منحنيات الـ ROC الخاصة بها كما هو مبين في الشكل (7-1).

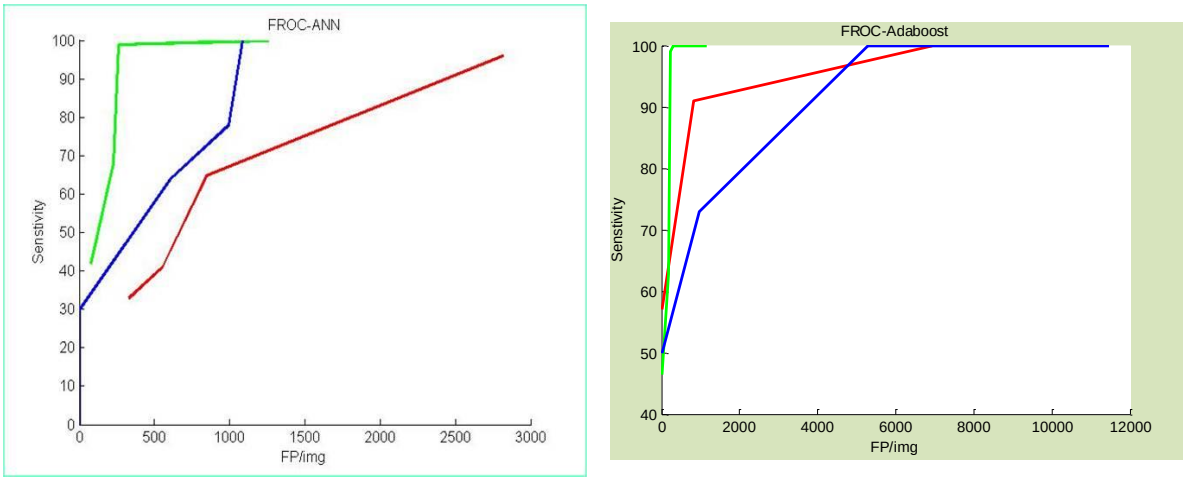



**الشكل (7-1) : منحنيات الـ ROC لقواعد البيانات الثلاثة، MIAS (بالأزرق)، وDDSM (بالاخضر) وقاعدة البيانات المحلية (بالأحمر)، كشف التكلسات الميكروية العنقودية لكلا المصنفين ANN، Adaboost**

وفقاً لما سبق تم تحليل منحنيات الـ ROC من خلال حساب ($A_Z$) والتي تصف دقة المصنف ضمن برنامج الماتلاب لكل من المصنفين ANN و Adaboost لجميع صور الاختبار لقواعد البيانات الثلاثة. فقد كانت مساحة ($A_Z$) بالنسبة لمصنف ANN وفقاً لقواعد البيانات المحلية، MIAS و DDSM على الترتيب (0.93 ، 0.90 ، 0.97)، وبالتالي الدقة الإجمالية لمصنف الـ ANN وفق منحني الـ (ROC) تساوي (0.93). وبشكل مماثل كانت مساحة ($A_Z$) بالنسبة لمصنف Adaboost وفقاً لقواعد البيانات المحلية و MIAS و DDSM على الترتيب (0.89 ، 0.95 ، 0.98) وبالتالي الدقة الإجمالية لمصنف Adaboost وفق منحني الـ (ROC) هي (0.94)، وفي كلا الحالتين يعتبر أداء المصنفين ممتاز والدقة الإجمالية للنظام وفق هذه المنحنيات حوالي (0.94).

كما قمنا في هذه الدراسة إجراء التحليل القائم على المنطقة باستخدام منحني الاستجابة الحرة لـ (ROC) والذي يدعى بـ (FROC) من أجل تقييم أداء خوارزمية الكشف (CAD) في كشف نوع الآفة ومكانهما. يرسم منحني الـ FROC بحيث يمثل المحور الشاقولي (OY) في الرسم البياني مؤشر الحساسية (Sensitivity)، بينما المحور الأفقي (OX) يمثل عدد الاستجابات الخاطئة في الصورة

(FPs/Image). إن معدل أداء نظام الكشف يتصف بالكمال عندما يحقق معدل (TP) نسبة (100%) ومعدل (FP) نسبة (0 %).




**الشكل (7-2): منحنيات الـ FROC لقواعد البيانات الثلاثة، MIAS (بالأزرق)، DDSM (بالاخضر) وقاعدة البيانات المحلية (بالأحمر) كشف التكلسات الميكروية العنقودية لكلا المصنفين ANN وAdaboost.**

تظهر النتائج التي تمّ الحصول عليها من كلا ANN و Adaboost في الشكل (7-2) حيث يفسر منحني (FROC) بشكل واضح تقييم أداء المصنفين من خلال مؤشرات الحساسية وخصوصيته. كما تم حساب مساحة المنطقة تحت المنحنيات لكلا المصنفين من أجل جميع صور قواعد البيانات المختبرة، فكانت مساحة ($A_Z$) بالنسبة لمصنف ANN وفقاً لقواعد البيانات المحلية، MIAS و DDSM على الترتيب (0.89 ، 0.94 ، 0.98) وبالتالي الدقة الإجمالية لمصنف الـ ANN وفق منحني الـ FROC تساوي (0.94). أما بالنسبة لمصنف Adaboost فقد كانت مساحة ($A_Z$) بالنسبة وفقاً لقواعد البيانات المحلية، MIAS و DDSM على الترتيب (0.96 ، 0.95 ، 0.99)، وبالتالي الدقة الإجمالية لمصنف Adaboost وفق منحني الـ (FROC) هي (0.97)، يعتبر أداء المصنفين في كلا الحالتين ممتاز وحقق النظام وفق منحنيات (FROC) دقة إجمالية قدرها حوالي (0.96).

## 7-3-2 مقارنة الخوارزمية المقترحة مع خوارزمية لدراسة حديثة سابقة

تمت مقارنة النتائج التي تمّ الحصول عليها من الدراسة الحالية مع نتائج دراسة بحثية حديثة لتصنيف الآفات قام بها الباحثان Khehra و Pharwaha في عام 2016 [86]، حيث استخدموا في دراستهم اثنين من المصنفات هما مصنف الـ SVM ومصنف الـ MLFFBP-ANN ، ونشير فيمايلي إلى الفروقات والتطابقات بين الدراستين:

استخدمت الدراسة البحثية مصنف الـ MLFFBP-ANN وهو مكون من طبقة دخل وطبقات مخفية بـ 15 وحدة وطبقة خرج وقاموا باستخدام تابع تنشيط بين طبقة الدخل والطبقة المخفية وتابع خطي بين الطبقة المخفية وطبقة الخرج بحالتين فقط (خبيثة أو حميدة)، بينما استخدمنا في دراستنا الحالية مصنف شبكة FFBP-ANN مكون من ثلاث طبقات ولكن الطبقة الخفية تحوي 37 عصبون وطبقة الخرج بثلاث حالات (خبيثة، حميدة، سليمة) استخدمنا تابع تنشيط واحد هو تابع السيفمويد.

استخدمت في دراستهم 23 خاصة للآفة دون ذكر أي تفاصيل عن ماهية الخصائص المستخدمة من أجل تعليم المصنف، تم تدريب المصنفات على 191 آفة تكلس خبيثة وحميدة أخذت من صور قاعدة البيانات المعيارية DDSM ومن ثم اختبرت على 189 آفة تكلس من نفس قاعدة البيانات.

بينما استخدمنا في دراستنا 46 خاصة تراكيب تم ذكر تفاصيلها في متن الدراسة، وتدريب المصنفات تم على كامل 21 صورة الماموغرام من قاعدة بيانات محلية وليس على الآفة فقط حيث يمكن أن تحوي الصورة آفات مختلفة ومنتشرة، ويتم في دراستنا التصنيف على مرحلتين، المرحلة الاولى لتصنف الصورة إما طبيعية أو غير طبيعية، وفي حال كانت الصورة غير طبيعية يتم اختبار كل آفة في الصورة على حدة ليتم تصنيفها إلى حميدة، خبيثة أو سليمة لزيادة الدقة.

وفي دراستهم وبهدف تقييم الأداء تم حساب مؤشرات التقييم، لذا؛ وبهدف المقارنة نورد في الجدول (7-8) مؤشرات تقييم الأداء الخاص بالدراسة المرجعية ودراستنا الحالية والمتمثلة بمؤشرات الحساسية والخصوصية والدقة وذلك على نفس قاعدة البيانات DDSM.

**الجدول (7-8): نتائج الخوارزمية المقترحة ونتائج خوارزمية الباحثين Khehra & Pharwaha (2016) باستخدام قاعدة البيانات DDSM**

| **MLFFBP-ANN** | | | | **SVM** | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Khehra & Pharwaha 2016** | **Accuracy** 82 | **Sensitivity** 86 | **Specificity** 77 | **Accuracy** 87 | **Sensitivity** 91 | **Specificity** 81 |
| **FFBP-ANN** | | | | **Adaboost** | | |
| **Current study** | **Accuracy** | **Sensitivity** | **Specificity** | **Accuracy** | **Sensitivity** | **Specificity** |
| **Mean** | 99.34 | 92.21 | 79.72 | 99.31 | 94.33 | 79.75 |

يمكن الملاحظة من الجدول (7-8) أن مصنف ال SVM. المستخدم في الدراسة البحثية قد تميز بقدرته العالية في تجنب الخطأ حيث حقق أعلى نسبة خصوصية مقارنة مع مثيلها لدى المصنفات الأخرى وقدرها (81%)، وقد تفوق مصنف الـ Adaboost على باقي المصنفات الأخرى في قدرته على تمييز نوع الآفة حيث حقق أعلى نسبة حساسية وقدرها (94.33%)، أما بالنسبة لمصنف الشبكة العصبونية المستخدم في دراستنا قد أثبت كفاءته وأظهر زيادة ملحوظة في دقة الكشف حيث حقق (99.34%) وهي دقة عالية مقارنة مع مصنف الـ MLFFBP-ANN المستخدم في الدراسة المرجعية حيث بلغت قيمة دقة الكشف (82%)، كما أن مؤشر الحساسية والخصوصية لمصنف الـ FFBP-ANN المستخدم في دراستنا قد أعطى نتائج أعلى من مصنف الـ MLFFBP-ANN ويعزى هذا الاختلاف إلى عدة عوامل نذكر منها: عدد العينات المستخدمة في الاختبار حيث عدد عينات الدراسة المرجعية كبيرة ولكن اقتصرت على دراسة الآفة فقط، بينما دراستنا شملت منطقة من صورة الماموغرام تحوي الآفة وكذلك نوع صور الماموغرام المختبرة تتضمن صور تحوي آفات خبيثة وأخرى تحوي آفات حميدة وصور طبيعية، نتائج الدراسة المرجعية تقتصر على تصنيف الآفة حميدة أو خبيثة، بينما خرج دراستنا شملت تصنيف التكلس المقترح بين حميد، خبيث أو من الممكن أن يكون نسيجاً طبيعياً.

## 7-3-3 تقييم أداء الخوارزمية في تحسين التباين وفق أنماط نسج الثدي

طبقت الخوارزمية المقترحة على 22 صورة من قاعدة البيانات المعيارية mini MIAS وهي من قياس 1028×1028 بكسل [13]. هذه الصور ذات أنماط مختلفة من نسج الثدي، توزعت بين 10 صور ذات نسيج كثيف، و6 صور ذات نسيج دهني، و6 صور ذات نسيج غدي. ومن أجل تقييم أداء خوارزمية تحسين تباين الصورة المقترحة تم حساب كل من معياري CII و PSNR على هذه الصور. يبين الجدول (7-9) نتائج معايير تقييم الأداء (CII, PSNR) وفقاً للأنماط الثلاثة لنسج الثدي (الكثيف- الغدي – الدهني).

