

Measurement of the Efficiency of Parallel Genetic Algorithm for Compress and Decompression of Fractal Imaging Using Multiple Computers

Shahla A. Abdul Qadir

Technical Institute, Mosul, Iraq

Received on: 02/02/2012

Accepted on: 28/06/2012

ABSTRACT

Efficient technologies have been recently used in Fractal Image Coding (FIC) to reduce the complexity of searching for matching between Range block and Domain block. The research aims at using the Parallel Genetic Algorithm (PGA) by the technology of the (Manager/Worker) in parallel computers to obtain best and quickest compress for images by coding the site of the searching domain block with a Gray code and a fitness function that minimizes the space between the matching of the current range block with the searching domain block in order to choose a protection strategy and compress of high accuracy of images. Results showed that PGA is quicker than standard algorithm in FIC and is more flexible and efficient in reaching the optimum solution in higher speed and efficiency through using the Gray code. The searching method used for the parallel algorithm for compression and decompression, the method of choosing GA's coefficients, (selection, crossover and mutation) were of a significant role in improving the image compression ratio and quality for images in high speed that has reached 15s, compression ratio has reached 91.68%, while the image quality was improved after decompression and has reached roughly 34.81 compared to traditional method of fractal image coding (FIC) where the compression ratio has reached 83.87% and image quality 31.79 with algorithm implementation speed reached 28s.

Keywords-Parallel Genetic Algorithm (PGA), Fractal Image Coding(FIC), Local Iterated Function System(LIFS), Rang Block, Domain Block.

قياس كفاءة الخوارزمية الجينية المتوازية في كبس وفك كبس الصور الكسوري باستخدام حاسبات متعددة

شهلة عبد الوهاب عبد القادر

المعهد التقني / الموصل

هيئة التعليم التقني

تاريخ قبول البحث: 2012/06/28

تاريخ استلام البحث: 2012/02/02

المخلص

استخدمت مؤخرا تقنيات فعالة في التشفير الكسوري للصور Fractal Image Coding(FIC) لتقليل تعقيد البحث للتطابق بين كتل المدى Range Block وكتل المجال Domain Block. الهدف من هذا البحث استخدام الخوارزمية الجينية المتوازية (Parallel Genetic Algorithm (PGA) بتقنية المدير/العامل (Manager/Worker) في حاسبات متوازية للحصول على أسرع وأفضل كبس للصور من خلال البحث عن كتل المجال المتطابقة التي تمنع التقارب غير الصحيح بواسطة تشفير موقع كتلة مجال البحث بشفرة رمادية وبدالة لياقة تقلل المسافة بين تطابق كتلة المدى الحالية مع كتلة مجال البحث لاختيار استراتيجية حماية وكبس عالي الدقة للصور. النتائج بينت ان الخوارزمية الجينية المتوازية أسرع من الخوارزمية القياسية في كبس صور الكسوري FIC، وأنها مرنة وفعالة للوصول إلى الحل الأمثل بسرعة وكفاءة عاليتين من خلال استخدام الشفرة الرمادية، وان طريقة البحث المستخدمة في الخوارزمية للكبس وفك الكبس، وطريقة اختيار معاملات الخوارزمية

الجينية (الاختيار، العبور والطفرة) كان له دور فعال في تحسين نسبة الكبس ونوعية الكبس للصورة بسرعة عالية وصلت الى 15s، كما وصلت نسبة الكبس الى 91.68% وتحسين نوعية الصورة بعد فك الكبس الى ما يقارب 34.81db مقارنة بالطريقة التقليدية لكبس صور الكسوري التي وصلت نسبة الكبس فيها الى 83.87% ونوعية صورة 31.79db بسرعة تنفيذ للخوارزمية وصلت الى 28s.

الكلمات المفتاحية: الخوارزمية الجينية المتوازية، كبس او تشفير الصور الكسوري، نظام الوظيفة المتكرر، كتلة المدى، كتلة المجال.

1. المقدمة

كبس وفك الكبس للصور من تقنيات الصور الرقمية التي أصبحت جانبا مهما في خزنها ونقلها في مجال المعلومات. يعد كبس الصور الكسوري (FIC) من احسن خوارزميات الكبس وفك الكبس التي طورت في العقد الاخير من قبل Barnsley و Jacquin. والذي هو نتيجة دراسة نظام الوظيفة المتكرر Iterated Function System (IFS) إذ طورت الكثير من البحوث في هذا المجال بسبب ارتفاع معدل الكبس compression ratio وسهولة فك الكبس، فقد ركز الباحثون على كيفية تحديد وتحسين صنف كتل المدى Rang Blocks، زيادة معدل الكبس، التوازن بين سرعة الكبس وفك الكبس وتحسين جودة الصورة بعد فك الكبس، ووضعت خوارزميات كثيرة في هذا المجال على أساس تصنيف البحث الذي يقلل التعقيد [1]، فقد استخدم باحثون الخوارزميات الجينية Genetic Algorithm (GA) لكبس الصور الكسوري، والخوارزمية الجينية هي تقنية من تقنيات البحث الذكي التي تُستخدم لإيجاد حلول تقريبية للمسائل التي تتطلب حولا أمثلية وتستغرق وقتا طويلا لإيجادها في التقنيات التقليدية، ويتم في الخوارزمية الجينية توصيف المشكلة بكموسومات تمثل الحلول بوحدة من طرائق الترميز ومعالجتها بطرائق رياضية مستوحاة من العمليات البيولوجية في الكائنات الحية، إذ تستخدم تقنيات الوراثة Inheritance، الاختيار Selection، التزاوج Crossover والطفرة Mutations، للحصول في نهاية المطاف على الجيل النهائي للكموسومات والذي يمثل الحل الأمثل للمشكلة المطروحة، فقد عمل الباحثون [2] [4] [5] [8] [9] على تطوير خوارزميات جينية لكبس الصور الكسوري وكانت نسبة الكبس عالية للصور المختبرة وصلت الى 88% في حين كانت نوعية الكبس للصورة جيدة تراوحت بين 27-31db، في ما عمل آخرون [3][10][13][14] على تطوير نظم هجينة من الشبكات العصبية والمنطق المضرب والخوارزميات الجينية لكبس الصور الكسوري حيث كانت النتائج متفاوتة بين طريقة واخرى فقد وصلت نسبة الكبس الى 90.12% في حين لم تتجاوز نوعية الكبس للصورة 31db، وقام الباحثون [11][12] بتطبيق خوارزمية جينية لتسريع كبس الصور الكسوري فمع سرعة الكبس فان نوعية الكبس للصورة لم تتجاوز 29db. الهدف من هذا البحث تطوير خوارزمية جينية متوازية في حاسبات متوازية لتقليل التعقيد والسرعة من اجل الحصول على كتل المجال المتطابق Domain Blocks من الجزء الكسوري في كبس الصور والذي يستخدم نظام الوظيفة المتكرر المحلي Local Iterated Function System (LIFS) وكبس الصور الكسوري. حيث تم لكل كتلة مدى تطوير استراتيجية خوارزمية جينية متوازية بترميز موقع البحث لكتلة المجال وبشفرة رمادية Gray code ذات دالة لياقة لايجاد اقل مسافة بين تطابق كتلة المدى الحالية مع كتلة مجال البحث. في النهاية يكون لدينا نظام ترميز للعثور على كتلة المجال المناسب لكل كتلة مدى وتوزع على عدة حاسبات لتقليل الوقت المستغرق في حساب دالة اللياقة في

