

استرجاع الصور بالاعتماد على المحتوى باستخدام مصفوفة التواجد المشترك للأشكال الناتجة عن البكسلات القطرية الأربعة

أ.د. مريم ساعي *

أ.د. جبر حنا **

م. دارين محلا ***

(تاريخ الإيداع 2021/ 8/ 31 . قُبِلَ للنشر في 2021/ 12/ 14)

□ ملخص □

ظهرت الأهمية البالغة للبحث عن الصور المتشابهة واسترجاعها من قواعد البيانات في العقد الأخير من الزمن نظراً للزيادة الكبيرة في حجم قواعد البيانات، والحاجة الماسة لاسترجاع الصور المتشابهة في الكثير من تطبيقات معالجة الصور والتعرف على الأنماط والذكاء الاصطناعي. يقترح البحث خوارزمية جديدة سميت الـ(Four FDMCM Diagonal Pixels Motif co-occurrence Matrix) لاستخلاص السمات المرئية منخفضة المستوى من الصور واسترجاع الصور المشابهة لها من قواعد البيانات بالاعتماد على محتوى الصورة من خلال تمرير نافذة 3x3 على كل بكسل من الصورة وتطبيق خوارزمية مصفوفة التواجد المشترك للأشكال(MCM) Motif co-occurrence Matrix على البكسلات القطرية الموجودة في جوار البكسل المركزي، عوضاً عن تقسيم الصورة إلى بلوكات بحجم 2X2 لتطبيق خوارزمية الـ MCM عليها كما هو الحال في الخوارزميات(MCM,MMCM,LMP) التي تمت المقارنة معها. تم اختبار الخوارزمية المقترحة على نوعين من قواعد البيانات (i) قواعد بيانات الصور الملونة (Color image database) حيث استخدمت القاعدة (Corel-1k) (ii) قواعد بيانات صور النسجة (Texture image database) حيث استخدمت القاعدتين(Brodatz DB, MIT-Vistex DB) ومقارنة النتائج مع نتائج الخوارزميات الثلاث المذكورة سابقاً حيث تشير النتائج إلى أن أداء الخوارزمية المقترحة هو الأفضل .

كلمات مفتاحية: مصفوفة التواجد المشترك للسويات الرمادية، استرجاع الصور بالاعتماد على المحتوى، قواعد البيانات الملونة، قواعد بيانات النسجة، دقة استرجاع الصور .

* أستاذ-كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية-قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي-جامعة تشرين-اللاذقية-سوريا.

** أستاذ-كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية-قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي-جامعة تشرين-اللاذقية-سوريا.

*** طالبة دكتوراه_ كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية-قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي-جامعة تشرين-اللاذقية-سوريا.

Content-Based Image Retrieval Using Four Diagonal Pixels Motif Co-Occurrence Matrix (FDMCM)

Prof dr. Mariam M. Saai*

Prof dr. Jaber Hanna**

Eng. Darin Mhalla***

(Received 31 / 8/ 2021 . Accepted 14 /12 / 2021)

□ ABSTRACT □

The importance of searching and retrieving similar images from databases has emerged in the last decade, due to the large increase in the size of databases, and the urgent need to retrieve similar images in many image processing, pattern recognition and artificial intelligence applications. The paper proposed a new algorithm; called FDMCM (Four Diagonal Pixels Motif co-occurrence Matrix). FDMCM extracts low-level visual features from images, retrieve similar images from databases, based on the image content by passing a 3x3 window on each pixel of the image and applying the MCM algorithm) on the diagonal pixels located in the vicinity of the central pixel, instead of dividing the image into 2X2 blocks to apply the MCM algorithm on them. As is the case in the algorithms (MCM, MMCM, LMP) with which it was compared. The proposed algorithm was tested on two types of databases (i) color databases (ii) texture databases, and compare the results with the results of the three algorithms mentioned previously, where the results indicate that the performance of the proposed algorithm is the best.

Keywords: Gray level co-occurrence matrix, content-based image retrieval, color databases, texture databases, recall, precision.

* Professor, Faculty Of Mechanical And Electrical Engineering , Department of Computer and Automatic Control Engineering ,Tishreen University, Lattakia, Syria.

** Professor, Faculty Of Mechanical And Electrical Engineering , Department of Computer and Automatic Control Engineering ,Tishreen University, Lattakia, Syria.

*** PHD Student, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Department of Computer and Automatic control Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

1. المقدمة:

استرجاع الصور هو عملية البحث عن الصور ذات الصلة ضمن قواعد البيانات واسترجاع الصور الأكثر مطابقة لصورة الاستعلام. يتم تصنيف تقنيات استرجاع الصور إلى استرجاع الصور بالاعتماد على النص-Text Based Image Retrieval (TBIR) واسترجاع الصور بالاعتماد على المحتوى Content-Based Image Retrieval (CBIR). تعتبر أنظمة الـ TBIR الشكل الأولي لاسترجاع الصور حيث تتم فهرسة أو وصف كل صورة يدوياً فهي أنظمة سهلة بسيطة وسريعة ولكن لها العديد من السلبيات فهي لا تأخذ بالحسبان محتوى الصورة مثل خصائص اللون البصري وخصائص البنية وخصائص الشكل بالإضافة إلى الجهد المطلوب لشرح كل صورة على حدة والتباين في الإدراك البشري عند وصف الصورة والذي يؤثر سلباً في دقة نظام الاسترجاع [2,7]، بينما تقوم أنظمة الـ CBIR باسترجاع الصور المتشابهة [4,11,10,23,21] بالاعتماد على المحتوى المرئي للصورة من خلال استخراج السمات المرئية منخفضة المستوى (اللون-الشكل-النسجة) من صور قاعدة البيانات وتخزينها كأشعة سمات [14] لتتم مقارنتها مع شعاع السمات المستخرج من صورة الاستعلام باستخدام إحدى مقاييس المسافات المعيارية [1] وترتيب قيم المسافة تصاعدياً ليتم استرجاع صور قاعدة البيانات ذات المسافة الأقل بالنسبة لصورة الاستعلام.

