



اختيار السمات الأمثل للتعرف على تسوس الاسنان في الصور البانوراميا بالاعتماد على تحليل نسيج الصورة

علاء خالد زكريا¹، ياسر خضرا²، عيد العبود³ *

¹ جامعة البعث، حمص، سوريا، eng.alaa.zakaria@hotmail.com

² جامعة البعث، حمص، سوريا، dr_yasser_khadra@hotmail.com

³ جامعة البعث، حمص، سوريا، eado78@gmail.com

* م.علاء خالد زكريا، E-mail:eng.alaa.zakaria@hotmail.com

نشر في: 31 آذار 2020

الخلاصة - تعتبر عملية تحديد الأنماط المرضية في الصور الشعاعية السنوية (صور البانوراما) من اهم مراحل تشخيص الامراض لأطباء الاسنان، وفي ظل التطور التكنولوجي الهائل وخصوصا بمجال تعليم الآلة والتعرف على الأنماط فقد كان لقسم معالجة الصورة الرقمية الدور الاهم في مجال تجزئة الصورة واستخراج السمات اللازمة من اجل التعرف على الأنماط المرضية وبالتالي سهولة استخراج السمات المرضية للصور المدخلة. تم في هذا البحث اقتراح منهجية لاستخراج السمات المتعلقة بتسوس الاسنان من الصور الشعاعية البانورامية الرقمية المستحصل عليها من جهاز vatech 400 باستخدام تحليل نسيج الصورة بالاعتماد على خوارزمية الحدث المشترك باللون الرمادي GLCM حيث تم بداية ادخال الصورة الرقمية إلى الحاسب ومن ثم تحويلها إلى السوية الرمادية ومعالجتها وإزالة التشوهات المرافقة لعملية الاستحصال وبعد ذلك تم استخراج السمات الإحصائية من مصفوفة GLCM ومن ثم اختيار السمات الأمثل التي تؤدي إلى تحسين عملية الكشف عن التسوس، وتبين النتائج التي تم الحصول عليها زيادة في دقة النتائج وتحسين في عملية التشخيص.

الكلمات الرئيسية - نسيج الصورة، استخراج السمات، اختيار السمات، التسوس، الصور البانورامية، الحدث المشترك باللون الرمادي

1. المقدمة

تعتبر عملية تجزئة الصور السنوية الشعاعية تحديا "كبيرا" في مجال معالجة الصور الرقمية وذلك لأن الصور الشعاعية مشوبة بالتشوهات بشكل كبير نتيجة عملية استحصال الصور، وكذلك انخفاض درجة التباين في الصور الشعاعية إضافة للطوبولوجيا المعقدة للأغراض objects في الصور الشعاعية والتفاوت في توزيع الإضاءة واتجاهات الاسنان اعتبارية مما يؤدي إلى عدم وضوح الحدود بين المناطق المصابة والاسنان السليمة.

يعتبر النسيج مصدر غني بالمعلومات حيث يعطي معلومات عن الإضاءة والكثافة والاتساق والتجانس والخشونة والعشوائية والنعومة والتحبيب granulation والاتجاهية والطور والتردد...الخ.

يمكن تلخيص القضايا الأربع الرئيسية لتحليل النسيج كماياتي:

2. الدراسات السابقة

تم تقديم العديد من المنهجيات في مجال تجزئة الصور الشعاعية السنوية مؤخراً وفيما يأتي عرض لبعضها:

اقترح كلاً من جين وتشين "Jain&Chen" 2004 منهجية استخراج كفاف contour نصف آلية عن طريق عزل كل سن أولاً باستخدام الاسقاط التكاملي 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 نهايتي شكل القمة (التاج crown) [1].

قدمت لين وآخرون "Lin et al" 2010 منهجية تقوم بداية بتحسين كلاً من التباين والإضاءة بشكل متساوي للصور الشعاعية عن طريق الدمج بين الفلترة المتشابهة homomorphic filtering وتمديد التباين بالاعتماد على التجانس والتحويلات المورفولوجيا التكميلية ومن ثم الحصول على كفافات خشنة للسّن باستخدام مؤثر الحافة وأخيراً تعديل ناعم لكل كفاف باستخدام اعتيان نقطة متساوي وتناسب B-spline [10].

اقترحت لين ووانغ "Lin&Huang" 2012 منهجية تحديد آلي للمناطق المصابة للصور السنوية والتي تعتمد على التحويلات المورفولوجيا من أجل

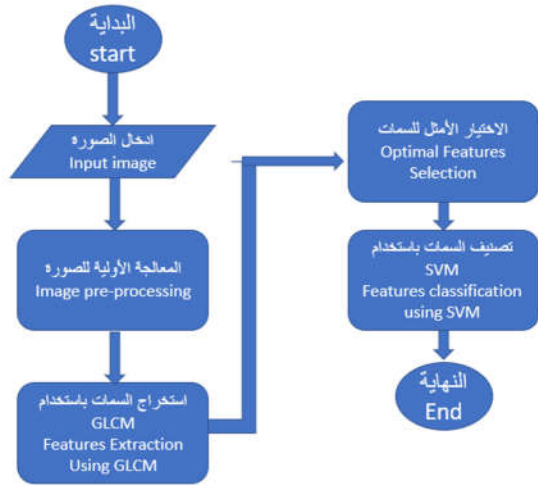
1. استخراج السمة Feature extraction: لحساب ميزة الصورة الرقمية القدرة على وصف خصائص النسيج عددياً.