الخوارزمية الجينية. ماتبقى من البحث كما يلي :القسم الثاني يتضمن تفاصيل الطريقة المستخدمة في البحث. القسم الثالث يشرح المواد ومنهجية البحث المقترحة. القسم الرابع النتائج ومناقشتها . القسم الخامس الاستنتاجات.

2. الخوارزمية الجينية المتوازية لكبس وفك الكبس الكسوري

ستراتيجية الخوارزمية الجينية المتوازية في كبس الصور الكسوري تكون كالآتي:-

2-1 كبس الصور الكسوري (FIC):

كبس الصورة الكسوري عملية معقدة جدا لكن فك الكبس عملية سهلة جدا مما يجعل معدل الكبس عاليا فيها ، هذا التعقيد جاء لانها تستند بالاساس على نظرية الوظيفة المتكرر LISF. ولكبس صورة أصلية بطريقة FIC يكون التعقيد فيها هو كيفية الحصول على معلمات LIFS ، والتي تتم كالآتي :-

1. الصورة الاصلية I تقسم الى كتل المدى (I) Rang Block (M) غيرالمتداخلة بحجم B*B ، وبشكل عشوائي لموقع (N) لكتل المجال Domain Blocks(I) وبحجم 2B*2B. كتل المدى ترقيم من (1:M) وتمثل بواسطة $R_i (1 \leq i \leq M)$ ، وكذلك كتل المجال ترقيم (1:N) وتمثل بواسطة $D_j (1 \leq j \leq N)$.

2. لكل كتلة مدى R_i ، افضل تطابق للمجال $D_k (1 \leq k \leq N)$ وكذلك تقليص التحول المتقارب T_{ik} والذي يحقق بالمعادلة التالية :

$$d(R_i, T_{ik}(D_k)) = \min . d(R_i, T_{ij}(D_j)) \quad \dots(1)$$

حيث ان : T_{ik} تحويل التقليص المتقارب من كتلة المجال D_j الى كتلة المدى R_i ; مقياس التشويش $d(R_i, T_{ij}(D_j))$ هو متوسط مربع الخطا MSE بين كتلة المدى R_i ، وكتلة المجال المتقلصة $T_{ij}(D_j)$. تحويل التقليص المتقارب T_{ij} مكون من (θ_{ij}, ϕ_j) حسب المعادلة(2):

$$T_{ij} = \theta_{ij} \circ \phi_j \quad \dots(2)$$

حيث ان ϕ_j تحويل حجم كتلة المجال الى نفس الحجم من كتل المدى ، وهذا التحويل يوضح كالآتي : كتلة المجال D_j تقسم الى وحدات غير متداخلة بحجم 2*2 ، وكل نقطة صورية pixel في كتلة التحويل $\phi_j(D_j)$ هي معدل من اربع قيم صورية في كل وحدة من D_j . اما θ_{ij} فهو مكون من خطوتين : الخطوة الاولى تحولات كتلة $\phi_j(D_j)$ بواسطة واحدة من التحولات الثمانية الاتية : الدوران حول مركز الكتلة $\phi_j(D_j)$ ، للدرجات $(0^\circ, +90^\circ, +180^\circ, +270^\circ)$ وكل دوران بعد الانعكاس المتعامد حول منتصف المحور العمودي للكتلة $\phi_j(D_j)$ ، تلك التحولات الثمانية تسمى isometrics ، اما الخطوة الثانية هي التحول P_{ij} للنقطة الصورية للكتلة المحصل في الخطوة الاولى ، ويعرف بالمعادلة (3) :

$$P_{ij}(v) = a_{ij}v + g_{ij} \quad \dots(3)$$

حيث ان : v هي النقطة الصورية pixel للكتلة الناتجة في الخطوة الاولى . a_{ij} ، g_{ij} : يحسب بواسطة تحليل Least square analysis للقيم الصورية لكتل المدى R_i والكتلة الناتجة بواسطة الخطوة الاولى. ويسمى a_{ij} : معامل القياس ، ويسمى g_{ij} : معامل التعديل ، لذلك بعد الحصول على معلمات LIFS يتم تشفيرها كالآتي :

1- معلمات تشير الى موقع افضل تطابق لكتلة المجال.

2- معلمة تشير الى isometry ل افضل تطابق لكتلة المجال .

3- معامل القياس (a_{ij}) scaling coefficient ومعامل التعديل offset(g_{ij}).

المشكلة الأساسية في هذه الطريقة هو استهلاك وقت كبير في كبس الصور الكسوري، في هذا البحث طورت خوارزمية جينية متوازية لكبس الصور لتسريع هذه الطريقة في ايجاد معاملات LIFS قريبة من الصورة الاصلية [4] .