تم استخدام خوارزميات CBIR في العديد من المجالات، مثل صور الأقمار الصناعية [5] للعثور على معادن الأرض والمسح الجوي ومراقبة الزراعة وإنشاء تقارير الطقس وتتبع الأجسام السطحية، و في مجال التصوير الطبي [19] فهو أحد المجالات البارزة لتطبيقات الـ CBIR والتي يمكن استخدامها لمراقبة تقارير صحة المريض والمساعدة في التشخيص من خلال تحديد الحالات السابقة المماثلة وما إلى ذلك، وفي مجال مسح بصمات الأصابع [6] لاستخراج صور بصمات الأصابع المماثلة لصورة الاستعلام والتي تؤدي إلى التحقق من الفرد حيث تستخدم بصمات الأصابع في القطاع المصرفي والكيانات والشركات ومختبرات الطب الشرعي، ويمكن دمجها مع خوارزميات التعلم الآلي والتعلم العميق [22]. اقترح الباحثون في مجال الـ CBIR العديد من الطرق التي تستخرج سمات مهمة من الجوار المحلي خاصة الجوار 3×3 [12, 13, 18]. بينما منحنيات ملء الفراغ أو عمليات المسح Peano Scan تقوم باستخراج شكل ما من كل بلوك في الصورة بعد تقسيم الصورة إلى بلوكات 2×2 ، حيث يتم استبدال الشكل الناتج عن كل بلوك بفهرس من 1 إلى 6 كما هو في خوارزمية [15] Multi Motif Co-Occurrence Matrix (MMCM) وخوارزمية Motif Co-Occurrence Matrix (MCM) [8] ومن 0 إلى 35 كما في خوارزمية Local Motif Pattern (LMP) [16].

2. أهمية البحث وأهدافه:

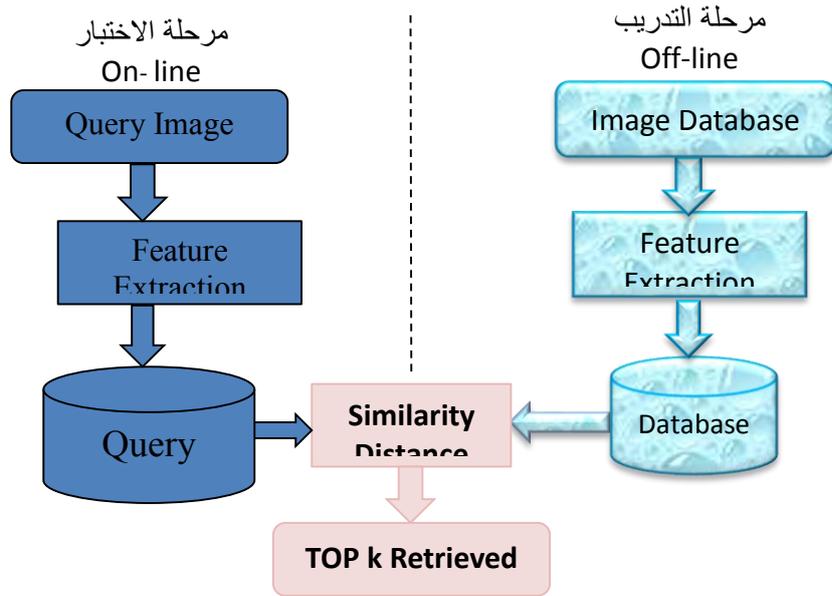
الزيادة الكبيرة والسريعة في حجم قواعد بيانات الصور وحاجتها إلى حجم تخزين كبير والانتشار الكثيف والموسع لشبكات الانترنت، جعل الحاجة ملحة لإيجاد خوارزميات فعالة تقوم باسترجاع الصور من قواعد البيانات بأكثر دقة ممكنة. يقترح هذا البحث طريقة جديدة وفعالة لاستخراج السمات من الصور واسترجاع الصور المشابهة لها من قواعد البيانات بالاعتماد على محتوى الصورة، حيث أن عملية استخلاص سمات قوية وفعالة من المحتوى المرئي للصورة له التأثير الكبير على دقة أنظمة الاسترجاع.

3. طرائق البحث وموارده:

3.1. مراحل نظام الـ CBIR:

يتكون نظام الـ CBIR من مرحلتين كما هو مبين في الشكل (1)

1. مرحلة التدريب (وتسمى أيضاً مرحلة الـ Off-Line): يقوم النظام في هذه المرحلة باستخراج أشعة السمات لكل الصور الموجودة في قاعدة بيانات الصور وتخزينها في قاعدة السمات [2].
2. مرحلة الاختبار (وتسمى أيضاً مرحلة الـ On-Line): يقوم المستخدم في هذه المرحلة بإدخال صورة إلى النظام كصورة استعلام (دخل)، والذي يقوم بدوره باستخراج شعاع السمات من هذه الصورة وقياس نسبة التشابه (باستخدام إحدى المسافات المعيارية) بين شعاع سمات صورة الدخل وجميع أشعة السمات المخزنة في قاعدة بيانات السمات والتي تم الحصول عليها في مرحلة التدريب. بعد ذلك يتم ترتيب هذه المسافات بشكل تصاعدي (حيث أن المسافة الأصغر تعني أن التشابه أكبر) واسترجاع أول k صورة كخرج لمرحلة الاختبار [2].