**الجدول (7-9): يبين نتائج معايير تقييم الأداء وفقا للأنماط الثلاثة لنسج الثدي (الكثيف- الغدي – الدهني)**

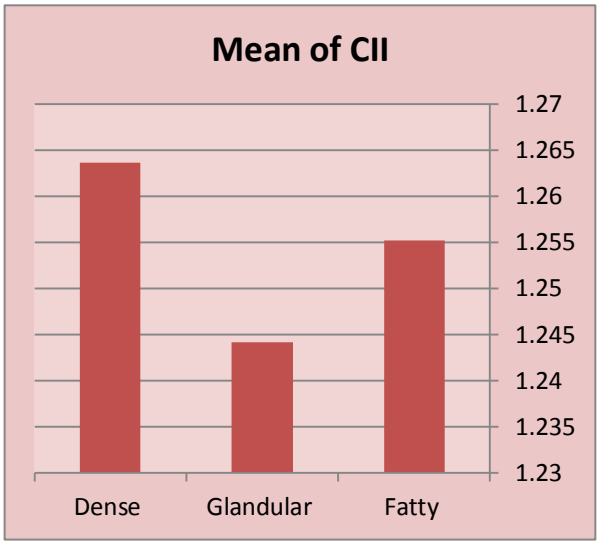
| نمط النسيج | عدد الصور | رقم الصورة | PSNR | CII |
|---|---|---|---|---|
| F (دهني) | 1 | Mdb231.pgm | 15.9613 | 1.291 |
| | 2 | Mdb238.pgm | 18.7148 | 1.232 |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | 3 | Mdb248.pgm | 15.3923 | 1.251 |
| | 4 | Mdb245.pgm | 14.6004 | 1.280 |
| | 5 | Mdb252.pgm | 17.0869 | 1.248 |
| | 6 | Mdb256.pgm | 14.5180 | 1.229 |
| G (غدي) | 1 | Mdb209.pgm | 14.9355 | 1.244 |
| | 2 | Mdb211.pgm | 16.1709 | 1.208 |
| | 3 | Mdb213.pgm | 13.5667 | 1.268 |
| | 4 | Mdb218.pgm | 14.8023 | 1.279 |
| | 5 | Mdb219.pgm | 13.6863 | 1.248 |
| | 6 | Mdb227.pgm | 17.3743 | 1.218 |
| D (كثيف) | 1 | Mdb222.pgm | 17.6758 | 1.212 |
| | 2 | Mdb216.pgm | 14.6654 | 1.199 |
| | 3 | Mdb223.pgm | 19.7440 | 1.218 |
| | 4 | Mdb226.pgm | 19.5976 | 1.211 |
| | 5 | Mdb236.pgm | 11.4315 | 1.347 |
| | 6 | Mdb239.pgm | 13.9861 | 1.364 |
| | 7 | Mdb240.pgm | 13.8358 | 1.297 |
| | 8 | Mdb241.pgm | 16.0886 | 1.258 |
| | 9 | Mdb249.pgm | 13.6416 | 1.256 |
| | 10 | Mdb253.pgm | 15.2351 | 1.175 |

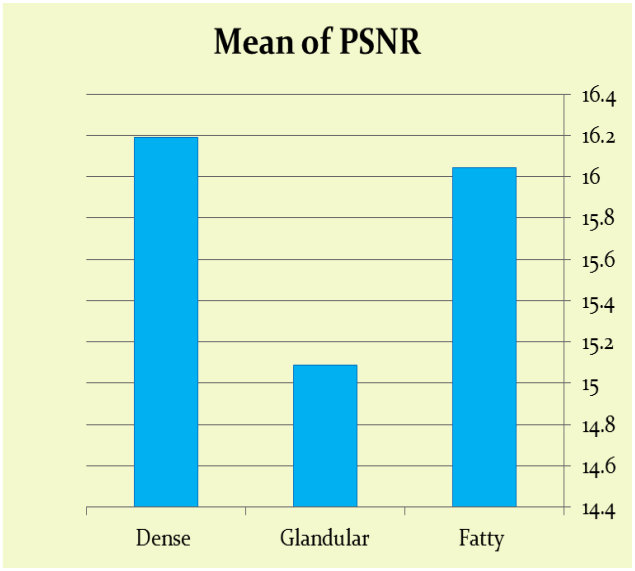
كذلك يوضح كل من الجدول (7-10) والشكلين (7-3)، (7-4) قيمة المتوسط الحسابي لكل من CII و PSNR على التوالي لكل نمط من أنماط نسج الثدي.

**الجدول (7-10): يبين القيمة المتوسطة لكل من معايير CII و SPNR وفقاً للأنماط نسج الثدي (الكثيف- الغدي – الدهني)**

| Type (نمط النسيج) | Mean of CII | Mean of PSNR |
|---|---|---|
| Fatty (دهني) | 1.25517 | 16.04562 |
| Glandular (غدي) | 1.24417 | 15.08933 |
| Dense (كثيف) | 1.2637 | 16.19015 |




**الشكل (7-3): المتوسط الحسابي لمعيار CII للأنماط نسج الثدي**




**الشكل (7-4): المتوسط الحسابي لمعيار PSNR للأنماط نسج الثدي**

نستنتج مما سبق، ومن خلال نتائج متوسط معيار تحسين التباين CII لكل من صور الثدي لأنماط النسج (الدهنية، الكثيفة، الغدية)، أنّ الخوارزمية المقترحة قد حققت نسبة تحسين تباين عالية وملحوظة للنسج الكثيفة وقدرها(1.255) مقارنة مع قيم تحسن تباين النسج الدهنية والغدية وقدرها (1.244 , 1.26) على التوالي. كما حققت الخوارزمية نتائج جيدة في تخفيض الضجيج وتحسين صور

الماموغرام، حيث يبين مؤشر متوسط معيار ذروة الإشارة إلى الضجيج PSNR أنّ الخوارزمية قادرة على تخفيض نسبة الضجيج لأنماط النسج الكثيفة والدهنية مقارنة مع الغديّة.

## 7-3-4 مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقا لأنماط نسج الثدي مع خوارزميات سابقة

في هذا العمل أيضاً، تمت مقارنة نتائج الخوارزمية المقترحة لتحسين تباين صور الماموغرام مع دراسة قام بها الباحثون Harish Kumar N. et al -2012 [87] بإجراء مقارنة بين تقنيات التحسين على أساس مجموعة من الخوارزميات المقترحة حديثاً وهي: Sure Shrink، Bayes shrink، VisuShrink، وتقنيتهم التي تعتمد على Morphology and wavelet transform وفقاً لمعياري الـCII، EPI وذلك باستخدام ثلاث صور، صورة لكل نمط من النسج (الدهنية، الكثيفة، الغدية) من قاعدة البيانات المعيارية MIAS، تمت مقارنة نتائج خوارزمية تحسين التباين المقترحة في هذا البحث المطبقة على نفس صور قاعدة البيانات المستخدمة في الدراسة المذكورة.

**الجدول (7-11): قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار التباين CII**

| Proposed | Morphology & Wavelet | SURE Shrink | Bayes shrink | Visu Shrink | Image ID | Type of Tissue |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1.4539 | 1.49 | 1.0793 | 0.7963 | 0.8571 | Mdb 057 | D |
| 1.4202 | 1.4977 | 1.1421 | 0.8192 | 0.8566 | Mdb 147 | F |
| 1.3881 | 1.660 | 1.1342 | 0.8038 | 0.8387 | Mdb 186 | G |

**الجدول (7-12): قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار التباين EPI**

| Proposed | Morphology & Wavelet | SURE Shrink | Bayes shrink | Visu Shrink | Image ID | Type of Tissue |
|---|---|---|---|---|---|---|

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| D (كثيف) | Mdb 057 | 0.8596 | 0.8618 | 1.1641 | 2.5615 | 2.522 |
| F (دهني) | Mdb 147 | 0.8419 | 0.8247 | 1.0093 | 2.2926 | 1.8525 |
| G (غدي) | Mdb 186 | 0.9537 | 0.9970 | 1.1941 | 2.1739 | 1.5568 |

تشير المقارنة لنفس الصور، كما يظهر في الجدول (7-11) والجدول (7-12)، على التوالي إلى أنّ نتائج قيم الـ CII و EPI للطريقة المقترحة في هذا البحث كانت متقاربة بشكل ملحوظ مع نتائج الخوارزمية التي تعتمد Morphology and wavelet transform، والنتائج قد حققت أعلى قيم للمعيارين عند مقارنتها مع بقية الخوارزميات الأخرى، وبالتالي أثبتت الطريقة المقترحة قدرتها في تحسين جودة صور الماموغرام.

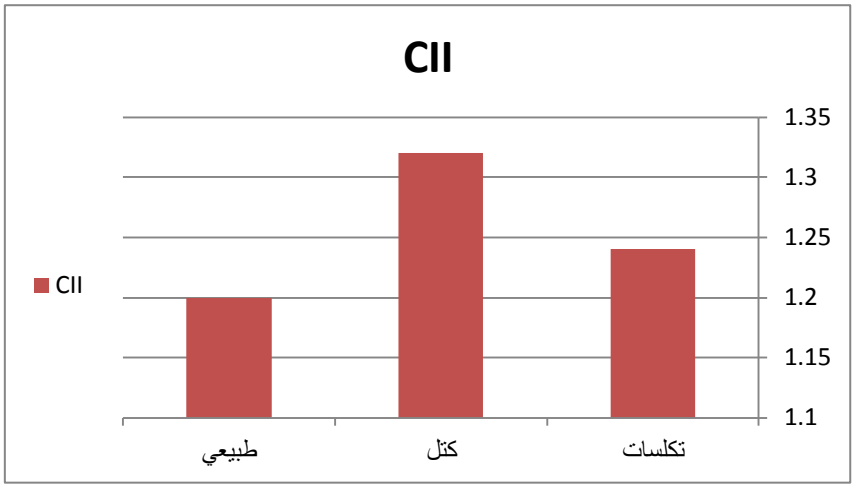
## 7-3-5 تقييم أداء الخوارزمية في التحسين وفقا لآفات الثدي

لتقييم أداء الطريقة المقترحة في تحسين صور الماموغرام وفقاً لآفات الثدي، تم حساب بعض من معايير التحسين (راجع الفقرة 5-7-1) كمعيار CII، ومعيار PSNR على صور من قاعدة البيانات MIAS المعيارية، واختيرت الصور التي تحوي آفة التكلسات والكتل وصور طبيعية ويوضح الجدول (7-13) صنف الصور المختارة وعددها وقيم CII و PSNR على التوالي وحساب المعدل لكل منها.

