

## "تحديد حجم الورم ومكانه في صور الرنين المغناطيس آلياً باستخدام تقانات معالجة الصورة"

الدكتورة مريم محمد ساعي\*  
زيد مدحت قريظم\*\*

(تاريخ الإيداع 5 / 3 / 2013. قُبل للنشر في 22 / 7 / 2013)

### ▽ ملخص ▽

يقدم البحث برمجية مبتكرة لتحديد حجم أورام الدماغ ومكانها في صور الرنين المغناطيسي من خلال تطبيق العديد من تقانات معالجة الصورة على صور الرنين المغناطيسي وعلى عدة مراحل. اقتصرت المرحلة الأولى على المعالجة الأولية لتلك الصور بهدف تحسين جودتها، إذ تم الاعتماد على المرشّح غابور Gabor الذي يساعد على إزالة الضجيج من هذه الصور وزيادة تباينها. في المرحلة الثانية تم تطبيق تقانة قطع الرسم البياني Graph-cut من أجل استخلاص منطقة الدماغ من صورة الرنين المغناطيسي، وتطبيق تقانة مستجمعات المياه Watershed لاستخلاص منطقة الورم من الصورة. ويهدف تحسين الرؤية البصرية تم تلوين صورة الرنين لعزل منطقة الورم إن وجدت وذلك في مرحلة المعالجة اللاحقة، كما تم استخدام تقانة تراكب الصور من أجل إظهار الصورة بشكل أوضح وأدق لأخصائي الأشعة. وأخيراً تم حساب حجم الورم وتجميع الشرائح المحورية للدماغ، بعضها فوق بعض؛ لتشكيل مجسم ثلاثي الأبعاد لرأس المريض، مما يعطي الطبيب تصوّراً أشمل وأعمق عن الرأس وحجم الورم ومكانه وعمقه، في حال وجوده.

تم استخدام قاعدة بيانات مؤلفة من 100 صورة رنين مغناطيسي (عشرين شريحة محورية للدماغ من أجل خمسة مرضى)، وتم تطبيق الطريقة المقترحة على تلك الصور حيث بلغ معدل نجاح النظام في كشف الأورام الدماغية نسبة 97%.

**الكلمات المفتاحية:** معالجة الصورة، صور الرنين المغناطيسي، التصوير الطبي، الأورام الدماغية، التشخيص الآلي، تجزئة الصورة، خوارزمية قطع الرسم البياني، خوارزمية مستجمعات المياه.

\* مدرس - قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية .  
\*\* طالب دراسات عليا (ماجستير) - قسم هندسة الحاسبات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

## "Autosize and location determining of Tumor in MRI using Image Processing Techniques"

Dr. Mariam Saii\*  
Zaid Quraytem\*\*

(Received 5 / 3 / 2013. Accepted 22 / 7 / 2013)

### ▽ ABSTRACT ▽

This study provides a new approach to determine the size and the location of brain tumors in Magnetic Resonance Imaging (MRI), where the application uses several image processing techniques on magnetic resonance imaging in several stages. First stage was limited to preprocessing to those images and improve its quality, via Gabor filter, in order to improve contrast and remove the noise from these images. In the second stage the graph-cut algorithm is used to extract the brain area of magnetic resonance image, while we use watershed algorithm to eradicate the tumor area of the MR Images. After that we make these images more visible and easier readability by using the recoloring and overlapping technologies in post processing stage. Finally we calculate the tumor volume. Also axial brain slides will be assembled on top of each other to form a patient's head in three dimensions, which gives the doctor a comprehensive and clearer idea about the patient's head, and make him know the size, location and depth of the tumor if existed.

The new approach is tested using a database composed of 100 magnetic resonance image (20 axial brain slices for five patients), where the success rate in the detection of brain tumors had reached 97%.

**Keywords:** Image Processing, Magnetic Resonance Imaging, Medical Imaging, Brain Tumors, Automated Diagnosis of Brain tumors, Image Segmentation, Graph-Cuts, and Watershed.

---

\* Assistant Professor in Department of computer and automatic control Engineering, Faculty of Electronic and Electrical Engineering, Tishreen University, Latakia, Syria.

\*\* Master student in Department of Computer Engineering, Faculty of Electronic and Electrical Engineering, Tishreen University, Latakia, Syria.

## مقدمة:

يُعدّ تصوير الرنين المغناطيسي (Magnetic Resonance Imaging – MRI) وسيلة تصوير طبي لتوضيح التغييرات الباثولوجية في الأنسجة الحية، إذ يعتمد هذا النوع من التصوير على الأمواج المغناطيسية، فيقوم حاسب مجاور بمعالجة البيانات وتخزينها لاستخدامها من قبل الطبيب، في حين أن جهاز التصوير MRI هو عبارة عن أنبوب ضيق طويل يتم وضع المريض بداخله، مع العلم أن هذا النوع من التصوير غير آمن وخاصة عندما يوجد داخل جسم المريض أدوات معدنية أو أجهزة كهربائية (كمنظمات القلب مثلاً)، ولكنّه قد يكون الحل النهائي لعملية التشخيص كونه يعزّز التفاصيل ويعطي مزيداً من الوضوح والدقة [1] [2].

تبين الدراسات السابقة أن تطبيق تقانة واحدة من تقانات معالجة الصورة الرقمية للتشخيص الآلي لأورام الدماغ تعد أمراً مستحيلاً، خاصة أن شرائح الدماغ يختلف بعضها عن بعض كثيراً، بحسب عمق الشريحة، وأيضاً بحسب منظورها ودرجة تعقيدها، ففي العام 2008 تم طرح دراسة بعنوان: "كشف أعراض وتصنيف الصور الطبية باستخدام الشبكات العصبية الضبابية" [6]، تناولت فكرة تصنيف أورام الدماغ بالاعتماد على موقع الورم بصرف النظر عن المعالجة المسبقة لصور الرنين المغناطيسي للدماغ، واستخدمت لذلك شبكة ANFIS (Adaptive Neural Fuzzy Inference System)، كما أن تلك الدراسة اعتمدت على خوارزمية الـ PCA (Principle Component Analysis) في استخلاص السمات ولكنها لم تحل مشكلة اختلاف حجم الدماغ في صورتين لهما الحجم نفسه، كذلك لم تحل مشكلة اختلاف تطابق شكل الشرائح الملتقطة بعضها عن بعض، مما أعطى نتائج تصنيف سيئة، وبالتالي لا يمكن القول إن هذه الدراسة تعطي نتائج دقيقة في كل الحالات إلا إذا تطابقت صورتَي الدماغ تماماً وهذا أمر صعب. فيما بعد نُشرت دراسة أخرى بعنوان: "كشف سرطان الرئة باستخدام تقانات معالجة الصورة" [7]، وذلك في العام 2010، حيث ركزت هذه الدراسة على مسألة المعالجة المسبقة Pre-processing لصور الرنين المغناطيسي للرئة ولكنها لم تتطرق إلى عملية تصنيف الورم، على الرغم من أنها قدّمت بعض الطرق المفيدة في كشف الورم كطريقة الـ watershed واستخدمت تقانات مختلفة لمعالجة الصورة منها فلتر Gabor والتحسين التلقائي Auto-Enhancement، إلا أنها لم تعطِ نتائج جيدة في الكشف الآلي لأورام الرئة كما أن صور الرئة تختلف من حيث الشكل والتعقيد عن صور الدماغ المستخدمة في دراستنا.

