



جامعة دمشق
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية
قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات
اختصاص اتصالات متقدمة

تحسين كشف التزيف واستعادة الصور في اتصالات الوسائط المتعددة

أطروحة أعدت لنيل درجة الماجستير في هندسة الاتصالات المتقدمة

إعداد المهندسة

غاليه فضل علي

بإشراف

د. ياسر جعمور

د.م. طلال حمود

العام الدراسي
2021-2020

Damascus University
Faculty of Mechanical & Electrical Engineering
Electronics and Communication Engineering
Department



**Enhancement of detection Counterfeiting Near Duplicate
Retrieval for Multimedia communication**

**A Thesis Submitted for
Master Degree of Applied Electronic Engineering**

By

Eng. Ghalia Fadl Ali

**Supervised by
Dr.Eng. Talal Hamood**

**Supervised by
Dr.Eng. Yasser Jaamor**

Academic Year

2020–2021

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

﴿قَالَ إِنَّمَا أَشْكُو بَثِّي وَحُزْنِي إِلَى اللَّهِ وَأَعْلَمُ مِنَ اللَّهِ مَا لَا تَعْلَمُونَ﴾

صَدَقَ اللَّهُ الْعَلِيِّ الْعَظِيمِ

إهداء:

إلى من أفنى زهرة شبابه في تربية أبنائه، إلى من كلّت أنامله ليقدم لنا لحظة سعادة، إلى من حصد الأشواك عن دربي ليمهد لي طريق العلم، إلى القلب الكبير.... أبي العزيز.

إلى من منحتني الحب والحنان، إلى رمز الحب وبلسم الشفاء، إلى القلب الناصع بالبياض ... أمي الحبيبة.

إلى رمز الوفاء، إلى زهرة حياتي، إلى رفيق عمري وحببي الذي لم يتركني لحظة واحدة من بداية مشواري حتى نهايته...زوجي الغالي.

إلى ابنتي فلذة كبدي التي رافقتني الدرب الطويل منذ اللحظة الأولى وتحمل معي أعبائه الثقيلة... (شهد).

إلى سندي في هذه الحياة إخوتي.

كما وأهدي هذا البحث إلى:

♦ الأساتذة المشرفين الدكتور طلال حمود والدكتور ياسر جعمور.

♦ جميع الأساتذة والزملاء في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية

♦ أصدقائي في مركز الدراسات والبحوث العلمية وأصدقائي في

جامعة دمشق لما قدموه لي من مساعدة وتشجيع خلال سنوات

الدراسة.

وأخيراً أهدي هذا البحث لكل من ساهم بإنجازه حتى يرى النور.

أعضاء لجنة الحكم

د.م. حسين طياوي بجبوح

د.م. رائوف حمدان

د. م. طلال حمود

لجنة الحكم

شكلت لجنة الحكم على هذه الاطروحة بموجب قرار مجلس البحث العلمي والدراسات

العلمية لجامعة دمشق رقم/1336/ تاريخ 2021/2/15 م من السادة:

- | | | |
|---------------------|---------------------------------------|--------------------------------------|
| 1. أ.د.م. طلال حمود | أستاذ مساعد في قسم هندسة الالكترونيات | كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية |
| جامعة دمشق | الاختصاص: معالجة إشارة | عضواً مشرفاً |
| 2. د.م. رائوف حمدان | مدرس في قسم الحواسيب | كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية |
| جامعة دمشق | الاختصاص: معالجة الصورة والأبصار | عضواً |
| 3. د.م. حسين بحبوح | مدرس في قسم هندسة الالكترونيات | كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية |
| جامعة دمشق | الاختصاص: الكترونيات دقيقة | عضواً |

بعد أن وردت كافة التقييمات الإيجابية لرسالة الماجستير هذه من السادة أعضاء لجنة الحكم تم

تحديد يوم 2021/ 4 /22 الساعة 11 صباحاً موعداً للمناقشة العلنية أصولاً.

أعضاء لجنة الحكم

د.م. حسين طياوي بجبوح

د.م. رائوف حمدان

د. م. طلال حمود

المعلومات العلمية والإدارية للباحث

1-أسم الباحث:

المهندسة: غالية فضل علي

2-المشرف العلمي:

د.م طلال حمود	جامعة دمشق	مشرفاً.
د.م ياسر جعمور	مركز الدراسات والبحوث العلمية	مشرفاً مشاركاً.

3-عنوان الأطروحة:

تحسين كشف التزييف واستعادة الصور في اتصالات الوسائط المتعددة
"Enhancement of detection Counterfeiting Near Duplicate Retrieval for
Multimedia communication"

4-قرارات البدء بالبحث:

1. قرار مجلس قسم هندسة الالكترونيات والاتصالات:

رقم/1446/ تاريخ 2019/4/30

2.قرار مجلس جامعة دمشق:

رقم/1446/ تاريخ 2019/4/30

شُكلت لجنة الحكم على هذه الأطروحة بموجب قرار مجلس البحث العلمي والدراسات العليا

رقم/1336/ تاريخ 2021/2/15

الملخص

يعد اكتشاف تزيف الصور الرقمية مجالاً فرعياً لأمن الوسائط المتعددة الذي يهدف إلى اكتشاف التلاعب بالصور الرقمية. من بين الأنواع المختلفة لتزيف الصور، يعد الاستنساخ الأكثر شيوعاً لتزوير الصور الرقمية حيث يتم استبدال جزء من الصورة الأصلية بآخر مزور. تم استخدام خوارزميات مختلفة للكشف عن تزوير الصور الرقمية. منها ما يعتمد على مقارنة التوزيع اللوني بين الصورة الأصلية والصورة المطلوب الاستعلام عنها كخوارزمية **CBIR**. ومنها ما يعتمد على توزع النقاط المميزة في الصورة كخوارزمية **SIFT**. نهدف في هذا العمل، إلى تحسين استعادة الصور شبه المكررة، ولتحقيق ذلك اقترحنا خوارزمية للبحث عن أكثر من ميزة في صورة ما. بالإضافة إلى تطبيق تجزئة الصورة لتحسين مطابقة النتائج المستعادة مع الصورة المستعلم عنها. استخدام برنامج **MATLAB** لتقديم نتائج المحاكاة باستخدام مع تقييم لكل من خوارزمية **SIFT** وخوارزمية **CBIR** ونتائج الخوارزمية المقترحة في استعادة الصور الرقمية. علماً أن تقييم النتائج يعتمد على (100) صورة جزئية من قاعدة بيانات البحث التي تتكون من (652) صورة، ونبين من خلال المقارنة بين الخوارزميات التقليدية، والخوارزمية المقترحة التحسن في استعادة الصورة الهدف.

Abstract

Detecting digital image counterfeiting is a subfield of multimedia security that aims to detect tampering with digital images. Among the different types of image forgery, cloning is the most common way for digital image where apart of the original image is replaced by another counterfeit. Various algorithms have been used to detect the counterfeiting of digital images. One these algorithms was based on a chromatic distribution comparison between the original image and the image to be queried as CBIR algorithm. Another one depends on the distribution of the distinct points in the image for SIFT algorithm. In this work, we aim to improve the recovery of near duplicate images. To achieve this, we have been suggested an algorithm to search for more than one feature in an image. In addition to applying image segmentation to improve the matching of the restored results. We will present the simulation results using MATLAB with an evaluation of both the SIFT algorithm, the CBIR algorithm, and the results of the proposed algorithm in recovering digital images. the evaluation of results is based on 100 partial image from the search database consisting of 652 image. Comparing between traditional algorithms and proposed one will appear the enhancement of retrieval queried image.

الفهرس

1.....	الفصل الأول: مشكلة البحث والهدف
2.....	1.1 مقدمة:
3.....	1.2 مشكلة البحث:
3.....	1.3 أهمية البحث:
3.....	1.4 أهداف البحث:
5.....	الفصل الثاني: المفاهيم النظرية:
6.....	2.1 مقدمة:
6.....	2.2 واصفات الصورة الرقمية:
7.....	2.3 أنواع واصفات الصورة الرقمية:
7.....	2.3.1 Global features الواصفات العامة
9.....	2.3.2 Local Feature الواصفات المحلية
10.....	i. أهمية الواصفات المحلية
10.....	ii. خصائص الواصفات المحلية
11.....	iii. الإجراءات المطلوبة لاستخدام الواصفات المحلية
13.....	2.4 كواشف الواصفات:
13.....	2.4.1 Hessian كاشف
14.....	2.4.2 Harris كاشف هاريس
16.....	2.4.3 LOG كاشف لابلاس الغاوصي
18.....	2.4.4 DOG كاشف الفرق الغاوصي
21.....	2.4.5 FAST كاشف السمات
22.....	2.4.6 BRISK كاشف
22.....	2.4.7 MSER كاشف

22	2.4.8 كاشف STAR
23	2.5 تجزئة الصور
23	2.5.1 تقنيات تجزئة الصور:
23	a. التجزئة القائمة على العتبة:
25	b. التجزئة القائمة على الحافه:
26	c. التجزئة القائمة على المنطقة:
26	d. تجزئة الصورة القائمة على الشبكة:
27	2.6 الخلاصة:
28	الفصل الثالث: الدراسات المرجعية
29	3.1 الدراسة الأولى:
29	3.2 الدراسة الثانية:
29	3.3 الدراسة الثالثة:
30	3.4 الدراسة الرابعة:
30	3.5 الدراسة الخامسة:
31	3.6 الدراسة السادسة:
32	3.7 الأنظمة المعتمدة خوارزميات استعادة الصور شبه المكررة:
32	I. مقارنة الصور التماثلي (SICO):
33	II. تقدير الموضع مع الزمن الحقيقي:
33	3.8 الخلاصة:
34	الفصل الرابع: خوارزميات البحث المعتمدة:
35	4.1 مقدمة:
35	4.2 خوارزمية استعادة الصور اعتماداً على المحتوى اللوني:
35	4.2.1 استخدامات خوارزمية CBIR:
36	4.2.2 ميزات خوارزمية CBIR:
36	4.2.3 منهجية خوارزمية CBIR:

37	4.2.4 محاكاة خوارزمية CBIR
37	4.2.5 طرق تنفيذ خوارزمية CBIR
38	4.2.6 مبدأ خوارزمية CBIR
39	4.3 خوارزمية تحويل الواصفات غير المتغير مع المقياس
39	4.3.1 خطوات تنفيذ خوارزمية SIFT
42	4.3.2 محاكاة خوارزمية SIFT
42	4.3.3 أداء خوارزمية SIFT
42	4.3.4 إيجابيات خوارزمية SIFT
43	4.3.5 سلبيات خوارزمية SIFT
43	4.3.6 استخدامات خوارزمية SIFT
43	4.4 الخلاصة
44	الفصل الخامس: المحاكاة باستخدام برنامج MATLAB
45	5.1 مقدمة
45	5.2 تطبيق عملي على خوارزمية CBIR
47	5.3 تطبيق عملي على خوارزمية SIFT
48	5.4 الحل المقترح
55	5.5 تجزئة الصور Segmentation
57	5.6 التنفيذ العملي
57	5.6.1 نتائج تجريبية لتأثير حجم الشرائح ونسب التداخل
60	5.7 تقييم الحل المقترح
60	5.7.1 خصائص قاعدة المعطيات
61	5.7.2 عدد نقاط عملية التقييم
61	5.7.3 تجزئة الصور عشوائياً
64	5.7.4 تجزئة الصور 20%
66	5.7.5 تجزئة الصور 40%
69	5.7.6 تجزئة الصور 60%
71	5.8 اختبار الخوارزميات
72	5.8.1 تقييم نتائج اختبار الخوارزميات

74	5.9 تطبيق عملي للحل المقترح:
76	5.10 الخلاصة:
77	خاتمة وآفاق مستقبلية:
78	I. المهام:
78	II. الاستنتاجات والتوصيات:
78	III. آفاق مستقبلية:
79	IV. الخاتمة:
80	المراجع:

فهرس الأشكال

- الشكل 1: مثال عن تعريف الواصفات 6
- الشكل 2: نموذج مخروطي سداسي عشري لمساحة اللون..... 7
- الشكل 3: (a) تمثيل الألوان في الرسم البياني، (b) تمثيل اللون الرمادي خطياً ودائرياً.... 7
- الشكل 4: الواصفات وتوصيفها 10
- الشكل 5: كشف الواصفات 10
- الشكل 6: توصيف الواصفات..... 11
- الشكل 7: مطابقة الواصفات 11
- الشكل 8: المطابقة بعد الترشيح..... 11
- الشكل 9: تصنيف نقاط الصورة على أساس مصفوفة الارتباط الذاتي..... 13
- الشكل 10: الواصفة كحافة أو زاوية أو ملساء..... 14
- الشكل 11: تغيير المقياس 14
- الشكل 12: تغير حجم النافذة مع المقياس 14
- الشكل 13: الاختيار الآلي للمقياس..... 15
- الشكل 14: استجابة المرشح (LOG)..... 16
- الشكل 15: كاشف LOG 17
- الشكل 16: تقريب التابع الغاوسي..... 18
- الشكل 17: بناء فضاء المقياس..... 19
- الشكل 18: إيجاد النهاية الحدية..... 19
- الشكل 19: البكسلات 16 حول النقطة الرئيسية..... 21
- الشكل 20: تجزئة الصورة باستخدام طريقة العتبة الرمادية 23
- الشكل 21: تجزئة الصورة باستخدام طريقة العتبات المتعددة..... 24
- الشكل 22: تجزئة عتبة الصورة..... 24
- الشكل 23: التجزئة التلقائية 26

الشكل 24: مثال على استعادة الصور الفرعية المطبقة على كشف التزييف.....	30
الشكل 25: التوقف عن الاستعلام.....	30
الشكل 26: بنية نظام SICO	32
الشكل 27: نموذج عام لنظام CBIR.....	35
الشكل 28: مخطط تدفقي لخوارزمية CBIR.....	36
الشكل 29: مثال عن فشل CBIR.....	37
الشكل 30: النتيجة الصحيحة لصورة الاستعلام (الصورة الأم)	37
الشكل 31: تدوير النافذة باتجاه النقطة الرئيسية	39
الشكل 32: تقسيم النافذة إلى 4*4 مربعات	39
الشكل 33: الهستوغرام لتابع التدرج	40
الشكل 34: الشعاع المميز للنقطة المميزة	40
الشكل 35: مخطط عمل خوارزمية SIFT.....	40
الشكل 36: تطبيق عملي لخوارزمية SIFT.....	41
الشكل 37: الصورة الأم	45
الشكل 38: صورة الاستعلام.....	45
الشكل 39: النتائج الخمسة الأولى باستخدام HSV.....	45
الشكل 40: الصورة الأصلية.....	46
الشكل 41: فشل خوارزمية SIFT في إيجاد الصورة الصحيحة.....	46
الشكل 42: توليد قاعدة المعطيات.....	48
الشكل 43: مرحلة البحث في قاعدة المعطيات.....	49
الشكل 44: توزيع النقاط الرئيسية في خوارزمية SIFT.....	50
الشكل 45: النتائج وفق الحل المقترح.....	51
الشكل 46: نتائج تطبيق SIFT أولاً ثم CBIR.....	51
الشكل 47: نتائج تطبيق الحل المقترح.....	51

الشكل 48: نتائج تطبيق SIFT قبل CBIR	51
الشكل 49: نتائج تطبيق الخوارزمية المقترحة	52
الشكل 50: نتائج تطبيق SIFT قبل CBIR	52
الشكل 51: نتائج تطبيق خوارزمية SIFT على الصورة المجزأة للحصول على النتائج الأولية	53
الشكل 52: نتائج تطبيق خوارزمية CBIR على الصورة المجزأة للحصول على النتائج	53
الشكل 53: التقاطع بين الأغراض المختلفة والخلفية	55
الشكل 54: تجزئة الصورة باستخدام الشبكة	56
الشكل 55: صورة استعلام التجربة الأولى	57
الشكل 56: نتائج التجربة الأولى	57
الشكل 57: نتائج التجربة الثانية	58
الشكل 58: أداء خوارزمية CBIR في حالة الصور المجزأة عشوائياً	61
الشكل 59: أداء خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائياً	61
الشكل 60: أداء الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائياً	62
الشكل 61: أداء الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائياً	62
الشكل 62: أداء CBIR في حالة الصور المجزأة بنسبة 20%	63
الشكل 63: أداء SIFT في حالة الصور المجزأة بنسبة 20%	64
الشكل 64: أداء الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 20%	64
الشكل 65: أداء الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 20%	67

- الشكل 66: أداء CBIR في حالة الصور المجزأة بنسبة 40%..... 66
- الشكل 67: أداء SIFT في حالة الصور المجزأة بنسبة 40%..... 66
- الشكل 68: أداء الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 40%..... 67
- الشكل 69: أداء الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 40%..... 67
- الشكل 70: أداء CBIR في حالة الصور المجزأة بنسبة 60%..... 68
- الشكل 71: أداء SIFT في حالة الصور المجزأة بنسبة 60%..... 69
- الشكل 72: أداء الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 60%..... 69
- الشكل 73: أداء الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 60%..... 70
- الشكل 74: نتائج الخوارزميات التي تم اختبارها على الصورة المجزأة..... 70
- الشكل 75: نتيجة الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT..... 71
- الشكل 76: مثال على تزييف الصور..... 73
- الشكل 77: صورة مزيفة للرئيس الأمريكي أبراهام لينكولن..... 74
- الشكل 78: صورة مزيفة..... 74
- الشكل 79: نتائج تطبيق الخوارزمية المقترحة..... 74

قائمة الجداول

الجدول 1: شروط التجربة الأولى.....	57
الجدول 2: شروط التجربة الثانية.....	58
الجدول 3: المقارنة بين نتائج الخوارزميات من أجل صورة مستعلمة محددة.....	59
الجدول 4: تقييم الحل المقترح.....	72

المصطلحات

المصطلح بالإنكليزي	المصطلح بالعربي
Near-Duplicate Image Retrieval (NDIR)	استعادة الصور شبه المكررة
Near-Duplicate Image (NDI)	صورة شبه مكررة
Signature Function (SF)	تابع التوقع
Similar Image Collator (SICO)	مقارن الصور التماثلي
Principle Components Analysis (PCA)	تحليل المكونات الرئيسية
Laplacian-of-Gaussian (LOG)	كاشف لابلاس الغاوسي
Difference-of-Gaussian (DOG)	كاشف الفرق الغاوسي
Features from Accelerated Segment Test (FAST)	كاشف السمات المعتمد على اختبار الأجزاء المُسرَّعة
Binary Robust Invariant Scalable Key-points (BRIK)	كاشف النقاط المميزة الثنائية الصلبة غير المتغير بتغير المقياس
Scale Invariant Features Transform (SIFT)	خوارزمية تحويل السمات غير المتغيرة مع المقياس
RANdom SAMple Consensus (RANSAC)	توافقية العينة العشوائية
Content-based Image Retrieval System (CIRC)	نظام استعادة الصور المعتمد على المحتوى
Speeded Up Robust Features (SURF)	تسريع السمات الممانعة
Color Based Image Retrieval (CBIR)	خوارزمية استعادة الصور اعتماداً على اللون
Hue, Saturation and Value (HSV)	درجة اللون، التشبع، القيمة
Automatic Scale Selection	الاختيار الآلي للمقياس

الفصل الأول

مشكلة البحث وأهدافه

1.1 مقدمة:

يعيش عالمنا اليوم في حقبة رائعة من الصور المرئية التي مكنتنا من الوصول إلى المعلومات ومعالجتها ومشاركتها بسهولة بالغة. تاريخياً كان لدينا ثقة في مصداقية هذه الصور. لكن مع النمو السريع للتقدم التكنولوجي في التكنولوجيا الرقمية من حيث الخوارزميات والأدوات القوية، مثل Photoshop وCorelDraw لمعالجة الصور الرقمية التي تأتي مع تحديات أمنية كبيرة تثير سؤالاً في هذه الثقة [1].

هذا وقد زاد الاهتمام بموضوع المعالجة الرقمية للصور لسببين أساسيين:

- تحليل الصور لاستخلاص معلومات معينة منها، ومعالجة بيانات الصور بغرض التخزين على الوسائط المختلفة، أو إرسال الصورة من مكان لآخر.
- لتحسين معلومات الصورة بغية تسهيل تفسيرها وفهمها من قبل المستخدمين وتمهيداً لخطوات المعالجة اللاحقة.

بشكل عام فإنه تزييف الصور هو معالجة الصور الرقمية سواءً من حيث تشويه المعلومات في الصورة أو إدخال بعض المعلومات عليها. يمكن تعريفه استعادة الصور شبه المكررة (NDIR) بأن مهمتها البحث عن إصدارات مختلفة لنفس الصورة الخاضعة لعمليات تحرير متعددة مثل تعيين الألوان، وتغيير المقياس، وتغيير التنسيق، وما إلى ذلك [4]، [3]، [2]. يمكن لصورتين أن تعتبراً صوراً شبه مكررة إذا كانت كلتاها تنتميان إلى نفس المشهد ولكن مع اختلاف بسيط في زاوية التقاط الصورة وظروف السطوع. في بعض الحالات الفريدة [3]، يمكن اعتبار صورتين كصورة شبه مكررة إذا كانت بعض ظروف الصور مختلفة مثل التباين والتمويه والضوضاء وضغط jpg، إلخ.

يهتم بحثنا باكتشاف التكرارات الجزئية، أي الصور ذات الحشو والاقتصاص، ولكنها لا تزال تحتوي على صور فرعية شبه مكررة. تحتوي خوارزميات NDIR على العديد من القيود [4]، على سبيل المثال، قد تعاني الخوارزميات التقليدية التي تعتمد على المظهر من التغييرات في مشكلة الإضاءة والتطابق، والنوع الآخر من الخوارزميات التي تستخدم الميزة المحلية للعثور على صور مشابهة في بعض الأحيان لا تحسب التشوه المحلي والارتباط المكاني بين مجموعتين من النقاط. أحد أهم القيود في أساليب استعادة الصور شبه المكررة هو حالة التركيز على جزء معين من الصورة إذ

أن اقتصاص جزء من الصورة قد يتسبب في تغيير معالمها الأساسية المستخدمة في كشف التشابه كما يتم استخدام هذا النوع من الخوارزميات في التعرف على الأشياء وتتبعها.

1.2 مشكلة البحث:

نتيجة التطور الكبير للصور وخاصةً على شبكة الانترنت بالإضافة إلى الاستخدام المتزايد للهواتف الذكية المواكبة للتطور السريع، كثرت الصور المتشابهة وأصبح هناك أكثر من نسخة لنفس الصورة. وأصبحت عملية البحث عن الصور في قواعد المعطيات مطلوبة على نطاق واسع كالبحث عن الصور، والصور المتشابهة، والصورة الأصلية، والصور المزيفة وغيرها. تستغرق الخوارزميات المعتمدة في استعادة الصور وقتاً زمنياً طويلاً بالاعتماد على أسس عديدة من ميزات الصورة.

1.3 أهمية البحث:

- تكمُن أهمية هذا البحث في تعدد تطبيقات استعادة الصور ونذكر منها:
- البحث عن صورة معينة ضمن قاعدة بيانات ضخمة من الصور اعتماداً على بعض محتويات الصورة الهدف.
 - تتبع الأشياء والتعرف عليها.
 - الكشف عن انتهاكات حقوق النشر.
 - كشف التزييف.
 - تحديد المواقع.

1.4 أهداف البحث:

يهدف البحث إلى:

1. تحسين استعادة الصورة شبه المكررة، عن طريق الجمع بين أكثر من نوع واحد من خوارزميات استعادة الصورة.

2. اقتراح تحسين الكشف عن الصور، واستعادتها وفق الخوارزمية المقترحة، عن طريق تحديد نقاط الضعف في الطرق المعتمدة، وتقليل الوقت المستغرق لعملية البحث عن الصور الموجودة في قواعد المعطيات.

الفصل الثاني

المفاهيم النظرية

2.1 مقدمة:

حاول الباحثون في مجال معالجة الصور على مدى سنوات عديدة، العثور على واصفات مميزة للصور تمكّنهم من تحديد الصورة بوصفات مختلفة عن صورة أخرى. سنقدم في هذا الفصل معلومات أساسية للأسس الرئيسية التي سيعتمد عليها البحث. سيتم تقديم وصف دقيق لخصائص الوصفات مع توصيفها. تنقسم واصفات الصورة إلى فئتين رئيسيتين هما واصفات الصورة المحلية، وواصفات الصورة العامة. على سبيل المثال، يتم استخدام الوصفات العامة لوصف الصورة بأكملها وكأنها غرض واحد، في حين يتم استخدام الوصفات المحلية لوصف نقطة ما من الصورة وبالتالي فهي أكثر فعالية تجاه تغييرات الصورة [5].

2.2 واصفات الصورة الرقمية:

• تعريف الوصفات:

كي نتمكن من فهم الوصفات؛ ما علينا سوى تخيل لعبة تركيب الصورة المبعثرة إذ نحتاج إلى جميع القطع الصغيرة حتى تتشكل الصورة الكاملة. إذ أنّ الآلية تتمحور حول ماهية الأنماط أو الوصفات التي يمكن من خلالها التتبع والمقارنة. بالنظر بعمق إلى الصورة في الشكل (2) كمثال والتخيل أنها مقسمة إلى أجزاء أو قطع صغيرة وأننا نريد تركيبها للحصول على الأصل. سنلاحظ التالي:

✓ القطعتان A,B عبارة عن أسطح مستوية تنتشر على مناطق كثيرة من الصورة لذلك

من الصعب العثور عليهما في مكان محدد منها.

✓ القطعتان C,D تمثلان حواف الصورة ويمكن إيجادها بشكل تقريبي ولكن أن نجدها في

مكانها المحدد فهو صعب نوعاً ما لأنها توجد على طول الحواف الأربعة.

✓ القطعتان E,F تمثلان زوايا الصورة ويمكن العثور عليها بسهولة لأنه مهما تم تحريكها

فستبدو مختلفة.

لنتوصل إلى أن الحواف أفضل من الأسطح المستوية ولكنها غير كافية لتشكيل الصورة، أما الزوايا فتعد ميزة جيدة مقارنة بالحواف والأسطح المستوية [6].



الشكل 1: مثال عن تعريف الوصفات

الوصفات: تستخدم لإعطاء تمثيل مختزل للصورة بأكملها أو لأجزاء منها. نقوم بتخفيض أبعاد الصورة عن طريق استخلاص الوصفات الأساسية، ثم تجميع هذه الوصفات في شعاع يعبر عن أهم نقاط الصورة [7].

2.3 أنواع الوصفات الرقمية:

في معالجة الصورة، نحتاج إلى تمثيل الصورة من خلال ما يتم استخلاصه من واصفات. الصورة الأولية تكون مثالية للعين البشرية لاستخلاص كافة المعلومات منها؛ بينما الوضع مع خوارزميات الحاسب مختلف تماماً.

بشكل عام توجد طريقتان لتمثيل الصور وهما:

الوصافات العامة (global features) والوصافات المحلية (local features).

2.3.1 الوصفات العامة Global features:

يتم من خلالها تمثيل الصورة بمتجه وحيد مميز متعدد الأبعاد، يوصف المعلومات في الصورة بأكملها مثل اللون، أو الشكل، أو النسيج.

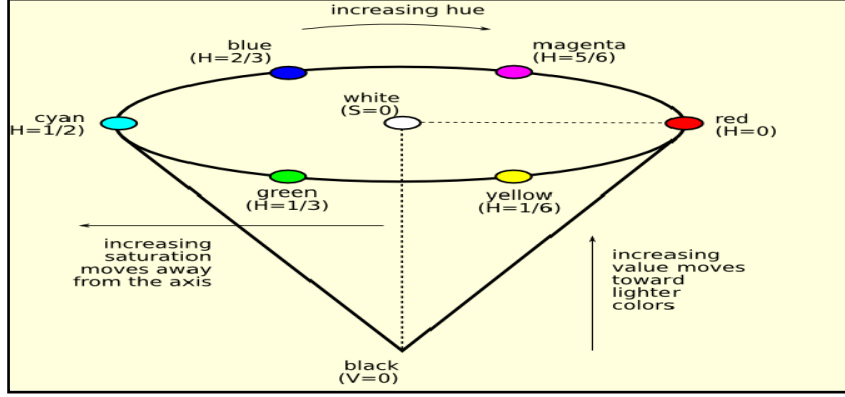
عملياً، يتم استخلاص متجه واحد لكل صورة بعدها يتم مقارنة صورتين من خلال مقارنة المتجهات الخاصة بكل صورة. على سبيل المثال، عندما نريد التمييز بين صور البحر ذات اللون الأزرق، والغابة ذات اللون الأخضر؛ تنتج الوصفات العامة للألوان متجهات مختلفة كلياً لكل فئة من الفئات [5]. يمكن تفسير الوصفات العامة على أنها خاصية معينة للصورة تتضمن جميع وحدات البكسل ذات الحجم الثابت.

