

## Determined the Edges Using the ant Colony Algorithm and Apply them to Medical Images

Maha Abdul Rahman Hasso

Aseel Ismail Ali

College of Computer Science and Mathematics

University of Mosul

Received on: 07/09/2011

Accepted on: 14/12/2011

### ABSTRACT

Ant Colony Optimization (ACO) is a method of heuristic search using in general artificial intelligence (swarm intelligence) to simulate the behavior of the aggregate food for ants to find new solutions to the combinatorial optimization problems. Artificial ant's behavior depends on the trails of real ant with additional capabilities to make it more effective such as a memory to save the past events. Every ant build solutions to the problem, and uses the information grouped about the features and performance of the private problem, to change the look to the ant problem.

In this work, an edge detection technique based on Ant Colony Optimization is used by selecting pheromone matrix which represents the information about edges in each pixel based on the guidelines set up by the ant on the image. Multiple values for different sizes of neighbor pixels are applied and a heuristic information function to test results is proposed. The results show high accuracy in edge detection of different biomedical images with different neighbors, the proposed algorithm is implemented in C Sharp 2008 language which provides high-efficiency software visible language and speed. A comparative study is also given illustrating the superiority of the proposed algorithm.

Keywords: Ant Colony Optimization, Artificial Intelligence.

تحديد الحافات باستخدام خوارزمية مستعمرة النمل وتطبيقها على الصور الطبية

أسيل إسماعيل علي

مهى عبد الرحمن حسو

كلية علوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل

تاريخ قبول البحث: 2011/12/14

تاريخ استلام البحث: 2011/09/07

### المخلص

إن أمثلية مستعمرة النمل (Ant Colony Optimization(ACO)) هي طريقة بحث حدسية عامة تستخدم الذكاء الاصطناعي (ذكاء الأسراب) لتحاكي سلوك تجميع الطعام للنمل وذلك لإيجاد حلول جديدة لمسائل الأمثلة التركيبية المعقدة (combinatorial optimization). إن سلوك النمل الصناعي يعتمد على آثار النمل الحقيقي مع قدرات إضافية لجعلها أكثر فعالية مثل ذاكرة لحفظ الأحداث الماضية. كل فرد يبني حلولاً للمشكلة المطروحة، ويستخدم المعلومات المجمعة عن ميزات المشكلة وأدائه الخاص لتغيير النظرة إلى مسألة النمل[6]. تم في هذه العمل استخدام تقنية الكشف عن الحافات بالاعتماد على أمثلية مستعمرة النمل عن طريق تحديد مصفوفة المادة الكيميائية (المادة العظرية، الحمض، الفرمون، Pheromone) والتي تمثل معلومات عن الحافات في كل وحدة صورية استناداً إلى التوجيهات التي شكّلها النمل على الصورة.

وقد تم تطبيق قيم متعددة لأحجام مختلفة من الوحدات الصورية المتجاورة واقتراح دالة حدسية لغرض اختبار النتائج. لقد بينت النتائج دقة عالية في تحديد الحافات للصور المختلفة ومع تغير المتجاورات، وطبقت

الخوارزمية المقترحة بلغة C Sharp 2008 والتي توفر لغة برمجية مرئية عالية الكفاءة والسرعة. كما تم إعطاء مقارنة لإثبات تفوق الخوارزمية المقترحة. الكلمات المفتاحية : أمثلية مستعمرة النمل ، الذكاء الاصطناعي.

## 1. مقدمة

أمثلية مستعمرة النمل (ACO) مصطلح عام يصف عدداً من الخوارزميات الحديثة التي تنتمي إلى ذكاء الأسراب وتستند إلى سلوك النمل. إذ أن النمل بطبيعته يكون قادراً على العثور على أقصر مسار من مصدر الغذاء إلى العش [6][5]. إن أساس الأنموذج الرياضي لأمثلية مستعمرة النمل هي السلوك الطبيعي للنمل. يضع النمل مادة عطرية (pheromone) على الأرض لتحديد المسارات بين مصدر الغذاء ومستعمرتهم التي ينبغي أن تتبعها بقية أعضاء المستعمرة. ومع مرور الوقت، تتبخر هذه المادة العطرية. ولكن هذه المادة تبقى بنسبة عالية لتلك الطرق ذات المسافة الأقصر التي تستغرقها النملة للذهاب والعودة مرة أخرى إلى المستعمرة. وهكذا يتبع النمل المسارات الأقصر التي تحوي على كمية أعلى من المادة العطرية. هذه الظاهرة الطبيعية كانت الأساس في بناء خوارزميات (ACO) [2]. اقترح دوريفو الخوارزمية الأولى، وهي نظام النمل (Ant System (AS)) ومنذ ذلك الحين، تم وضع إضافات إلى AS فتكونت خوارزميات عديدة منها خوارزمية نظام مستعمرة النمل (Ant colony system (ACS)). وقد استخدمت (ACO) في حل الكثير من المسائل التي تحتاج إلى الحل الأمثل. هذا العمل، يقترح طريقة جديدة لاستخدام (ACO) للكشف عن حافات الصورة والكشف عن طريق استخدام أكثر من 8 متجاورات واقتراح دالة حديثة [1].

بالإضافة إلى هذه المقدمة فإن المقطع 2 من هذه الورقة سيخصص لتوضيح أهداف الكشف عن الحافات في الصورة. ولقد تم استعراض الطريقة التقليدية لخوارزمية مستعمرة النمل في المقطع 3. أما المقطع 4 فقد تم طرح الطريقة التقليدية للكشف عن حافات الصورة باستخدام (ACO). أما الخوارزمية المقترحة فقد تم استعراضها بالتفصيل في المقطع 5 مع بيان المسألتين المتعلقتين بتحديد المعلومات الحديثة وتحديد النطاق المسموح به لحركة النمل. إن النتائج المبينة على الصورة الناتجة وقيم معدلات مربع الخطأ MSE وقيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة PSNR قد تم طرحها جميعاً في المقطع 6 وكما تم مناقشة النتائج أيضاً. وأخيراً فإن المقطع 7 خصص للاستنتاجات المستنبطة من هذا البحث.

## 2. الكشف عن حافات الصورة

الكشف عن حافات الصورة تشير إلى استخراج الحافات من الصورة الرقمية. وهي عملية تهدف إلى تحديد نقاط في الصورة التي يحدث فيها انقطاع أو تغييرات حادة في شدتها [4]. تعد هذه العملية عملية حيوية لفهم محتوى الصورة وتطبق في تحليل الصورة. وعادة ما تستخدم في المراحل الأولية من تطبيقات الرؤية الحاسوبية [9]. كما يهدف الكشف عن الحافات إلى إضفاء الصفة المحلية لحدود الكائنات في الصورة، وهو أساس للصورة في كثير من التحليلات. تعد الطرائق التقليدية للكشف عن الحافات ذات كلفة عالية نوعاً ما لأن هنالك مجموعة من العمليات التي تجري لكل وحدة صورية. وكلما ازداد حجم الصورة ازداد وقت التنفيذ. أما الطرائق المستندة إلى (ACO) فلها القدرة على التغلب على أوجه القصور للأساليب التقليدية. بالإضافة إلى أنه يمكن و بسهولة أن تعمل بالتوازي، مما يجعل الخوارزمية قابلة للتكيف بسهولة مع الأنظمة الموزعة [1].

