

## Improving the process of recognition the treated teeth in the Panoramic images based on the optimal features selection

Alaa Khaled Zakaria

Yasser Khadra

Eid Al-Abboud

Faculty of Mechanical and Electrical Engineering || Al-Baath University || Syria

**Abstract :** Due to the significant development in the field of machine learning and patterns recognitions, the area of image processing has an important role in this context, especially in the field of medical images of various kinds. In this research, we have been developed powerful, simple, cost-effective and more accurate interpretation algorithm for recognition treated teeth In the X-ray images. There are many difficulties in determining the objects such as it is difficult to interpret the radiographic image because there are very subtle differences in X-rays, poor image quality representation and the splitting of all the teeth in the image of radiographic imaging. In this research, comprehensive methodology was proposed that enables the identification of the teeth that have been treated by the optimal features selection. Where the digital image was processed and then extracted statistical features of it using second order statistical and gray level co-occurrence matrix GLCM. Then, the optimal features were chosen, which express the pattern to be recognized, be categorized then to classify the extracted features. The results obtained showed great accuracy in the results obtained, where the features of homogeneity, contrast and correlation were chosen as expressive features of pulp canal therapy with standard deviations, 0.647%, 1.602% and 1.925% respectively, as well as the reconstructed dental crown with standard deviations of the aforementioned features", 1.07%, 2.80% and 0.57%, respectively, because they gave the lowest values of the standard deviation and thus the lowest percentage of error and therefore can be adopted as expressive features of the treated tooth.

**Keywords:** Image Texture, Feature extraction, Feature selection, dental panoramic images.

## تحسين عملية التعرف على الأسنان المعالجة في الصور البانورامية بالاعتماد على الاختيار الأمثل للسمات

عيد العبود

ياسر خضرا

علاء خالد زكريا

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية || جامعة البعث || سوريا

الملخص: نظراً للتطور الكبير الحاصل في مجال تعليم الآلة والتعرف على الأنماط، فقد كان لمجال معالجة الصورة دور مهم ضمن هذا السياق، وخاصة في مجال الصور الطبية بمختلف أنواعها، تم في هذا البحث تطوير خوارزمية تفسير قوية وبسيطة وفعالة من حيث التكلفة وأكثر دقة للتعرف على الأسنان المعالجة في صور الأشعة السينية. حيث يوجد العديد من الصعوبات في تحديد الأغراض مثل انه من الصعب تفسير الصورة الشعاعية لأن هناك اختلافات دقيقة جدا في الأشعة السينية، وضعف تمثيل جوده الصورة وتقسيم كل الأسنان في صورته التصوير الشعاعي. تم في هذا البحث اقتراح منهجية شاملة تمكن من التعرف على الأسنان التي تمت معالجتها عن طريق الاختيار الأمثل للسمات، حيث تمت معالجة الصورة الرقمية السنوية ومن ثم استخراج السمات الإحصائية منها باستخدام الاحصاءات من المرتبة الثانية ومصفوفة الحدث المشترك للسوية الرمادية وبعد ذلك تم اختيار السمات الأمثل التي تعبر عن النمط المراد التعرف عليه، ليصار بعد ذلك إلى تصنيف السمات المستخرجة، وأظهرت النتائج التي تم الحصول عليها دقة كبيرة في النتائج التي تم الحصول عليها، حيث تم اختيار سمات التجانس والتباين والترابط كسمات معبرة عن الأسنان المعالجة لبيئاً بانحرافات معيارية 0.647%.

1.602% و 1.925% على الترتيب، وكذلك المرممة تاجيا" بانحرافات معيارية للسّمات المذكورة سابقاً 1.07%، و 2.80% و 0.57% على الترتيب كونها أعطت أقل قيم للانحراف المعياري وبالتالي أقل نسبة خطأ وعليه يمكن اعتمادها كسمات معبرة عن الأسنان المُعالَجة. الكلمات المفتاحية: نسيج الصورة، استخراج السمات، اختيار السمات، الصور البانورامية السنّية.

## 1- المقدمة:

تقوم عمليات التحديد والتعرف على الأنماط في الصور الرقمية على استخراج السمات الهامة من الصورة والتي تعد اللبنة الأساسية في أي منهجية تحديد وتعرف فعّالة. وتعرف السمة feature بأنها تلخيص أو تعبير تجريدي عن معلومات الصورة التي تمثل الخصائص الدلالية (الإرشادية) الخصوصية القابلة للقياس من أجل إدراك بعض الظواهر الموجودة في تلك الصورة أو منطقة ما داخل تلك الصورة<sup>[1]</sup>. يلعب اختيار السمات دوراً مهماً في مرحلة المعالجة الأولية للبيانات بالإضافة لخوارزميات تقليل الضجيج التقليدية على النحو الآتي:

يمكن لعملية اختيار السمات إزالة البيانات الفائضة redundancy والتداخل والضجيج والبيانات الأقل أهمية من الدخل مما يؤدي إلى دمج البيانات الهامة بفعالية وبالتالي تقليل كمية البيانات بشكل كبير. يمكن لعملية اختيار السمات الفعّالة أن تحسن من دقة عملية التعرف حيث أنها تساهم في زيادة دقة عملية التعرف من خلال إزالة كمية كبيرة من البيانات غير الهامة والتي تحتوي على العديد من مكونات التداخل. يمكن لاختيار السمات تحسين الكفاءة التنفيذية وينتج ذلك عن تقليل عينات التدريب مما يساهم في تخفيض التعقيدية الحسابية.

وقد أصبحت آلية تحديد معيار فعّال لاختيار السمة من أهم المحاور البحثية التي تساهم في تحسين تقنيات التحديد والتعرف على الانماط الفعّال والذي يهدف إلى تصنيف الأغراض ضمن الصورة إلى العديد من الفئات أو الأصناف، وهو جزء لا يتجزأ في معظم أنظمة الذكاء الصناعي المصممة لاتخاذ القرار.<sup>[2]</sup>

تم في هذا البحث اقتراح منهجية متكاملة لتحديد مكونات الصورة الشعاعية تشتمل مراحل مختلفة لمعالجة الصورة الرقمية وتُبنى فيها آلية التعرف على استثمار السمات المهمة مثل سمة نسيج الصورة، والذي يعطي انطباعاً عن درجة خشونة أو نعومة الظواهر على الصورة، ومن ثم أمثلة عملية الاختيار بهدف تحسين عملية التحديد والتصنيف.