المفاهيم الأساسية المتعلقة بحساب الواصفات العامة:

a. الفضاء اللوني HSV:

هو تمثيل ثلاثي الأبعاد لمساحة اللون HSV (Hue, Saturation, Value) يبين الشكل (2)

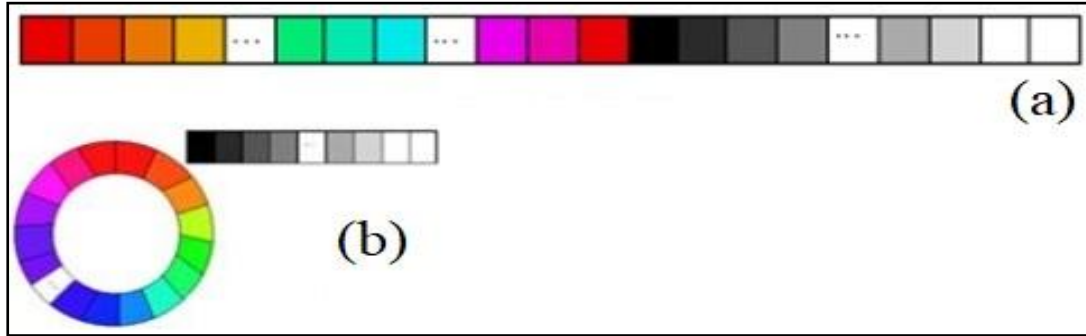
التمثيل المخروطي السداسي عشر لمساحة اللون [8].



الشكل 2: نموذج مخروطي سداسي عشري لمساحة اللون [8].

b. إنشاء المخطط التكراري اللوني Histogram generation :

يستخدم HSV في إنشاء المخطط التكراري اللوني الذي يعبر عن التوزيع اللوني في الصورة. حيث يعتبر المخطط التكراري اللوني متجهاً مميزاً، يحتوي على جزأين: (a) تمثيل كمي لقيم HSV، (b) مجموعة القيم الرمادية كما هو موضح بالشكل (4).



الشكل 3: (a) تمثيل الألوان في الرسم البياني. (b) تمثيل اللون الرمادي خطياً ودائرياً.

c. مقاييس مسافة المخطط التكراري اللوني:

هناك العديد من المقاييس التي يمكن استخدامها لقياس المسافات اعتماداً على تعريف المخطط التكراري اللوني للألوان على أنها مجموعة تشير إلى احتمالية أن تكون البكسلات عناصر الصورة لوناً معيناً، ومن هذه المقاييس Minkowski ومقياس المسافة التربيعية وغيرها [9].

استخدامات الواصفات العامة:

- الأنظمة التي تعتمد التعرف على الأغراض.
- الحاجة لسرعة المعالجة.
- عندما لا تتوفر الذاكرة الكافية لتخزين عدد كبير من الواصفات [5].

2.3.2 الواصفات المحلية Local Features:

تهدف إلى تمثيل الصورة بشكل مميز بناءً على بعض المناطق المميزة فيها. مع ضرورة ثبات المتغيرات الأخرى كالإضاءة، وزاوية الرؤيا. وبالتالي، يتم تمثيل الصورة بأكثر من متجه يصف ما تحتويه الصورة من معلومات [5]. ترتبط بشكل أساسي بتغير خصائص الصورة. هذا وقد تكون الواصفات المحلية نقطة، أو حافة أو، بقعة من الصورة [5,10]. عرف العديد من الباحثين الواصفات المحلية بأنها نمط صورة مختلف عن جوارها المباشر [11]. سنتوسع بدراسة هذا النوع من الواصفات كوننا سنعتمد عليه في بحثنا.

النقطة الرئيسية Key Point:

حافة ممانعة للضجيج والترشيح والإضاءة، يتطلب إيجادها تطبيق مجموعة من المرشحات الغاوصية. أما الواصف فهو توصيف لجوار النقطة الرئيسية عن طريق التوزيع اللوني Histogram وتتركز بشكل كبير على الحواف الممانعة للضجيج وتغير الإضاءة والتقييس. أما عن آلية توصيف النقطة الرئيسية Key Point فهي كالتالي:

- 1- موقع النقطة الرئيسية ضمن الصورة.
 - 2- توصيف مجاورات النقطة الرئيسية.
- هناك مرحلتان للتعرف على النقطة الرئيسية هما:
- حالة الصور ثابتة: لا يوجد فيها أي تغير عندها سيصبح التوصيف عن طريق الموقع في العمود والسطر.
 - حالة الصور غير الثابتة: عندها سيتم البحث عن حواف في الصورة التي لها نفس الجوار.

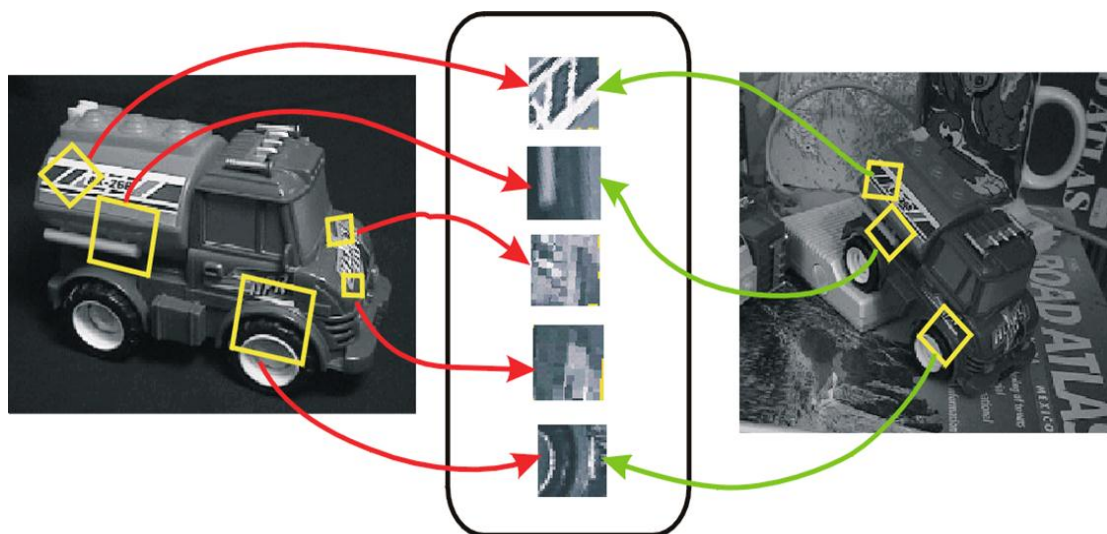
١. أهمية الواصفات المحلية:

تكمُن أهميتها في خاصيتي الاستقرار والتمييزية اللتان تجعلان منها مناسبة لمطابقة الصور، والتعرف على الأغراض.

٢. خصائص الواصفات المحلية [12] :

- التمييزية **Distinctiveness**: يجب أن تميّز الواصفات البنى المختلفة للصورة بحيث تكون للبنى المختلفة واصفات مختلفة وتكون للبنى نفسها الميزة نفسها.
 - التكرارية **Repeatability**: يجب أن يتم الكشف عن الواصفات نفسها في كل صورة لنفس المنظر على الرغم من اختلاف زاوية الرؤيا.
 - المحلية **Locality**: يجب أن تكون الواصفات محلية (تمثّل جزء صغير من الصورة) لتحقيق ممانعة عالية للتشوهات الجزئية التي تحدث على الصورة (اختفاء أو تشوه جزء من الصورة يؤثر على بعض الواصفات بينما تبقى الواصفات الأخرى دون تغيير).
 - الكمية **Quantity**: يجب أن يكون عدد الواصفات كافٍ (العدد يعتمد على التطبيق) حتى لو كان الجسم صغيراً.
 - الدقة **Accuracy**: تحديد موقع الواصفات محلياً بدقة في كل الصور مع الأخذ بعين الاعتبار المقياس.
 - الفعالية **Efficiency**: يجب أن تحقق عملية كشف وتوصيف الواصفات الحدود الحدية لأزمة التطبيق.
 - الثابتية **Invariance**: عدم التغير مع التحويلات الرياضية (التقييس، الدوران، ..) وغيرها.
- تعتبر خاصيتا التمييزية والمحلية متضادتين. تؤدي زيادة المحلية إلى معلومات أقل عن الكثافة والتغيرات حول النقطة الرئيسية وبالتالي تصبح عملية المطابقة أقل دقة. سنعرض بعض الطرق لكشف وتوصيف الواصفات المحلية في الصور لتستخدم في إجراء عملية مطابقة موثوقة بين صور متداخلة مأخوذة من نقاط مختلفة. لإجراء عملية المطابقة بين صورتين نوصّف نافذة حول كل نقطة رئيسية بشعاع في كل من الصورتين ثم نحسب المسافة الأقرب بين كل شعاع موصّف

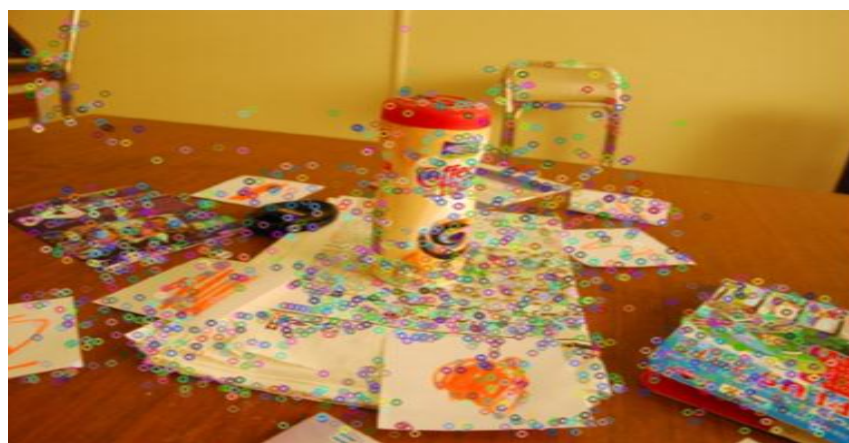
من الصورة الأولى مع الصورة الثانية كما هو موضح في الشكل (5) حتى نتمكن من الحصول على النقاط المتطابقة.



الشكل 4: الواصفات وتوصيفها [13].

III. الإجراءات المطلوبة لاستخدام الواصفات المحلية [14]:

✓ كشف الواصفات: نتعرف على النقاط المميزة (الموقع، المقياس، الاتجاه). كما هو موضح بالشكل (6).



الشكل 5: كشف الواصفات

✓ توصيف الواصفات: توصيف المنطقة حول النقطة بشعاع من الواصفات. انظر الشكل (7).



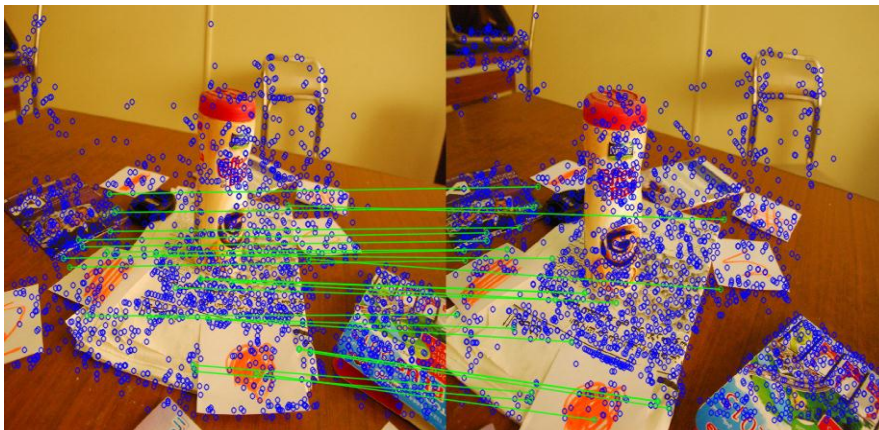
الشكل 6: توصيف الواصفات

✓ مطابقة الواصفات: يحدّد مدى التطابق بين الواصفات من خلال حساب المسافة الأقرب. كما نلاحظ في الشكل (8).



الشكل 7: مطابقة الواصفات

✓ المطابقة بعد الترشيح: تتم من خلال حذف الأزواج التي تحقق مسافة أكبر من قيمة محددة. الشكل (9).



الشكل 8: المطابقة بعد الترشيح

2.4 كواشف الواصفات:

تعتبر عملية كشف الواصفات المرحلة الأولى لتوصيف الواصفات المحلية سنقوم بالبداية بتذكير رياضية لبعض المصطلحات:

• Gaussian Kernel:

هو مزيج خطي من المشتقات الثنائية يتم الحصول على تمثيل مساحة مقياس الصورة عن طريق تجميع الصورة بمقياس غوسي متغير $G(x, y, \sigma)$ [9]. كما هو موضح بالعلاقات التالية:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{\sigma^2}\right) \dots \dots \dots (3.1)$$

$$I_G(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \dots \dots \dots (3.2)$$

$$I_x = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial x} * I(x, y) \dots \dots \dots (3.3)$$

$$I_y = \frac{\partial G(x, y, \sigma)}{\partial y} * I(x, y) \dots \dots \dots (3.4)$$

$$I_{xx} = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x^2} * I(x, y) \dots \dots \dots (3.5)$$

$$I_{yy} = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial y^2} * I(x, y) \dots \dots \dots (3.6)$$

$$I_{xy} = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x \partial y} * I(x, y) \dots \dots \dots (3.7)$$

• Laplacian:

$$\nabla^2 I(x, y) = I_{xx} + I_{yy} \dots \dots \dots (3.8)$$

2.4.1 كاشف Hessian:

يبحث هذا الكاشف عن المواقع التي تكون فيها قيمة المشتقات كبيرة، حيث يعتمد على مصفوفة الاشتقاق من الدرجة الثانية [5] والتي تسمى **Hessian**.

$$H(x, \sigma) = \begin{pmatrix} I_{xx}(X, \sigma) & I_{xy}(X, \sigma) \\ I_{yx}(X, \sigma) & I_{yy}(X, \sigma) \end{pmatrix} \dots \dots \dots (3.9)$$

حيث موقع البكسل $X(x, y)$ المقياس σ

يحسب هذا الكاشف مصفوفة المشتقات عند كل نقطة ثم يبحث عن النقط التي يكون فيه المحدد أعظمي:

$$\det(H) = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2 \dots \dots \dots (3.10)$$

تكون استجابة هذا الكاشف فعالة بشكل أساسي للزوايا والتغيرات المفاجئة في نسيج الصورة.

2.4.2 كاشف هاريس Harris:

يعرف كاشف هاريس النقاط الرئيسية على أنها النقاط التي يكون ناتج تابع المطابقة لنافذة متمركزة في هذه النقطة مع نفس النافذة مزاحة في الاتجاهين كبير. هذه النقاط تتوافق عملياً مع البنى التي لها شكل زاوية. وفق التعريف السابق فإن كاشف هاريس [5] يكافئ البحث عن نقاط الصورة التي تكون مصفوفة العزوم حولها من الدرجة الثانية تملك قيمتين ذاتيتين كبيرتين:

$$E(u, v) = \sum_{x,y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \dots \dots \dots (3, 11)$$

$$E(u, v) = \sum_{x,y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \dots \dots \dots (3, 12)$$

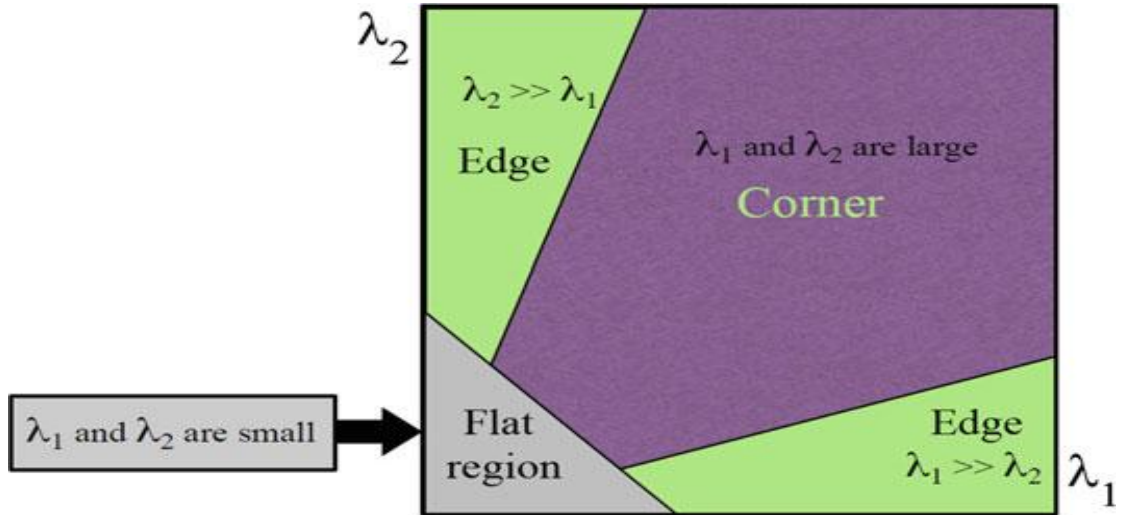
$$E(u, v) \approx [u \ v] \left(\sum_{x,y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_y I_x & I_y^2 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3, 13)$$

إزاحة المحور x ، إزاحة المحور u

التغير في الكثافة من أجل إزاحة (u, v) $E(u, v)$

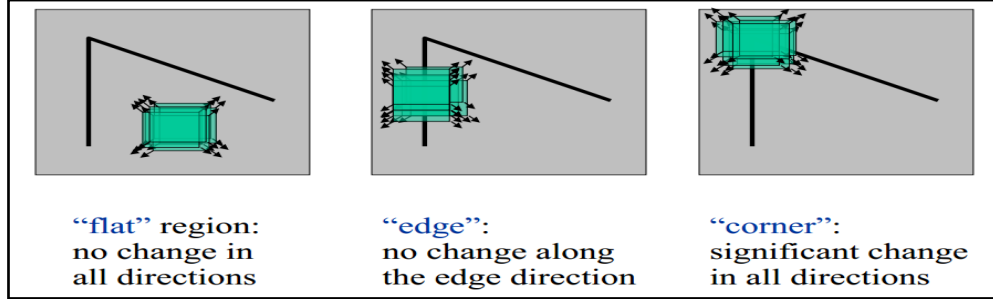
هذا وتعرف $M(x, y)$ بأنها مصفوفة الارتباط الذاتي التي يتم على أساسها تصنيف نقاط الصورة كما هو موضح بالشكل (10).

$$M(x, y) = \sum_{x,y} w(x, y) * \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x I_y(x, y) \\ I_y I_x(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3, 14)$$



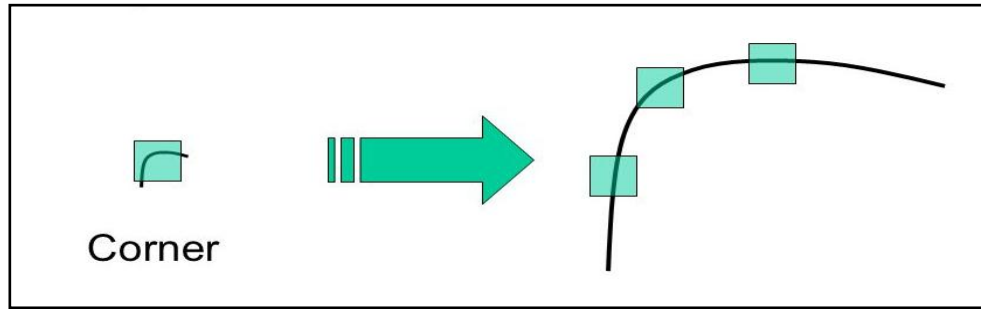
الشكل 9: تصنيف نقاط الصورة على أساس مصفوفة الارتباط الذاتي. [5]

تصنف الوصفة كزاوية في حال كانت كلتا القيمتين الذاتيتين كبيرة بينما تصنف كحافة في حال كانت أحدهما كبيرة، أما إذا كانت القيمتين الذاتيتين صغيرتين تصبح الوصفة ملساء ولا تعطي معلومات مميزة كما هو موضح في الشكل (11).



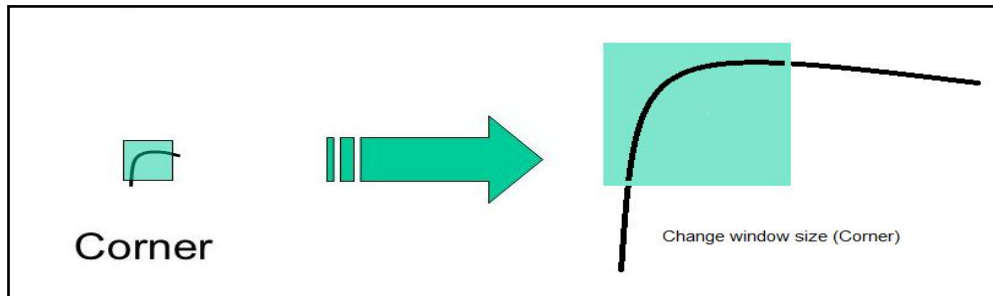
الشكل 10: الوصفة كحافة أو زاوية أو ملساء.

إحدى مساوئ كاشف هاريس أنه متغير مع تغير المقياس، كون حجم النافذة لا يتغير مع تغير المقياس. وبما أن حجم النافذة لا يتغير مع تغير المقياس فيمكن التعرف على الزاوية بعد تغير المقياس كحافة كما هو موضح بالشكل (12).



الشكل 11: تغير المقياس.

ولحل مشكلة تغير المقياس لابد من تغيير حجم النافذة اعتماداً على المقياس كما هو موضح بالشكل (13).



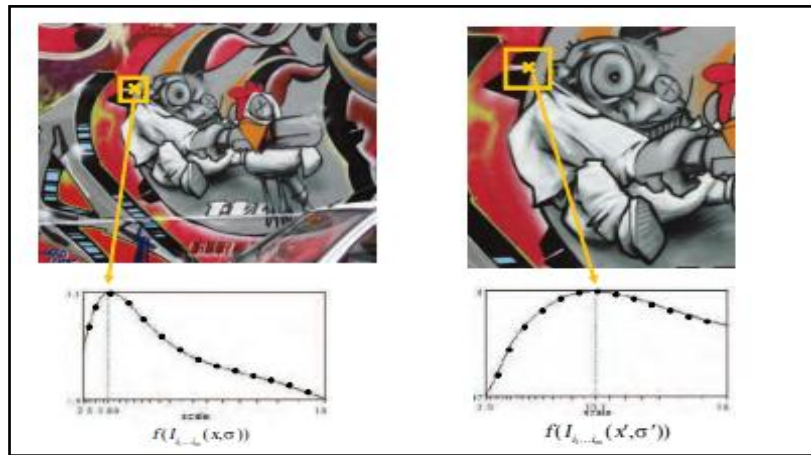
الشكل 12: تغيير حجم النافذة مع المقياس.

2.4.3 كاشف اللابلاسيان الغوسي LOG:

تتمتع الكواشف السابقة والمستخدم في عملية الكشف عن النقاط الرئيسية بخاصية الثابتية فقط من أجل تغيرات صغيرة في المقياس كونها تعتمد على المشتقات الغوسية عند مقياس σ محدد إذ إنه من الطبيعي عند تغيير المقياس بشكل كبير أن تتغير الواصفات المستخلصة من الصورة بالطرق السابقة. لذلك نحتاج في تطبيقات كثيرة وخاصة تطبيقات التعرف على الأشكال إلى خوارزميات وطرق أخرى لا تتغير مع المقياس [6,5].

✓ الاختيار الآلي للمقياس automatic scale selection:

تمت دراسة خاصية المقياس من قبل Lindeberg, 1998، وذلك بإيجاد القيمة العظمى لفضاء المقياس عن طريق تطبيق المرشح الغاوسي بقيم مختلفة. لنفرض أن لدينا صورتين في كل منهما نقطة رئيسية، المطلوب هو تحديد فيما إذا كان جوار النقطة الرئيسية الأولى وجوار النقطة الرئيسية الثانية لهما البنية نفسها؛ علماً أن معامل المقياس بين الصورتين غير معروف. يمكن إنجاز ذلك بتقطيع الصورة إلى $N * N$ لإيجاد أفضل مطابقة. وبما أن هذه الطريقة مكلفة حسابياً لذلك نقوم باستخدام تابع التوقيع **Signature function (SF)** يكون شكل تطبيق التابع **SF** (σ) على نفس المنطقة المميزة في صورتين مختلفتين بالمقياس، في الصورة الأولى مشابه لشكل التابع في الصورة الأخرى، مع تمدد شكل التابع في الحالة الأخرى كما يوضح الشكل (14) فيكون المقياس المناسب لكل صورة هو الموافق للقيمة العظمى لتابع المقياس.



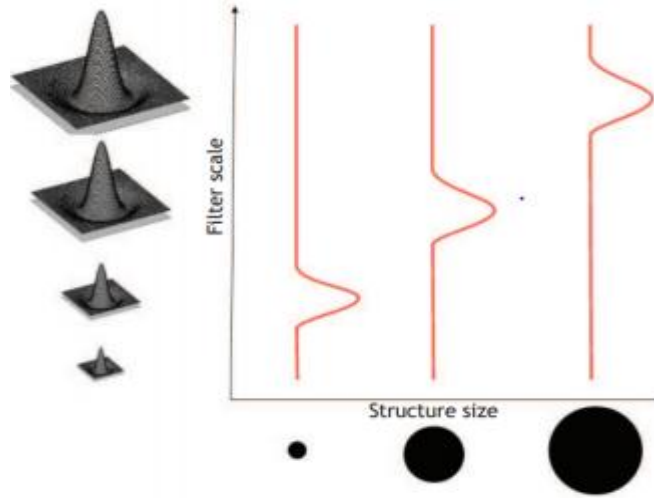
الشكل 13: الاختيار الآلي للمقياس [6].

وبفرض قيمة المقياس في الصورة الأولى σ_1 وفي الصورة الثانية σ_2 فتكون الصورة الأولى ناتجة عن الصورة الثانية بضربها بمقياس $\frac{\sigma_1}{\sigma_2}$. الاختيار الملائم للتابع SF هو التابع التالي:

$$\sigma^2 \nabla^2 G(x, \sigma) \dots \dots \dots (3.15)$$

✓ (scale-normalized) Laplacian-of-Gaussian (LOG)

LOG وهو عبارة عن مرشح ثنائي البعد له مركز دائري ذو قيم موجبة محاط بمنطقة دائرية ذات قيم سالبة. بالتالي تكون استجابة المرشح أعظمية عند المناطق الدائرية ذات القطر المناسب لمقياس المرشح كما يوضح الشكل (15). حيث يبين استخدام التابع في كشف البقع blob وحجم كل منها بتطبيق التابع SF على كل من الدوائر الثلاث، نجد أن استجابة التابع تكون أعظمية عند المقياس المناسب لنصف قطر الدائرة .



الشكل 14: استجابة المرشح (scale-normalized) Laplacian-of-Gaussian (LOG)

$$L(x, y, \sigma) = \sigma^2 \nabla^2 G(X, \sigma) \dots \dots \dots (3.16)$$

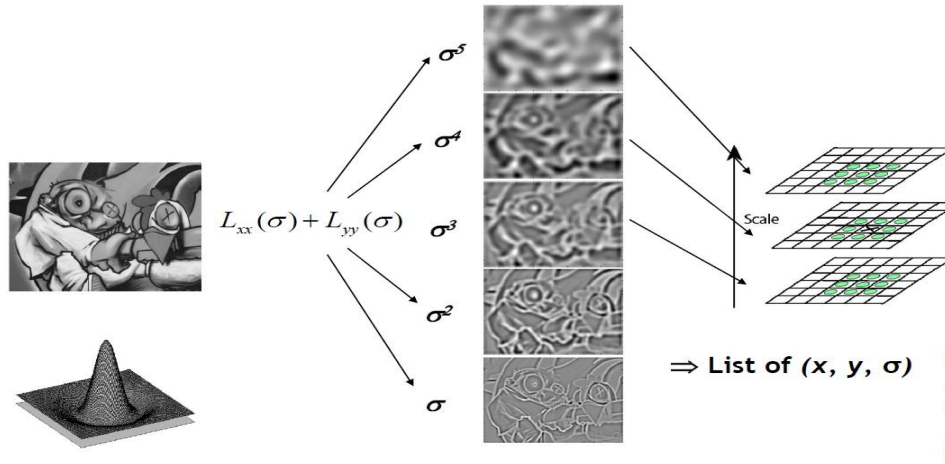
$$= \sigma^2 (I_{xx}(x, y, \sigma) + I_{yy}(x, y, \sigma) \dots \dots \dots (3.17))$$

حيث نبحث عن القيمة العظمى extrema في فضاء المقياسين.

