

توصية الأساتذة المشرفين

نشهد ان إعداد هذه الرسالة الموسومة (عنقدة جينية لتجزية الصور) قد جرى تحت إشرافنا في قسم الحاسبات- كلية العلوم – جامعة بابل وهي جزء من متطلبات نيل درجة ماجستير علوم في الحاسبات.

التوقيع:

اسم المشرف: توفيق عبد الخالق الأسدي
المرتبة العلمية: أستاذ مساعد
التاريخ: ٢٠٠٢ / ٦ / ٢٥

التوقيع:

اسم المشرف: د. محمد الشربيني علي
المرتبة العلمية: أستاذ مساعد
التاريخ: ٢٠٠٢ / ٦ / ٢٥

توصية رئيس القسم

إشارة إلى التوصية أعلاه المقدمة من قبل الأساتذة المشرفين أحيل هذه الرسالة إلى لجنة المناقشة لدراستها وبيان الرأي فيها.

التوقيع:

الاسم: د. نبيل هاشم كاغد
المرتبة العلمية: أستاذ
التاريخ: ٢٠٠٢ / ٦ / ٢٩

الخلاصة

ان هذا العمل المنجز في هذه الرسالة قد تم في جامعة بابل للفترة من تشرين الأول ٢٠٠١ الى نيسان ٢٠٠٢ وبأشراف الأستاذ المساعد الدكتور محمد الشريبي علي والأستاذ المساعد توفيق عبد الخالق الأسدي وباستثناء ما مشار اليه بمصدر معين فان المعلومات الموجودة هي من نتاج الباحث وانها لم تقدم لنيل درجة علمية اخرى سابقاً.

يلعب تجزيء الصور دوراً مهماً في حقل معالجة الصور الرقمية، حيث يُعدّ التجزيء المرحلة الاولى والمهمة في عملية تحليل الصور واستخلاص معلومات معينة منها. وفي الحقيقة فان تطبيقات تفسير الصورة ما هي الا خوارزميات تجزيء معقدة.

ان الغرض من عملية التجزيء هو تجزئة الصورة الى عدد من المناطق المتجانسة داخلياً والمختلفة مع المناطق المجاورة. لكن عدم انتظام توزيع الشدة اللونية في الصورة اضافة الى فقدان التضاد اللوني في بعض مناطقها يؤدي الى تعقيد مسألة التجزيء، لذلك ونظراً لاهمية هذه المرحلة، اقترحت العديد من التقنيات للقيام بها. وتصنف تقنيات التجزيء كافة الى ثلاثة اصناف رئيسية هي تقنيات كشف الحواف وتقنيات استخلاص المناطق، وتقنيات العنقدة.

على الرغم من وجود العديد من التقنيات لإجراء عملية التجزيء، فانه لا توجد تقنية عامة تعمل على جميع انواع الصور وإضافة الى ذلك تحتاج جميع الطرق الموجودة الى ضبط العديد من المعاملات للحصول على الاداء المرغوب فيه للتجزيء. ولقد دفعت هذه الاسباب الباحثين للتوجه الى استخدام الخوارزميات الجينية لتجزيء الصور حيث تبحث هذه الخوارزميات عن الحل الامثل في فراغ الحلول وبطريقة غير معتمدة على مجال التطبيق وبدون الحاجة الى استخدام معرفة خاصة بالمجال.

يقع توجه هذا البحث ضمن هذه التوجهات حيث يهدف الى اقتراح طريقة جينية لإيجاد التجزيء الأفضل للصور وذلك بحل مسألة العنقدة وتطبيقها في تجزيء الصور من خلال تحويل الصورة من المجال المكاني الى فراغ الواصفات ومن ثم ايجاد العناقيد المناسبة في هذا الفراغ، بعد ذلك يتم الرجوع الى المجال المكاني مرة اخرى لتوليد الصورة المجزأة.

اضافة الى ذلك تم دراسة سلوكية طريقتين للانتقاء هما انتقاء عجلة الروايت وانتقاء المجموعات الثنائية كذلك تم دراسة ثلاث طرق للتزاوج هي التزاوج ذو نقطة القطع الواحدة، التزاوج ذو نقطتي القطع وكذلك التزاوج المنتظم ومقارنة نتائجهم.

اختبرت الطريقة المقترحة على مجموعة من الصور الطبيعية والاصطناعية ذات تدرج رمادي وملونة وبتعقيدات مختلفة ولقد أثبتت الطريقة المقترحة كفاءة جيدة في تجزيء هذه الصور.

تم تنفيذ الطريقة المقترحة على حاسب نوع بنتيوم ٣ وبسرعة معالج ٦٥٠ ميغا هرتز واستخدام لغة C++ الإصدار ٣ وأسلوب البرمجة الكيانية لبرمجتها.

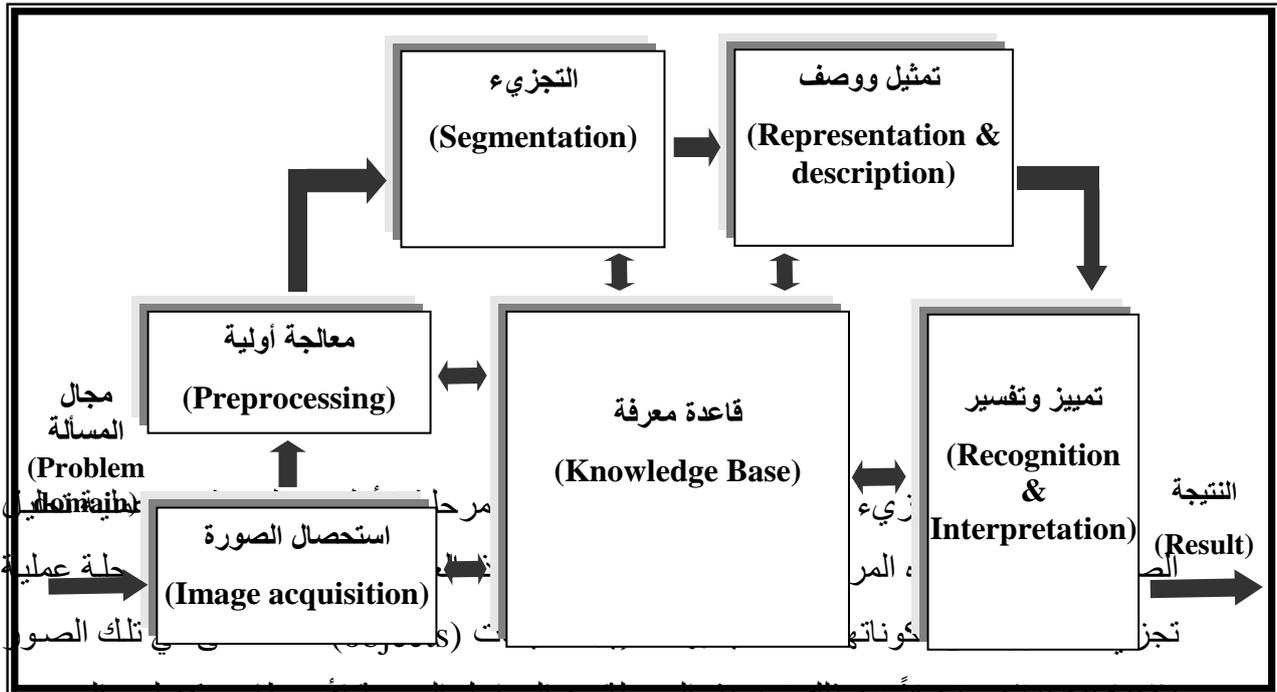
١-١ مقدمة عامة (General Introduction)

يعد حقل معالجة الصور الرقمية (Digital image processing) من الحقول المهمة والتي لاقت نجاحاً واهتماماً كبيرين في العديد من التطبيقات وفي مجالات مختلفة منها الطبية والعسكرية والصناعية بالإضافة الى مجال الفضاء والاتصالات. يختص هذا الحقل بالتعامل مع صور ثنائية البعد من خلال الحاسوب [١].

وبصورة عامة هناك غرضان لتطبيقات معالجة الصور كافة، حيث يتمثل الغرض الأول بتحسين الصور (Image Enhancement) بطريقة ما لتسهيل تفسيرها من قبل الناس فضلاً عن دعمها لخطوات المعالجة اللاحقة، أما الغرض الثاني فيختص بتحليل الصور (Image analysis) لاستخلاص معلومات معينة منها بهدف فهمها وتفسيرها من قبل الحاسوب [٢][٣].

ان تحقيق هذين الغرضين يتم من خلال المرور بعدد من المراحل وكما موضح في الشكل (١-١).

(١) [٣].



[١][٢][٣][٤][٥][٦][٧]. وفصلاً عن ذلك تعد هذه المرحلية من المراحل الحرجة لأي نظام ممكن لفهم الصورة، شكل (١-١) المراحل الأساسية في معالجة الصور الرقمية حيث تمتد الأخطاء الناجمة في هذه المرحلة الى المراحل اللاحقة للمعالجة.

ونظراً لأهمية وخطورة هذه المرحلة في عملية المعالجة ككل، فقد اقترحت العديد من التقنيات

لانجازها، حيث تصنف هذه التقنيات بصورة عامة إلى ثلاثة أصناف رئيسية [٧]:

١- التقنيات المعتمدة على الحافة (Edge-based techniques)

تعد حدود الكيانات في العديد من تطبيقات تحليل الصور ذات أهمية خاصة، فمثلاً قد يتم استعمال المعلومات الموجودة في تلك الحدود لتمييز الكيانات [٨]. لهذا السبب تم اقتراح العديد من

تقنيات كشف الحواف (edge-detection) التي تبحث عن عدم الاستمرارية في الشدة اللونية لمناطق الصورة، وبذلك تعمل على إبراز حدود الكيانات بدلاً من الكيانات ذاتها.

٢ - التقنيات المعتمدة على العنقدة (Cluster-based Techniques)

تستعمل تقنيات العنقدة (clustering) للبحث عن عنقايد (clusters) في فراغ الواصفات (Feature space) للصورة، حيث تقوم تلك التقنيات بتجميع عناصر الصورة (pixels) الى عدد من العناقيد التي تمثل بدورها كيانات الصورة. ومن التقنيات البارزة في هذا الصنف تقنيتان هما K-Means وشطر المناطق التداخلي (Recursive Region Splitting).

٣ - التقنيات المعتمدة على المنطقة (Region-based techniques)

تعمل هذه التقنيات على استخلاص مناطق الصورة ذاتها، وبذلك تقوم بتعريف كيانات الصورة مباشرة على العكس مما تقوم به التقنيات المعتمدة على الحافة. ومن التقنيات الأكثر شيوعاً ضمن هذا الصنف تقنيتان هما تقنية نمو المناطق (Region growing)، وتقنية شطر ودمج المناطق (Region splitting and merging).

وعلى الرغم من وجود العديد من تلك التقنيات، إلا إنه لا توجد تقنية عامة تعمل على جميع أصناف الصور إضافة الى إنه لا توجد تقنية تجزيء كاملة (تامة) [٤][٩]. ويعود عدم تحقيق العمومية في تقنيات تجزيء الصور إلى عدد من الأسباب [٤]:

أولاً: يمكن ان تمثل الصورة ثنائية البعد عدداً غير منتهي من المناظر، فقد تمثل الصورة ذات 256×256 عنصر صورة وبسعة خزن ثماني ثنائيات لعنصر الصورة الواحد $2^{256} \times 2^{256}$ (من المناظر المختلفة، لذلك يتطلب بناء نظام عام ممكن لفهم الصورة كمية هائلة من المعرفة (knowledge).

ثانياً: تكون صور المناظر الطبيعية عادة معقدة ومحتوية على ضوضاء (noise) ولذلك فان التقنية التي تعمل جيداً على صور بسيطة داخل المختبر، قد لا تعمل بتلك الجودة نفسها عند استخدامها لتجزيء صور العالم الحقيقي.

ثالثاً: تعد تقنيات التجزيء الموجودة من وجهة نظر حل مسائل (problem-solving) طرق حل توجهها (تقودها) البيانات (data-driven) ومتبعة مبدأ من الأسفل إلى الأعلى (bottom-up) بالإضافة الى اعتمادها على القواعد التركيبية (syntax) للصورة.

وإضافة الى عدم تحقيق العمومية في جميع تقنيات التجزيء، فإنه من الصعب الحصول على تقييم أداء تلك التقنيات لتطبيق ما، حيث يعود السبب في ذلك الى عدم وجود مقاييس مناسبة للحكم على نوعية نتائج التجزيء، إذ يتم حالياً تقييم الأداء مرئياً وبالاعتماد على التجربة وملاحظة النتائج [٦].

ونظراً للمشاكل والمحددات التي تواجهها تقنيات التجزيء كافة، فقد كان من الضروري التوجه الى طريقة عامة للبحث عن حل أمثل لمسألة التجزيء، حيث يمكن تطبيق تقنيات الامثلية الذكائية لهذه المسألة اذ تمتلك هذه التقنيات صفة شائعة هي استعمال عدد من الحلول الممكنة ثم توليد حل جديد (أو مجموعة من الحلول) في كل خطوة اعتماداً على الحل الحالي.

تعد الخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms) والمقترحة من قبل هولاند واحدة من خوارزميات البحث العامة التأقلمية المتوازية والمعتمدة على آليات الانتقاء الطبيعي ونظام الجينات الطبيعية، حيث يمكن ان تجد هذه الخوارزميات حلاً مثالية قريبة الى العالمية (near-global) من بين مجموعة من الحلول في فراغات بحث كبيرة ومعقدة [١٠]. لقد تم استخدام الخوارزميات الجينية بصورة واسعة في مجالات عديدة منها معالجة الصور وتمييز الأنماط (Pattern Recognition) وغيرها ولقد لاقت نجاحاً واهتماماً كبيرين عند استخدامها [١٠][١١].

ان أهمية مرحلة التجزيء بوصفها خطوة أساسية في عملية تحليل الصور، جعل التوجه الى حل هذه المسألة بطريقة مثلى شيئاً ضرورياً. يهدف العمل الحالي الى اقتراح طريقة جينية (Genetic method) لإيجاد أمثل تجزيء للصور ذات التدرج الرمادي (gray-scale) والصور الملونة (color images). حيث يتم تحقيق هذا الهدف من خلال صياغة مسألة التجزيء كمسألة أمثلية واستخدام الخوارزمية الجينية لحالة الاسـتقرار (Steady State Genetic Algorithm) لحل هذه المسألة.

يتكون الهيكل العام للرسالة من ثلاثة فصول، حيث يتضمن الفصل الأول بالإضافة الى المقدمة العامة توضيحاً للجوانب النظرية لكل من مسألة التجزيء والخوارزميات الجينية وكيفية استخدام الخوارزميات الجينية لحل مسألة التجزيء. يعطي الفصل الثاني وصفاً للطريقة المقترحة. أما الفصل الثالث فيبين النتائج التي تم التوصل إليها ويقدم الاستنتاجات لذلك وتوجهات العمل المستقبلي.

٢-١ نبذة مختصرة عن البحوث السابقة

نظراً للقدرات العالية والنجاح الكبير الذي حققته الخوارزميات الجينية في العديد من التطبيقات، فقد لجأ الباحثون الى استخدامها كطريقة جديدة للتجزيء، وفيما يلي مجموعة من التوجهات الحديثة في هذا المجال والمجالات المتعلقة الأخرى:

قدم فرانتي ورفاقه (Franti *et al*) عام ١٩٩٧ [١٢] طريقة هجينة (hybrid) تجمع ما بين الخوارزميات الجينية وتقنية تقليدية معروفة تدعى (K-Means) لحل مسألة العنقدة لمجموعة بيانات كبيرة (large-scale)، حيث يتم استعمال التقنية (K-Means) خلال تطور الخوارزمية الجينية. استعمل فرانتي في طريقته هذه تمثيل الحل المعتمد على المراكز (centroid-based). ولقد قام بدراسة سلوكية ثلاث طرق للانتقاء وخمس طرق للتزاوج، واستخدم أسلوب المبادلة (swapping) لإجراء الطفرة باحتمالية مقدارها (٠.٠١) وقد بينت نتائج كفاءة الخوارزمية الجينية مقارنةً بالطرق التقليدية ولكن على حساب وقت المعالجة الكبير جداً، كذلك بينت نتائج ان للانتقاء والطفرة تأثيراً طفيفاً على أداء طريقته المقترحة.

اقترح كل من Zingaretti و Carbonaro و Puliti عام ١٩٩٧ [١٣] طريقة لتجزئ الصور من خلال استخدام وحدة تركيبية مكونة من طبقتين يتم تنفيذهما لحين إنجاز تجزئ عام للصورة بصورة بشرط تطور نتائج التجزئ السابقة في كل تنفيذ. تنجز الطبقة الأولى تجزئاً عاماً للصورة ذات مساحة متناقصة في كل تطور من خلال تبني طريقة الخوارزميات الجينية للانتقاء المعاملات التي تعطي نتائج جيدة. تجهز الطبقة الثانية إدخالاً للتطور التالي بواسطة انتقاء المناطق المجزأة التي تحتاج الى أمثلة إضافية. إضافة الى ذلك تم إنجاز تقنية كشف الحواف لتقييم أداء التجزئ وتوجيه تطوره. استخدم الباحثون في هذه الطريقة حجم مجتمع مقداره (١٠٠ فرداً) وطبقوا طريقتهم على مجموعة من الصور ذات تدرج رمادي فقط.

كذلك قامت جين (jane) عام ١٩٩٩ [١٤] بتقديم طريقة أخرى معتمدة على الخوارزميات الجينية، حيث تتألف الطريقة المقترحة من جزأين، جزء يعتمد على إيجاد العتبات (Thresholds) المثلى، بينما يستخدم الجزء الآخر تقنية تتبع الحواف لإيجاد الحافة المثلى ذات عرض عنصر صورة واحد.

قدم راموس وميوج (Ramos & Muge) عام ٢٠٠٠ [١٥] طريقة هجينة أيضاً تجمع ما بين الخوارزمية الجينية والتقنية K-Means لتجزئ صور الخرائط الجغرافية الملونة، حيث استخدم الباحثان التشفير الثنائي وكان طول الكروموسوم (٤٦٨) ثنائية وبحجم مجتمع مقداره (٥٠ فرداً) وكان عدد الأجيال هو (١٠٠٠٠) جيل، اما معدل التزاوج فقد كان (٠.٩٥) ومعدل الطفرة (٠.٨٥). لقد تطلبت هذه الطريقة (٣٧.٠٢) دقيقة على حاسوب بنتيوم ذي سرعة (١٦٦) ميغا هرتز، علماً ان الفراغ اللوني المستخدم كان النموذج RGB.

مرة أخرى قدم فرانتي عام ٢٠٠٠ [١٦] طريقه هجينة أخرى حاول بها تحسين طريقته السابقة بهدف تقليص وقت المعالجة الكبير الذي كانت تتطلبه السابقه، وقام بتطبيق هذه الطريقة في تكميم المتجه (Vector Quantization). حيث استعمل تمثيل الحل المعتمد على المراكز والتقسيم معاً وقام باستخدام انتقاء النخبة كطريقة للانتقاء. لقد قدم فرانتي في طريقته هذه طريقة تزاوج

محددة (Deterministic) معتمدة على طريقة تقليدية للعقدة تدعى المجاور الأقرب ذو الأزواج (Pairwise Nearest Neighbour). يعتمد أسلوب التهجين المستعمل في هذه الطريقة على تطبيق التقنية (K-Means) على الأفراد الأفضل في نهاية تطور الخوارزمية الجينية وليس خلاله. وفي العام نفسه أيضاً طبقت سناء شاكر [١٧] الطريقة المقترحة من قبل فرانتني لتجزئ صور ذات تدرج رمادي.