يمكن الاستفادة من نتائج هذه المنهجية في تحديد المكونات المختلفة في الصور الشعاعية السنّية ولا سيما النخر والأقفة الذروية والتسوس إضافة للأسنان المعالجة لبياً والأسنان المرممة تاجياً أو التي تم حشوها مسبقاً بحشوات ضوئية أو معدنية مما يساعد الأطباء في هذا المجال بتحديد الأماكن المعالجة بدقة عالية.

## 2- مشكلة البحث:

تعتبر عملية تجزئة الصور السنّية الشعاعية واستخلاص المعلومات والسمات المفيدة منها لتحديد الأسنان التي تمت معالجتها تحدياً "كبيراً" في مجال معالجة الصور الرقمية والتعرف على الانماط وذلك للأسباب التالية:

- الصور الشعاعية مشوبة بالضجيج بشكل كبير نتيجة عملية استحصال الصور.
- انخفاض درجة التباين في الصور الشعاعية.
- الطوبولوجيا المعقدة للأغراض في الصور الشعاعية.
- التفاوت في توزيع الإضاءة
- اتجاهات الأسنان اعتباطية.

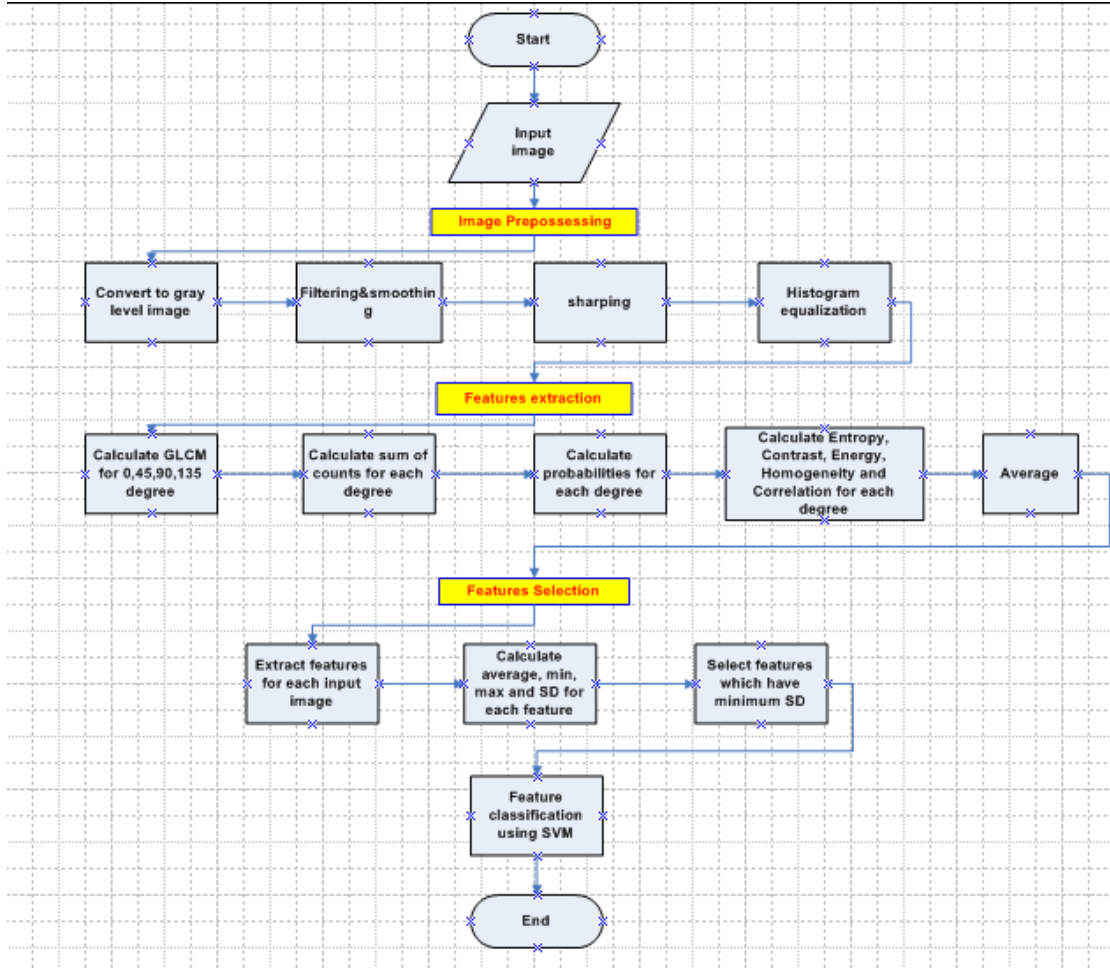
- عدم وضوح الحدود بين المناطق المصابة والأسنان السليمة والأسنان التي تمت معالجتها.<sup>[3]</sup>
  - 1. تم تقديم العديد من المنهجيات في مجال تجزئة الصور الشعاعية السنوية مؤخرًا "وفيما يأتي عرض لبعضها: اقترح كلا " من جين وتشين "Jain&Chen" 2004 منهجية استخراج كفاف contour نصف آلية عن طريق عزل كل سن أولاً" باستخدام الاسقاط التكاملية ومن ثم استخراج قمة الكفاف لكل سن باستخدام قاعدة بايس Bayes rule للتفريق بين بكسلات القمة (التاج) من بكسلات الخلفية وأخيراً إيجاد حدود الجذر عن طريق العبور من نهائي شكل القمة (التاج crown).<sup>[4]</sup>
  - 2. قدمت لين وآخرون "Lin et al" 2010 منهجية تقوم بداية بتحسين كلا" من التباين والاضاءة بشكل متساوي للصور الشعاعية عن طريق الدمج بين الفلتر المتشابهة homomorphic filtering وتمديد التباين بالاعتماد على التجانس والتحويلات المورفولوجية التكميلية ومن ثم الحصول على كفافات خشنة للسن باستخدام مؤثر الحافة وأخيراً تعديل ناعم لكل كفاف باستخدام اعتيان نقطة متساوي وتناسب B-spline.<sup>[5]</sup>
  - 3. اقترحت لين ووانغ "Lin&Huang" 2012 منهجية تحديد آلي للمناطق المصابة للصور السينية والتي تعتمد على التحويلات المورفولوجية من أجل تمديد stretch التباين متبوعة بمؤثر الحافة للحصول على حواف خشنة وأخيراً تسوية المدرج التكراري المحلي وتعتيب اتسو "Otsu" لتعديل كل نقطة حواف بشكل ناعم.<sup>[6]</sup>
  - 4. قام أيضاً كلا" من لين ووانغ 2013 باقتراح منهجية تجزئة الصور السنوية بالاعتماد على تحليل الميزة المحلية حيث قاما باستخدام مرشح ثنائي bilateral filter ومن ثم تحسين الصورة باستخدام التحويل التكميلي منخفض الطاقة إضافة لتحديد الكفاف الخشن وتنعيمه وكانت نسبة الحصول على النتائج لقاعدة البيانات المستخدم 61.33% من الصور كانت بين 90 و 100% ، 22.67% كانت بين 80 و 90%، و 13.33% بين 70 و 80% و 2.27% من صور قاعدة البيانات كانت نسبة التجزئة الصحيحة أقل من 70%.<sup>[7]</sup>
  - 5. قامت كلا" من نورهان وهبة 2015 باقتراح منهجية بالاعتماد على التحليل الإحصائي لسعات هارليك "Harlick" لتحليل الصور الاشعاعية للكشف عن امراض الرئة.<sup>[8]</sup>
  - 6. قدم كلا" من فيينا ديفيا "Veena Divya" والدكتور انان جاتي "Anand Jatti" وآخرون منهجية تبويب الامراض السنوية لصور البانوراما الرقمية بالاعتماد على تحليل النسيج، حيث قاموا بمعالجة الصورة وتحديد القيم الدنيا والقيم العظمى القياسات الإحصائية ومن ثم اختيار القياسات التي تحدد فيما إذا كانت الصور التي قاموا بدراستها تحتوي على آفة ذروية أو لا تحتوي، ولكن دون التطرق لأخذ القياسات النسيج للآفة الذروية بحد ذاته أو استخراج السمات المعبرة عن الآفة الذروية.<sup>[9]</sup>
- من تحليل الدراسات السابقة وغيرها من الأبحاث المتعلقة بهذا المجال، وجدنا بأن الاشكال الناتجة عن عملية تجزئة الصورة لا تتوافق مع الادراك البشري ولم يتم التطبيق لموضوع اختيار السمات الأمثل من أجل التعرف على الأنماط المعبرة عن الأسنان المعالجة لبياً وكذلك الأسنان المرمة تاجياً.