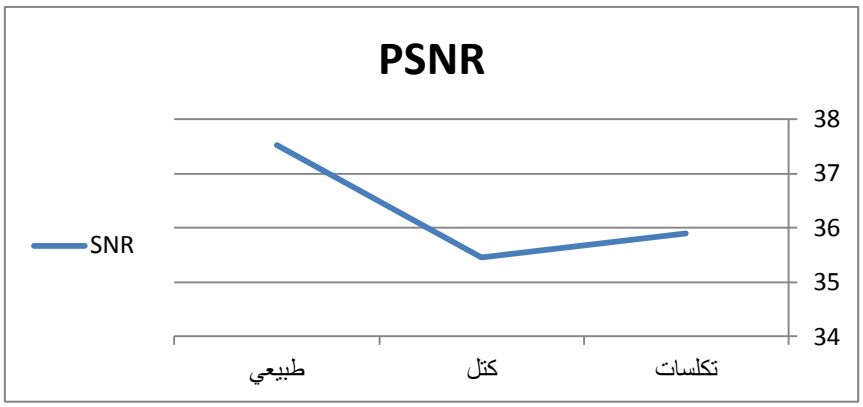
**الجدول (7-13): مقارنة قياسات الأداء من أجل أنماط مختلفة من الصور**

| صنف الصورة | عدد الصور | قياسات الأداء | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | CII | PSNR | Mean CII | Mean PSNR |
| صور تحوي تكلسات | 25 | 1.24 | 35.89 | 1.25 | 36.29 |
| صور تحوي كتل | 44 | 1.32 | 35.45 | | |
| صور طبيعية | 218 | 1.20 | 37.52 | | |

تشير النتائج أن الخوارزمية قادرة على تحسين تباين صور الماموغرام بنسب ملحوظة، حيث حققت الصور التي تحوي آفة الكتل قيمة تحسين تباين CII قدرها 1.32 وهي قيمة أعلى بقليل مقارنة مع الصور الأخرى المدروسة، وبالمقابل نلحظ أنّ الصور الطبيعية قد حققت تحسن أفضل نوعاً ما لمستوى الإشارة نسبة للضجيج PSNR مقارنة مع بافي الصور. يوضح الشكل (7-5-a ) والشكل (7-5-b) مقارنة النتائج لكل من قيم CII و PSNR على التوالي.




**الشكل (7-5 a) : مقارنة CII**




**الشكل (7-5 b) : مقارنة PSNR**

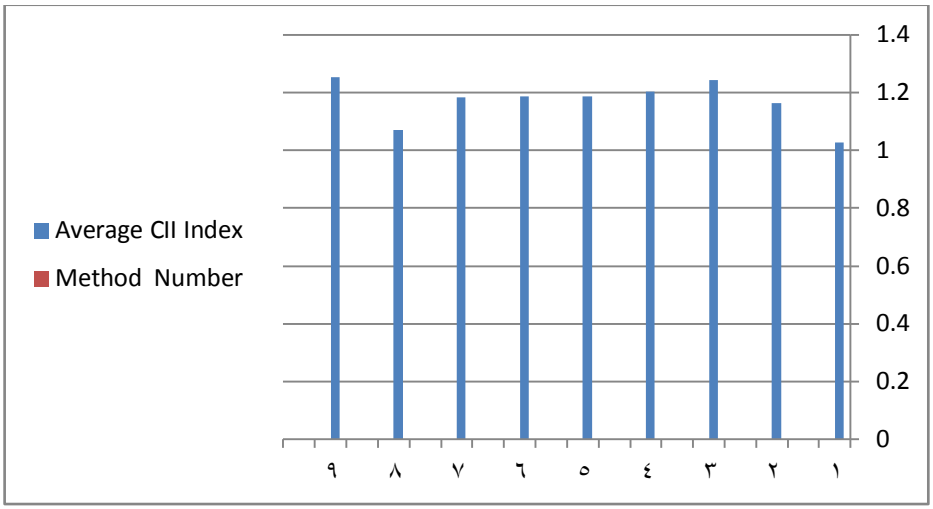
## 7-3-6 مقارنة أداء خوارزمية التحسين وفقاً لأنماط نسج الثدي مع خوارزميات سابقة

في هذا العمل، تمت مقارنة نتائج الخوارزمية المقترحة لتحسين صور الماموغرام والكشف عن آفات الثدي مع دراسة قام بها الباحثون Rajkumar K.K. and G. Raju [88] الذين أجروا فيها مقارنة بين

تقنيات التحسين على أساس wavelet و top hat filtering وطريقة bit plane wavelet decomposition من حيث متوسط CII باستخدام قاعدة البيانات نفسها المستخدمة في هذا العمل.

**الجدول(7-14): قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار التباين CII**

| Method | Average CII Index |
|---|---|
| Top Hat | 1.02762 |
| Wavelet decomposition (Sure Shrink) | 1.16525 |
| Top Hat +Sure Shrink | 1.24294 |
| Top Hat + level dependent Wavelet Shrink | 1.20331 |
| Top Hat +Visual Shrink | 1.18645 |
| Top Hat +level dependent Visual Shrink | 1.18835 |
| Top Hat +modified level independent Visual Shrink | 1.18517 |
| Top Hat +Bit Plane decomposition | 1.06990 |
| Proposed method | 1.25172 |




**الشكل (7-6): قياس أداء طرق مختلفة لتحسين الصورة مع الطريقة المقترحة باستخدام معيار التباين CII**

تشير المقارنة كما هي مبينة في الجدول (7-14) والشكل (7-6) إلى أن قيمة الـ CII للطريقة المقترحة كانت أفضل نوعا ما من الطرق السابقة .

## 7-4 الخلاصة:

يشهد التفسير الآلي لصور الماموغرام تحدٍّ حتى لأطباء الأشعة ذوي الخبرة بسبب أن التكلسات الميكروية صغيرة الشكل وغير محددة بشكل أو نمط معين أو حجم محدد، كما أن انخفاض تباين صور الماموغرام والكثافة العالية لأنسجة الثدي يمكن أن تحجب السمات الهامة للتكلسات الميكروية العنقودية وغير ذلك...

في هذه الدراسة، تم تطوير خوارزمية باستخدام طريقة أوتسو لكشف التكلسات الميكروية العنقودية والتشخيص الآلي لسرطان الثدي يساعد الأطباء للكشف عن سرطان الثدي. ولقد خلصت بارامترات تقييم تحسين مثل CII وEPI وPSNR إلى أنّ خوارزمية التحسين قد حسنت بشكل ملحوظ تباين التكلسات الميكروية العنقودية بالنسبة للخلفية، بالتالي تحسين الكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية. كما بينت نتائج تنفيذ الخوارزمية أن مصنف الـ Adaboost قد حقق حساسية ودقة أعلى في الكشف عن كل من التكلسات المنعزلة والتكلسات الميكروية العنقودية مقارنة مع مصنف الـANN.

وأظهرت نتائج اختبار الخوارزمية على مجمل قواعد البيانات الـ DDSM، MIAS وقاعدة البيانات المحلية مستوى عال من الدقة الإجمالية 98.68% وحساسية قدرها 80.15% .

أظهرت نتائج مقارنة الدراسة الحالية مع دراسات حديثة سابقة بنفس قاعدة البيانات تحسناً كبيراً. وبالتالي، أثبتت النتائج التجريبية والكمية كفاءة الخوارزمية وقدرتها على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير وتحليل صور الماموغرام وبالتالي تحسين أداءهم في التشخيص. كما تميزت بأنها طريقة سهلة وسريعة الحساب، لا تتطلب كل تلك التعقيدات في الحساب وهي مناسبة من أجل معالجة صور الماموغرام في الزمن الحقيقي.

# الفصل الثــامـن
# الخلاصة والآفــاق المستقبليــة

8-1 الخلاصـة

8-2 الصعوبات والتجارب المعمولة ضمن البحث

8-3 الاقتراحات المستقبلية

# الفصل الثامـن
# الخاتمة والآفاق المستقبلية

## 8-1 الخـاتمـة

تركزت هذه الدراسة على واحدة من الموضوعات المهمة التي تخص سرطان الثدي وهو أحد الأمراض الخطيرة التي تهدد حياة النساء أكثر من أي سرطان آخر. حيث تعتبر التكلسات الميكروية الخبيثة أحد العلامات المبكرة لمرض سرطان الثدي فإن الكشف المبكر الدقيق لهذا المرض عند هذه المرحلة ذو أهمية كبيرة من أجل المحافظة على سوية حياة المرضى.

تقدم هذه الدراسة خوارزمية جديدة للكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية في صور الماموغرام الرقمية، وذلك باستخدام تقنيات معالجة الصورة والمصنفات الرياضية. تتضمن هذه الخوارزمية أربعة مراحل أساسية، يتم في المرحلة الأولى استخدام العمليات المورفولوجية الرياضية (Top-Hat) و(Bottom–Hat) وتطبيق مرشحات حيزية من أجل تحسين تباين وإخماد تراكيب خلفية صور الماموغرام الرقمية وتحسين التفاصيل الخفيفة، كما تشمل هذه المرحلة حذف المناطق التي ليس لها علاقة بالمنطقة المدروسة وحذف منطقة العضلة الصدرية من صورة الثدي إن وجدت، يتم في المرحلة الثانية تطبيق منهجية أوتسو متعدد العتبة (Otsu's Method) للكشف عن الاستجابات على أنها مناطق تكلسات ميكروية، يحتوي خرج هذه الخطوة على مناطق صحيحة هي جميع التكلسات الحقيقية في الصورة (إن وجدت) ولكن هناك احتمال أن ينتج عنه أيضاً مجموعة من الاستجابات الخاطئة التي هي ليست مناطق تكلسات، يتم في المرحلة الثالثة تتبع وتقصي التكلسات الميكروية العنقودية في المناطق التي حُصِلَ عليها من المرحلة السابقة من أجل الحصول على استجابات مقترحة Candidate لتكلسات ميكروية في الصورة، من خلال حساب 46 خاصة لكل تكلس مقترح استخلصت من مصفوفة Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) والتفرطح (kurtosis) والالتواء (skewness)، لتغذي اثنين من المصنفات الرياضية وهما مصنف الشبكة العصبونية (Feed forward Back Propagation ANN) ومصنف (Adaboost) بهدف تحسين دقة الكشف وحذف الاستجابات الخاطئة، طبق النظام المقترح على 61 صورة ماموغرام استحصلت من ثلاث قواعد بيانات، هي قاعدة بيانات محلية وقاعدتي بيانات معيارية MIAS و DDSM استخدمتا للاختبار

والتقييم، أثبتت النتائج التجريبية والكمية أن الخوارزمية قادرة على مساعدة أطباء الأشعة في تفسير صور الماموغرام بالإضافة إلى تحسين أداءهم في التشخيص.

تميزت آلية العمل في هذه الدراسة في تحقيق عدة نقاط رئيسية من أهمها:

طبقت الخوارزمية المقترحة بنجاح تقنيات مختلفة مثل تقنية إزالة الضجيج، تقنيات الترشيح المختلفة، وأساليب التحسين، ومنهجية أوتسو متعدد المستويات، وعتبات ثنائية المستوى ومصنفات مختلفة.

خفَّض هذا النظام أيضاً التدخل اليدوي في الكشف الآلي للتكلسات الميكروية، بحيث يقوم المستخدم فقط باقتصاص الصورة الرئيسية في البداية من ثمّ تستطيع هذه الخوارزمية الكشف عن التكلسات الميكروية دون أي مساهمة إضافية أخرى من المستخدم، كما أنّه نظام تفاعلي مع الطبيب من خلال تحديده أي منطقة ودراسة خصائصها لتحديد ماهيتها سواء أكانت سليمة أم تكلسات حميدة أم تكلسات ميكروية عنقودية خبيثة.