الشكل (1) مراحل نظام الـ CBIR

3.2. قياس المسافة:

بعد استخراج شعاع السمات لصورة الاستعلام ولكل صورة في قاعدة البيانات، تتم مطابقة السمات وحساب نسبة التشابه باستخدام إحدى قوانين المسافات المعيارية [2,9]. وأهم هذه القوانين:

- قانون المسافة L1، ويتم حسابها وفق المعادلة (1)

$$\text{dist}_{L_1}(D, Q) = \sum_{l=1}^L \left| \frac{D_l - Q_l}{1 + D_l + Q_l} \right| \quad (1)$$

- قانون المسافة الإقليدية، ويتم حسابها وفق المعادلة (2)

$$\text{dist}_{\text{Euclidean}}(D, Q) = \left(\sum_{l=1}^L (D_l - Q_l)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

- قانون مسافة السيتي بلوك، ويتم حسابها وفق المعادلة (3)

$$\text{dist}_{\text{cityblock}}(D, Q) = \sum_{l=1}^L |D_l - Q_l| \quad (3)$$

- قانون مسافة الكوساين، ويتم حسابها وفق المعادلة (4)

$$\text{dist}_{\text{cosine}}(D, Q) = \sum_{l=1}^L \left| \frac{(D_l * Q_l)}{\sqrt{D_l * D_l} * \sqrt{Q_l * Q_l}} \right| \quad (4)$$

في المعادلات أعلاه، D هو شعاع السمات لصورة من قاعدة البيانات و Q هو شعاع السمات المستخرج من صورة الاستعلام وتشير L إلى عدد السمات المستخرجة. [13] في تجاربنا، اخترنا جميع المسافات ووجدنا أن استخدام قانون المسافة L_1 المعطاة بالمعادلة رقم (1) تعطي أفضل النتائج. لذلك تم اعتمادها في هذا البحث.

3.3 قواعد البيانات المستخدمة:

تم اختبار خوارزمية الـ FDMCM المقترحة على قواعد بيانات معيارية لأنظمة الـ CBIR وهي على نوعين: قواعد بيانات الصور الملونة Color databases حيث تم استخدام القاعدة Corel 1k [3] وقواعد بيانات النسجة Texture databases (الانسجة هي بالتعريف تكرار منتظم لعنصر أو نموذج على كامل سطح الصورة) حيث تم استخدام القاعدتين MIT-VisTex [25]، Brodatz [17]. تُستخدم قواعد البيانات هذه في ظل ظروف إضاءة مختلفة وبخلفيات مختلفة. تحتوي المجموعات المذكورة أعلاه من قواعد البيانات على عدد مختلف من الصور الإجمالية، بأحجام ومحتويات صور مختلفة وعلى عدد مختلف من الفئات حيث تتكون كل فئة من عدد من الصور المتشابهة.

1. قاعدة بيانات الصور الملونة (Corel1k):

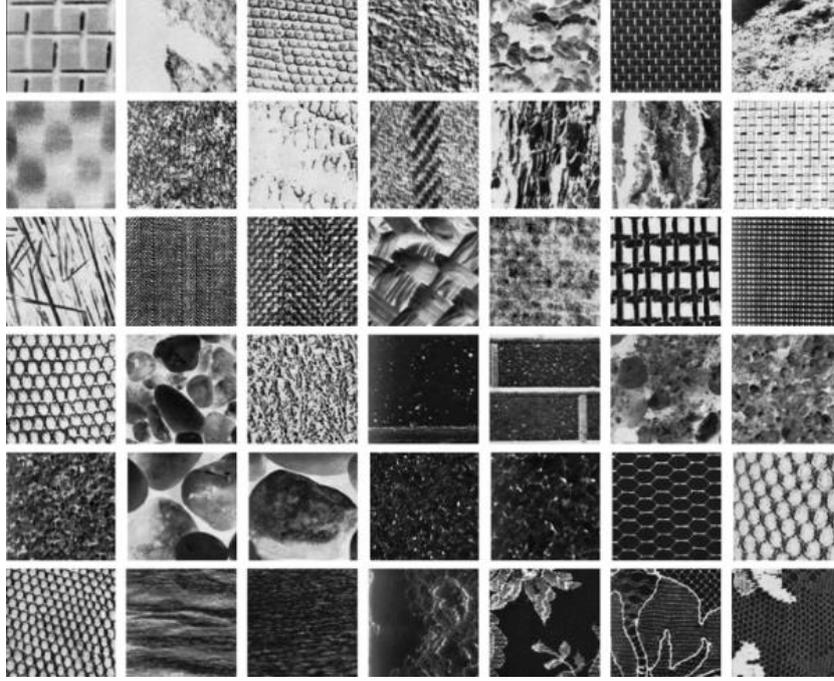
تحتوي قاعدة البيانات الملونة Corel1k [3] على 1000 صورة بحجم 256×384 أو 384×256 . تتكون هذه القاعدة من عشرة فئات، وكل فئة تحتوي مئة صورة ملونة، يبين الشكل (2) عينات صور من كل فئة في قاعدة البيانات الملونة Corel1k.



الشكل (2) عينات صور من كل فئة في قاعدة البيانات الملونة Corel1k.

2. قاعدة بيانات النسجة (Brodatz):

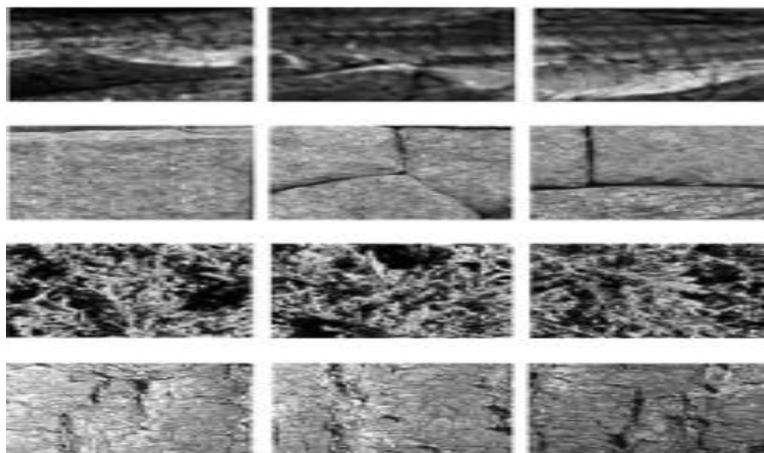
تحتوي قاعدة بيانات النسجة Brodatz [17] على 116 صورة بحجم 512×512 . كل صورة مقسمة إلى 16 صورة فرعية بحجم 128×128 . لذلك هناك إجمالي 16×116 صورة في قاعدة البيانات التي تم الحصول عليها والتي تم استخدامها لاسترجاع الصور. بعض الصور من قاعدة بيانات Brodatz موضحة في الشكل (3).