هناك العديد من الطرائق المستندة إلى (ACO)، لأن الطرائق السابقة القائمة على أساس (ACO) للكشف عن حافات الصورة لـ 8 متجاورات وطريقة الحساب بالدالة الحدسية كانت غير كفوءة بالقدر الكافي. في هذا العمل تم اقتراح طريقة باستخدام 16 و 32 متجاورة كما استخدمت طريقة جديدة في حساب الدالة الحدسية.

### 3. خوارزمية مستعمرة النمل التقليدية

تهدف خوارزمية (ACO) إلى إيجاد الحل الأمثل للمسألة المستهدفة عن طريق استخدام البحث الاسترشادي (الاعتماد على تحركات عدد من النمل) عبر فضاء المسألة، وذلك عن طريق بناء معلومات عن المادة العطرية [4].

هناك مسألتان أساسيتان في خوارزمية (ACO)، هما تكوين مصفوفة احتمالية للتنقل  $p^{(n)}$  وتحديث مصفوفة المادة العطرية  $\tau^{(n)}$ ، وكما يلي:

المسألة الأولى: في خطوة بناء الحل في (ACO)، يقوم النمل بالتنقل من العقدة  $i$  إلى العقدة  $j$  وفقاً لقاعدة الاحتمالية، التي تتحدد بـ:

$$\rho_{i,j}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{j \in \Omega_i} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}, \text{ if } j \in \Omega_i \quad \dots(1)$$

حيث  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  تمثل كمية المادة العطرية للحافة التي تربط العقدة  $i$  بالعقدة  $j$ ؛  $\Omega_i$  تمثل العقد المجاورة للنملة بالنسبة للعقدة  $i$ ؛ الثوابت  $\alpha$  و  $\beta$  تمثل مدى تأثير معلومات المادة العطرية و المعلومات الحدسية على التوالي.  $\eta_{i,j}$  تمثل المعلومات الحدسية للتنقل من العقدة  $i$  إلى العقدة  $j$  (حيث تكون ثابتة لكل خطوة بناء). المسألة الثانية: تحدد مصفوفة المادة العطرية مرتين خلال الخوارزمية.

التحديث الأول: يتم خلال تحرك كل نملة من عقدة إلى أخرى، و كالتالي:

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta_{i,j}^{(k)} & \text{if } (i, j) \text{ belongs to the best tour.} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)} & \text{otherwise,} \end{cases} \quad \dots(2)$$

حيث  $\rho$  تمثل عامل التبخر. كما وأن تحديد أفضل مسار يخضع إلى المعايير المعروفة من قبل مستخدم الخوارزمية، يمكن أن يكون أفضل جولة (IB, Iteration-Best) في خطوة البناء الحالي، أو الحل الأفضل الذي يُجد منذ بداية الخوارزمية (BSF, Best-so-far)، أو مزيج من كليهما [7].

التحديث الثاني: يتم بعد أن ينهي جميع النمل جولاتهم؛ وكالتالي:

$$\tau^{(n)} = (1 - \psi) \cdot \tau^{(n-1)} + \psi \cdot \tau^{(0)} \quad \dots (3)$$

حيث  $\psi$  يمثل معامل اضمحلال المادة العطرية. علماً بأن نظام مستعمرة النمل (ACS) ينفذ عمليتي التحديث (2) و (3) لاستكمال مصفوفة المادة العطرية، بينما لا يؤدي نظام النمل (AS) سوى عملية واحدة (3).

### 4. طريقة الكشف عن حافات الصورة بالاستناد إلى أمثلية مستعمرة النمل

تهدف هذه الطريقة إلى استخدام عدد من النمل لتحرك في صورة ثنائية الأبعاد لبناء مصفوفة المادة العطرية، كل خلية من هذه المصفوفة تمثل معلومات عن الحافة في كل وحدة صورية. كما و تعتبر كموجه لتحركات النمل من خلال تباين قيم الكثافة المحلية للصورة [9].

الطريقة التقليدية للكشف تبدأ من عملية التهيئة (initialize process) ومن ثم تقوم بتنفيذ عدد من التكرارات لـ  $N$  من المرات لبناء مصفوفة المادة العطرية وذلك من خلال تنفيذ عمليتي البناء (construction process) والتحديث (update process). وأخيراً، يتم تنفيذ عملية اتخاذ القرار (decision process) لتحديد الحافة. وتفاصيل هذه العمليات على النحو التالي [4]:

#### أ- عملية التهيئة

خلال عملية التهيئة يتم وضع النمل بصورة عشوائية على الصورة  $I$  ذات الحجم  $(M1 \times M2)$ ، وكل وحدة صورية ممكن أن تعد عقدة. كما ويتم إعطاء قيمة أولية لمصفوفة المادة العطرية.

#### ب- عملية البناء

في عملية البناء يتحرك النمل من عقدة إلى أخرى لعدد من الخطوات  $L$ . كل نملة تتحرك إلى العقدة المجاورة حسب قاعدة التنقل الاحتمالي التي تُعرّف كالتالي:

$$\rho_{(l,m),(i,j)}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \Omega_{(l,m)}} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta} \quad \dots(4)$$

حيث  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  هي قيمة المادة العطرية بين العقدتين  $(i, j)$ .

$\Omega_{(l,m)}$  تمثل العقد المجاورة للعقدة  $i$ .

$\eta_{i,j}$  تمثل المعلومات الحسية بين العقدتين  $(i, j)$ .

$\alpha$  و  $\beta$  تمثل مدى تأثير المادة العطرية والمعلومات الحسية.