2. تمييز النسيج Texture discrimination: لتقسيم صورة النسيج إلى مناطق بحيث تكون كل منطقة موافقة لنسيج متجانس بشكل ملحوظ (يمكن ان يشار إليه كتجزئة الصورة).

3. تصنيف النسيج Texture classification: من أجل تحديد كل منطقة من مناطق النسيج المتجانسة فيزيائياً لأي صنف تنتمي (عدد الأصناف منته).

4. الشكل من النسيج Shape from texture: من أجل بناء نموذج هندسي ثنائي أو ثلاثي الأبعاد انطلاقاً من معلومات النسيج.

5. يعد استخراج السمة المرحلة الأولى في تحليل نسيج الصورة حيث ان النتائج المستحصلة من هذه المرحلة تستخدم من أجل تمييز او تصنيف او تحديد شكل الغرض.

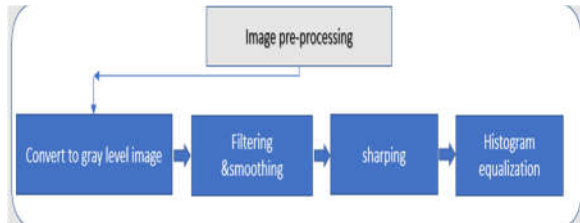


الشكل 1: المخطط التدفقي للمنهجية المقترحة.

وفيما يأتي شرح للمخطط أعلاه.

3.1 استحصال الصور والمعالجة الأولية لها:

يوضح الشكل (2) الآتي مخطط تفصيلي لهذه المرحلة:



الشكل 2: مخطط تفصيلي لمرحلة الصورة المستحصلة.

تبدأ المرحلة الأولى من المنهجية المقترحة بعملية استحصال الصور الشعاعية السننية موضوع البحث حيث تم الحصول على الصور من مركز مختص بالتصوير الإشعاعي، يمكن أن تكون هذه الصور مستحصلة من نفس الجهاز بالزمن الحقيقي وادخالها للخوارزمية المقترحة مباشرة، يبين الشكل (3) والشكل (4) نموذج لصور شعاعية مأخوذة بواسطة الجهاز المذكور آنفاً:



الشكل 3: صورة بانورامية.

تمديد stretch التباين متبوعة بمؤثر الحافة للحصول على حواف خشنة وأخيراً تسوية المدرج التكراري المحلي وتعتيب اتسو "Otsu" لتعديل كل نقطة حواف بشكل ناعم. [11]

قام أيضاً كلاً من لين ووانغ 2013 باقتراح منهجية تجزئة الصور السننية بالاعتماد على تحليل الميزة المحلية حيث قاموا 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% [16].

قامت كلاً من نورهان وهبة 2015 باقتراح منهجية بالاعتماد على التحليل الاحصائي لسمات هارليك "Harlick" لتحليل الصور الاشعاعية للكشف عن امراض الرئة [7].

قدم كلاً من فيينا ديفيا "Veena Divya" والدكتور انان جاتي "Anand Jatti" واخرون منهجية تبويب الامراض السننية لصور البانوراما الرقمية بالاعتماد على تحليل اسبج، حيث قاموا بمعالجة الصورة وتحديد القيم الدنيا والقيم العظمى الإحصائية ومن ثم اختيار القياسات التي تحدد فيما إذا كانت الصور التي قاموا بدراستها تحتوي على اسنان مصابة بالسوس أو لا تحتوي، ولكن دون التطرق لأخذ القياسات النسيج للأسنان المصابة بالسوس بحد ذاته أو استخراج السمات المعيرة عن التسوس. [15]

قام كلاً من الباحثين جينسي وشينثان "Jincy Raju & Chintan K. Modi" باقتراح منهجية استخراج السمات من صور اشعة اكس X-Rays بالاعتماد على السمات المتعددة مثل واصف فوربييه لاستخراج سمات الشكل و GLCM لتحليل النسيج ودمج هاتين الطريقتين معاً دون التطرق لموضوع التسوس وكانت دقة الاستخراج 40% و 66.66% على التوالي [4].

اقترح كلاً من الباحثين وانغ ولين و أو "Huang & Lin & Kuo" منهجية جديدة من أجل عزل الاسنان عن بعضها بغية الحصول على تشخيص عالي الدقة للأمراض التي تصيب الاسنان بالاعتماد على الإسقاط التكاملي للسوية الرمادية gray level integral projection وكذلك المعالجة الأولية للصورة والنافذة التكميلية [14].

قام كلاً من الباحثين ويجاكومار و لاجاناثان "Ulaganathan & Vijayakumari" باقتراح منهجية لتجزئة الصور السننية الطبقية المحورية CT باستخدام الترشيح الهومومورفيك homomorphic filtering واسقاط الكثافة التكاملي وعنونة المكونات المتصلة connected component labling [16].