٣-١ تجزئ الصور (Image Segmentation)

يعد التجزئ الخطوة الأولى على طريق تفسير بيانات الصورة حيث تؤدي مهمة تجزئ الصورة الى عدد من المناطق المختلفة كل منها يمتلك نفس الخواص (مثلاً المستوى الرمادي gray level، اللون color) والنسيج (texture) [١٨]. وبصورة عامة يتم صياغة مسألة التجزئ رياضياً كالاتي [٣]:

إذا كانت R تمثل منطقة الصورة بكاملها، فان عملية التجزئ تقسم هذه المنطقة الى n من المناطق الجزئية R_1, R_2, \dots, R_n بحيث تحقق هذه المناطق الشروط التالية :

$$R = \bigcup_{i=1}^n R_i \quad (١)$$

$$R_i \text{ منطقة متصلة لكل } i = 1, 2, \dots, n \quad (٢)$$

$$\varphi = R_i \cap R_j \text{ لكل } i, j \text{ بحيث } i \neq j \quad (٣)$$

$$\text{true} = P(R_i) \text{ لكل } i = 1, 2, \dots, n \quad (٤)$$

$$\text{false} = P(R_i \cup R_j) \text{ لكل } i \neq j \quad (٥)$$

يدل الشرط الأول على وجوب كمالية التجزئ، وهذا يعني ضم كل عنصر صورة الى منطقة ما في الصورة. في حين يتطلب الشرط الثاني ان تكون كل منطقة متصلة. أما الشرط الثالث فيدل على ضرورة ان تكون المناطق منفصلة (disjoint). يتعامل الشرط الرابع مع الخواص الواجب توفرها في كل عنصر صورة داخل المنطقة الواحدة، فمثلاً اذا كان $P(R_i) = \text{true}$ فهذا يعني امتلاك كل عناصر الصورة التابعة للمنطقة R_i الشدة اللونية نفسها. واخيراً يحرص الشرط الخامس على ان تكون المناطق R_i و R_j مختلفة.

عملياً، تعد مهمة تحقيق هذه الشروط عملية صعبة الحصول، حيث تحتوي صور العالم الحقيقي على بعض التعقيد نتيجة لتداخل كياناتها بالإضافة الى فقدانها للتضاد اللوني (contrast) العالي بين مناطقها. وبصورة عامة، قد يصاحب عملية التجزئ نوعان من الأخطاء [١٩]:

(١) قد تنتج عملية التجزئ مناطق إضافية، بعبارة أخرى مناطق لا تمثل كيانات فعلية في

الصورة.

(٢) قد تكون بعض المناطق مفقودة في الصورة.

وعليه مثلما لا توجد نظرية لمسألة العقدة، ليس هناك نظرية للتجزئة، حيث تعتمد جميع التقنيات الموجودة على مبدأ التخمين الذكي (*ad hoc*) في إنجازها لعملية التجزئة، وفي ما يلي توضيح لاكثر الطرق شيوعاً في عملية التجزئة.

١-٣-١ العتبة (Thresholding)

تعد تقنية العتبة من التقنيات الشائعة في تطبيقات معالجة الصور وبالذات في عملية تجزئة الصور، حيث تفترض هذه التقنية وجود شدة لونية عالية التمايز بين كيانات الصورة من جهة والكيانات والخلفية من جهة أخرى. تمثل العتبة بشكلها الأبسط عملية تصنيف عناصر الصورة الى منطقتين تمثلان الكيان والخلفية.

وعموماً يمكن تعريف العتبة رياضياً كالاتي [٤] :

$$g(x, y) = L \quad \text{if} \quad T_{L-1} \leq f(x, y) < T_L, \quad L = 1, 2, \dots, m \quad (1.1)$$

- . y, x : إحداثي عنصر الصورة (x, y) .
- . $f(x, y)$: دالة الصورة الأصلية .
- . $g(x, y)$: دالة الصورة المجزأة .
- . T_1, \dots, T_m : قيم العتبات .

. m : عدد العلامات (*Labels*) المخصصة للصورة المجزأة .

يمكن اعتبار T دالة تأخذ الشكل التالي:

$$T(x, y, N(x, y), f(x, y))$$

حيث تشير $N(x, y)$ الى خاصية محلية معينة للنقطة (x, y) (مثلاً متوسط المستوى الرمادي للنقاط المجاورة لها). وبالاعتماد على هذه الدالة تقسم تقنيات العتبة الى ثلاثة أنواع [٣][٤]:

- تدعى العتبة T عامة (*Global*) عندما تعتمد على الدالة $f(x, y)$ فقط.
- تدعى العتبة T محلية (*local*) عندما تعتمد على الدالتين $N(x, y), f(x, y)$.
- اما اذا اعتمدت العتبة T على قيم الإحداثيات x, y إضافة الى الدالتين $N(x, y)$ و $f(x, y)$ ، فان العتبة تأخذ صفة الديناميكية.

بسبب التطبيقات الواسعة لهذه التقنية، تم اقتراح العديد من الطرق لتحديد قيمة العتبة المناسبة، ولمزيد من الاطلاع على هذه الطرق يمكن الرجوع الى [٤][٢٠]. ولعل ابسط الطرق المستخدمة لتحديد قيمة العتبة تتم من خلال حساب متوسط قيم خواص الصورة (المستوى الرمادي، اللون) كالتالي:

$$T = \frac{I}{H \times W} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H f(x, y) \quad (2.1)$$

- . H : ارتفاع الصورة.
- . W : عرض الصورة.

تعد هذه الطريقة مناسبة بصفة خاصة للصور البسيطة والمتكونة من كيان وخلفية فقط ولذلك تفشل عند تطبيقها للصور المعقدة، ونتيجة لذلك يتم اللجوء الى طرق أخرى لاختيار قيم العتبات ومن هذه الطرق تلك التي تعتمد على المدرج التكراري (Histogram) للصورة، حيث تتلخص هذه الطريقة بحساب المدرج التكراري $h(I)$ للصورة الممثلة بالدالة $f(x,y)$ من خلال عد عناصر الصورة التي تمتلك شدة لونية I وكما موضح في العلاقة (٣.١) [٨].

$$h(I) = \sum_{(x,y)} \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) = I \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (٣.١)$$

وبعد حساب المدرج التكراري يتم اختيار قيم العتبات التي تمثل القيعان (valleys) البارزة في ذلك المدرج. ثم يتم مسح الصورة عنصراً -عنصراً لإجراء عملية التجزيء. وعلى الرغم من وجود العديد من الطرق لإنجاز مهمة التجزيء باستخدام هذه التقنية إلا أنها تعاني من محدوديتها لصف معين من الصور، وغالباً ما تفشل هذه الطرق عند استخدامها لتجزيء صور العالم الحقيقي. وبالإضافة الى ذلك ونظراً لعدم الأخذ بنظر الاعتبار المعلومات المكانية (spatial) لعنصر الصورة، قد تؤدي عملية التجزيء باستخدام هذه التقنية الى تصنيف خاطئ لعناصر الصورة. وللتغلب على هذه المشاكل والمحددات، اقترح الباحثون عدداً من الطرق وسيأتي توضيحها فيما بعد.

١-٣-٢ كشف الحدود (Boundary Detection)

تقوم هذه التقنية بإيجاد الحدود بين كيانات الصورة وبذلك تعمل على تعريف الكيانات بصورة غير مباشرة [٢١]، حيث تكشف هذه التقنية عن عدم الاستمرارية (discontinuity) او التغير الكبير في الشدة اللونية عند الانتقال من منطقة الى أخرى في الصورة.

من العوامل التي دفعت الباحثين الى اقتراح هذه التقنية كطريقة للتجزيء هو احتواء الحدود لاغلب معلومات الصورة بالإضافة الى استخدام هذه التقنية من قبل النظام المرئي لدى الإنسان في عملية التمييز [٤]. وبصورة عامة تقوم هذه التقنية بعملها على مرحلتين، ففي الأولى تستخدم تقنيات كشف الحافة (edge-detection) لتحديد عناصر الصورة المنتمية الى حافة وتلك التي ليست كذلك. في حين تتضمن المرحلة الثانية عملية دمج تلك الحواف وذلك لتشكيل الحدود المغلقة للكيانات [٣][٨][٢١].

توجد العديد من تقنيات كشف الحواف ولعل ابسطها تلك التي تستخدم عامل الميل (gradient operator) الذي يقيس معدل تغير الشدة اللونية لعنصر صورة ما واتجاهه أيضاً. حيث يُعرف ميل الدالة $f(x, y)$ في النقطة (x, y) كما موضح في المعادلة (٤.١) [٤]:

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial f}{\partial y} \vec{j} \quad (٤.١)$$

- $\partial f / \partial x$: معدل تغير الدالة $f(x,y)$ في الاتجاه x .
 $\partial f / \partial y$: معدل تغير الدالة $f(x,y)$ في الاتجاه y .
 \vec{i} : متجه الوحدة في الاتجاه x .
 \vec{j} : متجه الوحدة في الاتجاه y .

اما قيمة متجه الميل واتجاهه فيمكن حسابهما كما موضح في العلاقتين (٥.١) و(٦.١) على الترتيب [٣][٤].

$$|\nabla f(x,y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (٥.١)$$

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1} \frac{\left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)}{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)} \quad (٦.١)$$

ان العامل الايسر لتقريب ميل الدالة المتصلة (continuous function) الى صيغة متقطعة (discrete) هو عامل روبرت (Robert Operator) الذي يعطي معلومات عن وجود حافة في عنصر صورة ما فقط، حيث يمكن حساب قيمة متجه الميل باستخدام هذا العامل كما موضح في المعادلة (٧.١) والشكل (١-٢) [٤].

$$G[f(x,y)] = \sqrt{[f(x,y) - f(x+1,y+1)]^2 + [f(x+1,y) - f(x,y+1)]^2} \quad (٧.١)$$

$f(x,y)$	$f(x+1,y)$
$f(x,y+1)$	$f(x+1,y+1)$

لا يعطي عامل روبرت معلومات عن اتجاه الحافة إضافة الى كونه يتطلب وجود تغيرات واضحة في الشدة اللونية لعناصر الصورة التي تؤلف الحافة ولا يمكن ان يعمل مع الحواف ذات التغيرات المتدرجة [٤]، ولذلك اقترح عامل بديل له يدعى عامل سوبل (Sobel Operator) والذي يمكن صياغته كالتالي [٣][٢١]:

لنفترض ان لدينا مساحة جزئية من الصورة وكما موضح في الشكل (٣-١) التالي:

x_1	x_2	x_3
x_4	x_5	x_6
x_7	x_8	x_9

-١	-٢	-١
٠	٠	٠
١	٢	١

-١	٠	١
-٢	٠	٢
-١	٠	١

ج- عامل سوبل المستعمل لحساب f_y في عنصر الصورة المركز للقناع.
 ب- عامل سوبل المستعمل لحساب f_x في عنصر الصورة المركز للقناع.
 أ- قناع ذو حجم 3×3

فإذا كانت x_0 تمثل المستوى الرمادي لعنصر الصورة (x, y) و x_i تمثل المستوى الرمادي للعناصر الثمانية (8 -neighbour) المجاورة لعنصر الصورة (x, y) ، فعليه يعرف عامل سوبل مركبة متجه الميل في الاتجاه x كالآتي:

$$f_x = (x_{r+1} + 2x_{r+1+x_1} + x_{r+1+x_2}) - (x_{r-1} + 2x_{r-1+x_3} + x_{r-1+x_4}) \quad (٨.١)$$

وفي الاتجاه y كالآتي:

$$f_y = (x_{r+1} + 2x_{r+1+x_5} + x_{r+1+x_6}) - (x_{r-1} + 2x_{r-1+x_7} + x_{r-1+x_8}) \quad (٩.١)$$

بعد ذلك يتم حساب قيمة (magnitude) متجه الميل واتجاهه كما موضح في المعادلتين (١٠.١) و (١١.١) على الترتيب، واحلال هذه القيمة محل القيمة الموجودة في عنصر الصورة (x, y) المشار اليه لتوليد الصورة ذات الحواف المكتشفة.

$$G[f(x, y)] = \sqrt{(f_x^2 + f_y^2)} \quad (١٠.١)$$

$$phase = \tan^{-1} \left[\frac{f_y}{f_x} \right] \quad (١١.١)$$

وبعد إتمام مرحلة كشف الحواف تأتي المرحلة الثانية والتي تقوم بربط تلك الحواف، حيث تتلخص الطريقة لأبسط لأجراء ذلك بمسح الصورة عنصراً-عنصراً واختبار الجيران لكل عنصر ممسوح ثم يتم توصيل ذلك العنصر بالعناصر الأقرب شياً له من حيث قيمة الميل واتجاهه حيث يتم تخصيص شدة لونية مختلفة لكل مجموعة من العناصر الموصولة والتي تمثل بدورها حدود الكيانات التابعة للصورة [٣][٢١].

تعاني طرق كشف الحواف المذكورة من حساسيتها للضوضاء الموجودة في الصورة لذلك يتم استخدام طرق أخرى بديلة ولمزيد من الاطلاع يمكن الرجوع الى [٣][٢١].

٣-٣-١ نمو المناطق (Region Growing)

تعتمد هذه التقنية في عملها على مبدأ من الأسفل الى الأعلى (Bottom-up) [٨]. وكما واضح من اسمها، تقوم هذه التقنية بتجميع عناصر الصورة او مناطق جزئية فيها لتكوين مناطق اكبر [٣][٢٢].

توجد العديد من الطرق لإجراء عملية النمو ولمزيد من التفصيل يمكن الرجوع الى [٢٠]. ولعل الطريقة الايسر لإنجاز ذلك تتمثل باختيار عناصر صورة معينة تدعى البذور (seeds) ومن ثم توليد المناطق المجزأة بإضافة العناصر المجاورة للبذور التي تتشابه معها من حيث الخواص (المستوى الرمادي، اللون) الى المناطق التي تمثلها البذور [٣].

تُجَزَّ عادة عملية اختيار البذور يدوياً وذلك باختيار عناصر صورة ضمن الكيانات موضع الاهتمام، وعلى الرغم من الجهد المبذول للحصول على العناصر المناسبة، إلا إنها تلبي حاجات التطبيق. وكبديل لذلك، توجد طريقة أخرى تقوم بمسح الصورة ألياً لاختيار عناصر الصورة (البذور) بالاعتماد على خواص متوقعة للمناطق موضع الاهتمام [٨]. وحالما يتم اختيار البذرة المناسبة، يتم اختبار العناصر المجاورة لها، حيث يتضمن الاختبار حساب القيمة المطلقة للفرق بين خواص العنصر المراد اختباره وخواص البذرة، فإذا كانت هذه القيمة اقل من قيمة عتبة محددة مسبقاً، يتم ضم العنصر الى المنطقة الممثلة بالبذرة ومن ثم تكرار هذه العملية لكل عنصر مضاف ويتم التوقف عندما تتجاوز القيمة المطلقة لكل العناصر المجاورة قيمة العتبة المحددة [٣].

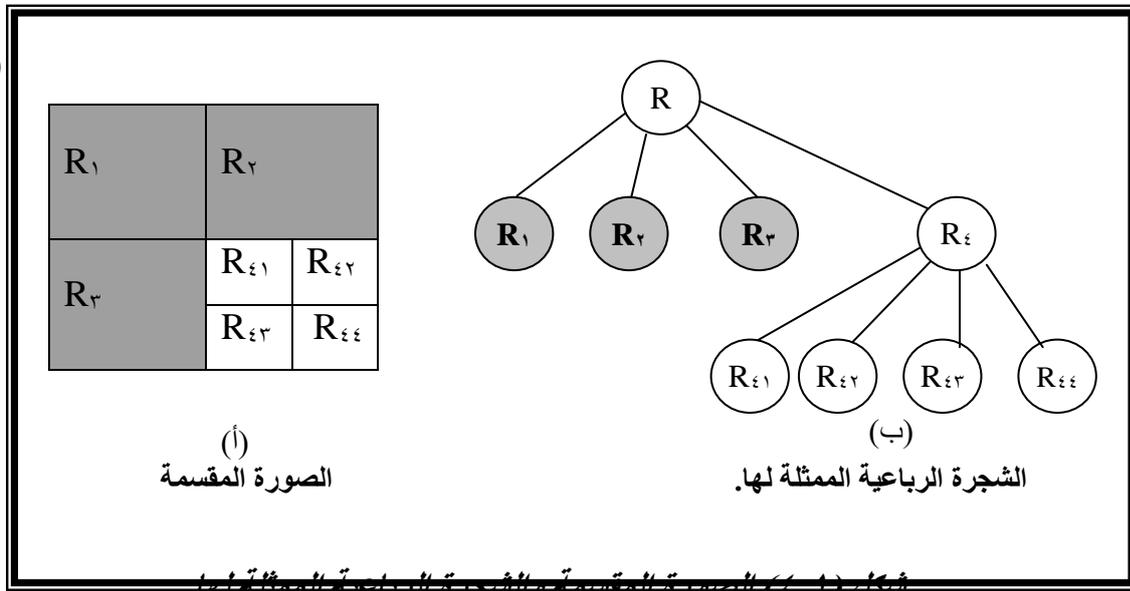
وعلى الرغم من شيوع هذه الطريقة نتيجة لبساطتها وامكانية تطبيقها لتجزئ صور العالم الحقيقي إلا إنها تواجه بعض الصعوبات التي يمكن إجمالها كالتالي [٢٣]:

- (١) تفرض طبيعتها التسلسلية كلفة اكبر من ناحية الوقت والخرن.
- (٢) تعتمد المناطق المتولدة من استخدام هذه التقنية على الترتيب الذي يتم من خلاله اختبار عناصر الصورة لعضوية المنطقة.

١-٣-٤ شطر ودمج المناطق (Region Splitting and Merging)

وهي من الطرق الشائعة حالياً، حيث أثبتت نجاحاً في اغلب مسائل التجزئ. تمتاز هذه الطريقة بكفاءتها الحوسبية العالية مقارنة بالطريقة السابقة، حيث تتعامل هذه الطريقة مع منطقة كاملة وليس عنصراً - عنصراً [٢٤].

تعتمد هذه الطريقة في عملها على مبدأ من الأعلى الى الأسفل (Top-down) وعلى النقيض من الطريقة السابقة التي تبدأ بعنصر صورة واحد، تعتبر هذه الطريقة الصورة ككل منطقة واحدة [٢٠]، ثم تقوم بتقسيم هذه المنطقة الى عدد من المناطق الجزئية بعد تطبيق اختبار التجانس (Homogeneity Test) في كل مرحلة من التقسيم، اذا لم يتم اجتياز هذا الاختبار تُقسَم تلك المناطق بدورها الى مناطق جزئية أخرى وتستمر هذه العملية مكونة تمثيلاً يدعى الشجرة الرباعية (Quadtree) وكما موضح في الشكل (٤-١) [٣][٢٢].



بعد إكمال عملية تقسيم الصورة، يتم دمج المناطق المتجاورة التي تحقق معيار التجانس (Homogeneity Measure). وبصورة عامة تؤدي طريقة التجزيء هذه عملها كالآتي [٢١]:

- ١- تعريف اختبار التجانس، حيث يتضمن هذا تعريف معيار التجانس (مثلاً المستوى الرمادي، اللون، النسيج أو أي معلومات أخرى خاصة بالتطبيق)، وتحديد المعيار الذي يجب تلبيةه في كل منطقة لاجتياز اختبار التجانس.
- ٢- شطر الصورة إلى عدد من المناطق المتساوية الحجم.
- ٣- حساب معيار التجانس لكل منطقة.
- ٤- إذا اجتازت المنطقة اختبار التجانس، تجري عملية دمجها مع جيرانها وبخلافه تُقسّم تلك المنطقة إلى مناطق جزئية أخرى.
- ٥- تستمر هذه العملية لحين اجتياز كل المناطق اختبار التجانس.

يعتمد اختبار التجانس المعروف من قبل المستعمل على التطبيق، حيث إن الفكرة الأساسية هي البحث عن مميزات متشابهة ضمن الكيان الواحد ومختلفة مع الكيانات المحيطة. وفي أبسط الحالات يتم استعمال المستوى الرمادي كميزة موضع الاهتمام، ثم يستخدم تباين (Variance) المستوى الرمادي كمعيار للتجانس، حيث يتم حساب تباين منطقة مساحتها A (عدد عناصر الصورة المكونة لها) كما مبين في العلاقتين (١٢.١) و (١٣.١) [٢١].

$$\sigma^2 = \frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in region} [f(x,y) - \bar{f}]^2 \quad (12.1)$$

$$\bar{f} = \frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in region} f(x,y) \quad (13.1)$$

يتضمن اختبار التجانس بعد ذلك اختبار في ما إذا كان تباين المنطقة أقل من قيمة عتبة محددة

مسبقاً أم لا.