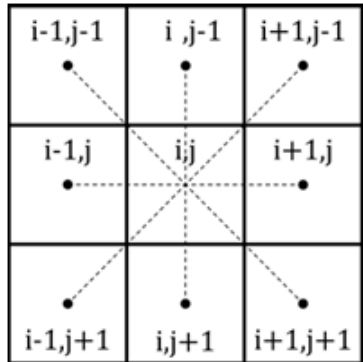
#### 5. الخوارزمية المقترحة

إن الخوارزمية المقترحة هي عبارة عن تطوير لما موجود من خوارزمية في المصدر [4] وهناك مسألتان حاسمتان في عملية البناء. المسألة الأولى هي تحديد المعلومات الحسية في (4). وتحسب كالتالي:

$$\eta_{i,j} = \frac{1}{Z} V_c(I_{i,j}) \quad \dots(5)$$

حيث:  $Z$  هي أعلى قيمة كثافة في الصورة والتي تعتبر عامل تسوية.  $I_{i,j}$  هي قيمة الكثافة للوحدة الصورية في الموقع  $(i, j)$ .  $V_c(I_{i,j})$  تعتمد قيمتها على تباين قيم الكثافة للمجموعة المجاورة للوحدة الصورية  $(i, j)$  (كما هو موضح في الشكل 1). رياضياً تكون معادلة الدالة كالتالي لـ  $3 \times 3$ :

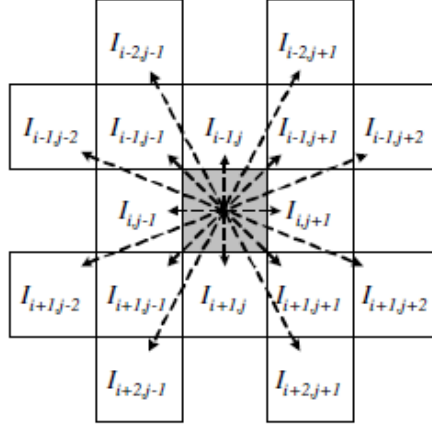
$$V_c(I_{i,j}) = |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j} - I_{i+1,j}| + |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}| \quad \dots(6)$$



شكل (1). التكوين المحلي لموقع الوحدة الصورية (i, j) [1]

الدالة  $V_c(I_{i,j})$  لـ  $5 \times 5$  (كما موضحة في شكل 2) هي كالتالي:

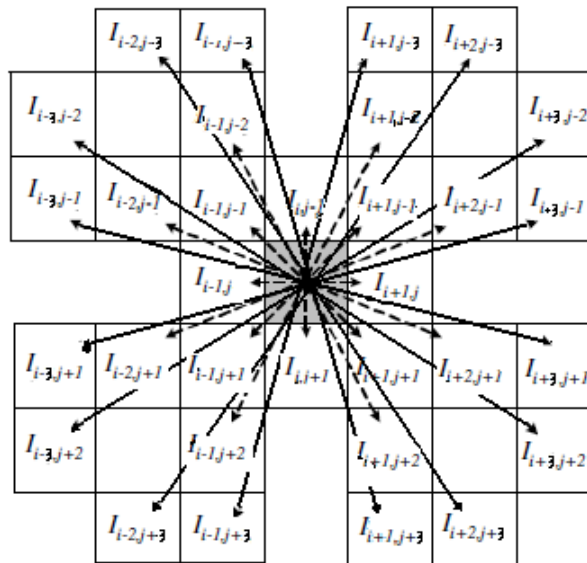
$$V_c(I_{i,j}) = |I_{i-2,j-1} - I_{i+2,j+1}| + |I_{i-2,j+1} - I_{i+2,j-1}| + \\ |I_{i-1,j-2} - I_{i+1,j+2}| + |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j} - I_{i+1,j}| + \\ |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i-1,j+2} - I_{i+1,j-2}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}| \quad \dots(7)$$



شكل (2). التكوين المحلي لموقع الوحدة الصورية (i, j) [5]


الدالة  $V_c(I_{i,j})$  المقترحة لـ  $7 \times 7$  (كما موضحة في شكل 3) هي كالتالي:

$$V_c(I_{i,j}) = |I_{i-2,j-1} - I_{i+2,j+1}| + |I_{i-2,j+1} - I_{i+2,j-1}| + \\ |I_{i-1,j-2} - I_{i+1,j+2}| + |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j} - I_{i+1,j}| + \\ |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i-1,j+2} - I_{i+1,j-2}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}| + \\ |I_{i-3,j+1} - I_{i+3,j-1}| + |I_{i-3,j+2} - I_{i+3,j-2}| + |I_{i-3,j-2} - I_{i+3,j+2}| + \\ |I_{i-3,j-1} - I_{i+3,j+1}| + |I_{i-2,j+3} - I_{i+2,j-3}| + |I_{i-2,j-3} - I_{i+2,j+3}| + \\ |I_{i-1,j+3} - I_{i+1,j-3}| + |I_{i-1,j-3} - I_{i+1,j+3}| \quad \dots(8)$$




شكل (3). التكوين المحلي لموقع الوحدة الصورية (i, j)


أما المسألة الثانية هي تحديد النطاق المسموح به من حركة النمل ( $\Omega_{(i,m)}$ ) في (4) في الموضع  $(i, m)$ . في هذا العمل، اقترح أما 8 أو 16 أو 32 من الوحدات الصورية المتجاورة، والموضحة في الأشكال (4) – (6).

$i-1, j-1$	$i, j-1$	$i+1, j-1$
$i-1, j$		$i+1, j$
$i-1, j+1$	$i, j+1$	$i+1, j+1$

شكل (4). 8\_متجاورات للوحدة الصورية  $(i, j)$

$i-2, j-2$	$i-1, j-2$	$i, j-2$	$i+1, j-2$	$i+2, j-2$
$i-2, j-1$	$i-1, j-1$	$i, j-1$	$i+1, j-1$	$i+2, j-1$
$i-2, j$	$i-1, j$		$i+1, j$	$i+2, j$
$i-2, j+1$	$i-1, j+1$	$i, j+1$	$i+1, j+1$	$i+2, j+1$
$i-2, j+2$	$i-1, j+2$	$i, j+2$	$i+1, j+2$	$i+2, j+2$

شكل (5). 16\_متجاورة للوحدة الصورية  $(i, j)$

$i-3,j-3$	$i-2,j-3$	$i-1,j-3$	$i,j-3$	$i+1,j-3$	$i+2,j-3$	$i+3,j-3$
$i-3,j-2$	$i-2,j-2$	$i-1,j-2$	$i,j-2$	$i+1,j-2$	$i+2,j-2$	$i+3,j-2$
$i-3,j-1$	$i-2,j-1$	$i-1,j-1$	$i,j-1$	$i+1,j-1$	$i+2,j-1$	$i+3,j-1$
$i-3,j$	$i-2,j$	$i-1,j$		$i+1,j$	$i+2,j$	$i+3,j$
$i-3,j+1$	$i-2,j+1$	$i-1,j+1$	$i,j+1$	$i+1,j+1$	$i+2,j+1$	$i+3,j+1$
$i-3,j+2$	$i-2,j+2$	$i-1,j+2$	$i,j+2$	$i+1,j+2$	$i+2,j+2$	$i+3,j+2$
$i-3,j+3$	$i-2,j+3$	$i-1,j+3$	$i,j+3$	$i+1,j+3$	$i+2,j+3$	$i+3,j+3$

شكل (6). 32\_متجاورة للوحدة الصورية (i, j)

#### أ- عملية التحديث

الخوارزمية ACS تنفذ عمليتا تحديث لاستكمال مصفوفة المادة العطرية.

