

استخدام خوارزميات معالجة الصورة والشبكات العصبونية في تشخيص القرحة المعدية

د.م. فادي متوج*

د.م. غادة سعد**

م. ابراهيم اسماعيل***

الملخص

يمثل الداء القرصي الهضمي مشكلة طبية خطيرة. يمكن أن تتطور القرحات في المريء والمعدة والاثني عشر. إن مرضى الداء القرصي الهضمي قد يوجد لديهم طيف من الأعراض تتراوح من الاحساس الخفيف بعدم الارتياح البطني الى الانتقاب الخطير والنزف. يعد التنظير بنوعيه التقليدي باستخدام القسطرة والحديث باستخدام الكبسولات الذكية أحد أهم الطرق التشخيصية للقرحة المعدية، وهناك منافسة عالية بين الشركات في تحسين جودة ومعدل التقاط الصور داخل الجهاز الهضمي. وأحد أهم التحديات هي القدرة على معالجة الصور بشكل فعال. في هذا البحث تم اقتراح خوارزمية معالجة صورة تهدف الى كشف القرحة داخل الصور وعزلها وتحديد حالتها عن طريق استخلاص بعض الميزات من الصور ليتم بعدها ادخال هذه الخصائص الى شبكة عصبونية تم تدريبها بشكل مسبق بالاعتماد على قاعدة بيانات تحتوي على 300 صورة للقرحة المعدية تنوعت بين حالة سليمة ووجود قرحة وأيضاً وجود نزيف. أظهرت النتائج دقة AC وتحديدية SP بنسبة 98% وحساسية SE بنسبة 99%.

الكلمات المفتاحية:

القرحة المعدية-الكبسولات الذكية - الشبكات العصبونية - معالجة الصورة.

*دكتور، قسم الميكاترونيك - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - سوريا

** دكتورة، قسم الهندسة الطبية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - سوريا

*** مهندس - كلية التكنولوجيا المعلوماتية والنظم الحيوية - جامعة بازماني بيتر كاثوليك - هنغاريا

Implementation of image processing algorithms and neural networks in gastric ulcers diagnosing

Dr. Fadi Motawej*

Dr. Ghada Saad**

Eng. Ebrahim Ismaiel***

Abstract

Digestive ulcer disease is a serious medical problem. Ulcers can develop in the esophagus, stomach and duodenum. Patients with peptic ulcer disease may have a range of symptoms ranging from a mild sensation of abdominal discomfort to serious perforation and bleeding. One of the most important diagnostic methods for gastric ulcers is the traditional two-stage endoscopy using modern catheters and smart caps. There is high competition between companies in improving the quality and rate of image capture within the digestive system using capsules. One of the most important challenges is the ability to process images effectively. In this research, the concept of gastric ulcer has been identified, and an image processing algorithm has been introduced that aims to detect ulcers inside the images and isolate them and determine their status by extracting some features from the images, after which these features are inserted into a neuronal network that was previously trained on a large number of discovered properties of a database Contains 300 pictures of gastric ulcers, varied between a healthy condition and the presence of an ulcer as well as bleeding. The results showed AC accuracy, SP identification at 98% and SE sensitivity at 99%.

Keywords: Gastric ulcers – smart capsules –Neuron networks – Image processing.

* Dr., Department of Mechatronics - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering - Tishreen University - Syria

** Dr., Department of Medical Engineering - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering - Tishreen University - Syria

*** Engineer - Faculty of Information Technology and Bionics - Pázmány Péter Catholic University - Hungary

1-المقدمة:

اعتمادا على التنظير الداخلي للجهاز الهضمي، أمكن للأطباء الكشف عن الأمراض الشديدة في مراحل التطور المبكرة، وبالتالي انخفض معدل الوفيات في العديد من الأمراض، وخاصة أنواع السرطان المختلفة بشكل كبير خلال السنوات الأخيرة [12]. نظراً لأن التنظير الطبي هو إجراء غير مؤلم نسبياً ويسمح لنا بفحص التجاويف الداخلية للجسم البشري فإن أجهزة التنظير تلعب دوراً هاماً في الطب الحديث. كذلك فإن ظهور المناظير مع القدرة على النقاط الصور الرقمية خلق مجال جديد كامل من أنظمة دعم القرار بمساعدة الكمبيوتر (CAD) في التشخيص الطبي. وتهدف هذه الأنظمة إلى كشف وتصنيف الأمراض المختلفة، وبالتالي مساعدة الكادر الطبي في تحسين دقة التشخيص الطبي.

من جهة أخرى، هناك تقنية وجدت مؤخراً لجعل الإجراءات بالمنظار التقليدي أكثر أماناً، أقل إيلاًماً، وأكثر راحة للمريض، هي تقنية التنظير بالكبسولة اللاسلكية. تقنية التنظير عن طريق الكبسولة اللاسلكية (WCE) يمكن أن تصور أجزاء من الجهاز الهضمي للإنسان والتي كانت بعيدة عن متناول المناظير التقليدية.

من أكثر السلبيات المتصلة بهذه التكنولوجيا هي أنه يجب تحليل حجم كبير من البيانات من أجل الكشف عن مرض ما والذي يمكن أن يستغرق وقتاً طويلاً ويشكل عبء على الأطباء. حيث يجب على الطبيب من ذوي الخبرة أن يقضي حوالي ساعتين لعرض وتحليل ما يقرب من 60,000 صورة ناتجة عن فحص واحد. وبالتالي، فإن تطوير نظم تشخيص بمساعدة الحاسوب (CAD) هو أمر بالغ الأهمية ويأتي لتقديم المساعدة للأطباء.