من تحليل الدراسات السابقة وغيرها من الأبحاث المتعلقة بهذا المجال، وجد بأن الأشكال الناتجة عن عملية تجزئة الصورة لا تتوافق مع الإدراك البشري وخاصة بحالة معالجة قناة جذر السن، إضافة إلى صعوبة الكبيرة في كشف بعض الحالات الخاصة مثل وجود تسوس تحت الحشوة أو التفريق بين التهاب اللثة والأفة الذروية، إضافة إلى أنه لا توجد دراسة شاملة تعطي كافة التفاصيل في الصورة بل تم التركيز في كل منهجية على دراسة حالة واحدة فقط من حالات الأمراض، إضافة أنه لا توجد دراسة قامت بأخذ القياسات الإحصائية للحالات المرضية بحد ذاتها بل كانت القياسات عامة للصورة ككل.

3. منهجية البحث

يهدف البحث إلى إيجاد منهجية تقوم باختيار السمات الأمثل الواجب استخراجها للتعرف على تسوس الاسنان بالاعتماد على نسيج الصورة والخصائص الاحصائية دون أن يؤثر ذلك على عملية التعرف ودقة النتائج.

تم في هذا البحث استخدام المنهج التحليلي التجريبي حيث تم اجراء القياسات على مجموعة من الصور البانورامية واستخراج السمات الإحصائية منها ومن ثم اختيار السمات الأمثل التي تعبر عن النمط المدروس ويوضح الشكل (1) الآتي المنهجية العامة للبحث:

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

3.2 استخراج سمات النسيجية للصورة باستخدام خوارزمية GLCM:

تعتبر عملية استخراج السمات عملية حصول على معلومات ذات مستوى عالٍ في الصورة مثل اللون والشكل والنسيج، ويعتبر النسيج المكون الأساسي للادراك البصري عند الإنسان.

يعرف النسيج texture في الصور الرقمية بأنه تكرار تغير درجة اللون في الصورة التي تحتوي على عدد من الأجسام التي لا يمكن تمييزها على أفراد، والذي يعطي انطباعاً عن درجة خشونة أو نعومة الظواهر على الصورة. ويؤثر مقياس الرسم والوضوح المكاني على حجم الأجسام التي تحدد نسيج الصورة [1,9].

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

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 تميز واضح بين البنى النسيجية المختلفة لمكونات الصورة [1, 11].

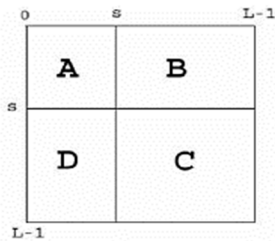
رياضياً، يفرض أن لدينا صورة رقمية I أبعادها $K \times K$ تمثل صورة شعاعية سنية، وليكن GLCMd هي مصفوفة الحدث المشترك وفق الاتجاه $d=(dx, dy)$ والتي تعرف كمايلي:

$$GLCM_d(i, j) = \frac{C_d(i, j)}{N_d} \quad (1)$$

$$C_d(i, j) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) = i \text{ and } I(x+dx, y+dy) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$N_d = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) \in I \text{ and } I(x+dx, y+dy) \in I \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

وبالتالي تكون مصفوفة GLCM الناتجة محتوية على الأقسام التالية كما هو مبين في الشكل (7):



الشكل 7: تمثيل لأجزاء مصفوفة الحدث المشترك.

القسمين B و D تحتوي على التشوهات ومعلومات 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 [3]. يظهر الشكلان (8) و (9) آلية حساب مصفوفة الحدث المشترك لصورة رقمية (المرحلة الأولى لاستخراج السمات):



الشكل 4: صورة بانورامية.

تشتمل عمليات المعالجة الأولية للصور الرقمية المستحصلة 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 التشوه الخطي المنتظم واللاخطي الناتج من أجهزة استحصال الصورة من الصور. إن ما يميز الصور الشعاعية هو الإضاءة العالية إضافة للنباتين والحدة Sharpening المنخفضة في الصورة نتيجة للتردد العالي المستخدم في استحصال الصورة والذي يحد ذاته تشوه مضاف للصورة وضعف القدرة على التشخيص والتحليل من قبل الطبيب المختص وبالتالي لابد من تهيئة الصورة بشكل مثالي قبل إدخالها للمرحلة التالية من المعالجة.

تم القيام بإجراء تعديل للإضاءة للتقليل من الضوضاء في الصورة إضافة إلى زيادة حدة الصورة.

ونتيجة للعمليات السابقة تم التخلص من التشوهات الناتجة عن عملية استحصال الصورة والشكل (5) والشكل (6) الآتي يبين نتائج المعالجة الأولية للصورة المدخلة:



الشكل 5: نتائج المعالجة الأولية على الصورة في الشكل (3).



الشكل 6: نتائج المعالجة الأولية على الصورة في الشكل (4).

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p_d(i, j) \quad (5)$$

• العشوائية Entropy:

تعتبر العشوائية أو درجة الاضطراب الموجودة في الصورة، وتكون قيمة العشوائية كبيرة في عندما تكون جميع العناصر في GLCM متشابهة وصغيرة بالحالة المعاكسة ويعبر عنها بالعلاقة التالية [2]:

$$Entropy = -\sum_i \sum_j p_d(i, j) \ln p_d(i, j) \quad (6)$$

• الطاقة Energy:

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

$$Energy = \sqrt{ASM} \quad (7)$$

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

• الترابط correlation:

تظهر هذه الميزة التبعية الخطية linear dependency لقيم السويات الرمادية في مصفوفة GLCM ويعبر عنها بالعلاقة التالية [2]:

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j p_d(i, j) (i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8)$$

حيث أن μ_x و μ_y و σ_x و σ_y هي المتوسطات والانحرافات المعيارية ويعبر عنها كالتالي [2]:

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i p_d(i, j) \quad (9)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j p_d(i, j) \quad (10)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 p_d(i, j)} \quad (11)$$

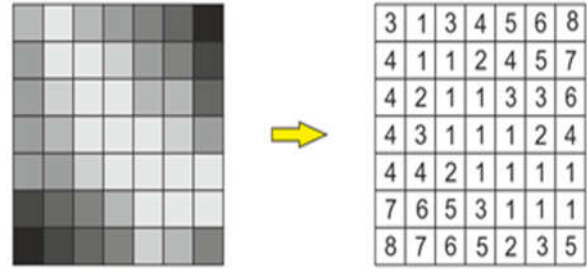
$$\sigma_y = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 p_d(i, j)} \quad (12)$$

يتم إضافة لما سبق استخدام إحصاءات مختلفة من مصفوفة GLCM حيث تعتمد هذه الإحصاءات (السمات) على التوزيع الاحتمالي $P_{x-y}(k)$ والتي تعرف كمايلي [2]:

$$P_{x-y}(k) = \sum_i \sum_j C_d(i, j), \quad k=0,1,\dots,N_g-1 \quad (13)$$

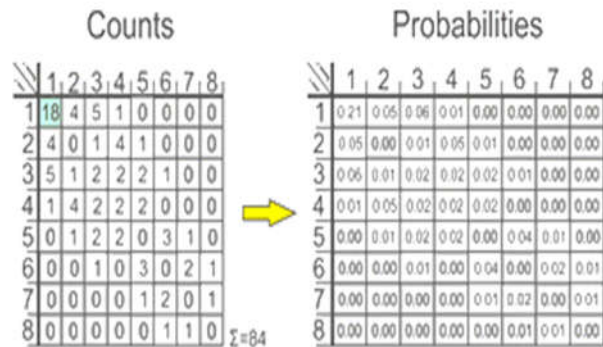
حيث $C_d(i, j)$ هي العنصر ذي الترتيب (i, j) لـ GLCM وتعتبر الإحصاءات التالية هي الأكثر استخداماً لوصف النسيج:

• العزم الزاوي الثاني ASM: وتعرف كمايلي [2]:



(a) (b)

الشكل 8: صورة رمادية وتمثيلها رقمياً.



الشكل 9 : حساب GLCM للصورة في الشكل (8).

وتكون القيم الإحصائية للصورة السابقة والتي سوف يتم مناقشة دلالتها لاحقاً هي:

جدول 1: القيم الإحصائية للصورة في الشكل 9

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 استحصالتها انطلاقاً من قيمها، بفرض أن N_g هو عدد السويات الرمادية و pd هي عبارة عن مصفوفة GLCM ذات الأبعاد $N_g \times N_g$ 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):

• التباين construct:

أو الانحراف المعياري (العزم الثاني 2 moment) هو عبارة عن مقياس كثافة أو تنوعات السوية الرمادية بين البكسل المركزي وجيرانه وتعكس قيمة التباين الكبيرة فروقات كبيرة في الكثافة في GLCM ويعبر عنها رياضياً بالعلاقة [2]:

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \quad (4)$$

• التجانس Homogeneity:

يقيس التجانس مدى قرب توزيع عناصر GLCM لقطر GLCM حيث أنه كلما زاد التجانس انخفض التباين والعكس بالعكس، ويعبر عن التجانس بالعلاقة التالية [2]:

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 ازالة السمات المتبقية من الدخل لتقليل كمية البيانات [10, 11].

وعلى الرغم من اختلاف مجالات التصنيف العملية فإن الإشارة الأساسية المستحصلة تتعرض للتداخل والتشوهات 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 أنه يمكن لعملية اختيار السمات التقليل من البيانات الفائضة redundancy والتداخل والتشوهات والبيانات الأقل أهمية من الدخل [12,13]. 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 ان تحسن من دقة المصنف حيث أنه يتم ازالة 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 تحسين الكفاءة التنفيذية حيث وأنه وبعد عملية اختيار السمات فإن بيانات عينات التدريب تتناقص بشكل كبير وتخفض التعقيد الحسابية بدرجة أكبر نسبياً (التي تحدها أساساً الخوارزمية، وبالتالي التغيرات في التعقيد الحسابية عن طريق تقليل كمية البيانات هو مجرد معنى نسبي) من أجل تقليل وقت الحساب.

في بحثنا هذا تمت عملية الأمثلة للسمات المختارة من خلال المقارنة بين قيم الحسابات الإحصائية للمناطق ذات الأهمية (للأنماط) مع الأنماط الغير مهمة في عملية التعرف على الامراض التي تصيب الاسنان وتم استبعاد القياسات المتقاربة في القيم بينما تم الحفاظ على الحسابات الإحصائية التي تشكل فرقا واضحا بين الاسنان المصابة والمناطق السليمة كما هو موضح في الجدول (2) بين النمط تسوس.

$$ASM = \sum_k (P_{x-y}(k))^2 \quad (14)$$

وعندما تكون قيم $P_{x-y}(k)$ متشابهة او متقاربة كثيرا تكون قيمة ASM صغيرة بينما تكون كبيرة عندما توجد قيم محددة كبيرة وأخرى صغيرة.