- **التحديث الأول:** ينفذ بعد تحرك كل نملة ومع كل خطوة من عملية البناء. كل خلية داخل المصفوفة تُحدَّث كالتالي:

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta_{i,j}^{(k)} & \text{if } (i, j) \text{ visited by } k\text{th ant.} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad \dots(9)$$

حيث  $\rho$  عامل التبخر

$$\Delta_{i,j}^{(k)} = \eta_{i,j} \text{ حيث } \eta_{i,j} \text{ المعلومات الحسية حيث}$$

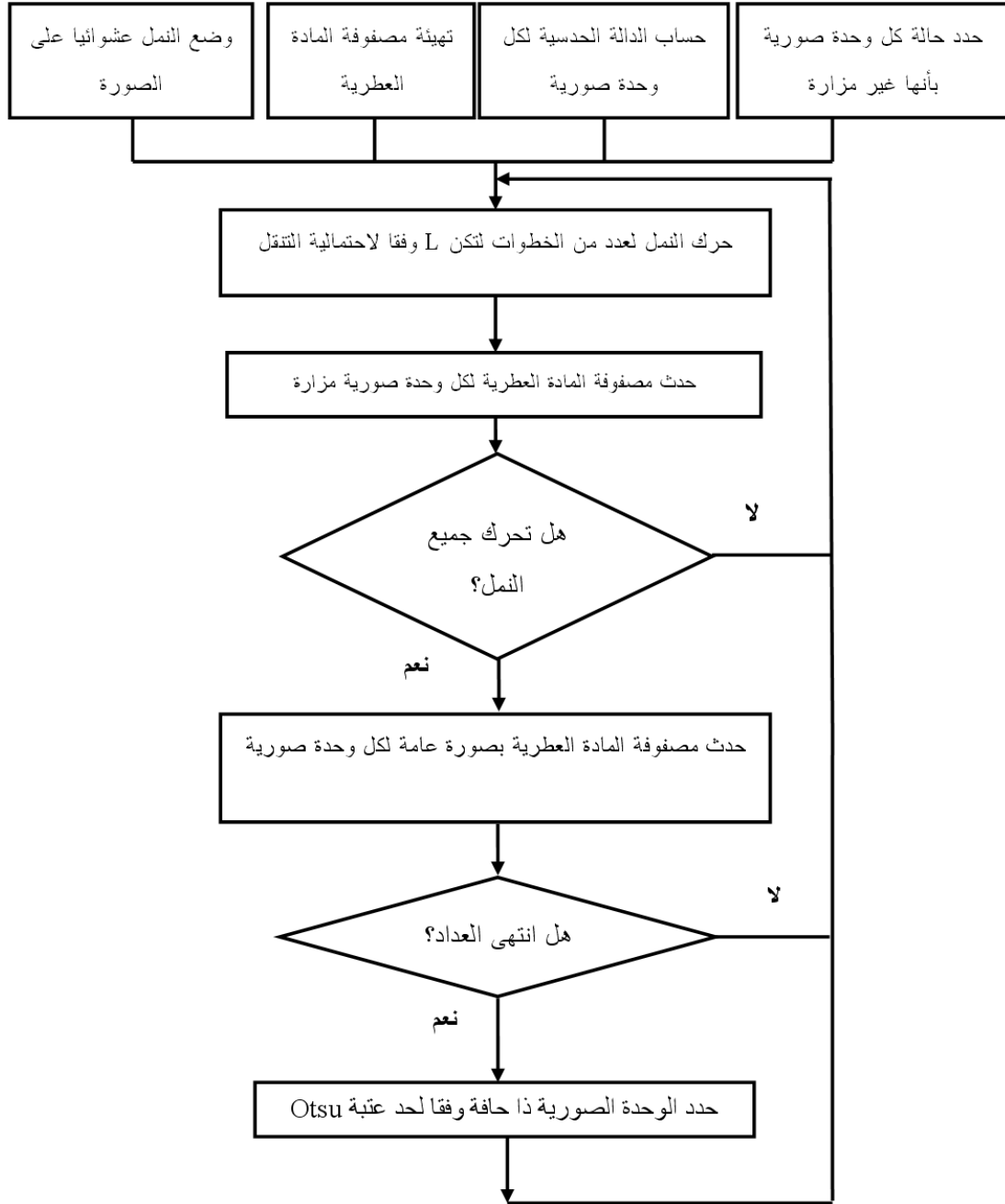
- **التحديث الثاني:** ينفذ بعد أن ينهي جميع النمل جولاتهم، التحديث يتم عن طريق المعادلة التالية:

$$\tau^{(n)} = (1 - \psi) \cdot \tau^{(n-1)} + \psi \cdot \tau^{(0)} \quad \dots(10)$$

$\psi$  ثابت بين المدى [0,1].

#### ب- عملية اتخاذ القرار

تستخدم مصفوفة المادة العطرية النهائية لتصنيف كل وحدة صورية إما حافة أو ليست حافة، واتخاذ القرار يتم بتطبيق حد العتبة على المصفوفة النهائية. وتحسب قيمة العتبة استناداً إلى الطريقة المعروفة بتقنية حد عتبة أوتسيو (Otsu method)[5]. والشكل (7) يوضح المخطط الانسيابي للخوارزمية المقترحة.



شكل (7). المخطط الانسيابي لأمثلية مستعمرة النمل في تحديد الحافات



## 6. النتائج

أجريت التجارب في هذا البحث على أربعة صور من صور الرنين المغناطيسي وهي ورم دماغي حميد، حبل شوكي طبيعي، طحال طبيعي، ورم خبيث في الكبد. معاملات الخوارزمية هي كالتالي:

$\tau_{init}$  : هي قيمة المادة العطرية الأولية.

$N$  : عدد التكرارات.

$L$  : عدد خطوات البناء لكل نملة.

$K$  : عدد النمل.

$\alpha$  : المعامل المسيطر على مدى تأثير المادة العطرية.

$\beta$  : المعامل المسيطر على مدى تأثير المعلومات الحسية.

$\varphi$  : معامل اضمحلال المادة العطرية.