### 3- مواد البحث وطرائقه:

تم اجراء البحث على مجموعة من الصور الشعاعية السنوية المأخوذة بجهاز التصوير الشعاعي vatech pax 400 وذلك من قبل مركز مختص في التصوير الشعاعي باستخدام جهاز حاسوب نوع DELL LATITUDE E6540 وبمعالج Core i7 4<sup>th</sup> generation وكذلك تم استخدام بيئة البرمجة ماتلاب MATLAB R2018a من أجل استخلاص السمات وبرمجة المعادلات، وكذلك برنامج التحليل الإحصائي SPSS في معالجة البيانات المستحصلة.

تم القيام بالقياسات المناسبة للصور المعالجة طيباً باستخدام الإحصاءات من الرتبة الثانية والتي تحكم التوزيعات والعلاقات بين المستويات الرمادية للصور واستخراج السمات الإحصائية لنسيج الصور باستخدام مصفوفة الحدث المشترك للمستويات الرمادية Gray Level Co-occurrence Matrix والتي يُشار إليها بـ GLCM، حيث يوفر استخراج المعلومات من هذه التقنية باستخدام سمات النسيج (والتي تعتبر حساسة لعناصر محددة) معلومات فريدة من نوعها عن تركيبة النسيج المدروس

تم بيان المخطط التدفقي flow chart للمنهجية المقترحة في الشكل (1) كما يلي:



الشكل (1) مخطط تدفقي للمنهجية المقترحة

#### 4.1 استحصال الصور والمعالجة الأولية لها:

تبدأ المرحلة الأولى من المنهجية المقترحة بعملية استحصال الصور الشعاعية السنية موضوع البحث حيث تم الحصول على الصور من مركز مختص بالتصوير الإشعاعي، وبين الشكل (2-a) و (2-b) نماذج لصور شعاعية مأخوذة بواسطة الجهاز المذكور آنفاً:



الشكل (2-a) نموذج لصورة شعاعية



الشكل (2-b) نموذج لصورة شعاعية

تشتمل عمليات المعالجة الأولية للصور الرقمية المتحصلة على عمليات تحويل الصور الملونة إلى صور رمادية ذات 255 مستوى رمادي وهي خطوة عامة تُستخدم لمعظم أنواع الصور الملونة عند معالجتها حاسوبياً، وعمليات إزالة الضجيج الخطي المنتظم واللا خطي الناتج من اجهزة استحصال الصورة من الصور، وكذلك زيادة في حدة التباين وتسوية الهيستوغرام للصورة، ومن ثم قص الجزء الذي تظهر فيه الأسنان لسهولة الادخال للمرحلة التالية من المنهجية

ونتيجة للعمليات السابقة تم التخلص من الضجيج الناتج عن عملية استحصال الصورة والشكل (3-a) والشكل (3-b) الآتي يبين نتائج المعالجة الأولية للصور المدخلة:



الشكل (3-a) الصورة (2-a) بعد مرحلة المعالجة الأولية للصورة



الشكل (3-b) الصورة (2-b) بعد مرحلة المعالجة الأولية للصورة

ويمكن الآن الانتقال إلى الخطوة الثانية وحساب القياسات الإحصائية للصورة وذلك بعد تطبيق GLCM

عليها.