بما أن التابع LOG يأخذ قيمة عظمى عند البقع شبه الدائرية ذات القطر المناسب للمقياس، لذلك عند تطبيقه بمقاييس مختلفة فإن البقع الموجودة ضمن الصورة ستعطي قيمة حدية عند المقياس المناسب، يعتبر مركز البقعة هو موقع النقطة الرئيسية.

يوضح الشكل (16) طريقة كشف النقاط الرئيسية باستخدام LOG حيث يطبق بـ (5) مقاييس مختلفة $\sigma, \sigma^2, \sigma^3, \sigma^4, \sigma^5$ نأخذ بكسل مركزي ونأخذ (26) بكسل مجاور، (8) من نفس الصورة، و (9) من الصورة ذات المقياس الأعلى، (9) من الصورة ذات المقياس الأدنى.

فيصبح لدينا مكعب بـ (3) أبعاد (x, y, s) إذا كان البيكسل المركزي في المكعب يأخذ قيمة محلية عظمى (صغرى أو كبرى) نعتبره نقطة رئيسية ونربط معه المقياس المناسب. [1]



الشكل 15: كاشف LOG [5].

2.4.4 كاشف الفرق الغاوسي DOG:

بما أن تابع اللابلاسيان الغاوسي مكلف حسابياً تم تقريبه باستخدام تابع الفرق الغاوسي من قبل D. Lowe حيث يعطي تابع الفرق الغاوسي بالعلاقة التالية [5]:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \dots \dots \dots (3.18)$$

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \sigma \nabla^2 G \dots \dots \dots (3.19)$$

يعطى التقريب بالعلاقة (معادلة الانتشار الحراري):

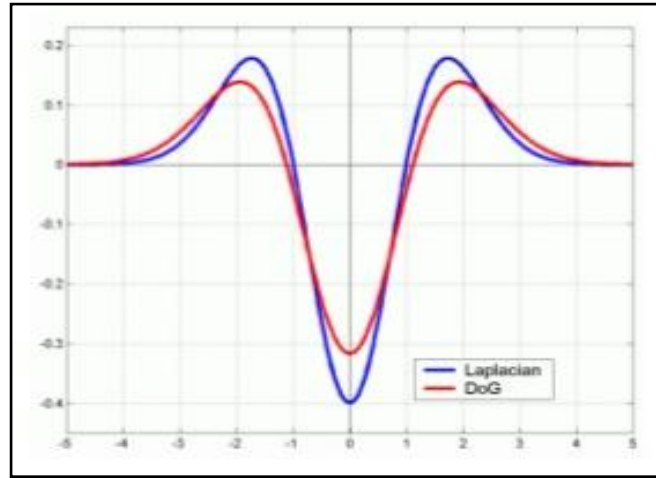
$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{(k-1)\sigma} \approx \sigma \nabla^2 G \dots \dots \dots (3.20)$$

إذاً

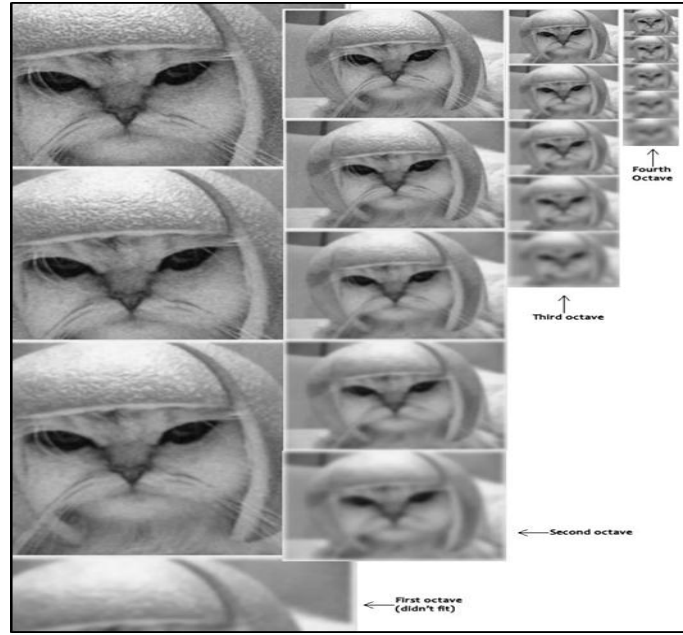
$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma \nabla^2 G \dots \dots \dots (3.21)$$

يختلف تابع الفرق الغوسي عن تابع اللابلاسيان بمعامل ثابت σ^2 يجب أن يكون المعامل $1 - k$ ثابتاً على فضاء المقياس. نطبق المرشح الغوسي على الصورة بتشتت σ ونطبق المرشح الغوسي بتشتت $k\sigma$ على نفس الصورة، ثم نطرح الصورتين ونرسم النتيجة مع تابع اللابلاسيان الغوسي فنحصل على الشكل (16) حيث نلاحظ أن تابع DOG تقريب جيد لتابع LOG لبناء الفضاء كما هو موضّح بالشكل (17).

مقياس الصورة نأخذ الصورة الأصلية ونولد منها عدة صور بمقاييس مختلفة (4 أوكتاف يختلف كل أوكتاف عن السابق بالأبعاد) Resolution بتقسيم أبعاد الصورة على 2 بالنسبة للبعدين (أي دمج كل بكسلين من السطر والعمود)، في كل مقياس نطبق التابع الغوسي بقيم متزايدة للتشتت (5 قيم) فنحصل على 4*5 صورة كما هو مبين بالشكل 10 إذا أردنا تقسيم كل أوكتاف في فضاء المقاييس إلى S مجال وبحيث يتم مضاعفة المقياس σ كل أوكتاف. في حالتنا لدينا أربع صور لتابع الفرق الغوسي وبالتالي لدينا مجالين أي يجب أن تكون [1,35,23] : $k = 2^{\frac{1}{s}} = \sqrt[5]{2}$.



الشكل 16: تقريب التابع الغاوسي [15].

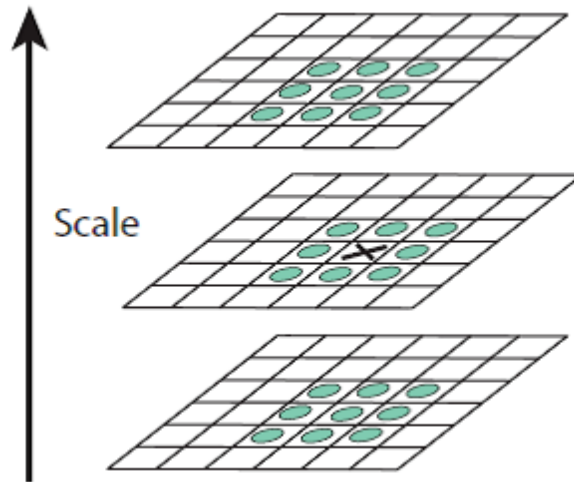


الشكل 17: بناء فضاء المقياس [15,12]

يجب توليد $s + 3$ صورة ضبابية ($blur$) في كل أوكتاف ليكون لدينا S مجال.

لإيجاد النقطة الرئيسية، نأخذ أي نقطة تحقق قيمتها أكبر (أصغر) من جميع النقاط 26 المحيطة بها؛ أي النقاط الثمانية المحيطة بها في نفس المستوى والنقاط التسعة في كل من المستوى الأعلى والأدنى. كما هو واضح بالشكل (19) لتحديد مواقع الواصفات المحلية بدقة، نقوم بإعادة تحديد مواقع النهايات الحديثة. يتم في هذه الخطوة تقدير مواقع النهايات الحديثة عن طريق التابع التالي

$$D(x, y, \sigma) \text{ (DOG) } [5,12,15].$$



الشكل 18: إيجاد النهايات الحديثة [12].

(DOG) يستخدم منشور تايلور من الدرجة الثانية في جوار النقطة الرئيسية.

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \dots \dots \dots (3.22)$$

حيث $X(x, y, \sigma)^T$ تعبر عن مقدار الانزياح بحل المعادلة التالية نتمكن من تقدير النهاية الحديثة.

$$\frac{\partial D}{\partial X} = 0 \dots \dots \dots (3.23)$$

سيعطى موقع النهاية الحديثة $\hat{x}$ بالعلاقة التالية:

$$\hat{x} = - \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial D}{\partial X} \dots \dots \dots (3.24)$$

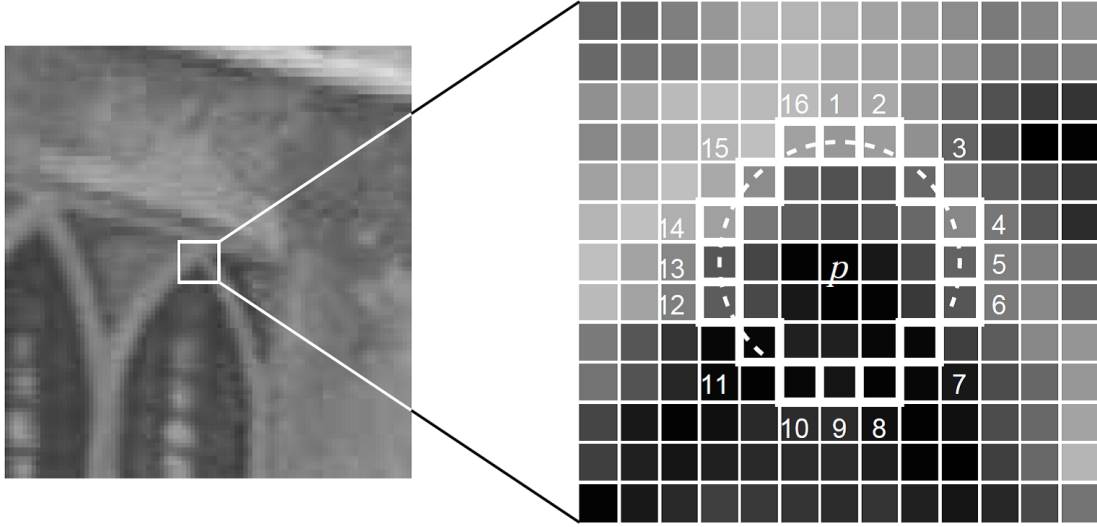
إذا كانت $\hat{x} \geq 0.5$ في اتجاه فهذا يعني أن النقطة الرئيسية تقع أقرب إلى النقطة الثانية. يضاف المقدار $\hat{x}$ إلى موقع النقطة الرئيسية [17, 5].

2.4.5 كاشف السمات FAST :

أحد أهم ميزات كاشف السمات FAST هو سرعة إيجاد النقاط الرئيسية لذلك يعد مناسب لتطبيقات الزمن الحقيقي بالإضافة لعددها الكبير. لإيجاد النقطة الرئيسية نتبع الخطوات التالية [17,5] :

1. نختار بكسل p في الصورة ولتكن كثافته I_p .
2. نختار عتبة T بحيث يكون كثافة 20 بالمئة من البكسلات تحت الاختبار أصغر من العتبة.
3. نأخذ 16 بكسل حول p على محيط دائرة Bradenham بنصف قطر (3) كما هو مبين بالشكل (20).
4. إذا وجد (12) بكسل متصل من 16 كثافتها أكبر (أصغر) من كثافة البيكسل p بالإضافة إلى العتبة عندئذ نعتبر البيكسل p نقطة رئيسية.
5. لتسريع العملية نقارن قيمة البيكسل p مع البكسلات (1,5,9,13) فإذا كانت كثافة ثلاثة منها تحقق أكبر (أصغر) من كثافة البيكسل p بالإضافة للعتبة عندها يمكن أن تكون نقطة رئيسية وإلا p ليس نقطة رئيسية.
6. نقارن كثافة p مع باقي البكسلات.

7. نكرر العملية على كامل بكسلات الصورة.



الشكل 19: البكسلات 16 حول النقطة الرئيسية [5].

2.4.6 كاشف BRISK:

تعتبر من الكواشف الثنائية السريعة. يكمن السر في سرعته كونه يعتمد على طريقة جديدة في إيجاد فضاء المقياس بالاعتماد على كاشف FAST بالإضافة إلى مقارنة الشدات الضوئية للعينات المكشوفة لمجاورات كل نقطة رئيسية. [18,5].

2.4.7 كاشف MSER (Maximally Stable Extremal Regions):

تعتمد فكرته على أخذ المناطق التي تبقى تقريباً نفسها عند تغير مجال عريض من العتبات. نتبع الخطوات التالية في استخراج النقطة الرئيسية:

- ✓ مسح العتبة للكثافة الضوئية من الأسود إلى الأبيض.
- ✓ استخراج الأجسام المتصلة (المناطق الحدية).
- ✓ إيجاد العتبة للمنطقة الحدية ذات الاستقرار الأعظمي والأصغري للنمو النسبي لمربعاتها.

2.4.8 كاشف STAR:

هو كاشف مشتق من خوارزمية CenSurE (Center Surrounded Extrema) لمعلومات أكثر يمكن مراجعة المقال [19].

2.5 تجزئة الصور:

تعد تجزئة الصورة عملية مهمة لاستعادة الصور شبه المكررة Near-Duplicate Image Retrieval وهذه الفكرة الرئيسية المقترحة في بحثنا. نظراً لأن الصور تعتبر من أهم وسائل توفير المعلومات في أنظمة الحاسوب فإنه من الضروري أن نحصل على تقنيات تساعدنا في استخراج المعلومات الهامة والمطلوبة من الصورة. لتجزئة الصورة أهمية في تحليل الصورة إذ إنه من الصعب جداً معالجة الصورة بأكملها بشكل مباشر، تصفية الصور الصاخبة، والتطبيقات الطبية (كقياس حجم الأنسجة) [21,20] من أهم تطبيقات تجزئة الصورة تحديد موقع الأغراض في الصورة (طرق، غابات، أشخاص، وغيرها)، والتعرف على الوجوه، والتعرف على بصمات الأصابع [22] الخ، يعتمد اختيار تقنية التجزئة ومستوى التجزئة على نوع الصورة والمشكلة التي يتم النظر بها. يمكننا تعريف تجزئة الصورة على أنها تقسيم الصورة إلى عدة أجزاء (شرائح) وبالتالي تغيير في تمثيل الصورة إلى نموذج أسهل للتحليل والمعالجة كي يتم الحصول على المعلومات المطلوبة. تم تطوير خوارزميات وتقنيات متعددة الأغراض لاستخدامها في تجزئة الصور، سنتحدث في هذا الفقرة عن تجزئة الصورة وبعض تقنياتها المتعددة.

2.5.1 تقنيات التجزئة:

لا توجد طريقة عامة يمكن اعتبارها مناسبة للتطبيقات المختلفة [22] ، كما أن اختيار تقنية مناسبة لنوع معين من الصور يعد مشكلة صعبة بحد ذاتها. يتم في هذه الفقرة الإضاءة على بعض تقنيات التجزئة المستخدمة حالياً في استعادة الصور.

تقسم تقنيات تجزئة الصورة الأكثر شيوعاً وفق التالي:

- التجزئة القائمة على العتبة.
- التجزئة القائمة على الحافة.
- التجزئة القائمة على المنطقة.

a. التجزئة القائمة على العتبة:

يمكن اعتبارها التقنية الأكثر استخداماً في تجزئة الصور، بشكل عام تعتبر عملية العتبة إعادة لتعيين القيم الرمادية. توضح العلاقة التالية نموذج بسيط لإعادة تعيين صورة ذات قيمة رمادية إلى صورة ثنائية:

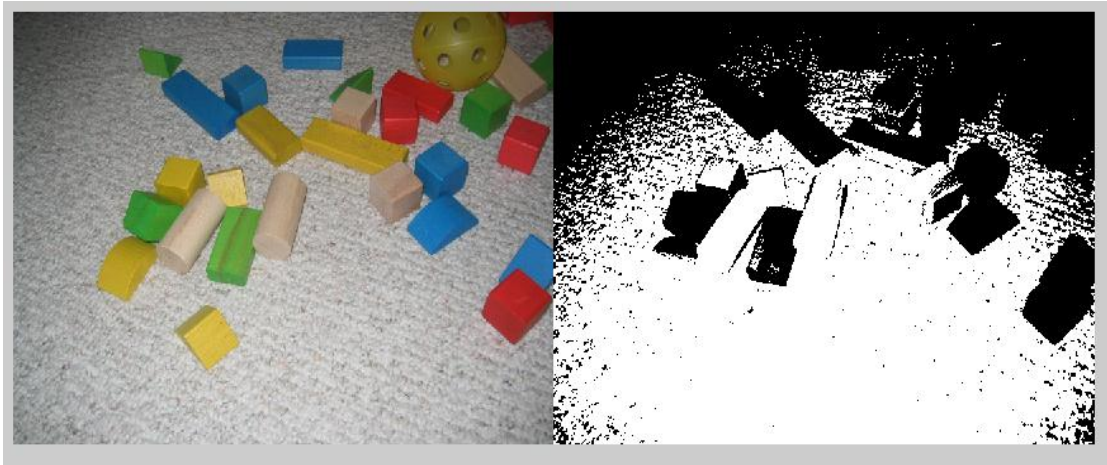
$$f(v) = \begin{cases} 0 & \text{if } v < t \\ 1 & \text{if } v \geq t \end{cases} \dots\dots\dots(3.25)$$

حيث يمثل v قيمة رمادية والقيمة t تمثل قيمة العتبة، من الجيد أن تحتوي الصورة على أغراض ذات سطوع منفصل كلياً عن الخلفية الداكنة. توجد العديد من الطرق التي تحدد قيمة العتبة المناسبة لتجزئة الصورة. في كثير من الحالات يتم اختيار t يدوياً عن طريق التأكد من القيمة التي تعمل بشكل جيد في تحديد الأغراض ذات الأهمية.

يعد الهيستوغرام أداة مفيدة للحصول على قيمة عتبة مناسبة تلقائياً. ومثال على ذلك طريقة Otsu المستخدمة في برنامج MATLAB من خلال تنفيذ الأمر التالي:

ThresholdValue = graythresh(GrayIm);

في الشكل (21) مثال عملي:

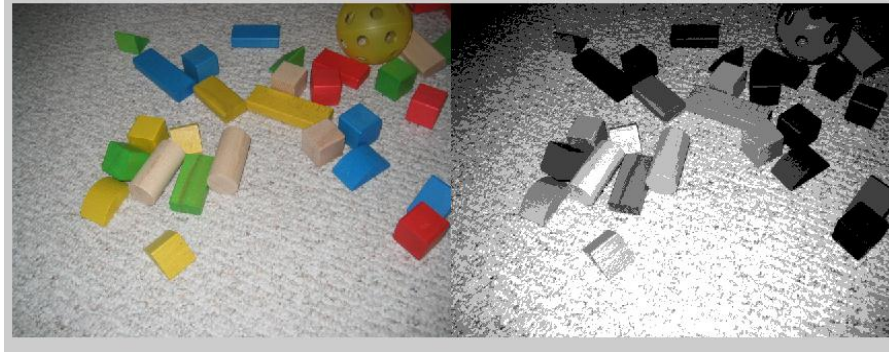


الشكل 20: تجزئة الصورة باستخدام طريقة العتبة الرمادية.

طريقة العمل مشروحة في [26,25]. ملاحظة يمكن دمج بعض الأغراض مع بعضها في الخلفية، هذه الطريقة مفيدة في حالة الصور التي تكون فيها الأغراض والخلفية متباعدة، وذات قيم سطوع مختلفة كأن تكون الخلفية داكنة، والأغراض ذات سطوع عالي.

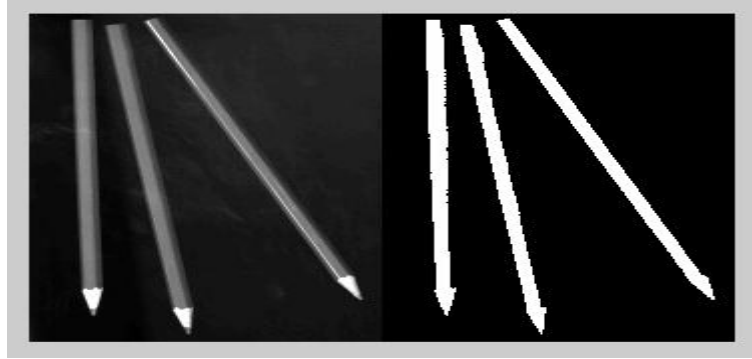
✓ العتبات المتعددة:

عندما يمكن تمييز العديد من الأغراض المرغوبة في صورة ما بقيمتها الرمادية، يمكن تمديد تجزئة العتبة باستخدام العتبات المتعددة. في الشكل (22) مثال يوضح استخدام دالة Multitrees التي تعتمد طريقة Otsu متعددة العتبات، [24,25].



شكل 21: تجزئة الصورة باستخدام طريقة العتبات المتعددة.

مشكلة هذه الطريقة أن قيم الخلفية تتدرج على نطاق واسع من الأبيض إلى الأسود بشكل لا يمكن تمييزه تلقائياً إضافة لذلك؛ فإن بعض الأغراض يكون لها نفس اللون في الخلفية. المثال التالي يوضح كيف يمكن للتجزئة القائمة على العتبة أن تكون مفيدة. في الشكل (23) لدينا ثلاثة أقلام رصاص وباستخدام نفس العتبة كما الحال في الشكل (21) سنحصل على نتيجة جيدة.



الشكل 22: تجزئة عتبة الصورة.

يمكننا ملاحظة أنه من الممكن التعرف على ثلاثة أقلام رصاص في الصورة، لكن في الصور المعقدة التي تحتوي على أغراض بألوان مختلفة السطوع والإضاءة فإن الطريقة تصبح ضعيفة للغاية.

b. التجزئة القائمة على الحافة:

تعتمد هذه الطريقة على اكتشاف حدود الأغراض في الصورة، بحيث يمكن تحقيق تجزئة الصورة إلى أغراض منفصلة عن طريق إيجاد حواف تلك الأغراض [26]. نموذج التجزئة باستخدام الحواف يتكون من ثلاث خطوات:

- الحصول على الحواف.
- معالجة صورة الحافة بحيث تبقى حدود الأغراض المغلقة فقط.

- الحصول على صورة مجزأة عن طريق ملئ حدود الأغراض.
- صعوبة الخطوة الثانية تكمن في تحويل صورة الحافة إلى حدود مغلقة والذي يتطلب ما يلي:
- إزالة الحواف التي يتسبب بها الضجيج.
- ربط أجزاء الحافة التي تشكل غرضاً واحداً.

c. التجزئة القائمة على المنطقة:

- تشمل طريقة التجزئة القائمة على المنطقة على معالجتين أساسيتين فقط: التجزئة والدمج فقط، بينما الطرق الأخرى تستخدم واحدة فقط منهما [26].
- الشكل الأساسي لتجزئة الصورة باستخدام الدمج هو:
- الحصول على تجزئة أولية أو أكثر من الصورة.
 - دمج الأجزاء المتجاورة والمتشابهة في بعض الجوانب كي تكون شرائح منفردة.
 - الانتقال للخطوة الثانية حتى لا تبقى أي شريحة بحاجة لدمج.
- الشكل الأساسي لتجزئة الصورة باستخدام التقسيم هو:
- الحصول على تجزئة أولية من الصورة.
 - تجزئة كل قطعة غير متجانسة.
 - الانتقال للخطوة الثانية لكي تكون جميع الأجزاء متجانسة.

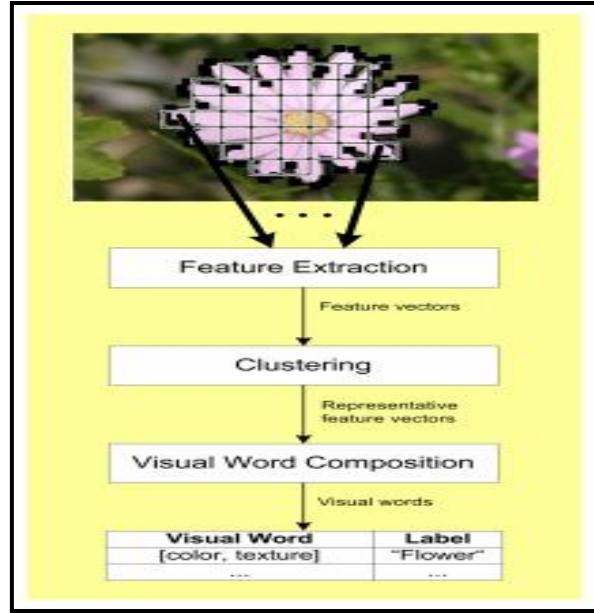
d. تجزئة الصورة القائمة على الشبكة:

تجزئة صورة الشبكة هو نوع بسيط من التجزئة يعتمد على تجزئة الصورة إلى أجزاء متساوية الحجم. هذا النوع من التجزئة مستخدم في بعض التطبيقات مثل التعليق التلقائي للصورة [23].

يهدف هذا النوع من الأنظمة إلى ربط المناطق الهامة في الصورة بتسمية ما.

تحدد العديد من الأنظمة ما إذا كان الغرض ذو فائدة وأهمية وذلك بشكل يدوي، إلى جانب تجزئة الغرض إلى مناطق فرعية، هذه الطريقة غير مجدية إضافة إلى أنها تستغرق وقتاً طويلاً.

لذلك فإن الأساليب الحديثة تقوم على التجزئة التلقائية [23]. لتقليل الوقت وتسمية الأغراض ذات الأهمية في الصورة، يتم تجزئة الغرض إلى مربعات متساوية الحجم (Grid Segmentation)، ومن ثم يقوم المستخدم بإدخال الكلمات التي تصف أجزاء الغرض وذلك كما هو موضح في الشكل (26).



الشكل 23: التجزئة التلقائية للصورة [23].

2.6 الخلاصة:

في هذا الفصل، قدمنا مفاهيم نظرية أساسية تتعلق بمجال معالجة الصور، والأفكار كانت حول واصفات الصور المحلية والعامة، والفرق بين النوعين والذي يلخص، بأن الوصفات العامة تستخدم لوصف الصورة بأكملها وليس منطقة معينة بداخلها، بينما الوصفات المحلية تستخدم لوصف محتوى الصورة لأنها تتكون من عدد من الصور الفرعية.

من أجل كشف الوصفات المحلية، توجد عدة أنواع من الكواشف ولكل منها خصائصه المميزة. لكن الكشف عن موقع الوصفات المحلية لا يكفي لإجراء عملية المطابقة بين صورتين، لذلك نحتاج إلى وصف المنطقة المحلية بالنقاط الرئيسية وذلك باستخدام خصائص الوصفات المحلية. كما تم تقديم فكرة عامة عن تقنيات تجزئة الصورة، ولاحظنا أنه لا توجد طريقة تجزئة عامة وتناسب مع كافة تطبيقات معالجة الصورة. إضافة إلى ذلك يمكن تطبيق كل طريقة في بعض التطبيقات فقط دون غيرها. بتعبير آخر، جميع طرق التجزئة السابقة مكلفة حسابياً وزمنياً.

الفصل الثالث

الدراسات المرجعية

3.1 الدراسة الأولى:

Image of Ship Target Matching Algorithm Based on PCA-SIFT in the Complicated Environments with Noise:

تم في هذا المقال اقتراح خوارزمية لمطابقة نقطة رئيسية لصورة سفينة بالاستناد الى تحليل المكون الرئيسي وخوارزمية تحويل الواصفات الثابتة (PCA-SIFT). حيث يتم إضافة الصور من المصدر الأساسي مع ضجيج من نوع Gauss، والضجيج الناتج عن الاندفاع لتوليد الصور المطلوب مطابقتها. تظهر النتائج التجريبية أنه يمكن لخوارزمية PCA-SIFT أن تقلل بشكل فعال عدد النقاط المميزة اللازمة للمطابقة، والسرعة في المطابقة، والدقة العالية في الاستقرار الجيد خاصة في البيئات ذات الضجيج المتعدد. والنتيجة إمكانية استخدام الخوارزمية المقترحة لمطابقة هدف السفينة وعينة السفينة للتعرف عليها لكي نتمكن من التعرف على هدف السفينة من خلال مطابقة الصور، إضافة الى دقة الخوارزمية وسرعتها، ومثانتها [27].

3.2 الدراسة الثانية:

Content Based Image Retrieval Using Wavelet Transform:

يعد استعادة الصور بناءً على المحتوى تقنية للبحث عن الصور في قواعد المعطيات الكبيرة جداً وذلك وفقاً لطلب المستخدم. يقترح المقال طريقة محسنة للسيطرة على التشابه في CBIR نظراً لوجود قيود كثيرة تتعلق في دقة الصورة المستعادة، وذلك باعتماد طريقة التحويل المويجي المنفصلة DWT والشبكة التلافيفية CNN.