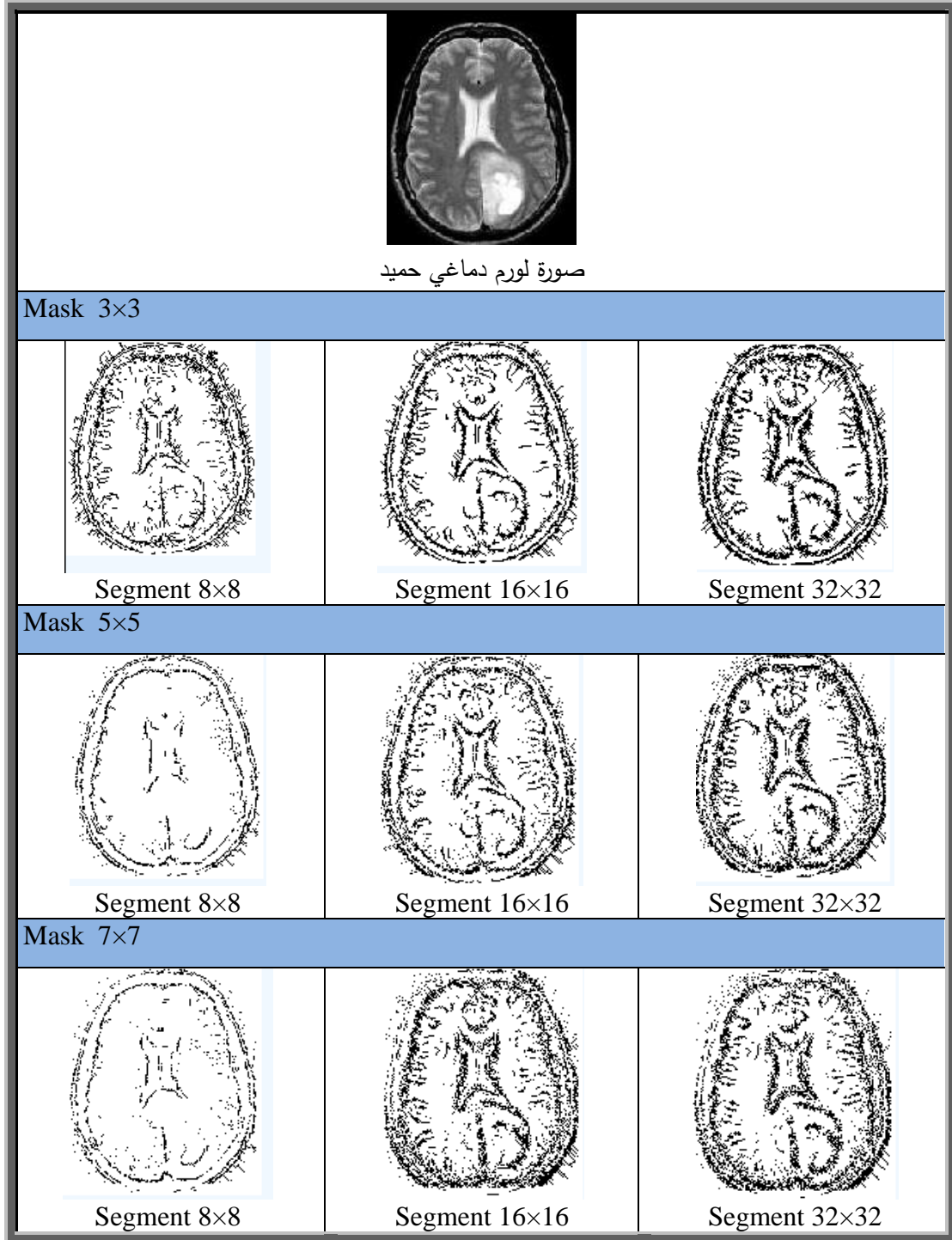
$p$  : معامل تلاشي المادة العطرية.

وفقا للتجارب، فإن القيم التالية التي أعطيت للمعاملات حققت نتائج جيدة:

- $\tau_{init}$  : 0.1
- $N$  : 3
- $L$  : 40
- $K$  : 30% size of image..
- $\alpha$  : 1.
- $\beta$  : 1.
- $\varphi$  : 0.05.
- $p$  : 0.1.

لقد تم استخدام لغة c# في التطبيق البرمجي [4] و[8]. كما وتم اخذ مقياسي أداء الخوارزمية وهما معدل مربع الخطأ (mean square Error –MSE) ومقياس قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة (Peak Signal to Noise Ratio) [7] و[10].

الشكل (8) يوضح نتائج تطبيق الخوارزمية المقترحة مع الخوارزمية التقليدية في المصدر [1].



شكل (8). تطبيق خوارزمية تحديد الحافات المقترحة المستندة إلى أمثلية مستعمرة النمل لصورة ورم دماغي.

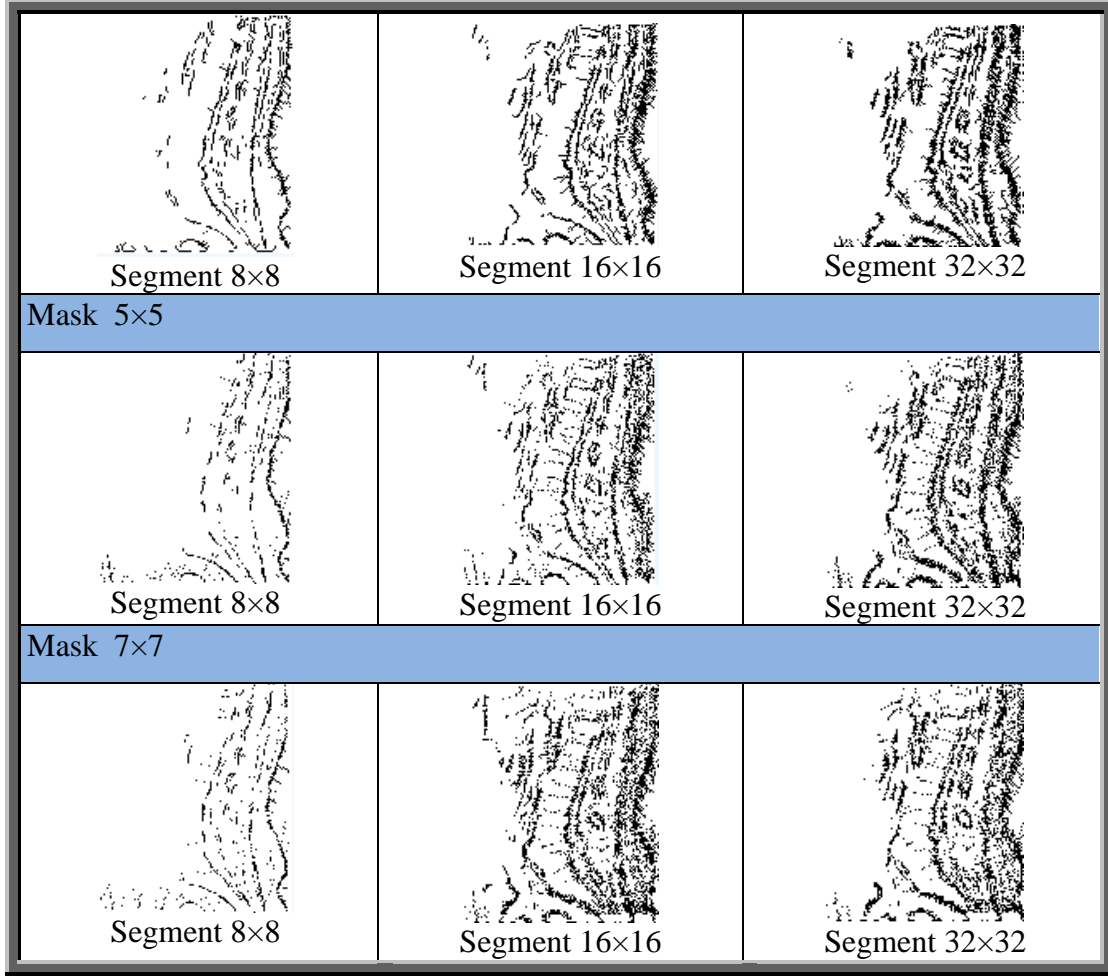
مقارنة نتائج الخوارزمية المقترحة مع الخوارزمية التقليدية موضحة في الجدول (1).