## 1.2 استخراج سمات النسيجية للصورة باستخدام خوارزمية GLCM:

تعتبر عملية استخراج السمات عملية حصول على معلومات ذات مستوى عال في الصورة مثل اللون

والشكل والنسيج، ويعتبر النسيج المكون الأساسي للإدراك البصري عند الانسان.<sup>[10]</sup>

يعرف النسيج texture في الصور الرقمية بأنه تكرار تغير درجة اللون في الصورة التي تحتوي على عدد من الأجسام التي لا يمكن تمييزها على انفراد، والذي يعطي انطباعاً عن درجة خشونة أو نعومة الظواهر على الصورة. ويؤثر مقياس الرسم والوضوح المكاني على حجم الأجسام التي تحدد نسيج الصورة.<sup>[11]</sup>

تحلل منهجيات النسيج الإحصائية التوزع المكاني للسويات الرمادية بحساب السمات المحلية عند كل نقطة في الصورة واستنتاج مجموعة من الإحصاءات من توزيع السمات المحلية.

اقترح العالم هاراليك "Haralick" وآخرون مصفوفة الحدث المشترك للسويات الرمادية GLCM واستخراج السمات النسيج الإحصائية عن طريق هذه المصفوفة وتم استخدامها على نطاق واسع في تطبيقات تحليل الصورة وخاصة في المجال الطبي.<sup>[12]</sup>

تتضمن عملية استخراج سمات النسيج مرحلتين أساسيتين هما مرحلة حساب مصفوفة GLCM والمرحلة الثانية هي مرحلة حساب السمات بالاعتماد على GLCM الناتجة من المرحلة الأولى.

ويقوم مبدأ حساب مصفوفة GLCM على تعداد تكرار تغير درجة اللون في الصورة وفق اتجاه محدد وتمثيل ذلك من خلال مصفوفة تحتوي على معلومات إحصائية قابلة للتحليل والتفسير لاحقاً لتعطينا تمايز واضح بين البنى النسيجية المختلفة لمكونات الصورة.<sup>[13]</sup>

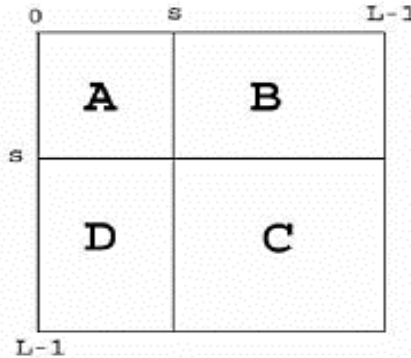
رياضياً، بفرض أن لدينا صورة رقمية I أبعادها K×K تمثل صورة شعاعية سنية، وليكن GLCM<sub>d</sub> هي مصفوفة الحدث المشترك وفق الاتجاه d=(dx, dy) والتي تعرف كمايلي:

$$GLCM_d(i, j) = \frac{C_d(i, j)}{N_d}$$

$$C_d(i, j) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) = i \text{ and } I(x+d_x, y+d_y) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots(1)$$

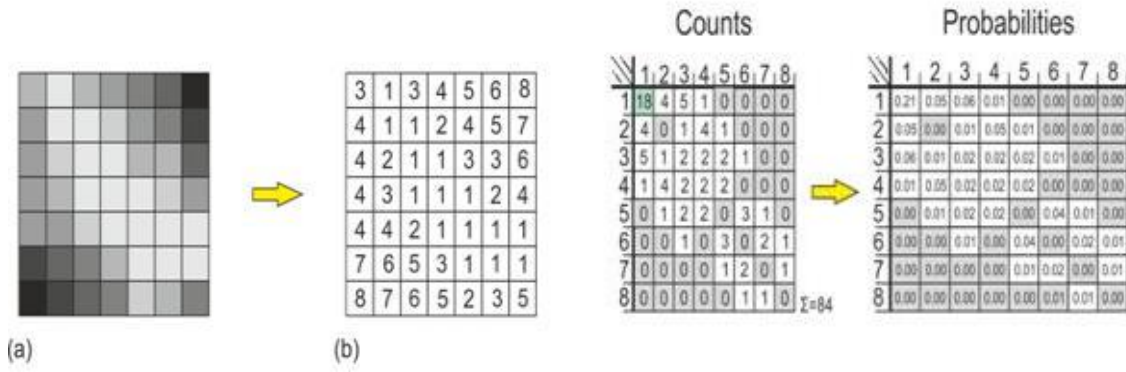
$$N_d = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) \in I \text{ and } I(x+d_x, y+d_y) \in I \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

وبالتالي تكون مصفوفة GLCM الناتجة محتوية على الأقسام التالية كما هو مبين في الشكل (4):



الشكل (4) تمثيل لأجزاء مصفوفة الحدث المشترك

القسمين B و D تحتوي على الضجيج و معلومات عن الحواف فقط، بينما القسمين A و C تحتوي على معلومات عن الغرض والخلفية حيث تم تجاهل بعض العناصر من أجل الحصول على توزيع مستقل إحصائياً[22]. يظهر الشكل (5-a) و (5-b) يوضح الشكل الاتي مثالاً عن كيفية حساب مصفوفة الحدث المشترك لصورة رقمية (المرحلة الأولى لاستخراج السمات):



الشكل (5-b) حساب GLCM للصورة السابقة الشكل (5-a) صورة رمادية وتمثيلها رقمياً وتكون بعض القيم الإحصائية للصورة والتي سيتم تفسيرها لاحقاً في متن هذا البحث على النحو الآتي:

العشوائية	التجانس	التباين	الطاقة
1.352	0.824	1.625	0.072

إن مصفوفة الحدث المشترك ليست هي المهمة بحد ذاتها وإنما القياسات الإحصائية التي يتم استحصالها انطلاقاً من قيمها، بفرض أن Ng هو عدد السويات الرمادية و pd هي عبارة عن مصفوفة GLCM ذات الأبعاد Ng×Ng و pd(i,j) هي العنصر ذي الترتيب (i,j) في مصفوفة GLCM سنقوم بتعريف السمات الإحصائية التالية والتي يمكن استخراجها (المرحلة الثانية لاستخراج سمات النسيج):<sup>[14]</sup>

• التباين contract:

او الانحراف المعياري ويمثل مقياس كثافة أو تنوعات السوية الرمادية بين البكسل المركزي وجيرانه وتعكس قيمة التباين الكبيرة فروقات كبيرة في الكثافة في GLCM ويعبر عنها رياضياً بالعلاقة:

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \dots \dots \dots (2)$$

• التجانس Homogeneity:

يقيس مدى قرب توزيع عناصر GLCM لقطر GLCM حيث انه كلما زاد التجانس انخفض التباين والعكس بالعكس، ويعبر عن التجانس بالعلاقة التالية:

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_d(i, j) \dots \dots \dots (3)$$

• العشوائية Entropy:

تعتبر درجة الاضطراب الموجودة في الصورة ، وتكون قيمة العشوائية كبيرة في عندما تكون جميع العناصر في GLCM متشابهة وصغيرة بالحالة المعاكسة ويعبر عنها بالعلاقة التالية:

$$Entropy = - \sum_i \sum_j p_d(i, j) \ln p_d(i, j) \dots \dots \dots (4)$$



• الطاقة Energy:

تشتق الطاقة من العزم الزاوي الثاني (Angular Second Moment (ASM). يقيس ASM الانتظام uniformity المحلي للسويات الرمادية، حيث أنه وعند تشابه البكسلات تكون قيمة ASM كبيرة، ويعبر عن الطاقة بالعلاقات التالي:

$$Energy = \sqrt{ASM}$$

$$ASM = \sum_i \sum_j p_d^2(i, j) \dots \dots \dots (5)$$

• الترابط correlation:

تظهر هذه الميزة التبعية الخطية linear dependency لقيم السويات الرمادية في مصفوفة GLCM ويعبر عنها بالعلاقة التالية:

$$Correlation = \sum_i \sum_j p_d(i, j) \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \dots \dots \dots (6)$$

حيث أن  $\mu_x$  و  $\mu_y$  و  $\sigma_x$  و  $\sigma_y$  هي المتوسطات والانحرافات المعيارية ويعبر عنها كالتالي:

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i p_d(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j p_d(i, j)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 p_d(i, j)}$$

$$\sigma_y = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 p_d(i, j)} \dots \dots \dots (7)$$

تم انجاز حساب سمات النسيج باستخدام المعادلات السابقة لصور الأشعة السينية للأسنان والتي تم الحصول عليها من قبل مختصين وأطباء ومراكز طبية متخصصة بهذا المجال من أجل تحديد قيم إحصاءات الأسنان التي تمت معالجتها.

4.3 الاختيار السمات الأمثل والمعالجة اللاحقة:

تشكل عملية اختيار السمات مرحلة معالجة بيانات مهمة جداً في التعرف على الانماط ومشاكل التصنيف حيث اثبتت نجاحها في العديد من المجالات، وتكون اجرائية اختيار السمات كالاتي: وفقاً لمعايير الاختيار المصممة مسبقاً يتم اختيار اهم سمات البيانات المعطاة عن طريق عمليات الأمثلة optimization في إطار المعيار المحدد مسبقاً وتتم إزالة السمات المتبقية من الدخل لتقليل كمية البيانات.<sup>[15]</sup>

وعلى الرغم من اختلاف مجالات التصنيف العملية فإن الإشارة الأساسية المتحصلة تتعرض للتداخل والضجيج ضمن مرحلة التعرف على نمط محدد موجود ضمنها مما يؤدي إلى مشاكل في عملية التصنيف. وهنا تكمن أهمية مرحلة الأمثلة في عمليات التعرف والتصنيف حيث إنه يمكن لعملية اختيار السمات التقليل من البيانات الفائضة redundancy والتداخل والضجيج والبيانات الأقل أهمية من الدخل. واستناداً إلى تعريف اختيار السمات فإنه يمكن لهذه العملية اختيار البيانات بالاعتماد على معايير معينة لإزالة جميع المعاملات factors التي لا تتعلق بمسألة التصنيف ودمج البيانات الهامة بفعالية وبالتالي تقليل كمية البيانات بشكل كبير. يمكن لعملية اختيار السمات أن تحسن من دقة المصنف حيث أنه يتم إزالة مقدار كبير من البيانات غير المهمة والتي تحتوي على العديد

من مكونات التداخل. يتبقى لدينا فقط السمات المهمة من أجل مرحلة التدريب مما يجعل نموذج التصنيف الذي تم الحصول عليه أفضل بكثير لتحسين قابلية تطبيق النموذج وقدرته على حل المشكلة (المسألة) وأخيراً لتحقيق دقة تصنيف أعلى. يمكن لاختيار السمات تحسسين الكفاءة التنفيذية حيث وأنه وبعد عملية اختيار السمات فإن بيانات عينات التدريب تتناقص بشكل كبير وتنخفض التعقيدية الحسابية بدرجة أكبر نسبياً (التي تحددها أساساً الخوارزمية، وبالتالي التغيرات في التعقيدية الحسابية عن طريق تقليل كمية البيانات هو مجرد معنى نسبي) من أجل تقليل وقت الحساب.<sup>[16]</sup>

## 5. النتائج

تمت عملية الأمثلة للسمات المختارة في هذا البحث من خلال المقارنة بين قيم الحسابات الإحصائية للمناطق ذات الأهمية (للأنماط) مع الأنماط الغير مهمة في عملية التعرف على الأسنان التي تمت معالجتها وتم استبعاد القياسات المتقاربة في القيم بينما تم الحفاظ على الحسابات الإحصائية التي تشكل فرقا "واضحا" بين الأسنان المعالجة والسليمة كما هو موضح في الجدول(1):