وفي العام نفسه تم نشر دراسة أخرى بعنوان: تجزئة صور الرنين المغناطيسي للدماغ باستخدام تقانة Graph-Cut [8]، وهي تقانة مستخدمة بكثرة في مجال تجزئة الصور الطبية، إذ يتم من خلالها تقسيم منطقة الدماغ البشري إلى مناطق فرعية متعددة، تفصل بين أجزاء الدماغ المختلفة، وتستخلص المناطق المرغوبة منه، فهي حلّ ممتاز للفصل بين أنسجة الدماغ، وخصوصاً الأنسجة الرخوة soft tissues مثل المادة السنجابية والمادة البيضاء والسائل الشوكي، كما استخدم الباحث تقانات المعالجة المسبقة لصور الرنين المغناطيسي للدماغ، من عمليات كشف للحواف Edge Detection، وعمليات هيستوغرام وعمليات تعتیب Thresholding يليها عملية Graph Cuts، مع الإشارة إلى أن هذا البحث أيضاً لم يتطرق إلى كشف أورام الدماغ ولم يستعمل أيضاً صوراً معقدة لشرائح الدماغ.

تتضمن الفقرات الآتية عرضاً للطريقة المقترحة لكشف الأورام الدماغية بشكل آلي، حيث نستعرض في الفقرة 2 الأهمية من هذا البحث والأهداف التي يرمي إليها، في حين تعرض الفقرة 3 طرق البحث وأهم الخوارزميات والتقانات المستخدمة، و تتضمن الفقرة 4 النتائج العملية للدراسة، وتلخص الفقرة 5 الاستنتاجات والملاحظات وتقدم التوصيات المقترحة.

### أهمية البحث وأهدافه:

كشف وتشخيص الأورام له دور مهم جداً في العديد من تطبيقات التصوير الطبيّ، إذ يتطلّب استخدام الحاسب في هذه العملية دقة عالية كونه يتعلّق بحياة البشر، فضلاً عن استخدامه بشكل كبير في المؤسسات الطبية وذلك لكونه يحسّن التشخيص البشري بشكل كبير وخاصة أن نسبة الخطأ يجب أن تكون أقل ما يمكن، وهذا التحسّن ينتج عن طريق القراءة المضاعفة للصور الطبية وبالتالي يقود إلى تشخيص للورم بشكل أفضل ، لكن القراءة المضاعفة لتلك الصور تعد مكلفة جداً، لذا فوجود برمجية جيدة، تساعد الأطباء في المؤسسات الطبية ،تعد حاجة ملحة ، في هذه الأيام خاصة.

يهدف البحث إلى اقتراح طريقة مبتكرة لاكتشاف الأورام الدماغية في صور الرنين المغناطيسي من خلال تصميم برمجيات قادرة على التعامل مع تلك الصور الحاوية على نسبة عالية من الضجيج، والموصوفة بدرجة تعقيدها المرتفعة، لذا فوجود برنامج قادر على التغلّب على تلك الصعاب ، يمكن الطبيب من قراءة أصح ، وأوضح للصور الطبية ، مما يحسّن من أداء التشخيص الآلي وموثوقيته عامة .

### 3- طرائق البحث ومواده:

تكمن صعوبة البحث في تجزئة صور الرنين المغناطيسي، حيث يكون لكل شريحة محورية دماغية درجة تعقيد مختلفة عن الأخرى، لذا نضطر لاستخدام أكثر من خوارزمية تجزئة واحدة لحل هذه المشكلة، وأكثر الخوارزميات التي أعطت نتائج تتلاءم مع هدف البحث هي خوارزمية قطع الرسم البياني Graph-cut وخوارزمية مستجمعات المياه Watershed.

### 3-1 خوارزمية قطع الرسم البياني Graph-Cut Algorithm:

تجزئة الصورة في هذه الخوارزمية لها علاقة بنظرية الرسم البياني Graph، والتي تستخدم بكثرة في تحليل الصور الطبية، وفي حل العديد من مشاكل الرؤية Vision والرسمات Graphics إذ يمثّل كل بكسل موجود في الصورة عقدة node في المخطط Graph، وبهذا تقوم هذه الخوارزمية بإجراء عملية تجزئة القمم الموجودة في المخطط (الصورة) وتقسيمها إلى مجموعتين فرعيتين منفصلتين (الفصل بين العناصر الأمامية foreground والعناصر الخلفية background) بالاعتماد على ميزة التقارب والتشابه الموجودة بين البكسلات، أما مجموعة القطع cut set فهي مجموعة من الحواف التي تنتمي نقاطها الطرفية إلى مجموعتي العناصر الأمامية والخلفية معاً ، فنقول إن الحواف تجتاز القطع إذا كانت تنتمي إلى مجموعة القطع تلك [16].

تجزئة الرسم البياني في الصورة يعتمد بشكل أساسي على نموذج غيبس Gibbs، مع تابع الكلفة أو السعة C للصورة بوصفه حلاً مثالياً وكلياً لتابع الهدف، ومعادلة نموذج Gibbs موضحة كما يأتي :

$$C(f) = C_{data}(f) + C_{smooth}(f) \quad (1)$$

الجزء الأول من المعادلة السابقة هو جزء البيانات data والجزء الثاني منها يُدعى الجزء الناعم أو السهل smooth، أي يمكننا التعبير عن المعادلة السابقة كما يأتي :

$$\text{Energy (labeling)} = \text{Data} + \text{Smooth} \quad (2)$$

تابع الطاقة أو العنونة يمثّل مجموع جزء البيانات والجزء الناعم، فالعنونة تعني إعطاء كل بكسل في الصورة أحد العنوانين الآتين B أو O، لذا فجزء المعطيات يُعنى بكل بكسل وأحياناً يسمّى هذا الجزء الجزء المحلي ، ويتم حساب هذا الجزء عن طريق المعادلة الآتية :

$$D(L) = \sum_i -\log h[Li][Ci] \quad (3)$$

حيث إن  $i$  هو رقم البكسل، و  $Li$  هو عنوانه، أما  $O$  أو  $B$ ، و  $h[Li]$  فهو الهيستوغرام لهذا العنوان والرمز  $Ci$  يدل على قيمة البكسل. وأما الجزء الناعم أو ما نسميه أحياناً بالجزء الحدودي أو جزء التنظيم فهو يتعلق بكل زوج من البكسلات الموجودة في الصورة، ويتم حساب هذا الجزء عن طريق المعادلة الآتية :

$$S(L) = \sum_{\{j,i\}}^N B(Ci, Cj) \delta(Li - Lj) \quad (4)$$

حيث إن  $j, i$  عبارة عن بكسلات متجاورة، فالرمز  $B(Ci, Cj)$  يكون مرتفعاً في حال كانت قيمة البكسلين المتجاورين متشابهة، ويكون صغيراً إذا ما كان هناك اختلاف كبير بين قيمة هذين البكسلين، والعلاقة المعبرة عن هذا الرمزي :