يمكن تطبق الخوارزمية على كامل صورة الماموغرام وليس على مناطق مقتطعة من الماموغرام مما يتيح إجراء دراسة جدوى أي خوارزمية على الواقع العملي في عيادات فحص سرطان الثدي.

تم تخفيض اعتماد الخوارزمية على العتبات المُستنتجة تجريبياً والنماذج الإحصائية المصمّمة مخبرياً وهذا ما يساهم في إمكانية تعميم تطبيق الخوارزمية المقترحة.

تم تطبيق الخوارزمية على أكثر من بنية معطيات من صور الماموغرام، والصور المستحصلة من مصادر مختلفة ولها خصائص مختلفة حيث تم اختبارها على صور من قاعدة بيانات محلية من جهازي ماموغرام مختلفين في مشافي دمشق، بالإضافة إلى اختبار الخوارزمية على اثنين من قواعد البيانات المعيارية هما (MIAS و DDSM).

تم تقييم النتائج ومقارنة أداء النظام مع دراسة حديثة ذات الصلة بالنسبة لقاعدة بيانات مشتركة.

تمّت في هذه الدراسة أيضاً مقارنة أداء خوارزمية التحسين لهذا النظام المطور مع خوارزميات تحسين لدراسات حديثة أخرى وفقاً لأنماط النسج من جهة وأنواع الآفة من جهة ثانية. تخلص بارامترات تقييم التحسين مثل كـ (PSNR,EPI ،CII) إلى أن خوارزمية التحسين قد حققت تحسن

بشكل ملحوظ على تباين صور الماموغرام وبالتالي الكشف عن آفات الثدي بمستوٍ عالٍ من الدقة بغضّ النظر عن نمط الأنسجة أو نوع السرطان.

كما تميزت بأنها طريقة سهلة وسريعة الحساب، لا تتطلب كل تلك التعقيدات في الحساب وهي مناسبة من أجل معالجة صور الماموغرام في الزمن الحقيقي.

## 8-2 الصعوبات والتجارب المعمولة ضمن البحث

بما أن هناك مشاكل في معالجة الصور الرقمية تتعلق بجودة الصورة الرقمية نفسها، إضافة الى كل من عدد الآفات في بنية المعطيات، ودرجة غموض الآفات الموجودة في بنية المعطيات، لذا فمن الصعب تحقيق دقة 100%، على أية حال، قد تمّ الحصول على دقة هامّة عند تنفيذ الخوارزمية، وبالمقابل الحصول على أخطاء في التجزيء في بعض الصور ذات الجودة المنخفضة، مثل تلك التي لديها تباين منخفض بين منطقة الاهتمام ROI والعضلة الصدرية.

بالرغم من أن النظام المقترح وبعض أنظمة CAD لديهم نتائج مقبولة في الكشف عن آفات الثدي، وبشكل أساسي الكتل والتكلسات الميكروية (microcalcifications)، لكن هناك بعض الآفات التي يصعب اكتشافها بدقة في صور الماموغرام حيث يمكن أن تخلط بين بعض تراكيب الثدي وبين الشذوذ، وهذا ما يتسبب في زيادة الاستجابة الخاطئة FPs.

ومن الصعوبات العامة التي يمكن أن تواجه أية دراسة بحثية، هي صعوبة الحصول على صور ماموغرام رقمية لآفات الثدي عامة، وآفة التكلسات الميكروية العنقودية خاصة، وذلك نظراً لخصوصيتها وعدم الاهتمام بأرشفة الصور وإعداد تقرير طبي لكل حالة.

لذا يُقترح تشكيل فريق بحث يتضمن فريقاً من الهندسة الطبية، يقوم بالعمل البحثي بالتعاون مع طبيب الأشعة، ضمن مراكز الأشعة مهمته الإشراف على تأمين البيانات (الصور الطبية) التي يتم استخدامها بالأبحاث العلمية، حيث يعد توافر الصور الطبية أحد أهم العوامل الأساسية التي تساهم في نجاح أو فشل البحث بكامله، ولا تكون في معظم الأحيان عملية الحصول على هذه الصور سهلة في ظل غياب تعاون واضح من المراكز الطبية التخصصية.

صعوبة الحصول على بعض الملخصات ونتائج الأبحاث العلمية الحديثة ذات الصلة بموضوع البحث، فغالباً ما يتم نشر هذه الأبحاث ضمن مواقع عالمية متخصصة يتطلب الاطلاع عليها اشتراكاً خاصاً.

## 8-3 الاقتراحات المستقبلية:

على الرغم من أن العمل في هذه الدراسة بلغت أهدافها الرئيسية من خلال تحقيق مستوى دقة تصنيف جيدة بين أنسجة الثدي العادية وغير العادية، وفي حين أن الطريقة الموضحة في هذه الأطروحة قد حددت نهجاً ناجحاً للكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية، إلا أن هناك جوانب هامشية من الخوارزمية، ولا سيما تلك التي تتضمن إزالة الاستجابات الخاطئة وتقييم خصائص جودة الصورة فقد تبين أيضاً الحاجة لمزيد من الأبحاث في جوانب معينة بجب أخذها بالاعتبار وهي:

استخدام مرشحات تكيفية وتطبيق منهجية أوتسو التي تحدد العتبة المثلى آلياً بهدف الكشف عن التكلسات الميكروية، أدى إلى إمكانية التكيّف مع دقة وضوحية الصورة المدخلة، وبالتالي تحسن مرونة المعالجة، من حيث المبدأ يمكن تطبيق نفس المنهجية للكشف عن نوع آفة الكتل حيث ينبغي أن تكون معالجة الكتل بأحجام مختلفة هي أكبر بكثير من حجوم آفة التكلسات الميكروية (microcalcifications). وعلاوة على ذلك، فإن هذه البحوث تحتاج إلى طبيب أشعة خبير للمشاركة بهدف التحقق من عملية الكشف والتصنيف.

يمكن تطوير نظام الكشف CAD الآلي يتمكن من دراسة كثافة أنسجة الثدي وتصنيفها لأحد الأنماط التالية: غدي، أو دهني أو كثيف، باستخدام معامل يقوم على أساس كثافة البكسلات العامة لصورة الماموغرام، ولكن يحتاج هذا الإجراء على عدد كبير من الصور.

هناك حاجة أيضاً إلى خطوة إضافية في معالجة صور الماموغرام بهدف القضاء على الاستجابات الخاطئة FPs وبالتالي الحصول على قيم خصوصية عالية Specificity. هذه الخطوة قد ترتكز على تحليل الأجسام في صورة الماموغرام المدخلة وفقاً لخصائص الشكل ما إذا كان الخصائص تبدي صفة خطية أو متفرعة أو يكون لها حدود غير منتظمة، أو استخلاص سمات

أخرى للأورام ودراسة أثر زيادة هذه العناصر في دقة التصنيف، كما يمكن الأخذ بعين الاعتبار عمر المريضة كبارامتر إضافي قد يساهم في تشخيص الحالة المرضية.

من المفيد تطبيق تقنية LPQ (Local phase quantization) وهي تقنية جديدة جنباً إلى جنب مع تقنية LBP (Local Binary Pattern) المستخدمة في هذا البحث كمرحلة تصنيف أولية بهدف رفع دقة التمييز بين النسج الطبيعية وغير الطبيعية.

اختبرت في هذا العمل بنية محددة من الشبكات العصبونية وأسفرت عن نتائج مرضية إلا أن هناك أنواع أخرى من الشبكات العصبونية والبنى التي يمكن أيضاً التحقق فيها، كما نقترح تدريب مصنفات النظام على مجموعة صور من قواعد البيانات المحلية بالإضافة إلى صور من قواعد البيانات المعيارية المتاحة للباحثين للدراسة، واختبارها على القسم الآخر منها، بالرغم أن هذا سوف يستغرق جهداً كبيراً إلا أنّه يمكن أن تكون مفيدة لتدريب النظام، كأن يخفض من عدد حالات الاستجابة الخاطئة FPs، وبالتالي يزيد من كفاءة النظام في الكشف عن مجموعة متنوعة من الآفات واختبار كثافات مختلفة من أنسجة الثدي، تدريب المصنفات على عدد أكبر من البيانات المحلية بالإضافة إلى زيادة عدد طبقات المخفية للمصنف يمكن أن يزيد من حساسية المصنفات.

يمكن في مرحلة التقييم إضافة مؤشرات جديدة لتقييم جودة الصورة: مثل مؤشر جودة الصورة العام UIQI (Universal Image Quality Index)، ومؤشر التشابه البنيوي: SSIM (Structural Similarity Index ).

وأخيراً، إعادة بناء صور ثلاثية الأبعاد من الصور ثنائية البعد يمكن أن تحسن التشخيص ممّا يسهّل تحديد موقع الورم في الثدي وتحديد حجم وعمق الآفة، حيث يمكن الحصول عليها من المساقط الافتراضية المأخوذة من جهاز الماموغرام بأخذ تصوير الثدي بالأشعة السينية عمودياً وأفقياً.

على العموم، من المهم جداً الاستمرار في تطوير نظم CAD والتي يمكن أن تحسّن وتساعد أطباء الأشعة في دراسة سرطان الثدي، وتوفير وقت الفحص والتصنيف، بالتالي ستزيد ثقة أطباء الأشعة بهذه الأنظمة ولا بدّ من التأكيد أن دور CAD لا يزال قيد التطور.

# المـــراجـــع


1. Sickles.EA. 1982, **Mammographic delectability of breast micro-calcifications**. American Journal of Roentgenogy, Vol. 139, 913-918.
2. Sickles. EA, 1986b , **Mammographic Features of 300 consecutive Nonpalpable Breast Cancer**". American Journal of Roentgenogy, Vol. 146, 661-663.
3. Egan RL., Mc.Sweeney MB. and Sewell CW. 1980, **Intramammary Calcifications without an associated Mass in Benign and Malignant Diseases**. Radiology, Vol. 137, 1-7.
4. Hermann.G, 1988, **Occult malignant breast lesions in 114 patients relationship to age and the presence of micro-calcifications**. Radiology, Vol. 169, 321-324.
5. D'Orsi .CJ. and Kopans .DB. **Mammographic Feature Analysis.** Seminars In Roentgenology, 1993,Vol. XXVIII, No.3, 204-230.
6. Given-Wilson R. 1997, **False negative mammography**: causes and consequences. The Breast, Vol. 6, 361-366.
7. Feig. SA. and Yaffe. MJ. 1996, **Current status of digital mammography**". Seminars in Ultrasound, CT, and MRI. Vol. 17, No. 5, 424-443.
8. MACÉA, J. R. & FREGNANI, J. H. T. G**.** 2006. **Anatomy of the thoracic wall, axilla and breast**, Int. J. Morphol**,** P 24(4):691-70.
9. Donna T. Geddes,2007 **Inside the Lactating Breast: The Latest Anatomy Research,** by the American College of Nurse, Issued by Elsevier Inc, Vol 52, No. 6
10. Matthew.D, Barber.J, St.J, Thomas.J, Michael.D, 2008, **Breast Cancer Clinical Publishing**, An Atlas of Investigation and Management Publishing Ltd Oxford Centre for Innovation, UK.
11. Freeman MT. Imaging: New techniques. In: Harris JR, Lippman ME, Morrow M, Osborne CK, eds. 2010, **Diseases of the Breast.** 4th ed. Philadelphia, Pa: Lippincott Williams &Wilkins; 171-192.