الشكل (3) بعض الصور من قاعدة بيانات النسجة Brodatz.

3. قاعدة بيانات النسجة (MIT Vistex):

تحتوي قاعدة البيانات Vision–Massachusetts Institute of Technology (MIT–Texture) [25] على 40 صورة بحجم 512×512 . حيث تم تقسيم كل صورة من هذه الصور إلى 16 صورة فرعية بحجم 128×128 . كل الصور الفرعية التي تم الحصول عليها من نفس صورة النسيج تنتمي إلى نفس الفئة، وبالتالي تتكون هذه القاعدة من 640 صورة وكل صورة بحجم 128×128 ، يبين الشكل (4) بعض الصور من قاعدة بيانات النسجة (MIT VisTex).



الشكل (4) بعض الصور من قاعدة بيانات ذالنسجة (MIT VisTex).

3.4. معايير تقييم الأداء

بعد استرجاع الصور المتشابهة، يتم تقييم أداء النظام باستخدام معايير التقييم وهي الدقة (Precision) والاستدعاء (Recall) ومتوسط الدقة (mean Average Precision) [13,24]. يمكن حساب الدقة والاستدعاء ومتوسط الدقة كما في المعادلات (5-7):

$$\text{Precision} = \frac{\text{No. of retrieved relevant images}}{\text{No. of retrieved images}} \quad (5)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{No. of retrieved relevant images}}{\text{No. of relevant images}} \quad (6)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Average precision}_i \quad (7)$$

من أجل قاعدة الصور Core1k:

نحسب الدقة Precision (والتي نحصل عليها عندما نسترجع 10 صور فقط)، والاستدعاء Recall (والذي نحصل عليه عندما نسترجع 100 صورة فقط، لأن العدد الكلي للصور ضمن كل فئة هو 100) ومتوسط الدقة mAP التي تحسب على النحو التالي: من أجل كل صورة في قاعدة الصور، نحسب الدقة عندما يكون الخرج فقط 10 صور، 20 صورة، 30 صورة، وحتى الـ 100 صورة، ثم نأخذ المتوسط ونكرر هذا الإجراء لجميع الصور في قاعدة الصور.

من أجل قاعدتي الصور Brodatz DB, Vistex DB:

نحسب الدقة Precision (والتي نحصل عليها عندما نسترجع 10 صور فقط)، والاستدعاء Recall (والذي نحصل عليه عندما نسترجع 16 صورة فقط، لأن العدد الكلي للصور ضمن كل فئة هو 16) ومتوسط الدقة mAP التي تحسب على النحو التالي: من أجل كل صورة في قاعدة الصور، نحسب الدقة عندما يكون الخرج فقط 4 صور، 6 صورة، 8 صورة، وحتى الـ 16 صورة، ثم نأخذ المتوسط ونكرر هذا الإجراء لجميع الصور في قاعدة الصور.

3.5 مصفوفة التواجد المشترك للسويات الرمادية:

مصفوفة التواجد ذات المستوى الرمادي (GLCM) هي Gray level co-occurrence matrix مصفوفة يتم تعريفها على صورة ما لتوزيع قيم التواجد المتزامن في المستوى الرمادي عند إزاحة معينة. يتم حساب التكرارات المشتركة فيما يتعلق بمسافة محددة وفي اتجاه معين. بالنسبة للصورة، يتم حساب GLCM باستخدام المعادلة (6):

$$G_{(\Delta x, \Delta y)} = \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N 1\{I(p, q) = i\} \text{ and } 1\{I(p + \Delta x, q + \Delta y) = j\} \quad (8)$$

في المعادلة (8)، $I(p, q)$ هي السوية الرمادية للبكسل في السطر p والعمود q ، i, j هي قيم رمادية يتم حساب التواجد المشترك لهما و $\{I\}$ هي دالة مؤشر التابع الذي تم تعريفه مسبقاً، $\Delta x, \Delta y$ هما تعويضان موضعيان

يعتمدان على المسافة والاتجاه اللذين يتم حساب العلاقات المشتركة بينهما. في المعادلة أعلاه، تشير M و N إلى عدد الصفوف والأعمدة للصورة المحددة. يظهر الشكل (5) مثال لحساب GLCM، حيث تكون المصفوفة الأولى عبارة عن مصفوفة الصورة والمصفوفة الثانية هي مصفوفة التواجد المشترك للسويات الرمادية. [13]