ومما تجدر الإشارة إليه هو عدم وجوب تشابه معيار التجانس المستعمل للشطر مع المعيار الخاص بعملية الدمج، فمثلاً قد يتم حساب بعد مراكز المنطقتين المراد دمجها وبعد ذلك تتم عملية الدمج إذا كانت قيمة هذا البعد أقل من قيمة عتبة محددة مسبقاً، وبخلافه لا تتم عملية الدمج [٨]. وبالرغم من كفاءة هذه الطريقة لحل مسائل تجزيء الصور إلا إنها تعاني من بعض المشاكل:

- ١- تعتمد نتيجة التجزيء على الترتيب الذي يتم فيه دمج المناطق.
- ٢- تكون حواف المناطق الناتجة من التجزيء ذات اتجاهين فقط (أفقي أو عمودي). سوف تؤدي الأخطاء في اتجاه الحواف إلى خطأ في عملية التجزيء، هذا لأنه على التجزيء المقبول أن ينشأ علاقة مزدوجة ما بين الأجزاء وحواها، حيث يجب أن تكون حدود الأجزاء حواف ذات معنى وبالمقابل يجب أن تكون الحواف المغلقة محيطة بالأجزاء.

١-٣-٥ تقنيات العنقدة (Clustering-Techniques)

تعد العنقدة واحدة من التقنيات البسيطة والمستعملة بصورة واسعة في مجال تجزيء الصور [٢٥]، حيث يرجع استعمالها إلى الستينيات. تقوم هذه التقنية بتجميع عناصر الصورة إلى مناطق معينة.

وعلى أي حال، وقبل الدخول في كيفية استخدام هذه التقنية في عملية التجزيء، يتم تسليط الضوء على بعض المفاهيم الخاصة بالعنقدة.

في البداية تُعرّف العنقدة على إنها طريقة تصنيف غير موجهه (Unsupervised Classification) هدفها تقسيم مجموعة من الأنماط التي تدعى متجهات الواصفات (Feature Vectors) إلى عدد محدد من المجاميع الجزئية تدعى عنقيد (Clusters). وعليه إذا كانت لدينا المجموعة $Q = \{X^{(i)} | i = 1, 2, \dots, N\}$ بحيث أن $X^{(i)} = X_1^{(i)}, X_2^{(i)}, \dots, X_k^{(i)}$ فان العنقدة تقوم بتقسيم هذه المجموعة إلى M من المجاميع الجزئية $\pi = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ والتي تمتلك الخواص التالية [١٢][٢٦]:

$$أ) \phi \neq C_i \text{ لكل } i = 1, 2, \dots, M$$

$$ب) \phi = C_i \cap C_j \text{ لكل } i \neq j$$

$$ج) Q = \bigcup_{i=1}^M C_i$$

بصورة عامة، تتضمن مهمة العنقدة العناصر التالية [٧]:

- ١- تمثيل الأنماط (Pattern Representation): يشير تمثيل الأنماط إلى تحديد عدد العناقيد، عدد المتجهات المتوفرة إضافة إلى عدد الواصفات في متجه الواصفات.

٢- انتقاء الواصفات (Feature Selection): يدل هذا العنصر على تعريف مجموعة جزئية من الواصفات لاستعمالها في عملية العنقدة. فبالنسبة للصور يمكن ان تأخذ هذه الواصفات قيماً مثل المستوى الرمادي، قيمة الميل (Gradient Magnitude)، زاوية الميل (Gradient Phase) إضافة الى اللون (color) و/ أو واصفات أخريات [١].

٣- التجريد البياني (Data Abstraction): يقصد بالتجريد هنا عملية إيجاد تمثيل بسيط للمجاميع العنقودية، حيث يوجد عدد من التمثيلات ولعل أكثرها شيوعاً تلك التي تقوم بتمثيل العنقود من خلال مركزه فمثلاً اذا كان لدينا العنقود C_i الذي يتكون من S_i من المتجهات، فيمكن بعد ذلك حساب مركز ذلك العنقود كالآتي [١٢]:

$$Z^{(i)} = \frac{\sum_{X \in C_i} X}{S_i} \quad (١٤.١)$$

٤- مقياس التنسيب (Assignment measure): الذي يدل على كيفية ضم متجهات الواصفات بالواصفات المختارة الى أحد العناقيد المتوفرة. يوجد نوعان من المقاييس هما [٢١]:

أ. مقاييس التباعد (distance measures): ان الشكل الابطس والأكثر شيوعاً لهذا النوع من المقاييس هو مسافة اقليديس (Euclidean Distance) التي تعكس مقدار الاختلاف بين متجهين، فمثلاً اذا كان $X^{(i)}$ ، $X^{(j)}$ متجهين في فراغ متكون من K من الأبعاد فان مسافة اقليديس بينهما تحسب كالتالي:

$$d(X^{(i)}, X^{(j)}) = \sqrt{\sum_{k=1}^K (X_k^{(i)} - X_k^{(j)})^2} \quad (١٥.١)$$

$X_k^{(i)}$: الواصفة k للمتجه i

$X_k^{(j)}$: الواصفة k للمتجه j

تعطي القيمة الكبيرة لهذه المسافة مؤشراً على وجود اختلاف كبير بين المتجهين اما القيمة الصغيرة فتدل على وجود تشابه كبير بينهما.

يمكن ان يواجه هذا المقياس مشكلة عندما تكون مديات قيم متجه الواصفات مختلفاً ولذلك يحتاج الى تقبيس (Normalization) لمديات هذه القيم وجعلها تقع ضمن الفترة [٠, ١] وحسب العلاقة (١٦.١).

$$d(X^{(i)}, X^{(j)}) = \sqrt{\sum_{k=1}^K \frac{(X_k^{(i)} - X_k^{(j)})^2}{r_k^2}} \quad (١٦.١)$$

r_k : مدى قيم الواصفة k في متجه الواصفات.

ب. **مقاييس التشابه (Similarity Measures):** من الهياكل الشائعة لهذا النوع هي الضرب الداخلي للمتجه (Vector inner product). حيث يتم تنسيب متجه الواصفات الى العنقود الذي يمتلك مع مركزه قيمة اكبر نسبة لعملية الضرب المتجهي كالتالي:

$$\sum_{k=1}^K X_k^{(i)} \cdot X_k^{(j)} = (X_1^{(i)} \cdot X_1^{(j)} + X_2^{(i)} \cdot X_2^{(j)} + \dots + X_K^{(i)} \cdot X_K^{(j)}) \quad (17.1)$$

كذلك يمكن تقييس مديات قيم متجه الواصفات لهذا المقياس كالتالي:

$$\sum_{k=1}^K \frac{X_k^{(i)} \cdot X_k^{(j)}}{r_k^2} = \left(\frac{X_1^{(i)} \cdot X_1^{(j)}}{r_1^2} + \frac{X_2^{(i)} \cdot X_2^{(j)}}{r_2^2} + \dots + \frac{X_K^{(i)} \cdot X_K^{(j)}}{r_K^2} \right) \quad (18.1)$$

بعد توضيح هذه المفاهيم، يمكن صياغة مسألة التجزيء كمسألة عنقدة، حيث يتم تحويل الصورة من المجال المكاني (spatial domain) الى فراغ الواصفات (feature space) وبذلك يصبح كل عنصر في الصورة ممثلاً من خلال متجه واصفات معين في ذلك الفراغ. وعليه تصبح

مسألة التجزيء عبارة عن مسألة إيجاد العناقيد في هذا الفراغ، حيث يمثل كل عنقود كياناً ما في الصورة. وبعد إيجاد تلك العناقيد، يتم إنجاز التجزيء من خلال مقابلة (mapping) تلك العناقيد رجوعاً الى المجال المكاني للصورة [٤] [٢٠].

بصورة عامة، يعتمد نجاح استخدام العنقدة في تجزيء الصور بصورة كبيرة على انتقاء الواصفات المناسبة، حيث ان العناقيد الغير مكتشفة في فراغ ما قد يكون من السهل اكتشافها في فراغ آخر [١].

توجد العديد من التقنيات المستخدمة لحل مسألة العنقدة، وفي ما يلي أكثر الطرق شيوعاً فيها:

١-٥-٣-١ التقنية K-Means

وهي واحدة من التقنيات البسيطة والشائعة التي تم اقتراحها من قبل العالم McQueen عام ١٩٦٧ حيث تستخدم هذه التقنية مربعات الخطأ (Squared Errors) معياراً لتوجيه تقاربها [٧].

يرجع شيوع هذه الطريقة الى سهولة تنفيذها والى تعقيدها البسيطة من حيث الوقت.

تهدف هذه التقنية الى تصغير (minimizing) مجموع المسافات المربعة بين المتجهات

التابعة لعنقود ومركزه. ويمكن تلخيص خطوات عمل هذه التقنية كالتالي [٢٧][٢٨]:

١- اختيار M من مراكز العناقيد العشوائية $Z^{(1)}(1), Z^{(2)}(1), \dots, Z^{(M)}(1)$.

٢- تنسيب متجهات الواصفات في الخطوة t الى M من العناقيد باستعمال العلاقة التالية:

$$X \in C_j(t) \quad \text{if} \quad d(X, Z^{(j)}(t)) < d(X, Z^{(i)}(t)) \quad (19.1)$$

لكل $Z^{(i)}(t)$ عنقود مركزه $C_j(t)$ ، $i \neq j$ ، $i=1,2,\dots,M$

٣- حساب مراكز عناقيد جديدة $Z^{(j)}(t+1)$ لكل $j=1,2,\dots,M$ بحيث تصغر المسافات المربعة لكل المتجهات في العنقود $C_j(t)$ بالنسبة لمركز العنقود الجديد، وببساطة فان متوسط المتجهات التابعة للعنقود $C_j(t)$ هو المقياس الذي يقوم بالتصغير، وعليه يمكن حساب مركز العنقود الجديد كالتالي:

$$Z^{(j)}(t+1) = \frac{1}{S_j} \sum_{X \in C_j(t)} X \quad , \quad j=1,2,\dots,M \quad (20.1)$$

S_j : عدد المتجهات التابعة للعنقود $C_j(t)$

٤- اذا كان $Z^{(j)}(t+1) = Z^{(j)}(t)$

لكل $j=1,2,\dots,M$ ، فهذا يعني تقارب الخوارزمية، حيث يتم التوقف وبخلافه يتم الذهاب الى الخطوة (٢).

من المشاكل التي تواجه هذه التقنية هي حساسيتها لاختيار مراكز العناقيد الابتدائية حيث يعتمد نوع الحل الذي نحصل عليه على مراكز العناقيد الابتدائية المختارة ونتيجة لذلك تعاني هذه التقنية من مشكلة النهاية الصغرى المحلية (Local minima).

١-٣-٥-٢ تقنية شطر المناطق التداخلي (Recursive Region Splitting)

أصبحت هذه التقنية طريقة قياسية لإنجاز مهمة العنقدة، حيث تستعمل هذه التقنية طريقة عتبية المدرج التكراري لتجزئ الصور وكما موضح في الشكل (١-٥). وفي ما يلي تلخيصاً للخطوات التي تتبعها هذه التقنية [٢١]:

١- اعتبار الصورة منطقة واحدة ومن ثم حساب المدرج التكراري لكل عنصر من عناصر متجه الواصفات.

٢- تطبيق اختبار إيجاد القمة (peak) لكل مدرج تكراري وبعد ذلك اختيار القمة الأفضل

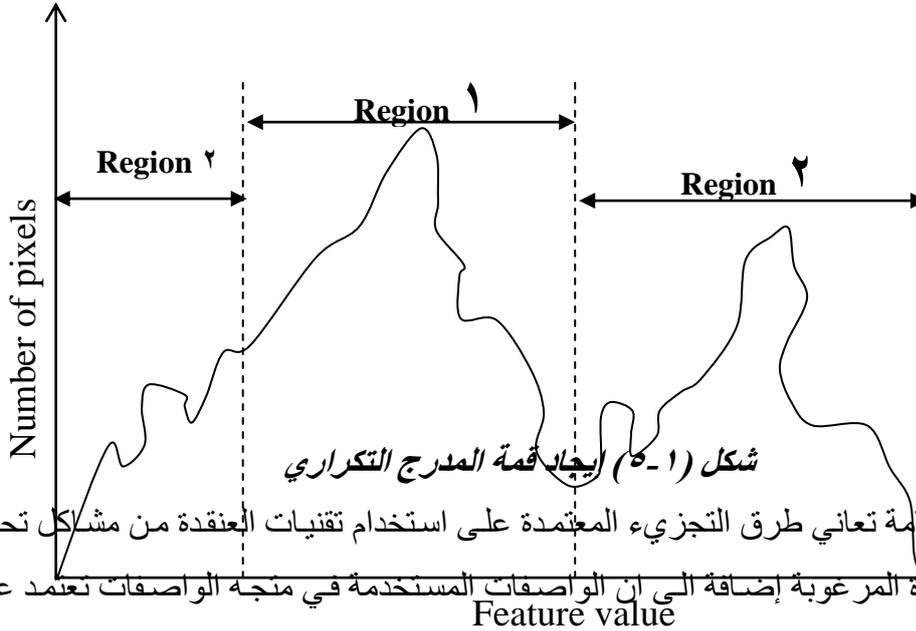
واعتبار القيم الواقعة على جانبي القمة كقيم للعتبات ومن ثم تجزئ الصورة الى منطقتين بالاعتماد على هذه القمة.

٣- تنعيم (Smoothing) الصورة الثنائية الناتجة من العتبية.

٤- يتم تكرار الخطوات ١-٣ لكل منطقة حتى لا يكون بالإمكان توليد مناطق جزئية جديدة

وهذا يعني عدم احتواء المدرج التكراري على قمم بارزة.

تعاني هذه الطريقة من مشكلة تحديد اختبار إيجاد القمة المناسبة بالإضافة الى تحديد قيم العتبات.



بصورة عامة تعاني طرق التجزيء المعتمدة على استخدام تقنيات العنقدة من مشاكل تحديد عدد عنايف الصورة المرغوبة إضافة الى ان الواصفات المستخدمة في منج الوصفات تعتمد على الصورة ولا توجد طريقة عامة لتعريف الواصفات المرغوبة للحصول على نتائج تجزيء جيدة [٤].

٦-٣-١ تقييم أداء تقنيات التجزيء

يعد تقييم الأداء عامل أساسي في توفير مسار تغذية عكسي يستطيع من خلاله النظام تعديل سياسته خلال المعالجة. فمثلاً يمكن للأنظمة ذات الأهداف المعروفة جيداً إيجاد معاملات الأداء والتي تقيس المسافة بين نقطة الهدف والنقطة التي توصل إليها النظام، بعد ذلك يمكن استخدام تلك المعاملات لاتباع المسار الأمثل باتجاه ذلك الهدف. ولسوء الحظ لا تقع أنظمة تجزيء الصور ضمن هذا الصنف من الأنظمة، على الأقل ليس في مستوى أدنى من المعالجة حيث يمكن فقط تعريف الهدف بصورة دقيقة في مستوى أعلى [٢٩].

يعتمد أداء تقنيات التجزيء على مدى واسع من العوامل المتضمنة نوعية الصورة التي يتم معالجتها، حاجات التطبيق الذي يستعمل المناطق والحواف الناتجة، إضافة الى ذلك قد تكون السرعة عامل مهم في تطبيقات الوقت الحقيقي (real-time application) لهذا السبب من المهم تقييم أداء عدة تقنيات لإيجاد التقنية المثلى لتطبيق ما [٨].

تتميز تجارب تقييم الأداء الجيدة بما يلي [٦]:

- ١- مقارنة التقنية الحالية مع عدد من تقنيات التجزيء الشائعة.
- ٢- تقييم كل تقنية باستعمال العديد من الصور ومن مختلف التطبيقات ودرجات تعقيد مختلفة أيضاً (مع التأكيد على المجال الحالي).
- ٣- استعمال مقاييس تقييم عديدة لأجل المقارنة.

يعد الفحص المرئي من قبل البشر الطريقة الأبسط لتقييم الأداء. إضافة الى ذلك يمكن مكنة عملية تقييم تقنية ما اذا كان هناك مناطق كيانات و/او حدود كيانات معروفة، حيث ان إحدى الطرق للحصول على مثل هذه المعلومات هي توليد صور اصطناعية (Synthetic images) حيث تكون كيانات الصورة معروفة مسبقاً [٨].

يوجد بالإضافة الى المقياس السابق عدد من المقاييس الإحصائية التي يمكن تقسيمها الى صنفين هما المخالفة التجريبية (Empirical discrepancy) والجودة التجريبية (Empirical goodness) [٦].

❖ المخالفة التجريبية

تعتمد مقاييس هذا الصنف على استخدام صورة مرجعية مجزأة يدوياً ومن ثم مقارنة الصورة الناتجة من تطبيق تقنية التجزيء مع هذه الصورة المرجعية. ان إحدى الطرق للقيام بهذا التقييم تتم بمقارنة تجزيئين للصورة، حيث ان أحد هذين التجزيئين منتج من قبل المستعمل ويمثل الى كيانات الصورة المراد اختبارها. بعد ذلك يتم استعمال مقياس التباعد (distance measure) ثنائي البعد لقياس الاختلاف بين الاثنين، وبذلك يوفر تخميناً لخطأ التجزيء المنتج من قبل تقنية التجزيء نسبة الى التجزيء المجهز من قبل المستعمل [٢٩].

توجد أيضاً تقنية أخرى ضمن هذا الصنف تقوم بحساب عدد عناصر الصورة المصنفة بصورة صحيحة C وعدد عناصر الصورة المصنفة بصورة خاطئة E ومن ثم احتساب النسبة (C-E) / (C+E) كمقياس للأداء [٨].

❖ الجودة التجريبية

تعتمد عملية التقييم ضمن هذا الصنف على مقياس بديهي للجودة، مثلاً انتظام الشدة اللونية ضمن المناطق المجزأة او التضاد اللوني للشدة اللونية بين مناطق الصورة المختلفة، حيث يوجد مقياسان للأداء هما [٦]:

أ- انتظام المناطق (Region Uniformity) [٢٩].

يتناسب انتظام خاصية ما في منطقة عكسياً مع تباين قيم تلك الخاصية المحسوبة لعناصر الصورة التابعة لتلك المنطقة، حيث تعني القيمة صفر للتباين ان كل العناصر التابعة لتلك المنطقة تمتلك بالضبط نفس قيم الخاصية، بينما تؤثر القيم الكبيرة للتباين التشتت بعيداً عن متوسط قيم الخاصية عبر المنطقة. لنفترض ان قيمة الخاصية في كل عنصر صورة (x, y) للمنطقة R_j يكون

$f(x,y)$ ، فعليه يتم حساب متوسط تلك القيم \bar{f}_j كما موضح في العلاقة (١٣.١) بعد ذلك يحسب تباين المنطقة كما موضح في العلاقة (١٢.١).

بعد حساب تباين كل منطقة تابعة للصورة المجزأة α ، يصبح مقياس الانتظامية للصورة المجزأة ككل كما يلي:

$$U_\alpha = 1 - \left(\sum_{R_j \in \alpha} \omega_j \sigma_j^2 / B \right) \quad (٢١.١)$$

σ_j^2 : تباين المنطقة j .

ω_j : وزن تتناسب قيمته مع مساحة المنطقة.

يمثل B في العلاقة أعلاه عامل تقييس مصمم لجعل القيمة العظمى للمقياس مساوية الى واحد.

$$B = \left(\sum_{R_j \in \alpha} \omega_j \right) (f_{max} - f_{min})^2 / 2 \quad (٢٢.١)$$

f_{max} : القيمة العظمى للخاصية المختارة في الصورة.

f_{min} : القيمة الصغرى للخاصية المختارة في الصورة.