12. سمعان. سهيل، السالم .شريف، سلمون .ماه ، بشور .مروان، 2012، **أمراض الدم والأورام، الموسوعة الطبية المتخصصة**، المجلد الثامن، هيئة الموسوعة العربية.

13. Muttarak M, Kongmebhol P, Sukhamwang N, 2009, **Breast Calcifications: Which are Malignant?** CME Article, Singapore, Pictorial Essay, 50(9):907.
14. American College of Radiology. The American College of Radiology, 2011, **BI-RADS ATLAS and MQSA**: Frequently Asked Questions. Accessed at www.acr.org/SecondaryMainMenuCategories/quality_safety/BIRADSAtlas/BIRADSFAQs.aspx on October 6.
15. Robin Smithuis , Ruud Pijnappel, 2008, **Breast Calcification – Differential diagnosis and BI-RADS**,The Radiology Assistance.
16. Cancer Research UK, 2008, **world Age-Standardised Incidence and Mortality Rates per 100,000 Population, Females, World Regions**, Breast (C50): Estimates, Prepared by Original data sources: GLOBOCAN, IARC, version 1.2. http://globocan.iarc.fr/
17. http://www.webmd.com/breast-cancer/guide/inflammatory-breast-cancer,breast-cancer-during-pregnancy,breast-cancer-men,breast-cancer-young-women,checking-for-recurrence.
18. Syrian Nation Cancer Registry SNCR, Al-Bairouny University Hospital, 2010, **Six Years Cancer Incidence In Syria 2002-2007**, Ministry of Health &Ministry of Higher Education, Damascus.

**19.** American Cancer Society, 2011, **Breast Cancer: Early Detection,** Copyright American Cancer Society**,** www.cancer.org.

**20.** American Cancer Society, 2011, **Mammograms and Other Breast Imaging Procedures**,Copyright American Cancer Society.

**21.** The Biomedical Engineering Handbook, Third Edition, 2006, **Medical Devices and System**, published by CRC press. Review, Chapter 25,

**22.** Katja Hukkinen, 2007, **Early Diagnosis of Breast Cancer**, ISBN 978-952-10-4348-2 (PDF) http://ethesis.helsinki.fi Yliopistopaino, Helsinki

**23.** Christiane.K, 2007, **The Current Status of Breast MR Imaging** ,Part I, Radiology: August Volume 244: Number 2

**24.** *Donna.T. G,* 2007,**Inside the Lactating Breast: The Latest Anatomy Research,** by the American College of Nurse, Vol 52, No. 6, Issued by Elsevier Inc

**25.** Freeman.MT. Imaging: New techniques. In: Harris JR, Lippman ME, Morrow M,Osborne CK, eds. 2010, **Diseases of the Breast.** 4th ed. Philadelphia, Pa: Lippincott Williams &Wilkins;171-192.

**26.** Feinberg.B.N, 1985, **Applied Clinical Engineering Prentice**, Hall Professional Technical Reference.

**27.** Krestel. E, 1990, **Imaging System for Medical Diagnosis**: Wiely-VCH 1st edition

**28.** Shroy.R.E. Jr, Van Lysel.M.S, Yaffe. M.J. 2000**, X Ray**, The Biomedical Engineering Handbook: Second Edition. ED. Bronzino J, Boca Raton: CRC Press LLC.

**29.** Hendee.W.R., Ritenou.E.R, 2002, **Medical Imaging Physics** Fourth Edition, John Willey&SonsINC.,Publication.Wiley-liss,Inc.,NewYork., PP:217-262.

**30.** Blanchared . S, Bronzino. J, 2005,**International to Biomedical Engineering**, Second Edition. Ed. Enderle .J.D. Elsevier Academic Press Amsterdam Boston Heidelberg London New York Oxford Paris San Diego San Francisco Singapore Sydney Tokyo, PP:857-920

**31.** Akay. M. 2006**, Wiley of Encyclopedia of Biomedical Engineering** (1st edition). John Wiley & Sons.

**32.** Webster. J.G, 2006, **Encyclopedia of Medical Devices And Instrument**, Wiely-inter-Science, 2nd Edition, , Volume 6.

**33.** Arnau .O., Jordi. F., Anna. B, David .R, and Reyer. Z., 2005, **Automatic Classification of Breast Tissue**, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

**34.** Olson.S.L, Fam.B.W, Winter.P.F, Scholz.F.J, Lee.A.K, Gordon .S.E, 1988, **Breast Calcification: Analysis of Imaging Properties**. Radiology, vol.169,329-332

**35.** Sickles EA.1986, **Breast Calcifications: Mammographic Evaluation**". Radiology, vol.160,289-293.

**36.** D'Orsi.CJ. Kopans.DB. 1993, **Mammographic Feature Analysis** .Seminars in Roentgenology, vol.XXVIII,no.3,204-230

**37.** Jiang.Y, Nishikawa.RM, Wolverton.DE, Metz.CE, Giger.ML, Schmidt.RA, Vyborrney CJ., and Doi K. 1996, **Malignant and benign clustered microcalcifications: automated feature analysis and classification**, Radiology, vol.198,671-678.

**38.** Smithers RL., Bush E., Drace J., Stevens M., Sommer FG., Brown BW. And Karras B. 1986, **Mammographic Microcalcification: Detection with Xerography, Screen film, and digested film display**, Radiology, Vol.159,673-677

**39.** Cowen AR., Lauders JH., Jadav M. and Brettle DS. 1997, **Visibility of microcalcification in computed and screen film mammography** .physics in Medicine and biology, vol.4,1533-1548

**40.** Sickles.E.A. 1986**, Breast calcifications: Mammographic evaluation**, Radiology, 160: 289-293,.
**41.** Tang.J; Rangayyan.R.M. J. Xu; Naqa.,I. El; Yang.,Y, 2009, **Computer-aided detection and diagnosis of breast cancer with mammography: recent advances,** IEEE Trans. Inform. Tech. Biomed, 13: 236-251.
**42.** U.S. Food and Drug Administration. 1998, **Summary and Safety and Effectiveness Data: R2 Technologies**, P970058.
**43.** U.S. Food and Drug Administration. 2002, **Summary and Safety and Effectiveness Data**: ISSI , P010038.
**44.** U.S. Food and Drug Administration, 2002, **Summary and Safety and Effectiveness Data: CADx Medical Systems**, P010034
**45.** Bazzani.A; Bevilacqua. A; Bollini.D; Campanini.R; Lanconelli. N; Riccardi. A; Romani.D; 2000, **Automatic detection of clustered micro-calcifications using combined method and SVM classifier**, Proc. Of IWDM, pp 161-167, Toronto, Canada, June 11-14.
**46.** Zheng, B; Shah, R; Wallace, L; Hakim, C; Ganott, M; and Gur ,D; 2002, **Computer Aided Detection in Mammography: An Assessment of Performance on Current and Prior Images**. Academic Radiology, Vol. 9, Nov., 1245-1250.
**47.** Papadopoulos ,A; Fotiadis, D.I; Likas, A. 2002, **An automatic micro calcifications detection system based on a hybrid neural network classifier**. Artificial Intelligence in Medicine,25, 149-167.cancer. Radiology, Vol. 187, 81-87.
**48.** Wroblewska.A, 2003, **Segmentation and feature extraction for reliable classification of microcalcifications in digital mammograms**. Radio electronics OPTO-Electronics, Vol.11(3), 227-235.
**49.** Sung-Nien. Yu, Kuan-Yuei.Li,Yu-Kun. H**,** 2006, **Detection of Microcalcifications in digital mammograms using wavelet filter and Markov random field model,** Computerized Medical Imaging and Graphics 30, pp. 163-173.
**50.** Thangavel,K; Karnan,M ; Pethalakshmi,A; 2006, P**erformance Analysis of Rough Reduct Algorithms in Mammogram**, International Journal on Graphics Vision and Image Processing, ICGST, GVIP .
**51.** Karahaliou,A.N; Ioannis S. B; Spyros G. S; Filippos, N. S; EleniLikaki, G. S. P; Lena.I.C, 2006, **A Texture Analysis Approach for Characterizing Microcalcifications on Mammograms**, Manuscript received.
**52.** Karahaliou,A.N; Spyros G. S; Filippos, N. S; EleniLikaki, G. S. P; and Lena I. C, 2007, **Texture analysis of tissue surrounding Microcalcifications on mammograms for breast cancer diagnosis**, The British Journal of Radiology, 80, pp.648–656
**53.** Geetha.K.Th; Kishorekumar.A; 2008, **New Particle Swarm Optimization for Feature Selection and Classification of Microcalcifications in Mammograms**, Proceeding of the IEEE International Conference on Signal processing, Communications and Networking, pp 458-463.
**54.** Mayo, P; 2008, **Microcalcifications Detection in Digitized Mammographic Images**, April, (www.Sietificcommons.org).
**55.** Papadopoulos.A; Fotiadis.D.I, Costaridou. L, 2008, **Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques**, Computers in Biology and Medicine 38 Elsevier Ltd, 1045 – 1055.
**56.** Whi-V.Oh; Kwang,G.K; Young-Jae.K; HanSung.K; Jung,S; Woo.K.M, 2009, **Detection of Microcalcifications in Digital Mammograms Using Foveal**

**Method**, Journal of Korean Society of Medical Informatics (KorSoc Med Informatics); National Cancer Center, Original Article, 15 (1):165-172.

**57.** Waeil,A. M; Mohamed.A. A; Yasser, M. K, 2009,**Fast Fractal Modeling of Mammograms for Microcalcifications Detection**, 26th National Radio Science Conference, NRSC, Future University, 5th. Compound, New Cairo, Egypt.

**58.** Panda, R; Panigrahi, B; Patro, R, 2009, **Feature Extraction For Classification of Microcalcifications and Mass Lesions in Mammograms**. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, Vol.9 ,No.5. pp 255-265.

**59.** Krishnamoorthy.R; Amudhavalli.N; Sivakolundu.M.K, 2010, **Identification of Microcalcifications with Orthogonal Polynomials Mode**l, International Journal of Engineering Science and Technology, Vol. 2(5), 1204-1210

**60.** Zyout,I, Abdel-Qader.I; 2011, **Classification of Microcalcification Clusters via PSO-KNN Heuristic Parameter Selection and GLCM Features**. International Journal of Computer Applications, IJCA Journal, Published by Foundation of Computer Science, New York, USA. BibTeX ,Article 31(2):34-39, October.

**61.** Gallardo.R.C; Garc´ıa.O.C.J; Garc´ıa.A.M, Gonz´alez.H. M.V; Mac´ıas. M , 2012, **Independent Component Analysis to Detect Clustered Microcalcification Breast Cancers**, Research Article, The Scientific World Journal, Article ID 540457, 6 pages, doi:10.1100/2012/540457

**62.** Yashashri.G.G; Neha.G.Sh, 2013, **Detection of microcalcifications in digital mammogram using wavelet analysis**, American Journal of Engineering Research (AJER) e-ISSN: 2320-0847, Vol.2, Issue 11, pp-80-85

**63.** Anuradha.C. Ph; Preeti. P. R, 2013, **Detection and Classification of Microcalcifications Using Discrete Wavelet Transform**, International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS), Vol.2, Issue 4, July ,ISSN 2278-6856

**64.** Krishnaveni.S; Bhanumathi.R; Pugazharasan.T, 2014, **Study of Mammogram Microcalcification to aid tumor detection using Naive Bayes Classifier** IJAREEIE, ISSN (Print) : 2320 – 3765, Vol. 3, Issue 3

**65.** Udaya.G.G, 2014, **Efficient Segmentation and Classification of Micro calcification Using PSO and SVM in Mammographic Images**, IJOURNALS, Vol 2, Issue1,

**66.** Al-Bayati .M, al-elzaart.A, 2013, **Mammogram images thresholding for breast cancer detection using different thresholding methods**, advanced in breast cancer research. Vol.2.p72,77

**67.** Deepa.S. Bharathi.S, 2013, **Efficient ROI segmentation of digital mammogram images using Otsu's N thresholding method**, International journal of engineering research technology, Vol.2 ISNN1,2278-0181

**68.** Cheng H.D, Cai .X, Chen .X, Hu L, Lou .X: 2003, **Computer-aided detection and classification of microcalcifications in mammograms: a survey**. *Pattern Recognition* **36**(12):2967-2991.