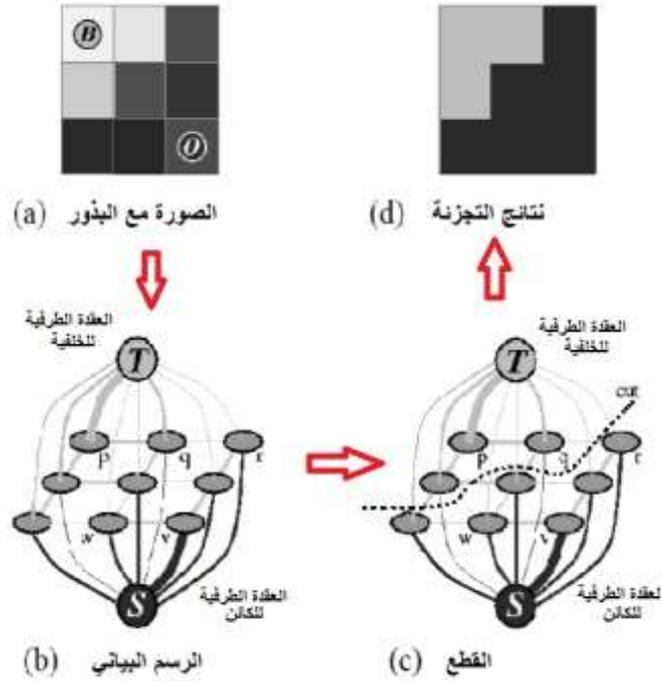
$$B(Ci, Cj) = \exp ( - \| Ci - Cj \|^2 / 2\sigma^2 ) \quad (5)$$

وهنا لا بد من التنويه إلى أن  $\sigma$  تضبط غرامة الانقطاع (الاختلاف) بين البكسلين ذوي القيمة المتشابهة (أي البكسلين المختلفين بالعنوان والمتشابهين بالكثافة)، فعندما يكون  $\sigma$  :  $|Ci - Cj| < \sigma$  عندئذ تكون هذه الغرامة كبيرة وإذا كان هذا الفرق - بالقيمة المطلقة - أكبر من  $\sigma$  تصبح الغرامة صغيرة .

أما الرمز  $\delta$  فيأخذ قيمة الصفر إذا كان  $Li = Lj$  وواحد في باقي الحالات، وبهذا يمكننا كتابة المعادلة المعبرة عن تابع الطاقة على الشكل الآتي:

$$E(L) = D(L) + \lambda S(L) \quad (6)$$

الطريقة الأبسط والأشهر للـ Graph-cut هي طريقة التجزئة باستخدام القطع الأصغري min-cut، وبالتالي يمثل المخطط بالرمز  $G : G = \{V, E, W\}$ ، حيث  $V$  تمثل مجموعة العقد (القمم) المقابلة لبكسلات الصورة، أما العقد الطرفية مثل  $S$  و  $T$  فلا تقابل أي بكسل في الصورة بل تمثل عناوين التجزئة :العنصر  $O$  والخلفية  $B$ ، في حين أن الارتباطات الموجودة بين بكسلات الصورة من جهة وبين تلك البكسلات والعقدتين الطرفيتين  $S, T$  نطلق عليها تسمية الأقواس أو الحواف Edges ونعبر عنها بالرمز  $E$ ، يتم توزيع تلك الارتباطات في فئتين اثنتين هما  $n$ -links و  $t$ -links، التوصيلات من النوع  $n$  (n-links) تعمل على ربط البكسلات المتجاورة، أما الوصلة من النوع  $t$  فهي تقوم بربط بكسلات الصور مع العقد الطرفية  $S, T$ ، وهذا يعتمد على ترتيب وتموضع الـ  $V$  وعلى اتجاه الـ  $E$ ، أما الرمز  $W$  فيدل على مصفوفة التشابه، حيث يتم إعطاء كل حافة وزناً معيناً بالاعتماد على مقدار التشابه بين البكسلات وكذلك الأمر على المسافة الفاصلة بينهما، وبالتالي بنية الرسم البياني تصبح :  $Gst = (V, E)$  والتي يمكن تصنيفها إما رسم بياني موجه directed graph أو غير موجه [18].

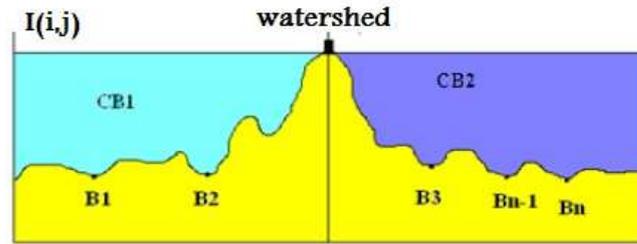


الشكل (1) : توضيح فكرة الـ graph cut على صورة ثنائية البعد  $3 \times 3$ .

علماً أن  $p, q, w, v, r$  ما هي إلا عبارة عن بكسلات تنتمي إلى الصورة الثنائية البعد  $I$  كما يوضح الشكل (1)، أما كلفة كل حافة من النوع  $t$  أو  $n$  فيتم التعبير عنها في الشكل السابق من خلال ثخانة كل حافة. وفي نهاية الأمر لا بد من القول إن القطع cut يتم تحديده عن طريق التأكد من ارتباط جميع بكسلات العنصر  $O$  بالبذرة الطرفية للعنصر [13]، والتأكد كذلك من ارتباط جميع عناصر الخلفية  $B$  بالبذرة الطرفية للخلفية background seed terminal، مع الأخذ بالحسبان أن  $O$  و  $B$  يجب أن يكونا محتويين ضمن  $V$ ، ونتائج تقاطع كل من  $O$  و  $B$  هو مجموعة خالية، أما الأوزان المرتبطة بالحواف الموجودة بين القطعين الناتجين فيجب أن تكون أقل ما يمكن (أصغرية)، حيث إن الحواف قليلة التكلفة تشكل خياراً ملائماً لإجراء قطع بتكاليف أصغرية min-cut.

### 3-2 خوارزمية مستجمعات المياه Watershed Algorithm:

تقوم هذه الخوارزمية بفصل العناصر المتلامسة الموجودة في الصورة، وهي تعد من أصعب عمليات معالجة الصورة، حيث تعمل على إيجاد الأحواض (مستجمعات المياه) و خطوط الجسور الفاصلة بينها في هذه الصورة، فتعامل مع الصورة وكأنها منطقة من الأرض مليئة بالتضاريس (البكسلات المضيفة لها قيمة عالية والبكسلات الداكنة لها قيمة منخفضة)، وتقوم على فكرة سكب كمية من المياه لحد معين - عتبة محددة - وبالتالي كل المناطق المنخفضة ستغمر بالمياه وستأخذ جميعها لوناً واحداً هو الأزرق، أما المناطق المرتفعة فستظل فوق سطح الماء وستتلون بلون مغاير [10]، كما يوضح الشكل (2).



الشكل (2) : مفهوم خوارزمية Watershed (الحد الفاصل) .