2-2 الخوارزميات الجينية لكبس الصور الكسوري FIC GA

السمة الرئيسية لـ FIC هو ايجاد كتلة المجال المناسبة والتحول الى نوعية من كتلة المدى ، والمشكلة فيها هو ايجاد مساحة البحث لذلك استبدلت ميكانيكية البحث التقليدية لـ FIC بخوارزمية جينية متوازية لايجاد اقرب حل مثالي . فالخوارزمية الجينية هي تقنيات بحث تستخدم لايجاد الحلول الحقيقية والتقريبية لمشاكل البحث ، إذ يتم فيها توصيف المشكلة لتمثيل الصبغيات Chromosomes الممثلة للحلول بواحد من طرائق الترميز، بعد ذلك تطبق مجموعة من العمليات الرياضية المستتبطة من العمليات البيولوجية كالعبور، التوارث، الأختيار، التزاوج والطفرة للحصول في نهاية المطاف على مجموعة من الصبغيات التي تمثل الجيل النهائي وكل صبغي ماهو الا فرد من افراد الجيل، وافضل صبغي هو الحل الأمثل الذي تبحث عنه المشكلة المطروحة. اذا، تبدأ عملية البحث من مجموعة حلول وليس حلاً واحداً. الحلول عادة تمثل بصيغة ثنائية (1,0) لكل الاحتمالات الممكنة للمسألة، والجيل الاول يبدأ بتوليد جيل عشوائي لكل الصبغيات لتمثيل مساحة الحل. الجيل الجديد يتكون من تقييم كل فرد في الجيل القديم حسب دالة اللياقة استخدمت هذه الطريقة في كبس الصور الكسوري FIC وكالاتي [14] :

• **تشفير المعلمات Parameter coding**: تشفير المعلمات (الصبغيات) LIFS المكونة من $\{x, y, z, a, g\}$ بصورة ثنائية، إذ ان $\{x, y\}$ معلمات تشير الى موقع أفضل تطابق لكتلة المجال، $\{z\}$ معلمة تشير الى isometry لأفضل تطابق لكتلة المجال، $\{a\}$ معامل القياس ، $\{g\}$ معامل التعديل، تسمى هذه الشفرة بالشفرة الرمادية للبحث عن كتلة المجال يوضحها الشكل (1) .

X _n	X ₁	Y _n	Y ₁	2	1	0
كتلة المجال المتطابق السينية			كتلة المجال المتطابق الصادية			Isometry		

الشكل رقم (1): الشفرة الرمادية للبحث عن كتلة المجال

الصورة I(w,w) في عملية الكبس تقسم الى كتل المدى غير المتداخلة بحجم b*b لكل كتلة مدى والبحث عن موقع كتلة المجال يبدأ عادة من (اعلى - يسار) الصورة وتشفر بواسطة الشفرة الرمادية g_i(i=1,2,...,n) واكبر قيمة لـ n هي أكثر دقة . ثم تحول الشفرة الرمادية g_i(n) الى شفرة ثنائية X_i(i=1,2,...,n) كما في المعادلة (4) :

$$X_n = g_n$$

$$X_i = X_{i+1} \oplus g_i, (i = n-1, n-2, \dots, 1) \quad \dots(4)$$

ثم يُحصل على الرقم العددي X بالمعادلة (5) :

$$X = 1 + \frac{\sum_{i=1}^n X_i \cdot 2^{i-1}}{2^n - 1} * (w - 2b) \quad \dots(5)$$

• **حجم الجيل Population size** : يقصد به عدد الأفراد ضمن الجيل وهو من العوامل المهمة والتي يتوقف عليها أداء الخوارزمية. لذلك فإن زيادة حجم الجيل سوف يقلل من خطأ النتائج ، لكن تنخفض دقة النتائج بشكل ملحوظ

عند كون حجم الجيل صغيراً لأنه لن يشمل كامل المجال المدروس بشكل جيد، وتتم عملية بناء الجيل الابتدائي initial population بطريقة عشوائية للشفرة الرمادية.

• دالة اللياقة **Fitness Function**: سلسلة الصبغيات المكونة للجيل القديم من بيانات الصورة تتغير الى الجيل الجديد اعتماداً على دالة اللياقة بالمعادلة (6) :

$$Fitness(x) = \begin{cases} \frac{1}{mse(x)+1} \dots mse(x) > \varepsilon \\ \infty \dots \dots \dots mse(x) \leq \varepsilon \end{cases} \dots (6)$$

حيث $MSE(x)$: هي متوسط مربع الخطأ بين كتلة المدى وكتلة المجال الناتجة من الصبغي X .

• **توليد الاجيال Generation**: توليد الأجيال يعني الحصول على جيل جديد من الابناء من خلال تولد صبغيات الاباء التي لها لياقة اكبر وفرصة للتزاوج والبقاء، وبهذا يتم توليد جيل جديد من الابناء بشكل عشوائي اكثر تكيفا للظروف البيئية وفناء الافراد الاقل تكيفا، لذلك كلما زاد عدد الاجيال فان الحل المثلثي سوف تحافظ على نفسها في الاجيال اللاحقة باقل تقدير، وتتم عملية التوليد بثلاث مراحل، (الاختيار ، التزاوج ، الطفرة).

• **الاختيار على وفق مبدأ العجلة المتدرجة Roulette Wheel Selection**: محاكاة هذه الطريقة تتم بوجود عجلة لها مؤشرات تقسم إلى 100 قطاع، أفراد الجيل يُوزعون على القطاعات وفقاً لمتوسط احتمالية الانتخاب لكل فرد من أفراد الجيل الحالي والذي يعطى بالمعادلة (7) :

$$Pis = Fi / (\sum_{i=1}^m Fi), (i = 1, 2, \dots, M) \dots (7)$$

حيث أن Pis : هي احتمالية انتخاب الفرد i و Fi : درجة ملاءمة الفرد i ، و M : عدد الأجيال.

الانتخاب يتم بإدارة العجلة عشوائياً ويؤخذ بعدها الفرد الذي أشار إليه المؤشر. درجة لياقة الفرد تزداد بزيادة عدد قطاعاته ومن ثم يزداد احتمال انتخابه في الجيل اللاحق بتأثير إيجابي.