• المتوسط Mean [2]:

$$Mean = \sum_k k P_{x-y}(k) \quad (15)$$

يكون المتوسط صغير عندما تكون قيم $P_{x-y}(k)$ متمركزة بالقرب من المبدأ (الأصل origin) وكبيرة عندما تكون بعيدة عنه.

• العشوائية Entropy [2]:

$$Entropy = -\sum_k P_{x-y}(k) \log P_{x-y}(k) \quad (16)$$

تكون قيمة العشوائية (الاضطراب بالقيم) أصغر مايمكن عندما تكون قيم $P_{x-y}(k)$ غير متساوية والعكس بالعكس.

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 الاسنان المصابة بالتسوس وتم استخدام السمات الإحصائية الأساسية كونها تتعلق بالتحليل الحيزي للصور.

3.3 الاختيار السمات الأمثل والمعالجة اللاحقة:

تشكل عملية اختيار السمات مرحلة معالجة بيانات مهمة جداً في التعرف على الأنماط ومشاكل التصنيف حيث اثبتت نجاحها في العديد من المجالات،

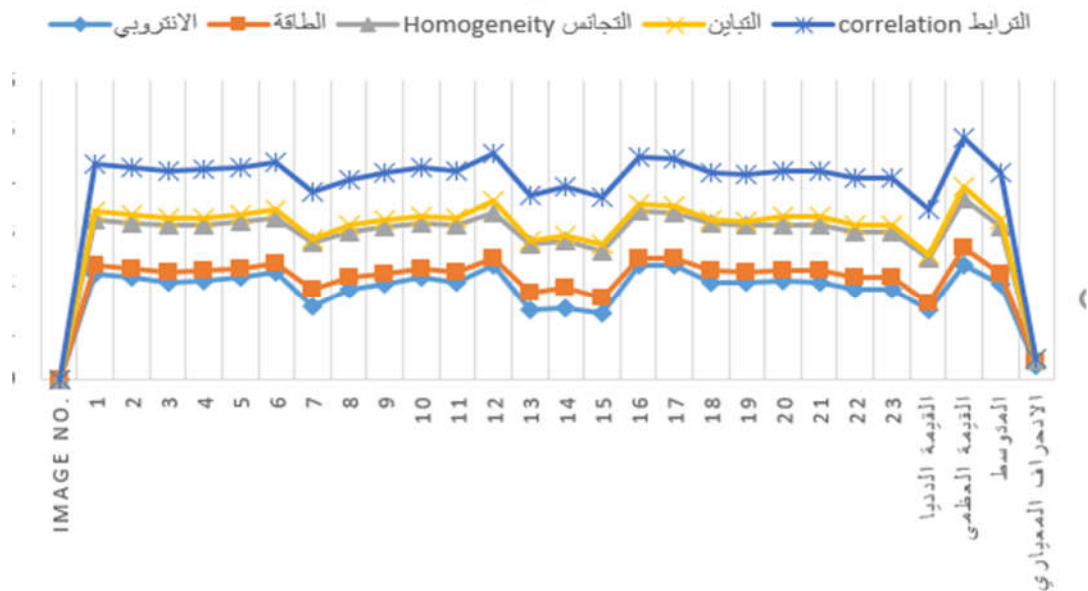
الجدول 2: القياسات الإحصائية للصور المستخدمة في البحث باستخدام GLCM

رقم الصورة Image No.	الانتروبي Entropy	الطاقة Energy	التجانس Homogeneity	التباين contrast	الترابط correlation
1	2.1125	0.17437	0.91202	0.19159	0.93632
2	2.0414	0.19125	0.92028	0.15986	0.94097
3	1.9635	0.19977	0.92465	0.1555	0.93242
4	1.9906	0.1954	0.93412	0.13375	0.96217
5	2.0536	0.1889	0.92468	0.15193	0.94716
6	2.1692	0.15765	0.92475	0.15701	0.9704
7	1.4565	0.33625	0.96471	0.070571	0.94425
8	1.8053	0.23654	0.93087	0.14132	0.91899
9	1.9194	0.20356	0.94195	0.13014	0.95727
10	2.044	0.16885	0.93416	0.13876	0.9667
11	1.9567	0.21112	0.93271	0.13624	0.96336
12	2.291	0.15381	0.90345	0.25932	0.9498
13	1.3689	0.37088	0.96564	0.068718	0.93753