تتبع أهمية هذا البحث من المساعدة التي يمكن أن يقدمها للكادر الطبي في اتخاذ قرار طبي بنسبة خطأ قليلة مما يسمح بإعطاء العلاج المناسب وزيادة فرص الشفاء. عادة ما تكون مناطق الآفة بلون مختلف عن المناطق الطبيعية المحيطة، فعلى سبيل المثال، قد تظهر مناطق النزيف على شكل مناطق حمراء والمنقرحة قد تظهر باللون

الأصفر أو الأبيض. تم في [3] اقتراح طريقة كشف النزيف السريع عن طريق استخراج ميزة اللون في فضاء اللون RGB. بالإضافة إلى فضاء ألوان RGB، فإن فضاء الألوان الأخرى، مثل HSI / HSV و YCbCr تُستخدم أيضًا بشكل شائع لاستخراج الميزات [4]، [5].

التركيب النسيجي Texture هو نوع آخر من الميزات شائعة الاستخدام في التعرف على أنماط القرحة المعدية [12]. تتضمن ميزات النسيج الأنماط الثنائية المحلية local binary patterns (LBP) والميزات المعتمدة على الترشيح filter-based features [6]. يعتمد واصف LBP على مخطط ترميز ثنائي بسيط يقارن كل بكسل مع جيرانه [7]. تم اعتماد واصف LBP، بالإضافة إلى إصداراته الموسعة، مثل LBP المنتظم uniform [8] و LBP الأحادي المنشأ monogenic [9]، في العديد من مهام التعرف على القرحة المعدية. يتم استخدام الميزات المستندة إلى عامل التصفية، مثل مرشحات Gabor وتحويلات الموجات wavelet transforms، على نطاق واسع في مهام التعرف على صور القرحة لقدرتها على وصف الصور في مساحة متعددة المراحل. بالإضافة إلى ذلك، يمكن الجمع بين الميزات النسيجية المختلفة لتحسين أداء التعرف. كما هو موضح في [8]، فإن الجمع بين تحويل الموجات و LBP المنتظم يمكن أن يحقق الكشف التلقائي بدقة جيدة.

أدرك العديد من الباحثين أن الميزات المصنوعة يدويًا handcrafted features تقوم فقط بترميز المعلومات الجزئية في صور القرحة [10] وأن طرق التعلم العميق قادرة على استخراج تمثيلات مميزة للميزات التي يمكن استخدامها في التعرف على آفات القرحة وتخمين العمق depth estimation [11-14].

2- أهداف البحث:

يهدف البحث إلى استحصاال عدد من الصور الحقيقية للقرحة المعدية داخل جسم الانسان وبناء خوارزمية معالجة صورة تقوم بتحديد مكان القرحة وخصائصها (الحجم، وحالة وجود نزيف)، ليتم بعدها بناء قاعدة بيانات تشخيصية تعتمد على خبرة أطباء مختصين في هذا

المجال واستخدامها لتدريب شبكة عصبونية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية بحيث يكون دخلها هو الخصائص المكتشفة من القرحة والخرج هو تشخيص القرحة، لنحصل في النهاية على نظام تشخيصي متكامل يبدأ بإدخال الصورة وينتهي بتحديد مكان القرحة وتشخيصها.

3- طرائق ومواد البحث:

في هذا البحث سيتم تنفيذ مايلي:

1. خوارزمية معالجة الصورة المستخدمة لتحديد وتشخيص القرحة المعدية.
2. بناء قاعدة بيانات مبسطة تعتمد على خبرة الأطباء ليتم بعدها تنفيذ شبكة عصبونية أمامية متعددة الطبقات وتدريبها عليها واختبار عدد من الصور وخصائصها المكتشفة باستخدام معالجة الصورة السابقة.