جدول (1) القياسات الإحصائية (متجه السمات) للأسنان المعالجة لبياً

رقم الصورة	الانتروبي	الطاقة	التجانس	التباين	الترابط
Image No.	Entropy	Energy	Homogeneity	contrast	correlation
1	2.2932	0.14117	0.93014	0.16977	0.96797
2	2.0832	0.16732	0.9371	0.12678	0.97288
3	2.2224	0.14722	0.93349	0.13527	0.97518
4	1.8362	0.23961	0.93184	0.13631	0.92955
5	1.7462	0.27009	0.9388	0.1226	0.93067
6	2.1677	0.15302	0.93626	0.12806	0.96727
7	1.5809	0.30612	0.939	0.12199	0.92532
8	1.8466	0.21154	0.93422	0.13157	0.93608
9	2.0646	0.18442	0.92857	0.14307	0.95407
10	1.96	0.18983	0.92512	0.15434	0.93823
11	1.9751	0.18259	0.93122	0.13755	0.94536
12	1.6961	0.295	0.93135	0.13748	0.90946
13	2.1915	0.15177	0.92095	0.16961	0.96095
14	2.0303	0.18701	0.92862	0.14319	0.95486
15	2.0822	0.17396	0.91518	0.17043	0.94258
16	1.7939	0.24395	0.92975	0.14165	0.93064
17	1.5683	0.31406	0.94022	0.11956	0.905
18	1.8602	0.22398	0.93212	0.13575	0.93103
19	1.5824	0.32148	0.94382	0.11284	0.9343
20	1.8079	0.25383	0.93206	0.13655	0.93755
القيمة الدنيا	1.5683	0.14117	0.91518	0.11284	0.905

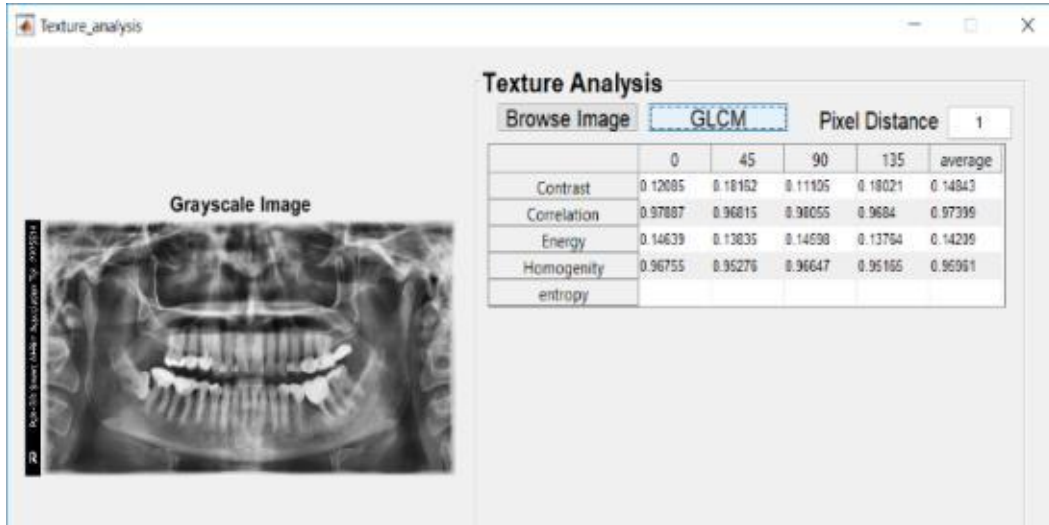
الترابط correlation	التباين contrast	التجانس Homogeneity	الطاقة Energy	الانتروبي Entropy	رقم الصورة Image No.
0.97518	0.17043	0.94382	0.32148	2.2932	القيمة العظمى
0.9424475	0.1387185	0.9319915	0.2178985	1.919445	المتوسط
%1.925	%1.602	%0.647	%5.788	%21.608	الانحراف المعياري

جدول (2) القياسات الإحصائية (متجه السمات) للأسنان المرممة تاجياً

الترابط correlation	التباين contrast	التجانس Homogeneity	الطاقة Energy	الانتروبي Entropy	رقم الصورة Image No.
0.97871	0.13679	0.93554	0.14663	2.295	1
0.97411	0.15107	0.95817	0.13867	2.2424	2
0.98161	0.20752	0.91884	0.19208	2.2792	3
0.98099	0.099016	0.95735	0.28607	1.7286	4
0.9815	0.12165	0.94291	0.35468	1.7479	5
0.97352	0.18656	0.92962	0.20785	2.059	6
0.98454	0.12788	0.94641	0.33995	1.7721	7
0.97723	0.11771	0.94506	0.24253	1.8942	8
0.98071	0.15372	0.93331	0.22945	2.0217	9
0.98737	0.13765	0.95048	0.21266	1.9808	10
0.98127	0.12347	0.9458	0.2376	1.91	11
0.97142	0.15747	0.92854	0.20831	2.0644	12
0.98869	0.094358	0.95857	0.30719	1.7214	13
0.97922	0.095923	0.95867	0.31938	1.6647	14
0.97614	0.10781	0.95157	0.29782	1.7438	15
0.98286	0.13443	0.9411	0.20555	2.0748	16
0.96634	0.13569	0.93794	0.31528	1.7708	17
0.96927	0.12056	0.95197	0.30174	1.6296	8 1
0.98405	0.15659	0.94323	0.38052	1.6353	19
0.97641	0.1284	0.93966	0.2601	1.8856	20
0.96634	0.094358	0.91884	0.13867	1.6296	القيمة الدنيا
0.98869	0.20752	0.95867	0.38052	2.295	القيمة العظمى
0.978798	0.134713	0.943737	0.259203	1.906065	المتوسط
%0.57	%2.80	%1.07	%6.60	%20.75	الانحراف المعياري

حيث تم استخراج هذه السمات باستخدام بيئة البرمجة Matlab R2018a تم تصميمه خصيصاً لهذا الغرض حيث تمت برمجة المعادلات السابقة باستخدام m-file وبناء واجهة تخاطب GUI لسهولة التعامل مع