بما ان انتظام المنطقة متناسب مع مساحة المنطقة، لذلك يصبح الوزن ω_j للمنطقة R_j مساوي لمساحة المنطقة A_j ، وبتعويض العلاقتين (١٢.١) و (٢٢.١) في العلاقة (٢١.١) نحصل على مقياس انتظام مناطق الصورة كالتالي:

$$U_\alpha = 1 - \left[2 \sum_{R_j \in \alpha} \sum_{(x,y) \in R_j} (f(x,y) - \bar{f}_j)^2 / \left(\sum_{R_j \in \alpha} A_j \right) (f_{max} - f_{min})^2 \right] \quad (٢٣.١)$$

ب- التضاد اللوني للمناطق (region contrast) [٢٩]

يأخذ المقياس السابق بنظر الاعتبار الانتظامية داخل كل منطقة بغض النظر عن المناطق المتصلة والمحيطة بها، اما المقياس الحالي فيقوم بحساب التضاد اللوني بين المناطق المتصلة. وبافتراض امتلاك هذه المناطق قيم خواص منتظمة، يُصاغ التضاد اللوني بين منطقتين R_i و R_j كالتالي:

$$c_{ij} = \frac{|\bar{f}_i - \bar{f}_j|}{\bar{f}_i + \bar{f}_j} = c_{ji} \quad (٢٤.١)$$

تمتلك هذه العلاقة القيمة صفر كقيمة دنيا والقيمة واحد كقيمة عظمى.

يكون مقياس التضاد اللوني لمنطقة ما مساوياً الى المجموع الموزون للتضاد اللوني لتلك المنطقة مع كل جيرانها المتصلين بها، حيث تساهم كل منطقة مجاورة R_i بهذا المجموع من خلال قيمة تتناسب

الى الاتصال بينها وبين المنطقة R_j التي يتم حساب المقياس لها. لنفترض ان هذه القيمة تكون p_{ij} كما معرفة في [٣٠]، يصبح مقياس التضاد اللوني للمنطقة R_j كالآتي:

$$c_j = \sum_{Ad_j R_i} p_{ij} c_{ij} \quad (٢٥.١)$$

يلاحظ ان مجموع قيم الاتصال p_{ij} لجميع المناطق R_i متصلة مع المنطقة R_j يساوي واحد. ومن اجل الحصول على مقياس تضاد لوني واحد للصورة ككل نحتاج الى حساب المجموع الموزون لإسهامات كل منطقة في الصورة. بصورة عامة يُعرف مقياس التضاد اللوني للصورة α كالآتي:

$$C_\alpha = \sum_{R_j \in \alpha} V_j c_j / \sum_{R_j \in \alpha} V_j \quad (٢٦.١)$$

حيث يمثل V_j الوزن المخصص للمنطقة R_j والذي يتناسب أيضاً مع مساحة المنطقة ولكن ليس بصورة خطية. وانما كدالة بهيئة توزيع كاوس والموضحة في العلاقة التالية:

$$V_j = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\left[\frac{(A_j - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]} \quad (٢٧.١)$$

حيث يمثل كل من μ و σ المتوسط الحسابي والانحراف المعياري على الترتيب. يوجد بالإضافة الى المقاييس المذكورة، مقياس يعتمد بصورة كبيرة على التطبيق الذي صممت لأجله خوارزمية التجزيء فمثلاً في تطبيقات تمييز الكيانات (object recognition)، من الاعتيادي استعمال تقنية تجزيء (التي يمكن ان تكون معتمدة على الحواف او معتمدة على المنطقة) لتجزيء الصورة الى عدد من الأجزاء التي يتم استعمالها بعد ذلك لأغراض التمييز. في هذه الحالة بدلاً من ان يكون الكائن البشري او المقاييس المذكورة سابقاً هي الأفضل لتقييم نتائج التجزيء، يصبح التطبيق هو الحكم الأفضل للتقييم والتقنية التي تعمل جيداً لتطبيق ما تصبح هي الأفضل لذلك التطبيق بغض النظر عما يتصوره الخبير البشري حول نوعية نتائج التجزيء [٦].

٤-١ الخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms)

تعاني اغلب طرق البحث التقليدية لحل مسائل الأمثلية (Optimization problems) من عدد من المشاكل والصعوبات وخاصة عند استعمالها لحل المسائل المعقدة. وفيما يلي بعض المشاكل التي تعاني منها هذه الطرق [٣١]:

- يعتمد التقارب الى الحل المثالي على الحل الابتدائي المختار.
- ميول اغلب هذه الطرق الى امثلية محلية (Local optima).
- عدم كفاءة الطرق التقليدية في التعامل مع المسائل ذات المتغيرات المنقطعة (discrete variables).

ونتيجة لهذه الصعوبات فقد توجه الباحثون الى استخدام الخوارزميات الجينية كطرق بحث عامة تعتمد مبدأ الانتقاء الطبيعي والجينات الطبيعية وقد تم تطويرها من قبل العالم هولاند في جامعة متشيجان بعد بحث دام عقداً من الزمن وانتهى بكتابة المنشور عام ١٩٧٥ *Adaptation in natural and artificial systems* [٣١] [٣٢] [٣٣] [٣٤]. وثق العالم هولاند في هذا الكتاب اغلب الأسس النظرية للخوارزميات الجينية.

لقد تم استخدام الخوارزميات الجينية لحل اغلب المسائل المعقدة وفي مجالات عديدة كما ذكرنا سابقاً، حيث تبدأ هذه الخوارزميات بمجتمع عشوائي يمثل مجموعة الحلول، كل حل تخصص له صلاحية (fitness) معينة ترتبط مباشرة بدالة الهدف للمسألة المعنية، بعد ذلك يتم تعديل هذا المجتمع وتوليد آخر جديد من خلال تطبيق مجموعة من العوامل الجينية (genetic operators) منها الانتقاء (selection)، التزاوج (crossover)، الطفرة (mutation) وغيرها بصورة متكررة وبالتتابع على أجيال هذا المجتمع لحين تحقق شرط التوقف [٣١].

تمتاز الخوارزميات الجينية بالإضافة الى حلها لاغلب المشاكل والصعوبات المذكورة سابقاً والتي تعاني منها الطرق التقليدية بالخصائص التالية [٣٢]:

- ◆ تعمل الخوارزميات الجينية على شفرة مجموعة المعاملات (Parameters) التي تمثل متغيرات القرار للمسألة وليس على مجموعة المعاملات نفسها.
- ◆ تبحث الخوارزميات الجينية انطلاقاً من مجموعة نقاط في فراغ البحث (Search space) وليس من نقطة واحدة كما هو الحال بالنسبة للطرق التقليدية.
- ◆ تستعمل الخوارزميات الجينية معلومات دالة الهدف وليس مشتقاتها او أية معرفة أخرى.
- ◆ تستعمل الخوارزميات الجينية قواعد انتقالات عشوائية (Probabilistic) وليس قواعد محددة (Deterministic).

١-٤-١ صيغ الخوارزميات الجينية (Forms of Genetic Algorithms)

توجد صيغتان رئيسيتان للخوارزميات الجينية هما الخوارزمية الجينية البسيطة والخوارزمية الجينية لحالة الاستقرار.

١-٤-١-١ الخوارزمية الجينية البسيطة (Simple Genetic Algorithm (sGA)

هو التوجه الأصلي الذي اقترحه هولاند من خلال دراسته لمجتمع ذباب الفاكهة، ففي هذه الخوارزمية يتم توليد كل مجتمع لكل جيل بالاعتماد على الجيل السابق (مجتمعات لا متداخلة) والخوارزمية التالية توضح ذلك [٣٢][٣٣][٣٤][٣٥]:

Algorithm sGA*Initialization (population);**Evaluation (population);**Gen ← ٠;**Do**Selection (population, selected-parents);**Crossover (selected-parents, created-offspring, crossover prob.);**Mutation (created-offspring, mutation prob.);**Population ← created-offspring;**Evaluation (population);**Gen ← Gen + ١;**While (not stop_criteria);*End sGA

في كل تكرار في الخوارزمية أعلاه، يتم إحلال المجتمع الجديد بكامله محل المجتمع القديم وهذا ما يُقصد بعدم تداخل الأجيال في هذه الصيغة من صيغ الخوارزميات الجينية.

٢-١-٤-١ الخوارزمية الجينية لحالة الاستقرار**Steady State Genetic Algorithm (ssGA)**

هي صيغة أخرى للخوارزمية الجينية حيث يتغير المجتمع تدريجياً بتوليد الأفراد الجدد واحداً تلو الآخر، ثم يتم إحلال عدد قليل من الأفراد في كل جيل (مجتمعات متداخلة)، وهذا يماثل تطور الفيلة حيث يستبدل جزء صغير من المجتمع بأطفال جدد [٣٣][٣٤][٣٦]، وتصف الخوارزمية التالية هذا الصيغة:

Algorithm ssGA*Initialization (population);**Evaluation (population);**Gen ← ٠;**Do**Selection (population, selected-parents)**Crossover (selected-parents, created-offspring, crossover prob.);**Mutation (created-offspring, mutation prob.);*

Evaluation (created-offspring);

Replacement (population, created-offspring);

Gen ← Gen + 1;

While (not stop_criteria);

End ssGA

في هذه الخوارزمية يتم إحلال عدد قليل من الأفراد (عادة واحد أو اثنين) محل أفراد غير مرغوب فيهم في المجتمع وهذا ما يُقصد بتداخل الأجيال في هذه الصيغة من صيغ الخوارزميات الجينية.

٢-٤-١ عناصر الخوارزمية الجينية (Elements of genetic Algorithm)

تتألف الخوارزمية الجينية من عدد من العناصر وفيما يلي توضيحاً لها:

١-٢-٤-١ المجتمع (Population)

يتكون المجتمع من N_{pop} من الأفراد، حيث تُحدّد قيمة N_{pop} تجريبياً من قبل مصمم الخوارزمية (عادة ٢٥-٥٠٠ فرد). لكل فرد كروموسوم (Chromosome) يتكون من l من الجينات، حيث يمثل هذا الكروموسوم المستوى الجيني (Genotype) للفرد الممثل للمستوى التركيبي (Phenotype) وتسمى قيمة الجينة (allele). ويصف التدوين التالي هيئة كروموسوم [٣٤]:

$$\text{chromosome}_i = \text{Gene}_1 \text{ Gene}_2 \dots \text{Gene}_l, \quad 1 \leq i \leq N_{pop}$$

وعند استعمال التشفير الثنائي على سبيل المثال فإن:

$$\text{gene}_{1 \leq j \leq l} \in \{0, 1\}$$

بعد ان يتم تحديد حجم المجتمع وطول الكروموسوم، يتم توليد قيم عشوائية (بالاعتماد على نوع التشفير المستخدم) لتمثل القيم الابتدائية لجينات كل الأفراد، حيث يمثل هؤلاء نقاط البداية في فراغ البحث للخوارزمية الجينية [٣٤]. وبعد توليد هؤلاء الأفراد تحسب صلاحياتهم وكما موضح في الفقرة الاتية.

٢-٢-٤-١ التقييم (Evaluation)

في الخوارزمية الجينية يتم تخصيص قيمة صلاحية (fitness value) لكل فرد سواء كان مولداً في المجتمع الابتدائي او خلال الأجيال اللاحقة، و ترتبط هذه القيمة بقيمة دالة الهدف (Objective function) [٣١][٣٢][٣٤]. فمثلاً تكون قيمة الصلاحية لمسائل التعظيم (maximization problems) مساوية لقيمة دالة الهدف. اما لمسائل التصغير (minimization

problems) فإن الهدف هو إيجاد الحل ذي القيمة الدنيا لدالة الهدف، وبذلك تحصل الحلول ذات القيم الأصغر لدوال الهدف على قيمة أكبر للصلاحية، وعادة يتم استخدام التحويل التالي لدالة الهدف بالنسبة لهذا النوع من المسائل [٣١]:

$$Fitness = \frac{1}{1 + f(x_1, x_2, \dots, x_D)} \quad (٢٨.١)$$

$f(\dots)$: دالة الهدف.
 D : عدد متغيرات القرار في دالة الهدف.

١-٤-٢-٣ التشفير (Encoding)

يقصد بالتشفير عملية إيجاد تمثيل مناسب للحل، حيث يعد التشفير عامل نجاح أساسي للخوارزمية الجينية [٣٣] ويعتمد بصورة كبيرة على المسألة المراد حلها. توجد العديد من أنواع التشفير المستخدمة وفيما يلي بعض الأنواع الشائعة منها:

١-التشفير الثنائي (Binary encoding)

وهو التشفير المفضل لمعظم النظريات الأساسية ولقد شاع استعماله بصورة رئيسية لسببين أولهما تاريخي، حيث تم استخدام هذا النوع من التشفير في الأعمال الأولى للخوارزمية الجينية [٣٣]. أما السبب الثاني فيعود إلى المبدأ القائل "يجب أن ينتقي المصمم أصغر الهجائيات التي تسمح بالتعبير الطبيعي عن المسألة" [٣٢]. تمتلك الجينية في هذا النوع من التشفير قيمة ثنائية (٠, ١) وتمثل خاصية معينة للحل ويوضح الشكل (٦-١) هنا النوع من التشفير.

$$\text{chromosome} = \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 0 & \dots & 1 \\ \hline \end{array}$$

شكل (٦-١) تشفير الثنائيات للكروموسوم

وبسبب حاجة هذا النوع من التشفير إلى التعبير عن قيم المعاملات غير الثنائية بالشكل الثنائي ومن ثم إعادة تفسيرها (decoding)، فإن ذلك يبطئ من محاكاة الخوارزمية الجينية، فضلاً عن إمكانية التعبير عن بعض المسائل بصورة أكثر طبيعية عند استعمال قيم غير ثنائية للجينات. إن هذه الأسباب قد دفعت الباحثين إلى اقتراح أنواع أخرى من التشفير وفيما يأتي بعضاً منها.

٢-التشفير الصحيح (Integer encoding)

يتكون الكروموسوم هنا من خيط أعداد صحيحة (integer). ويوضح المثال المبين في الشكل (٧-١) سبباً من أسباب استعمال هذا النوع من التشفير [٣٤].

<u>Encoding</u>	<u>Parent chromosome</u>			<u>Offspring chromosome</u>
Binary	١	٠٠	٠١٠	٠٠١ = ٤٢١
Binary	٠	٠١	١١٠	٠٠٠ = ١٦٠
Octal	٤	٢	١	٤ ٦ ٠
Octal	١	٦	٠	١ ٢ ١

شكل (١-٧) مقارنة بين تشفير الثنائيات وتشفير الصحيح (الثمانيات في هذا المثال)

نلاحظ من المثال أعلاه وعند استعمال التشفير الثنائي قيام عامل التزاوج ذي نقطة القطع الواحدة (الذي سيرد توضيحه لاحقاً) بخلق فردين جديدين فيهما بعض الأرقام الصحيحة مورثة من الأبوين بينما لا وجود للرقم الأول للطفلين في الأبوين، حيث يمزق التزاوج بهذه الطريقة الحلول الأصلية ويخلق حلولاً جديدة على المستوى التركيبي. وعليه يتم استعمال التشفير الصحيح لحل هذه المشكلة، إضافة إلى ذلك يمتاز هذا النوع من التشفير بعدم حاجته إلى عملية التفسير المرافقة للتشفير الثنائي مما يُسرّع في عملية المحاكاة للخوارزمية الجينية [٣٤].

٣- التشفير الحقيقي (Real encoding)

يختلف هذا التشفير عن التشفير الصحيح في استعماله لجينات ذات قيم حقيقية وكما موضح في الشكل (١-٨).

Chromosome =

١.٢٣٤	٢.٢	٠.٥	...	٠.٤٥٦
-------	-----	-----	-----	-------

شكل (١-٨) تشفير الحقيقي للكروموسوم

إضافة إلى تجنب هذا النوع من التشفير التمزيق على المستوى التركيبي الذي يصاحب التشفير الثنائي وكذلك عدم حاجته إلى تفسير، فإن له ميزتين أخريتين هما دقة الحقيقي (precision of real) حيث يتطلب استخدام التشفير الثنائي لقيم جينات حقيقية كروموسومات طويلة (مثلاً تعطي ١٣ بت دقة ٠.٠٠١) في حين لا يعاني التشفير الحقيقي من هذه المشكلة، أما الميزة الأخرى فهي الطفرة على الحقيقي (mutation on real) حيث يمكن ضبط حجم الطفرة عند استخدام التشفير الحقيقي وذلك من خلال إضافة قيمة عشوائية من توزيع كاوس إلى المعاملات (هذا هو ما تفعله استراتيجية التطور) [٣٤].

٤-٢-٤-١ الانتقاء (Selection)

يقصد بالانتقاء عملية اختيار الآباء من المجتمع لأجل التزاوج وانتاج أطفال جدد، فبعد اختيارنا لطريقة التشفير المناسبة يصبح القرار التالي الواجب اتخاذه هو كيفية إجراء الانتقاء [٣٣].

وبصورة عامة وطبقاً لنظرية دارون التي تنص على مبدأ البقاء للأصلح (Survival of Fittest) يحصل الأفراد ذوو الصلاحية العالية على فرصة أكبر للعيش والتزاوج من الأفراد ذوي الصلاحية الواطئة [٣٢]، وعلى أية حال، تتمايز جميع طرق الانتقاء من خلال عامل يدعى ثقل الانتقاء (selection pressure) الذي يمثل عدد النسخ التي يحصل عليها الفرد الأفضل أثناء إجراء عملية الانتقاء، وعليه فإن طرق الانتقاء ذات ثقل الانتقاء الكبير يحصل فيها الأفراد الأفضل على عدد أكبر من النسخ وبالتالي يؤدي الى مشاكل التقارب المبكر (Premature convergence) والانتهاك البطيء (Slow finishing) (التي سيرد توضيحها لاحقاً) لذلك يجب الحفاظ على هذا العامل متوازناً نسبياً [٣١].

توجد العديد من طرق الانتقاء المستخدمة وسنتطرق الى بعض الأنواع الشائعة منها:

١-انتقاء عجلة الروليت (RWS) Roulette Wheel Selection

تستعمل هذه الطريقة في sGA لانتقاء الآباء الذين لهم صلاحية عالية باحتمالية أكبر، حيث تجمع صلاحيات كل الأفراد في المجتمع ثم تحسب نسبة صلاحية كل فرد الى مجموع الصلاحيات لتستعمل كاحتمالية لاختيار الأفراد في المجتمع، ثم تحسب القيمة المتوقعة لكل فرد (أي العدد المتوقع لمرات انتقاء ذلك الفرد للتزاوج) كما موصوف في العلاقة التالية [٣٢][٣٣][٣٤]:

$$e_i = \frac{F_i}{\bar{F}} \quad (٢٩.١)$$

F_i : صلاحية الفرد i .
 \bar{F} : متوسط صلاحيات أفراد المجتمع.

في هذه الطريقة ينسب لكل فرد جزء من عجلة الروليت تتناسب مع صلاحيته وتدار العجلة N_{pop} دورة. في كل دورة ينتقى الفرد الذي توشر إليه العجلة ليكون في بحيرة التزاوج (mating pool) للجيل التالي، وتوضح الخطوات التالية كيفية تنفيذ هذه الفكرة [٣٣]:

١. اجمع القيمة المتوقعة الكلية لأفراد المجتمع وليكن هذا المجموع يدعى S_e .

٢. كرر N_{pop} من المرات.

أ. اختر رقماً صحيحاً عشوائياً r بين 0 و S_e .

ب. تنقل عبر أفراد المجتمع واجمع قيمهم المتوقعة الى ان يصبح المجموع أكبر من او يساوي

قيمة r . بعد ذلك انتقي الفرد الذي جعلت قيمته المتوقعة ذلك المجموع عند هذا الحد.

بصورة عامة، تعاني طريقة الانتقاء هذه من بعض المشاكل مثلاً:

- **التقارب المبكر:** في بداية محاكاة الخوارزمية الجينية، قد يوجد فرد له صلاحية تفوق كثيراً صلاحيات الآخرين. يسود هذا الفرد المتفوق كل المجتمع (تقارباً مبكراً) حيث يتم انتقاؤه غالباً [٣٢][٣٤][٣٧].
- **الانتهاء البطيء:** في نهاية محاكاة الخوارزمية الجينية، ربما يوجد الكثير من الأفراد الذين لديهم نفس الصلاحية تقريباً مما يجعل التمييز بين مختلف الحلول لانتقاء أفضلها عملية صعبة [٣٤][٣٧].
- لا يوجد ضمان للحفاظ على الأفراد الأفضل في الأجيال اللاحقة، وللتغلب على هذه المشكلة اقترح الباحثون طريقة بديلة تدعى انتقاء النخبة.