1	4	2	3	3	4
4	2	3	4	1	2
1	4	3	2	2	3
3	2	1	3	2	1

a

Pixel Value	1	2	3	4
1	0	1	1	2
2	2	1	3	0
3	0	3	1	2
4	1	2	1	0

b

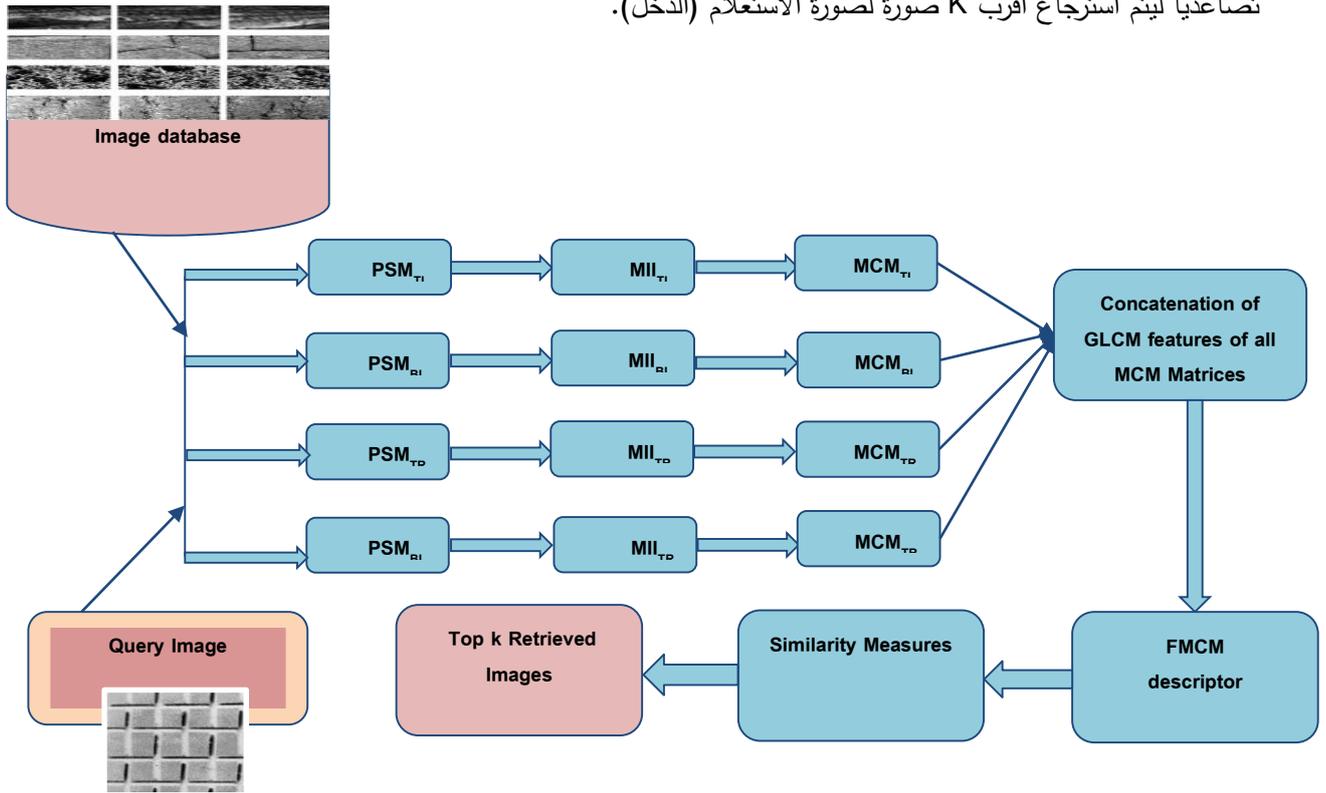
الشكل (5): a- مصفوفة الصورة و b- مصفوفة التواجد المشترك باعتبار المسافة واحد والاتجاه صفر $d=1 \& \theta=0^0$

3.6 مصفوفة التواجد المشترك للأشكال co-Motif (MCM)

occurrence Matrix:

تعتمد الخوارزمية MCM على تقسيم كل صورة إلى بلوكات بحجم 2×2 واستخراج نمط واحد لمصفوفة التواجد المشترك للأشكال باعتبار البكسل الموجود في أعلى يسار البلوك نقطة أولية للمسح. يتم إيجاد الفرق بالقيمة المطلقة بين النقطة الأولية المختارة للمسح وبقية البكسلات في البلوك ليتم الحصول على مجموعة مختلفة من ستة أشكال للمسح الضوئي (PSM). يمثل كل من هذه الأشكال الستة المختلفة شكلاً مميزاً لتدرج السويات الرمادية على البلوك 2×2 (بدءاً من الزاوية اليسرى العليا) كما هو موضح في الشكل (6). يتم تمثيل كل شكل من الأشكال الستة السابقة بفهرس تتراوح قيمته من 1 إلى 6 حيث يوضح الشكل (6) قيمة الفهرس الموافقة لكل من الأشكال الستة الناتجة. هذا يحول الصورة إلى صورة ذات ست قيم فقط. يتم تطبيق تحويل الـ GLCM على مصفوفة الفهرس الناتجة ليتم الحصول على مصفوفة التواجد المشترك للأشكال وتسميتها MCM [15,8] لاستخدامها في أنظمة الـ CBIR.

14. تكرار الخطوات السابقة من 5-9 من أجل الأنماط الثلاثة الباقية لـ PSM التي تبدأ من البكسل القطري في أعلى اليمين-البكسل القطري في أسفل اليسار-البكسل القطري في أسفل اليمين ليتم الحصول على ثلاث مصفوفات أخرى هي على التوالي: Miibr-Miibl-Miitr.
15. تكرار الخطوات من 10-13 ليتم الحصول على أربع متجهات كل منها بطول 288.
16. دمج المتجهات الأربعة الناتجة لنحصل على شعاع سمات بطول $1152 = 288 \times 4$ سمته.
17. بعد استخلاص شعاع السمات لصورة الدخل ولجميع الصور الموجودة في قاعدة البيانات باستخدام الخوارزمية المقترحة، يتم قياس التشابه باستخدام إحدى مقاييس المسافات المعيارية وترتيب قيم المسافة تصاعدياً ليتم استرجاع أقرب K صورة لصورة الاستعلام (الدخل).