4- تشخيص القرحة المعدية من خلال التنظير

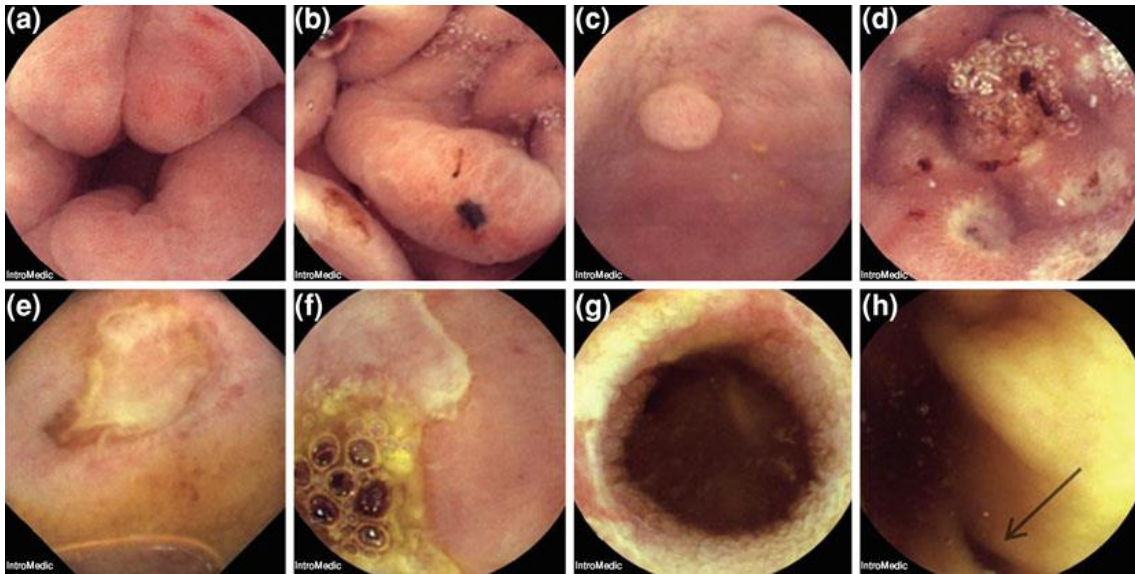
4-1- التنظير التقليدي

يتم إجراؤه وتنفيذه باستخدام التنظير المرن. وتحتوي أجهزة التنظير الحديثة بالإضافة إلى رقاقة التصوير الرقمي على مصدر ضوئي في الطرف البعيد ومجهزة بقناة ملحقة مما يسمح بدخول الأدوات الطبية لأخذ عينات الأنسجة وإجراء الاستئصالات التنظيرية دون الحاجة لإجراء عملية جراحية. وبما أنّ الأمعاء الدقيقة طويلة جداً والتنظير المرن التقليدي معقد فلذلك يكون ذو استخدام محدود فقط. وهناك تقنية تم تطويرها مؤخراً للتغلب على هذا التحديد والتقيد وجعل الإجراءات التنظيرية أكثر أماناً، وأكثر راحة للمريض، هذه التقنية تعرف باسم تقنية التنظير الكبسولي اللاسلكي.

4-2-تنظير الجهاز الهضمي باستخدام الكبسولة

أو ما يعرف بتقنية التنظير الكبسولي اللاسلكي، ولإجرائه فإن المريض يبتلع كبسولة صغيرة تحتوي على مصدر الضوء، وعدسة، وكاميرا، وجهاز إرسال لاسلكي وبطاريات. تسير الكبسولة بعد ذلك عبر الجهاز الهضمي مدفوعةً بالانقباضات، لحوالي ثماني ساعات حيث تأخذ تلقائياً أكثر من 50000 صورة ويتم نقلها لاسلكياً إلى جهاز تسجيل خارج الجسم. يوضح الشكل (1) عينة من الصور الملتقطة بواسطة هذه الكبسولة.

ولقد أثبت التنظير الكبسولي اللاسلكي بالفعل خلال السنوات الماضية أنه أداة قيمة وفعالة للكشف عن سبب نزيف الجهاز الهضمي داخل الأمعاء الدقيقة. وعلى الرغم من أن التنظير الكبسولي اللاسلكي يفتقر حالياً إلى القدرة على علاج الآفات، والحصول على عينات الخزعة، فقد أثبتت هذه التقنية الجديدة أنها وسيلة تشخيصية فعالة للكشف عن الأورام والآفات المعدية منذ الموافقة الأولية للتنظير الكبسولي اللاسلكي وذلك من قبل إدارة الغذاء والدواء الأمريكية في عام 2001 والتي يمكن أيضاً أن تصبح أداة هامة للكشف عن أمراض أخرى في الجهاز الهضمي [15].



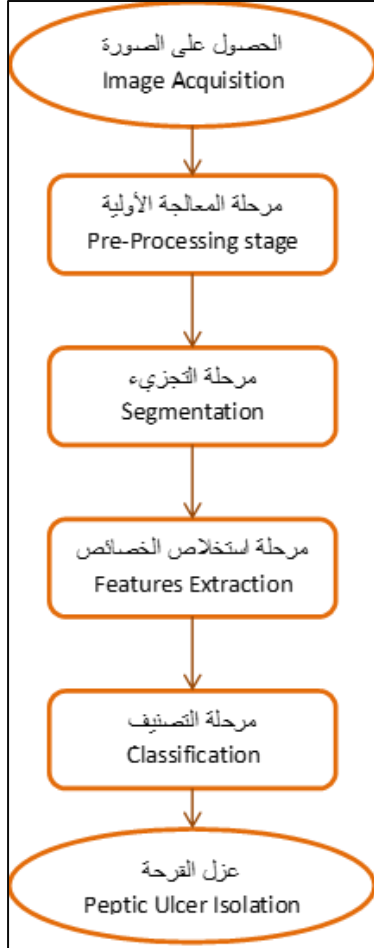
الشكل (1) صور ملتقطة بواسطة كبسولة للتقرحات غير الطبيعية.

5- خوارزمية معالجة الصورة المقترحة

من أجل اكتشاف القرحة المعدية عن طريق الحاسب، قمنا باستخدام تقنيات معالجة الصورة انطلاقاً من عمليات ما قبل المعالجة والتقطيع والتصنيف واستخلاص الخصائص من الصور وانتهاءً بعزل القرحة من أجل الاستفادة من خصائصها كدخل للشبكة العصبونية ومعالجة البيانات من أجل تشخيص حالة القرحة عن طريق برنامج مزود بواجهة رسومية مصممة باستخدام برنامج Matlab. ويوضح الشكل (2) المخطط العام للخوارزمية المقترحة.