النظام المقترح في المقال يتألف من استخراج الواصفات واستعادة الصور ومطابقة الصور والتعليقات ذات الصلة. نستنتج من البحث أن الخوارزميتان CNN (Convolution Neural Network) و DWT (Discrete Wavelet Transform) لديهما قدرة على الأداء بكفاءة عالية من حيث متوسط الدقة والاستعادة والعمل على تقليل وقت الحساب وزيادة فعالية المستخدم. [28]

3.3 الدراسة الثالثة:

Copy-Move Detection of Image Forgery by using DWT and SIFT Methodologies:

يرتبط مفهوم ال Copy-Move بالتزييف بشكل أساسي وذلك إما بتكرار منطقة ما من الصورة، أو عن طريق لصق جزء معين من صورة ما على صورة أخرى، وقد تم استخدام العديد من التقنيات لاكتشاف هذا النوع من التزييف والتلاعب بالصور.

تم في هذا المقال اقتراح طريقة للكشف عن Copy Move Forgery. الطريقة تعتمد على كل من خوارزميتي تحويل الموجات المنفصلة (DWT) لاكتشاف المناطق المكررة وتحليل الصورة على أربعة أجزاء ومن ثم تطبيق أسلوب تحويل الوصفة المتغيرة الحجم (SIFT) لاستخراج الوصفات الرئيسية للصورة ومطابقتها باستخدام (مطابقة الكتلة البينية) inter block match وذلك لزيادة متانة ودقة اكتشاف Copy Move Forgery. وقد أظهرت المحاكاة أن المزج بين الخوارزميتين المقترحتين يحسن أداء الكشف مقارنة مع استخدام (DCT) فقط. وأنه عند زيادة عدد النقاط المستخرجة من DWT سيظهر نتائج أفضل للكشف من حيث الدقة، وزمن الحساب المستغرق [29].

3.4 الدراسة الرابعة:

A Review of Passive Image Cloning Detection Approaches:

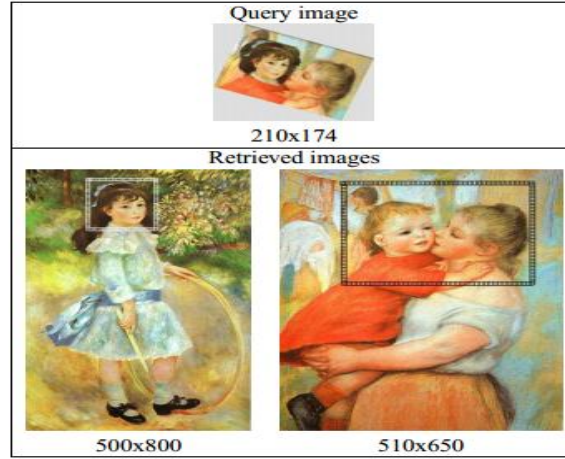
يتم التلاعب في الصور في وقتنا الحاضر بهدف إخفاء معلومات الصورة أو لإخفاء كائن ما فيها وغيرها الكثير من الأهداف، فيصعب الوثوق بالصور ففي العديد من التطبيقات خاصة الهامة منها كالطب الشرعي أو صور الاتصالات الفضائية وغيرها.

في هذا المقال تم تقديم العديد من الطرق المعتمدة في الكشف عن استتساخ الصور ولوحظ أن بعض الخوارزميات المعتمدة غير قادرة على كشف المنطقة المستنسخة وبعضها يكتشفها لكن التعقيد الكبير في الإجرائية والوقت الكبير الذي تستغرقه. بعضها الآخر يفشل في الكشف بسبب عمليات ما بعد المعالجة المختلفة [30].

3.5 الدراسة الخامسة:

PCA-SIFT Algorithm:

يستخدم هذا النوع من الخوارزميات للعثور على انتهاكات حقوق الطباعة والنشر واكتشاف الصور المزيفة. الدراسة تعتمد على خوارزمية PCA-SIFT لمقارنة الصورة والتجزئة الحساسة للنقاط الموضوعية لفهرسة واصفات النقاط الرئيسية المستخرجة باستخدام خوارزمية SIFT إذ يمكن أن يكون الإدخال جزءاً صغيراً ومقصوداً وكبير الحجم وقد يكون هناك دوران في الصورة كما هو موضح بالشكل (25).



الشكل 24: مثال على استعادة الصور الفرعية المطبقة على كشف التزييف [31].

من الشكل (25) نلاحظ أن النظام قد قام باستعادة صورتين كصورة أصلية وأن صورة الاستعلام هي الصورة المزيفة. نقطة الضعف في هذه الطريقة هي أن النظام يعتمد على استخراج النقاط الرئيسية باستخدام خوارزمية SIFT لكن Key-Points لا يتم توزيعها على الصورة بأكملها، وإذا كانت صورة الاستعلام صورة فرعية لا تحتوي على key-points فإن النظام سيعطي نتائج مختلفة. [31]

3.6 الدراسة السادسة:

Content-based Image Retrieval System (CIRS):

يتعلق البحث باستعادة الصور الفرعية إذ إن صورة الاستعلام هي جزء من الصورة الأصلية في قاعدة المعطيات. تعتمد الطريقة على استخدام SURF(detector/descriptor) ، للكشف عن الوصفات واستخراجها إضافة لتجميع الوصفات (Visual words) في المستندات التي تنشئ قاموساً مرئياً باستخدام طريقة K-means. الشكل (26) يوضح أن صورة الاستعلام هي جزء من الصورة الأولى التي تحتوي على علامة توقف فقط [32] .



الشكل 25: التوقف عن الاستعلام [32] .

هذا النوع من الطرق يعتمد على استخراج **key-points** باستخدام خوارزمية SURF ، ولكون النقاط الرئيسية لا تتوزع على الصورة بأكملها إلى جانب هذه الطريقة تتطلب مواصفات حاسوبية عالية لبناء قاعدة المعطيات مثلاً ذاكرة وصول عشوائية بمقدار 64Gb.

3.7 الأنظمة المعتمدة خوارزميات استعادة الصور شبه المكررة:

هناك بعض التطبيقات العملية لـ **NDIR** ومنها تقدير الموضع بالزمن الحقيقي، والكشف عن التزييف الذي هو صلب بحثنا الحالي وغيرها الكثير. سنوضح بشكل موجز بعض الأنظمة التي تعتمد على خوارزميات **NDIR** مع شرح موجز حول طريقة عملها.

1. مقارنة الصور التماثلي (SICO)

يعد نظام **SICO** أحد الأنظمة العملية التي تستخدم **NDIR** للبحث عن الصور، ويتم تعريفه على أنه نظام يمكنه العثور على أقرب صورة يبحث عنها المستخدم عبر الإنترنت [33]. يمكن اعتبار **SICO** بمثابة تحسين لمحركات البحث التجارية (**Yahoo & Google**) نظراً لأنه يبحث في الصور التي يتم استعادتها عن طريق هذه المحركات.

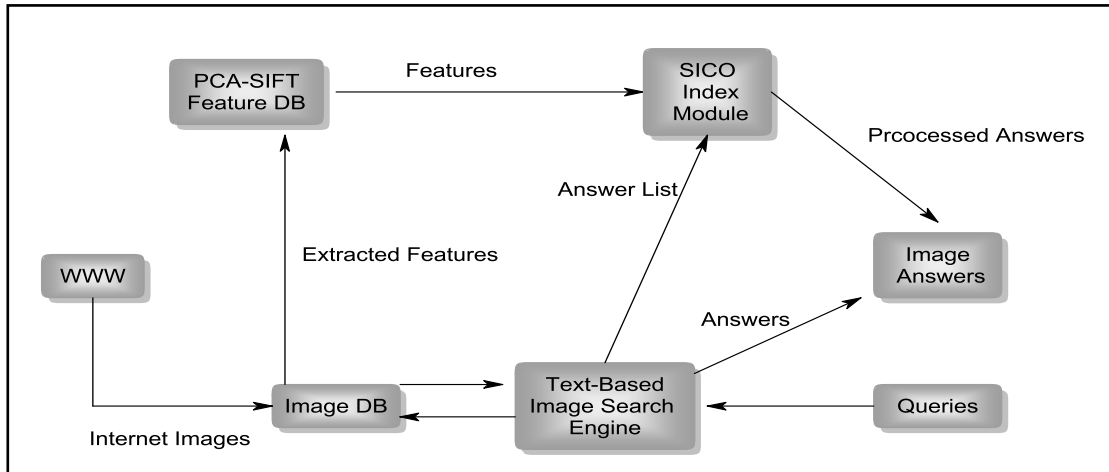
يستخدم هذا النظام خوارزمية تسمى (**SIFT-PCA**) وهي عبارة عن مزيج من خوارزميتين (**PCA** و **SIFT**)، المستخدمتان للعثور على توصيف مكونات الصورة لإمكانية استخدامها في تحديد محتوى الصورة بطريقة فعّالة.

يمكن تلخيص عمل **SICO** بالخطوات التالية [33]:

1. إنشاء قاعدة بيانات (**Off-Line**): يتم جلب الصور باستخدام برنامج **crawlers**، وبعدها يمكن التعرف على كل صورة بكافة ميزاتها وتخزينها وفق التالي:

- البحث عن واصفات **PCA-SIFT**.
- تخزين الواصفات في قاعدة المعطيات.
- 2. البحث عن صورة الاستعلام وفق التالي:
 - الحصول على أجوبة من محرك البحث.
 - بناء فهرس **SICO** للإجابات.
 - مقارنة أزواج الصور باستخدام فهرس **SICO**.

كما هو مبين بالشكل (26).



الشكل 26: معمارية نظام SICO [33].

II. تقدير الموضع بالزمن الحقيقي:

يعرف مفهوم تقدير الموضع Localization الجسم ما: بأنه عملية تقدير موقعه وزواياه بالنسبة لجملة إحداثيات مرجعية، وهذا نوع آخر من التطبيقات التي تعتمد على خوارزميات NDIR [34] ، لذلك فإن النظام يتعرف على البيئة ويسمىها بصورة الاستعلام ويطابقها مع صورة أخرى مخزنة في قاعدة المعطيات لتقدير الموضع.

في سياق مماثل، يستخدم العالمان Zhang & Kosecka مزايا خوارزمية SIFT [35] ، للعثور على صورة استعلام مقابل مجموعة من الصور المخزنة في مواقع GPS محددة مسبقاً [36] . باستخدام أقرب صورة لتقدير إحداثيات الكاميرا، لكن الخوارزمية المستخدمة (SIFT) تعاني من بعض المشاكل التي سيتم ذكرها بشكل مفصل في الفصول اللاحقة.

3.8 الخلاصة:

وفقاً للدراسات السابقة، هدفنا في هذا البحث التغلب على مشاكل المعالجة البطيئة والحسابات المعقدة لاستعادة الصور الفرعية مع الحفاظ على دقة النتائج المستعادة. لذلك قررنا تحسين استعادة الصور شبه المكررة NDIR من خلال دمج العمل بين خوارزميتين (SIFT و CBIR) بالاعتماد على تجزئة الصورة لضمان تحسين النتيجة المستعادة من دمج الخوارزميتين. قمنا بتقديم دراسة مرجعية حول الأنظمة التي تعتمد خوارزميات استعادة الصور شبه المكررة وهما (SICO، تقدير الموضع بالزمن الحقيقي).

الفصل الرابع

خوارزميات البحث المعتمدة

4.1 مقدمة:

نظراً لأن بحثنا يعد تحسيناً لنظام NDIR، فإننا سنناقش بعض الخوارزميات المستخدمة في مجال استعادة الصور شبه المكررة. سيتم شرح نوعين أساسيين هما خوارزمية CBIR وخوارزمية SIFT كما سنعرض محاكاة للطرق التي تمت مناقشتها لكي نتمكن من تقييم أداء هذه الطرق مع الخوارزمية المقترحة كونه يعتمد بشكل أساسي عليها. من خلال التجارب التي قمنا بإجرائها. كما سنوضح لاحقاً، وجدنا أن خوارزمية CBIR أسرع كونها تحتاج وقت أقصر للعثور على النتائج بينما SIFT لديها القدرة على إيجاد النتائج الصحيحة في الموضع الأول بين النتائج التي يتم استعادتها في معظم الحالات التي سنبينها لاحقاً ولهذا السبب تم اختيار كلتا الخوارزمتين للدراسة.

4.2 خوارزمية استعادة الصور اعتماداً على المحتوى اللوني Color Based Image Retrieval (CBIR):

خوارزمية CBIR هي الطريقة الأكثر شيوعاً في استعادة الصور بالاعتماد على المحتوى اللوني. تبحث عن الصور الأكثر تشابهاً مع صورة الاستعلام [37,38,39]. تقوم هذه الخوارزمية بإيجاد صور في قاعدة المعطيات تضم مجموعة كبيرة من الصور ذات محتوى مشابه للصور المراد البحث عنها [41,30]. تعتمد الخوارزمية نمطين في استعادة الصور من قاعدة المعطيات:

- نمط قائم على النص.
- نمط قائم على الصور.

4.2.1 استخدامات خوارزمية CBIR:

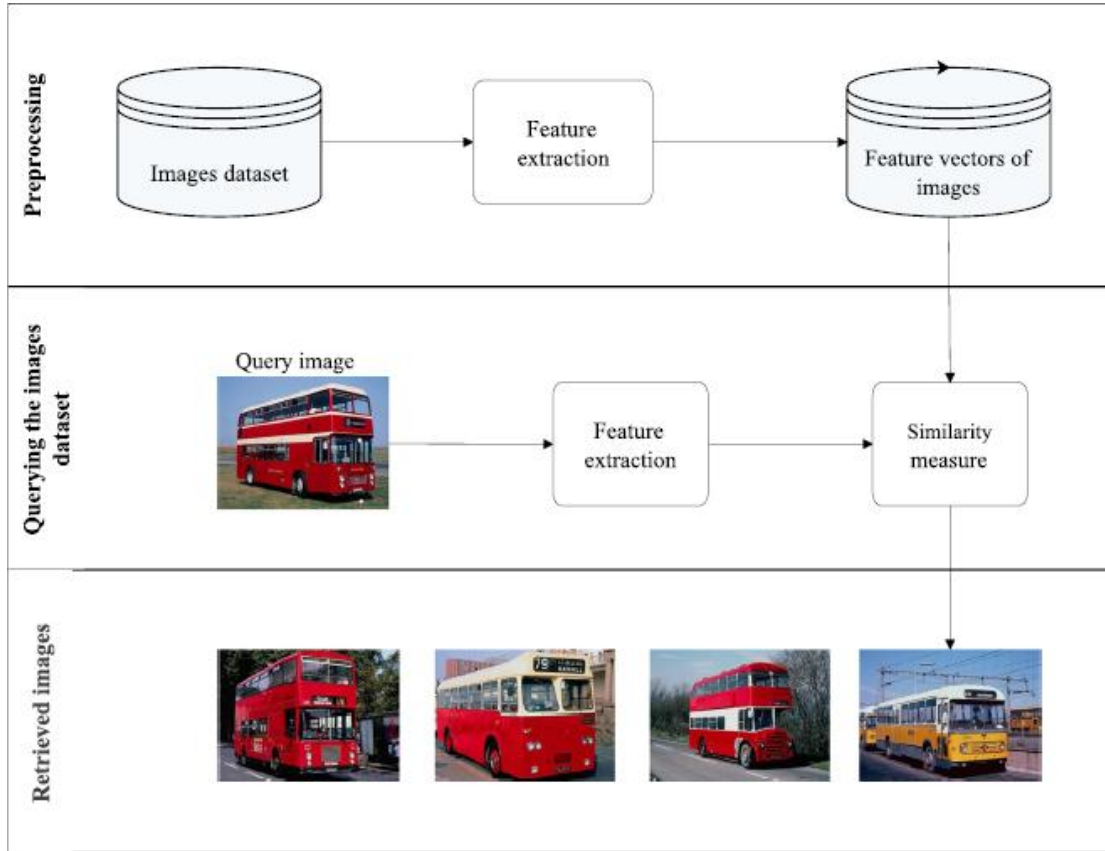
- تحدد أفضل الطرق لوصف محتويات الصورة.
- استخراج الواصفات من الصورة الأصلية.
- المطابقة بين الصورة المخزنة والصورة المراد الاستعلام عنها.
- النفاذ بكفاءة للصورة المخزنة عن طريق المحتوى [30].

4.2.2 ميزات خوارزمية CBIR:

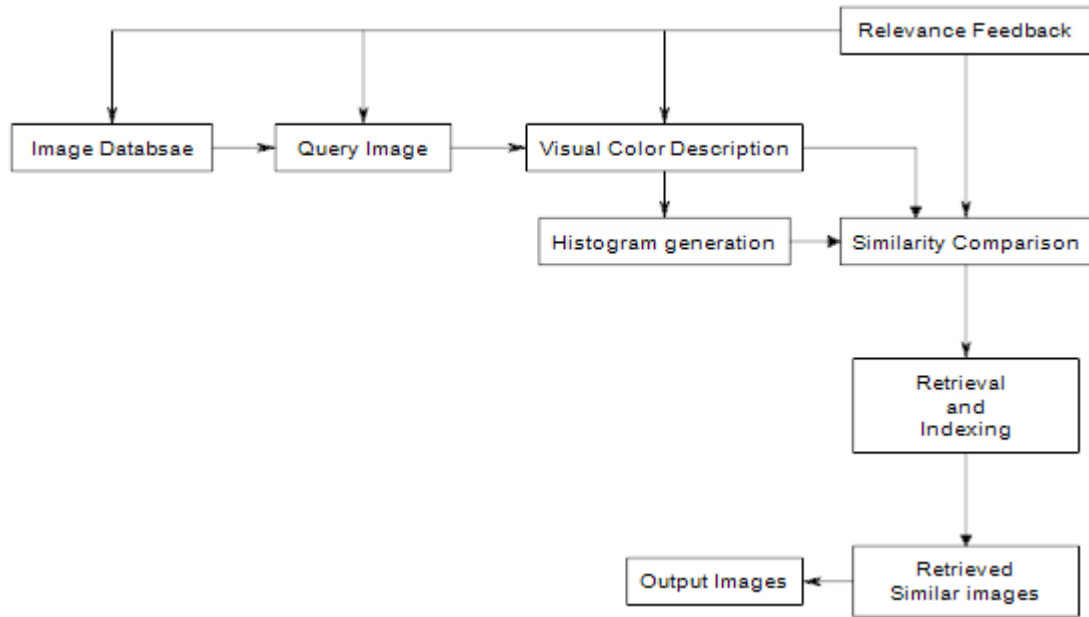
- السهولة والفعالية في استخراج الوصفات.
- أوجه التشابه في الصور تستند إلى المسافة بين الوصفات.
- تتطلب وقت أقل للحصول على الصور ذات الصلة [30].

4.2.3 منهجية خوارزمية CBIR:

يعمل نظام CBIR وفق مرحلتين: المرحلة الأولى تسمى الفهرسة، وفيها يتم استخراج واصفات الصور في قاعدة المعطيات وتخزينها في متجهات. في المرحلة الثانية يتم مقارنة واصفات صور الاستعلام مع تلك الموجودة في قاعدة المعطيات. إن واصفات الصورة تتضمن الشكل واللون والملبس والمعلومات المكانية، وهذه الوصفات هي الأنسب لاستعادة الصور من قاعدة المعطيات. وقد تم اقتراح العديد من أنظمة CBIR والتي تستخدم واصفات الصور المتعددة [37]. ونلاحظ في الشكل (27) مخطط عام لنظام CBIR، أما في الشكل (28) يبين لنا المخطط التدفقي للنظام.



الشكل 27: نموذج عام لنظام CBIR [37].



الشكل 28: مخطط تدفقي لخوارزمية CBIR. [42]

يتم استخدام HSV (درجة اللون، التشبع، القيمة) وذلك لاستخراج الواصفات من الصورة ومن ثم إنشاء المخطط التكراري اللوني.

4.2.4 محاكاة خوارزمية CBIR:

بالإعتماد على [42] تمت محاكاة خوارزمية CBIR، مفتوح المصدر ومجاني¹. هذه الخوارزمية هي خطوة أساسية في بحثنا المقترح، سنوضح لاحقاً نتائج عملية البحث عن الصور باستخدام خوارزمية CBIR.

4.2.5 طرق تنفيذ خوارزمية CBIR:

- مطابقة الصورة بدقة: يتم المطابقة بين صورتين إحداهما شبيه بصورة موجودة أصلاً في قاعدة المعطيات.
- تقدير مطابقة الصورة: توجد الصورة المتطابقة بشكل كبير مع صورة الاستعلام Query image [41].

¹ <https://uk.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22030-image-retrieval-query-by-example-demo>

إحدى النقاط المهمة التي يجب ذكرها هنا هي حول التحقق من التشابه، ومن خلال تحليل الخوارزمية، وجدنا أن التشابه يتم حسابه من خلال مقارنة المخططات اللونية لكل من صورة الاستعلام والصور المخزنة على النحو التالي:

حساب المسافة الإقليدية بين كل من المخططات اللونية والاحتفاظ بالمسافات التي تكون أكبر من العتبة المحددة مسبقاً T1 وترقيم عددها على أنها L2، ثم الإحتفاظ بالمسافات التي تكون أصغر من عتبة أخرى T2 وتشير إليها بواسطة D3 وعددها L3 ثم يتم إعطاء التشابه بالمعادلة:

$$L2 * \text{average}(D3) / (L3^2)$$

وتكرر هذه العملية لكل مخطط لوني مخزن، ومنها نختار الصور ذات التشابه الأصغر وفق المعادلة السابقة [41,42].

4.2.6 مبدأ خوارزمية CBIR:

يعتمد مبدأ CBIR على حساب رسم بياني ثلاثي الأبعاد لتحويل HSV للصورة بأكملها [42,41]، لذلك عند تغيير زاوية المشهد (الصورة)، قد يتسبب هذا في تغيير كبير في المخطط التكراري للتوزيع اللوني مما ينتج عنه نتائج خاطئة، ونتيجة التركيز على جزء من الصورة أيضا سوف يغير المخطط التكراري اللوني للصورة.

يوضح الشكل (29) حالة فشل CBIR، وهذا الفشل ناجم عن اقتصاص من الصورة الأصلية في الشكل (30) بينما يجب أن تكون النتيجة الصحيحة كما هو موضح في الشكل (30).



الشكل 29: مثال عن فشل CBIR.



الشكل 30: النتيجة الصحيحة (الصورة الأم).

4.3 خوارزمية تحويل الوصفات غير المتغير مع المقياس

: Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

هي خوارزمية تحويل الوصفات غير المتغيرة مع المقياس طُورت في مجال رؤية الكمبيوتر تستخدم لاكتشاف ووصف الوصفات المحلية في الصور. كان الدافع وراء SIFT هو ضرورة اكتشاف الوصفات التي تبقى ثابتة رغم التغيرات التي تحدث في الدوران والحجم والاقتصاص وغيرها. تم استخدامها من قبل Lowe عام 1999 وذلك لاستعادة الأغراض من الصور والتعرف عليها في ظل ظروف عرض مختلفة [43,5].

4.3.1 خطوات تنفيذ الخوارزمية SIFT:

تتمثل خطوات تنفيذ الخوارزمية بالتالي [43,5]:

1. بناء فضاء مقياس الصورة وإيجاد النقطة الرئيسية: نستخدم كاشف الفرق الغاوسي.
2. حذف الحواف والنقاط ذات الشدات الضوئية المنخفضة: نحذف النقطة الرئيسية التي تقابل شدة تابع الفرق الغاوسي الموافقة لقيمة أقل من 0.03، ويتم حذف الحواف باستخدام Harris

.detector

3. إيجاد اتجاه النقطة الرئيسية:

نحسب اتجاه النقطة الرئيسية من أقرب صورة مقيسه محسوب عندها النقطة الرئيسية وذلك بحساب التدرج لكل نقاط النافذة حول النقطة الرئيسية 16*16، ثم بناء الهستوغرام للزاوية بتقسيم المجال (36) قسم، كل قسم عرضه (10) درجات ثم أخذ القيمة العظمى التي تعبر عن اتجاه النقطة الرئيسية (إذا وجد قيمتين للهستوغرام أكبر من 80% عندئذ نعرّف نقطتين مميزتين لهما نفس الموقع والمقياس ولكن مختلفان بالاتجاه).

شعاع التدرج يعطى بالعلاقة التالية:

$$\text{Gradient Vector} = \begin{bmatrix} L(x+1,y) - L(x-1,y) \\ L(x,y+1) - L(x,y-1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5.26)$$

ويحسب المطال من العلاقة التالية:

$$m(x,y) = \left[\sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \right] \dots (5.27)$$

أما حساب الزاوية فيتم من خلال العلاقة التالية:

$$\theta(x,y) = [\arctan(L(x,y+1) - L(x,y-1)) / (L(x+1,y) - L(x-1,y))]. (5.28)$$

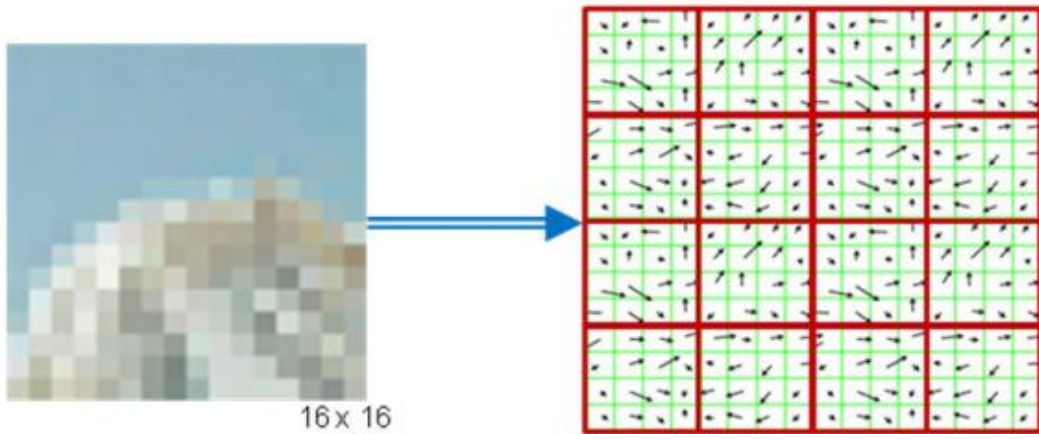
4. توصيف النقطة الرئيسية:

- نأخذ نافذة حول النقطة الرئيسية 16×16 بعد تدويرها باتجاه النقطة الرئيسية كما هو مبين بالشكل (31).

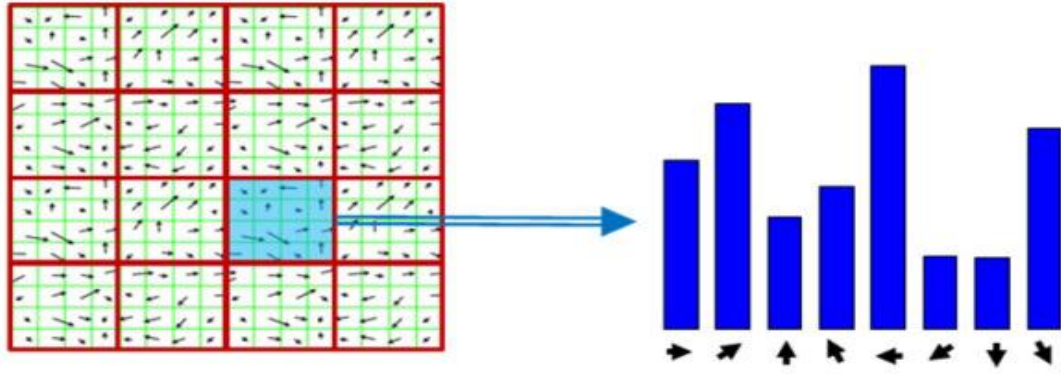


الشكل 31: تدوير النافذة باتجاه النقطة الرئيسية. [43,5]

- نحسب التدرج عند كل بيكسل (المطال والزاوية).
- نقسم النافذة 4×4 مربعات كما هو مبين بالشكل (32).
- في كل مربع نحسب الهستوغرام لاتجاه التدرج مثقل بمطال التدرج بخطوة 45 درجة أي ثمان تقسيمات كما هو مبين بالشكل (33).
- في النهاية نقوم بتجميع قيم الهستوغرام لنحصل على شعاع بطول $128 = 8 \times 16$ توصف النقطة الرئيسية كما هو مبين بالشكل (34).