الشكل (7) إطار عمل خوارزمية الـ FDMCM المقترحة

86	6	15
1	5	9
93	4	126

(a)

86 - 86	86 - 15
86 - 93	86 - 126

6

(b)

0	71
7	40

(c)

(d)

الشكل (8): (a) النافذة 3x3، (b) الفرق المطلق باعتبار نقطة المسح الأولية البكسل القطري في أعلى يسار الجوار، (c) الشكل الناتج عن الفرق، (d) فهرس الشكل

86	6	15
1	5	9
93	4	126

(a)

6

$ 15 - 86 $	$ 15 - 15 $
$ 15 - 93 $	$ 15 - 126 $

(b)

71	0
73	111

(c)

(d)

الشكل (9): (a)النافذة 3x3، (b)الفرق المطلق باعتبار نقطة المسح الأولية البكسل القطري في أعلى يمين الجوار، (c)الشكل الناتج عن الفرق، (d)فهرس الشكل

86	6	15
1	5	9
93	4	126

(a)

1

$ 126 - 86 $	$ 126 - 15 $
$ 126 - 93 $	$ 126 - 126 $

(b)

40	111
33	0

(c)

(d)

الشكل (10): (a)النافذة 3x3، (b)الفرق المطلق باعتبار نقطة المسح الأولية البكسل القطري في أسفل يمين الجوار، (c)الشكل الناتج عن الفرق، (d)فهرس الشكل

86	6	15
1	5	9
93	4	126

(a)

$ 93 - 86 $	$ 93 - 15 $
$ 93 - 93 $	$ 93 - 126 $

(b)

7	78
0	33

(c)

(d)

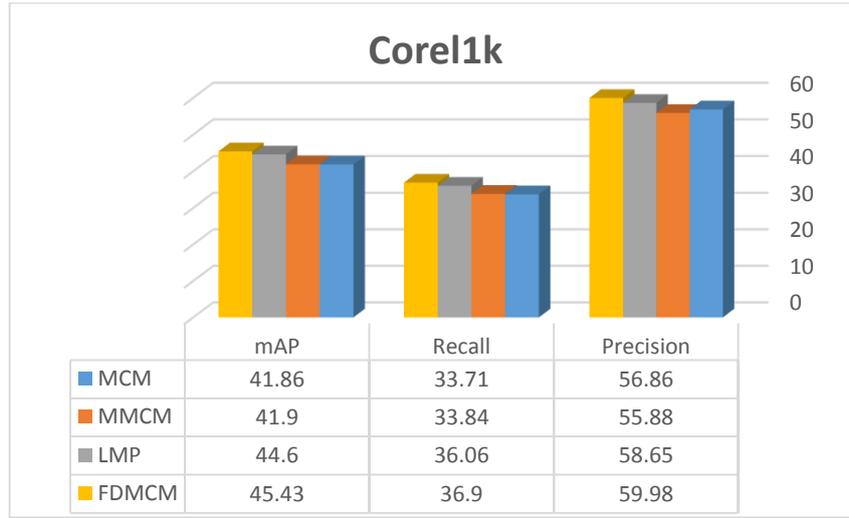
الشكل (11): (a)النافذة 3x3، (b)الفرق المطلق باعتبار نقطة المسح الأولية البكسل القطري في أسفل يسار الجوار، (c)الشكل الناتج عن الفرق، (d)فهرس الشكل

.4

النتائج والمناقشات

.4.1 السيناريو الأول:

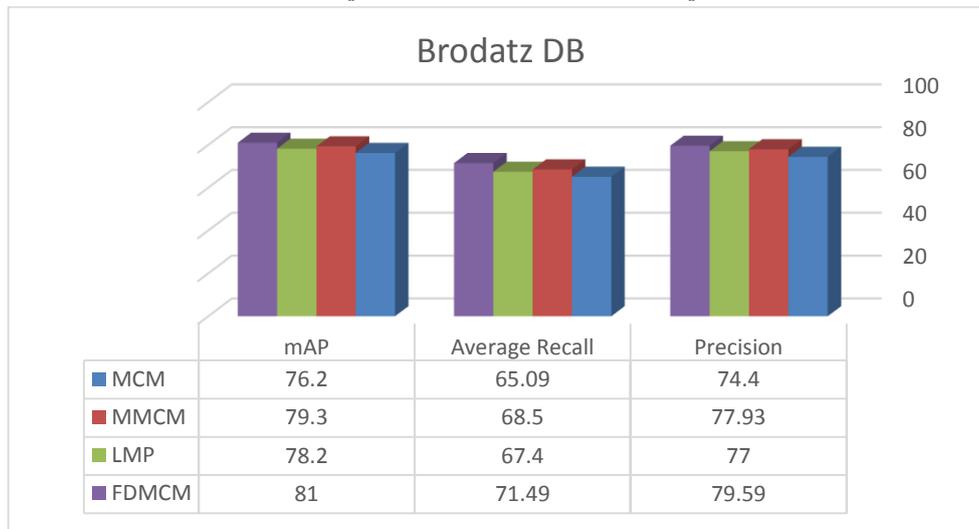
في السيناريو الأول، تم استخدام قاعدة البيانات الملونة Core1k، حيث يبين الشكل (12) أن الخوارزمية المقترحة أعطت نتائج أفضل من الخوارزميات الأخرى فقيمة الدقة Precision هي 59.98% وقيمة الاستدعاء Recall هي 36.9% وقيمة متوسط دقة هي 45.43%.