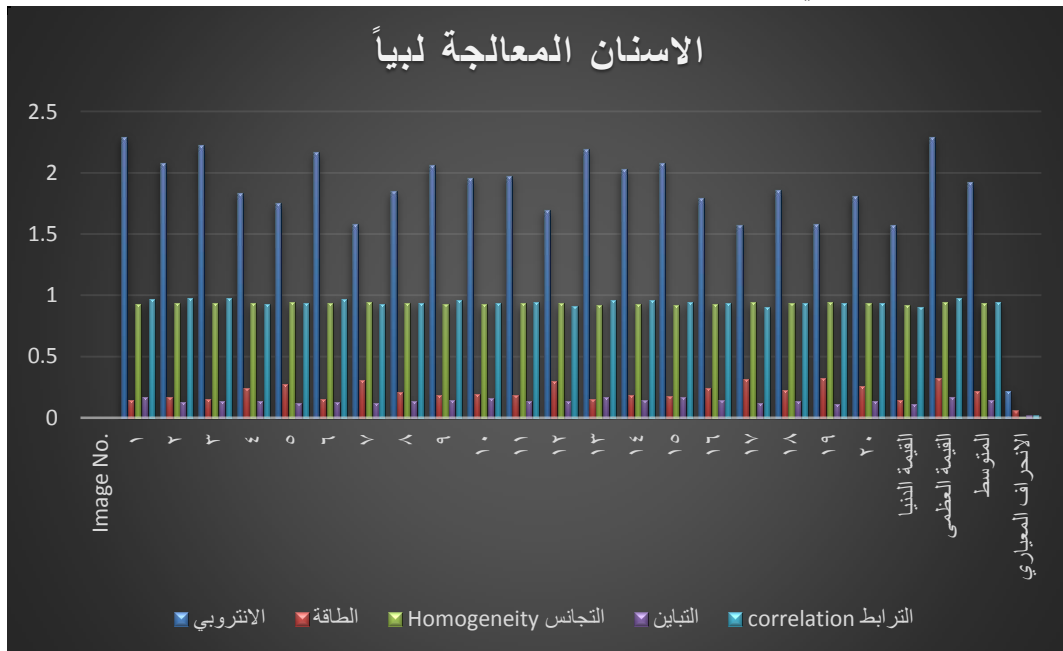
البرنامج. والشكل(6) يوضح الواجهة التخابية للبرنامج المصمم، إضافة إلى أنه تم استخدام برنامج التحليل الإحصائي SPSS من أجل الحصول على القيم الدنيا والعظمى والمتوسط والانحراف المعياري.



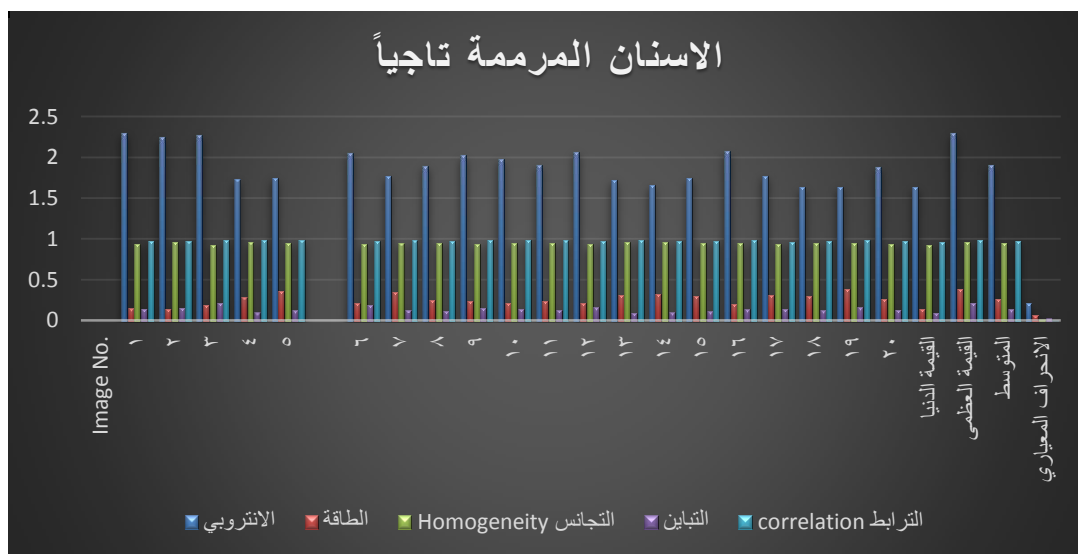
الشكل (6) الواجهة التخابية للبرنامج المستخدم في استخراج السمات

## 6. المناقشة

يتبين من الجدولين السابقين أن القيم التي تعطي نتائج أدق هي التي تملك انحرافاً معيارياً أقل وبالتالي تم اعتماد قيم التجانس والترابط والتباين كسمات محددة للنمط آفة ذرية. ويوضح الشكل التالي رقم(7) ورقم (8) توضح للقيم السابقة بشكل بياني:



الشكل (7) القياسات الإحصائية لسمات الأسنان المعالجة لبياً



الشكل (8) القياسات الإحصائية لسمات الأسنان المرممة تاجياً

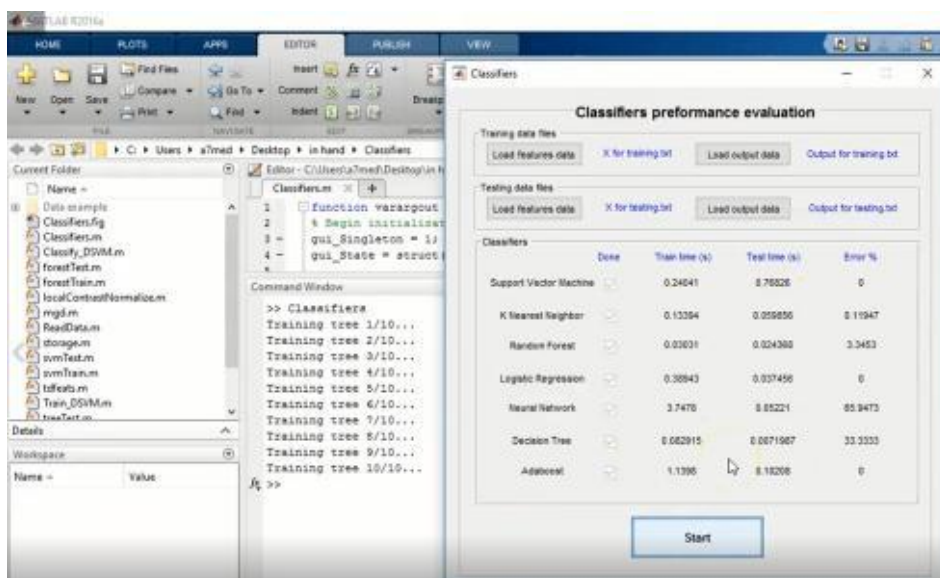
من الجدولين السابقين والشكلين السابقين يتبين أن قيم السمات الإحصائية للأسنان المعالجة لبياً والمرممة تاجياً هي على النحو الآتي كما هو مبين في الجدول رقم (3):