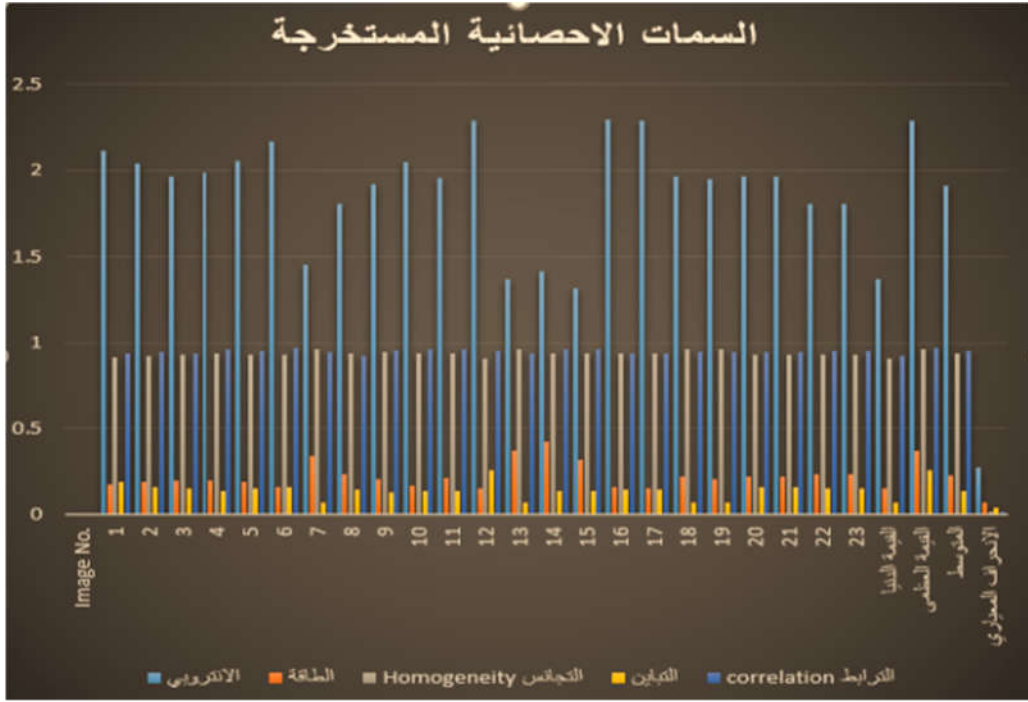
0.96341	0.13629	0.93276	0.42088	1.4189	14
0.96331	0.13619	0.93266	0.32088	1.3189	15
0.93252	0.14142	0.93097	0.15881	2.296	16
0.93232	0.14122	0.93077	0.14881	2.286	17
0.9445	0.070821	0.96496	0.21912	1.9647	18
0.944	0.070321	0.96446	0.20312	1.9487	19
0.94114	0.15718	0.92492	0.21962	1.9652	20
0.9408	0.15684	0.92458	0.21832	1.9639	21
0.94729	0.15206	0.92481	0.23714	1.8059	22
0.94703	0.1518	0.92455	0.23594	1.8047	23
0.91899	0.068718	0.90345	0.15381	1.3689	القيمة الدنيا
0.9704	0.25932	0.96564	0.37088	2.291	القيمة العظمى
0.9471157	0.1395153	0.93345348	0.22482565	1.910673913	المتوسط
%1.292092	%4.094059	%1.632650	%6.988173	%27.532930	الانحراف المعياري

للنمط تسوس. ويوضح الشكلان الآتيان رقم(10) ورقم (11) توضيح للقيم السابقة:

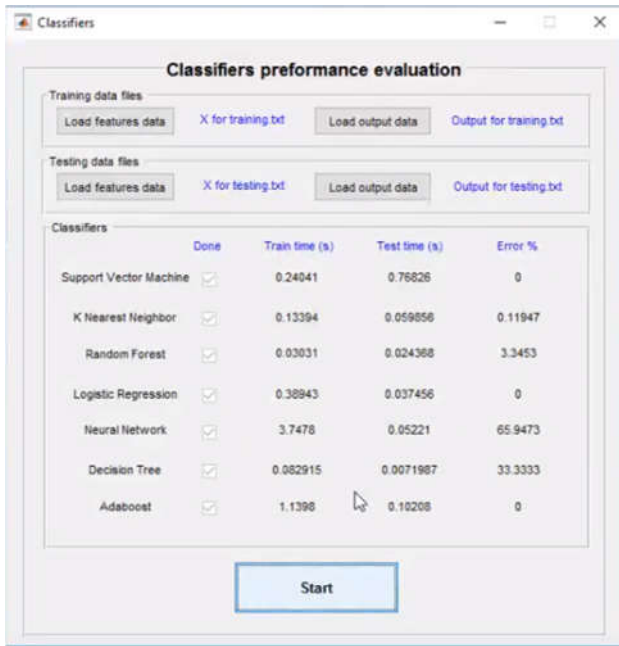
ينبين من الجدول ان القيم التي تعطي نتائج ادق هي التي تملك انحرافا" معياريا" أقل وبالتالي تم اعتماد قيم التجانس والترابط والتباين كسمات محددة



الشكل 10: تمثيل بياني للسمات المستخرجة في الجدول (1).



الشكل 11: مدرج تكراري للسمات المستخرجة في الجدول (1).



الشكل 12: تصنيف عناصر متجه السمات وزمن المعالجة ونسبة الخطأ.

ونلاحظ تفوق منهجية SVM على KNN و natural random forest و decision tree network في تصنيف البيانات من ناحية نسبة الخطأ، وتفوقها على منهجية Adaboost من ناحية زمن المعالجة، لذلك تم اعتمادها في هذه المنهجية.