الشكل 32: تقسيم النافذة إلى 4×4 مربعات. [43,5]

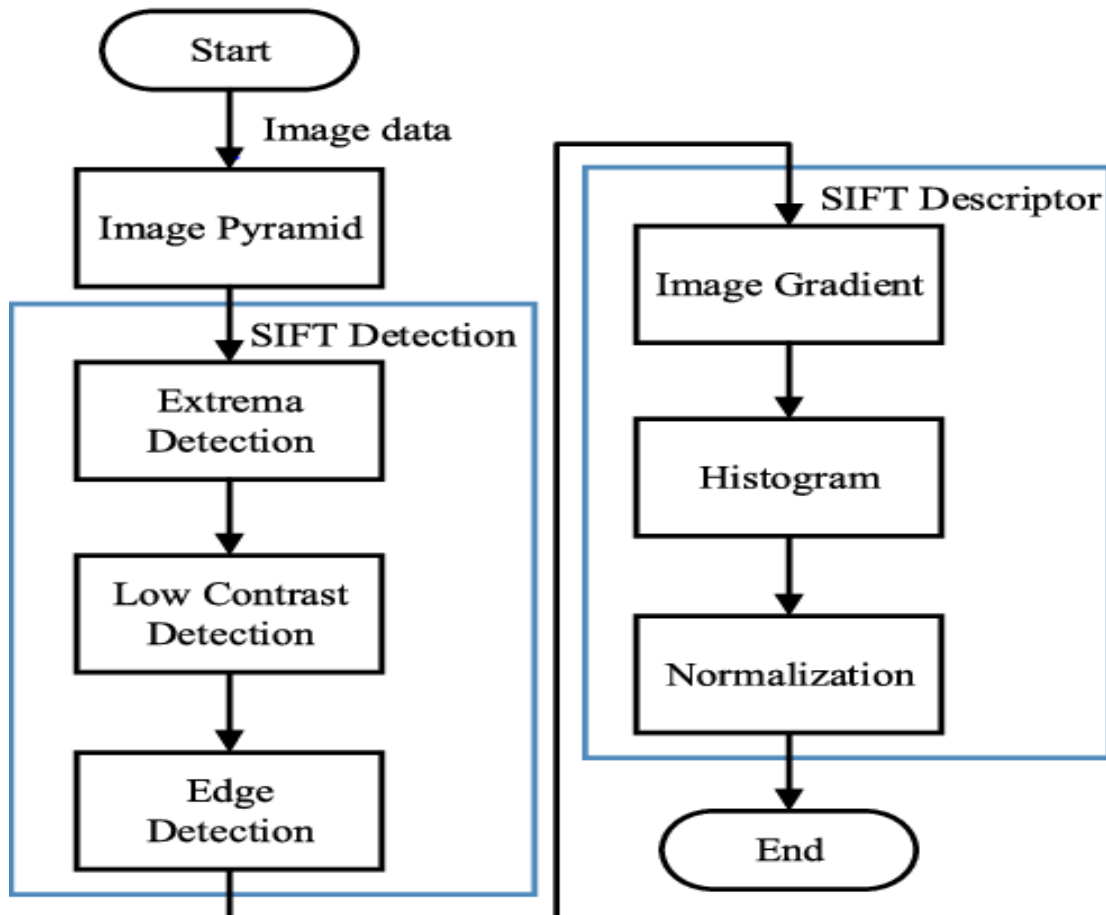


الشكل 33: الهيستوغرام لتابع التدرج. [43,5]



الشكل 34: الشعاع الموصف للنقطة الرئيسية. [43,5]

المخطط التالي يلخص لنا مراحل العمل للخوارزمية [44] .



الشكل 35: مخطط عمل خوارزمية SIFT [44].

4.3.2 محاكاة خوارزمية SIFT:

يتم إجراء محاكاة خوارزمية SIFT بواسطة ترميز MATLAB مكتوب، المفتوح المصدر ومجاني² ويمكننا تحميله.

إحدى النقاط المهمة التي يجب ذكرها هنا هي ضرورة التحقق من التشابه، من خلال تحليل الخوارزمية، وجدنا أن التشابه يتم حسابه عن طريق حساب عدد النقاط الرئيسية وتحديد المطابقة بينها باستخدام تابع cosine التشابه. يوضح الشكل (36) مثال عملي لـ SIFT.



الشكل 36: تطبيق عملي لخوارزمية SIFT.

4.3.3 أداء خوارزمية SIFT:

نظراً لأن خوارزمية SIFT [11] تعتمد على حساب النقاط الرئيسية للصورة، يمكننا أن نلاحظ أن النقاط الرئيسية لا يتم توزيعها على وحدات البكسل بأكملها على الرغم من أن الدراسة المرجعية تعتمد عملية حساب النقاط الرئيسية على وحدات البكسل للصورة بأكملها وهذا يعني أنه عند التركيز على جزء معين من الصورة، سيكون الحساب مختلفاً لإنتاج نقاط رئيسية مختلفة، يمكن أن تظهر هذه الحالات أثناء عملية التكبير وعند تغيير زاوية النقاط المشهد وعند اقتصاص جزء ما من الصورة.

4.3.4 إيجابيات خوارزمية SIFT:

- المحلية والقابلية للتوسع.
- لا تتأثر بتغيرات الحجم والدوران وغيرها.
- تحل مشاكل اختلاف موقع الأغراض.

² It can be downloaded from (<https://uk.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/30849-image-mosaic-using-sift>).

4.3.5 سلبيات خوارزمية SIFT:

- معقدة رياضياً.
- غير فعالة مع تغيرات اللون الفاتح والصور الملونة.

4.3.6 استخدامات خوارزمية SIFT:

- التعرف على الأشياء.
- الفهرسة واستعادة الصور من قواعد المعطيات.
- محاذاة الصور.

4.4 الخلاصة:

في هذا الفصل، قمنا بشرح ومحاكاة نوعين أساسيين من خوارزميات NDIR وهما خوارزمية (CBIR) وخوارزمية (SIFT). في الختام، كل واحدة من هذه الخوارزميات لها العديد من المزايا وبعض العيوب، نظرًا لأن عملية استخراج الوصفات تتم عبر وحدات البيكسل الكاملة للصورة.

الفصل الخامس
المحاكاة باستخدام الحاسب وبرنامج
MATLAB

5.1 المقدمة:

يحتوي هذا الفصل على الفكرة الرئيسية في البحث، وفيه نوضح آلية الخوارزمية المقترحة لتحسين كشف التزييف. نهدف من خلال البحث بشكل أساسي إلى تحسين عمل خوارزمية CBIR التي سبق وتم شرحها، سيتم ذلك عن طريق تقسيم الصورة إلى مربعات متساوية الحجم، وربط كل جزء بالصورة الأصلية، ثم تطبيق خوارزمية SIFT لطلب حتى يتمكن من ترتيب النتائج من الأقرب إلى الأبعد.

سيتم لكل جزء من الصورة حساب المخطط البياني اللوني لها HSV وإيجاد الواصفات الخاصة بها باستخدام SIFT، ثم القيام بتخزين كل ما يتعلق بكل جزء.

عندما يبحث المستخدم عن صورة استعلام (صورة مقطعة) في قاعدة المعطيات، ستطابق الخوارزمية واصفات صورة الاستعلام مع واصفات جميع الأجزاء في قاعدة المعطيات للعثور على أقرب نتيجة صحيحة. صور الاستعلام وقاعدة المعطيات التي تم استخدامها في إجراء التجارب والتقييمات على موقع³ (MathWorks website5).

قبل البدء لابد لنا من الإجابة على سؤال هام: ماهي مشكلة CBIR و SIFT؟ التي دفعتنا لإجراء هذا البحث.

تتمحور مشكلة البحث في عدد من السلبيات التي تعاني منها الخوارزميات المعتمدة بالبحث كما سنوضحه لاحقاً.

5.2 تطبيق عملي على خوارزمية CBIR:

كما شرحنا سابقاً، فإن خوارزمية CBIR تعتمد الطريقة القائمة على حساب المخطط التكراري اللوني ثلاثي الأبعاد لتحويل ال HSV للصورة بأكملها، لكن من الناحية العملية يمكن اعتبار الصورة مجموعة من الصور الفرعية. لذا، فعند حساب المخطط التكراري اللوني للصورة، ستؤثر الصور الفرعية على بعضها البعض وهنا السؤال الذي يطرح نفسه، ماذا سيحدث فيما إذا كانت صورة الاستعلام جزءاً من الصورة الفرعية؟

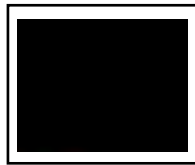
³ <https://de.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/22030-image-retrieval-query-by-example-demo>.

السيناريو المعتاد هو التالي، ستقوم الخوارزمية بحساب المخطط التكراري اللوني لصورة استعلام جديدة ومقارنتها مع تلك المحفوظة في قاعدة المعطيات.

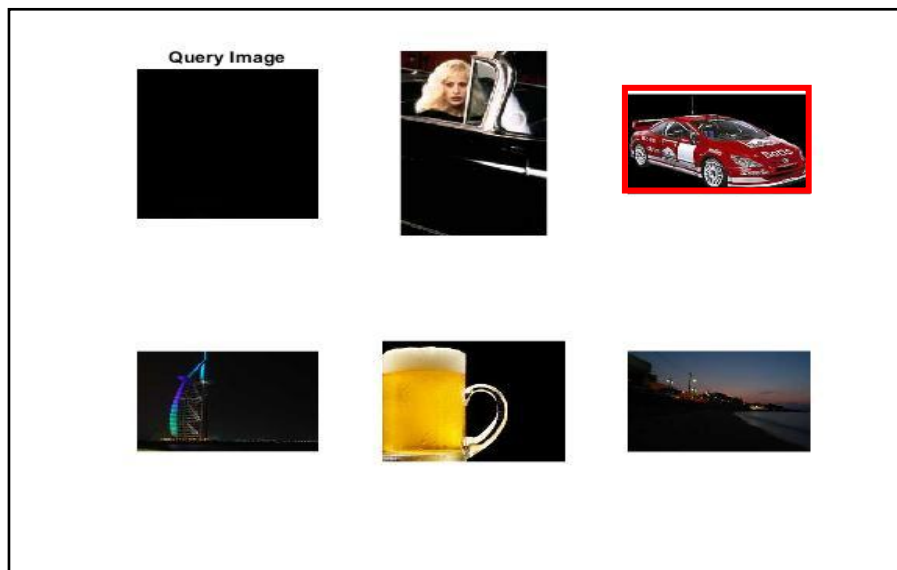
المخطط التكراري اللوني المحسوب ليس سوى جزء من المخطط التكراري اللوني للصورة الأصلية، وهذا الجزء من المخطط التكراري اللوني الكلي للصورة يمكن أن يتطابق مع أجزاء أخرى للمخططات التكرارية اللونية لصور أخرى، وبالتالي الحصول على نتيجة خاطئة كما هو مبين في المثال التالي: صورة الاستعلام (كما هو موضح بالشكل 38) هي جزء من الصورة الأصلية بالشكل (37) ونلاحظ أن ألوان صورة الاستعلام متقاربة إلى حد كبير. الشكل (39) يوضح أن الصورة الصحيحة هي الصورة الثالثة أما الصور الأربعة المتبقية فهي غير صحيحة.



الشكل 37: الصورة الأصلية.



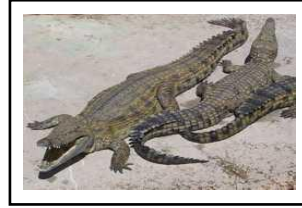
الشكل 38: صورة الاستعلام.



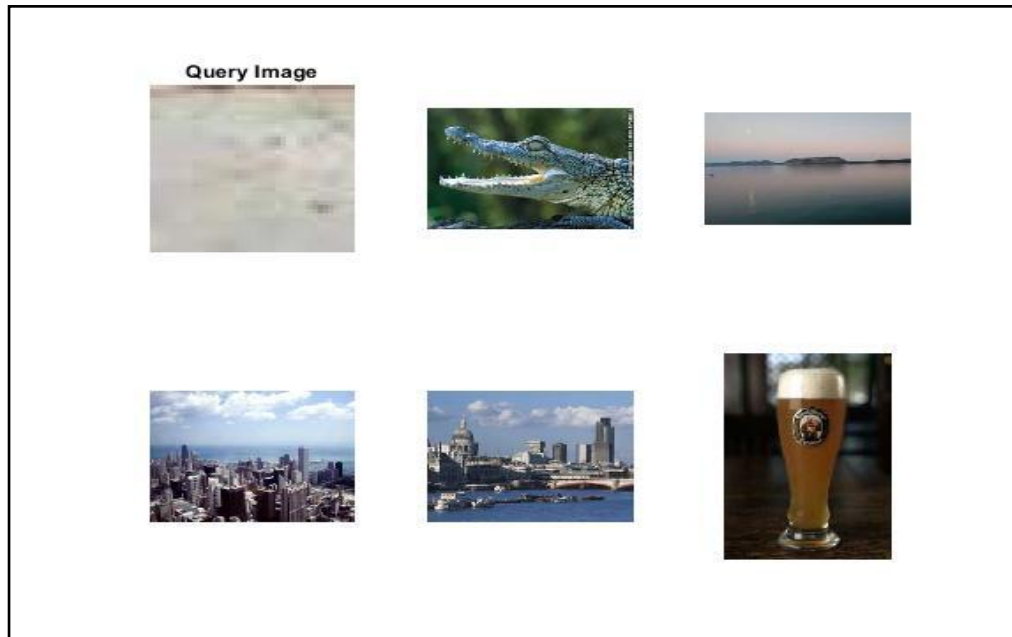
الشكل 39: النتائج الخمس الأولى عند تطبيق خوارزمية CBIR.

5.3 تطبيق عملي على خوارزمية SIFT:

تعتمد خوارزمية SIFT على جميع بكسلات الصورة حتى تتمكن من العثور على النقاط الرئيسية في الصورة والمكونة من عدة صورة فرعية. إذ تتأثر عملية إيجاد هذه النقاط بالصورة الفرعية التي تتشكل منها الصورة. عند التركيز على جزء معين من الصورة (صورة الاستعلام)، ستختلف معاملات الإدخال لعملية إيجاد النقاط الرئيسية عن تلك التي يتم إيجادها في حالة الصورة ككل والموضحة في الشكل (40). وبالتالي الحصول على نتائج خاطئة والمثال التالي يدعم ما تم شرحه. كما هو موضح بالشكل (41). حيث نلاحظ من الشكل أن جميع النتائج المستعادة خاطئة عند تطبيق خوارزمية SIFT. باستخراج الوصفات للصورة بأكملها سنحصل على نوع من الارتباط بينها وبين الوصفات المستخرجة للصورة الفرعية. فإذا كانت صورة الاستعلام جزءاً من الصورة الأصلية عندها ستختلف الوصفات التي سيتم استخراجها لصورة الاستعلام عن تلك التي يتم حسابها للصورة الفرعية.



الشكل 40: الصورة الأصلية.



الشكل 41: فشل SIFT في إيجاد الصورة الصحيحة.

5.4 الحل المقترح:

الفكرة الرئيسية في الحل المقترح، هي التعامل مع الصورة على أنها مجموعة من الصور الفرعية، وأنه يجب معالجتها على أنها عدة صور وليست قطعة واحدة. لذا، فإن المفهوم الأساسي للخوارزمية المقترحة هو تقسيم الصورة بطريقة مفيدة.

بالإعتماد على النتائج التجريبية ومحاكاة خوارزميات استعادة الصور شبه المكررة التي ذكرناها، تهدف الخوارزمية المقترحة إلى كسر الارتباط بين واصفات الصورة الفرعية التي تحدث نتيجة المعالجة للصورة كقطعة واحدة، وسيتم ذلك عن طريق تقسيم الصورة إلى عدد من الصور الفرعية وبعدها تطبيق نوعين من خوارزميات استعادة الصور.

تتكون الخوارزمية المقترحة من مرحلتين رئيسيتين:

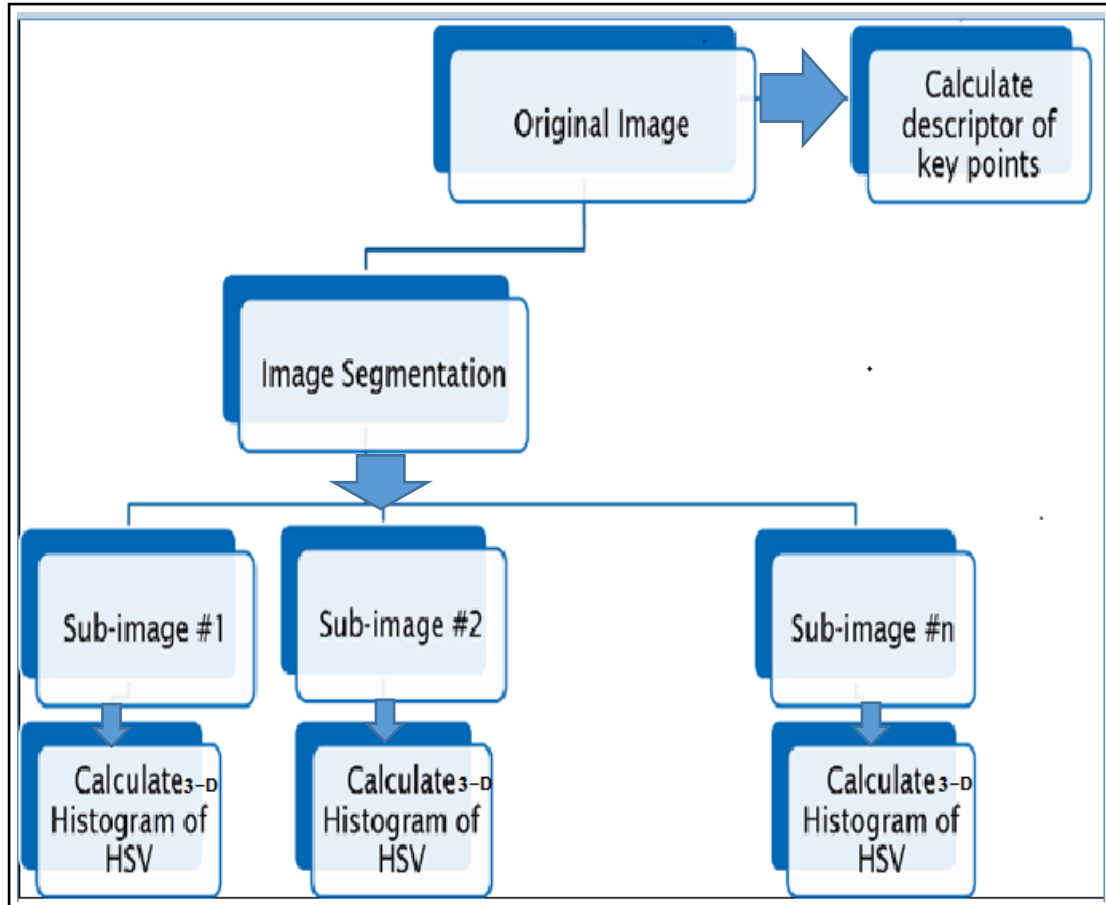
- المرحلة الأولى: بناء قاعدة المعطيات وهذه المرحلة تنفذ لمرة واحدة فقط.
- المرحلة الثانية: عملية البحث عن صورة الاستعلام، إذ يُفترض أن تكون مجتزأة من الصورة الأصلية.

• توليد قاعدة المعطيات:

تتضمن ما يلي:

1. تطبيق خوارزمية SIFT لكل صورة وإيجاد النقاط الرئيسية لها.
2. حفظ جميع النقاط الرئيسية الناتجة وربطها باسم الصورة المطابقة لها.
3. تقسيم الصورة إلى عدد من الصور الفرعية المتقاطعة.
4. حساب المخطط التكراري اللوني ثلاثي الأبعاد لتحويل الـ HSV لكل صورة فرعية ناتجة عن التقسيم.
5. حفظ المخططات التكرارية اللونية وربطها مع اسم الصورة الأصلية.

وفق ما يبينه المخطط الصندوقي في الشكل (42).

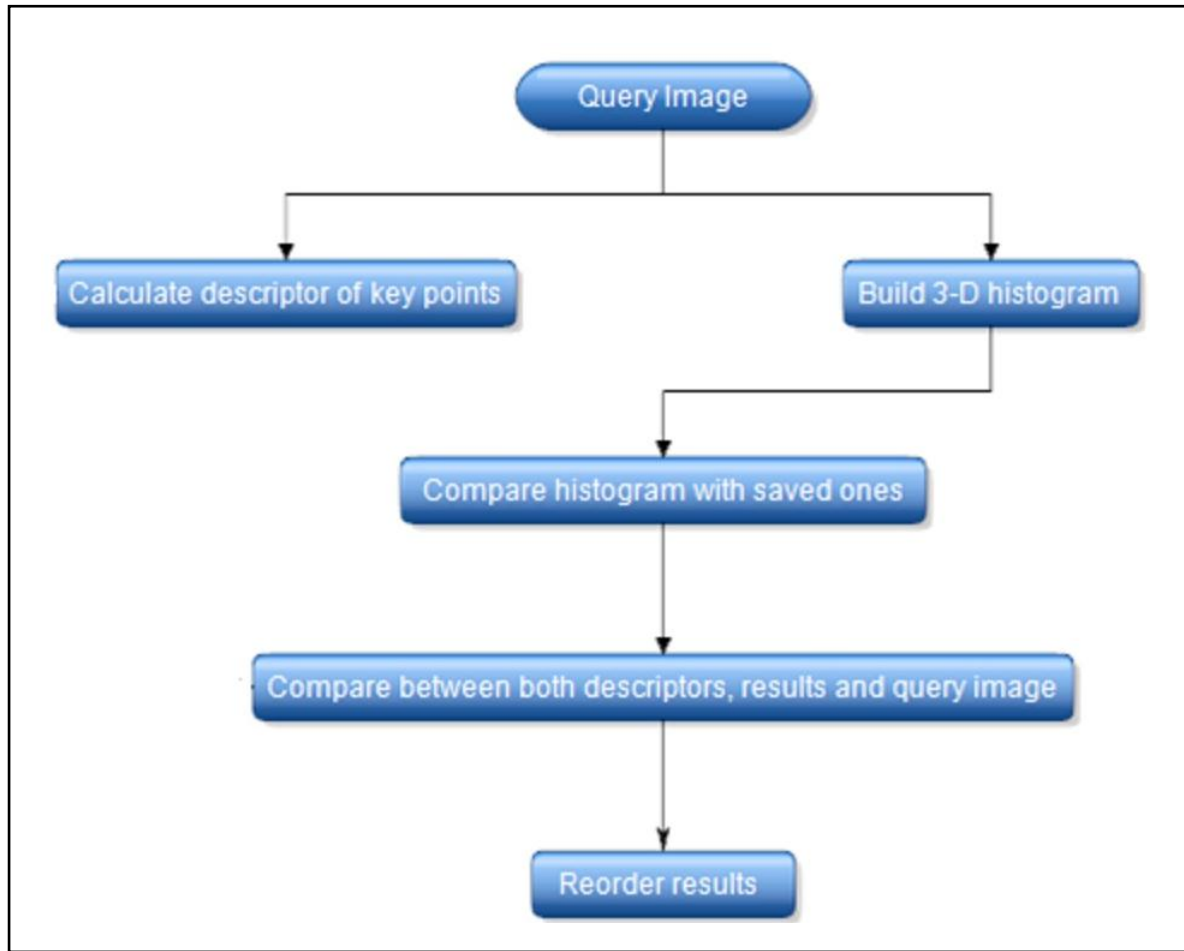


الشكل 42: توليد قاعدة المعطيات.

• مرحلة البحث ضمن قاعدة المعطيات:

تتضمن المراحل التالية وفق المخطط الصندوقي المبين في الشكل (43):

1. حساب المخطط التكراري اللوني ثلاثي الأبعاد لتحويل ال HSV لصورة الاستعلام وحساب النقاط الرئيسية وحفظها بشكل مؤقت.
2. مقارنة المخطط التكراري اللوني لصورة الاستعلام مع المحفوظة في قاعدة المعطيات.
3. استعادة الصور الأكثر تطابقاً مع الصورة المستعلم عنها.
4. إعادة ترتيب الصور وفقاً لحساب المسافة بين واصفات صورة الاستعلام وواصفات الصور المستعادة.



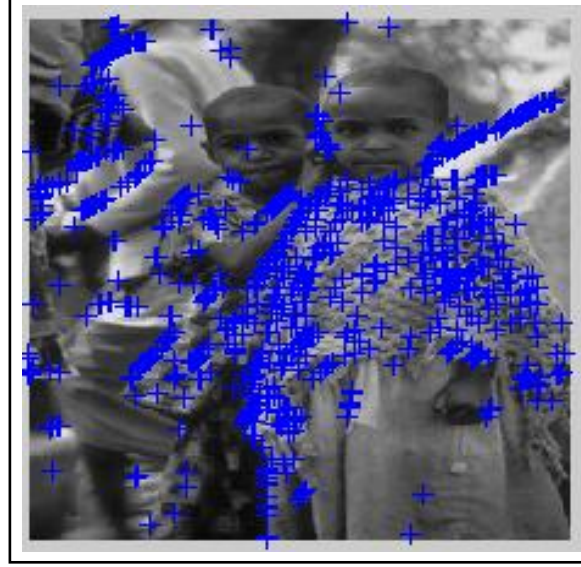
الشكل 43: مرحلة البحث في قاعدة المعطيات.

سنبين من خلال الاختبارات، مناقشة السبب وراء توليد قاعدة المعطيات وعملية البحث بها عن صورة ما بهذا الترتيب (وليس العكس).

كما ذكرنا في الفقرة السابقة، تعتمد الخوارزمية المقترحة على قياس المسافة بين المخطط التكراري اللوني لصورة الاستعلام والصور المحفوظة في قاعدة المعطيات للعثور على أقرب صورة مشابهة لصورة الاستعلام. ثم يأتي تطبيق خوارزمية SIFT لإعادة ترتيب النتائج من أقرب صورة إلى أبعد صورة من حيث التشابه، لكن السؤال الواجب ذكره لماذا تم استخدام الخوارزمية القائمة على المحتوى اللوني للحصول على النتائج الأولية؟

السبب وراء استخدام خوارزمية CBIR هو الحصول على النتائج الأولية لأن خوارزمية SIFT تعتمد على استخراج النقاط الرئيسية من الصورة ثم حساب واصفات كل نقطة من هذه النقاط المحسوبة، إلا أن هذه النقاط الرئيسية لا تنتزع على الصورة بأكملها. لذلك قد تحتوي بعض مناطق الصورة على نقاطاً رئيسية ومناطق أخرى لا تحتويها، وهذه نقطة ضعف في خوارزمية SIFT لأنه في حال

التركيز على جزء من الصورة الذي لا يحتوي على نقاط رئيسية فإن النتائج سوف تكون خاطئة. الشكل (44) يوضح لنا توزيع النقاط الرئيسية في الصورة.



الشكل 44: توزيع النقاط الرئيسية في خوارزمية SIFT .

نلاحظ من الشكل أنه إذا كانت صورة الاستعلام هي رأس الطفل والتي لا تحتوي على أي نقطة رئيسية وبالتالي ستكون النتائج المستعادة غير صحيحة، ولهذا السبب تم اختيار خوارزمية CBIR للحصول على النتائج الأولية.

من خلال التجربة التالية سنبين سبب اختيار خوارزمية CBIR أولاً وليس خوارزمية SIFT سنحدد النتائج العشرة الأولى المستعادة حتى تكون بمثابة نتائج أولية وستكون هي الأفضل بينها وذلك وفق التالي:

1- تطبيق التجزئة على جميع الصور في قاعدة المعطيات للحصول على عدة صور فرعية لكل صورة.

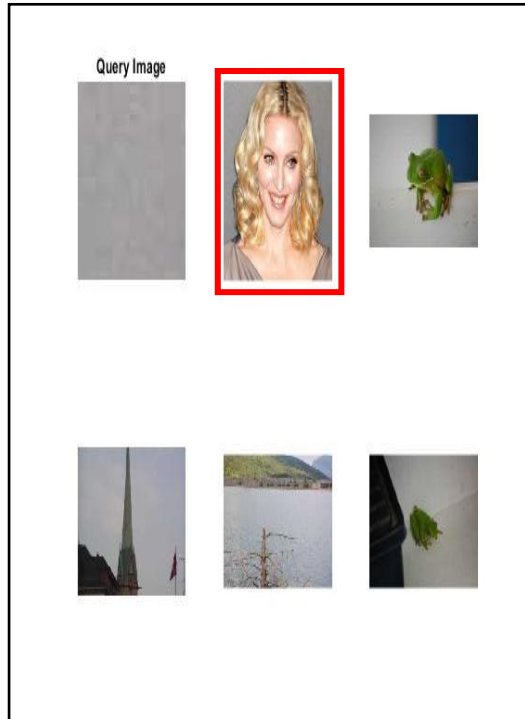
2- تطبيق خوارزمية SIFT أولاً على كل جزء للحصول نتائج محتملة.

3- إعادة ترتيب النتائج المحتملة باستخدام خوارزمية CBIR للحصول على النتائج النهائية.

نلاحظ من التجربة أن النتائج التي تم استعادتها كما هو موضح في الشكل (45) خاطئة تماماً، في حين أن النتيجة الصحيحة التي تم استعادتها لنفس صورة الاستعلام بعد تطبيقنا للحل المقترح تأتي في المرتبة الرابعة كما هو موضح في الشكل (46).