حيث نلاحظ أن النقاط الأدنى في الصورة  $I(i,j)$  هي :  $B_1, B_2, \dots, B_n$ ، علماً أن  $CB_m$  تشير إلى نقاط أحواض المصببات المرتبطة بالمنطقة الدنيا  $B_n(x,y)$ ، إذ نعبر عن مجموعة نقاط الصورة المرتبطة بالمصببات والتي تأخذ قيمة دنياً، أصغر من عتبة محددة  $n$  بالمعادلة الآتية :

$$X[n] = \{(x,y) \mid I(x,y) < n\} \quad (7)$$

وبالتالي يمكن تشبيه المصببات في الصورة بالحفر التي يتم ملؤها بالتدرج ، بحيث يزداد مستوى الماء كلما رفعتنا قيمة العتبة حتى يحصل اتحاد بين المصببات الصغيرة لتكوين مصبات أكبر ، وبالتالي يمكننا التلاعب بقيمة العتبة للحصول على التجزئة المناسبة [22] .

### 3-3 صور الرنين المغناطيسي (MRI) : Magnetic Resonance Images

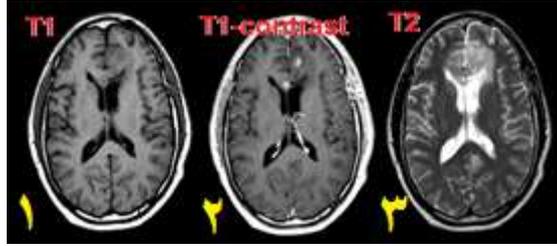
تتكوّن صورة الرنين المغناطيسي من عدة أعمدة وصفوف تدعى matrix ، كل عمود وصف يحتوي على مربعات تدعى Pixels ، حيث توزع الإشارات الملتقطة من الجسم على هذه المربعات بحيث ترتب بحسب ترتيبها في الجسم، وهذه الألية تعتمد على جهاز متدرج يعطي كل شريحة من شرائح الجسم قوة إشارة معينة، وقوة الإشارة الملتقطة تعطي لوناً على التدرج الرمادي، فتتكون لنا صورة الرنين المغناطيسي ؛ صورة بتدرج رمادي Gray Scale Image[2].

يمكن أن نصنّف صور الرنين المغناطيسي إلى ثلاثة أصناف ، فقد تعتمد عملية التصنيف على زاوية التقاط الصورة، كما يُظهر الشكل (3) نسَمي شرائح الدماغ بالمحورية Axial إذا ما التقطت من أعلى الرأس ، ونسَمي سهمية Sagittal إذا التقطت بشكل جانبي ، أما إذا تمّ التقاطها من الخلف فتسَمي تاجية Coronal [3] [4].



الشكل (3) : مناظير مختلفة لصور الرنين المغناطيسي : 1- صور تاجية ، 2- صور سهمية ، 3- صور محورية [4] .

كما يمكن أن يتم التصنيف تبعاً لعمق الشريحة الملتقطة , حيث يمكن أخذ تدرّج من شرائح دماغية ( محورية - سهمية - تاجية ) متفاوتة العمق [5], كما يظهر الشكل (6) .  
أما التصنيف الأخير فيكون تبعاً لكثافة النسيج , لذا يتم الاعتماد هنا على التدرجات الرمادية المختلفة والتباينات المتغايرة لأنسجة الدماغ ( المادة البيضاء والرمادية - السائل الشوكي - العظم ), والشكل (4) يظهر فيه أنواع صور الـ MR الثلاثة [9] .

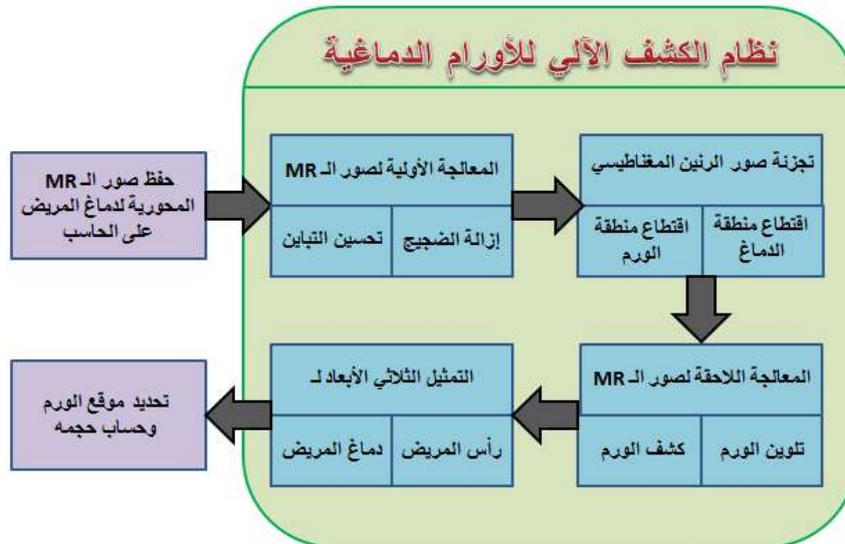


الشكل (4) : أنواع صور الرنين المغناطيسي , 1- النوع T1 , 2- النوع T1-contrast , 3- النوع T2 .

ولا بد من التنويه إلى أن التصوير بالرنين المغناطيسي يعد من الفحوص المكلفة وغير متوفرة بشكل دائم في الكثير من المستشفيات, وهناك صعوبات عند إجراء هذا النوع من الأشعة عند المرضى الذين يخافون من الأمانة المغلقة, أو الذين يشكون من سمنة المفرطة , ولكنه قد يكون الحل النهائي في كثير من الحالات .

### النتائج والمناقشة:

تم اقتراح نظام كشف آلي للأورام الدماغية باستخدام تقانات معالجة الصورة لصور الرنين المغناطيسي , حيث يبيّن الشكل (5) المخطط الصندوقي لنظام الكشف المقترح , والذي يتكوّن من المراحل الآتية :



الشكل (5) : مخطط صندوقي يوضّح مراحل نظام الكشف الآلي للأورام الدماغية .

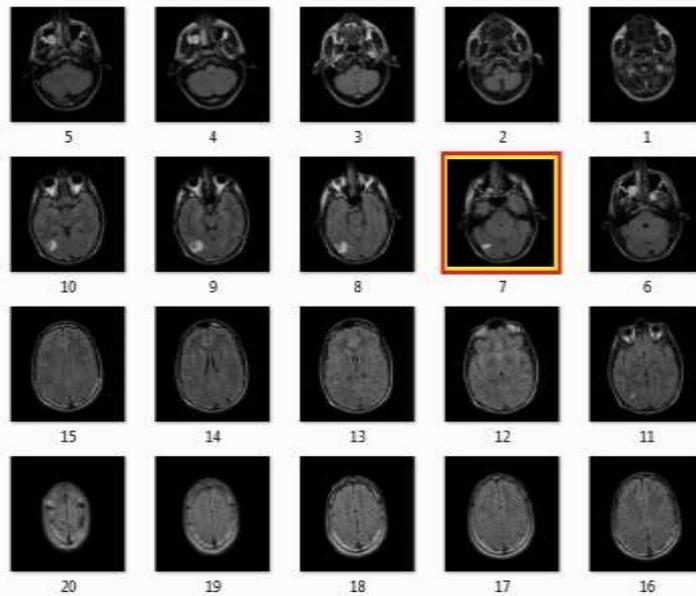
**المرحلة الأولى :** يتم فيها تحسين الصورة لتصبح أكثر وضوحاً وأسهل مقروئية , وذلك لأن صور الرنين الخارجة من جهاز الرنين المغناطيسي تحوي على نسبة عالية من الضجيج يجب إزالتها.