٢-انتقاء النخبة (Elitism Selection)

وهي واحدة من طرق الانتقاء التي تلزم الخوارزمية الجينية بالحفاظ على عدد محدد من الأفراد الأفضل في كل جيل [١٢][٣٣]، حيث يمكن فقدان هؤلاء الأفراد إذا لم يتم انتقاؤهم أو إذا تم تمزيقهم من خلال عامل التزاوج أو الطفرة (الموضحين لاحقاً). وعلى الرغم من أن هذه الطريقة قد حلت واحدة من مشاكل الطريقة السابقة إلا إنها ما زالت تعاني من المشاكل الأخرى لتلك الطريقة وهذا ما دفع الباحثين إلى ابتكار طريقة جديدة تدعى انتقاء الرتب.

٣-انتقاء الرتب (Rank selection)

تعد طريقة الرتب طريقة بديلة غرضها منع مشاكل التقارب المبكر والانتهاء البطيء. توجد عدة أشكال لتنفيذ هذه الطريقة أبسطها تلك المقترحة من قبل بيكر عام ١٩٨٥ والتي تدعى الرتب الخطية (linear rank). حيث يتم ترتيب أفراد المجتمع تنازلياً طبقاً لصلاحياتهم (من ١ إلى N_{pop})، ثم يعطى الفرد ذو الصلاحية العليا الرتبة رقم واحد ($rank=1$) والفرد الذي يليه (أي الأقل منه صلاحيةً) الرتبة اثنين ($rank=2$) وهكذا. بعد ذلك تحسب الصلاحية الجديدة لكل فرد كالتالي [٣٤]:

$$F' = \max - (\max - \min) \frac{(rank - 1)}{N_{pop} - 1} \quad (٣٠.١)$$

حيث أن:

$$1 < \max \leq 2 \text{ \& } rank \in \{1, 2, \dots, N_{pop}\} \text{ \& } \min = 2 - \max .$$

تتجنب طريقة انتقاء الرتب إعطاء حصة كبيرة من الأطفال لمجموعة صغيرة من الأفراد ذوي الصلاحية العالية، وبذلك تعمل على تقليص ثقل الانتقاء عندما يوجد تباين عالٍ لصلاحيات أفراد المجتمع، حيث ان نسبة العدد المتوقع لنسخ الأفراد الذين رتبته i و $i+1$ ستكون نفسها فيما اذا كان الفرق المطلق لصلاحياتهم قليلاً او كبيراً [٣٣].

٤-انتقاء العينات الشاملة التصادفية (Stochastic Universal Sampling (SUS)

تعاني الطريقة RWS من مشكلة أخرى أيضاً وهي ان العدد الفعلي لنسخ كل فرد عادةً يكون مختلفاً بصورة كبيرة عن القيمة المتوقعة (فمثلاً قد تخصص سلسلة تدويرات لعجلة الروليت كل النسخ للفرد الأسوأ في المجتمع). لذلك اقترح بيكر عام ١٩٨٧ طريقة تدعى SUS لتقليص هذا الاختلاف. ففي هذه الطريقة بدلاً من تدوير العجلة N_{pop} دورة لانتقاء N_{pop} والد ، يدور SUS العجلة دورة واحدة ولكن بمؤشرات متساوية البعد عددها N_{pop} تستعمل لانتقاء N_{pop} والد [٣٣]. وحسب العلاقة (٢٩.١) يحصل كل فرد في المجتمع على عدد من النسخ كالتالي:

$$[e_i] \geq \text{عدد النسخ لكل فرد} \geq [e_i]$$

حيث يمثل $[e_i]$ أكبر عدد صحيح أصغر من e_i أما $[e_i]$ فيمثل أصغر عدد صحيح أكبر من e_i .

لم تتمكن الطريقة SUS من حل المشاكل الرئيسية (التقارب المبكر، الانتهاء البطيء) التي تعاني منها الطريقة RWS. ولتجنب هذه المشاكل يتم دمج طريقتي انتقاء الرتب و SUS في طريقة واحدة، حيث يتم حساب الصلاحية الجديدة F' باستخدام انتقاء الرتب الخطية ثم يتم الانتقال الى SUS لإجراء الانتقاء [٣٤].

يُغاب على هذه الطريقة تعاقبيتها ومركزيتها مما يجعلها غير مناسبة للانتقاء المتوازي. ان الانتقاء الطبيعي ليس مركزياً، ففي الطبيعة ينتقل الفرد في بيئته بطلاقة ويتنافس على الموارد والتزاوج بصورة متوازية [٣٤].

ولتجنب مشاكل الطرق السابقة، استحدث الباحثون طريقة جديدة تدعى انتقاء المجموعات.

٥-انتقاء المجموعات (Tournament selection)

تقوم هذه الطريقة بتنظيم عدد النسخ ضمناً، حيث يعطى فرصة للأفراد ذوي الصلاحية الدنيا ليتم انتقاؤهم [٣٧]. توجد العديد من الهيئات لتنفيذ هذا النوع من الانتقاء، أبسطها وأكثرها شيوعاً هو انتقاء المجموعات الثنائية (Binary Tournament Selection) الذي يتم استخدامه في (ssGA)، حيث ينتقى فردان مختلفان عشوائياً ويفوز أفضلهما ويضاف الى بركة التزاوج (Mating pool)، اما اذا تساوت الصلاحيتان ينتقى أحدهما عشوائياً، و تكرر هذه العملية لانتقاء العدد المطلوب [٣٤].

يمكن صياغة هذه الطريقة رياضياً كالتالي [٣٤]:

$$select_n = \begin{cases} ind_i & \text{if } F(ind_i) > F(ind_j) \\ ind_j & \text{otherwise} \end{cases} \quad (٣١.١)$$

for $n = \{ ١, ٢ \}$, random number $i, j \in \{ ١, ٢, \dots, N_{pop} \}$, $i \neq j$

$select_n$: الفرد المختار ذو الرقم n .

$F(ind_i)$: صلاحية الفرد i .

$F(ind_j)$: صلاحية الفرد j .

يوجد شكل آخر لهيئة الانتقاء هذه، حيث يتم انتقاء فردين مختلفين عشوائياً من المجتمع ثم يولد رقم عشوائي ($0 \leq r < 1$) فإذا كان ($r \leq k$) (حيث يمثل k معاملاً مثلاً ٠.٧٥) يفوز الفرد الأعلى صلاحية وخلافاً لذلك يفوز الفرد الأقل صلاحية [٣٣].

من الملاحظ ان استعمال مجموعات تنافس اكبر سوف يؤدي بالنتيجة الى زيادة ثقل الانتقاء، حيث يحصل الأفراد ذوو الصلاحية تحت المتوسط على احتمالية واطنة للانتقاء، بينما يحصل الأفراد ذوو الصلاحية فوق المتوسط على احتمالية عالية [٣٧].

يمتاز انتقاء المجموعات بالإضافة الى مميزاته الأخرى بمتطلبات حوسبية قليلة (حيث لا يتطلب عمليات حساب متوسط الصلاحيات والعدد المتوقع لكل فرد ... الخ) [٣٣]، إضافة الى عدم حاجة هذا النوع من الانتقاء الى تحويل دالة الهدف وكما موصوف في المعادلة (٢٨.١) [٣١].

١-٤-٢-٥ التزاوج (Crossover)

يعد التزاوج الخاصية التي ميزت الخوارزمية الجينية عن بقية خوارزميات التطور (استراتيجية التطور والبرمجة التطورية) [٣٤]. وهو عملية مبادلة جينات الأبوين لانتاج طفلين يحملان جينات من كلا الأبوين.

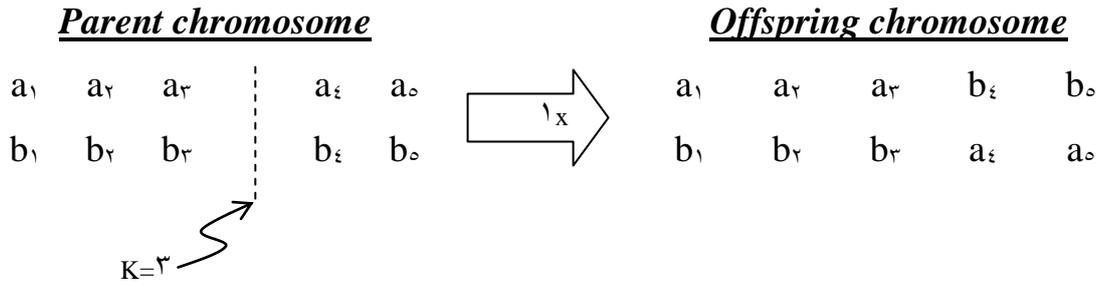
بصورة عامة، يوجد غرضان لطرق التزاوج كافة أحدهما يمثل البحث في فراغ المعاملات (parameters space) اما الآخر فيتعلق بحاجة البحث الى طريقة للحفاظ على المعلومات المخزونة في كروموسومات الأبوين بأقصى ما يمكن وذلك لأعتبار هذه الكروموسومات أمثلة للكروموسومات الجيدة المختارة بعملية الانتقاء [٣١].

تعتمد طرق التزاوج المستخدمة على نوع التفسير المستخدم والمسألة المراد حلها وفيما يلي بعض طرق التزاوج الشائعة.

١- التزاوج ذو نقطة القطع الواحدة (١ x) Single-point crossover

تمثل الطريقة الأبسط للتزاوج وقد تم استعمالها في sGA، حيث تتم باحتمالية معينة P_c ($0.6 < P_c < 0.9$) وذلك باختيار موضع عشوائي k ($k \in \{1, 2, \dots, l-1\}$) وانتاج كروموسومين جديدين بتوحيد جينات من الأبوين كالآتي [٣٢][٣٤]:

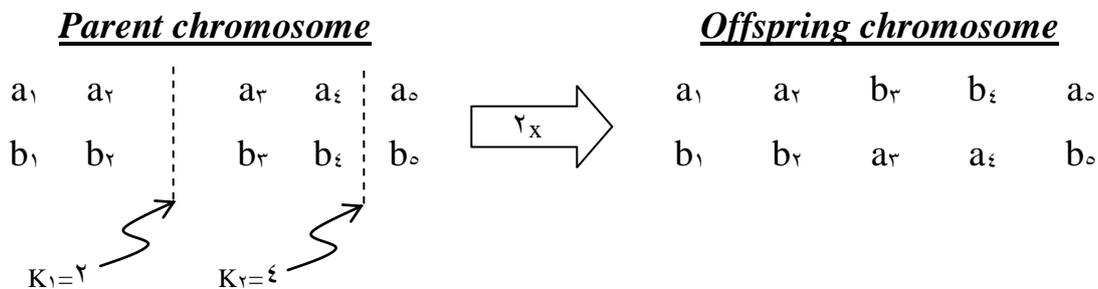
تستنسخ k جينة من الأب الأول (الثاني) الى الطفل الأول (الثاني)، و $l-k$ جينة الباقية من الأب الأول (الثاني) الى الطفل الثاني (الأول) وكما موضح في الشكل (٩-١). اما اذا لم يحصل تزاوج فيتم استنساخ الأبوين مباشرة كأطفال.



شكل (٩-١) التزاوج $1x$
يعاني هذا النوع من التزاوج من مشكلة نقصان التنوعية (Diversity) في المجتمع وكذلك تمزيق أحد طرفي الكروموسوم [٣٣]. وللتخلص من هذه المشاكل اقترح الباحثون طريقة تزاوج بديلة تدعى التزاوج ذا نقطتي القطع.

٢- التزاوج ذو نقطتي القطع ($2x$) Two-point crossover

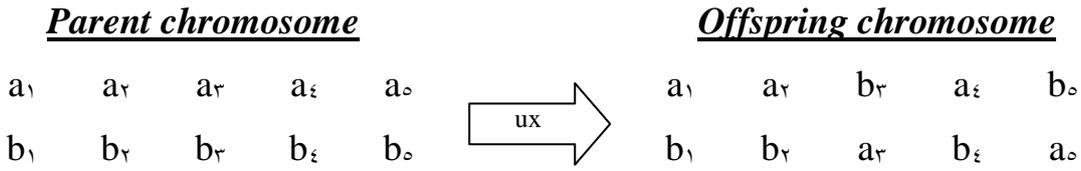
يمتاز هذا النوع من التزاوج باحتمالية عالية لعدم تمزيق طرفي الكروموسوم ولكنه اكثر تمزيقاً من العامل $1x$ لأنه يستعمل نقطتي قطع، ومع ذلك اثبت هذا العامل انجازية مساوية او افضل من تلك التي للعامل $1x$ ويتم استعماله في ssGA [٣٤].
يتم التزاوج بهذه الطريقة باحتمالية معينة أيضاً من خلال اختيار موضعين مختلفين عشوائياً k_1, k_2 ($k_1, k_2 \in \{1, 2, \dots, l\}, k_1 < k_2$) ثم يتم مبادلة كتلة ما بين الموضعين [٣٤][٣١] [٣٣]، ويوضح الشكل (١٠-١) كيفية إجراء هذا النوع من التزاوج.



شكل (١٠-١) التزاوج $2x$

٣- التزاوج المنتظم (UX) Uniform crossover

يعد هذا العامل مختلفاً جداً عن سابقه، حيث يبادل عشوائياً وباحتمالية (٠.٥) جينات الأبوين منتجاً طفلين والشكل (١١-١) يوضح طريقة عمله [٣١][٣٤].



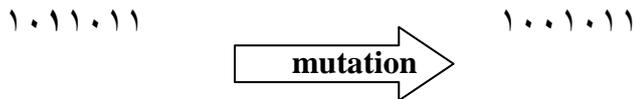
شكل (١-١) التزاوج ux

طريقة التزاوج هذه تأثير كبير على تمزيق الكروموسومات ولكن غالباً ما تعطي انجازية جيدة في مسائل الحياة الحقيقية ولهذا يطبق كثيراً في الخوارزمية الجينية ويستند هذا جزئياً الى اقتدار هذه الطريقة في الحفاظ على التنوع في المجتمع وقد يتم تبني هذه الطريقة في ssGA [٣٤].

١-٤-٢-٦ الطفرة (Mutation)

هي التغير العشوائي لجينة او اكثر في الكروموسوم، وتتمثل الحاجة الى هذا العامل لزيادة التنوع في المجتمع من خلال توليد فرد جديد لا يماثل أياً من الأفراد الموجودين وبذلك يوفر بحثاً اكتشافياً (Exploration) للخوارزمية الجينية فهي تكتشف جزءاً مجهولاً في فراغ البحث [٣١] [٣٤]. إضافة الى إمكانيته للتخلص من مشكلة النهاية الصغرى المحلية (Local minima).

يُنَجَز هذا العامل وباحتمالية معينة من خلال مسح الكروموسوم جينة-جينة وملاحظة مدى حصول التغير وفقاً للاحتمالية المحددة. وتوجد عدة طرق لإجراء هذا العامل اعتماداً على التفسير المستخدم والمسألة المراد حلها فمثلاً يقوم هذا العامل في حالة استخدام التفسير الثنائي بقلب قيمة الجينة (٠ الى ١، ١ الى ٠) [٣٢][٣٣][٣٤] وكما موضح في الشكل (١-١٢).



شكل (١-١٢) الطفرة

تستخدم sGA معدل طفرة قليل وذلك للتخفيف من التأثير السلبي لهذا العامل على تمزيق كروموسومات المجتمع. اما بالنسبة للخوارزمية الجينية لحالة الاستقرار فيكون معدل الطفرة أعلى منه في sGA، حيث ان الفكرة الأساسية هي بقاء المجتمع مستقراً نسبياً حتى لو استعملنا معدل طفرة عال لأننا نستبدل عدداً قليلاً من الأفراد في كل خطوة وهذا لن يؤثر كثيراً في إنجازية ssGA بالإضافة الى ذلك قد يُنصَح بمعدل طفرة عالٍ وذلك لتأثيره الاكتشافي العالي في بحث الخوارزمية الجينية [٣٤].

بعد الانتهاء من إجراء عمليتي التزاوج والطفرة والتقييم على مجموعة الأفراد المنتقاة، يصبح القرار التالي الذي يجب اتخاذه هو كيفية إدخال الفرد الجديد الى المجتمع من خلال استخدام عامل الإحلال.

١-٤-٢-٧ الإحلال (Replacement)

يحذف الإحلال أفراداً قدامى لهم صلاحية أقل ليحل محلهم أفراداً جدد بصلاحية أفضل وفيما يلي طريقتان شائعتان للإحلال [٣٤]:

١-إحلال المجموعات الثنائية (Binary Tournament Replacement)

تمثل طريقة الإحلال هذه طريقة انتقاء المجموعات الثنائية الموضحة في الفقرة (١-٤-٢-٤)، حيث يتم إحلال الطفل الجديد المُقَمِّم الناتج من التزاوج والطفرة محل أسوأ فردين يتم انتقاؤهم عشوائياً من المجتمع، والصيغة الرياضية التالية توضح هذا النوع من الإحلال [٣٤].

$$replace_n = \begin{cases} ind_i & \text{if } F(ind_i) < F(ind_j) \\ ind_j & \text{otherwise} \end{cases} \quad (32.1)$$

for $n = \{1, 2\}$, random number $i, j \in \{1, 2, \dots, N_{pop}\}, i \neq j$

$replace_n$: الفرد n المراد احلاله.

$F(ind_i)$: صلاحية الفرد i .

$F(ind_j)$: صلاحية الفرد j .

يحافظ هذا النوع من طرق الإحلال على الفرد الأفضل دائماً وبحجم نخبة يساوي واحداً على الأقل. ولزيادة احتمالية الحفاظ على الأفراد الأفضل في المجتمع يتم اللجوء الى طريقة أخرى وكما موضح في طريقة الإحلال الآتية.

٢-إحلال المجموعات الثلاثية (Triple Tournament Replacement)

يمثل هذا النوع سابقه باستثناء إحلال الطفل الجديد محل أسوأ ثلاثة أفراد يتم انتقاؤهم عشوائياً من المجتمع وتوضح الصيغة الرياضية أدناه ذلك [٣٤]:

$$replace_n = \begin{cases} ind_i & \text{if } F(ind_i) < F(ind_j) \text{ and } F(ind_i) < F(ind_k) \\ ind_j & \text{if } F(ind_j) < F(ind_i) \text{ and } F(ind_j) < F(ind_k) \\ ind_k & \text{otherwise} \end{cases} \quad (33.1)$$

for $n = \{1, 2\}$ and random numbers $i, j, k \in \{1, 2, \dots, N_{pop}\}, i \neq j, i \neq k, j \neq k$.

يعطي هذا النوع من الإحلال احتمالية أعلى من النوع السابق من حيث الحفاظ على الأفراد الأفضل حيث ينتج ضمناً حجم نخبة يساوي اثنين على الأقل (أي لا يتم استبدال الفردين الأفضل مطلقاً).

٣- طرق أخرى للإحلال

يوجد بالإضافة الى الطريقتين السابقتين طرق أخرى للقيام بالإحلال منها:

- ١ - إحلال الأسوأ (Worst Replacement): الذي يقوم بإحلال الطفل الجديد محل أسوأ فرد في المجتمع [٣٨].
- ٢- الإحلال العشوائي (Random Replacement): والذي يقوم بإحلال الطفل الجديد محل فرد يتم انتقاؤه عشوائياً من المجتمع [٣٨].
- ٣- بالإضافة الى ذلك قد يتم استخدام استراتيجية إحلال تأخذ بنظر الاعتبار صلاحية وتمائل الأفراد في المجتمع بهدف اختيار الفرد المراد حذفه بحيث يكون ذا صلاحية واطئة إضافة الى كونه يشابه نسبياً الطفل الجديد [٣٩].