الشكل(12) مقارنة معايير تقييم أداء الخوارزمية FDMCM المقترحة مع الخوارزميات الأخرى باستخدام قاعدة البيانات الملونة Core1k

.4.2 السيناريو الثاني:

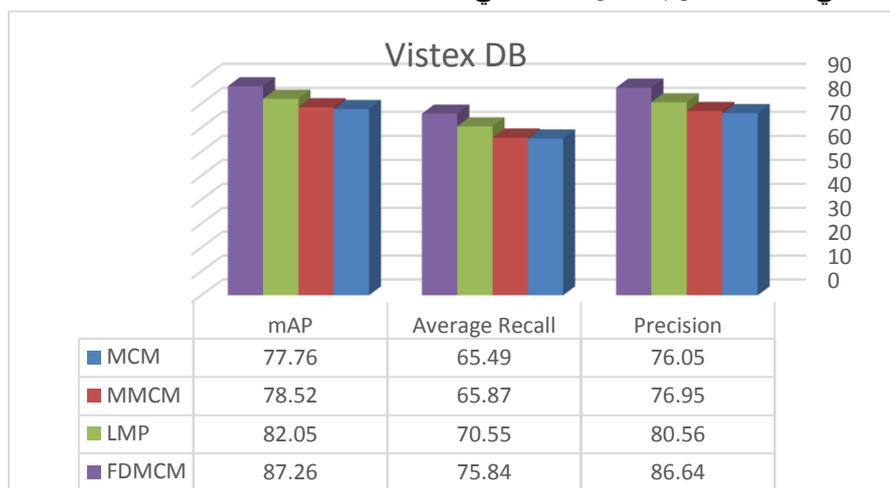
في السيناريو الثاني، تم استخدام قاعدة بيانات النسجة Brodatz. حيث يبين الشكل (13) أن الخوارزمية المقترحة أعطت نتائج أفضل بالمقارنة مع الخوارزميات الأخرى فقيمة الدقة Precision هي 79.59% وقيمة الاستدعاء Recall هي 71.49% وقيمة متوسط دقة هي 81%.



الشكل(13) مقارنة معايير تقييم أداء الخوارزمية FDMCM المقترحة مع الخوارزميات الأخرى باستخدام قاعدة البيانات النسجة Brodatz

4.3. السيناريو الثالث:

في السيناريو الثالث، تم استخدام قاعدة البيانات MIT VisTex [25]. في التجارب، يتم استخدام كل صورة لقاعدة البيانات كصورة استعلام ويتم استرجاع الصور المشابهة لتلك الصورة. بعد الاستخدام حيث يبين الشكل (14) أن الخوارزمية المقترحة أعطت نتائج أفضل من الخوارزميات الأخرى فقيمة الدقة Precision هي 86.64% وقيمة الاستدعاء Recall هي 75.84% وقيمة متوسط دقة هي 87.26%.



الشكل(14) مقارنة معايير تقييم أداء الخوارزمية FDMCM المقترحة مع الخوارزميات الأخرى باستخدام قاعدة البيانات

النسجة MIT Vistex

من السيناريوهات الثلاث السابقة نلاحظ أن الخوارزمية FDMCM المقترحة تعطي معايير تقييم أداء أفضل بالنسبة لقواعد البيانات الثلاث المستخدمة وذلك لأنها تقوم بعملية استخلاص السمات بتطبيق خوارزمية مصفوفة التواجد المشترك للأشكال على البكسلات القطرية الأربعة الموجودة في جوار البكسل المركزي وبالتالي استبدال كل بكسل في الصورة بفهرس تم استنتاجه من البكسلات القطرية التي تحتوي على معلومات أكثر مقارنة بالبكسلات العمودية والأفقية بينما تقوم الخوارزميات الثلاث (MCM، MMCM، LMP) بتقسيم الصورة إلى بلوكات بحجم 2X2 وتطبيق مصفوفة التواجد المشترك للأشكال على هذه البلوكات ليتم استبدال كل بلوك مكون من أربع بكسلات بالفهرس الموافق له.

4.4. طول شعاع السمات:

يبين الجدول (1) طول شعاع السمات للخوارزمية FDMCM المقترحة والخوارزميات التي تمت المقارنة معها

الجدول (1) طول شعاع السمات للخوارزمية FDMCM المقترحة والخوارزميات التي تمت المقارنة معها

Method	Feature Vector Length
MCM	288
MMCM	576
LMP	1296
FDMCM	1152

- بمقارنة الخوارزمية FDMCM المقترحة مع الخوارزميتين MCM، MMCM وبالعودة إلى الشكل (12) و(13) و(14) والجدول (1): نلاحظ أنه باستخدام الخوارزمية FDMCM تم الحصول على معايير تقييم أداء (دقة، استدعاء، متوسط الدقة) أفضل من أجل جميع قواعد البيانات المستخدمة ولكن بطول شعاع سمات أكبر.

- بالمقارنة مع الخوارزمية LMP وبالعودة إلى الشكل (12) و(13) و(14) والجدول (1): نلاحظ أنه باستخدام الخوارزمية FDMCM تم الحصول على معايير تقييم أداء (دقة، استدعاء، متوسط الدقة) أفضل من أجل جميع قواعد البيانات المستخدمة ويطول شعاع سمات أقل.

دور وأهمية قاعدة بيانات الصور في النتائج:

بالعودة إلى الشكل (12) و(13) و(14) نلاحظ من النتائج، إن الخوارزمية المقترحة FDMCM وجميع الخوارزميات التي تمت المقارنة معها (LMP، MMCM، MCM) أعطت نتائج أفضل عند تطبيقها على قواعد بيانات النسجة (Vistex، Brodatz) مقارنة مع قواعد بيانات الصور الملونة لأنها خوارزميات أنماط محلية (Local Pattern) تعمل على مستوى البكسل أو مجموعة من البكسلات في الصورة وتناسبها صور النسجة التي هي تكرر منتظم لعنصر أو نموذج على كامل سطح الصورة، وكما أن خوارزميات الاسترجاع التي تعطي نتائج جيدة من أجل قواعد بيانات الصور الملونة ستعطي نتائج جيدة من أجل قواعد بيانات النسجة ولكن العكس ليس صحيح.