• **العبور Crossover**: يعد من العمليات المهمة في GA فالمعتقد السائد أن التزاوج بين أفراد يتمتعون بمواصفات جيدة سوف ينتج عنه أفراد بمواصفات جيدة بأقل تقدير، ثم يتم انتخاب الأفراد بمقياس لياقة جيد، تنفذ بعد ذلك عملية مزج عشوائي للتخلص قدر الإمكان من إجراء العبور بين الفرد ونفسه والناتج عن احتمال تكرار الفرد أكثر من مرة بشكل متتالٍ نتيجة عملية الانتخاب التي تسبق العبور. في جيل الاباء تقسم الصبغيات الى (ثلاث مجاميع) والعبور يتم فيها عشوائياً لكل مجموعة وفق احتمالية العبور (Pc) probability of Crossover ، والشكل (2) يوضح المجاميع الثلاثة المضللة لعملية العبور بين جيل الآباء وجيل الأبناء .

• **الطفرة Mutation** : هي المرحلة الأخيرة من سلسلة العمليات التكرارية التي تسهم بشكل جيد للوصول إلى الحل الأمثل بسرعة فعند حدوث تغير مفاجئ وعشوائي في الجيل ولو كان باحتمال طفيف يكون له الأثر الإيجابي في الاقتراب من الحل الأمثل. الطفرة في الترميز الثنائي تكون بعكس الصبغيات من الصفر إلى الواحد أو العكس، واحتمال حدوث هذا التغير يعرف باحتمال الطفرة (Pm) probability of Mutation و عادة يختار بقيمة متدنية

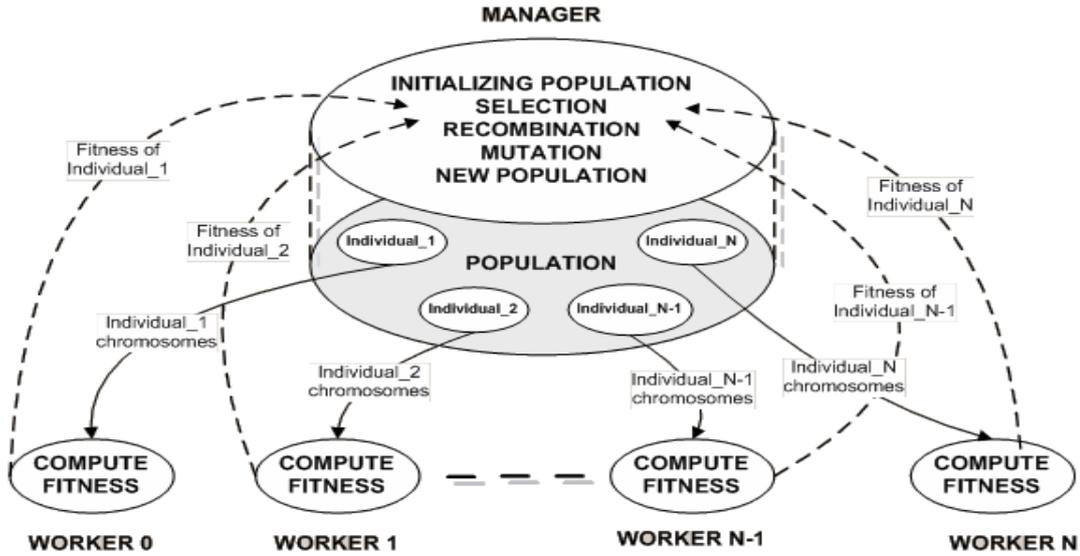
نسبياً [14]

جيل	$X_{1,n}$	$X_{1,n-1}$...	$X_{1,j}$	$X_{1,j-1}$..	$X_{1,1}$	$Y_{1,n}$	$Y_{1,n-1}$..	$Y_{1,j}$	$Y_{1,j-1}$..	$Y_{1,1}$	$Z_{1,1}$	$Z_{1,2}$	$Z_{1,3}$
الآباء	$X_{2,n}$	$X_{2,n-1}$...	$X_{2,j}$	$X_{2,j-1}$..	$X_{2,1}$	$Y_{2,n}$	$Y_{2,n-1}$..	$Y_{2,j}$	$Y_{2,j-1}$..	$Y_{2,1}$	$Z_{2,1}$	$Z_{2,2}$	$Z_{2,3}$
جيل	$X_{1,n}$	$X_{1,n-1}$...	$X_{1,j}$	$X_{2,j-1}$..	$X_{2,1}$	$Y_{1,n}$	$Y_{1,n-1}$..	$Y_{2,j}$	$Y_{2,j-1}$..	$Y_{2,1}$	$Z_{1,1}$	$Z_{1,2}$	$Z_{1,3}$
الأبناء	$X_{2,n}$	$X_{2,n-1}$...	$X_{2,j}$	$X_{1,j-1}$..	$X_{1,1}$	$Y_{2,n}$	$Y_{2,n-1}$..	$Y_{1,j}$	$Y_{1,j-1}$..	$Y_{1,1}$	$Z_{2,1}$	$Z_{2,2}$	$Z_{2,3}$