١-٤-٢-٨ مقاييس التوقف (Stop criterion)

وهي المؤشرات المستخدمة لمعرفة مدى تقارب الخوارزمية الجينية، حيث يوجد عدد من هذه المقاييس منها:

* **الانجازية المتصلة (on-line performance)** : تمثل الانجازية المتصلة مقياساً للأداء المتوسط للخوارزمية الجينية بالاعتماد على دالة الصلاحية والصيغة الرياضية الآتية توضح ذلك [٣٤]:

$$on - line(T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T F(t) \quad (٣٤.١)$$

T : العدد الكلي لمرات إيجاد قيم دالة الصلاحية .
 $F(t)$: التقييم التائي للصلاحيات .

أثناء تطور الخوارزمية الجينية تتقارب قيمة (T) on-line باتجاه قيمة ثابتة، وعند استمرارها بالثبوت لعدد كاف من الدورات المحددة مسبقاً يتم إيقاف المحاكاة للخوارزمية الجينية.

بالإضافة الى الانجازية المتصلة، قد يكون مقياس التوقف واحداً أو اكثر من المقاييس التالية:

- * الوصول الى الحد الأقصى لعدد الأجيال [٣٢].
- * اقتراب متوسط الصلاحيات من الصلاحية القصوى [٣٤].
- * عدم وجود تحسن للصلاحية القصوى في المجتمع لعدد محدد من الدورات.
- * تماثل أفراد المجتمع جميعاً اما على المستوى الجيني او على مستوى الصلاحية.
- * قد يتم التوقف عندما يحصل واحداً أو اكثر من أفراد المجتمع على صلاحية تتجاوز قيمة عتبة محددة [٣٥].

١-٤-٣ مقارنة بين ssGA و sGA

ان مبدأ العمل الذي تتبعه ssGA جعلها تمتاز ببعض الخصائص التي جعلتها تتفوق على الخوارزميات الجينية الأخرى وخاصة sGA ومن هذه الخصائص [٣٤]:

- تعثر على حلول جيدة بعينات (Samples) اقل مقارنة مع sGA حيث يمكنها انتقاء أفراد جدد جيدين فور خلقهم وعلى العكس من ذلك يجب على sGA ان تعين كل المجتمع قبل انتقاء الأفراد الجيدين الجدد.
- تتجنب تكرار نفس الفرد في المجتمع موفرة بذلك احتواء المجتمع حلولاً مختلفة اكثر. بالإضافة الى ذلك فقد اقترح شميث عام ١٩٩٦ الاستمرار بتطبيق الطفرة على الفرد الجديد حتى يصبح مختلفاً عن بقية أفراد المجتمع.
- اكثر استقراراً ضد التباعد الجيني او اللاخطية (Epistasis) فمثلاً اذا افترضنا وجود فرد يحتوي على توليفة جينية عالية الصلاحية وقد مُزقت باستخدام عامل التزاوج في الأطفال الجدد، فإن الفرد الأصلي ما يزال باقياً في المجتمع ويمكن انتقاؤه ثانية وهذا عكس sGA.

٥-١ تجزيء الصور والخوارزميات الجينية

يعد استخدام الخوارزميات الجينية في حقل تجزيء الصور من التطبيقات الحديثة التي اقترحها الباحثون للحصول على أداء جيد لحل مسألة التجزيء. اذ ان من الأسباب التي دفعت الباحثين الى استخدام الخوارزميات الجينية كطريقة للتجزيء هو قدرتها على التعامل مع فراغات بحث معقدة وكبيرة وفي حالات تتوفر فيها معرفة قليلة بخصوص مجال التطبيق حيث تتضمن اغلب خوارزميات التجزيء الموجودة العديد من المعاملات التي يجب تعديلها للحصول على الأداء المرغوب فيه فضلاً على وجود تفاعل معقد بين تلك المعاملات مما يجعل فراغ البحث معقداً نسبياً [١٥].

ان صياغة مسألة التجزيء كمسألة عنقدة يعني ان الحل المقترحة لمسألة العنقدة هي حلول لمسألة التجزيء في الوقت نفسه، حيث ان أول بحث اقترح لحل مسألة العنقدة باستخدام الخوارزميات الجينية كان مقدماً من Raghavan و Birchand عام ١٩٧٩ حيث تم استعمال تلك الخوارزميات لتقليل مربعات الخطأ لمسألة العنقدة وقد تم استخدام تمثيل الكروموسوم المعتمد على التقسيم (Partition-based) الذي يكون فيه الكروموسوم على شكل متجه مكون من N من الأعداد الصحيحة ضمن المدى $[1..M]$ التي تعرف عضوية عنقود لكل متجه واصفات، فمثلاً لو كان لدينا ستة أنماط (متجهات واصفات) هي $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ وكان الكروموسوم محتويماً على الأرقام الثنائية الموضحة في الشكل (١-١٣) فهذا يعني تنسيب المتجهات الستة الى عنقودين، حيث يمتلك أحد العنقودين الأنماط X_1, X_3, X_6 في حين يمتلك العنقود الآخر الأنماط الباقية.

١	٠	١	٠	٠	١
١	٢	٣	٤	٥	$N=6$

شكل (١٣-١) تمثيل الكروموسوم المعتمد على التقسيم (Partition-based)

يعاني هذا التمثيل من مشكلة زيادة حجم فراغ البحث حيث يوجد $M!$ من الكروموسومات المماثلة لتقسيم متجهات الواصفات الى M من العناقيد، فمثلاً في حالة تقسيم الأنماط الستة الموضحة أعلاه الى عنقودين فإن هناك كروموسومين يعطيان نفس التقسيم هما ١٠١٠٠١ و ٠١٠١١٠. إضافة الى ذلك قد يولد تطبيق التزاوج على كروموسومين جيدين طفلين ذوي مستوى أدنى باستخدام هذا التمثيل، فعلى فرض وجود عنقودين هما $\{X_1, X_2, X_3\}$ و $\{X_4, X_5, X_6\}$ بالنسبة الى الأنماط الستة فإن تطبيق عامل التزاوج ذي نقطة القطع الواحدة وباختيار نقطة قطع تساوي ثلاثاً فإن الطفلين الناتجين سوف يكونان ٠٠٠٠٠٠ و ١١١١١١ اللذين هما ذات مستوى أدنى من أبيهما [٧]. توجد أيضاً مشكلة أخرى ترافق هذا النوع من التمثيل ألا

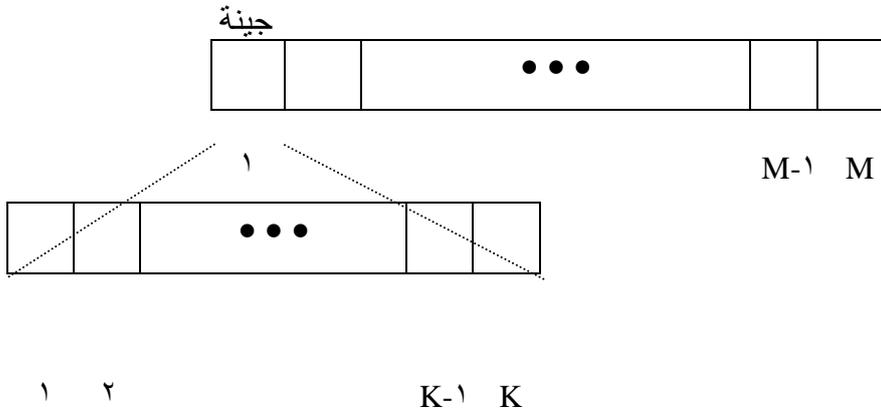
وهي تداخل العناقيد، هذا يعني وجود متجهات واصفات في أجزاء مختلفة من فراغ البحث منتمية الى العنقود نفسه [١٢].

لقد دفعت تلك المشاكل الباحثين الى تصميم هيئات تمثيل وعوامل تزاوج افضل. ففي عام ١٩٩١ قام Bhuyan ورفاقه باقتراح هيئة تمثيل تستخدم رمز فاصل إضافي بجانب علامات الأنماط لتمثيل تقسيم معين، فمثلاً لنفترض ان الرمز الفاصل هو * فإن الكروموسوم $X_1 X_2 X_3 * X_4 X_5 X_6$ يماثل تقسيم الأنماط الستة الى عنقودين هما $\{X_1, X_2, X_3\}$ و $\{X_4, X_5, X_6\}$. يسمح استعمال هذا التمثيل بمقابلة مسألة العنقدة الى مسألة تباديل (Permutation problem) التي يمكن حلها باستخدام عوامل التزاوج (OX, CX, PMX). والموصوفة في [٣٢] [٤٠]. يعاني هذا التمثيل من مشكلة فيض التباديل (Permutation redundancy)، حيث يوجد ٧٢ من الكروموسومات المتكافئة والمماثلة لتقسيم الأنماط الستة الى عنقودين هما $\{X_1, X_2, X_3\}$ و $\{X_4, X_5, X_6\}$ [٧].

اقترح Jones و Beltramo مؤخراً استعمال التزاوج المعتمد على الحافة (edge-based crossover) لحل مسألة العنقدة، حيث يفترض ان كل الأنماط التابعة لعنقود ما تشكل مخططاً كاملاً بواسطة توصيلهم من خلال حواف، ويتم بعد ذلك توليد الأطفال بحيث يرثون الحواف من آبائهم. من الملاحظ ان عامل التزاوج هذا يأخذ $O(M^1 + N)$ لكل N من الأنماط و M من العناقيد لذلك يستبعد تطبيقه على مجموعة بيانات لديها اكثر من ١٠ عناقيد [٧].

تعد الهيئات الثلاث المذكورة مكلفة من ناحية الحساب والخرن خصوصاً مع مجموعة بيانات كبيرة (كما هو الحال مع الصور)، لذلك تم اقتراح هيئة بديلة تعتمد على المراكز (centroid-based) تكون أفضل للتعبير عن مسألة العنقدة وبكلفة حوسبية وخرنية اقل بكثير من الطرق السابقة، اذ يتألف الكروموسوم هنا من M من الجينات حيث تمثل كل جينة من هذه

الجينات مركز عنقود متخذاً هيئة متجه ذي K من الواصفات والشكل (١٤-١) يوضح ذلك [١٢] علماً أن الطريقة المقترحة تستخدم هيئة التمثيل هذه.



شكل (١٤-١) تمثيل الكروموسوم المعتمد على المراكز (Centroid-based)

١-٣ أداء الطريقة المقترحة

لاكتشاف أداء طريقة التجزيء المعتمدة على الخوارزميات الجينية والموضحة في الفصل السابق، فقد تم استعمال مجموعة من الصور المختلفة الأنواع والتعقيدات كأمثلة تجريبية لبيان سلوكية تلك الطريقة.

أجريت مجموعة من التجارب لاختبار الأداء، حيث تضمنت مجموعة التجارب هذه تجارب خاصة بالخوارزميات الجينية وتحديد معاملاتها الأساسية، في حين اختصت تجارب أخرى بتحديد قيم معاملات خاصة بالتجزيء. وفيما يلي مجموعة التجارب التي تم القيام بها.

١-١-٣ التجربة الأولى

في البداية وكخطوة تمهيدية، تم اختبار الطريقة المقترحة على مسألة بسيطة معروف حلها مسبقاً لكي تعطينا فكرة عن مدى إمكانية الطريقة المقترحة لحلها. لذلك تم استخدام الطريقة المقترحة لفصل توزيعين لكوس والموضحة دالته في العلاقة (١.٣)، حيث يمكن اعتبار كل توزيع عنقود من العناصر البيانية.

$$(١.٣) \quad N(\mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\left[\frac{(X-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]}$$

يمثل x في هذه العلاقة قيم النقاط البيانية المكونة للتوزيع اما (μ) فيمثل متوسط قيم تلك النقاط (مركزها)، في حين يمثل (σ) الانحراف المعياري للتوزيع.

استعملت قيم للتوزيع الأول (قيم x في العلاقة أعلاه) ضمن المدى [٥٠, ١٥٠] ومتوسطها القيمة ١٠٠، اما للتوزيع الثاني فقد كانت قيمته ضمن المدى [٢٥٠, ٣٥٠]. ومتوسطه القيمة ٣٠٠. وبعد تطبيق النظام المقترح على هذين التوزيعين وباستخدام مجتمع مكون من (٣٠) فرداً وباحتمالية تزواج (٠.٦) واحتمالية طفرة (٠.٢)، تم فصل هذين التوزيعين بنجاح والحصول على القيمة (٩٧) كمركز للتوزيع الأول والقيمة (٢٩٩) كمركز للتوزيع الثاني واللذان يمثلان اقرب شيء الى الحل الأمثل المرغوب.

٢-١-٣ التجربة الثانية:

بعد بيان أداء الطريقة المقترحة لحل مسألة رياضية بسيطة، يتم الآن دراسة سلوكيتها باستعمال طرق انتقاء (BTS, RWS) وتزواج (x_1, x_2, ux) مختلفة التي تم توضيحها في الفصل السابق ومقارنة نتائجها.

لقد تم تطبيق هذه الطرق على مسائل أكثر تعقيداً من توزيع كاوس والتي تمثل مجموعة من الصور الاصطناعية والطبيعية ذات تدرج رمادي (مثلاً Camera, Lenna, Exp, Synth ١) وملونة (مثلاً ٢ Molecule, Rose, Buildings, Synth). إضافة إلى ذلك تهدف هذه التجربة إلى انتقاء المعاملات الأساسية المناسبة للخوارزمية الجينية والتي تتضمن احتمالية التزاوج، احتمالية الطفرة، وكذلك حجم المجتمع. وفيما يلي مجموعة الصور التي تم العمل عليها والنتائج التي تم التوصل إليها من تطبيق الطرق المذكورة.

أ- صور ذات تدرج رمادي

* الصورة Synth ١

توجد مشكلة ترافق عملية تقييم خوارزميات التجزئة وهي عدم معرفة الأجزاء الحقيقية في الصور الطبيعية، ولحل هذه المشكلة يتم استعمال الصورة Synth ١ - وهي ذات حجم ١٣٢×١٣٢ عنصر صورة - كمثال للصور المعروفة نتيجة تجزئتها مسبقاً حيث تكون أجزاء الصورة (العناقيد) معروفة قبل إجراء عملية التجزئة، مما يسهل عملية تقييم أداء النظام. يوضح الجدول (١-٣) المعاملات الأساسية المستعملة.

جدول (١-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزئة الصورة Synth ١

حجم المجتمع	: ٣٠
عدد الدورات القصوى	: ١٠٠
عدد العناقيد (طول الكروموسوم)	: ٨
وزن الوصفة الخاصة بالمستوى الرمادي	: ٠.٩٩
وزن الوصفة الخاصة بالاحداثيات (الموضع)	: ٠.٠١

يوضح الشكل (١-٣) النتائج المتوقعة من تطبيق الخوارزمية الجينية على معيار الانتقاء والتزاوج المذكورة سابقاً، كما يوضح الجدول (١-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزئة الصورة Synth ١. أما اللازمة لتقارب الخوارزمية الجينية بناءً على معيار الانتقاء المذكور في الفصل السابق. أما الشكل (١-٣) فيبين المخرجات المرئية للنظام المقترح.

جدول (٢-٣) نتائج تجزئة الصورة Synth ١ باستخدام طرق مختلفة للانتقاء والتزاوج.

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	احتمالية التزاوج	احتمالية الطفرة	فرد-دورة	معدل الخطأ النسبي
RWS	١x	٠.٦	٠.١	١٦	٠.٠٠٤٩٠٣

٠.٠٠٤٩٠٣	٨	٠.١	٠.٨	٢x	BTS
٠.٠٠٥٠٣٤	٨	٠.٣	٠.٦	ux	
٠.٠٠٤٩٠٣	١٦	٠.٣	٠.٩	١x	
٠.٠٠٥٠٣٤	١٤	٠.١	٠.٨	٢x	
٠.٠٠٤٩٠٣	٢٦	٠.١	٠.٨	ux	



أ-الصورة الأصلية



RWS-ux -د



RWS-٢x -ج



RWS-١x -ب

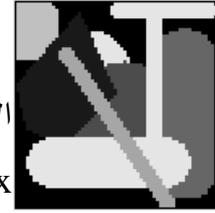


RWS-١x



الإحصائية

BTS-ux



RWS-٢x

أسرع في الوصول إلى قيمة الخطأ تلك، حيث تم الوصول إلى قيمة الخطأ في الجدول خلال ثمانية فرد-دورة فقط. أما النتائج المرئية فتدلل على توصيل جميع التوليفات إلى صور مجزأة بنفس الشكل (١-٢) مخرجات النظام المقترح للصورة synth.

* الصورة Exp

لمعرفة مدى مقاومة الطريقة المقترحة للضوضاء، تم استعمال الصورة Exp وهي من الصور الحرارية (Flier images) - ذات حجم ١٤١×٩٢ عنصر صورة - التي يتم التقاطها تحت ظروف خاصة وتمتاز باحتوائها على ضوضاء عالية، مما يجعل من الصعب التمييز بين كيانات

الصورة وخلفيتها حتى بالنسبة الى الإنسان، وكان الهدف من تجزيئها فصل الكيان الموجود فيها عن الخلفية. يوضح الجدول (٣-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزئ الصورة.

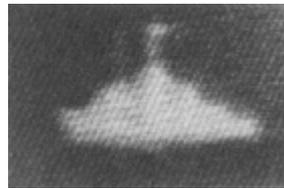
جدول (٣-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزئ الصورة Exp

حجم المجتمع	: ٣٠
عدد الدورات القصوى	: ١٠٠
عدد العناقيد	: ٢
وزن الوصفة الخاصة بالمستوى الرمادي	: ٠.٨
وزن الوصفة الخاصة بالاحداثيات	: ٠.٢

يبين الجدول

جدول (٤-٣) ن

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	احتمالية التزاوج	احتمالية الطفرة	فرد-دورة	معدل الخطأ النسبي
RWS	١x	٠.٩	٠.٢	٢٧	٠.١١٥٨٢٨
	٢x	٠.٨	٠.٣	٧٧	٠.١١٥٤٥٥
	ux	٠.٨	٠.٢	١٥	٠.١١٥٨٢٨
BTS	١x	٠.٦	٠.٢	٣٦	٠.١١٥٨٢٨
	٢x	٠.٩	٠.٢	٢١	٠.١١٥٨٢٨
	ux	٠.٨	٠.٣	١٩	٠.١١٥٨٢٨



أ- الصورة الأصلية



د- RWS-ux



ج- RWS-٢x



ب- RWS-١x



يلاحظ من النتائج ان التوليفة $RWS-2x$ قد توصلت الى معدل خطأ قليل مقارنة بالتوليفات الأخرى ولكن على حساب سرعة التقارب حيث تتطلب ٧٧ فرد-دورة للوصول الى قيمة الخطأ تلك وبفارق خطأ قليل مقارنة بالتوليفات الأخرى. ويبين الجدول أيضاً توصل كل من التوليفات $RWS-ux$ و $RTS-ux$ الى قيمة خطأ مقبولة وبعدهد فرد-دورة قليل. وبسبب الضوضائية العالية فأن معدل الخطأ النسبي لهذه الصورة مرتفع نسبياً بالمقارنة بما للصور الأخرى. بما إننا نرغب في هذه الصورة بفصل الكيان عن الخلفية لذلك سيكون الإدراك المرئي من قبل المستعمل هو الحكم على تقييم نتائج التجزيء بغض النظر عن قيمة الخطأ المحسوبة، حيث نرى من خلال النتائج المرئية توصل جميع التوليفات الى النتيجة المرغوبة نفسها تقريباً.

* الصورة Lenna

تعد هذه الصورة - وهي ذات حجم 128×128 عنصر صورة - من الصور القياسية في حقل معالجة الصور، إذ تعد من الصور المعقدة، وإضافة الى كونها قياسية فقد تم اختيارها أيضاً لأغراض المقارنة.

يوضح الجدول (٥-٣) المعاملات الأساسية المستعملة، اما الجدول (٦-٣) والشكلين (٣-٣) (٤-٣) فيبينان النتائج التي تم الحصول عليها.