**المرحلة الثانية :** هي مرحلة تجزئة الصورة , وهي المرحلة الأدق والأصعب في البحث , وذلك بسبب التعقيد العالي الموجود في بعض شرائح الدماغ .

**المرحلة الثالثة :** تعتمد هذه المرحلة على المعالجة اللاحقة للصورة, حيث تقوم بعزل منطقة الورم في حال وجودها وتلوينها بلون مغاير ليتم تمييزها من قبل الطبيب.

**المرحلة الأخيرة :** وهي مرحلة تشكيل صورة ثلاثية الأبعاد لرأس المريض, ليتمكن الطبيب من رؤية الرأس من المساقط الثلاثة وبعدة طرق, مع حساب حجم الورم في حال وجوده.

بعد عملية تشكيل صور الرنين المغناطيسي من قبل جهاز الرنين , نقوم بانتقاء شرائح الدماغ المحورية الناتجة ونحفظها على الحاسب المجاور من أجل إدخالها إلى النظام المقترح , إذ إن جهاز الرنين المغناطيسي الذي تعاملنا معه يقوم بتكوين عشرين شريحة محورية لرأس المريض , وبالتالي سنقوم بتطبيق مراحل النظام السابقة على واحدة من أكثر الشرائح تعقيداً ولتكن الشريحة السابعة , كما يوضح الشكل (6) .



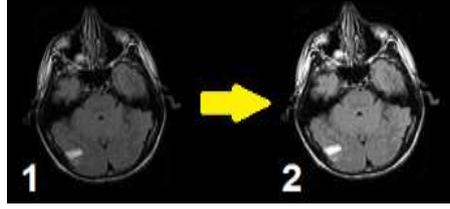
الشكل (6) : قاعدة بيانات خاصة بأحد المرضى .

#### 4-1 المعالجة المبدئية:

هذه المرحلة هي واحدة من أهم المراحل في تحليل الصور الطبية وتشخيصها , إذ تساهم التقانات العديدة لتحسين الصورة في زيادة نوعية الصورة ووضوحها , والذي يساعد بدوره في التشخيص الطبي , فعمليات إزالة الغباشة والضجيج وعمليات زيادة التباين , وتعزيز التفاصيل ماهي إلا أمثلة عن تحسين الصورة [10].

طبقت في هذه المرحلة العديد من المرشحات التي توفرها بيئة الماتلاب (فلتر وينر Wiener Filter, والفلتر الوسطي Median Filter, وفلتر لابلاسيان Laplacian Filter, وتقانات أخرى مثل : تسوية الهيستوغرام, وتعديل كثافة الصورة Image Adjustment), ومن أكثر المرشحات التي أعطت نتيجة جيدة هو فلتر غابور Gabor

Filter, إذ إن الصورة الناتجة عن تطبيق هذا المرشح قد ازداد تباينها وتعرّزت تفاصيلها , كما يظهر في الشكل (7) [11][12].



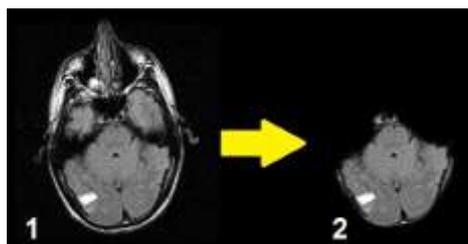
الشكل (7) : 1- الصورة الأصلية , 2- نتيجة تطبيق فلتر Gabor.

## 2-4 تجزئة الصورة:

التجزئة segmentation تعني تقسيم الصورة إلى مناطق أو عناصر مُنتخبة , ففي الصور الطبية ثنائية البعد تؤدي التجزئة دوراً مهماً في رؤية حجم العناصر المرغوبة وتقديره , وكشف الأورام والخلايا المسرطنة , وفي الكثير من التطبيقات الأخرى .

الهدف من عملية التجزئة segmentation هو تبسيط / أو تغيير تمثيل الصورة إلى تمثيل آخر ذي معنى وأكثر سهولة للتحليل, فالتجزئة تستخدم بشكل أساسي لتحديد مكان العناصر والحدود في الصورة (خطوط ومنحنيات), وإذا تعمقنا أكثر بالتعريف فإن التجزئة هي عملية إسناد عنوان لكل بكسل في الصورة, وبالتالي فالبكسلات التي لها العنوان نفسه تتشارك في خصائص بصرية معينة[14][15].

بعد تجريب العديد من خوارزميات التجزئة (K-Means, Region-Based, Graph-cut) تميزت خوارزمية قطع الرسم البياني بإمكانية تحديد مساحة القطاع المراد اقتطاعه وتحديد عتبة القطع (درجة التجزئة), وذلك قبل إجراء عملية التجزئة, وبالتالي إعطاء نتيجة مرغوبة في معظم الحالات, أما خوارزمية الـ K-means فلم تتمكن من إعطاء النتيجة المرغوبة من عملية التجزئة, لأن العناوين التي تتشكل في الصورة لا يمكن ضبطها بشكل ثابت, وخاصة أن كل الشرائح المحورية للدماغ يختلف بعضها عن بعض, بحسب درجة العمق, أما خوارزمية Region-Based فهي تعتمد على اختيار مجموعة من البذور (النقاط), تنمو بعدها هذه البذور لتضم نقاطاً أخرى مجاورة, وفقاً لمعيار محدد يمكن أن يكون مثلاً : كثافة البكسل, قوام المستوى الرمادي ولونه, ولكن لم تتمكن هذه الخوارزمية من الفصل الصحيح لمناطق الورم في صور الرنين في أغلب الشرائح, كما أنها تستغرق وقتاً طويلاً في عملية التجزئة, لذا تبين أن خوارزمية قطع الرسم البياني Graph-Cut هي الأفضل, إذ تقوم هذه الخوارزمية بتقسيم شريحة الرأس إلى عدة أقسام, فيتم أخذ القسم الذي يمثل منطقة الدماغ أو المخ ونستثنى جميع الأقسام الأخرى التي تمثل مناطق عظم الجمجمة المحيط بالدماغ والعينين والأنف والأذنين, كما يوضح الشكل (8) .



الشكل (8) : 1- الصورة بعد عملية المعالجة الأولية , 2- نتيجة استخدام خوارزمية Graph-cut للتجزئة.

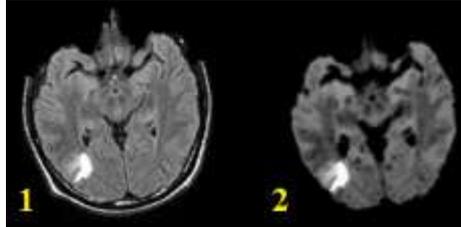
نلاحظ من الشرائح المحورية العشرين للدماغ أن الشرائح الاثنتي عشرة الأولى هي الشرائح الأكثر تعقيداً، وبالتالي يتم الاعتماد في هذه الحالة على خوارزمية الـ Graph-cut لتجزئتها، أما الشرائح الثماني الأخيرة فهي بسيطة وغير معقدة، حيث تتم تجزئتها باستخدام عمليات المورفولوجيا التي توفرها بيئة الماتلاب، الجدول (1) يبين أهم بارامترات الدخول المثالية لتابع التجزئة Graph-cut للشرائح الاثنتي عشرة الأولى وهي : حجم القطاع الأصغري المراد ظهوره من عملية التجزئة (بالكسل)، درجة التجزئة وهي القيمة الأصغر للقطع min-cut وعبرها تتم عملية فصل القطاعات عن بعضها بعض، وتغيير قيم كل من هذه البارامترات نحصل على نتائج تجزئة مختلفة، أما زمن التجزئة فهو الزمن المستغرق للقيام بعملية التجزئة (بالدقائق).