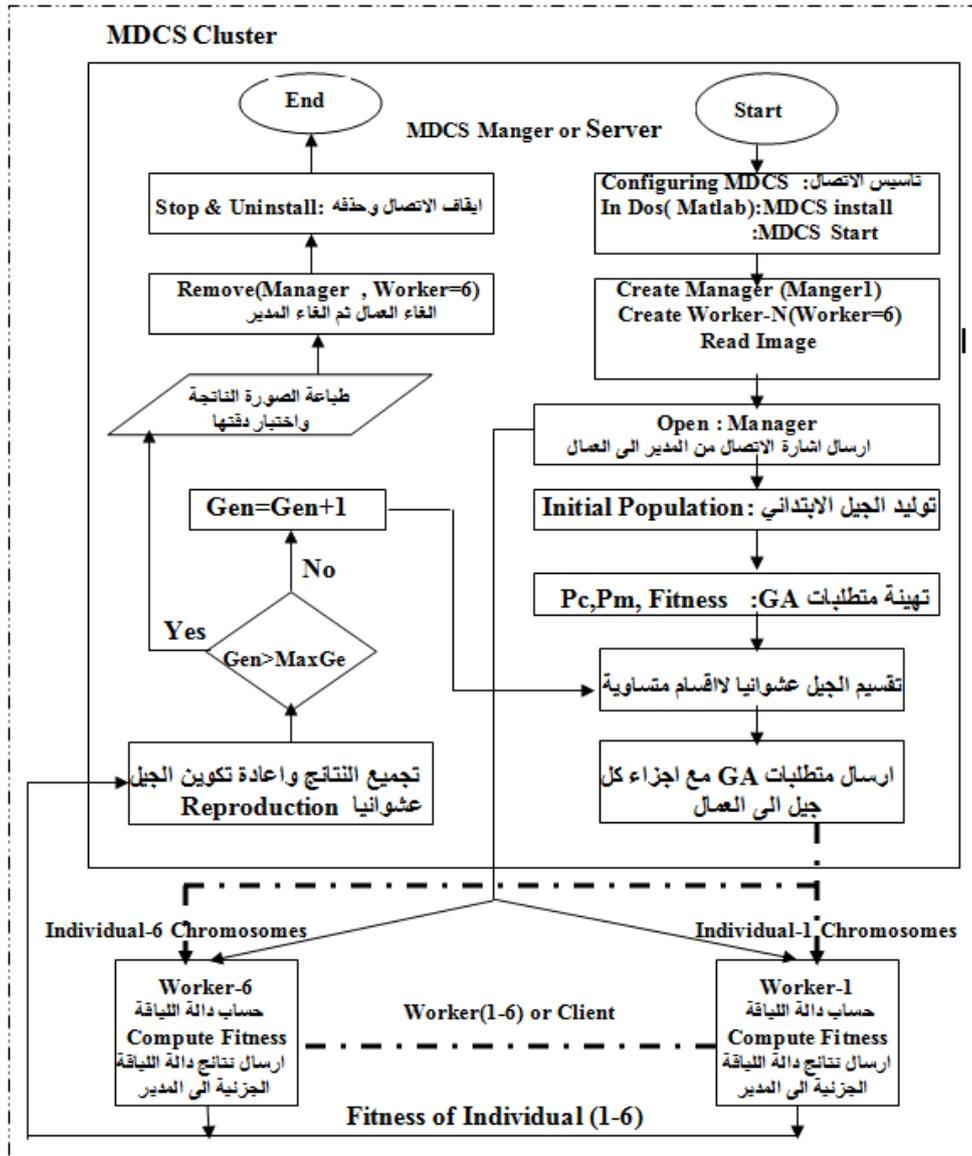
الشكل رقم (2): العبور للشفرة الرمادية

3-2 الخوارزمية الجينية المتوازية

الخوارزمية الجينية تتطلب وقتاً طويلاً لتنفيذها لكن في تقنيات الحاسوب الحديث تم التغلب على طول الوقت بتنفيذ هذا النوع من الخوارزميات في حاسبات متوازية الهدف منه الحصول على الحل الأمثل بسرعة عالية. الخوارزمية الجينية المتوازية طبقت على أساس المدير/ العامل Manager/Worker بعدة حاسبات، حاسبة رئيسية تعد المدير، و N من الحاسبات الطرفية بوصفها عمالاً، الموضحة بالشكل (3). المدير يعمل على تأسيس الاتصال مع العمال من خلال إرسال إشارة الاتصال، ثم يقوم بتوليد صبغيات الجيل الابتدائي عشوائياً وتوزيعها على العمال بالتساوي، تهيئة متطلبات الخوارزمية الجينية وتوزيعها على العمال Worker-N. أيضاً يقوم المدير باستلام النتائج من كل عامل لإعادة تمثيلها عشوائياً ليتسنى تكرار تلك العمليات، إرسال إشارة لانتهاء الاتصال مع كل العمال بعد الحصول على الحل الأمثل النهائي. أما العمال N ، يقوم كل عامل من البداية باستلام الإشارة من المدير لتأسيس الاتصال والانتظار لحين البدء بإرسال متطلبات الخوارزمية الجينية، وجزء من الصبغيات الكلية لتنفيذ الخوارزمية بدالة اللياقة، ومن ثم إرسال ناتج الخوارزمية الجزئية الى المدير، العمليات تكرر لكل عامل مع كل إرسال من المدير إلى أن يستلم إشارة بإنهاء الاتصال بعد الوصول إلى الحل الأمثل النهائي [6][7]. والنظام المقترح للخوارزمية الجينية المتوازية (PGA) يوضح في الشكل (4).



الشكل (3) الخوارزمية الجينية المتوازية



الشكل (4) مخطط النظام المقترح PGA في كبس الصور الكسوري

3. مواد البحث وطرائقه :

وفقا لما تقدم في المقطع الثاني ، استخدمت بيانات الصور الأصلية الرمادية (Lena ,Barbara) بصيغة (JPEG) لكونها صيغة فعالة لضغط الصور الرقمية وهي الصيغة الأكثر شيوعا لحفظ وارسال ملفات الصور عبر شبكة الانترنت لان حجمها صغير ودقتها عالية . واختيرت الصور بحجم 256*256 والتي شفرت ب 8-bit/pixel لكل نقطة صورية والجدول رقم (1) يمثل البيانات المستخدمة في تمثيل نموذج الخوارزمية الجينية المتوازية . استخدمت تقنية (MDCS) MATLAB Distributed Computing Server المعروفة بخوادم الحاسبات الموزعة والموجودة في بيئة الماتلاب MatlabR2010b وتأسيسها على مجموعة حاسبات . واستخدم منها تقنية المدير/العامل Manager/Worker ، حيث ربطت (7) حاسبات ، واحدة منها تمثل المدير يعمل على إدارة الخوارزمية بوصفه خادما Server ، العمال Worker-N الذين يعملون بوصفهم طرفيات وهنا عدد الحاسبات Worker-N=6 ، حيث تم تأسيس الاتصال كالآتي :

1-Install the MDCE Service on all computers

2-In Dos for the folder:

Matlabroot\distcomp\bin\Mdce install

Matlabroot\distcomp\bin\Mdce start

Matlabroot\distcomp\bin\admincenter.bat

3-In admincenter: Create Job Manager : Jm1,Worker (1 – 6)

كما تم اضافة اخطاء للصور باستخدام الابعاز الآتي وبنسب مختلفة :

Imnosie(image Name , 'salt & pepper',d)

حيث ان image Name: اسم الصورة المضاف اليها .noise

'salt & pepper' : الاخطاء المضافة حيث تعمل on and off لالوان الصورة.