5-1- الحصول على الصورة Image Acquisition:

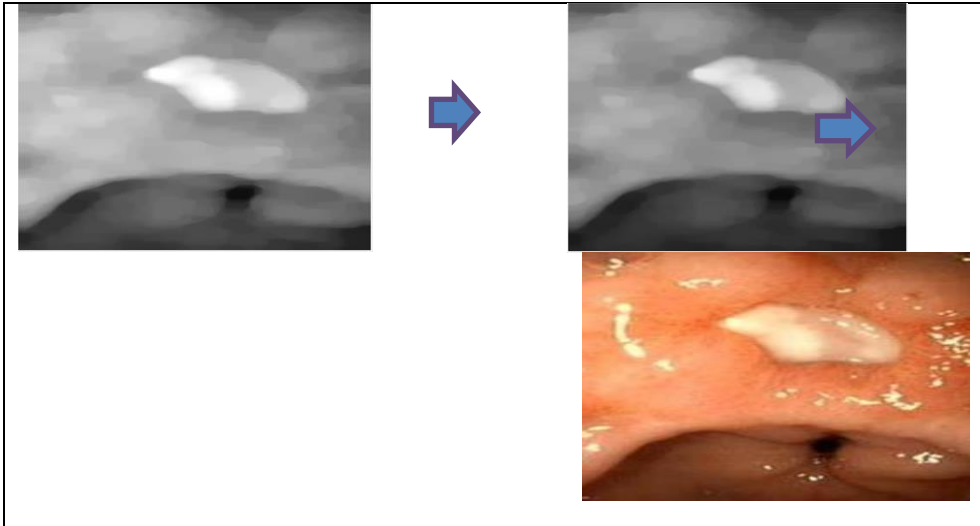
تم الحصول على صور القرحة المعدية المستخدمة في هذه الدراسة من موقعي CapsuleEndoscopy.org و Atlas RAPID. هو موقع دولي ملتزم بتدريس وتعلم ومشاركة معلومات التنظير الداخلي للكبسولة، بينما يحتوي RAPID Atlas على مجموعات بيانات الصور للتنظير الداخلي لكبسولة التصوير.



الشكل (2) المخطط العام لخوارزمية كشف القرحة المعدية

5-2-مرحلة المعالجة الأولية Pre-Processing Stage

الصورة الرقمية تعاني دائما من وجود تشويش بأنواع مختلفة وذلك تبعاً للطريقة التي التقطت بها الصورة وجودة التصوير وعدة عوامل أخرى. لذلك من المهم التخلص من التشويش الموجود بالصورة عن طريق خوارزميات ومرشحات مناسبة ومخصصة لنوع التشويش. وكون الصور الملتقطة ذات جودة جيدة فإنها لا تحتوي على التشويشات التقليدية المعروفة وإنما في أمثلتنا تحتوي فقط على إضاءة ساطعة في مناطق مختلفة ضمن الصورة. لذلك تمت الاستعانة بالعمليات المورفولوجية من أجل التخلص من الاضاءة الساطعة وذلك عن طريق تطبيق عملية الفتح Openingتليها عملية الإغلاق Closing الشكل (3).



الشكل (3) نتيجة تطبيق عمليات الفتح والاعلاق والتابع اللوغاريتمي.

بعدها يتم تحويل الصورة من نوع RGB الى Gray scale من أجل سهولة التعامل معها. ولكن عند تحليل الصورة الى المركبات الثلاثة (Red,Green,Blue) كلاً على حده نجد أن القناة الخضراء تعبر بشكل أمثل عن منطقة القرحة وذلك استناداً الى الجدول (1). حيث تعبر القناة الخضراء عن القرحة باللون أبيض ساطع مختلف عن باقي الملامح الموجودة في الصورة. من أجل تحسين ملامح الصورة قمنا بتطبيق التابع اللوغاريتمي الذي يقوم بزيادة تباين السويات الرمادية المنخفضة في صورة الدخل فيخصص لها مجال واسع من السويات الرمادية العالية [16].

الجدول (1) يوضح آلية معالجة الصور واختلاف التدرج اللوني للقنوات RGB باختلاف القرحة