الشكل 45: نتائج تطبيق SIFT قبل CBIR.

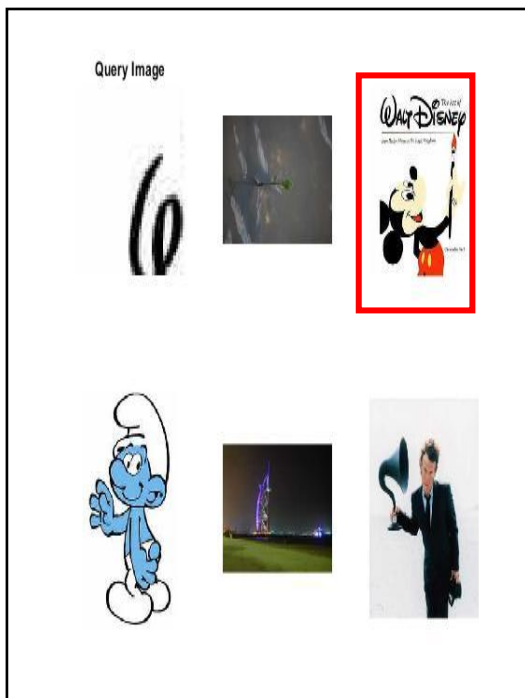


الشكل 46: النتائج وفق الحل المقترح.

وكذلك الأشكال التالية (47،48،49،50) تدعم حلنا المقترح.



الشكل 47: نتائج تطبيق SIFT قبل CBIR.



الشكل 48: نتائج الحل المقترح.

وكما هو واضح أن النتائج المستعادة في الشكل (47) جميعها خاطئة، بينما النتيجة الصحيحة في الشكل (48) تأتي في المرتبة الثانية.



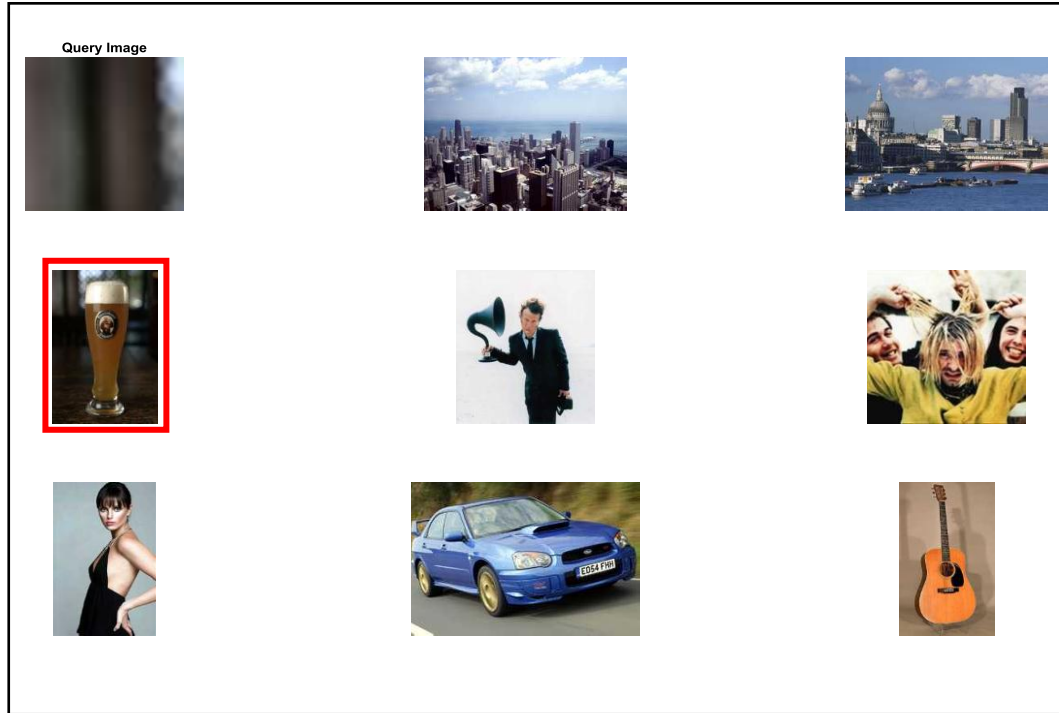
الشكل 50: نتائج تطبيق الحل المقترح. الشكل 49: نتائج تطبيق SIFT قبل CBIR.

نلاحظ أن النتائج التي تم إرجاعها في الشكل (49) خاطئة تماماً، بينما تأتي النتيجة الصحيحة لصورة الاستعلام عند تطبيق الخوارزمية المقترحة في الموضع الأول كما هو واضح في الشكل (50).

في الختام، ومن خلال التجارب السابقة وضّحنا سبب استخدام هذا الترتيب في البحث. بالإضافة إلى أن تطبيق خوارزمية SIFT على الصورة المجزأة قبل خوارزمية CBIR يتطلب:

- حجم قاعدة معطيات أضخم مما يتطلب موارد أكثر للمعالجة.
- تستغرق وقتاً أطول لإنشاء قاعدة المعطيات مقارنة بالحل المقترح.
- في بعض الحالات، عند تطبيق خوارزمية SIFT على الصورة المجزأة، فإن النتيجة الصحيحة للصور المستعادة ستأتي في المرتبة الأولى وعند إعادة ترتيب النتائج الأولية باستخدام CBIR، النتائج النهائية لن تتضمن الصورة الصحيحة.

مثلاً، نلاحظ أنه عند تطبيق SIFT فإن الصورة الصحيحة تكون في المرتبة الثالثة كما هو موضح في الشكل (51)، وعند تطبيق CBIR لإعادة ترتيب النتائج الأولية للحصول على النتائج النهائية، سنلاحظ أنها لن تتضمن الصورة الصحيحة كما هو واضح في الشكل (52).



الشكل (51): نتائج تطبيق خوارزمية SIFT على الصورة المجزأة للحصول على النتائج الأولية.



الشكل (52): نتائج تطبيق خوارزمية CBIR على الصورة المجزأة للحصول على النتائج.

5.5 تجزئة الصور Segmentation :

الفكرة الرئيسية في حلنا المقترح تتمثل باعتبار الصورة مجموعة من الصور الفرعية، ويجب معالجتها على أنها عدة صور وليست جزء واحد. لذلك فإن المفهوم الأساسي للخوارزمية الجديدة هو تقسيم الصورة بطريقة مفيدة.

قبل البدء، ينبغي أن نتساءل عن الطريقة الأفضل لتجزئة الصورة نظراً لوجود طرق مختلفة للتجزئة؟ كما يجب أن نفكر في الهدف من تجزئة الصورة وما يجب تحقيقه من خلال تطبيق التجزئة. طريقة التجزئة المعتمدة في الخوارزمية المقترحة يجب أن تتوافق مع المواصفات التالية لجعل أداء الخوارزمية الجديدة أكثر فعالية:

- ✓ الكفاءة: الطريقة يجب أن تستخدم الحد الأدنى لعدد الصور الفرعية وفي نفس الوقت تحتوي معلومات كافية عن محتوى الصورة.
- ✓ الفعالية: أن تكون الصور الفرعية المستخرجة كافية لتحقيق المقارنة والعثور على النتيجة الصحيحة أثناء البحث عن صورة الاستعلام في قاعدة المعطيات.
- ✓ السرعة: يجب ألا تستهلك الوقت عند إجراء التجزئة.
- ✓ التعقيد: لا يحتاج إلى عدد كبير من العمليات الحسابية المعقدة للحصول على أجزاء مفيدة في الغرض المطلوب.

حتى الآن لا توجد خوارزمية نهائية يمكن اعتمادها في تجزئة الصور تلقائياً والتي من شأنها أن تلبي جميع المواصفات أو استخدامها كطريقة عامة [43].

لا يمكن لأي من طرق التجزئة آنفة الذكر أن تعمل مع الخوارزمية المقترحة نظراً لعدد من السلبيات:

- ✓ مكلفة حسابياً.
- ✓ الصعوبة في فصل الأغراض المختلفة في الصورة عن بعضها بسهولة.
- ✓ الصعوبة في معالجة حالة تقاطع الأغراض فيما بينها وحالة التقاطع بين الأغراض وخلفيات الصور. كما هو مبين في الشكل (53).

لتحقيق الهدف المرجو من البحث، قمنا بتطوير طريقة جديدة لتجزئة صورة الشبكة (grid image segmentation method)؛ حيث يتم تقسيم الصورة إلى صور فرعية متقاطعة أفقية ورأسية مع تداخل بينهما، لكن كيف سيتم ذلك؟



الشكل 53: التقاطع بين الأغراض المختلفة والخلفية.

طريقة التجزئة المقترحة تأخذ ثلاث معطيات كمعاملات دخل أساسية، لنحصل على مجموعة من الصور الفرعية كمعطيات في الخرج، معاملات الدخل للخوارزمية هي كالتالي:

- الخطوة الأفقية وهي نسبة مئوية من عرض الصورة نشير إليها بالرمز H_s .
- الخطوة الرأسية وهي نسبة مئوية من ارتفاع الصورة نشير إليها بالرمز V_s .
- النسبة المئوية المتداخلة نشير إليها بالرمز O_p ، يتم استخدامه لتحديد التقاطع بين الصور.

وفيما يلي العلاقات الرياضية لحساب حجم الصور الفرعية والنسب المئوية من الصورة الأصلية:

$$\text{sub image size (pixels)} = (H_s \times V_s) \times (\text{parent image size}) \dots \dots \dots (6.28)$$

$$\text{sub image width (pixels)} = H_s \times (\text{parent image width}) \dots \dots \dots (6.29)$$

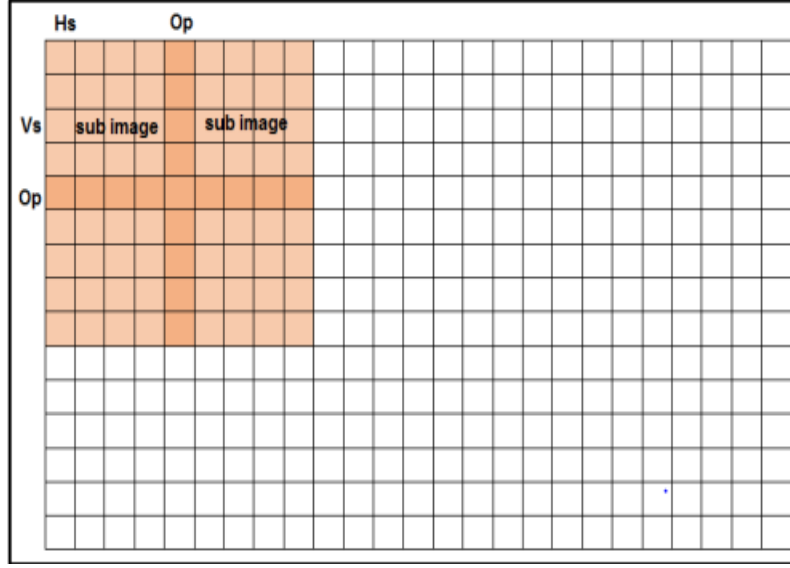
$$\text{sub image height (pixels)} = V_s \times (\text{parent image height}) \dots \dots \dots (6.30)$$

أما عن تحديد التقاطع بين الصور الفرعية من خلال النسبة المئوية المتداخلة، والتي يتم الحصول عليها عندما لا يتم التقاط الصورة الفرعية التالية من نهاية الصورة الفرعية السابقة ولكن قبل نهاية الصورة السابقة بعدد من البكسلات والتي يتم تحديده بالعلاقة التالية:

$$H_o = O_p \times (\text{parent image width}); \text{ in pixels unit.} \dots (6.31)$$

$$V_o = O_p \times (\text{parent image height}); \text{ in pixels unit.} \dots (6.32)$$

الشكل (54) يوضح لنا آلية التجزئة الجديدة بشكل أوضح.



الشكل 54: تجزئة الصورة باستخدام الشبكة.

طريقة التجزئة المقترحة تتمتع بالمواصفات التالية:

- السرعة والتعقيد منخفضة: تعتمد على تقسيم الصورة إلى مربعات متساوية الحجم.
- الفعالية: الصورة الفرعية الناتجة تتقاطع أفقياً وعمودياً، وبالتالي ستغطي أجزاء الصورة بفعالية أكبر.

5.6 التنفيذ العملي:

- مواصفات التجهيزات:

- المعالج intel(R) core (TM) i5-4590 @ 3.30Ghz

- RAM 8 GB

- مواصفات البرنامج: نعتمد نظام التشغيل Windows 7، MATLAB R2018b.

5.6.1 نتائج تجريبية لتأثير حجم الشرائح ونسب التداخل:

سنقوم بتوضيح تأثير تغيير حجم الشريحة في الصور ونسب التداخل التي سبق وذكرناها من خلال عدد من التجارب.

I. التجربة الأولى:

في هذه التجربة، الخطوة الأفقية والعمودية 75%، أما النسبة المئوية المتداخلة بمقدار 0% كما هو موضح بالجدول 1.

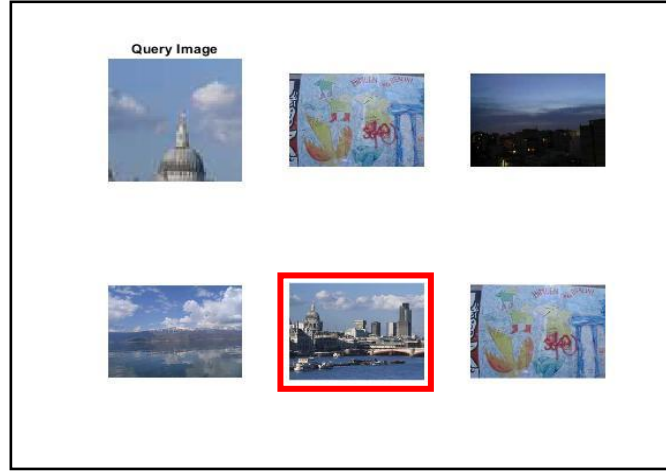
الجدول 1: شروط التجربة الأولى.

First experiment		
Segmentation parameters		
H_s	V_s	O_p
75%	75%	0%

يبين الشكل (55) صورة الاستعلام للتجربة الأولى، أما النتائج فنجدتها واضحة في الشكل (56).



الشكل 55: صورة الاستعلام التجربة الأولى.



الشكل 56: نتائج التجربة الأولى.

في الشكل السابق نلاحظ أن النتيجة الصحيحة تأتي في المرتبة الرابعة.

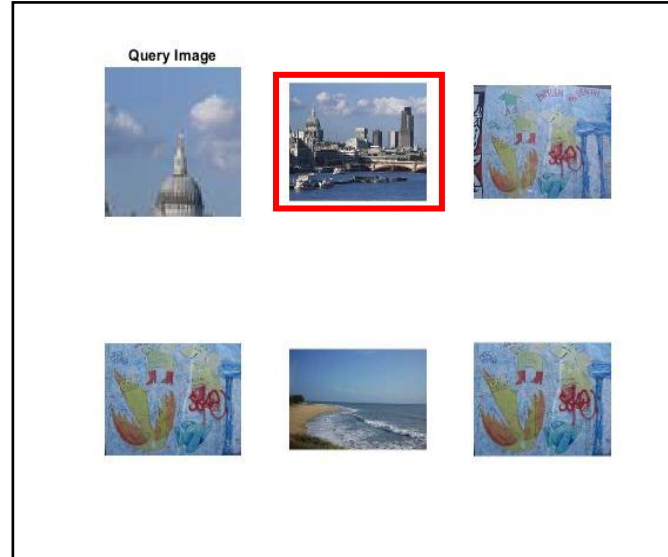
II. التجربة الثانية:

في هذه التجربة، قيمة الخطوة الأفقية والعمودية 25%، وقيمة النسبة المئوية المتداخلة بمقدار 5%، كما هو واضح بالجدول 2.

الجدول 2: شروط التجربة الثانية.

Second experiment		
Segmentation parameters		
H_s	V_s	O_p
25%	25%	5%

صورة الاستعلام للتجربة الثانية ستكون نفس الصورة في حالة التجربة الأولى في الشكل (55)، أما في الشكل (57)، تظهر فيه نتائج التجربة الثانية ومن الواضح فيه أن النتيجة الصحيحة تأتي في المرتبة الأولى.



الشكل 57: نتائج التجربة الثانية.

III. المقارنة بين نتائج التجارب:

من خلال الجدول 3، يتبين لنا أنه عند اختيار الأجزاء الصغيرة لصور الاستعلام سيزداد حجم قاعدة المعطيات ووقت المعالجة، بالمقابل سنحصل على زيادة في دقة نتائج الخوارزمية المقترحة.

الجدول 3: المقارنة بين نتائج الخوارزميات من أجل صورة مستعلمة محددة.

Method	Time to build data base	Data base size (MB)	Time to find Result
CBIR	6.125179 seconds	1.025	9.277355 Seconds
SIFT	202.525458 seconds	182.425	3.545770 Seconds
Proposed solution (0.25, 0.25, 0.05)	14.918674 seconds	24	126.835984 Seconds
Proposed solution (0.75, 0.75, 0)	8.590004 seconds	3.02	32.439078 Seconds

5.7 تقييم الحل المقترح:

نهدف من خلال هذه الفقرة إلى تحديد دقة وفعالية الحل المقترح، ومن أجل ذلك سنبدأ بتقييم أداء كل من CBIR، SIFT ومن ثم مقارنتها بأداء الحل المقترح.

• معيار التقييم:

قاعدة المعطيات المختارة تتكون من 652 صورة والموجودة في Math Works website.

5.7.1 خصائص قاعدة المعطيات:

- جميع الصور ذات بعد ثابت، بعرض 250 pixels وارتفاع 250 pixels.
 - بعض الصور ذات دقة مختلفة.
 - بعض الصور تنتمي لنفس المشهد مع اختلاف بسيط في الإضاءة في بعض الأحيان.
 - بعض الصور تختلف في المشهد لكنها متشابهة إلى حد كبير من حيث الألوان.
- صور الاستعلام عددها 100 تم اقتصاصها وربطها مع مجموعة المعطيات الأصلية. وقد تم اختيارها بشكل عشوائي في معظم الحالات تبدأ الصور التي تم اقتصاصها في الموضع (0,0) من الصورة الأصلية. أما في حالة الصور المجزأة فقد تم اختيار النسبة المئوية للخطوة الأفقية والשאقولية بمقدار 0.25 ونسبة التداخل بمقدار 0.05، أما عن عدد النتائج المسترجعة فسنحدد أقرب عشرة صور لكل Query image.

نقوم باختبار الخوارزميات أربع مرات:

✓ أولاً: اختيار حجم كل صورة مجزئة بشكل عشوائي (صورة الاستعلام)، بحد أقصى قدره 35% من الصورة الأصلية.

✓ ثانياً: حجم كل صورة مجزئة بمقدار 20% من الصورة الأصلية.

✓ ثالثاً: حجم كل صورة مجزئة بمقدار 40% من الصورة الأصلية.

✓ رابعاً: حجم كل صورة مجزئة بمقدار 60% من الصورة الأصلية.

5.7.2 عدد نقاط عملية التقييم:

1. توليد ملف script على مجلد الصور ويعيد أسماء الصور ويقارنها ومن ثم يعرضها.

2. تقييم النتائج العشرة الأولى لكل صورة.

3. تمنح الصورة الصحيحة عدداً معيناً من النقاط.

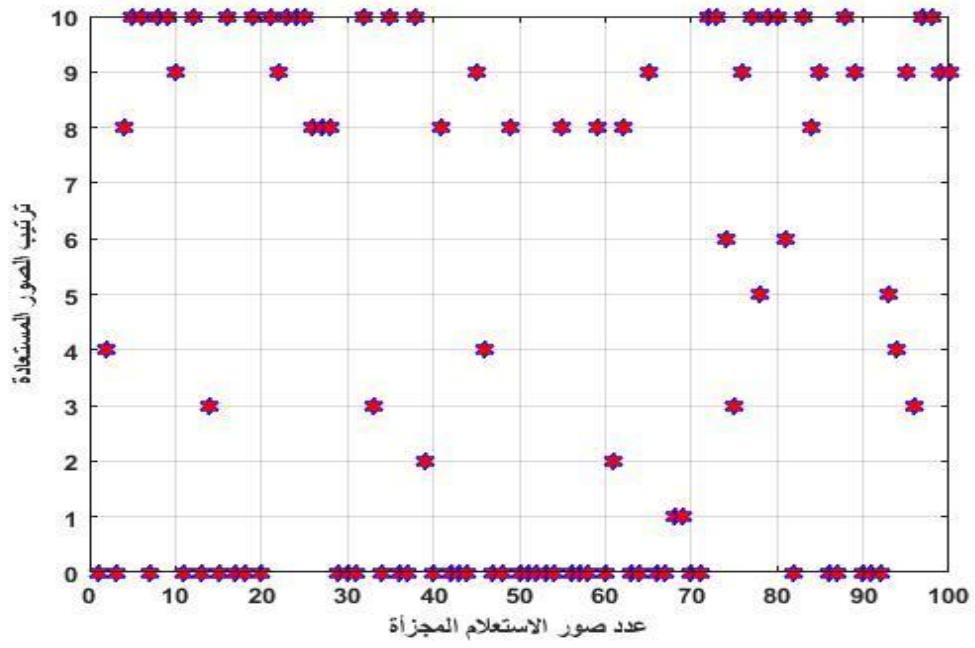
4. يتم حساب عدد نقاط النتيجة الصحيحة وفق التالي:

$$\text{points} = \max(0, [10 + 1 - (\text{the position of correct result})]) \dots (6 - 33)$$

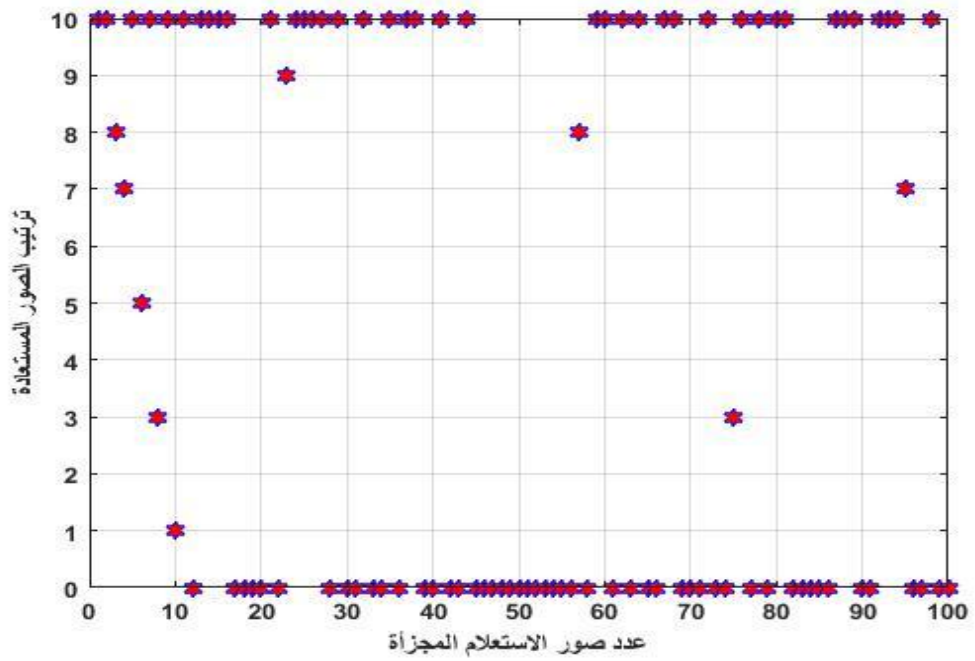
نحدد لكل صورة استعلام عدداً من النقاط، لنتمكن من الحصول على منحني لكل من (CBIR, SIFT، الحل المقترح). يمثل المحور X أرقام صور الاستعلام المجزأة، ويمثل المحور Y ترتيب النقاط التي ستحصل عليها الصور المستعادة. حيث تحصل كل صورة استعلام على عشر نقاط، مما يعني أن جميع النتائج جاءت في الموضع رقم واحد لكل صورة استعلام. سنوضح من خلال التجارب التالية أداء كل من (CBIR, SIFT، الحل المقترح).

5.7.3 تجزئة الصور عشوائياً:

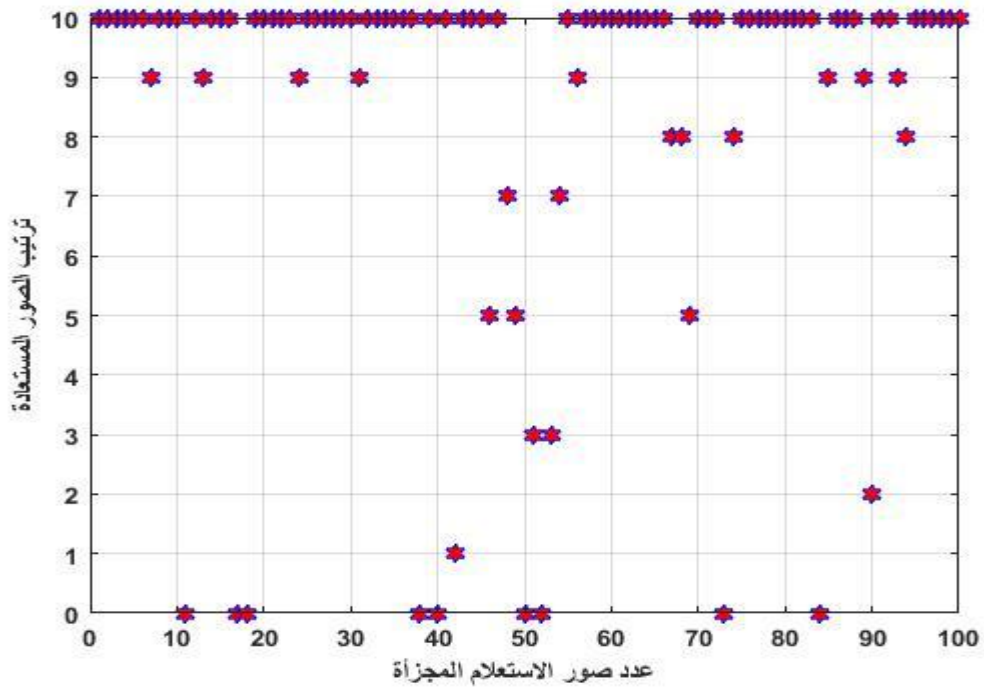
نتائج اختبار الخوارزميات لصور في حالة الحجم الأقصى لكل صورة مجزئة 35% من الصورة الأصلية: يوضح الشكل (58) أداء خوارزمية CBIR إذ نلاحظ أن بعض النتائج غير صحيحة وتأخذ القيمة صفر (على المحور Y) وأن عدد النتائج المقابلة لعشرة نقاط ليس كبيراً وهي التي تحدد النتيجة الصحيحة. الشكل (59) يبين أداء خوارزمية SIFT النتائج ستكون إما لأول صورة تم استردادها أو للخاطئة وهنا سوف يزداد الانحراف المعياري مقارنة مع CBIR. أما الشكل (60) فيبين أداء الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT وفيه نلاحظ أن النتائج أفضل من الخوارزميات السابقة إذ نلاحظ تحسن الأداء مقارنة بهما. بينما يبين الشكل (61) أداء الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT، وملاحظة تحسن الأداء لحالة الصور المجزئة عشوائياً.



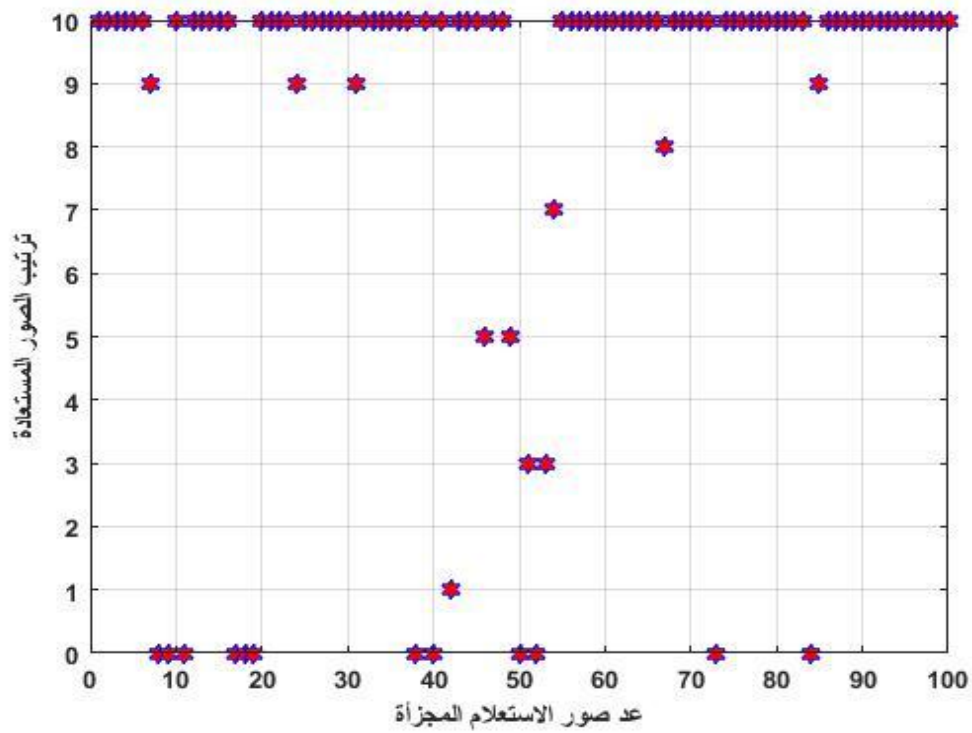
الشكل 58: أداء خوارزمية CBIR في حالة الصور المجزأة عشوائياً.