3.5 التطبيق العملي والنتائج التجريبية:

تم استخدام بيئة البرمجة ماتلاب MATLAB R2018a في عملية تحليل الصورة وكذلك المعالجة باستخدام جهاز حاسب DELL LATITUDE E6540 core i7، بالإضافة إلى صور بانوراما مستحصل عليها من مركز طبي متخصص بالتصوير البانورامي نوع الجهاز vatech 400، وتوضح الأشكال (13)، (14)، (15)، (16) بعض الصور المستخدمة في هذا البحث موضع عليها أماكن التسوس:

3.4 تصنيف السمات Features Classification:

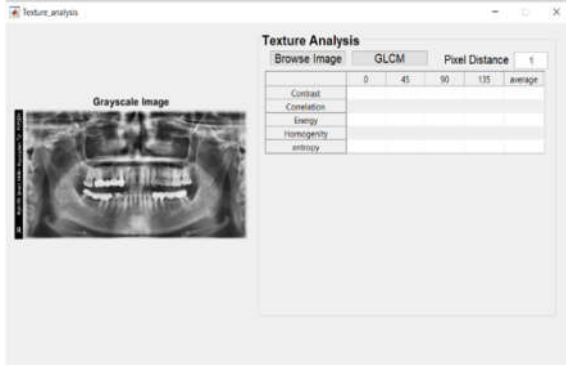
بعد عملية اختيار السمات والمعالجة اللاحقة نتج لدينا عدة قيم إحصائية للصورة وتكمن أهمية التصنيف هنا في تصنيف عناصر الصورة إلى مناطق مصابة وماهية الإصابة ومناطق غير مصابة حيث ان التصنيف هنا اشرافي supervised classification كونه معروف لدينا مسبقاً ماتمثلة هذه العناصر حيث تم استخدام منهجية SVM (support vector machine) [5]، في تصنيف عناصر الصورة ويمكن اعتبار ان المنهجية المقترحة كاملة عبارة عن مرحلة تدريب للالة training ومرحلة الاختبار test وذلك لجعل الخوارزمية تقوم بعملية فهم وادراك الصورة الشعاعية السنية بناءً على العمليات السابقة مستقبلاً إضافة لجعلها تكيفية Adaptive تقوم بتغيير بارمتراتهما وفق مخرجات GLCM وكذلك مخرجات feature selection [6-13].

تم اعتبار كلاً من قيم الترابط والتجانس والتباين على حدى كمتجه سمات أي متجه سمة الترابط X يحتوي على 25 قيمة $\{x_1, x_2, \dots, x_{25}\}$ وكذلك بالنسبة لمتجه سمة التجانس Y و التباين Z ، بعد ذلك يتم تصنيف هذه القيم باستخدام SVM حيث تم ذلك باستخدام بيئة البرمجة ماتلاب والشكل الآتي (12) يوضح ذلك:

4. الاستنتاجات والتوصيات:

4.1 الاستنتاجات:

تم تقييم النتائج التي تم الحصول عليها من قبل خبير بشري مختص بطب الاسنان وكذلك من قبل مخبر مختص بالتصوير الاشعاعي والذي تم الحصول على قاعدة البيانات الموجودة لديه وجاءت النتائج مطابقة للقيم التي تم الحصول عليها من الجدول رقم (1) حيث تم الحصول على القياسات باستخدام برنامج تم تصميمه ضمن بيئة البرمجة ماتلاب MATLAB 2018a وباستخدام حاسوب DELL CORE I7 4Generation والشكل (16) يوضح صورة الواجهة التخابطية GUI للبرنامج الذي تم تصميمه لهذا الغرض.



الشكل 16: الواجهة التخابطية GUI باستخدام بيئة البرمجة ماتلاب.

حيث يمكن إضافة خيار لتحديد مسافة البكسل وكذلك لقص المقطع المناسب من الصورة لتحديد السمات الإحصائية للتسوس فقط دون كامل الصورة كما هو موجود في المنهجية المقترحة [15] الامر الذي أدى لتحسن دقة النتائج.

تبين قيم الانحراف المعياري تفوق المنهجية المقترحة على المنهجية [15] وذلك وفقاً للقيم الناتجة عن المنهجية [15] حيث كانت قيم التباين 6.179% والترابط 9.2305% وتم اهمال التجانس كسمة أساسية وذلك كونه تم اخذ القياسات لكامل الصورة بينما في المنهجية المقترحة تم اخذ كسمة أساسية تعبر عن نسيج التسوس وتميزه عن باقي الأنسجة وفقاً لتعريف النسيج أعلاه وكانت قيم الانحراف المعياري للتباين والترابط في المنهجية المقترحة هي 4.09% و 1.29% على الترتيب.

وكذلك بالمقارنة مع المنهجية المقترحة في المرجع [4] حيث كانت دقة النتائج باستخراج السمات هي 40% و 66.667% تظهر المنهجية المقترحة في هذا البحث تفوق واضح حيث كانت دقة الحصول على السمات 98.71% و 95.91% لنفس عدد الصور في قاعدة البيانات (25 صورة).

وعند مقارنة نتائج المنهجية بالمنهجية في الدراسة المرجعية [14] أظهرت المنهجية المقترحة تفوقاً بالتعرف على الاسنان المصابة بالتسوس بمقداره 3.1% حيث بلغت دقة النتائج في المنهجية [14] في عزل الاسنان (دون التطرق للتسوس بحد ذاته) 95.63% وكذلك التفوق على منهجية نمير وعبد المطلب بمقدار 20.56% حيث بلغت دقة النتائج في المنهجية الموجودة في الدراسة المرجعية [8] لنمير وعبد المطلب 78.17%.

تمت مقارنة النتائج مع النتائج المقدمة للمنهجية المقترحة في الدراسة المرجعية [16] حيث كانت أفضل نتيجة فيها 96.83% في فصل الاسنان عن بعضها باستخدام تحليل المكونات المتصلة ولكن لم تتطرق تلك المنهجية لبيان ماهية السن وماحتويه من أنماط مرضية وغيرها، وبالرغم من ذلك تجاوزت المنهجية التي تم اقتراحها في هذا البحث دقة النتائج في الدراسة المرجعية [16] بمقدار 2.35%.