<i>Image</i>	<i>Brightness removed</i>	<i>R Layer</i>	<i>G Layer</i>	<i>B</i>

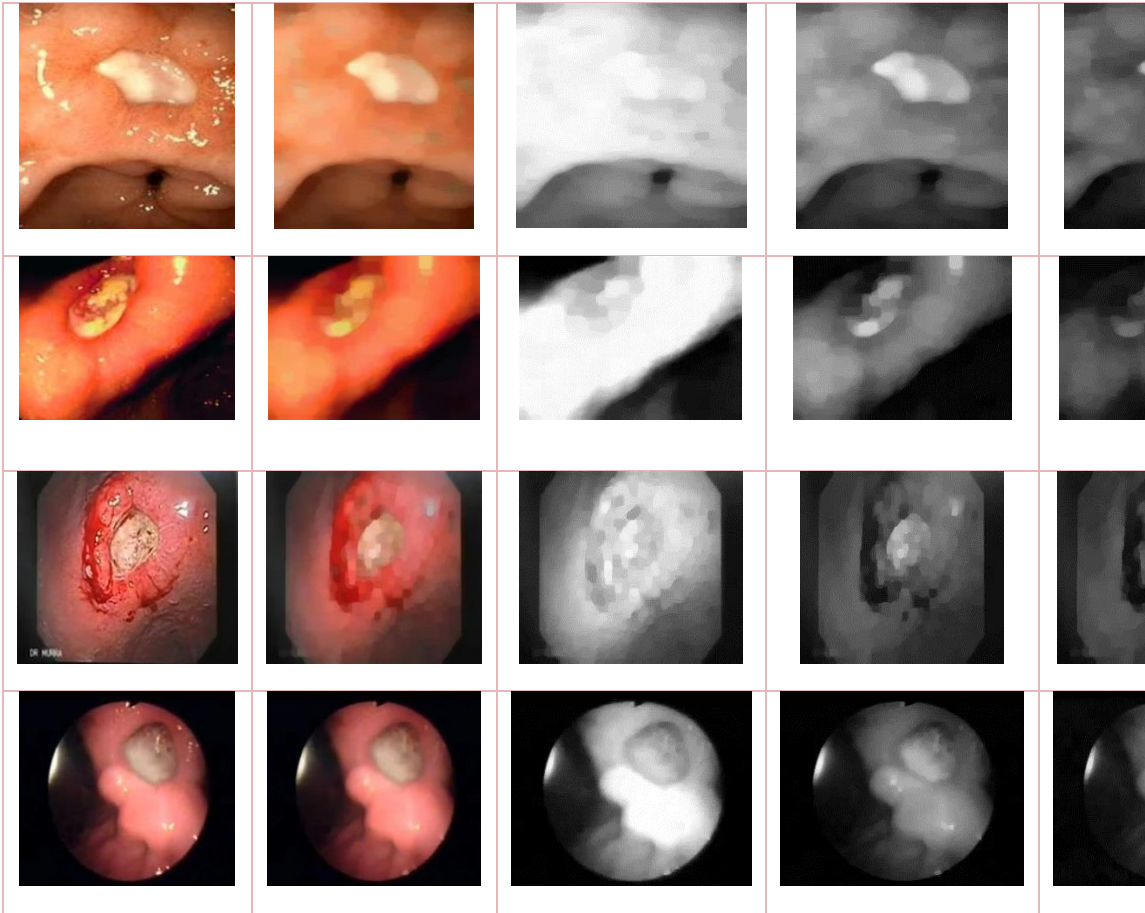
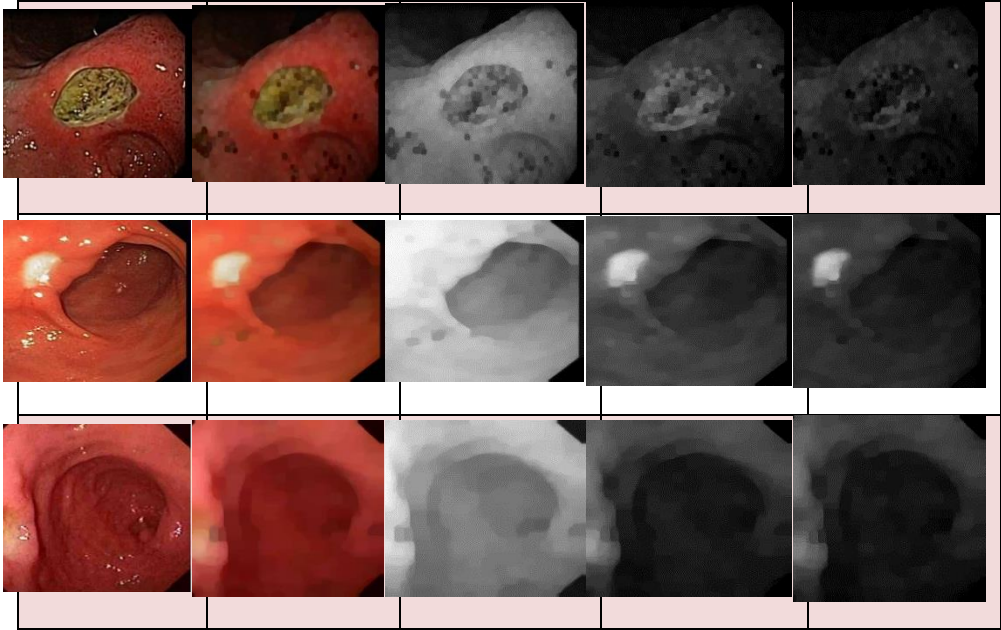


Image	Brightness removed	R Layer	G Layer	B Layer
-------	--------------------	---------	---------	---------