الخاتمة:

من خلال الدراسة التي قمنا بها نلاحظ أن خوارزمية FDMCM المقترحة في هذا البحث والمعتمدة على مصفوفة التواجد المشترك للأشكال MCM أعطت معايير تقييم أفضل من الخوارزميات الأخرى المعتمدة أيضاً على الـ MCM لسببين: أولاً-تم استخراج السمات من كل بكسل في الصورة عوضاً عن استخراجها من بلوكات بحجم 2x2.

ثانياً

-تطبيق الـ MCM على البكسلات القطرية الأربعة في جوار البكسل المركزي والتي تحتوي على معلومات أكثر مقارنة بالبكسلات العمودية والأفقية مما يؤثر إيجاباً على دقة الاسترجاع. وفي المستقبل يمكن تحسين دقة الخوارزمية المقترحة من خلال دمجها مع خوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق، ويمكن أيضاً العمل على تخفيض عدد السمات المستخلصة من الصورة باستخدام تحليل المكون الرئيسي PCA.

References

1. Alkhawani, M., Elmogy, M., & El Bakry, H. 2015, *Text-based, content-based, and semantic-based image retrievals*. a survey. *Int. J. Comput. Inf. Technol*, 4(01),58-66.
2. Alrahhah, M., & Supreethi, K. P 2019, *Content-Based Image Retrieval using Local Patterns and Supervised Machine Learning Techniques*. In 2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI),(pp. 118-124), IEEE.
3. Corel 1000 image database [Online]. Available: <http://wang.ist.psu.edu/docs/related/>
4. Datta, R., Joshi, D., Li, J., & Wang, J. Z. 2008, *Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age*. *ACM Computing Surveys (Csur)*, 40(2),1-60.
5. Ferrán, Á., Bernabé, S., Rodríguez, P. G., & Plaza, A. 2012, *A web-based system for classification of remote sensing data*. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(4),1934-1948.
6. Gavrielides, M. A., Sikudova, E., & Pitas, I.2006, *Color-based descriptors for image fingerprinting*. *IEEE transactions on multimedia*, 8(4), 740-748.
7. He, T., Wei, Y., Liu, Z., Qing, G., & Zhang, D.2018, *Content based image retrieval method based on SIFT feature*. In 2018 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS) (pp. 649-652), IEEE.
8. Jhanwar, N., Chaudhuri, S., Seetharaman, G., & Zavidovique, B.2004, *Content based image retrieval using motif cooccurrence matrix*. *Image and Vision Computing*, 22(14),1211-1220.
9. Kaur, S., & Aggarwal, D.2013, *Image content based retrieval system using cosine similarity for skin disease images*. *Advances in Computer Science: an International Journal*, 2(4), 89-95.
10. Kokare, M., Chatterji, B. N., & Biswas, P. K 2002, *A survey on current content based image retrieval methods*. *IETE Journal of Research*, 48(3-4), 261-271.
11. Liu, Y., Zhang, D., Lu, G., & Ma, W. Y 2007, *A survey of content-based image retrieval with high-level semantics*. *Pattern recognition*, 40(1), 262-282.
12. Murala, S., Maheshwari, R. P., & Balasubramanian, R.2012, *Local tetra patterns: a new feature descriptor for content-based image retrieval*. *IEEE transactions on image processing*, 21(5), 2874-2886.
13. Naghashi, V.2018, *Co-occurrence of adjacent sparse local ternary patterns: A feature descriptor for texture and face image retrieval*. *Optik*, 157, 877-889.
14. Nazir, A., Ashraf, R., Hamdani, T., & Ali, N.2018, *Content based image retrieval system by using HSV color histogram, discrete wavelet transform and edge histogram descriptor*. In 2018 international conference on computing, mathematics and engineering technologies (iCoMET), (pp. 1-6). IEEE.
15. Obulesu, A., Kumar, V. V., & Sumalatha, L. 2018, *Content based image retrieval using multi motif co-occurrence matrix*. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 11(4), 59.
16. Obulesu, A., Kumar, V. V., & Sumalatha, L.2018, *Image retrieval based local motif patterns code*. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 11(6), 68.
17. P. Brodatz, *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers*. New York: Dover, 1996. University of Southern California, Los Angeles, "Signal and image processing institute," [Online]. Available: <http://sipi.usc.edu/database/>

18. Pawar, M. P., & Belagali, P. P.2010, *Image Retrieval Technique Using Local Binary Pattern (LBP)*. IEEE Trans. Image Process, 19(6), 1657-1663.
19. Ramos, J., Kockelkorn, T. T., Ramos, I., Ramos, R., Grutters, J., Viergever, M. A., & Campilho, A.2016, Content-based image retrieval by metric learning from radiology reports: application to interstitial lung diseases. IEEE journal of biomedical and health informatics, 20(1), 281-292.
20. Reddy, K. S., Kumar, V. V., & Reddy, B. E 2015, *Face recognition based on texture features using local ternary patterns*. International Journal of Image, Graphics and Signal Processing, 7(10), 37.
21. Rui, Y., Huang, T. S., & Chang, S. F. 1999, *Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues*. Journal of visual communication and image representation, 10(1), 39-62.
22. Saii, M. M.2019, *Classification of Pattern Recognition Techniques Used Deep Learning and Machine Learning*. International Journal of Computer Science Trends and Technology (IJCST), 165-173.
23. Smeulders, A. W., Worring, M., Santini, S., Gupta, A., & Jain, R.2000, *Content-based image retrieval at the end of the early years*. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 22(12), 1349-1380.
24. Vipparthi, S. K., & Nagar, S. K.2015, *Integration of color and local derivative pattern features for content-based image indexing and retrieval*. Journal of the Institution of Engineers (India): Series B, 96(3),251-263.
25. Vistex database [Online]. Available: <http://vismod.media.mit.edu/pub/VisTex/>