الشكل 59: أداء خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائياً.



الشكل 60: أداء الحل المقترح قبل تطبيق خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائيا.

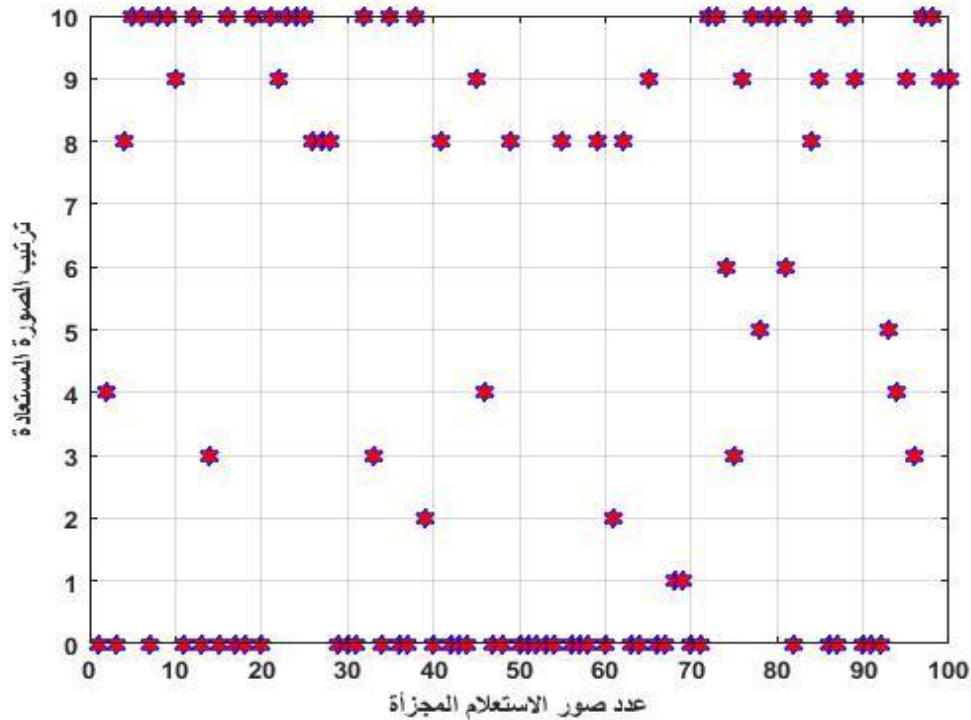


الشكل 61: أداء الحل المقترح بعد تطبيق خوارزمية SIFT في حالة الصور المجزأة عشوائيا.

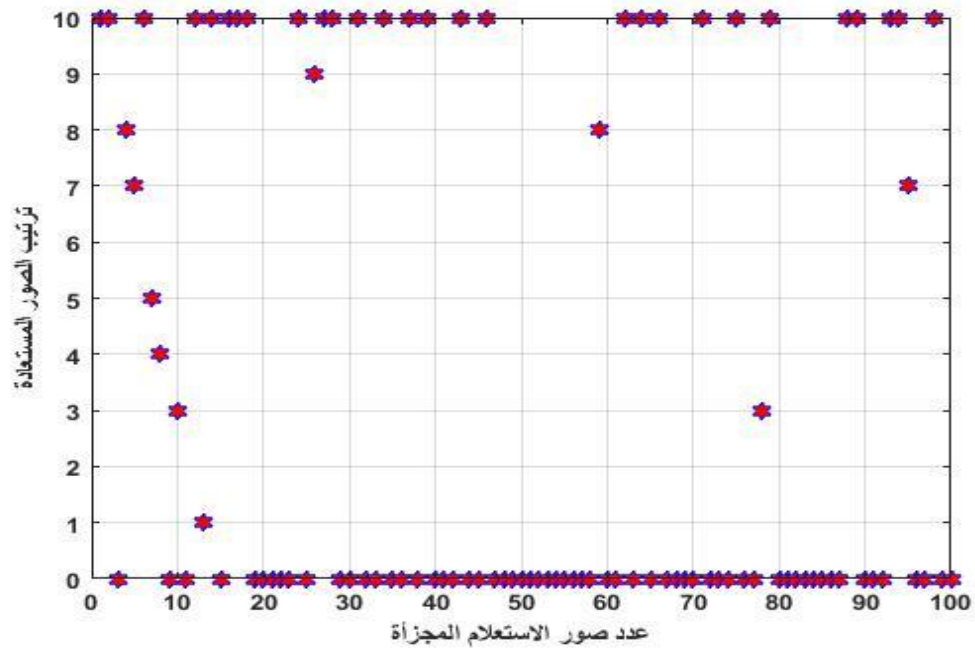
5.7.4 تجزئة الصور 20%:

نتائج اختبار الخوارزميات باستخدام صورة مجزئة بنسبة 20%: الشكل (62) يبين أداء خوارزمية CBIR إذ نلاحظ ظهور الكثير من النتائج الخاطئة. الشكل (63) يقدم أداء خوارزمية SIFT ومن الملاحظ أن النتائج بعيدة عن بعضها البعض (إما صفر أو عشرة) أي أنها إما صحيحة أو خاطئة. يوضح الشكل (64) نتائج الخوارزمية المقترحة مقارنة مع الخوارزميتين السابقتين، وذلك قبل تطبيق خوارزمية SIFT وملاحظة تحسن الأداء.

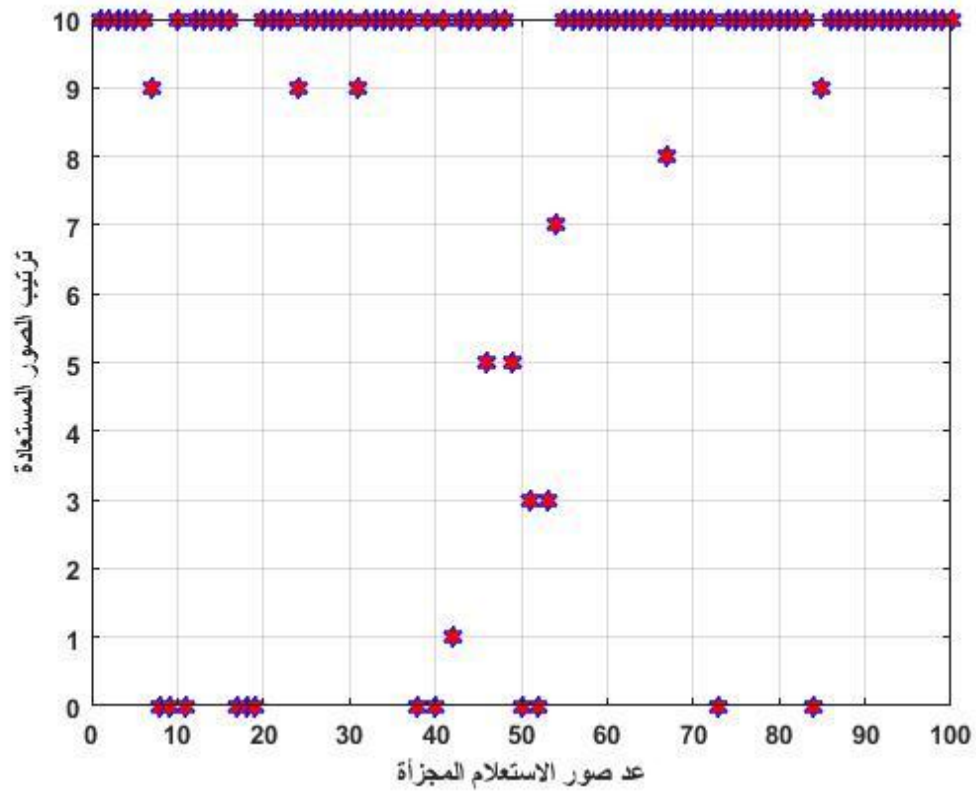
بينما يبين الشكل (65) أداء الخوارزمية المقترحة بعد أن تم إعادة ترتيب النتائج باستخدام خوارزمية SIFT وكما هو واضح فإن النتائج أصبحت أفضل مما سبق.



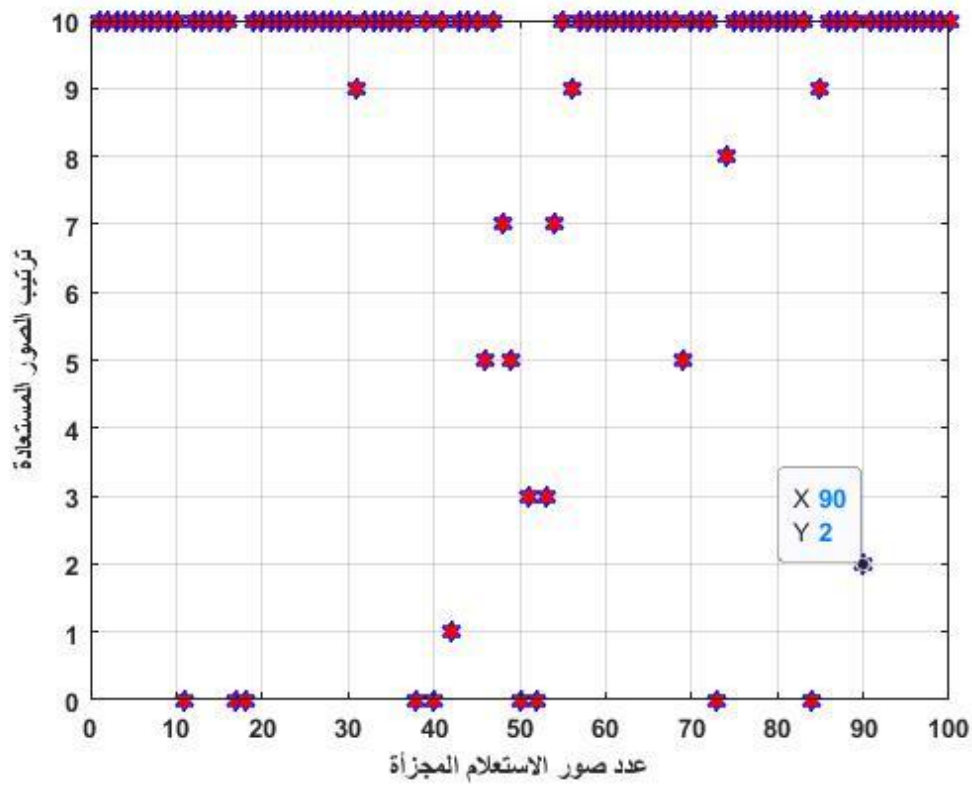
الشكل 62: أداء CBIR في حالة الصور المجزئة بنسبة 20% .



الشكل 63: أداء SIFT في حالة الصور المجزئة بنسبة 20% .



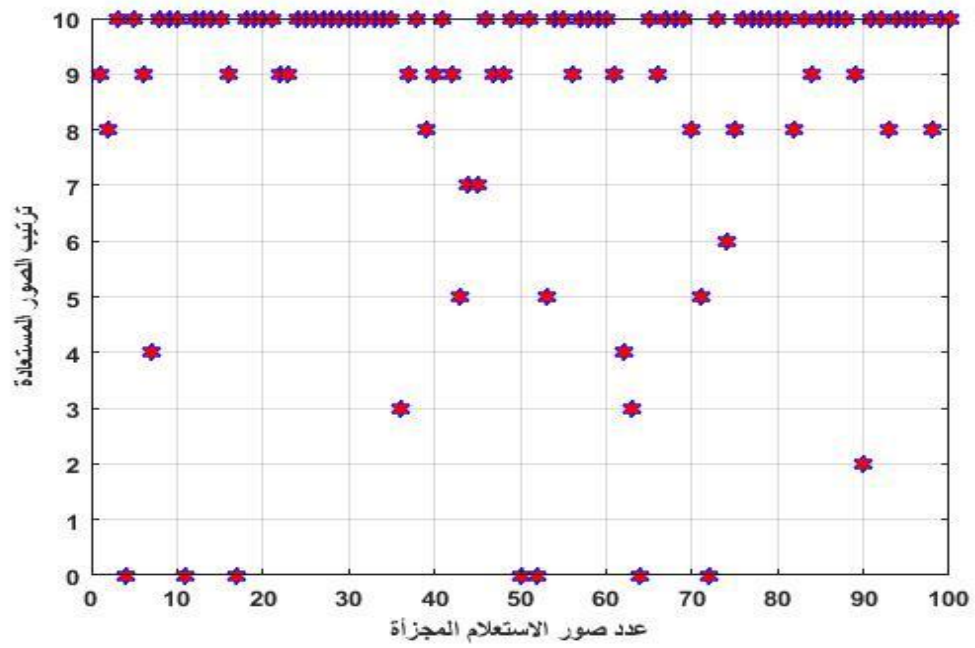
الشكل 64: أداء الحل المقترح قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزئة بنسبة 20%.



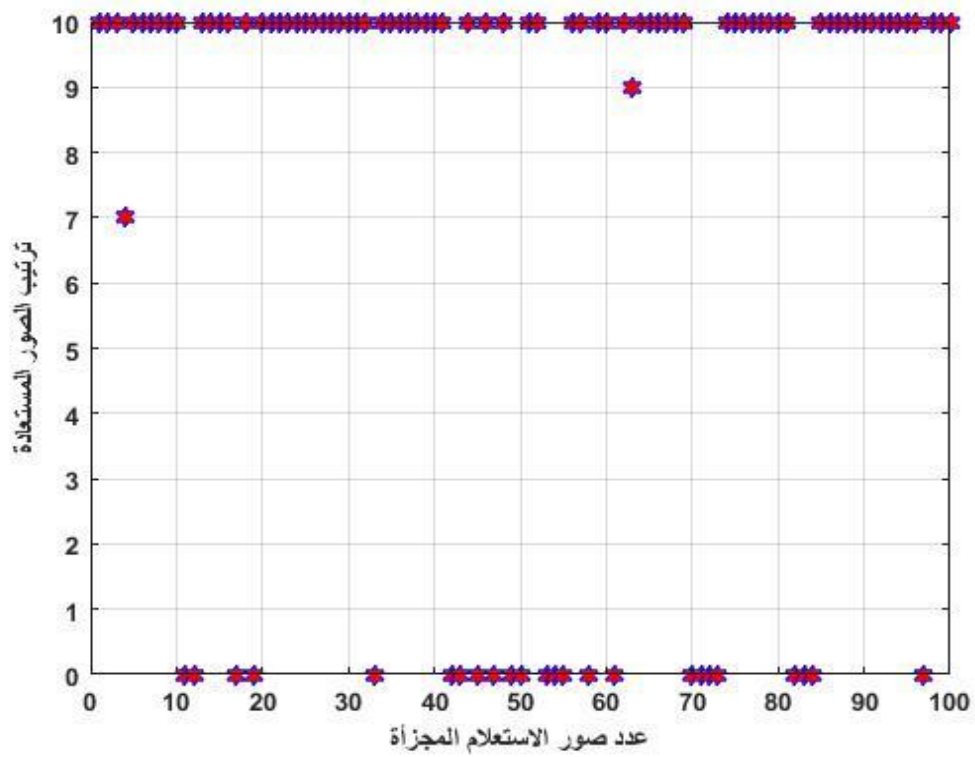
الشكل 65: أداء الحل المقترح بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزئة بنسبة 20%.

5.7.5 تجزئة الصور 40%:

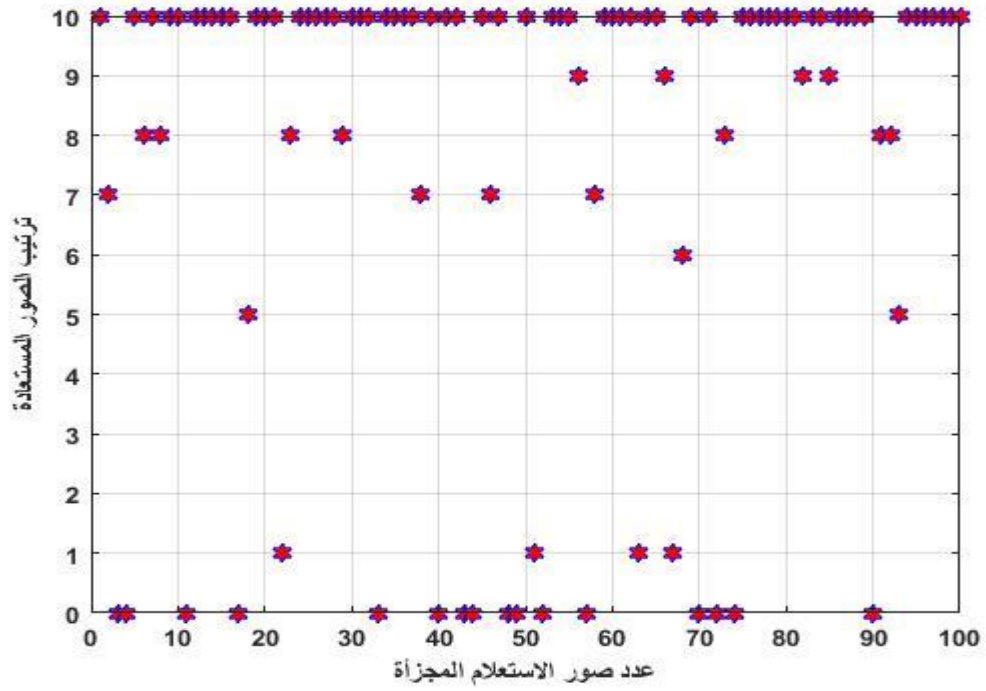
نتائج اختبار الخوارزميات باستخدام 40% من الصورة المجزئة: يعرض الشكل (66) أداء خوارزمية CBIR في حالة 40% من الصورة المجزئة ومن الواضح أن أداء CBIR في هذه الحالة أفضل مما كان عليه في حالة 20% من الصور المجزئة. يبين الشكل (67) أداء خوارزمية SIFT ونلاحظ من خلاله أن الأداء أفضل من الحالة السابقة وأن النتائج لا تزال بعيدة عن بعضها. أما الشكل (68) فيبين نتائج الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT وملاحظة أن الأداء أفضل بكثير من الخوارزميتين المدروستين في حالة 20%. أما نتائج الخوارزمية المقترحة بعد إعادة ترتيب النتائج باستخدام SIFT فنلاحظه في الشكل (69).



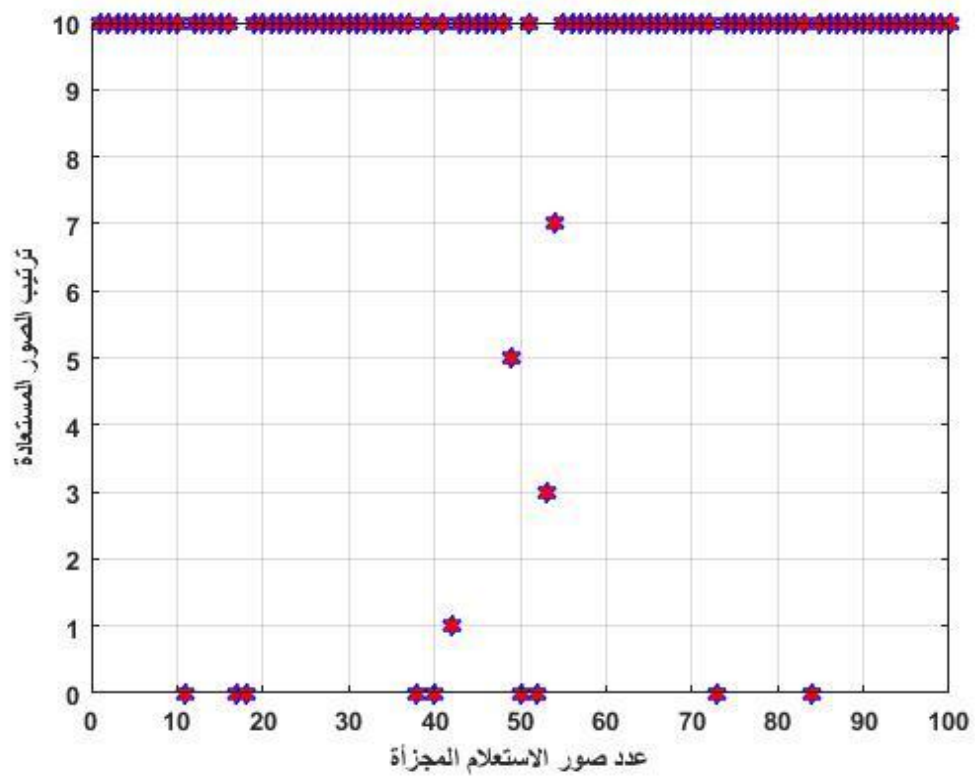
الشكل 66: أداء CBIR في حالة الصور المجزئة بنسبة 40% .



الشكل 67: أداء SIFT في حالة الصور المجزئة بنسبة 40%.



الشكل 68: أداء الحل المقترح قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 40%.

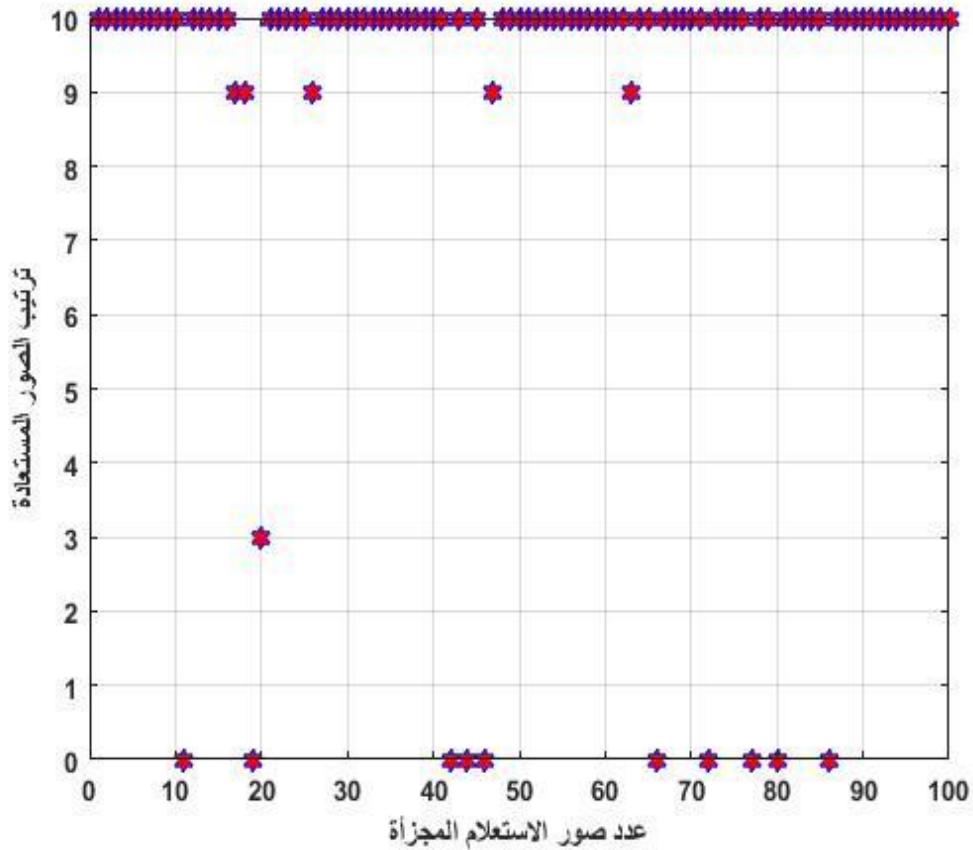


الشكل 69: أداء الحل المقترح بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 40%.

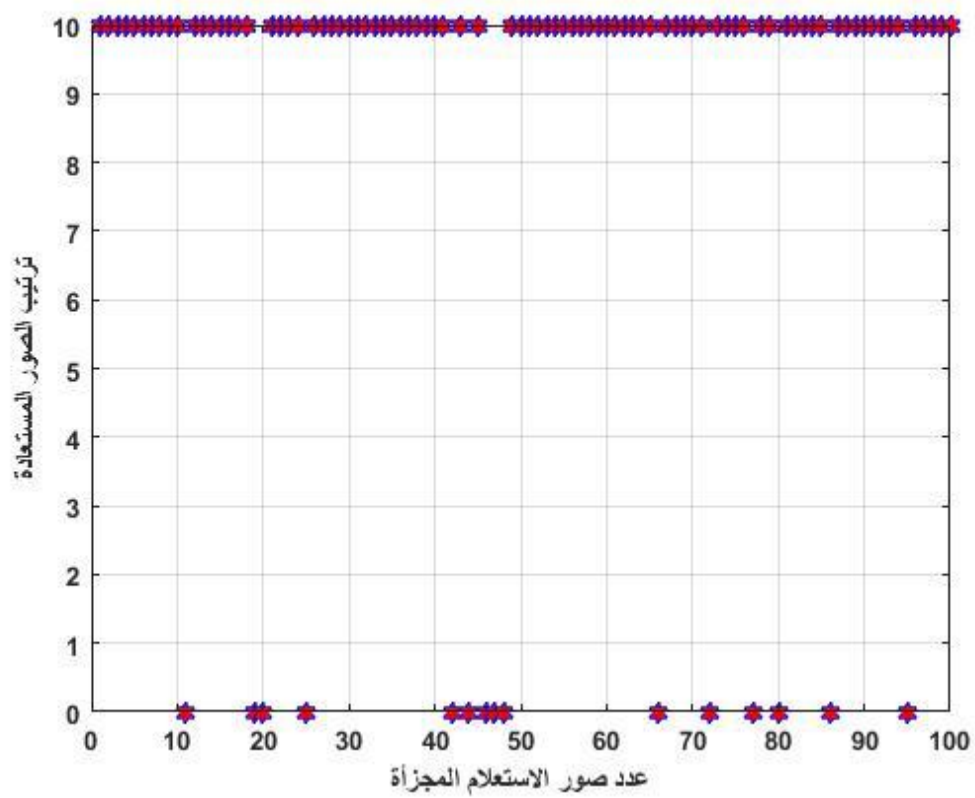
5.7.6 تجزئة الصورة بنسبة 60%:

نتائج اختبار الخوارزميات باستخدام 60% من الصور المجزئة:

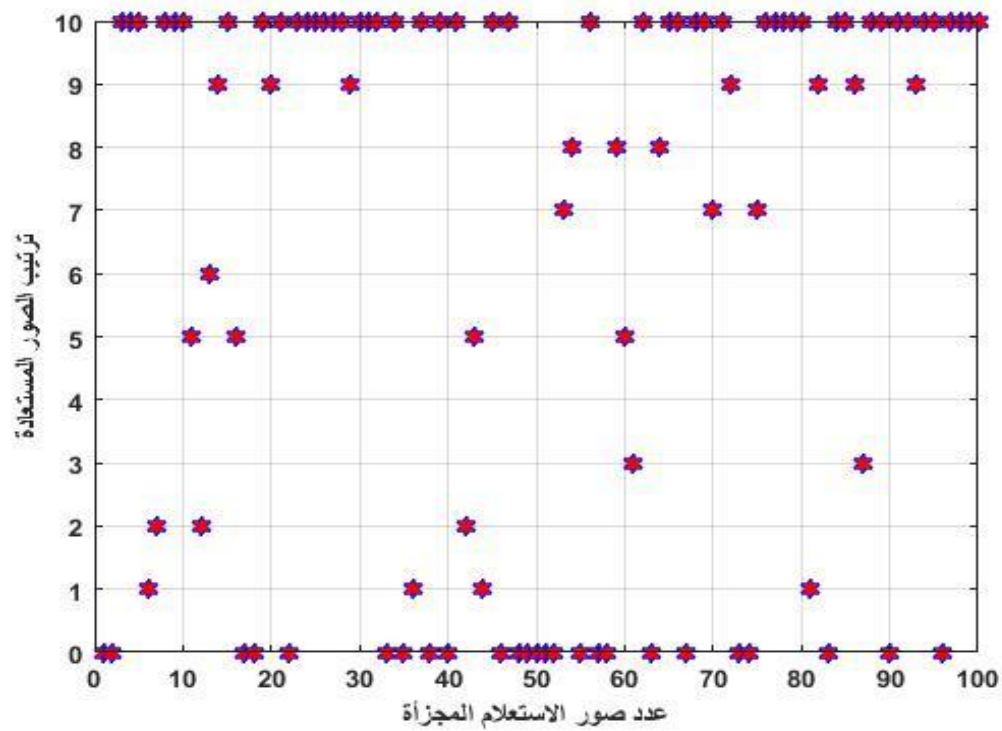
الشكل (70) يبين أداء خوارزمية CBIR في حالة 60% من الصور المجزئة وملاحظة أن النتائج كانت أفضل من حالة 40% من الصور المجزئة. الشكل (71) يوضح أداء خوارزمية SIFT: ويمكننا من خلاله ملاحظة أن الأداء هنا أفضل من حالة 40% من الصورة المجزئة، وأن النتائج بعيدة عن بعضها البعض. الشكل (72) يوضح نتائج الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT ويمكننا أن نلاحظ أن أداء الخوارزمية المقترحة أفضل مما هو عليه في الخوارزميات المدروسة، وأفضل من الأداء في حالة 40% من الصور المجزئة. يوضح الشكل (73) أداء الخوارزمية المقترحة بعد إعادة ترتيب النتائج باستخدام خوارزمية SIFT.