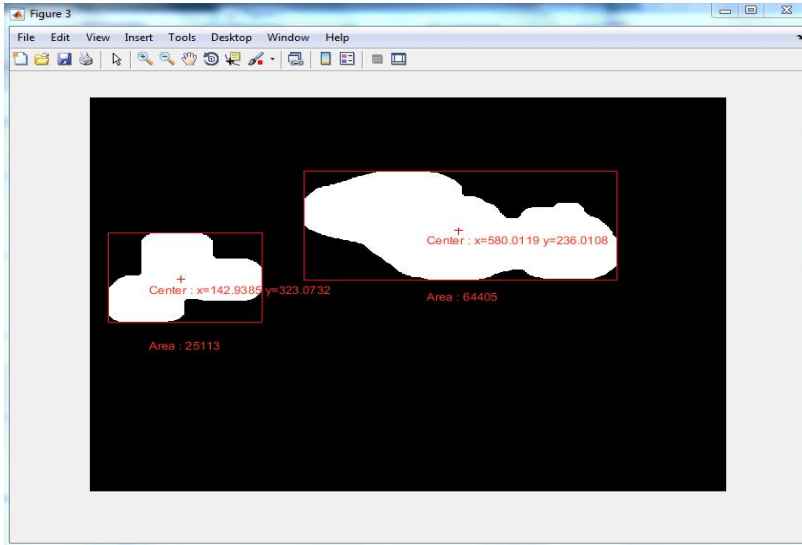


5-3-مرحلة التجزيء واستخلاص الخصائص والتصنيف

في هذه المرحلة تصبح الصورة جاهزة من أجل القيام بالعمليات اللازمة للبدء باستخراج القرحة ومن هذه العمليات هي عملية التقطيع. عملية التقطيع تهدف الى تقسيم الصورة الى مقاطع ذات خصائص موحدة ومن خلالها نستطيع عزل القرحة بشكل أولي. وتشمل هذه المرحلة عملية التعتيب *Thresholding*. يعتبر التقطيع باستخدام التعتيب من أبسط الطرق في مجال تقطيع الصورة إلى أجزاء مفيدة. هذه الطريقة تعتمد على تحويل الصورة في المستوي الرمادي الى صورة ثنائية (كل بكسل يمكن أن يمثل قيمتين فقط). من المهم تحديد قيمة العتبة أثناء التحويل وهناك خوارزميات وأبحاث كثيرة في المجال. ولكن ضمن الخوارزمية الخاصة بنا وكون القرحة يعبر عنها بمنطقة بيضاء تقريباً فتم تحديد قيمة العتبة بنسبة 80% من القيمة الأعظمية (0.8) بغض النظر عن عدد الكائنات التي يمكن أن تظهر بالصورة كون المراحل التالية تساعدنا في تحديد ما إذا كانت الكائنات الموجودة تعبر عن القرحة أو لا.

بعد ذلك استخدمنا العمليتين المرفولوجيتين النمو dilation و erosion من أجل تحسين الصورة وفق ما يلي:

1- وصل الكائنات الصغيرة القريبة من بعضها عن طريق تضخيمها باستخدام dilation عدة مرات. 2- اعادة الكائنات الى حجمها الطبيعي بعد نجاح الخطوة الأولى عن طريق عملية erosion. بعملية التعريب قد ينتج لدينا عدة كائنات ذات خواص متقاربة لذلك نقوم بوسم (labeling) هذه الكائنات وتوصيف كل منها على حده (تحديد المساحة والاحداثيات وأبعاد المستطيل المحيط بها و ... الخ). تعليمة bwalabel تقوم بوسم كل كائن منفصل وذو رابطة ثمانية عن طريق اعطاء بكسلاته لون خاص به. تعليمة regionprops تقوم بقراءة الكائنات الموسومة وتستخرج خصائصها (المركز - المساحة - الصندوق المحيط بالكائن - ... الخ) الشكل (4).



الشكل (4) استخراج الخصائص وتحديدها ضمن الصورة

بعدها يتم تحديد الكائن الأفضل والذي يعبر عن منطقة القرحة.

من أجل ذلك طبقنا الطريقة التالية:

1. قمنا باقتطاع كل كائن من الصورة الأصلية (RGB) بالاعتماد على ميزة

Bounding Box

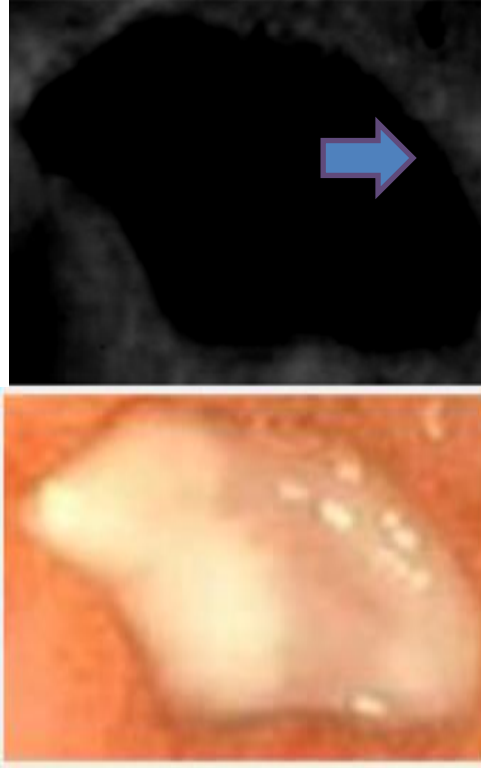
2. ايجاد القيم الصغرى لكل من القنوات الثلاثة (Red – Green –Blue) والكائن

صاحب القيمة الأقل في القناة الخضراء يعبر عن القرحة

3. في حال وجود حواف تصوير سوداء قمنا بأخذ القيم العظمى للقنوات والكائن

صاحب القيمة الأعظم في القناة الخضراء يعبر عن القرحة.

في النهاية يتم عزل منطقة القرحة المحددة باستخدام المرحلة السابقة واعتبارها صورة جديدة مستقلة ومن ثم استخدام تعليمة regionprops لقراءة الكائنات الموسومة لاستخراج خصائصها (المركز – المساحة – الصندوق المحيط بالكائن...) الشكل (5)، ونقوم بعدها بعزل القناة الحمراء (المركبات اللونية الحمراء) من أجل الكشف عن وجود نزيف ضمن القرحة أو حولها.



الشكل (5) عزل القرحة والكشف عن وجود نزيف ضمن القرحة أو حولها

6- خوارزمية تشخيص حالة القرحة باستخدام الشبكات العصبونية

تعتبر الشبكات العصبونية من أهم مجالات الذكاء الاصطناعي الذي يعكس تطوراً هاماً ملموساً في طريقة التفكير الإنساني، وتدور فكرة الشبكات العصبونية حول محاكاة الدماغ البشري باستخدام الحاسب الآلي. الشبكات العصبونية أمامية الانتشار متعددة الطبقات هي إحدى أشهر أنواع الشبكات العصبونية، ويحدث فيها انتقال المعلومات عبر الطبقات باتجاه وحيد من طبقة الدخل إلى الطبقة المخفية إلى الطبقة النهائية. ترتبط العصبونات مع بعضها بحيث يرتبط كل عصبون في طبقة ما بجميع العصبونات في الطبقة التالية (لا ترتبط عصبونات نفس الطبقة مع بعضها) [12,17].