الجدول (1). معدل مربع الخطأ وقيمة نسبة الضوضاء الى الإشارة بين خوارزمية تحديد الحافات بالاستناد الى أمثلة مستعمرة النمل التقليدية لمرشح 3X3 و 5X5 والخوارزمية المقترحة لصورة ورم دماغي حميد.

Mask & Segment	MSE	PSNR
<b>3x3</b>		
16x16	3.91285	42.20586
32x32	16.09071	36.06505
<b>5x5</b>		
8x8	15.47620	36.23415
16x16	0.95812	48.31658
32x32	11.60084	37.48590
<b>7x7</b>		
8x8	23.44598	34.43011
16x16	10.18424	38.05151
32x32	8.53553	38.81849

من الجدول (1) تبين نتائج مقاييس الاداء أن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR عندما كانت عدد المتجاورات هو 16x16 وذلك إذا كان المرشح 3x3 بقيمة (3.91285) و (42.20586) على التوالي وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR كانت عند المتجاورات 32x32 بقيمة (16.09071) و (36.06505) على التوالي. وإذا كان المرشح 5x5 فإن أعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (15.47620) و (36.23415) على التوالي وأقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عند المتجاورات 16x16 بقيمة (0.95812) و (48.31658) على التوالي. وبالنسبة إلى المرشح 7x7 فإن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 32x32 بقيمة (8.53553) و (38.81849) على التوالي. وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (23.44598) و (34.43011) على التوالي. وبذلك نستنتج أن أقل معدل مربع خطأ وأعلى قيمة PSNR هي نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 5x5 والوحدات الصورية المتجاورة 16x16 بقيمة تقريبية مقدارها (1%) و(48%) على التوالي وأن أعلى معدل مربع خطأ وأقل قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 7x7 والوحدات الصورية المتجاورة 8x8 بقيمة تقريبية مقدارها (23%) و (34%) على التوالي. وبالنسبة إلى الحبل الشوكي فننتج التطبيق موضحة في الشكل (9).





شكل (9). صورة حبل شوكي طبيعي مطبقة في برنامج تحديد الحافات المقترح بالاعتماد على أمثلية مستعمرة النمل.

وقياس أداء أمثلية مستعمرة النمل وعرضت نتائجها في الجدول (2).

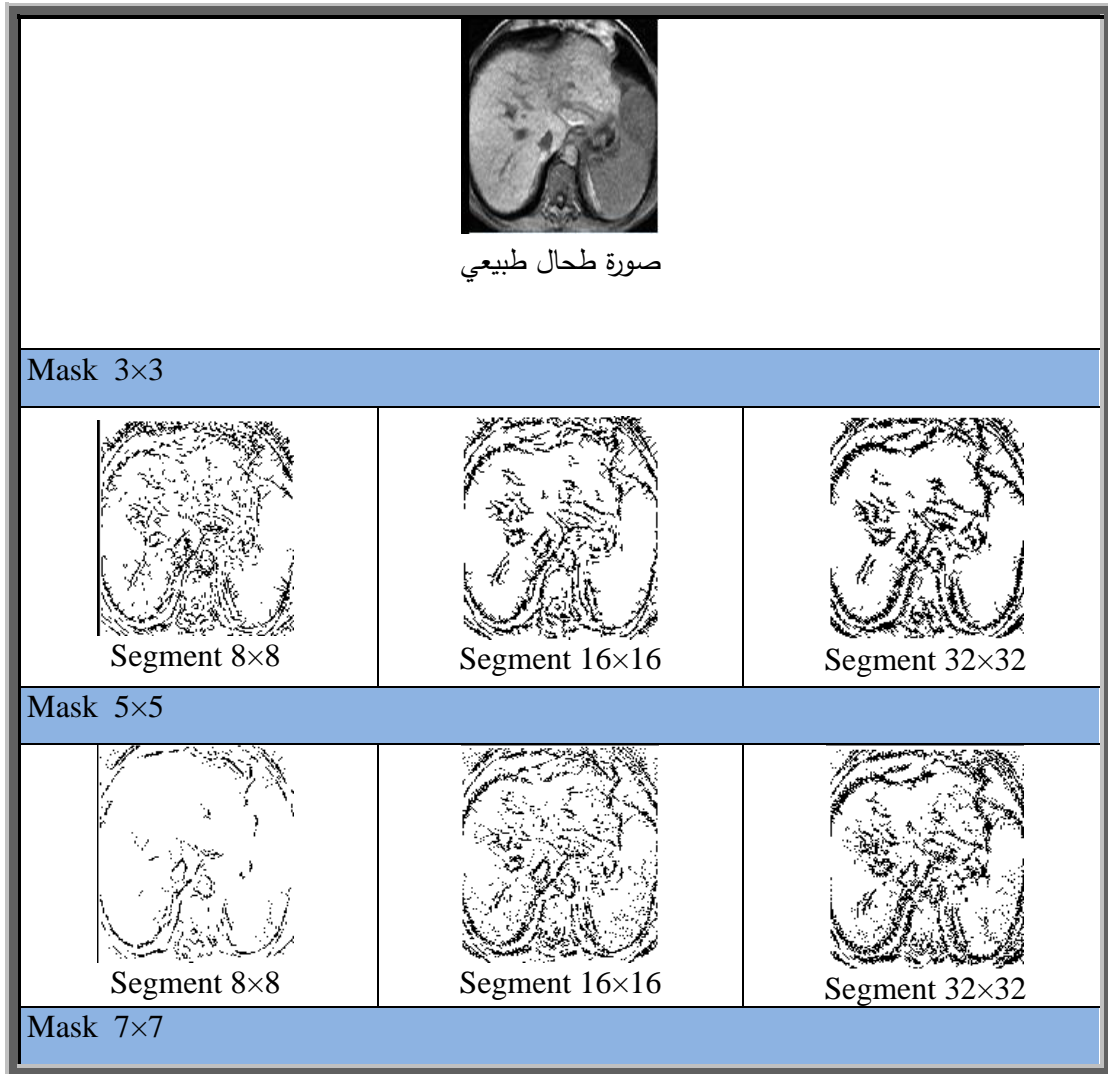
الجدول (2). قياس أداء خوارزمية أمثلية مستعمرة النمل بين الخوارزميتين التقليدية