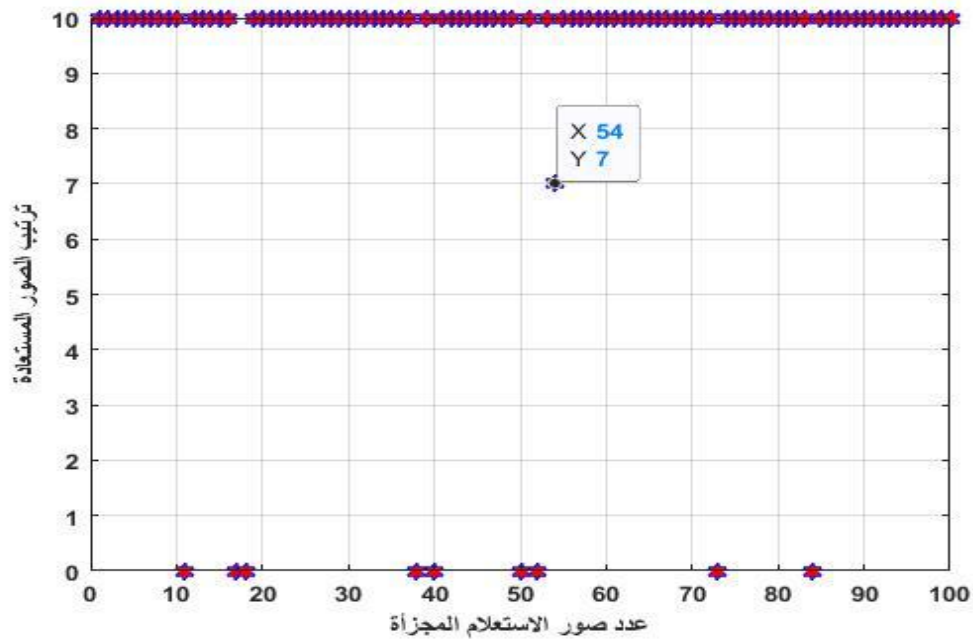
الشكل 70: أداء خوارزمية CBIR لصور مجزأة بنسبة 60%.



الشكل 71: أداء خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 60%.



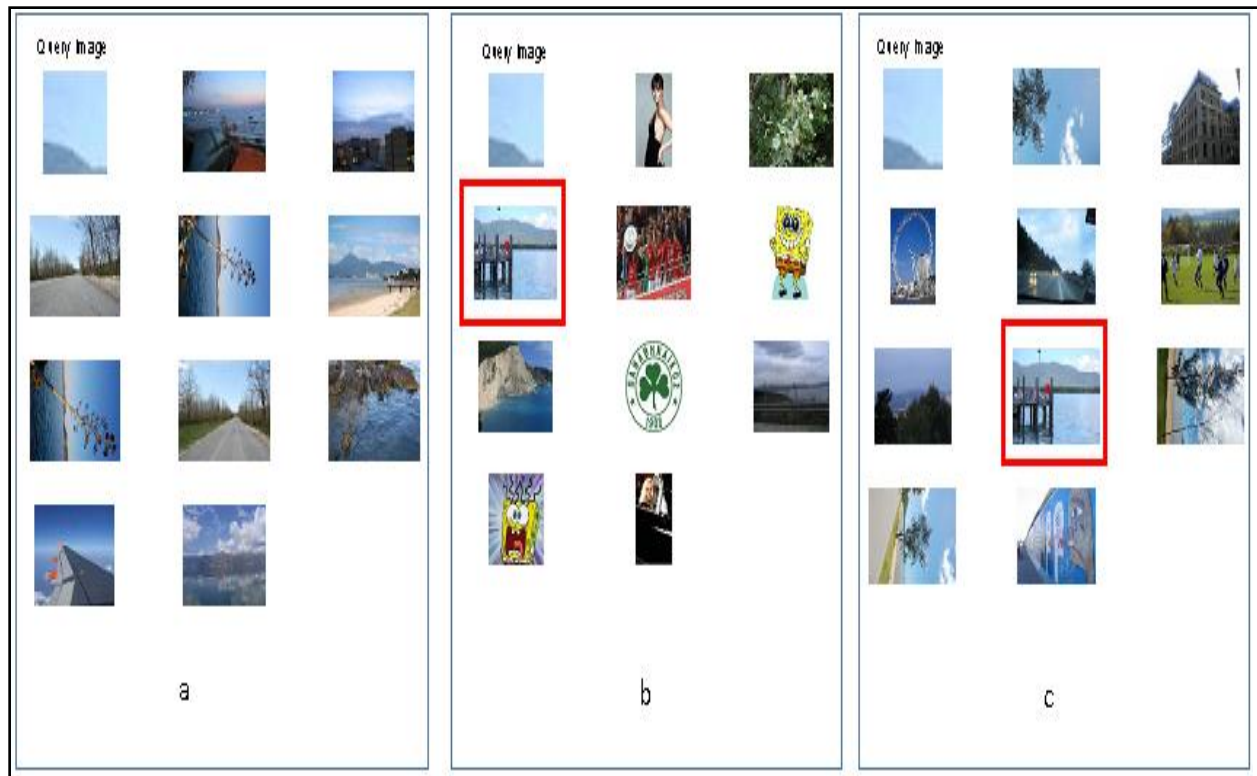
الشكل 72: أداء الحل المقترح قبل تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 60%.



الشكل 73: أداء الحل المقترح بعد تطبيق خوارزمية SIFT لصور مجزأة بنسبة 60%.

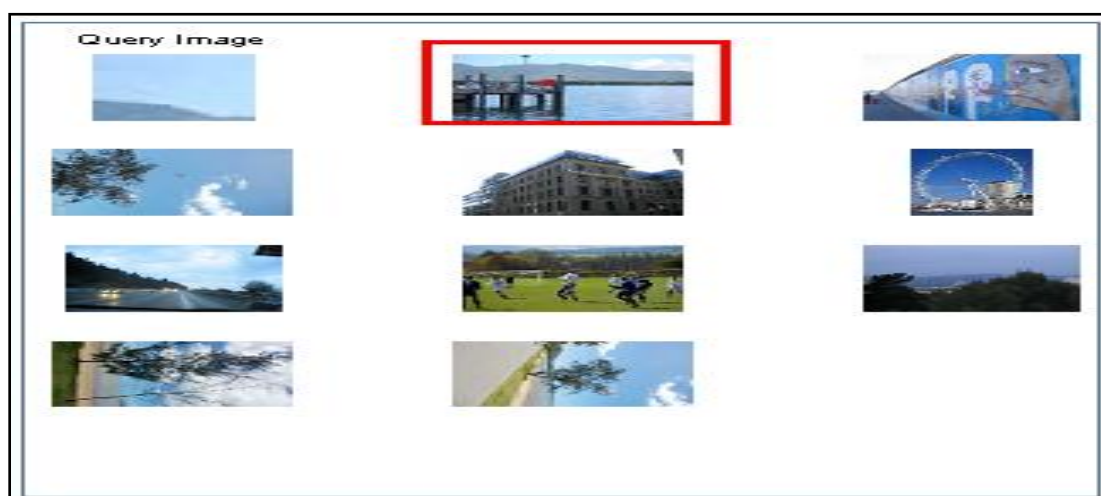
5.8 اختبار الخوارزميات:

نستعرض من خلال المثال في الشكل (74) التالي نتائج تطبيق الخوارزميات على صورة مجزأة.



الشكل 74: نتائج الخوارزميات التي تم اختبارها على الصورة المجزأة.

- a:** يظهر حالة فشل خوارزمية CBIR في العثور على النتيجة الصحيحة.
- b:** يبين أن خوارزمية SIFT تمكنت من استعادة الصورة الصحيحة ولكن كنتيجة ثالثة.
- c:** يبين أن الخوارزمية المقترحة قبل تطبيق خوارزمية SIFT يستعيد الصورة الصحيحة في المرتبة السابعة.
- من خلال الشكل (75) نلاحظ أن الخوارزمية المقترحة تعطي النتيجة الصحيحة في المرتبة الأولى وذلك بعد تطبيق خوارزمية SIFT.



الشكل 75: نتيجة الخوارزمية المقترحة بعد تطبيق خوارزمية SIFT.

5.8.1 تقييم نتائج اختبار الخوارزميات:

من خلال تطبيق الخوارزميات السابقة على عدد من صور الاستعلام تمكّنّا من الحصول على بعض النتائج الهامة:

- الخوارزمية المقترحة في أغلب الحالات أفضل من الخوارزميات المدروسة من حيث عدد النقاط الإجمالي والوسطي إذ إنه يكون أعلى مقارنة مع SIFT & CBIR.
 - الانحراف المعياري في الخوارزمية المقترحة أقل مقارنة مع الخوارزميات المدروسة.
 - خوارزمية SIFT هي الأسوأ من حيث الأداء مقارنة بالخوارزمية المقترحة و CBIR.
 - كلما زاد حجم الجزء المستعلم عنه يصبح أداء كل من SIFT & CBIR متقارب إلى حد كبير.
- يلخص الجدول التالي 4 تقييم الخوارزمية المقترحة ومقارنته مع الخوارزميات المدروسة.

الجدول 4: تقييم الحل المقترح.

Case of queries	Method name	Total points (%)	Mean	Standard Deviation
Randomly cropped images Max (35%)	CBIR	74,6	7.4600	3.8387
	SIFT	67,6	6.7600	4.6604
	Proposed	86,9	8.6900	3.1098
20% cropped images	CBIR	45,2	4.5200	4.4233
	SIFT	45,1	4.5100	4.8378
	Proposed	61,9	6.1900	4.4443
40% cropped images	CBIR	87,3	8.7300	2.4898
	SIFT	77,9	7.7900	4.1592
	Proposed	94,5	9.4500	1.8715
60% cropped images	CBIR	96,5	9.65	1.5067
	SIFT	94,0	9.4	2.3868
	Proposed	96,9	9.69	1.7156

مجموع النقاط: هي مجموع جميع نقاط المنحني (نوع من التكامل). أما عن نقاط الخوارزمية المثالية عددها الإجمالي يساوي $1000 = 10 \times 100$ نقطة. كما هو واضح في الجدول السابق ومن الواضح أن الخوارزمية المقترحة يعد تحسين جيد لخوارزميات **NDIR**.
 بقراءة الجدول 4، في أغلب الحالات، يكون فيها الخوارزمية المقترحة أفضل من الخوارزميات المدروسة، لأنه في جميع الحالات المختبرة، إجمالي النقاط والمتوسط أعلى من الخوارزميات الأخرى، كما أن الانحراف المعياري في معظم الحالات يكون أصغر من الخوارزميات الأخرى. كذلك الحال في جميع حالات خوارزمية **SIFT**، نتائجها هي الأسوأ والانحراف المعياري كبير نسبياً مما يعني أن موضع النتائج المستعادة تكون بعيدة عن القيمة المتوسطة، إضافةً إلى ذلك، عندما يصبح حجم صور الاستعلام أكبر يصبح أداء جميع الخوارزميات المدروسة قريبة جداً من بعضها البعض.

بشكل عام، من مراجعة الجدول 3 والجدول 4 نستنتج بعض إيجابيات وسلبيات الخوارزمية المقترحة كالتالي:

الإيجابيات:

1. الدقة: نحصل على نتائج دقيقة كما يظهر في النتائج التجريبية كلما كانت نسبة التجزئة أصغر.

2. المرونة: إمكانية تعديل معاملات نسب تجزئة الصورة التي تلعب الدور الرئيسي في الحل المقترح.

السلبيات:

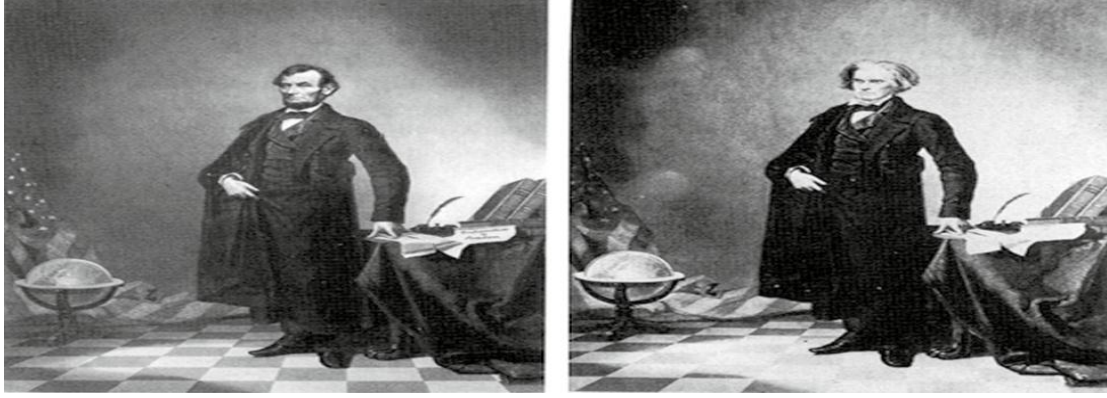
1. الخوارزمية المقترحة تستهلك وقتاً طويلاً في بناء قاعدة المعطيات.
2. البطء: لأنها تحتاج إلى وقت أطول للبحث في قاعدة المعطيات نظراً للعدد الكبير المرتبط الذي يمثل أجزاء الصور الأصلية.

5.9 تطبيق عملي للحل المقترح:

إحدى أبرز التطبيقات التي يمكن الاستفادة منها في الحياة العملية هي الكشف عن الصور المزيفة من نوع **Cloning image**، وهو ما يعرف بنسخ صورة من صورة إذ يتم استنساخ جزء من الصورة أو غرض موجود فيها ولصقه في منطقة أخرى في نفس الصورة أو في صورة أخرى [45,46]. بدافع إخفاء معالم الصورة أو تزويرها وتزييفها لغرض ما. وفي وقتنا الحالي يحصل هذا في الكثير من مجالات الحياة كالعلوم والسياسة والإعلام والتشخيص الطبي خاصة الشرعي وغيرها. كما هو واضح في الشكل (76,77).



الشكل 76: مثال على تزييف الصور [45].

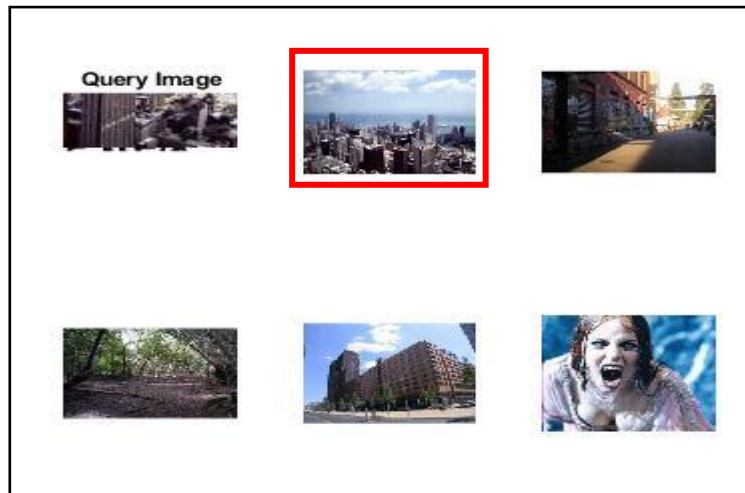


الشكل 77: صورة مزيفة للرئيس الأمريكي أبراهام لينكولن [46].

الخوارزمية المقترحة تمكننا من تحديد الجزء المراد البحث عنه في حال الشك بتزييفه وإمكانية الحصول على الصورة الأصلية أو المزيفة من خلال استخدام تابع في الماتلاب اسمه (draw rectangle) الذي يدعم تحديد جزء الصورة المشكوك بها. من خلال التجارب التي تم إجرائها على عدد من الصور في قاعدة المعطيات تمكنا من إثبات ما نهدف إليه. ففي الإجراء العملي لا نحتاج لبناء قاعدة معطيات جديدة إذ سنستفيد من القاعدة التي تم بناؤها في خوارزمية الحل المقترحة.



الشكل 78: صورة مزيفة.



الشكل 79: نتائج تطبيق الخوارزمية المقترحة.

5.10 الخلاصة:

قمنا في هذا الفصل بإجراء تقييم للخوارزمية المقترحة ومقارنتها مع خوارزميات استعادة الصورة الأكثر استخداماً، واقتراح تطبيق عملي لها علماً أن عملية المحاكاة والتقييم تمت باستخدام برنامج الماتلاب.

خاتمة وآفاق مستقبلية

I. المهام:

تم مناقشة الواصفات المحلية، وشرح طرق تجزئة الصور التي تعد مجالاً هاماً في معالجة الصور. إضافة إلى ذلك، تمت دراسة ومحاكاة بعض الخوارزميات المستخدمة في مجال استعادة الصورة شبه المكررة ومحاكاتها واقتراح خوارزمية تحسين مناسبة.

II. الاستنتاجات والتوصيات:

من خلال هذا البحث نقدم بعض النتائج الهامة:

- ❖ لا تعد خوارزمية SIFT مثالية في حالة التركيز على جزء معين من الصورة إذ سيحدث تشوه في نقاط الرئيسية مما يؤدي إلى تدهور في الأداء.
- ❖ خوارزمية CBIR تعتمد على حساب المخطط التكراري اللوني للصورة بأكملها لكن في حال التركيز على جزء معين من الصورة، فإننا سنحتاج إلى حساب مخطط تكراري لوني جديد مختلف مما يؤدي إلى تدهور أدائها لكنها مع ذلك تبقى أفضل من خوارزمية SIFT. باختصار، يجب تقسيم الصورة الى عدد من الصور الفرعية لكي نتغلب على مشاكل CBIR ومن ثم تطبيق خوارزمية SIFT للاستفادة من ميزتها في استعادة الصورة الأصلية كنتيجة أولى.

III. آفاق مستقبلية:

- إمكانية إجراء العمل المقترح باستخدام عدد من اللغات البرمجية منها (C#, Java)، لأن لغات البرمجة يمكن استخدامها لإنشاء تطبيقات أسرع من MATLAB، مما يتيح النشر والتشغيل على نطاق واسع وأسرع بالإضافة لسهولة التثبيت على الأجهزة الأخرى من دون الحاجة الى تثبيت برنامج MATLAB.
- إمكانية استخدام البرمجة الموازية لتعزيز عملية البحث في قاعدة المعطيات وتقليل الوقت المستهلك.
- تطوير طريقة تجزئة الصورة، عن طريق استخراج الأغراض المهمة فقط في الصورة من أجل الحصول على عمليات بحث أسرع وعدد أقل من الأجزاء وحجم قاعدة المعطيات أصغر.
- إجراء دراسة لاستخدام الخوارزمية المقترحة في مجال كشف الصور المتحركة.

IV. الخاتمة:

تتمتع خوارزميات استعادة الصور بأهمية كبيرة في كثير من المجالات. تم في هذه الرسالة تقديم دراسة للخوارزميات التقليدية الأكثر استخداماً في استعادة الصورة، واقتراح خوارزمية لتحسين استعادة الصور من خلال شرح للحل وتقديم النتائج التجريبية، وتقييم للخوارزمية المقترحة، عن طريق المقارنة بينها وبين خوارزميات NDIR المعروفة واقتراح تطبيق عملي يسمح لنا بوضع البحث المقترح في المجال التقني.

المراجع

References

- [1] PNRL Chandra Sekhar, Dr. T N Sankar” Review of Image Splicing Forgery Detection Techniques Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR). December 2016, Volume 3, Issue 1 2 JETIR (ISSN-2349-5162).
- [2] K. K. Thyagarajan, V. R. Hasini, H. Joshna, A. Jenifer Sweetlin “Near-Duplicate ImageIdentification using Pulse Coupled Neural Networks” International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies. Volume 5, Issue 3, March 2017 pg. 85-92
- [3] D. Xu, T.-J. Cham, S. Yan and S.-F. Chang, "Near duplicate image identification with patially Aligned Pyramid Matching," in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, AK, USA, 2010.
- [4] J. Zhu, S. C.H. Hoi, M. R. Lye and S. Yan, "Near-duplicate Keyframe Retrieval by Nonrigid Image Matching," in the 16th ACM International Conference on Multimedia, Vancouver, British Columbia, Canada, October 26–31, 2008.
- [5] M. Hassaballah, A. A. Abdelmgeid and H. A. Alshazly, "Image Features Detection, Description and Matching," in Image Feature Detectors and Descriptors, Springer, Cham, 2016, pp. 11-45.
- [6] M. Ong, "SIFT feature detection - Image Processing," OpenCV2, 24 January 2015. [Online]. Available: <https://ongspxm.github.io/blog/2015/01/sift-feature-detection> imageprocessing/. [Accessed 20 April 2017].
- [7] م. خالد الدبش. "طريقك نحو تعلم الرؤية الحاسوبية ومعالجة الصورة الرقمية". 2017.
- [8] J. W. Shipman, "Introduction to color theory," New Mexico Tech, Computer Center, 16 10 2012. [Online]. Available: <http://infohost.nmt.edu/tcc/help/pubs/colortheory/web/hsv.html>. [Accessed 5 May 2017].
- [9] S. Sural, G. Qian and S. Pramanik, "Segmentation and histogram generation using the HSV color space for image retrieval," in *International Conference on Image Processing*, Rochester, NY, USA, USA, 2002.
- [10] J. J. Foo, R. Sinha and J. Zobel, "SICO: a system for detection of near-duplicate images during search," in International Conference on Multimedia and Expo, Beijing, China, 2007.
- [11] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant," International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. November, p. 91 –110, 2004.
- [12] Deepanshu Tyagi Mar Introduction to SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 16, 2019.
- [13] W. Zhang and J. Kosecka, "Image Based Localization in Urban Environments," in 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, Third International Symposium, Chapel Hill, NC, USA, 2006.
- [14] م.مجددي الخطيب. تقدير الموضع بالزمن الحقيقي اعتمادا على الصور في بيئة ذات مقياس
- [15] O. Miksik and K. Mikolajczyk, "Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching," in the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012), Tsukuba, Japan, 2012.
- [16] Lowe and David G, "Distinctive image feature from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, vol. 60, no. 2, pp. 91 –110, 2004.
- [17] D. G. Viswanathan, "Feature from Accelerated Segment Test," Semantic scholar, 2009.
- [18] H. Bay, T. Tuytelaars and L. V. Gool, "Surf: Speeded up robust features," Computer vision ECCV 2006, vol. 3951, pp. 404–417, 2006.
- [19] X. Jiang and H. Bunke, "Edge detection in range images based on scan line approximation," Computer vision and image understanding, vol. 73, no. 2, pp. 183 –199, 1999.
- [20] Y. Ke, R. Sukthankar and L. Huston, "An Efficient Parts-based Near-duplicate and Subimage Retrieval System," in Proceedings of the 12th Annual ACM International Conference on Multimedia, New York, NY, USA, 2004.

- [21] T. Kapu, W. L. Grimson, W. M. Wells and R. Kikinis, "Segmentation of brain tissue from magnetic resonance images," *Medical image analysis*, vol. 1, no. 2, pp. 109–127, 1996.
- [22] I. D. Mustafa and M. A. Hassan, "A Comparison between Different Segmentation Techniques Used in Medical Imaging," *American Journal of Biomedical Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 59–69, 2016.
- [23] W. Kiadtikornthaweeyot and A. R. Tatnall, "Region of interest detection based on histogram segmentation for satellite image," *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. 41, pp. 249–255, 2016.
- [24] Sadaf Ansari, "A Review on SIFT and SURF for Underwater Image Feature Detection and Matching "in CSIR–National Institute of Oceanography Goa, India, 2019, pp. 978–1 –5386–8158.
- [25] S. Ferrari, "Image segmentation," Course material for course Image Processing I. The University of Milan, 2011.
- [26] N. Otsu, "A threshold selection method from gray–level histograms," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979.
- [27] Min Li, Zhidan Luo, Xianjie Yuan and Yuhang Xing Xi'an Research Institute of High Technology, Xi'an 710025 China. "Image of Ship Target Matching Algorithm Based on PCA–SIFT in the Complicated Environments with Noise". 2018
- [28] Ana Terasa, Mayur Waghela, Anagha Jagtap, Shreeyesh Chauhan Research." Content Based Image Retrieval Using Wavelet Transform "Research Journal of Engineering Technology and Management (ISSN: XXXX–XXXX), Volume 02, Issue 01, March–2019.
- [29] Suvama G. Upase, Sunil V. Kuntawar, "Copy–Move Detection of Image Forgery by using DWT and SIFT Methodologies," *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 148 – No.7, August 2016.
- [30] Amit Singh, Parag Sohoni, Manoj Kumar." A Review of Different Content Based Image Retrieval Techniques" 2014.
- [31] O. Miksik and K. Mikolajczyk, "Evaluation of local detectors and descriptors for fast feature matching," in *The 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, Tsukuba, Japan, 2012.
- [32] N. Papathanasiou and T. Halvey, "Image Retrieval using Visual Dictionaries," *Leiden University, Leiden, NL*, 2015.
- [33] J. J. Foo, R. Sinha and J. Zobel, "SICO: a system for detection of near–duplicate images during search," in *International Conference on Multimedia and Expo*, Beijing, China, 2007.
- [34] D. Lowe, "Distinctive image features from scale–invariant," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. November, p. 91 –110, 2004
- [35] T. Sattler, B. Leibe and L. Kobbelt, "Fast Image–Based Localization using Direct 2D–to– 3D Matching," in *International Conference on Computer Vision*, Barcelona, Spain, 2011.
- [36] W. Zhang and J. Kosecka, "Image Based Localization in Urban Environments," in *3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, Third International Symposium, Chapel Hill, NC, USA, 2006.
- [37] Sachendra Singh, Shalini Batra," An efficient bi-layer content–based image retrieval system" Springer, 17 October 2019.
- [38] Jagbir Singh Gill, Ranjeet Singh, Pankaj Palta, Tejpal Sharma, Gaurav Goel" CBIR of Trademark Images in different color spaces using XYZ and HIS". 2016
- [39] المهندسة نسرين سليمان، أ.م.م معن عمار، م. جمال حسين. "دراسة تحليلية لأنظمة استرجاع الصور الطبية اعتماداً على المحتوى" 2013

- [40] J. Almeida, R. d. S. Torres and S. Goldenstein, "SIFT applied to CBIR," *Revista de Sistemas de Informacao da FSMA*, vol. 4, pp. 41 –48, 2009.
- [41] J. Zhu, S. C.H. Hoi, M. R. Lyu and S. Yan, "Near-duplicate Keyframe Retrieval by Nonrigid Image Matching," in the 16th ACM International Conference on Multimedia, Vancouver, British Columbia, Canada, October 26–31, 2008.
- [42] P. Kaur, S. Thakral and M. Singh, "Color Based Image Retrieval System," *IOSR Journal of Computer Engineering*, vol. 1, no. 5, pp. 1 –5, 2012.
- [43] Lowe and David G, "Distinctive image feature from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91 –110, 2004.
- [44] <https://www.semanticscholar.org/paper/FPGA-Based-Hardware-Design-for-Scale-Invariant-LiWang/7d358afcf2f75501de5422e825b491f71341137/figure/0>
- [45] Weijin Tan, Yunqing Wu, Peng Wu and Beijing Chen, "A Survey on Digital Image Copy-Move Forgery Localization Using Passive Techniques," Copyright © 2019 Tech Science Press JNM, vol.1, no.1, pp.11 –25, 2019.
- [46] Azra Parveen · Zishan Husain Khan · Syed Naseem Ahmad, "Block-based copy-move image forgery detection using DCT," Springer Nature Switzerland AG 2019, Received: 22 June 2018 / Accepted: 8 January 2019.