6-1 قاعدة البيانات حول تشخيص القرحة المعدية

قمنا بإنشاء قاعدة البيانات هذه بالاعتماد على خبرة طبيب مختص بالقرحة حيث تبين وجود دم، ألم ولون القرحة ونتيجة هذه الأعراض كما يوضح الجدول (2):

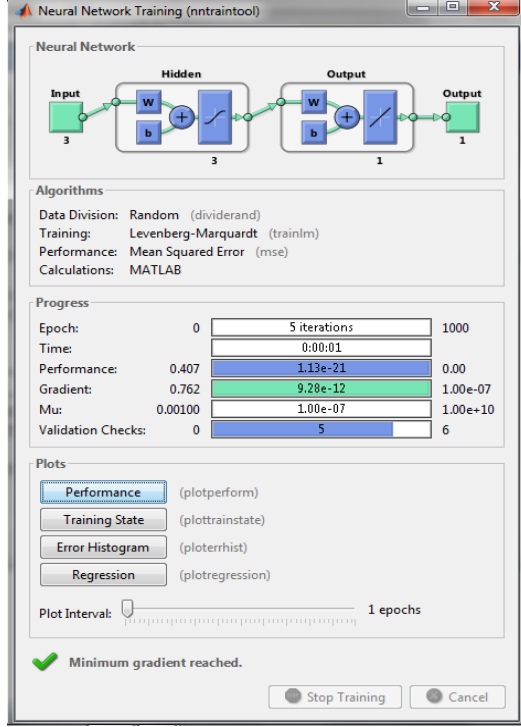
الجدول (2) آلية تصنيف القرحة المعدية اعتماداً على خبرة أطباء مختصين

Peptic Size	Blood	Pain	Peptic Color	Result
10%	No	No	Gray	Normal
10%	No	No	White	Normal
10%	No	No	Green	Need a Doctor
10%	No	Yes	Gray	Need a Doctor
10%	No	Yes	White	Normal
10%	No	Yes	Green	Need a Doctor
10%	Yes	No	Gray	Need a Doctor

10%	Yes	No	White	Need a Doctor
10%	Yes	No	Green	Need a Doctor
No=0	White=0		Normal=0	
Yes=1	Gray=1		Need a Doctor =1	
	Green=2			

6-2- بناء وتدريب الشبكة العصبونية

الشبكة العصبونية المستخدمة هي شبكة تغذية أمامية متعددة الطبقات مكونة من ثلاث طبقات (مخفية وطبقتي دخل وخرج)، حيث تم استخدام الميزات المستخرجة من الصور أثناء كشف القرحة كدخل للشبكة العصبونية، وكان الخرج عبارة عن تصنيف القرحة بين العادية أو الخطيرة (بحاجة مراجعة طبيب) بشكل مسبق بناء على معلومات الصور. باستخدام تابع Matlab المدمج feedforwardnet ليتم بعدها تدريب الشبكة باستخدام تابع train على الدخل الخرج للقيم الرقمية الموافقة للجدول حيث لم يتم احتساب حجم القرحة بسبب عدم قياسها بشكل دقيق.



الشكل (6) عملية تدريب الشبكة

7- النتائج والمناقشة

حصلنا على 300 صورة لجدار المعدة (200 صورة تمثل حالتى نزيف / قرح سواء بشكل منفصل في مجموعة الصور او وجود الحالتين ضمن نفس الصور و100 صورة حالة سليمة). تم التقاط جميع الصور 300 في المعدة باستخدام الكبسولة PillCam SB .WCE

في القسم الأول من الدراسة تم تطبيق خوارزمية كشف القرحة المعدية على الصورة الموجودة في قاعدة البيانات كما يوضح الجدول (3)، حيث تمكنت الخوارزمية من كشف 270 قرحة من أصل 300، وأيضاً تم كشف 130 حالة نزيف من أصل 150.

وفي القسم الثاني تم تدريب الشبكة العصبونية المنفذة باستخدام 100 صورة مع خصائصها وتصنيفها المسبق كقيم دخل/خرج. ليتم بعدها اختبار الشبكة على 200 صورة المتبقية.

تم تحديد دقة وكفاءة الخرج من خلال القوانين المتعارف عليها في أنظمة التشخيص والتصنيف الطبي [18]، والتي تعرف بدقة التشخيص (AC) accuracy، الحساسية (SE) sensitivity، والتحديد (SP) specificity وتم حسابهم باستخدام القوانين:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 = 99\%$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 = 98\%$$

$$Accuracy = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 = 98\%$$

حيث:










(TP) عدد الصور المصنفة بشكل صحيح التي تحتوي على قرحة = 198/200 = 0.99

(FP) عدد الصور العادية المصنفة بشكل خاطئ على أنها تحتوي قرحة = 2/100 = 0.02

(TN) عدد الصور المصنفة بشكل صحيح بدون تقرحات = 98/100 = 0.98

(FN) عدد الصور التي تحتوي على تقرحات مصنفة بشكل خاطئ على أنها صور عادية = 2/200 = 0.01