جدول (٥-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزيء الصورة Lenna :
حجم المجتمع

١٠٠ :	عدد الدورات القصوى
٢٥ :	عدد العناقيد
٠.٩٩ :	وزن الوصفة الخاصة بالمستوى الرمادي
٠.٠١ :	وزن الوصفة الخاصة بالاحداثيات

جدول (٦-٣)

معدل الخطأ النسبي	فرد-دورة	احتمالية الطفرة	احتمالية التزاوج	طريقة التزاوج	طريقة الانتقاء
٠.٠٣٩٤٣٤	١٥	٠.١	٠.٦	1x	RWS
٠.٠٤٣٨٣	١٣	٠.٣	٠.٨	2x	
٠.٠٤٣٩١٧	١٨	٠.٢	٠.٧	ux	
٠.٠٣٨٥٦٥	١٣	٠.١	٠.٨	1x	BTS

٠.٠٤٩٧٩٦	٢٠	٠.٣	٠.٧	٢x	
٠.٠٣٤٦٣٦	٢٧	٠.٣	٠.٨	ux	



أ-الصورة الأصلية



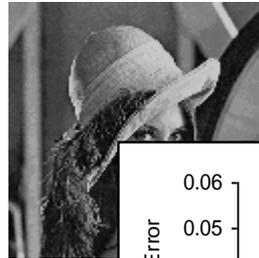
د- RWS-ux



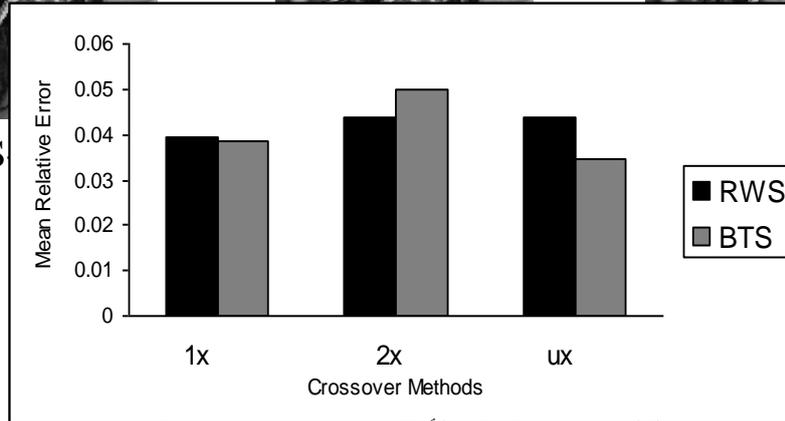
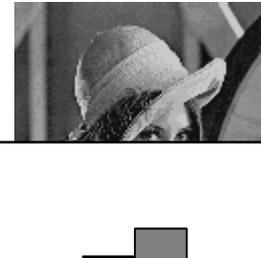
ج- RWS-٢x



ب- RWS-١x



BTS



شكل (٣-٤) مخطط يبين معدل الخطأ النسبي عند تجزئ الصورة Lenna

تبين النتائج الإحصائية توصل التوليفة BTS-ux الى قيمة خطأ اقل من التوليفات الأخرى وبعدها فرد-دورة مقدارها (٢٧). أما النتائج المرئية فتبين توصل التوليفتين RWS-٢x و BTS-ux الى صور مجزأة افضل من باقي التوليفات.

*** الصورة Camera**

لقد تم اختيار هذه الصورة - وهي ذات حجم ١٢٨ x ١٢٨ عنصر صورة - كمثل للصور المعقدة أيضاً حيث تعد علاقة الكيان بالخلفية غير واضحة، إضافة الى ذلك فقد تم اختيارها أيضاً لأغراض المقارنة. يوضح الجدول (٧-٣) المعاملات المستعملة لإجراء عملية التجزيء، اما الجدول (٨-٣) والشكل (٥-٣) فيوضحان النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٧-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزيء الصورة Camera

٣٠ :	حجم المجتمع
١٠٠ :	عدد الدورات القصوى
٢٥ :	عدد العناقيد
٠.٩٩ :	وزن الوصفة الخاصة بالمستوى الرمادي
٠.٠١ :	وزن الوصفة الخاصة بالاحداثيات

جدول (٣)

معدل الخطأ النسبي	فرد-دورة	احتمالية الطفرة	احتمالية التزاوج	طريقة التزاوج	طريقة الانتقاء
٠.٠٤٣٨٣٤	٦	٠.١	٠.٩	١x	RWS
٠.٠٣٩٩٤٥	٢٤	٠.١	٠.٧	٢x	
٠.٠٣٧٣٩	٩	٠.٢	٠.٦	ux	
٠.٠٣٨٤١٣	٣٠	٠.١	٠.٦	١x	BTS
٠.٠٤٤١٧٦	٣٠	٠.٣	٠.٩	٢x	
٠.٠٣٨٤٨٢	٢٧	٠.١	٠.٩	ux	



أ-الصورة الأصلية



د- RWS-ux



ج- RWS-٢x



ب- RWS-١x

تبيين النتائج الإحصائية والمرئية حصول كل من التوليفات RWS-ux، BTS-1x، BTS-ux تقريباً على قيمة خطأ متساوية وبفارق قليل.

ب- صور ملونة

* الصورة ٢ Synth

كما هو الحال مع الصور ذات التدرج الرمادي، يتم استعمال هذه الصورة كمثال للصور الاصطناعية والمعروفة أجزاؤها مسبقاً، حيث يوضح الجدول (٣-٩) المعاملات المستعملة للتجزية، في حين يوضح الجدول (٣-١٠) والشكل (٣-٦) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣-٩) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة ٢ Synth

طريقة الانتقاء	صريحه التزاوج	احتمائية التزاوج	احتمائية الطفرة	تردد-دوره	معدل الخطأ النسبي
RWS	1x	٠.٦	٠.١	٣	٠
	2x	٠.٦	٠.٢	١٠	٠
	ux	٠.٦	٠.١	٤	٠
BTS	1x	٠.٩	٠.٢	٤	٠
	2x	٠.٧	٠.٣	٧	٠
	ux	٠.٩	٠.٣	٩	٠



تمثل الصورة المجزأة في الشكل (٦-٣) نتائج التوليفات جميعها، حيث نلاحظ من النتائج توصل التوليفات $RWS-1x$ ، $RWS-ux$ و $BTS-1x$ الى الحل بصورة أسرع من التوليفات الأخرى.

*الصورة Rose

اختيرت هذه الصورة – وهي ذات حجم 131×74 عنصر صورة – لكونها معقدة، حيث تحتوي على تفاصيل دقيقة وكثيرة وكذلك تدرجات لونية كثيرة أيضاً. إضافة الى ذلك فقد تم اختيارها لأغراض المقارنة.

يوضح الجدول (١١-٣) المعاملات الأساسية المستعملة. أما الجدول (١٢-٣) والشكلين (٧-٣) و (٨-٣) فيبينان النتائج الذي تم التوصل إليها من تجزيء الصورة.

جدول (١١-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزيء الصورة Rose

معدل الخطأ النسبي	فرد-دورة	احتمالية الطفرة	احتمالية التزاوج	طريقة التزاوج	طريقة الانتقاء
٠.١٤٥٧٢ ٥	١٠	٠.٢	٠.٩	١x	RWS
٠.١٣٥٩٢ ٩	٨	٠.٢	٠.٦	٢x	
٠.١١٩٢١ ٤	١٨	٠.٣	٠.٩	ux	
٠.١٢٧٠٦ ٧	٢٩	٠.٣	٠.٩	١x	BTS
٠.١٤١٨٧ ٩	١٩	٠.٣	٠.٦	٢x	
٠.١٠٣٣٥ ٦	٢٢	٠.٣	٠.٩	ux	

حجم المجتمع : ٣٠ :

عدد الدورات القصوى : ١٠٠ :

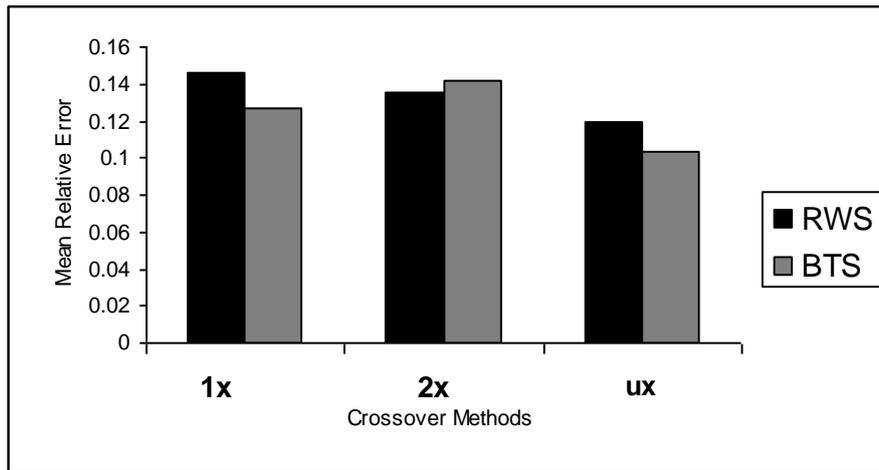
عدد العناقيد : ١٩ :

جدول ٢-٣



أ-الصورة الأصلية





شكل (٣-١) مخطط يبين معدل الخطأ النسبي عند تجزيء الصورة Rose

تبيين

النتائج الإحصائية تفوق التوليفة BTX-ux على باقي التوليفات، حيث توصلت الى معدل خطأ قليل. وبسبب تعقيدات الصورة نلاحظ ان معدل الخطأ النسبي مرتفع نسبياً مقارنة بما لصور أخرى. اما النتائج المرئية فتبين توصل جميع التوليفات الى نفس النتيجة تقريباً.

*الصورة Buildings

اختيرت هذه الصورة - وهي ذات حجم 128×128 عنصر صورة - لكونها عالية التعقيد نتيجة لتداخل كياناتها وألوانها الضعيفة التمايز. ويوضح الجدول (٣-١٣) المعاملات الأساسية المستعملة للتجزيء. اما الجدول (٣-١٤) والشكل (٣-٩) فيبينان النتائج الذي تم التوصل إليها.

جدول (٣-١٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزيء الصورة Buildings

حجم المجتمع	: ٣٠
عدد الدورات القصوى	: ١٠٠
عدد العناقيد	: ١٥

جدول (٣-١٤) نتائج تجزيء الصورة Buildings

معدل الخطأ النسبي	فرد-دورة	احتمالية الطفرة	احتمالية التزاوج	طريقة التزاوج	طريقة الانتقاء
٠.١٩٩٤٢ ١	١٤	٠.١	٠.٩	١x	RWS
٠.٣٥٣٣٩ ٣	٩	٠.٣	٠.٦	٢x	
٠.٤٣١١٥ ٢	١٠	٠.١	٠.٦	ux	
٠.١٦٧٠١ ٣	١٤	٠.٢	٠.٩	١x	BTS
٠.١٣٣٣٧ ٩	٢١	٠.٣	٠.٩	٢x	
٠.٢٠٠٢٤ ٨	١٥	٠.٢	٠.٧	ux	



أ-الصورة الأصلية



د- RWS-ux



ج- RWS-٢x



ب- RWS-١x



ز- BTS-ux



و- BTS-٢x



هـ- BTS-١x

تؤشر النتائج الإحصائية والمرئية الموضحة في الجدول (١٤-٣) والشكل (٩-٣) على الترتيب تفوق التوليفة $BTS-2x$ على التوليفات الأخرى. وبسبب التعقيدات العالية للصورة نلاحظ ان معدل الخطأ النسبي مرتفع نسبياً مقارنة بما لصور أخرى.

*الصورة Molecule

لقد تم اختيار هذه الصورة - وهي ذات حجم 127×125 عنصر صورة - لمعرفة ما اذا كانت الطريقة المقترحة قادرة على استخلاص المناطق التي تحتل مساحة صغيرة في الصورة نسبة الى الخلفية ام لا، وكذلك تم اختيارها لأغراض المقارنة.

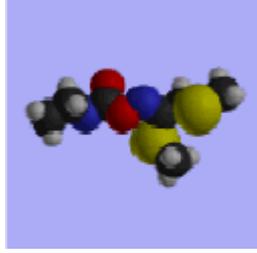
يوضح الجدول (١٥-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة. اما الجدول (١٦-٣) والشكل (١٠-٣) فيوضحان النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (١٥-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة Molecule

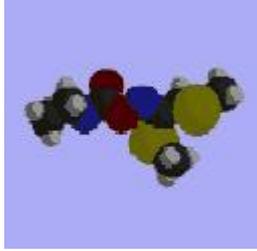
حجم المجتمع	٣٠ :
عدد الدورات القصوى	١٠٠ :
عدد العناقيد	١٠ :

جدول (١٦-٣) نتائج تجزئة الصورة Molecule

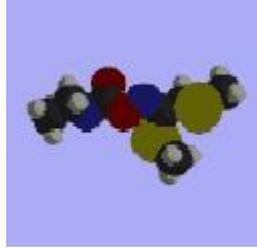
طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	احتمالية التزاوج	احتمالية الطفرة	فرد-دورة	معدل الخطأ النسبي
RWS	$1x$	٠.٩	٠.٣	٥٨	٠.٢٩٤٤١
	$2x$	٠.٧	٠.٣	٤٥	٠.٣٢٠١٩٤
	ux	٠.٩	٠.١	٧٧	٠.٠٨٠٥٣٢
BTS	$1x$	٠.٦	٠.١	٨٢	٠.٠٦٠٧٢٢
	$2x$	٠.٧	٠.٣	٦٥	٠.٠٥٧٦٦٢
	ux	٠.٩	٠.٢	٤٤	٠.٣١٦٧٠٥



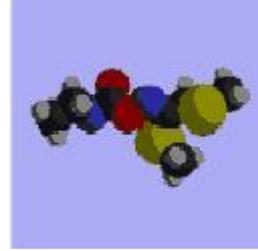
أ-الصورة الأصلية



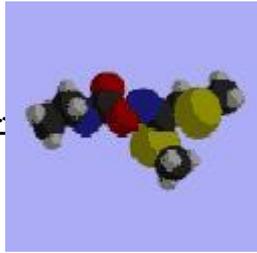
د- RWS-ux



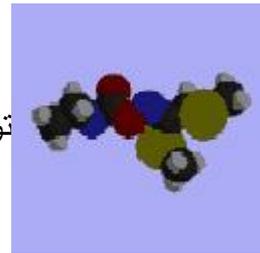
ج- RWS-2x



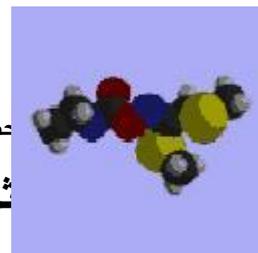
ب- RWS-1x



ت-



ث- توليفة 2x-BTS



هـ-

هـ- تصائية والم

ثالثة

هدف هذه التجربة هو لبيان مدى رزانة (robustness) كل من طرق الانتقاء والتزاوج الموصوفة سابقاً وعدم تأثرها كثيراً بالقيم الابتدائية المختارة والتي تمثل مراكز العناقيد الابتدائية حيث يتم تشغيل النظام المقترح (شكل ٣) عشر مرات وبقيم ابتدائية عشوائية مختلفة في كل تشغيل ومن ثم حساب متوسط قيم الأخطاء للتشغيلات العشر وكذلك حساب الانحراف المعياري لها. لقد تم إجراء هذه التجربة على مجموعة الصور المذكورة سابقاً وبنفس المعاملات الموضحة في التجربة السابقة. وفيما يلي مجموعة الصور والنتائج التي تم الحصول عليها.

*الصورة ١ Synth

يبين الجدول (٣-١٧) النتائج التي تم التوصل إليها عند تشغيل النظام عشر مرات.

جدول (٣-١٧) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزية الصورة ١ Synth

الحالة الأسوأ	الحالة الأفضل	الانحراف المعياري	المتوسط الحسابي	طريقة التزاوج	طريقة الانتقاء
٠.٠١١٦٨ ٤	٠.٠٠٠١٢ ٨	٠.٠٠٣٦٩٤	٠.٠٠٨٢٢٩	١x	RWS
٠.٠٢٧٣٤٤	٠.٠٠٤٩٠٣	٠.٠٠٦٥٢٢	٠.٠٠٨٥٠٣	٢x	

٠.٠١١٦٨ ٤	٠.٠٠٠٢٥٩	٠.٠٠٠٣٦٠ ٧	٠.٠٠٠٥٩٨ ٢	ux	BTS
٠.٠٢١٠٧	٠.٠٠٠٦٥٣٢	٠.٠٠٠٤٩٩٥	٠.٠١١٩٢٧	١x	
٠.٠٣٢١١٩	٠.٠٠٠٠١٢ ٨	٠.٠١٠١٣٣	٠.٠١٠٢٥٥	٢x	
٠.٠٤٠٧	٠.٠٠٠٥٠٣٤	٠.٠٠٠٥٥٥	٠.٠١١٤٥١	ux	

تمثل الحالة الأفضل في الجدول أعلاه التشغيل ذا قيمة الخطأ الدنيا ضمن التشغيلات العشر اما الحالة الأسوأ فتمثل التشغيل ذو قيمة الخطأ العليا ضمن التشغيلات العشر.

توضح النتائج ان التوليفة RWS-ux هي الأقل تأثراً بتغيرات القيم الابتدائية المولدة عشوائياً من التوليفات الأخرى حيث توصلت الى قيم متوسط حسابي وانحراف معياري اقل من باقي التوليفات. بينما أعطت RWS-١x و BTS-٢x افضل الحالات الافضل، واعطت RWS-١x و RWS-ux افضل الحالات الأسوأ.

*الصورة Exp

يبين الجدول (٣-١٨) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣-١٨) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزئ الصورة Exp

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	١x	٠.١٢٢٠٦٩	٠.٠١١٢١٢	٠.١١٥٠٦٥	٠.١٤٦٣٦٤
	٢x	٠.١٢٥٤٧٧	٠.٠٠٨٤٨٩	٠.١١٦١٠٩	٠.١٤٤٠٩٧
	ux	٠.١٢٢٠٨	٠.٠٠٦٦٣ ٤	٠.١١٤٣١ ١	٠.١٣٣٩٢ ٢
BTS	١x	٠.١٢٣٦٤٦	٠.٠٠٧٢٨١	٠.١١٤٣١٥	٠.١٣٦٠٩٤
	٢x	٠.١٢٥٢٠٢	٠.٠١٢٠٩٧	٠.١١٤٣٥٨	٠.١٥٢٧١٧
	ux	٠.١٢٦٣٣	٠.٠١٣٣٣٧	٠.١١٤٦٠٩	٠.١٥٤٥٢٢

نلاحظ من النتائج تفوق التوليفة RWS-ux على التوليفات الأخرى بدلالة المتوسط الحسابي،

الانحراف المعياري، الحالة الأفضل والحالة الأسوأ.

*الصورة Lenna

يبين الجدول (٣-١٩) النتائج التي تم الحصول عليها.

جدول (٣- ١٩) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزية الصورة *Lenna*

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	1x	٠.٠٤٧٦٦٧	٠.٠٠٣٣١٩	٠.٠٤٠٧٠٢	٠.٠٥٣١٠٤
	2x	٠.٠٤٩٣٧٥	٠.٠٠٨٦٥١	٠.٠٤١٤٠٢	٠.٠٧٣٥٠٤
	ux	٠.٠٤٩٢٣٢	٠.٠٠٨٧٨١	٠.٠٣٨٩٦٨	٠.٠٦٨٤٣٣
BTS	1x	٠.٠٤٧١٥٤	٠.٠٠٤٨٦٩	٠.٠٤٠١٨٦	٠.٠٥٥٠٠٨
	2x	٠.٠٤٧٢٥٤	٠.٠٠٥٦٢	٠.٠٣٦٨٧٧	٠.٠٥٨٦٠١
	ux	٠.٠٥٠٢٧٣	٠.٠٠٨٧١١	٠.٠٣٩٣٠٨	٠.٠٧١٩٨

توضح النتائج ان التوليفتين $RWS-1x$ و $BTS-1x$ هي الأقل تأثراً بتغيرات القيم الابتدائية المولدة عشوائياً حيث توصلنا الى قيم متوسط حسابي وانحراف معياري اقل من باقي التوليفات. في حين أعطت التوليفة $BTS-2x$ افضل الحالات الأفضل اما فيما يخص الحالات الأسوأ فقد أعطت التوليفة $BTS-1x$ افضل تلك الحالات.