D : وهي noise density

واستخدمت المعادلات (8)،(9) لقياس كفاءة الخوارزمية المقترحة من خلال الابعاز الآتي:

[PSNR,MSE>Error, Compression raio] = measerr(image Name)

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^{M_{Rows}} \sum_{j=0}^{N_{Cols}} |X(i, j) - X_c(i, j)|^2}{M_{Rows} * N_{Cols}} \quad \dots(8)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad \dots(9)$$

الجدول رقم (1) بيانات أنموذج الخوارزمية الجينية المتوازية

50	عدد الاجيال
240,150	حجم افراد الجيل الكلي المولد في المدير Manager
40,25	حجم الجيل المستلم لكل عامل Worker
معادلة(6)	دالة اللياقة
1	احتمالية العبور المثالية (Pc)
0.001	احتمالية الطفرة المثالية (Pm)
4*4	حجم كتلة المدى

4. مناقشة النتائج :

تشير النتائج التي حصل عليها أن تطبيق الخوارزمية الجينية المتوازية لها تأثير في تحسين عملية الكبس وفك الكبس الكسوري FIC وبسرعة أفضل من الطريقة القياسية لكبس الصور. تبين ذلك من خلال استخدام صور رمادية بالحجم (256*256) للصور (Barbara , Lena) بشفرة 8-Bit/Pixel . الاستراتيجية المثالية من النقاط الصورية (Pixel) للشفرة الرمادية لفضاء البحث مكونة من 14-bit لكتلة المجال المتطابق (باحداثيات عمودية وافقية) ، 3-bit للمعلمة isomorphic ، 5-bit لمعلمة القياس ، 7-bit لمعلمة التعديل . ولكل كتلة مدى الشفرة الكسورية مكونة من 29-bit وتخزن في ملف نصي يسمى ملف الكبس. من ناحية اخرى خلال عملية التكرار لفك الكبس تم التغلب على قيم الصورة الرمادية اذا تجاوزت المدى (0-256) باخذ معدل النقاط الصورية الأربعة المجاورة لتجنب التباعد عن القيم الأصلية . النتائج قيست على أساس سرعة تنفيذ الخوارزمية الجينية في

حاسبات متعددة فعند اختيار حجم الجيل 240 وعدد مرات التكرار 50 مرة ، وبتنفيذات مختلفة يوضحها الجدول (2) كانت سرعة التنفيذ تتفاوت بزيادة عدد الحاسبات (العمال) ، فقد وصلت سرعة تنفيذ الخوارزمية بين حاسبتين أي المدير وعامل واحد الى 72s ، ونوعية كبس جيدة وصلت الى 30.22db في حين وصلت نسبة الكبس الى 86.35% كما لوحظ تسريع في تنفيذ الخوارزمية من (2-6) عمال إذ قلت سرعة التنفيذ الى 21s بتنفيذها في 6 عمال ، رافقه تحسين في نوعية الكبس التي وصلت الى 33.22db ، في حين وصلت نسبة الكبس الى 89.22%.

الجدول رقم (2): نتائج صورة Lena بحجم جيل (150, 240) ، (6) عمال

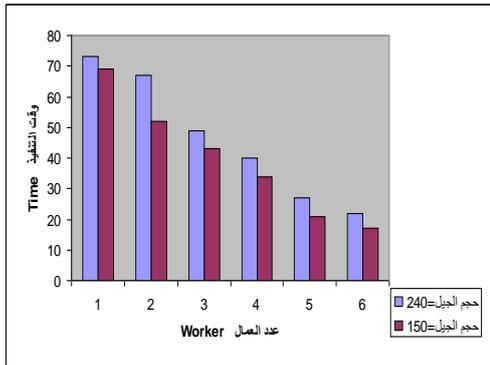
عدد العمال workers	حجم الجيل Population size	التكرار Iteration	الوقت Time(S)	نوعية الكبس PSNR	نسبة الكبس Compression ratio%
1	240	50	72	30.22	86.35
2	=	50	66	30.87	86.71
3	=	50	51	31.50	87.21
4	=	50	39	32.33	87.44
5	=	50	28	33.17	88.77
6	=	50	21	33.22	89.22
1	150	50	68	32.88	88.16
2	=	50	50	32.67	88.65
3	=	50	41	33.12	89.36
4	=	50	31	33.45	89.65
5	=	50	22	33.87	89.87
6	=	50	16	34.21	90.12

كذلك لوحظ ان هناك تسريعاً في تنفيذ الخوارزمية الجينية المتوازية عند تقليل حجم الجيل ، فعند تقليل حجم الجيل من 240 الى 150 تراوح وقت التنفيذ بين (16-68)s لكل حالات التنفيذ الموضحة بالجدول (2) ، رافقه أيضاً ارتفاع متدرج في نوعية ونسبة كبس الصورة ، إذ وصلت نوعية الكبس الى 34.21db في حين وصلت نسبة الكبس الى 90.12% بأسرع تنفيذ للخوارزمية بعدد عمال مساوٍ لـ 6. ولغرض اختبار دقة النتائج التي طبقت على صورة Lena تم تطبيق الخوارزمية على صورة Barbara وبنفس المحددات ، فقد لوحظ ان هناك تسريعاً في كبس وفك الكبس باستخدام PGA يوضحها الجدول (3)، فعند اختيار حجم الجيل 240 وبتكرار 50 مرة كانت سرعة التنفيذ تتفاوت بزيادة عدد الحاسبات (العمال) ، إذ وصلت سرعة التنفيذ الى 22s بعدد العمال 6 رافقه أيضاً تحسين في نوعية الكبس للصورة التي وصلت الى 33.20db في حين وصلت نسبة الكبس الى 89.17%. كذلك لوحظ ان هناك تسريعاً في تنفيذ الخوارزمية عند تقليل حجم الجيل الى 150 إذ وصلت سرعة التنفيذ الى 17s بنوعية كبس للصورة وصلت الى 34.12db ونسبة كبس مساوٍ الى 90.01% عند تنفيذها في 6 حاسبات .