وبالتالي تكون القيم النهائية للسمات المعيرة عن التسوس كما في الجدول (3) الآتي:



الشكل 13: صور من قاعدة البيانات المستخدمة.



الشكل 14: صورة من قاعدة البيانات المستخدمة.



الشكل 15: صورة من قاعدة البيانات المستخدمة.



الشكل 16: صورة من قاعدة البيانات المستخدمة.

radiographs, Pattern Recognition, p.p:1295–1305,2005.

- [9] 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 p.p:936–947, 2008.
- [10] 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 p.p:1380–1392, 2010
- [11] 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, p.p: 1821–1826,2012.
- [12] Phen-Lan Lin, Yan-HaoLai, Po-WheiHuang. Dental biometrics: Human identification based on teeth and dental works in bitewing radiographs. Pattern Recognition.; p.p: 934–946, 2011.
- [13] P.L. Lina, P.Y. Huangb, P.W. Huangb, *, H.C. Hsuc, C.C. Chen, Teeth segmentation of dental periapical radiographs based on local singularity analysis, p.p 169-190, 2013.
- [14] Po-Whei Huang, Phen-Lan Lin, Chun-Hung Kuo, An Effective Tooth Isolation Method for Bitewing Dental X-Ray Images, Proceedings of The 2012 International Conference On Machine Learning and Cybernetics, Xian, P.P:15-17, 2012.
- [15] Veena Divya.K, Dr. Anand Jatti, Dr. Revan Joshi, Dr. Deepu Krishna.S Characterization of Dental Pathologies using Digital Panoramic X-Ray Images based on Texture Analysis, doi:978-1-5090-2809-2/17/\$31.00©2017 IEEE, p.p:10-21, 2017.
- [16] Vijayakumari Pushparaj & Ulaganathan Gurunathan, An Effective Dental Shape Extraction Algorithm Using Contour Information and Matching, Mahalanobis Distance, Digit Imaging (2013) p.p:259–268, 2013.

الجدول 3: القيم النهائية للسّمات المعبرة عن التّسوس

التّرابط	التّباين	التّجانس
1.29%±0.94711	4.06%±0.13951	%1.63±0.933453

4.2 التوصيات:

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 الآلة وذلك إذا تم اختيار خوارزمية التصنيف والمصنفات بشكل دقيق يعطي أقل خطأ تصنيف وأقل زمن معالجة وعليه نوصي الباحثين بالعمل على هذا المجال من الأبحاث.

References

- [1] A.K. Jain, H. Chen, Matching of dental X-ray images for human identification, Pattern Recognition p.p:1519–1532, 2004.
- [2] F. Keshtkar, W. Gueaieb, Segmentation of dental radiographs using a swarm intelligence approach, in: IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, p.p: 328–331,2006.
- [3] Hui Gao, Oksam Chae. Individual tooth segmentation from CT images using level set method with shape and intensity prior. Pattern Recognition.; p.p: 2406–2417, 2017.
- [4] Jincy Raju, Dr. Chintan K. Modi, A Proposed Feature Extraction Technique for Dental X-Ray Images Based on Multiple features, 2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologie, p.p:305-309, 2011.
- [5] J. Zhou, M. Abdel-Mottaleb, a content-based system for human identification based on bitewing dental X-ray images, Pattern Recognition, p.p: 2132–2142,2005.
- [6] 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), Vol.12, No. 4, p.p:215-225, 2014.
- [7] Nourhan Zayed and Heba A. Elnemr, Statistical Analysis of Haralick Texture Features to Discriminate Lung Abnormalities, p.p:17-50, 2015.
- [8] O. Nomir, M. Abdel-Mottaleb, A system for human identification from X-ray dental

Selection of the optimum features to identify tooth decay in the panoramic images based on image texture analysis

Alaa Khaled Zakaria^{1,*}, *Yasser Khadra*², and *Eid Al-Abboud*³

¹ Al-Baath University, Homs, Syria, Eng.alaa.zakaria@hotmail.com

² Al-Baath University, Homs, Syria, dr_yasser_khadra@hotmail.com

³ Al-Baath University, Homs, Syria, eado78@gmail.com

*Alaa Khaled Zakaria, E-mail: eng.alaa.zakaria@hotmail.com

Published online: 31 March 2020

Abstract— The process of identifying pathological patterns in dental radiographic images (panorama images) is one of the most important stages of diagnosing diseases for dentists, and in light of the tremendous technological development, especially in the field of machine learning and pattern recognition, the Digital Image processing department has the most important role in the field of image fragmentation Extract the necessary features in order to identify pathological patterns and thus easily extract the pathological features of the input images. In this research, a methodology has been proposed to extract the features related to tooth decay from the digital Panorama radiographs obtained from the VaTech 400 device using image texture analysis based on the gray level co-occurrence matrix (GLCM) algorithm where the digital image was first entered into the computer and then converted to the Gray level, processed and noise removal facilities for the extraction process and then the statistical features of the GLCM matrix were extracted and then the choice of optimum features that lead to improved decay detection. The obtained results are shown increasing of accuracy of the results and improve the diagnosis process.

Keywords— Image texture; extract features, feature extraction, Decay, panorama images, gray level co-occurrence matrix.