الجدول (3) نتيجة تطبيق الخوارزمية على عدد من الصور

Image	Peptic Area Extraction	Blood Detection
		
		
		

8-الاستنتاجات والتوصيات:

أثبت التنظير الكبسولي اللاسلكي بالفعل خلال السنوات الماضية أنها وسيلة تشخيصية فعالة للكشف عن أورام وآفات الأمعاء الدقيقة، في هذه الورقة، اقترحت خوارزمية جديدة من أجل الكشف الآلي عن قرحة المعدة في صور التنظير الكبسولة اللاسلكية. تعتمد المنهجية على تحليل المركبات اللونية للمعدة واجتزاء منطقة القرحة بالتعتيب، وإيجاد القيم الصغرى لكل من القنوات الثلاثة ومن ثم استخلاص الخصائص منطقة الاهتمام لتكون مدخلات للشبكة العصبونية ذات التغذية الامامية. طبقت الخوارزمية على قاعدة بيانات مؤلفة من 300 صورة وأعطت دقة 98% في كشف آفة القرحة. أثبتت النتائج التجريبية والكمية أن الخوارزمية تعتبر قارئ ثاني لتتبيه الطبيب الى مناطق قد يغفل عنها مما يساهم بالتشخيص للحصول على قرار طبي بنسبة خطأ قليلة وإعطاء العلاج المناسب ويعطي فرص أكبر للشفاء. يمكن تطوير الخوارزمية المقترحة باستخدام تقنية التعلم العميق في محاولة لتسريع الكشف عن آفات المعدة وزيادة دقة الأداء.

المراجع

1. O. Hosokawa, T. Miyanaga, Y. Kaizaki, M. Hattori, K. Dohden, K. Ohta, Y. Itou, and H. Aoyagi, 2008 – **“Decreased death from gastric cancer by endoscopic screening: Association with a population–based cancer registry,”** Scand. J. Gastroenterol., vol. 43, no. 9, pp. 1112–1115.
2. C. Stock, A. B. Knudsen, I. Landsdorp–Vogelaar, U. Haug, and H. Brenner, 2011–**“Colorectal cancer mortality prevented by use and attributable to nonuse of colonoscopy,”** Gastrointest. Endosc., vol. 73, no. 3, pp. 435–443.
3. Y. Fu, W. Zhang, M. Mandal, and M. Q.–H. Meng, 2014– **“Computer–aided bleeding detection in WCE video,”** IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 18, no. 2, pp. 636–642.
4. Karargyris and N. Bourbakis, 2011– **“Detection of small bowel polyps and ulcers in wireless capsule endoscopy videos,”** IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 58, no. 10, pp. 2777–2786.
5. Y. Yuan, B. Li, and M. Q.–H. Meng, 2015– **“Bleeding frame and region detection in the wireless capsule endoscopy video,”** IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 20, no. 2, pp. 624–630.
6. Y. Yuan and M. Q.–H. Meng, 2017– **“Deep learning for**

- polyp recognition in wireless capsule endoscopy images,**” Medical Physics, vol. 44, no. 4, pp. 1379–1389.
7. B. Li and M. Q.–H. Meng, 2009– “**Texture analysis for ulcer detection in capsule endoscopy images,**” Image and Vision Computing, vol. 27, no. 9, pp. 1336–1342.
 8. B. Li and M. Q.–H. Meng, 2012– “**Automatic polyp detection for wireless capsule endoscopy images,**” Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 12, pp. 10952–10958.
 9. Y. Yuan and M. Q.–H. Meng, 2014– “**A novel feature for polyp detection in wireless capsule endoscopy images**”, in Proceedings of the 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 5010–5015, IEEE, Chicago, IL, USA, September.
 10. Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, 2015– “**Deep learning**” Nature, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444.
 11. J.–Y. He, X. Wu, Y.–G. Jiang, Q. Peng, and R. Jain, 2018– “**Hookworm detection in wireless capsule endoscopy images with deep learning,**” IEEE Transactions on Image Processing, vol. 27, no. 5, pp. 2379–2392.
 12. Y. Yuan and M. Q.–H. Meng, 2017– “**Deep learning for polyp recognition in wireless capsule endoscopy images,**” Medical Physics, vol. 44, no. 4, pp. 1379–1389.
 13. E. Ribeiro, A. Uhl, W. Georg, and M. Häfner, 2016– “**Exploring deep learning and transfer learning for colonic**

- polyp classification,”** Computational and Mathematical Methods in Medicine, vol. 2016, Article ID 6584725, 16 pages.
14. T. Aoki, A. Yamada, K. Aoyama et al., 2019– “**Automatic detection of erosions and ulcerations in wireless capsule endoscopy images based on a deep convolutional neural network,**” Gastrointestinal Endoscopy, vol. 89, no. 2, pp. 357–363.e2.
15. Liao Z, Hou X, Lin–Hu EQ, Sheng JQ, Ge ZZ, Jiang B, Huang QY, Zhao XJ. 2016– “**Accuracy of magnetically controlled capsule endoscopy, compared with conventional gastroscopy, in detection of gastric diseases**”. Clinical Gastroenterology and Hepatology. 2016 Sep 1; 14(9):1266–73.
16. Solomon C, Breckon T. 2011– “**Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab**”. John Wiley & Sons.
17. Sivanandam SN, Deepa SN. 2006– “Introduction to neural networks using Matlab 6.0”. Tata McGraw–Hill Education.