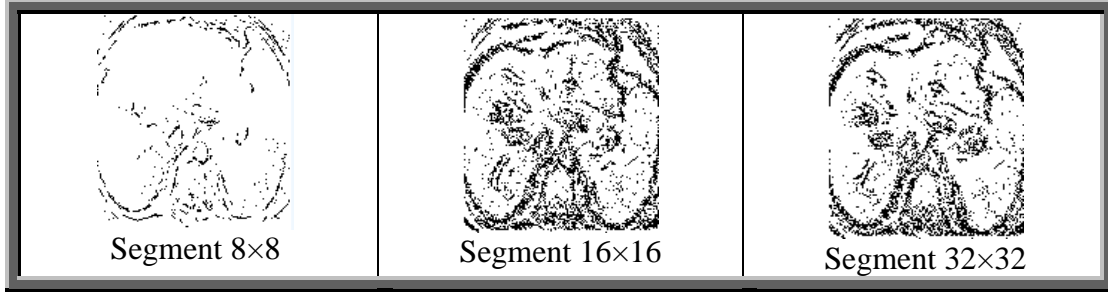
والمقترحة في تحديد حافات الحبل الشوكي الطبيعي.

Mask & Segment	MSE	PSNR
<b>3x3</b>		
16x16	4.19746	41.90093
32x32	11.71344	37.44395
<b>5x5</b>		
8x8	24.81512	34.18363
16x16	1.61671	46.04446
32x32	10.70057	3.27117
<b>7x7</b>		
8x8	24.75671	34.19387
16x16	11.05869	37.69376
32x32	3.75520	42.38446

من الجدول (2) تبين نتائج مقاييس الاداء أن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كان عدد المتجاورات 16x16 وذلك إذا كان المرشح 3x3 بقيمة (4.19746) و (41.90093) على التوالي وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR كانت عند المتجاورات 32x32 بقيمة (11.71344) و (37.44395) على التوالي. وإذا كان المرشح 5x5 فإن أعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (24.81512) و (34.18363) على التوالي وأقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي المتجاورات 16x16 بقيمة (1.61671) و (46.04446) على التوالي. وبالنسبة إلى المرشح 7x7 فإن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 32x32 بقيمة (3.75520) و (42.38446) على التوالي. وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (24.75671) و (34.19387) على التوالي. وبذلك نستنتج أن أقل معدل مربع خطأ وأعلى قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 5x5 والوحدات الصورية المتجاورة 16x16 بقيمة تقريبية مقدارها (2%) و (46%) على التوالي وأن أعلى معدل مربع خطأ وأقل قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 5x5 والوحدات الصورية المتجاورة 8x8 بقيمة تقريبية مقدارها (25%) و (34%) على التوالي.

واستخدمت أمثلية مستعمرة النمل في تحديد حافات صورة طحال طبيعي موضحة في الشكل (10).





الشكل (10). صورة طحال طبيعي مطبقة في برنامج تحديد الحافات المقترحة بالاعتماد على أمثلية مستعمرة النمل.

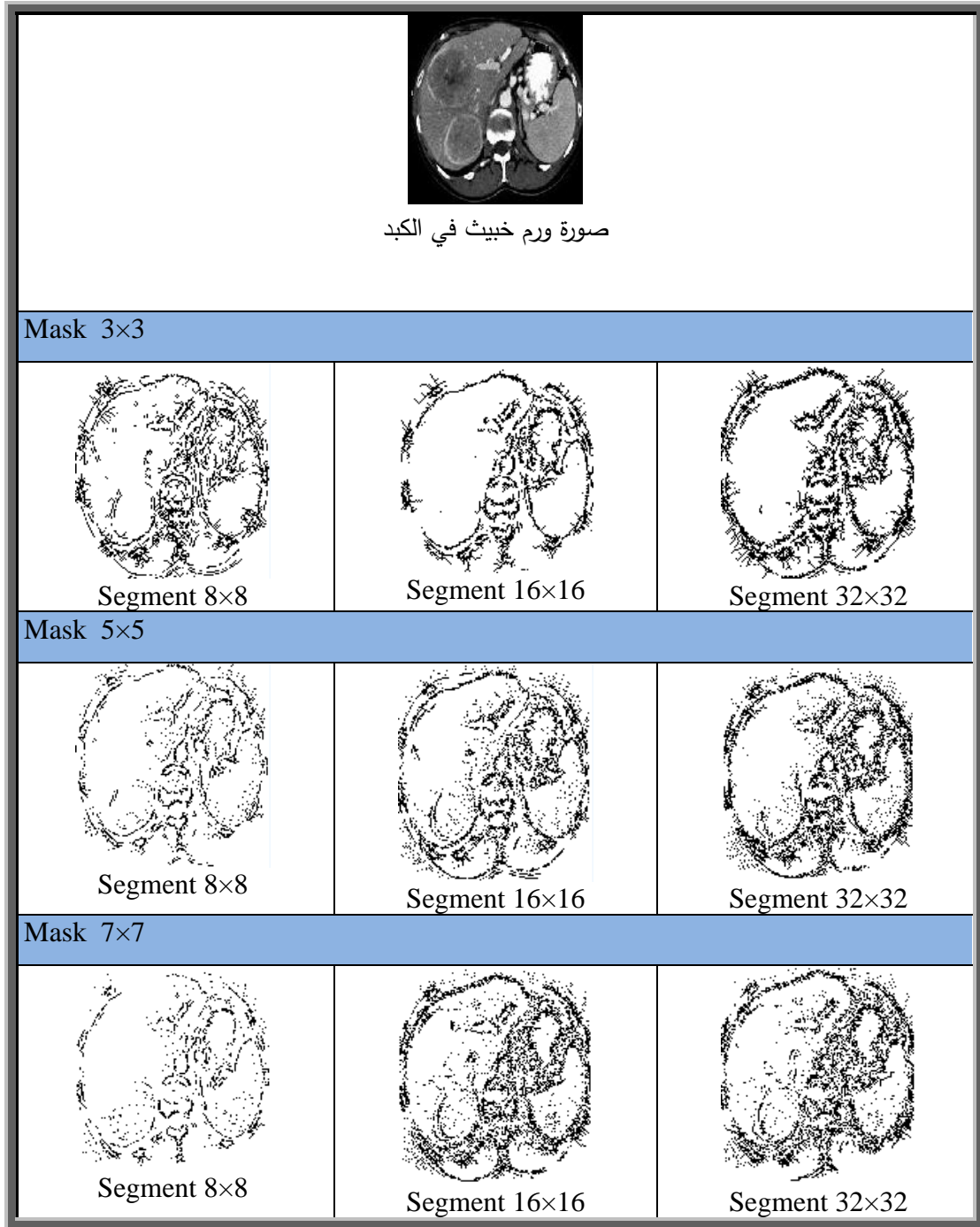
وقورنت نتائج الطريقتين ووضعت النتائج في الجدول (3).