الجدول (1) : بارامترات التجزئة من أجل إجراء عملية التجزئة لشرائح الدماغ الاثنتي عشرة الأولى.

رقم الشريحة	حجم القطاع	درجة التجزئة	زمن التجزئة
1	500	0,1	0,84
2	1000	0,1	1,08
3	400	0,5	0,87
4	400	0,5	1,12
5	800	0,2	1,06
6	500	0,3	1,17
7	500	0,5	0,88
8	2500	0,1	1,04
9	11000	0,1	0,75
10	9000	0,1	0,73
11	9000	0,1	0,71
12	9000	0,1	0,8

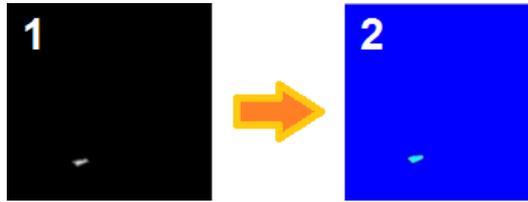
نلاحظ من الجدول (1) أن قيم البارامترات السابقة تختلف من شريحة إلى أخرى، حيث سيزداد عدد القطاعات الناتجة من عملية التجزئة بإنقاص حجم القطاع وزيادة درجة التعتیب والعكس صحيح، لذا فالقيم السابقة تم اختيارها بعد إجراء عدة محاولات وتجريب عدة قيم للحصول على نتيجة التجزئة الأفضل، والتي تعطي قطاع الدماغ فقط من دون إنقاص أو زيادة أي جزء آخر عليه، فلكل شريحة محورية مساحة محددة تقريباً وإن اختلف المريض، لذلك نقوم بتحديد

قيمة تلك المساحة من أجل كل شريحة محورية، وفي حالات نادرة تظهر هنالك أخطاء في ناتج التجزئة، تتمثل في ظهور مناطق عظمية أو أجزاء غير مرغوبة تحيط بمنطقة الدماغ. للتخلص من تلك المناطق نطبق سلسلة من عمليات المورفولوجيا على صورة التجزئة الناتجة، تقوم هذه العمليات بإزالة المناطق غير المرغوبة والمحيطة بمنطقة الدماغ، من دون التأثير على منطقة الورم في حال وجوده، كما يظهر في الشكل (9).



الشكل (9) : 1- الصورة الناتجة عن التجزئة، 2- ناتج تطبيق عمليات المورفولوجيا على الصورة (9)-1.

بعد حصولنا على منطقة الدماغ فقط من صورة الرنين المغناطيسي يجب علينا تبيان فيما إذا كان هناك ورم أم لا. ولإستئصال منطقة الورم من هذه الصورة سنستعمل خوارزمية الـ Watershed، حيث سنحصل على صورة زرقاء فقط في حال عدم وجود ورم ، أما في حال وجود ورم فستقوم هذه الخوارزمية بإعطاء منطقة الورم لوناً مغايراً ليظهر في الصورة الناتجة بشكل واضح ، كما يبين الشكل (10) .



الشكل (10) : 1- عزل منطقة الورم في الصورة المجزأة ، 2- استخدام تقانة الـ Watershed لاستخلاص منطقة الورم .

ناتج عملية التجزئة هو مجموعة من القطاعات التي تشكل مجتمعة الصورة الداخلية، أو تكون مجموعة من حدود العناصر والمكونات المستخلصة من الصورة (كشف الحواف)، وبالتالي فإن كل البكسلات في منطقة ما تتشابه فيما بينها بخاصية ما ( لون ، كثافة ، قوام .. )، لكن البكسلات الموجودة في المناطق المجاورة لهذه المنطقة ستختلف وبشكل ملحوظ عن بكسلات هذه المنطقة بالخاصية المدروسة نفسها.

تم حساب معدّل نجاح النظام في المرحلة الأصعب، وهي مرحلة التجزئة نظراً للتعقيد المرتفع الموجود في صور الرنين المغناطيسي، لذا تم الحصول على معدّل نجاح النظام بعد تطبيق خوارزمية التجزئة " مستجمعات المياه Watershed" والمستخدمة لاقتطاع منطقة الورم من صور الدماغ، وتمكنت تلك الخوارزمية من تجزئة 97 صورة بشكل صحيح من أصل مئة صورة، لذا يمكننا القول إن معدّل نجاح النظام هو 97% .

### 3-4 المعالجة اللاحقة:

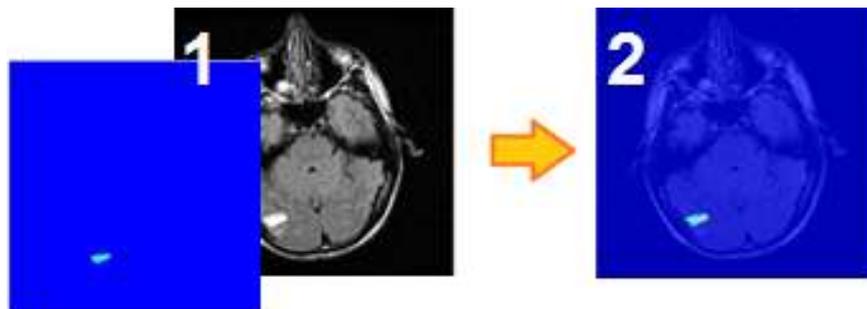
يتم في هذه المرحلة الاعتماد على خوارزميات تتعامل مع الصور الناتجة من المرحلة السابقة , والتي تتضمن مرحلة المعالجة اللاحقة للصور المجزأة , ويتم في هذه المرحلة عزل منطقة الورم - إن وجدت - أو تحديدها وإظهارها بشكل أوضح لأخصائي الأشعة [20][19].

نلاحظ من الشكل (11) نتيجة إحدى الطرق المستخدمة لإظهار الإطار الخارجي لرأس المريض مع منطقة الورم في حال وجوده , وذلك باستعمال خوارزمية التعتیب للحصول على الصور الثنائية لكل منهما, وهذا ما يعطي الطبيب فكرة أوضح عن حجم الورم في هذه الشريحة وموقعه .



الشكل (11) : 1- صورة ثنائية لمنطقة الورم , 2- صورة ثنائية لرأس المريض 3- تراكب الصورتين مع استخدام لخوارزمية الـ Watershed.