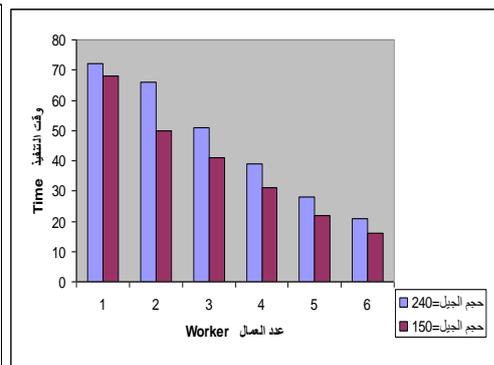
الجدول رقم (3) : نتائج صورة Barbara بحجم جيل (240 , 150) , (6) عمال

نسبة الكبس Compression ratio%	نوعية الكبس PSNR	الوقت Time(S)	التكرار Iteration	حجم الجيل Population size	عدد العمال workers
86.31	30.17	73	50	240	1
86.69	30.83	67	50	=	2
87.18	31.46	49	50	=	3
87.39	32.21	40	50	=	4
88.70	33.11	27	50	=	5
89.17	33.20	22	50	=	6
88.11	32.83	69	50	150	1
88.59	32.53	52	50	=	2
89.31	33.11	43	50	=	3
89.59	33.31	34	50	=	4
89.81	33.76	21	50	=	5
90.01	34.12	17	50	=	6

من الجدولين (2) (3) يلاحظ انه مع بقاء التكرار ثابتاً حصل تسريع في تنفيذ الخوارزمية ووصل الى أفضل حالة بعدد عمال مساوٍ (6) ، لكن مع انخفاض حجم الجيل من 240 الى 150 حصل تسريع آخر في تنفيذ الخوارزمية لكل حالات الاختبار ووصل الى أفضل حالة بعدد عمال مساوٍ لـ 6 أيضاً، وكما موضح في الشكل (5) الذي يمثل تسريعاً للخوارزمية الجينية المتوازية مع اختلاف حجم الجيل للصور المختبرة (Lena ,Barbara) وكان هذا التسريع واضحاً على الصور بحصولها على نسبة ونوعية كبس عالية يوضحها الشكل (6) لصورة Lena التي طبقت بسرعة 16s ، والشكل (7) لصورة Barbara التي طبقت بسرعة 17s .



Barbara صورة PGA تسريع (B)



Leana صورة PGA تسريع (A)

الشكل (5) الوقت المستغرق لكبس الصور الكسوري باستخدام PGA في (6 عمال) وبحجم جيل (240,150)



(b) الصورة بعد الكبس

(a) الصورة الاصلية

الشكل (6) صورة Lena الناتجة من الخوارزمية الجينية المتوازية بسرعة 16s



(b) الصورة بعد الكبس

(a) الصورة الاصلية

الشكل (7) صورة Barbara الناتجة من الخوارزمية الجينية المتوازية بسرعة 17s

ولغرض قياس كفاءة هذه الطريقة تم مقارنتها مع الطريقة القياسية الكسورية من خلال إضافة أخطاء للصور وينسب معينة واختبرت بالطريقتين والموضحة بالجدول (4) و(5) إذ تبين ان الطريقة القياسية الكسورية أبطأ في التنفيذ من الخوارزمية الجينية المتوازية فقد تراوح وقت التنفيذ فيها بين (29-71)s لحالات مختلفة من اضافة نسب الخطأ ، في حين وصلت نوعية الكبس للصورة فيها الى 31.77 db ونسبة كبس الى 83.85% لصورة Lena في حين تراوح وقت التنفيذ لصورة Barbara بين (28-71)s كما وصلت نوعية الكبس الى 31.79db ونسبة كبس وصلت الى 83.87% . وحصل تسريع للخوارزمية الجينية المتوازية مع بقاء حجم الجبل مساوياً لـ 150 وعدد التكرار مساوياً لـ 50 إذ تراوح وقت التنفيذ بين (15-66)s لنفس نسبة الخطأ المضافة لصورة Lena في الطريقة القياسية، مع ارتفاع متدرج لنسبة ونوعية الكبس للصورة، فقد كان اسرع تنفيذ للخوارزمية الجينية المتوازية عندما حُصل على نوعية صورة db 34.78 ونسبة كبس مساوية لـ 91.65%، في حين تراوح وقت التنفيذ لصورة Barbara بين (15-69)db وارتفاع متدرج لنوعية الكبس التي وصلت الى db 34.81 ونسبة كبس وصلت الى 91.68% ، وافضل نوعية صورة وأحسنها من ناحية نسبة الكبس يوضحها الشكل (8) لصورة Lena والشكل (9) لصورة Barbara بوجود نسبة خطأ مساوية لـ 0.1 ، فالصورة (b) وضحت الصورة بعد الكبس في الخوارزمية الجينية المتوازية الناتجة بوقت اقل من الصورة (c) الناتجة باستخدام الخوارزمية الكسورية القياسية لكل من الشكل (8)، والشكل (9).