الجدول (3). قياس أداء خوارزمية أمثلية مستعمرة النمل بين الخوارزميتين التقليدية والمقترحة في تحديد حافات طحال طبيعي .

Mask & Segment	MSE	PSNR
<b>3x3</b>		
16x16	4.20019	41.89810
32x32	12.85420	37.04035
<b>5x5</b>		
8x8	26.87707	33.83698
16x16	2.22348	44.66045
32x32	11.96796	37.35059
<b>7x7</b>		
8x8	28.07926	33.64694
16x16	10.86140	37.77194
32x32	8.19847	38.99347

من الجدول (3) تبين نتائج مقاييس الاداء أن اقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كان عدد المتجاورات هو 16x16 وذلك إذا كان المرشح 3x3 بقيمة (4.20019) و (41.89810) على التوالي وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عند المتجاورات 32x32 بقيمة (12.85420) و (37.04035) على التوالي. وإذا كان المرشح 5x5 فإن أعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (26.87707) و (33.83698) على التوالي وأقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عند المتجاورات 16x16 بقيمة (2.22348) و (44.66045) على التوالي. وبالنسبة الى المرشح 7x7 فإن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 32x32 بقيمة (8.19847) و (38.99347) على التوالي. وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (28.07926) و (33.64694) على التوالي. وبذلك نستنتج أن أقل معدل مربع خطأ وأعلى قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 5x5 والوحدات الصورية المتجاورة 16x16 بقيمة تقريبية مقدارها (2%) و (45%) على التوالي وأن أعلى معدل مربع خطأ وأقل قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 7x7 والوحدات الصورية المتجاورة 8x8 بقيمة تقريبية مقدارها (28%) و (34%) على التوالي.

وعرضت نتائج الورم الخبيث في الكبد باستخدام أمثلية مستعمرة النمل في تحديد الحافات في الشكل (11).



الشكل (11). صورة ورم خبيث في الكبد مطبقة في برنامج تحديد الحافات المقترحة بالاعتماد على أمثلية مستعمرة النمل.

وقورنت نتائج الطريقتين باستخدام قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة وكذلك معدل مربع الخطأ ووضعت في الجدول (4).



الجدول (4). قياس أداء خوارزمية أمثلية مستعمرة النمل بين الخوارزميتين التقليدية والمقترحة في تحديد حافات ورم خبيث في الكبد .

Mask & Segment	MSE	PSNR
<b>3x3</b>		
16x16	1.22917	47.23465
32x32	8.92204	38.62615
<b>5x5</b>		
8x8	22.88906	34.53452
16x16	0.449981	51.59885
32x32	7.67340	39.28092
<b>7x7</b>		
8x8	24.47669	34.24327
16x16	8.09914	39.04641
32x32	4.65791	41.44888

من الجدول (4) تبين نتائج مقاييس الاداء أن اقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كان عدد المتجاورات هو 16x16 وذلك إذا كان المرشح 3x3 بقيمة (1.22917) و (47.23465) على التوالي وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عند المتجاورات 32x32 بقيمة (8.92204) و (38.62615) على التوالي. وإذا كان المرشح 5x5 فإن أعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (22.88906) و (34.53452) على التوالي وأقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عند المتجاورات 16x16 بقيمة (0.449981) و (51.59885) على التوالي. وبالنسبة الى المرشح 7x7 فإن أقل معدل خطأ وأعلى قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 32x32 بقيمة (4.65791) و (41.44888) على التوالي. وأعلى معدل خطأ وأقل قيمة PSNR هي عندما كانت المتجاورات 8x8 بقيمة (24.47669) و (34.24327) على التوالي. وبذلك نستنتج أن أقل معدل مربع خطأ وأعلى قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 3x3 والوحدات الصورية المتجاورة 16x16 بقيمة تقريبية مقدارها (0%) و (52%) على التوالي وأن أعلى معدل مربع خطأ وأقل قيمة نسبة الضوضاء إلى الإشارة حصل عندما كان المرشح 5x5 والوحدات الصورية المتجاورة 8x8 بقيمة تقريبية مقدارها (24%) و (34%) على التوالي.

#### 7. الاستنتاجات

تم بنجاح تحديد حافات الورم الموجود في الصور بواسطة خوارزمية الكشف عن حافات الصورة المستندة إلى أمثلية مستعمرة النمل وقد اختيرت قيم معاملات ملائمة لجميع أنواع الصور، وقد تم اختبارها ومقارنتها مع الخوارزمية التقليدية لتحديد الحافات بالاعتماد على أمثلية مستعمرة النمل.

وتبين النتائج التجريبية تحقق الهدف من هذه الطريقة في تحديد الحافات في الصورة مع قيم المعاملات المناسبة التي مكنت الخوارزمية من تحديد الحافات في الصور المختبرة بنجاح، دون الحاجة إلى تغيير قيم المعاملات حسب طبيعة الصورة، أو طبيعة التطبيق. كما وتم اقتراح متجاورات عديدة ودالة حسية مناسبة.



المصادر

- [1] A. Veronica, C. Oppus (2010) "Image Edge Detection Using Ant Colony Optimization" Wseas Transactions On Signal Processing Issue 2, Volume 6, April 2010.
- [2] Dorigo M., Stuzle T. (2004) "Ant Colony Optimization"- the MIT Press, 2004. – p. 33-41.
- [3] Dreamtech Press, Ansari Road, Daryaganj, New Delhi, 2009, "C# 2008 Programming Covers.NET 3.5 " , Print Well Offset , New Delhi.
- [4] J. Tian, W. Yu, and S. Xie,(2008) "An Ant Colony Optimization Algorithm For Image Edge Detection", IEEE Congress on Evolutionary Computation,1-6, pp. 751-756, June. 2008.
- [5] Marco Dorigo, Christian Blum, (2005) "Ant colony Optimization theory: A survey" Theoretical Computer Science 344 (2005) 243 – 278.
- [6] Marco Dorigo, Mauro Birattari, and Thomas St'utzle, (2006) "Ant Colony Optimization Artificial Ants as a Computational Intelligence Technique" IEEE Computational Intelligence Magazine November 2006 1556-603x/06.
- [7] M.M. Kazi, A. V. Mane, R.R. Manza, K. V. Kale, (2011) "comparison of fingerprint enhancement techniques through Mean Square Error and Pek-Signal to Noise Ratio" International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE). Vol. 3 No. 1 Jan 2011.
- [8] Parida Rajeev A . , 2009 , "The Power of C#" , Firewall Media .
- [9] Victor Soto Hernandez and Alfredo Weitzenfeld, Senior Member, IEEE, (2006) "Ant Colony Algorithm for Swarm Systems" 1-4244-0537-8/06.
- [10] Zhou Wang, Alan C. Bovik, Fellow, Hamid R. Sheikh, Eero P. Simoncelli, (2004) " Image Quality Assessment: From Error Measurement to Structral Similarity" IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 13, No. 1, January 2004.