*الصورة *Camera*

يوضح الجدول (٣- ٢٠) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣- ٢٠) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزية الصورة *Camera*

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	1x	٠.٠٥٠١٧٩	٠.٠٠٥٩١٥	٠.٠٤٢٧٦٢	٠.٠٦٢٤٥٦
	2x	٠.٠٤٧٠٤٦	٠.٠٠٧٥٥٨	٠.٠٣٩١٨٦	٠.٠٦٣١٩٣
	ux	٠.٠٤٧٦١١	٠.٠٠٨٨٩	٠.٠٣٢٨٠٩	٠.٠٦٢٠٧٤
BTS	1x	٠.٠٤٨٨٣٢	٠.٠١١١٠٦	٠.٠٣٦٨٦٤	٠.٠٧٠٠٨١
	2x	٠.٠٥٠٨٥٤	٠.٠٠٧٢٥	٠.٠٣٩٦٥٩	٠.٠٥٩٩٣٥
	ux	٠.٠٥٣٣٨	٠.٠٠٩٤٠٢	٠.٠٣٩٥١٤	٠.٠٧٣٥٠٤

توضح النتائج ان التوليفتين $RWS-1x$ و $RWS-2x$ كانتا اقل تأثراً لتغيرات القيم الابتدائية مقارنةً بباقي التوليفات، اما التوليفة $RWS-ux$ فقد أعطت افضل الحالات الأفضل، في حين توصلت التوليفة $BTS-2x$ الى افضل الحالات الأسوأ.

* الصورة ٢ Synth

بما ان نتيجة هذه الصورة معروف مسبقاً، هذا يعني ان قيمة معدل الخطأ النسبي يساوي صفراً. لذلك يتم مقارنة الطرق المختلفة للانتقاء والتزاوج بدلالة سرعة التقارب (عدد الدورات اللازمة للوصول الى الحل). يوضح الجدول (٣-٢١) النتائج التي تم الحصول عليها.

جدول (٣-٢١) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزيء الصورة ٢ Synth

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	١x	٢٦	١٧	٥	٥٨
	٢x	١٨	١٥	٢	٤٥
	ux	٢٥	١٧	٧	٥٥
BTS	١x	٢٩	١٥	١٢	٦٢
	٢x	٢٢	١٣	٤	٥٤
	ux	٢٤	١١	٣	٣٧

تشير النتائج الى ان التوليفتين RWS-٢x و BTS-٢x هما اقل تأثراً بالقيم الابتدائية، حيث توصلنا الى قيم متوسط حسابي وانحراف معياري اقل من التوليفات الأخرى. كذلك أعطت التوليفة RWS-٢x افضل الحالات الأفضل، اما التوليفة BTS-ux فقد أعطت افضل الحالات الأسوأ.

* الصورة Rose

يبين الجدول (٣-٢٢) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣-٢٢) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزيء الصورة Rose

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	١x	٠.١٥٣٥١٨	٠.٠٢٦٨٥٥	٠.١١٧٠٦٨	٠.٢١٥٠٢٢

٠.١٨٥٤٦٣	٠.٠٩٩٦١٥	٠.٠٢٦٣٩٧	٠.١٤٤٠٥٢	٢x	BTS
٠.١٨٦٠٢	٠.٠٩٧٣٢٩	٠.٠٢٦٣١٣	٠.١٣٨١٣٦	ux	
٠.١٨٦٥٦٦	٠.١١٤٥٦٥	٠.٠١٩٥٧٤	٠.١٤٢١٧٤	١x	
٠.١٦٥٠٠ ١	٠.١١١٠١٨	٠.٠١٩٢٥٣	٠.١٤٥٦٣١	٢x	
٠.١٨٣٥٤	٠.١٠٥٠٦٣	٠.٠٢٣٦٧٤	٠.١٥٢٩٨٨	ux	

توضح النتائج ان التوليفة RWS-ux قد توصلت الى متوسط حسابي اقل من باقي التوليفات كذلك أعطت افضل الحالات الأفضل. اما التوليفة BTS-٢x فقد أعطت افضل النتائج فيما يخص الانحراف المعياري وقد أعطت أيضاً افضل الحالات الأسوأ.

*الصورة Buildings

يبين الجدول (٣-٢٣) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣-٢٣) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزية الصورة Buildings

طريقة الانتقاء	طريقة التزاوج	المتوسط الحسابي	الانحراف المعياري	الحالة الأفضل	الحالة الأسوأ
RWS	١x	٠.٢٢٨٣٤٤	٠.٠٨٠٣٥٦	٠.١٦١٥٥٧	٠.٣٩٢٧٧٦
	٢x	٠.١٩٩٦٤٦	٠.٠٦٢٥٢٢	٠.١٢٢٩٤٤	٠.٣٥٣٨٣١
	ux	٠.١٩٣٠١٥	٠.٠٢٢٣٦٣	٠.١٧٣٥١٤	٠.٢٢٥٣٧ ٦
BTS	١x	٠.١٧٩٣٠٨	٠.٠٣٤١٥	٠.١٢٢٤٠٥	٠.٢٣٠٠٢٢
	٢x	٠.١٩٩٩٨٢	٠.٠٤٨٦٥٣	٠.١٦١٥٩٥	٠.٣٣٧٧٣٤
	ux	٠.٢٤٣٧١٩	٠.١٢٣١٨١	٠.١٠١٨٥٢	٠.٤٦٩٨٦٦

تبين النتائج ان التوليفة RWS-ux قد أعطت افضل النتائج فيما يخص الانحراف والحالة الأسوأ. اما التوليفة BTS-١x فقد توصلت الى افضل المتوسطات الحسابية، في حين أعطت التوليفة BTS-ux افضل الحالات الأفضل.

*الصورة Molecule

يبين الجدول (٣-٢٤) النتائج التي تم الحصول عليها.

جدول (٣-٢٤) نتائج متوسطات عشر تجارب لتجزية الصورة Molecule

طريقة	طريقة	المتوسط	الانحراف	الحالة	الحالة الأسوأ
-------	-------	---------	----------	--------	---------------

الانتقاء	التزاوج	الحسابي	المعياري	الأفضل
RWS	1x	٠.٢٣٩٢٨٨	٠.٢١٩٨٩٧	٠.٠٦٧٣٦
	2x	٠.٣٤١٥٤١	٠.٢٠٩٣٣٥	٠.٠٦٩٨٢٧
	ux	٠.٢٧٩٢٤٩	٠.٢٠٤٦٠٣	٠.٠٦١٣١٤
BTS	1x	٠.٢٣٧٨٨ ٤	٠.١٩٥٧٩٣	٠.٠٦١٩٦
	2x	٠.٣١٤٤٩١	٠.٢٣٨٦٣٧	٠.٠٥٦٥٢٤
	ux	٠.٣٤٠٢٩٤	٠.٠١٥٦٢ ٨	٠.٠٥٤٤٧ ١

تشير النتائج الى ان التوليفتين 1x-BTS و ux-BTS كانتا اقل تأثراً لتغيرات القيم الابتدائية، وإضافة الى ذلك فقد أعطت التوليفة BTS-ux أيضا افضل الحالات الأفضل اما التوليفة BTS-2x فقد أعطت افضل الحالات الأسوأ.

٣-١-٤ التجربة الرابعة

تختص هذه التجربة بالصور ذات التدرج الرمادي، حيث تهدف الى بيان تأثير استعمال أوزان مختلفة للوصفات في أداء الطريقة المقترحة. لقد تم استخدام الصورة Camera لتوضيح هذا التأثير علماً ان طريقة الانتقاء المستخدمة هي BTS اما طريقة التزاوج فقد كانت ux. يبين الجدول (٣-٢٥) المعاملات الأساسية المستعملة. اما الجدول (٣-٢٦) والشكل (٣-١١) فيوضحان النتائج التي تم التوصل إليها باستعمال قيم مختلفة للمواصفات.

جدول (٣-٢٥) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة Camera

حجم المجتمع	٣٠ :
العدد الأقصى للأجيال	١٠٠ :
عدد العناقيد	٢٠ :
احتمالية التزاوج	٠.٩ :
احتمالية الطفرة	٠.١ :

جدول (٣- ٢٦) تأثير تغير وزني المواضع والتدرج الرمادي في علاقة الصلاحية لتجزية الصورة Camera

الشكل	معدل الخطأ النسبي	الوزن الخاص بالمستوى الرمادي	الوزن الخاص بالموضع
أ ٩-٣	٠.٠٣٨٤٨٢	٠.٩٩	٠.٠١
ب ٩-٣	٠.٠٤٠٠٠٦	٠.٩٨	٠.٠٢
ج ٩-٣	٠.٠٤١٤٨٢	٠.٩٧	٠.٠٣
د ٩-٣	٠.٠٤٢٩٩	٠.٩٦	٠.٠٤
هـ ٩-٣	٠.٠٤٧٩٩٨	٠.٩٥	٠.٠٥
و ٩-٣	٠.٠٦٩٣١٩	٠.٩٤	٠.٠٦
ز ٩-٣	٠.٠٧٧٦٣٨	٠.٩٣	٠.٠٧
ح ٩-٣	٠.٠٧٩٦٦٦	٠.٩٢	٠.٠٨
ط ٩-٣	٠.٠٦٨٦٣٨	٠.٩١	٠.٠٩
ي ٩-٣	٠.٠٦٩٩٠٤	٠.٩	٠.١
ك ٩-٣	٠.١١٦٩٣٦	٠.٨	٠.٢
ل ٩-٣	٠.١٤٣١١٤	٠.٧	٠.٣
م ٩-٣	٠.٢٠٢٨٦٤	٠.٦	٠.٤
ن ٩-٣	٠.٢٢٤٢٣١	٠.٥	٠.٥
س ٩-٣	٠.٣٩٥٠٥٦	٠.٤	٠.٦
ع ٩-٣	٠.٣٧٢١١٣	٠.٣	٠.٧
ف ٩-٣	٠.٥١١٢٧٢	٠.٢	٠.٨
ق ٩-٣	١.٣١١٢٣٩	٠.١	٠.٩

يمثل العمود الرابع في الجدول أعلاه أرقام الأشكال التي تحتوي على صور مجزأة تم الحصول عليها عند استعمال القيم الموجودة في العمودين الأول والثاني.



توضح النتائج الإحصائية والصور الموجودة في الجدول (٣-٢٦) والشكل (٣-١١) على الترتيب ان قيم الأوزان الصغيرة الخاصة بالإحداثيات (الموضع) تعطي نتائج إحصائية ومرئية افضل من القيم الكبيرة، وهذا طبيعي إذ إننا نرغب في إعادة بناء الصورة وعليه، ان لم تكن المناطق التي تمثل كيانات في الصورة صغيرة، فإنها لا تمثل عناقيد في فراغ الواصفات.

٣-١-٥ التجربة الخامسة

تهدف هذه التجربة الى تسليط الضوء على التأثير الناجم من استعمال أعداد عناقيد مختلفة. استعملت صورتين هما (Lenna) و (Rose) لتبيان هذا التأثير. علماً ان طريقة الانتقاء المستخدمة هي BTS وطريقة التزاوج هي ux.

Lenna الصورة*

يوضح الجدول (٢٧-٣) المعاملات الأساسية المستعملة. اما الجدول (٢٨-٣)

والشكل (١٢-٣) فيوضحان النتائج التي تم التوصل إليها من استعمال أعداد عناقيد مختلفة.

جدول (٢٧-٣) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة *Lenna*

٣٠ :	حجم المجتمع
١٠٠ :	عدد الدورات القصوى
٠.٨ :	احتمالية التزاوج
٠.٣ :	احتمالية الطفرة
٠.٩٩ :	وزن الوصفة الخاصة بالمستوى الرمادي
٠.٠١ :	وزن الوصفة الخاصة بالاحداثيات

جدول (٢٨-٣) تأثير تغير عدد العناقيد للصورة *Lenna*

معدل الخطأ النسبي	قيمة الصلاحية	عدد العناقيد
٠.٤٢٣٧٥٤	٠.٩٠٧٨٤٥	٢
٠.١٦٦٣٧٣	٠.٩٥٥٥٩٨	٥
٠.١٠٢٧٢٧	٠.٩٧٤٠٠٤	١٠
٠.٠٦٧٠٢٧	٠.٩٧٧٤٦٣	١٥
٠.٠٥٨٦٦٨	٠.٩٨٢٣٧٦	٢٠
٠.٠٣٤٦٣٦	٠.٩٨٥١٨٦	٢٥



ج- عدد العناقيد=١٠



ب- عدد العناقيد=٥



أ- عدد العناقيد=٢



***الصورة Rose**

يوضح الجدول (٣-٢٩) المعاملات الأساسية المستعملة. في حين يوضح الجدول (٣-٣٠) والشكل (٣-١٣) النتائج التي تم التوصل إليها.

جدول (٣-٢٩) المعاملات الأساسية المستعملة لتجزية الصورة Rose

حجم المجتمع	٣٠ :
عدد الدورات القصوى	١٠٠ :
احتمالية التزاوج	٠.٩ :
احتمالية الطفرة	٠.٣ :

عدد العناقيد	قيمة الصلاحية	معدل الحظ النسبي
٢	٠.٠٤٤٥٣٩	٠.٧٠٩٨٦٧
٥	٠.٠٨٧١٥	٠.٣٠٧٦٨٢
٨	٠.١١٦٩٠٦	٠.١٨٦٢٧١
١٢	٠.١٢٧٩	٠.١٤١٢٦
١٥	٠.١٤٣٨٦٥	٠.١٨٣٣٦١
١٩	٠.١٠٣٣٥٦	٠.١٦٥١٤٣



ج- عدد العناقيد=٨



ب- عدد العناقيد=٥



أ- عدد العناقيد=٢



كلين (٣-١٠)



دولين (٣-٣)



بن القسيم

دو (عدد العناقيد) تقابل مقدار الخطم وتزيد في العناقية والوصول على عدد العناقيد كلما ازدادت

شكل (٣-١٣) تأثير تغير عدد العناقيد على الصورة Rose

أعداد العناقيد، حيث تعتمد زيادة عدد العناقيد على مقدار التفاصيل المراد إبرازها في الصورة. إذ يؤدي اختيار اعداد عناقيد كبيرة الى ظهور تفاصيل كثيرة ودقيقة في الصورة.

٢-٣ الاستنتاجات

يعد التجزيء المهمة الصعبة والرئيسية لأي نظام معالجة صور حيث تحدد هذه المهمة النجاح او الفشل النهائي للمعالجة.

بالتأكيد توجد العديد من الطرق لإنجاز عملية التجزيء، لكن لا توجد طريقة عامة قادرة على التعامل مع جميع أنواع الصور. حيث أثبتت هذه الطرق فعاليتها ضمن مجالات محددة جداً، ونادراً ما أظهرت قوتها المطلوبة للتطبيقات العملية لفهم الصورة. لذلك من الاساسي ان يكون لنظام تجزيء الصور الاقتدار على التأقلم بحيث يكون قابلاً للتطبيق لأي نوع من أنواع الصور التابعة لمجال ما. ونظراً للقدرات والإمكانيات العالية والنجاح الكبير الذي حققته الخوارزميات الجينية كطرق بحث عامة قادرة على التأقلم والتعامل مع المسائل الصعبة والمعقدة والتي تفشل الطرق التقليدية في التوصل الى حل جيد لها، كان توجه الباحثين نحو تطوير مثل هذه الطرق واستخدامها في إنجاز مهمة التجزيء. حيث تبدأ هذه الطرق بأكثر من حل مما يزيد من إمكانية توصلها الى الحل الأمثل المرغوب.

لقد أوضحت الطريقة المقترحة بساطتها وسهولة تنفيذها بمتطلبات حوسبية وخرنية قليلة نسبة الى الطرق السابقة حيث لا تحتاج الى حسابات معقدة وانما تعتمد الأسلوب المباشر في إنجازها لعملية التجزيء، وقد تم تجربتها على مجموعة من الصور القياسية المعقدة وأكدت النتائج التي تم التوصل إليها اقتدار الطريقة المقترحة على الوصول الى الحل بسرعة وبكفاءة مقارنة بما سبقها من الطرق، وتدلل النتائج أيضاً اعتماد المعاملات الخاصة بالطريقة المقترحة على العوامل الجينية المستخدمة وكذلك على الصور المراد تجزيئها ولا توجد طريقة من طرق الانتقاء والتزاوج الشائعة الاستعمال تعمل جيداً على جميع الصور لان هناك صعوبة في تحديد قيم المعاملات المناسبة حيث تفرض طبيعة الصور مدى كفاءة كل من تلك الطرق. وبصورة عامة أثبتت طريقتي الانتقاء BTS والتزاوج ux تفوقاً على باقي طرق الانتقاء والتزاوج المستعملة. لاحظنا أيضاً من خلال تجاربنا ان هناك تأثيراً طفيفاً أو يكاد يكون معدوماً للطفرة على أداء الطريقة المقترحة ولجميع أنواع الصور المستعملة تقريباً. وعلى أية حال يمكن ان يكون للطفرة تأثيراً محسوساً على مستوى الأداء ككل عند استخدام دورات جينية كبيرة بهدف زيادة التنوع في المجتمع، حيث ان زيادة عدد الدورات سوف يؤدي بالنتيجة الى جعل أفراد المجتمع متمثلين تقريباً، لذلك سيكون للطفرة دوراً في جعلهم مختلفين بعض الشيء.

تؤشر النتائج التجريبية أيضاً أداء واعد للطريقة المقترحة حيث أثبتت نجاحاً في تجزيء الصور التي تحتوي على ضوضاء، تضاد لوني واطىء، وكذلك الصور التي تمتلك كيانات محتلة مساحة صغيرة نسبة الى الخلفية. كما بينت التجارب إضافة الى ذلك رزانة الطريقة المقترحة وعدم تأثرها كثيراً بالقيم الابتدائية العشوائية المولدة.

ومما تجدر الإشارة إليه هو عدم حاجة طريقتنا المقترحة الى استخدام الأسلوب الهجين. وعلى الرغم من انه يوصى به لفوائده في إجراء التناغم الدقيق (fine-tuning) للحل إلا انه يضيف تعقيداً كبيراً على الوقت اللازم للوصول الى الحل في سبيل الحصول على كفاءة ليست بذات أهمية بالنسبة للطريقة المقترحة.

لم تتضمن الطريقة المقترحة تحديد عدد العناقيد آلياً وذلك لعدم وجود فكرة فعالة لمفاضلة الحلول لأجل انتقاء أفضلها حيث تعتمد نتيجة التجزيء على هدف المستعمل نفسه.

٣-٣ الأعمال المستقبلية

ان الأداء الواعد والنتائج الجيدة التي توصلت إليها الطريقة المقترحة جعلت منها منطلقاً نحو تحسينات جديدة، حيث لا تتضمن هذه التحسينات تغييراً للهيكل العام للطريقة المقترحة. وعليه كعمل مستقبلي نوصي بالمقترحات التالية:

١- تطبيق الطريقة المقترحة لتجزيء أنواع أخرى من الصور مثلاً صور النسيج (Texture images).

٢- استخدام نماذج فراغات لونية أخرى غير الفراغ اللوني RGB بالنسبة للصور الملونة.

٣- توجد صعوبة في عملية ضبط المعاملات الأساسية المستعملة في الطريقة المقترحة التي تتضمن حجم المجتمع، احتمالية التزاوج، احتمالية الطفرة،... الخ. لذلك يمكن استخدام خوارزمية جينية لإيجاد القيم المناسبة لحل مسألة ما.

٤- لجعل الطريقة المقترحة قادرة على تحديد عدد العناقيد آلياً (automatically)، يجب توفر مقياس قادر على تمييز العدد الصحيح من العناقيد. وعند توفر هذا المقياس يمكن بعد ذلك استخدام كروموسومات مختلفة الأطوال وانتقاء أفضلها.

توجد أيضاً طريقة بديلة أخرى تتم بتهجين الخوارزميات الجينية مع طريقة ISODATA التقليدية. فعند اقتراب تقارب الخوارزميات الجينية يتم انتقاء الحل الأفضل لتكمل طريقة ISODATA العمل عليه لتحديد العدد الأفضل من العناقيد.