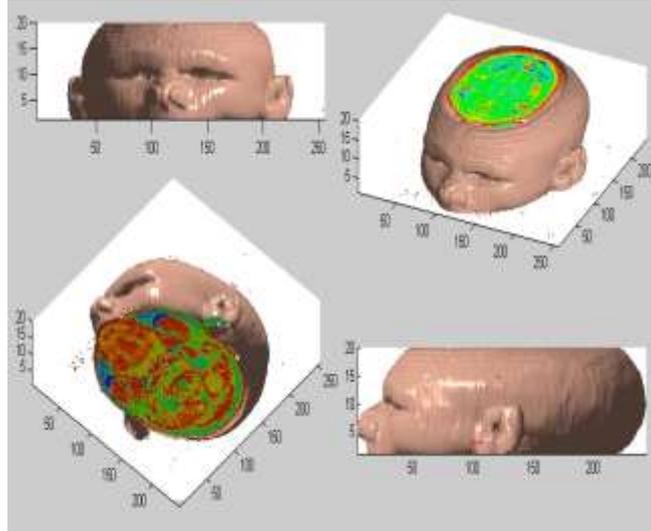
أما الشكل (12) فيوضح طريقة أخرى لمعالجة الصور الناتجة عن مرحلة التجزئة, إذ يقوم بأخذ صورة الورم الناتجة عن تطبيق خوارزمية الـ Watershed, ويقوم بمراكبة هذه الصورة فوق صورة الشريحة الأصلية المحسنة للدماغ لإعطاء النتيجة التي يظهر فيها الورم بحال وجوده بلون مغاير وبشكل أوضح [17].



الشكل (12) : 1- الصورة الأصلية مع صورة الورم الناتجة عن تطبيق الـ Watershed , 2- تراكب الصورتين .

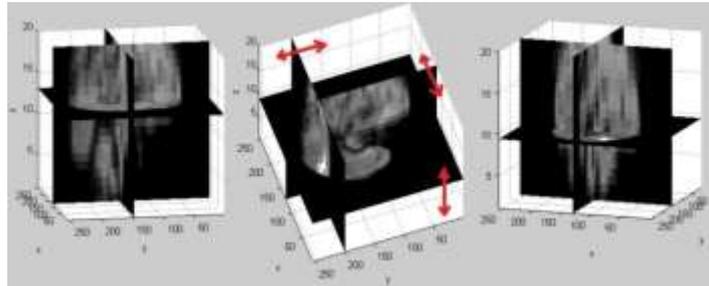
### 4-4 كشف الورم وتمثيل الرأس بالأبعاد الثلاثة:

طريقة عرض النتيجة النهائية مهمة جداً , وذلك لأن أخصائي الأشعة في هذه المرحلة سيقوم باتخاذ قراره فيما إذا كان هناك ورم دماغي في تلك الصور أم لا , لذا يجب أن يتمكن الطبيب من رؤية صور الرنين المغناطيسي لدماغ المريض من زوايا مختلفة وبمناظير متعددة حتى يتمكن من كشف الورم, إن وجد.



الشكل (13) : مناظير مختلفة لتمثيل رأس المريض بالمساقط الثلاثة .

بيئة الماتلاب تساعد في عملية تشكيل مجسم لرأس المريض بأبعاده الثلاثة [21], عن طريق تراكم الشرائح المحورية للدماغ بعضها فوق بعض, الشكل (13) يبيّن مجسم ثلاثي الأبعاد لرأس المريض, أما الشكل (14) فيظهر منطقة الدماغ فقط مع إمكانية تحريك ثلاث شرائح موازية للمستويات الثلاثة X,Y,Z.



الشكل (14) : مناظير مختلفة لتمثيل دماغ المريض وفقاً للمحاور الثلاثة مع إمكانية رؤية محتوى الدماغ من الداخل.

#### 4-5 تحديد حجم ومكان الورم:

بعد حصولنا على منطقة الدماغ فقط للشرائح العشرين يمكن حساب مساحة الدماغ في كل شريحة (بالبكسل), و بالطريقة نفسها يتم حساب مساحة الورم للشرائح الحاوية على ورم, والتي ظهرت معنا بعد تطبيق خوارزمية watershed. يعطي الجدول (2) مساحة كل من الدماغ والورم لجميع الشرائح المدروسة.

الجدول(2) : كيفية حساب حجم الورم.

رقم الشريحة	مساحة الدماغ (بالبكسل)	مساحة الورم (بالبكسل)	صورة القطاع المدروس
1	182	0	
2	2890	0	
3	4489	0	
4	5186	0	
5	5436	0	
6	7222	0	
7	8467	148	
8	14088	333	
9	14320	372	
10	15100	218	
11	16777	0	
12	19332	0	
13	20379	0	
14	19285	0	
15	19440	0	
16	19003	0	
17	18416	0	
18	16631	0	
19	15627	0	
20	11680	0	

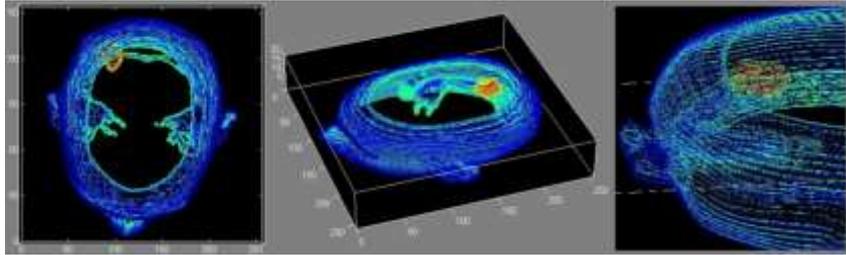
من الجدول السابق يمكننا حساب حجم الورم, إذ إن حجم الدماغ البشري للإنسان البالغ يعد ثابتاً تقريباً ويأخذ قيمة 1500 سم<sup>3</sup>, وبالتالي يتم احتساب حجم الورم من المعادلة الآتية:

$$\text{tumorsize (pixels)} * \text{brain size (cc)} = \text{brain size (pixels)} * \text{tumor size (cc)} \dots (8)$$

لذا يتم حساب حجم الدماغ الكلي , و حجم الورم الكلي بالبعكس, وبهذا يكون حجم الورم بالسنتيمتر المكعب هو :

$$(1500 * 1071) / 253950 = 6,32 \text{ cc}$$

أما الشكل (15) فهو يمثل طريقة أخرى لعرض رأس المريض بشكل ثلاثي أبعاد, حيث يتم هنا إظهار مكان الورم بدقة داخل الرأس, عن طريق تشكيل غلاف شفاف لكل من الرأس والورم.

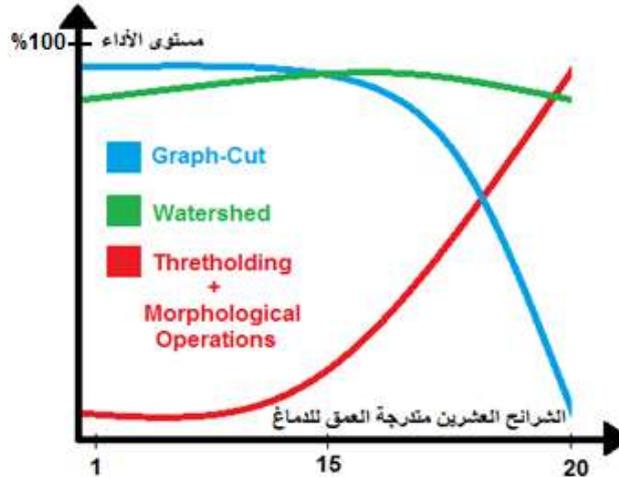


الشكل (15) : مناظير مختلفة لتمثيل رأس المريض مع الورم بشكل ثلاثي أبعاد.