**69.** Gonzalez.R.C.; Woods, R.E, 2008, **Digital Image Processing (Third Edition**, Prentice Hall, Upper Saddle River.

**70.** Serra.J; 1982, **Image Analysis and Mathematical Morphology**, Academic Press, London.

**71.** Marcelo.A.D, Andre.V.A, canolina.M.A, Mario.J.C, 2013, **Segmentation mammographic microcalcifications using a semi-automatic procedures based on otsu's method and morphological filter**, rev-bras. Eng.Biomed, V.29, P377-388.

**72.** Filipa .S.T.R ; 2013, **Automatic Analysis Of Mammography Images: Classification Of Breast Density** , Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

**73.** Huu.T.N, 2014, **Contributions to facial feature extraction for Face recognition**, L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE, HAL Id, https://hal.archives-ouvertes.fr/,2014

**74.** Rizzi. M, D'Aloia. M, Castagnolo.B: 2009, **High sensitivity and noise immune method to detect impedance cardiography characteristic points using wavelet transform**. Applied Sci, **9**:1412-1421.

**75.** Haralick.RM, Shanmugam.K.D: 1973, **Textural features for image classification**. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions, (6):610-621.

**76.** Walker.RF, Jackway.P, Longstaff.I: 1994; **Improving co-occurrence matrix feature discrimination**. In: DICTA'94, 3rd Conference on Digital Image Computing: Techniques and Application: 1994: 643-648.

**77.** Aghjekandi.E H, 2012, **Microcalcification Detection in Mammography using Wavelet Transform and Statistical Parameters** ,University of Gothenburg.

**78.** Reddick.WE, Glass.JO, Cook.N, Elkin.TD, Deaton. RJ: 1997, **Automated segmentation and classification of multispectral magnetic resonance images of brain using artificial neural networks**. Medical Imaging, IEEE Transactions, **16**(6):911-918.

**79.** Lupaşcu.CA, Tegolo.D, Trucco.E: 2010, **FABC: retinal vessel segmentation using AdaBoost**. Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on **14**(4):1267-1274.

**80.** Goldberg.V, Manduca.A, Ewert.DL, Gisvold.JJ, Greenleaf.JF, 1992, **Improvement in specificity of ultrasonography for diagnosis of breast tumors by means of artificial intelligence**. Medical Physics **19**(6):1474-1481.

**81.** Viola.P, Jones.M: 2001, **Robust real-time object detection**. International Journal of Computer Vision **4**:41-42.

**82.** Wei.Y, Bing.X, Chareonsak.C: 2004, **FPGA implementation of AdaBoost algorithm for detection of face biometrics**. In: Biomedical Circuits and Systems, 2004, IEEE International Workshop on: 2004: IEEE: S1/6-17-20.

**83.** Moradmand. H, Setayeshi. S, Reza .A, Sirous. M and Esmaeil.M, 2012, **Comparing the Performance of Image Enhancement**,Iranian Journal of Cancer Prevention.

**84.** Bornefalk.H: 2004, **Estimation and Comparison of CAD System Performance in Clinical Settings 1**. Academic radiology, **12**(6):687-694.

**85.** Sezgin.M, 2004, **Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation**, Journal of Electronic imaging, V:1, no. 13, pp. 146-168.

**86.** Khehra .B, Pharwaha. APS, 2016, **Classification of clustered microclacification using MLFFBP-ANN and SVM**,Egyptian journal of informatics, no.17, p. 11-20,.

**87.** Kumar.H.N, Amutha.S, Ramesh B.D. R.; 2012, **Enhancement of Mammographic Images using Morphology and Wavelet Transform**, Int.J. Computer Technology & Applications(IJCTA), JAN-FEB, ISSN:2229-6093, Vol 3 (1),192-198

**88.** Rajkumar.K. K and Raju.G, 2011, **Enhancement of mammograms using TopHat filtering and wavelet decomposition**. Journal of Computer and Mathematical Sciences, vol. 2, no. 6

**89.** Hosmer DW, Lemeshow S. 2000, **Applied logistic regression**. 2nd ed. NJ (USA): John Wiley & Sons, Inc, p. 164.

# المقالات المنشورة للباحث

1. Saad.Gh, Khaddour.A, Kanafani.Q, 2015, **Studying the Performance of the Computer Aided Detection (CAD) systems for the micro-calcifications detection in digital mammograms**, Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies, Engineering Sciences Series, Vol (37) No. (2)

2. Saad.Gh, Khaddour.A, Kanafani.Q.; 2016, **Using Top-Hat and Bottom-Hat Transforms for Contrast Enhancement of ammograms**, Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies, Engineering Sciences Series.

3. Saad.Gh, Khaddour.A, Kanafani.Q, 2016, **ANN and Adaboost Application for Automatic Detection of Microcalcifications in Breast Cancer** ,The Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine, Elsevier Editorial System(tm), ,ISSN 0378-603x,VOL 47, ISSUE 4.

4. Saad.Gh, 2016**, Automatic detection of breast lesions in mammograms images with features extraction using Otsu's method,** A-Baath University Journal for Research and Scientific Studies, Engineering Sciences Series.

# -1- الملحق

## البرنامج المنفذ للكشف عن التكلسات الميكروية العنقودية بلغة MATLAB (R2014a)

**Classifiers Evaluation.m**

```
clear all;
close all;
clc;
TP=0;FP=0;FN=0;
%------------------Method to insert a shape-------------
shapeInserter = vision.ShapeInserter;
%--------------1.Read the input image ----------------
% Open standard dialog box for retrieving image file
[imagename, path] = uigetfile('*','Select the input
image');
% Create the full path with name of the selected input
image
ab = strcat(path, imagename);
% Read the input image
INITIAL=imread(ab); INITIAL= imcrop(INITIAL);
% Display the input image
figure, imshow(INITIAL), title('Initial image')
% Calculate the size of input image;
ImageSize=size(INITIAL);
l=length(ImageSize);
if l==3
 bw=rgb2gray(INITIAL);
elseif l==2
 bw=INITIAL;
    end

u=im2uint8(bw);
im=im2double(bw);
im = wiener2(im);
 [rows columns numberOfColorChannels] = size(im);
     Total_pixels1 = rows*columns;
[k]= normal_chk(im)
if k==1
    figure;
    imshow(im);
```

```
      msgbox('This mamogram is normal.');
      format short g
        TP=Total_pixels1
    FP=0
    FN=0
    TN=0
%     sprintf('%.8f ', TN)
    sensitivity=TP/(TP+FN)
    specificity=TN/(TN+FP)
    accuracy=(TP+TN)/(TN+TP+FP+FN)
    precision=TP/(TP+FP)

f_measure=2*((precision*sensitivity)/(precision+sensitivi
ty))

else
%-------------------3. Image enhancement--------------
se4 = strel('arbitrary',3);
Im3=imtophat(im,se4);
for t=1:20
Im3=imtophat(Im3,se4);
end
Im4=imbothat(im,se4);
for t=1:20
Im4=imbothat(Im4,se4);
end
Imadd2=imadd(im,Im3);
Image1=imsubtract(Imadd2,Im4);
% Otsu's method
Thresh = multithresh(Image1, 1);
% Label the 2 levels thresholded image
[LabeledImage2, Num]=bwlabel(Image1-
ones(ImageSize(1),ImageSize(2)));
% Calculate the area of different components in
LabeledImage2
STATS = regionprops(LabeledImage2,  'Area');
% Get the label of the biggest area in LabeledImage2.
This will be the breast, The other labels do not
necessarly belong to the breast
[MaxArea,MaxAreaLabel]=max([STATS(:).Area]);
% Binary detected breast region
BinaryBreastRegion1=LabeledImage2==MaxAreaLabel;
% Detected breast region
Image3=BinaryBreastRegion1.*double(Image1);
figure; imshow(Image3, [])

Image4= seg_by_two_level_intensity(Image3,
max(max(Image3))-0.05*max(max(Image3)));
imshow(Image4, [])

hblob = vision.BlobAnalysis;
```

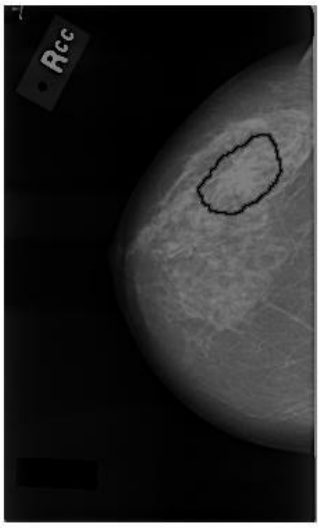
```
hblob.AreaOutputPort = false;
hblob.BoundingBoxOutputPort = false;
centroid = step(hblob, logical(Image4)); % [x y]
coordinates of the centroid
figure
imshow(Image3, [])
cir=1;
for i=1:size(centroid, 1)
hold on
[xa, ya]=circle(centroid(i, :), 50);
end
     %.......color.......

x=round((centroid(:, 1)));
y=round((centroid(:, 2)));
for rr=min(y):1:max(y)
    for cc=min(x):1:max(x)
        if Image4(rr, cc)==1
            hold on
            plot(cc, rr, 'b.');
        end
    end
end
[rows columns numberOfColorChannels] = size(Image4);
     Total_pixels = rows*columns;

   % % ----GLCM/Skewness/Kurtosis FEATURE EXTRACTION ---
x=1;
       while x==1
  choice = questdlg('Do you want to find out about
identified microcalcifications?', ...
    'Automatic Breast Cancer Detection', ...
    'Yes','No', 'No');
switch choice
    case 'Yes'
        x = 1;
        rect = getrect;
             crop=imcrop(Image4,rect);
             if crop(:,:)==0
                 msgbox('Slected region is Normal
tissue.');
                      disp('without features');
                 else
            crop( all( isAlways(crop==0) ,2) ,:) = [];
            crop( : ,all( isAlways(crop==0) ,1)) = [];
             crop_bw=imresize(crop, [17 19]);
         GLCM = graycomatrix(crop_bw,'Offset',[3 0;0 3]);
                   stats = graycoprops(GLCM,'all');
                    t1= struct2array(stats);

              skew_feat= skewness( crop_bw);
```

```
                kur_feat = kurtosis (double( crop_bw));
                  for j=1:1:length(skew_feat)
                     if isnan(skew_feat(j))
                       skew_feat(j) =0;
                     end
                     if isnan(kur_feat(j))
                         kur_feat(j) =0;
                     end
                  end
                   test=horzcat(t1,skew_feat,kur_feat);

%---------------------------------NN--------------------
                     load('testNNmodel.mat');
                       pred=net(test');
                    tested_result=vec2ind(pred);
% %
%-------------------------------Adaboost-----------
%                     load('testAdaboostModel.mat')
%                     tested_result = predict(Mdl,test);
                    if tested_result==1
                     msgbox('Slected region is Benigne
cancer');
                    elseif tested_result==2
          msgbox('Slected region is Malignent cancer.');
                        disp('malignent')
                    elseif tested_result==3
          msgbox('Slected region is Normal tissue.');
                         disp('with features');
                        end
                 end
        case 'No'
            x=0;
end

% y='y';
z=1;
   inputt=input('enter 1 to crop true positive, 2 to crop
false positive, 3 to crop un detected result or false
negative');

switch inputt
    case 1
%       cr= imcrop(Image4);
      cr = getrect;
%       [rows columns numberOfColorChannels] = size(cr);
     TP(z) =  cr(3)*cr(4);
    case 2
      cr= getrect;
%       [rows columns numberOfColorChannels] = size(cr);
      FP(z)= cr(3)*cr(4);
      case 3
```