الجدول رقم (4) : نتائج صور (Barbara، Lena) بعد إضافة نسبة خطأ في PGA

نسبة الكبس Compression ratio%	نوعية الكبس PSNR	الوقت Time(S)	التكرار Iteration	نسبة خطأ Error	حجم الجيل Population size	عدد العمال workers	اسم الصورة
88.77	32.89	66	50	0.01	150	1	Lena
88.98	32.96	49	50	0.03	=	2	
89.78	33.58	37	50	0.06	=	3	
89.98	33.88	28	50	0.08	=	4	
90.44	34.34	20	50	0.09	=	5	
91.65	34.78	15	50	0.1	=	6	
88.79	32.91	69	50	0.01	150	1	Barbara
89	32.97	50	50	0.03	=	2	
89.80	33.61	40	50	0.06	=	3	
89.99	33.91	29	50	0.08	=	4	
90.47	34.37	22	50	0.09	=	5	
91.68	34.81	15	50	0.1	=	6	

الجدول رقم (5) : نتائج صور (Barbara، Lena) بعد إضافة نسبة خطأ في الخوارزمية الكسورية القياسية

نسبة الكبس Compression ratio%	نوعية الكبس PSNR	الوقت Time(S)	نسبة خطأ Error	اسم الصورة
80.98	22.76	71	0.01	Lena
81.89	27.44	57	0.03	
82.88	29.55	48	0.06	
83.11	30.11	38	0.08	
83.55	30.56	36	0.1	
83.85	31.77	29	0.2	
80.99	22.78	72	0.01	Barbara
81.92	27.46	59	0.03	
82.92	29.57	49	0.06	
83.17	30.15	37	0.08	
83.58	30.58	37	0.1	
83.87	31.79	28	0.2	



الشكل (a) الصورة الاصلية (b) FIC باستخدام PGA (c) FIC القياسية

الشكل (8) افضل نوعية ونسبة كبس لصورة Lena الناتجة بنسبة خطأ (0.1)



الشكل (a) الصورة الاصلية (b) FIC باستخدام PGA (c) FIC القياسية

الشكل (9) افضل نوعية ونسبة كبس لصورة Barbara الناتجة بنسبة خطأ (0.1)

5. الاستنتاجات والتوصيات

الخوارزمية الجينية المتوازية أثبتت نجاحها في تحسين كبس الصور الكسوري من خلال استخدام الشفرة الرمادية للصبغيات التي منعت التقارب غير الجيد للصبغي من خلال تحسين اداء الخوارزمية للوصول الى الصبغي المثالي. النتائج بينت ان الشفرة الرمادية مرنة وفعالة للوصول إلى الحل الأمثل بسرعة وكفاءة عاليتين بتقنية المدير/العامل فقد وصلت سرعة تنفيذ PGA الى 15s كاسرع تنفيذ لكبس الصور الكسوري في (6) حاسبات ،وان طريقة مجال البحث المستخدمة للكبس وفك الكبس ، واختيار معاملات الخوارزمية الجينية (الاختيار، العبور والطفرة) كان له دور فعال في تحسين نسبة الكبس التي وصلت الى %91.68 وتحسين نوعية الصورة بعد فك الكبس التي وصلت الى ما يقارب 34.81db . اوصي باستخدام PGA في ايجاد الحلول لاي مشكلة اذا كان عامل السرعة مهماً لحلها، كما اوصي باستخدام هذه التقنية على الصور الملونة.

المصادر

- [1] Mingshui Li, Shanhu Ou and Heng Zhang: The new progress in research approach of fractal image compression. Journal of Engineering Graphics. 4(3),143-152(2004)
- [2] A. Ben Jmaa, M. Ben Jemaa And Y. Ben Jemaa, "Optimization of fractal image compression with genetic algorithms", A. BEN JMAA is with National School of Engineering of Sfax,BPW,3038 Sfax ahmed.benjmaa@gmail.com,2006
- [3] M. Mohamed , "Optimization of fractal image compression based on kohonen neural networks", eedis Laboratory ,Engineering Faculty ,University of SBA ,mohamedmokht@yahoo.fr,2006
- [4] X ,Lifeng ,Z ,Liangbin,"A Study of Fractal Image Compression Based on an Improved Genetic Algorithm", Zhejiang Wanli University ,2007.
- [5] Y.Chakrapani,K.Soundara," Genetic Algorithm Applied To Fractal Image Compression ", Dept. of Electronic and communications, J.N.T.U College of Engineering ,India,2009.
- [6] P. Borovska , "Solving the Travelling Salesman Problem in Parallel by Genetic Algorithm on Multicomputer Cluster", Computer Systems Dept.,Technical University of Sofia,pborovska@tu-sofia.bg,2006.
- [7] S.Tongchim,Prabhas , " Parallel Genetic Algorithm for Finite-State Machine Synthesis From Input/Output Sequences", Department of Computer Engineering,Chulalongkorn University Bangkok 10330, Thailand ,email g41stc@cp.eng.chula.ac.th,2000.
- [8] M.Sheng,J.H. Jeng,"Schema genetic algorithm for Fractal Image Compression", Dept. of Electronic Engineering,N.S. Yet-Sen University,Taiwan ,2006.
- [9] B.S.Sanjay,M.V. Kulkarni,"Fractal Image Compression Using Genetic Algorithm ",Advances in computer Engineering ACE,India , June 2010.
- [10] Y.Chakrapani,K.Soundara," A Comparative Approach To Fractal Image Compression Using Genetic Algorithm and Simulated Annealing Technique ", Dept. of Electronic and communications,J.N.T.U College of Engineering ,India,2008.
- [11] Y.Chakrapani,K.Soundara , "Hybrid Genetic –Simulated Annealing Approach for Fractal Image Compression", Dept. of Electronic and communications ,J.N.T.U College of Engineering ,India,2008.
- [12] Y.Chakrapani,K.Soundara , "Implementation of Fractal Image Compression Hybrid Genetic –Neural Approach", Dept. of Electronic and communications ,J.N.T.U College of Engineering, India,Vol.7, No. 3,September 2009.
- [13] Y.Chakrapani,K.Soundara , "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System based Fractal Image Compression ", Dept. of Electronic and communications ,J.N.T.U College of Engineering,India,Vol 2,No.1, November 2009.
- [14] الحجار، م .عبيد، م" . (2003) . الخوارزميات الجينية . إشراف العرفي، هادي.مشروع دبلوم، جامعة دمشق، كلية الهندسة الميكانيكية و الكهربائية.