وبذلك يتمكن الطبيب من معرفة حجم الورم ومدى انتشاره في دماغ المريض وموقعه , وتلك معلومات مهمة جداً في حال اتخذ الطبيب قرار استئصال هذا الورم بالعمل الجراحي .

### الاستنتاجات والتوصيات:

تم اقتراح طريقة جديدة لاكتشاف الأورام الدماغية في صور الرنين المغناطيسي, إذ تم استخدام عدة تقانات لمعالجة الصورة, وذلك بسبب التعقيد الموجود في تلك الصور وصعوبة استخلاص المنطقة المرغوبة منها, كما تم احتساب حجم الورم في رأس المريض, وكذلك تم الاعتماد على أكثر من مجسم ثلاثي الأبعاد لتمثيل الرأس, والمنحنيات البيانية الآتية, توضح أداء تقانات التجزئة المستخدمة في هذه الدراسة, وتبين استحالة استخدام تقانة تجزئة واحدة للحصول على النتيجة المرغوبة .



الشكل (16) : منحنى بياني يوضح مستوى أداء خوارزميات التجزئة مقارنة مع تدرج تعقيد شرائح الدماغ .

فكما نلاحظ من الشكل (16) أن خوارزمية الـ Graph-cut تتميز بأداء مرتفع من أجل الشرائح المحورية الأولى للدماغ، والتي تتسم بدرجة تعقيدها المرتفعة، أما خوارزمية الـ Watershed فهي تحافظ تقريباً على مستوى واحد من الأداء لجميع الشرائح العشرين، في حين أن خوارزميات التعتیب والمورفولوجيا يرتفع أداؤها مع الشرائح الأخيرة، وذلك لبساطة تلك الشرائح وسهولة تجزئتها وانخفاض تعقيدها، لذا لا حاجة إلى تجزئتها باستخدام خوارزمية قطع الرسم البياني، والتي تستغرق وقتاً أطول نسبياً للحصول على ناتج عملية التجزئة .

وبما أن التعامل مع عدة خوارزميات يزيد من زمن الوصول إلى الكشف النهائي للأورام الدماغية ، لذا سيكون العمل مستقبلاً على استعمال خوارزمية تجزئة واحدة فقط تكون قادرة على استخلاص المنطقة المرغوبة بشكل آلي ومن دون مساعدة الطبيب .

### المراجع :

- [1]DEBASHIS GANGULY, SRABONTI CHAKRABORTY, TAIHOON KIM, "A Cognitive Study on Medical Imaging", Hannam University, Vol. 2, No. 3, September, 2010.
- [2] DOUGLAS C. NOLL, "A Primer on MRI and Functional MRI", Departments of Biomedical Engineering and Radiology University of Michigan, version 2.1, 2001.
- [3]John E. Desmond and Kelvin O. Lim, "On- and Offline Talairach Registration for Structural and Functional MRI Studies", Department of Psychology, Stanford University, Stanford, California, 1997.
- [4] PROF GLYN HUMPHREYS, "MRI INFORMATION SHEET FOR RESEARCH VOLUNTEERS", BIRMINGHAM UNIVERSITY IMAGING CENTRE, v2.0, 2005.
- [5] HONGMEI ZHU, "Medical Image Processing Overview", University of Calgary, 2003.
- [6] MOHD ARIFFANAN BIN MOHD BASRI, "MEDICAL IMAGE CLASSIFICATION AND SYMPTOMS DETECTION USING NEURO FUZZY", Faculty of Electrical Engineering University Technology Malaysia, 2008.
- [7] SAJEDAH EMHADI AITARAWNEH, "Lung Cancer Detection Using Image Processing Techniques", Mutah University, 2010/2011.
- [8] MOHAMMAD SHAJIB KHADEM, "MRI Brain image segmentation using graph cuts" CHALMERS UNIVERSITY OF TECHNOLOGY Göteborg, Sweden, Oct., 2010.
- [9]Michael J. Schlosser, Nobuhisa Aoyagi, Robert K. Fulbright, John C. Gore, and Gregory McCarthy, "Functional MRI Studies of Auditory Comprehension", Human Brain Mapping 6:1–13(1998).
- [10]S Vishukumar K. Patel and PavanShrivastava, "Implementation of Medical Image Enhancement Technique using Gabor Filter", International Journal of Current Engineering and Technology, Vol.2, No.2 (June 2012).
- [11]LilikAnifah, Ketut Eddy Purnama, Moch. Hariadi, and MauridhiHeryPurnomo, "Automatic Segmentation of Impaired Joint Space Area for Osteoarthritis Knee on X-ray Image using Gabor Filter Based Morphology Process", IPTEK, The Journal for Technology and Science, Vol. 22, No. 3, August 2011.
- [12]M. Ganesh, V. Palanisamy, "An Efficient Segmentation Technique for Mri Medical Images ", International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE) ISSN: 2278-3075, Volume-1, Issue-5, October 2012.

- [13]Rajiv Tawde, C.S. Rawat, "*Graph Cuts Based Phase Unwrapping*", International Journal of Scientific & Engineering Research, Volume 3, Issue 9, September-2012.
- [14] SHAN SHEN, WILLIAM SANDHAM, "*MRI Fuzzy Segmentation of Brain Tissue Using Neighborhood Attraction with Neural-Network Optimization*", IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE, VOL. 9, SEPTEMBER 2005.
- [15]Paresh Chandra Barman, Md. SiponMiah, Bikash Chandra Singh and Mst. TitasaKhatun, "*MRI IMAGE SEGMENTATION USING LEVEL SET METHOD AND IMPLEMENT AN MEDICAL DIAGNOSIS SYSTEM*", Computer Science & Engineering: An International Journal (CSEIJ), Vol.1, No.5, December 2011.
- [16]M. STELLA ATKINS and BLAIR T. MACKIEWICH, "*Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI*", IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 17, FEBRUARY 1998.
- [17] K.SELVANAYAKI, Dr. M. KARNAN, "*CAD System for Automatic Detection of Brain Tumor through Magnetic Resonance Image-A Review*", International Journal of Engineering Science and Technology, Vol. 2(10), 2010.
- [18] SAIF D. SALMAN & AHMED A. BAHRANI, "*Segmentation of tumor tissue in gray medical images using watershed transformation method*", Al-Khwarizmi College of Engineering, Baghdad University, Volume 2, Number 4, October 2010.
- [19]DibyenduGoshal, PinakiPratimAcharjya, "*MRI Image Segmentation Using Watershed Transform*", International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering (ISSN 2250-2459, Volume 2, Issue 4, April 2012).
- [20]Prof. Ing. Ales Procházka, CSc, "*BIOMEDICAL SIGNAL AND IMAGE PROCESSING*", Institute of Chemical Technology, Prague Department of Computing and Control Engineering, Vol. 2, July 2005.
- [21]DuškaKleut, MiloradJovanovi and prof. drBranimirReljin, "*3D Visualisation of MRI images using MATLAB*JOURNAL OF AUTOMATIC CONTROL, UNIVERSITY OF BELGRADE, VOL. 16:1-3, 2006.
- [22] Dr. HB KEKRE, Dr.TANUJA SARODE, SAYLEE GHARGE, and Ms. KAVITA RAUT, "*Image Segmentation of MRI Images using KMCG and KFCG Algorithm* ", 2nd International Conference and workshop on Emerging Trends in Technology (ICWET) 2011.