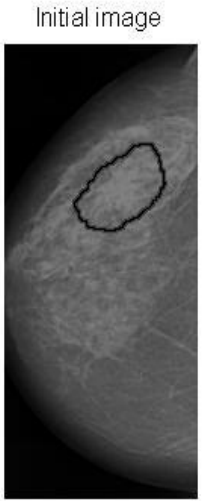
```
      cr = getrect;
%       [rows columns numberOfColorChannels] = size(cr);
      FN(z)= cr(3)*cr(4);
    otherwise
       disp('enetr rite number')
   %-----------------------------------------
end
 z=z+1;
         end
format short g
       TP=sum(TP)
   FP=sum(FP)
   FN=sum(FN)
   TN=Total_pixels-(TP+ FP+FN)
   sprintf('%.8f ', TN)
   sensitivity=TP/(TP+FN)
   specificity=TN/(TN+FP)
   accuracy=(TP+TN)/(TN+TP+FP+FN)
   precision=TP/(TP+FP)
f_measure=2*((precision*sensitivity)/(precision+sensitivi
ty))

end
```

# الملحق -2-

## تنفيذ البرنامج على عينات من صور الاختبار ونتائج الكشف

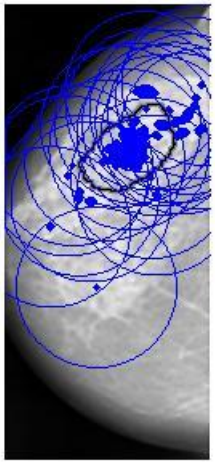



a: الصورة الأصلية



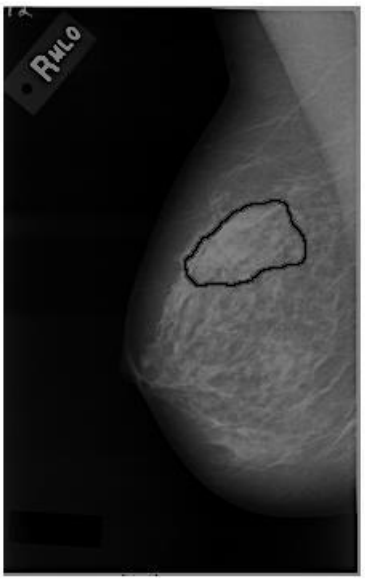

b: الصورة بعد الاقتصاص

C: MCs في الصورة المجتزأة

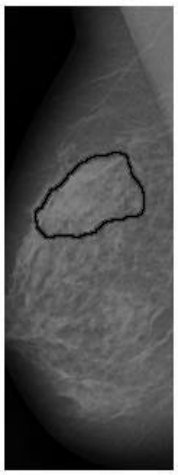


d: الصورة النهائية ورسم الدوائر حول MCs

**صورة اختبار من قاعدة بيانات DDSM: CASE1CC1**

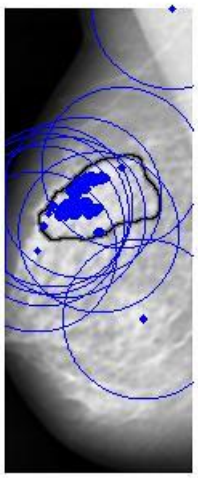



a: الصورة الأصلية



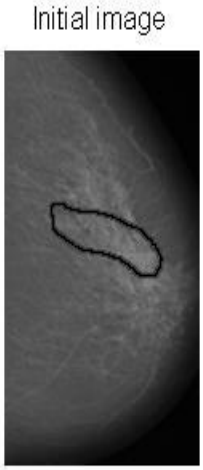

b: الصورة بعد الاقتصاص

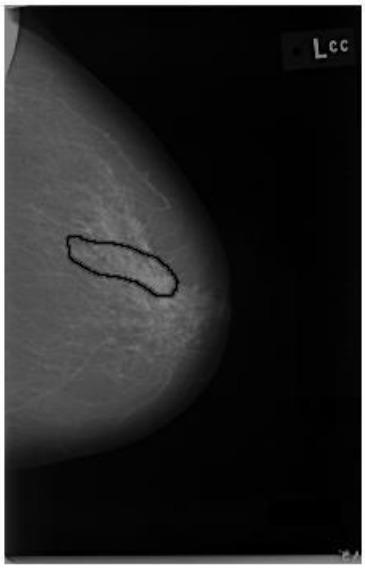
C: MCs في الصورة المجتزأة



d: الصورة النهائية ورسم الدوائر حول MCs

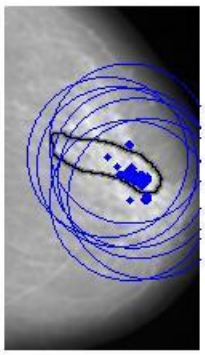
**صورة اختبار من قاعدة بيانات Local: CASE1MLO1**




a: الصورة الأصلية

b: الصورة بعد الاقتصاص



C: MCs في الصورة المجتزأة

d: الصورة النهائية ورسم الدوائر حول MCs

**صورة اختبار من قاعدة بيانات MIAS: CASE1CC2**

# الملحق -3-

## خصائص التدريب لصور ماموغرام من قاعدة البيانات المحلية

| | | | | | Training _ Features | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ber | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | |
| 1 | 14.7368421 | 12.6102941 | -0.0005644 | 0.15583559 | 0.48917406 | 0.50429823 | 0.73684211 | 0.77481618 | 3.75 | 3. |
| 2 | 11.056391 | 8.25 | 0.31977517 | 0.46545111 | 0.14862344 | 0.15241133 | 0.58933942 | 0.60686275 | 1.75548947 | 1.768746 |
| 3 | 0 | 0 | 100 | 100 | 1 | 1 | 1 | 1 | -4.1231056 | -4.12310 |
| 4 | 3.5 | 2.88235294 | 0.74392422 | 0.79274378 | 0.05299904 | 0.06312176 | 0.59824561 | 0.65980392 | 1.43E-16 | 3.69E- |
| 5 | 2 | 1.51838235 | 0.9014757 | 0.92443797 | 0.27098762 | 0.28187176 | 0.75119048 | 0.7778799 | 2.41E-14 | 1.83E- |
| 6 | 8.60526316 | 9.32720588 | 0.35893302 | 0.37197013 | 0.32955509 | 0.28508867 | 0.72172843 | 0.70009629 | 2.02825139 | 2.028251 |
| 7 | 2 | 1.51838235 | 0.9014757 | 0.92443797 | 0.27098762 | 0.28187176 | 0.75119048 | 0.7778799 | -2.57E-16 | 4.22E- |
| 8 | 6.0075188 | 4.91911765 | 0.54008617 | 0.62591815 | 0.09992085 | 0.11029412 | 0.57434658 | 0.60933123 | 0.71568861 | 0.715830 |
| 9 | 7.28947368 | 7.32352941 | 0.58137324 | 0.58597776 | 0.07544237 | 0.11169983 | 0.53760294 | 0.67156425 | 0.71623808 | 0.700633 |
| 10 | 2 | 1.51838235 | 0.9014757 | 0.92443797 | 0.27098762 | 0.28187176 | 0.75119048 | 0.7778799 | -5.08E-16 | -1.66E- |
| 11 | 6.57142857 | 5.28676471 | 0.48997142 | 0.58995885 | 0.08038894 | 0.08869485 | 0.52866989 | 0.56464461 | 0.66181851 | 0.661365 |
| 12 | 11.6278195 | 10.0955882 | 0.35954904 | 0.43361371 | 0.10028831 | 0.10296821 | 0.56970999 | 0.58243172 | 1.7552106 | 1.776110 |
| 13 | 0 | 0 | 100 | 100 | 1 | 1 | 1 | 1 | -4.1231056 | -4.12310 |
| 14 | 6.76691729 | 13.25 | 0.5763132 | 0.18633744 | 0.10319973 | 0.07301579 | 0.61167651 | 0.49789041 | 1.43E-17 | -5.16E- |
| 15 | 6.57142857 | 5.28676471 | 0.48997142 | 0.58995885 | 0.08038894 | 0.08869485 | 0.52866989 | 0.56464461 | 0.40717549 | 0.406927 |
| 16 | 6.57142857 | 5.28676471 | 0.48997142 | 0.58995885 | 0.08038894 | 0.08869485 | 0.52866989 | 0.56464461 | 0.40717549 | 0.406927 |
| 17 | 3.5 | 2.88235294 | 0.74392422 | 0.79274378 | 0.05299904 | 0.06312176 | 0.59824561 | 0.65980392 | 1.43E-16 | 3.69E- |
| 18 | 12.4511278 | 12.1066176 | -0.1585121 | -0.1305755 | 0.20365764 | 0.21612781 | 0.58556212 | 0.58776698 | 1.73221818 | 1.699219 |
| 19 | 8.80451128 | 4.43014706 | 0.52894504 | 0.73642055 | 0.09477641 | 0.1425984 | 0.57598908 | 0.65337885 | 0.40346414 | 0.403331 |
| 20 | 10.6466165 | 2.86397059 | 0.21434412 | 0.78972862 | 0.02973599 | 0.06520329 | 0.44489796 | 0.66207108 | 0.02604896 | 0.026048 |
| 21 | 0 | 0 | 100 | 100 | 1 | 1 | 1 | 1 | -4.1231056 | -1.65268 |
| | | | | | Training _ Features | | | | | |
| ber | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | |
| 1 | 3.75 | 2.37346442 | 2.37346442 | 1.69733685 | 1.69733685 | 2.37346442 | 1.24807544 | 0.90369611 | 0.90369611 | 0.358568 |
| 2 | 1.70665653 | 0.7587842 | 1.31530847 | 1.77331645 | 1.43879888 | 0.06486534 | 0.49049378 | 0.71755983 | 0.60839939 | 0.165151 |
| 3 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.12310 |
| 4 | -2.60E-16 | -2.49E-16 | 2.59E-16 | -1.66E-16 | 9.10E-17 | 3.33E-16 | -3.95E-15 | 0.15055453 | 2.17E-15 | 1.33E- |
| 5 | 9.21E-16 | 8.54E-16 | 1.10E-13 | -2.93E-14 | -2.40E-15 | 7.31E-17 | 2.05E-15 | -1.33E-15 | -7.31E-16 | -4.07E- |
| 6 | 2.02825139 | 2.02825139 | 2.02825139 | 2.0457903 | 2.04217526 | 1.37630296 | 0.95234021 | -0.269886 | 0.95656932 | 0.955866 |
| 7 | -3.43E-16 | -9.05E-17 | -2.35E-16 | -1.62E-16 | 1.49E-16 | -5.09E-16 | -9.40E-16 | -2.09E-16 | -1.06E-15 | -1.21E- |
| 8 | 0.7098073 | 0.67900728 | 0.48667756 | -0.2013355 | -0.7024081 | -0.0788644 | 0.32992954 | 0.41827161 | 0.32992954 | -0.07886 |
| 9 | 0.33559806 | -0.4619233 | 0.41085731 | 0.41328835 | 0.41789972 | 0.4137565 | 0.36102329 | -0.2938154 | -0.7196322 | -0.67547 |
| 10 | -1.92E-14 | -5.05E-16 | -2.16E-15 | -7.92E-16 | -1.98E-15 | 4.73E-15 | 1.58E-15 | 4.71E-16 | 5.92E-16 | -1.63E- |
| 11 | 0.67620477 | 0.70829621 | 0.68428095 | 0.07439812 | -0.2950051 | 0.48331131 | 0.71320395 | 0.69568495 | 0.56565877 | 0.1973 |
| 12 | 1.31498918 | 0.95596336 | 1.7444126 | 1.47653318 | 0.13115309 | 0.7257319 | 0.595901 | 0.03761139 | -0.5875861 | -0.71273 |
| 13 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.12310 |
| 14 | -0.00826 | -0.0213332 | -0.0093528 | -0.0140309 | -0.7108646 | 1.152343 | 0.97212751 | 0.42956729 | 0.06962139 | -0.05302 |
| 15 | 0.41397595 | 0.41501053 | 0.24878443 | -0.4867531 | -0.5305731 | 0.197388 | 0.56565877 | 0.69568495 | 0.71320395 | 0.483311 |
| 16 | 0.41397595 | 0.41501053 | 0.24878443 | -0.4867531 | -0.5305731 | 0.197388 | 0.56565877 | 0.69568495 | 0.71320395 | 0.483311 |
| 17 | -2.60E-16 | -2.49E-16 | 2.59E-16 | -1.66E-16 | 9.10E-17 | 3.33E-16 | -3.95E-15 | 0.15055453 | 2.17E-15 | 1.33E- |
| 18 | 1.58997219 | 2.01911316 | 0.77115429 | 1.51379884 | 0.64940758 | 0.80842715 | 2.02063097 | 2.02825139 | 1.2560872 | 1.735487 |
| 19 | 0.40676537 | 0.40384022 | 0.32050614 | 0.00362685 | -0.565767 | -1.1033512 | -1.3915556 | -1.4883958 | -1.4659194 | -0.9766 |

| | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 20 | 0.02604896 | 0.02604896 | 0.02604896 | 0.02604896 | 0.02604896 | 0.02604896 | 0.02604896 | 4.12310563 | -0.026049 | -0.0260 |
| 21 | -4.1231056 | -4.1231056 | 0.78230429 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -1.6526887 | 0.782304 |

| | | | | Training _ Features | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | **21** | **22** | **23** | **24** | **25** | **26** | **27** | **2** |
| 1 | 0.90369611 | 1.24807544 | 1.69733685 | 3.75 | 1.69733685 | 1.69733685 | 3.75 | 15.062 |
| 2 | -0.0323052 | 0.01638901 | 0.16832418 | 0.44826408 | 0.67447902 | 0.72371857 | 0.72507452 | 4.434763 |
| 3 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | 1 |
| 4 | -1.82E-16 | 1.63E-15 | -5.18E-16 | -5.12E-16 | 2.84E-16 | -7.61E-16 | 0 | 1.341118 |
| 5 | 1.49E-16 | -8.90E-16 | -5.71E-16 | -5.73E-16 | -3.71E-16 | -4.22E-16 | 0 | 1.341118 |
| 6 | 0.94916548 | -0.4005885 | 0.30680419 | 0.72989645 | 0.95854712 | 0.95481225 | 0.94878676 | 5.476584 |
| 7 | -1.19E-15 | 3.77E-17 | 4.14E-14 | -1.95E-14 | 1.12E-14 | -3.09E-14 | 1.30E-14 | 1.341118 |
| 8 | -0.7024081 | -0.2013355 | 0.48667756 | 0.67900728 | 0.7098073 | 0.71583028 | 0.71568861 | 1.794865 |
| 9 | -0.6902202 | -0.7114306 | -0.6705386 | -0.2577995 | 0.46482469 | 0.70069135 | 0.71709763 | 1.796697 |
| 10 | 3.12E-16 | 6.07E-16 | -3.70E-16 | 1.96E-16 | -1.14E-16 | -2.11E-16 | 1.72E-16 | 1.341118 |
| 11 | -0.5305731 | -0.4867531 | 0.24878443 | 0.41501053 | 0.41397595 | 0.40692714 | 0.40717549 | 1.708384 |
| 12 | -0.708332 | -0.6877382 | -0.7044416 | -0.4188377 | 1.07310292 | 1.49859109 | 1.46450656 | 4.434149 |
| 13 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | 1 |
| 14 | -0.931402 | 0.714403 | 0.88412965 | 0.44388323 | 0.92916585 | 1.13818416 | 1.10845657 | 1.150034 |
| 15 | -0.2950051 | 0.07439812 | 0.68428095 | 0.70829621 | 0.67620477 | 0.66136571 | 0.66181851 | 1.610196 |
| 16 | -0.2950051 | 0.07439812 | 0.68428095 | 0.70829621 | 0.67620477 | 0.66136571 | 0.66181851 | 1.610196 |
| 17 | -1.82E-16 | 1.63E-15 | -5.18E-16 | -5.12E-16 | 2.84E-16 | -7.61E-16 | 0 | 1.341118 |
| 18 | 1.70862258 | 0.53286855 | 0.80131683 | 0.70000664 | 0.68013485 | 1.41341722 | 1.99843065 | 4.493353 |
| 19 | 0.159003 | -0.1329187 | -0.4204943 | -0.4300544 | -0.4070325 | -0.3953027 | -0.395667 | 1.308134 |
| 20 | -0.026049 | -0.026049 | -0.026049 | -0.026049 | -0.026049 | -0.026049 | -0.026049 | 1.361753 |
| 21 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | -4.1231056 | 1 |

| | | | | Training _ Features | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **number** | **31** | **32** | **33** | **34** | **35** | **36** | **37** | **3** |
| 1 | 6.63333333 | 6.63333333 | 3.88095238 | 3.88095238 | 6.63333333 | 2.55769231 | 1.81666667 | 1.816666 |
| 2 | 1.98133839 | 3.58095699 | 4.51423349 | 3.67450468 | 1.13927365 | 1.64270213 | 1.80051206 | 1.906092 |
| 3 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 1 |
| 4 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 2.15333333 | 1.341118 |
| 5 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.341118 |
| 6 | 5.47658491 | 5.47658491 | 5.5821066 | 5.55489442 | 3.30189364 | 2.03566956 | 1.17253109 | 2.204819 |
| 7 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.341118 |
| 8 | 1.72851874 | 1.58456722 | 1.49551883 | 1.88269156 | 1.83498279 | 1.65089547 | 1.60421895 | 1.650895 |
| 9 | 1.93410732 | 1.60821637 | 1.60690725 | 1.60441979 | 1.60665498 | 1.63470737 | 1.9032169 | 1.84552 |
| 10 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.341118 |
| 11 | 1.7755459 | 1.90003139 | 1.8333128 | 1.66875497 | 1.93594101 | 1.86551622 | 1.75220039 | 1.629170 |
| 12 | 2.59334896 | 4.42088311 | 4.02579487 | 1.37317965 | 1.86103626 | 1.67846841 | 1.50056152 | 1.647322 |
| 13 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 1 |
| 14 | 1.1547333 | 1.15096139 | 1.25414591 | 2.23858857 | 2.73061562 | 2.26223276 | 1.53391268 | 1.178907 |
| 15 | 1.60597893 | 1.69184762 | 1.93617909 | 1.60779491 | 1.49486697 | 1.62917062 | 1.75220039 | 1.865516 |
| 16 | 1.60597893 | 1.69184762 | 1.93617909 | 1.60779491 | 1.49486697 | 1.62917062 | 1.75220039 | 1.865516 |
| 17 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 2.15333333 | 1.341118 |
| 18 | 5.47018262 | 2.01154486 | 4.08821842 | 1.8470869 | 2.32630503 | 5.52571502 | 5.47658491 | 3.412094 |
| 19 | 1.28958747 | 1.30364986 | 1.51564784 | 2.09264303 | 2.79829362 | 3.2759481 | 3.51762692 | 3.616590 |
| 20 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 17 | 1.361753 |
| 21 | 17 | 1.7 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 3.097777 |

| **number** | **41** | **42** | **43** | **44** | **45** | **46** |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 2.55769231 | 3.88095238 | 15.0625 | 3.88095238 | 3.88095238 | 15.0625 |
| 2 | 1.21321651 | 1.33706749 | 1.56716153 | 1.75085382 | 1.8151961 | 1.82550218 |

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 3 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 |
| 4 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 |
| 5 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 |
| 6 | 1.61578755 | 1.19345698 | 1.72691967 | 2.05726906 | 2.04174847 | 2.02573052 |
| 7 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 |
| 8 | 1.49551883 | 1.58456722 | 1.72851874 | 1.7789548 | 1.79532918 | 1.79486524 |
| 9 | 1.78285804 | 1.71819436 | 1.50637101 | 1.57422883 | 1.76063907 | 1.79976914 |
| 10 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 |
| 11 | 1.93617909 | 1.69184762 | 1.60597893 | 1.6065367 | 1.6103295 | 1.61019609 |
| 12 | 1.74638345 | 1.77276521 | 1.98199903 | 3.23746233 | 3.70416905 | 3.63984704 |
| 13 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 |
| 14 | 2.12974666 | 2.20129942 | 2.0350289 | 2.52377087 | 2.5739623 | 2.522886 |
| 15 | 1.8333128 | 1.90003139 | 1.7755459 | 1.72500284 | 1.707895 | 1.70838491 |
| 16 | 1.8333128 | 1.90003139 | 1.7755459 | 1.72500284 | 1.707895 | 1.70838491 |
| 17 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 | 1.34111826 |
| 18 | 1.7325615 | 2.05512704 | 1.91863546 | 1.84248795 | 3.78403532 | 5.39009796 |
| 19 | 1.64614599 | 1.56954535 | 1.489212 | 1.46629215 | 1.4604072 | 1.46055887 |
| 20 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 | 1.36175388 |
| 21 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 |

**Syrian Arab Republic**

**Damascus University**
**Faculty of Mechanical and Electrical Engineering**
**Bio-Medical Engineering Department**

# Clustered Micro-calcifications Detection in Mammographic Images by Using Image Feature Analysis and Mathematical Classifiers

**This thesis is presented for the degree of doctor in of philosophy (Ph.D)**

**By**

**Ghada Mohiuddin Saad**

**Supervisor**
**Dr. E. Ahmed Khadour**
Assotiated Professor of Biomedical Engineering Department
Faculty of Mechanical and Electrical Engineering
Damascus university

**Co-Supervisor**
**Dr. Qosai Kanafani**
Teacher at the Department of Basic Sciences
Faculty of Mechanical and Electrical Engineering
Damascus university

**October 2016**
**Damascus**