جدول (3) السمات الأمثل المختارة للتعبير عن الأسنان المعالجة لبياً والأسنان المرممة تاجياً

الترابط	التباين	التجانس	الأسنان المعالجة لبياً
%1.925±0.9424475	%1.602±0.1387185	%0.647±0.9319915	الأسنان المرممة تاجياً
%0.57±0.978798	%2.8±0.134713	%1.07±0.943737	

يتم ادخال هذه القيم إلى إحدى خوارزميات التصنيف المستخدمة في التعرف على الأنماط ليصار بعدها إلى تدريب واختبار العينات من أجل تعليم الآلة ضمن مجال التعرف على الأنماط بالاعتماد على الصور. بعد عملية اختيار السمات والمعالجة اللاحقة ننتج لدينا عدة قيم إحصائية للصورة وتكمن أهمية التصنيف هنا في تصنيف عناصر الصورة إلى مناطق معالجة لبياً ومناطق مرممة تاجياً حيث إن التصنيف هنا اشرافي supervised classification كونه معروف لدينا مسبقاً ما تمثله هذه العناصر حيث تم استخدام منهجية SVM(support vector machine) [16]، في تصنيف عناصر الصورة ويمكن اعتبار أن المنهجية المقترحة كاملةً عبارة عن مرحلة تدريب للآلة training ومرحلة الاختبار test وذلك لجعل الخوارزمية تقوم بعملية فهم وإدراك الصورة الشعاعية السنية بناءً على العمليات السابقة مستقبلاً إضافة لجعلها تكيفية Adaptive تقوم بتغيير بارامترات وفق مخرجات GLCM وكذلك مخرجات feature selection.

يوضح الشكل (9) الواجهة التخابئية للبرنامج المستخدم من أجل استخراج السمات تصنيف السمات حيث تم الحصول على هذا البرنامج من موقع mathwork وإدخال القيم السابقة واختيار مصنف SVM كونه أعطى أعلى دقة وأقل زمن وخطأ وأسهل للتطبيق برمجياً:



الشكل (9) نتيجة عملية التصنيف للسمات الأمثل

## 6. التوصيات والخلاصة:

تعتبر عملية تجزئة الصورة باستخدام النسيج من العمليات المهمة جدا والتي تتعلق بشكل مباشر بعنصر الصورة وجيرانه وتعطي معلومات مهمة عن العلاقة بين عناصر الصورة. إضافة لذلك فإن عملية استخراج السمات والاختيار الأمثل لها يزيد من دقة النتائج والتعقيدية الحاسوبية. يمكن استخدام السمات المستخرجة والمختارة بشكلها الأمثل من أجل عمليات التصنيف الآلية لعناصر الصورة التي تشكل نسيج واحد، حيث تلعب عملية التصنيف أيضا دورا مهما في عملية التعرف على الانماط وذلك إذا تم اختيار خوارزمية التصنيف والمصنفات بشكل دقيق يعطي أقل خطأ تصنيف وأقل زمن معالجة، ويمكن استخدام هذه الخوارزمية في استخراج السمات من الصور ثلاثية الأبعاد المأخوذة من أجهزة التصوير الشعاعية السنية وغيرها.

## قائمة المراجع:

- [1] Phen-Lan Lin, Yan-HaoLai, Po-WheiHuang. Dental biometrics: Human identification based on teeth and dental works in bitewing radiographs. Pattern Recognition. 2011; 45: 934–946.
- [2] Lira, P., Giraldo, G., Gilson, Neves, L. and Feijoo, R. "Dental R-Ray Image Segmentation Using Texture Recognition," Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina) 2014, Vol. 12, No. 4.
- [3] Hui Gao, Oksam Chae. Individual tooth segmentation from CT images using level set method with shape and intensity prior. Pattern Recognition. 2017; 43: 2406–2417.
- [4] A.K. Jain, H. Chen, Matching of dental X-ray images for human identification, Pattern Recognition 37 (2004) 1519–1532.
- [5] P.L. Lin, Y.H. Lai, P.W. Huang, An effective classification and numbering system for dental bitewing radiographs using teeth region and contour information, Pattern Recognition 43 (4) (2010) 1380–1392.

- [6] P.L. Lin, P.Y. Huang, P.W. Huang, An automatic lesion detection method for dental X-ray images by segmentation using variation level set, in: Proceedings of the 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2012/7, pp. 1821–1826.
- [7] Teeth segmentation of dental periapical radiographs based on local singularity analysis *P.L. Lina, P.Y. Huang, P.W. Huang,\*, H.C. Hsueh, C.C. Cheng* 2013.
- [8] Statistical Analysis of Haralick Texture Features to Discriminate Lung Abnormalities Nourhan Zayed and Heba A. Elnemr 2015.
- [9] Characterization of Dental Pathologies using Digital Panoramic X-Ray Images based on Texture Analysis Veena Divya.K, Dr. Anand Jatti, Dr. Revan Joshi, Dr. Deepu Krishna.S, 978-1-5090-2809-2/17/\$31.00 ©2017 IEEE.
- [10] Ricardo Gutierrez-Osuna and Andreas Hierlemann. Adaptive microsensor systems. *Analytical Chemistry*, 3:255-276, 2010.
- [11] J. Zhou, M. Abdel-Mottaleb, A content-based system for human identification based on bitewing dental X-ray images, *Pattern Recognition* 38 (2005) 2132–2142.
- [12] O. Nomir, M. Abdel-Mottaleb, A system for human identification from X-ray dental radiographs, *Pattern Recognition* 38 (2005) 1295–1305.
- [13] F. Keshtkar, W. Gueaieb, Segmentation of dental radiographs using a swarm intelligence approach, in: IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2006, pp. 328–331.
- [14] P.L. Lin, Y.H. Lai, Effective segmentation for dental X-ray images using texture-based fuzzy inference system, *Advanced Concepts for Intelligent Visions System LNCS5259* (2008) 936–947.
- [15] D.A. Forsyth and J. Ponce. *Computer Vision: A Modern Approach*. Prentice Hall, 2003.
- [16] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification*. 2nd edition edition, 2000.