A Novel Invasive Weed Optimization Algorithm (IWO) by Whale Optimization Algorithm(WOA) to solve Large Scale Optimization Problems

خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة الجديدة(IWO)باستخدام خوارزمية أمثلة الحوت (WOA) لحل مسائل الأمثلية ذات القياس العالي

أ.د . بان أحمد حسن متراس / كلية علوم الحاسوب والرياضيات/جامعة الموصل
أ.م.د. عبد الستار محمد خضر / مركز الحاسبة الإلكترونية/الجامعة التقنية الشمالية
الباحث/ هند طلعت ياسين/ ماجستير إحصاء/بحوث العمليات

OPEN ACCESS
P - ISSN 2518 - 5764
E - ISSN 2227 - 703X

Received:23/5/2018
Accepted: 25/10/2018

المستخلص

تم في هذا العمل تهجين خوارزميتين من خوارزميات الميتاهيوريستيك *Metaheuristic*، الأولى هي خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة *IWO* وهي خوارزمية عشوائية عددية والثانية هي خوارزمية أمثلة الحوت *WOA* وهي خوارزمية تعتمد على ذكاء الأسراب وذكاء المجتمع. خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة هي خوارزمية ملهمة من الطبيعة وبالتحديد من السلوك الإستعماري للأعشاب الضارة والتي أقترحت لأول مرة في عام 2006 من قِبل *Mehrabian and Lucas* إذ تُشكل الأعشاب الضارة بسبب قوتها وقدرتها على التكيف تهديداً خطيراً على النباتات المزروعة مما يجعلها تهديداً لعملية الزراعة بحد ذاتها لذا تمت محاكاة سلوك هذه الأعشاب والاستفادة منها في خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة *IWO*. تستخدم خوارزمية أمثلة الحوت *WOA* ذكاء الأسراب للوصول إلى الهدف وتحقيق أفضل حل وهي تحاكي سلوك الصيد الفريد للحيتان الحدباء والذي يُدعى الصيد بواسطة شرك الفقاعة إذ يتم صيد الفريسة عن طريق إنشاء فقاعات مميزة على طول دائرة أو مسار على شكل 9 وقد ظهرت لأول مرة في عام 2016 من قِبَل *Mirjalili and Lewis* . وللإفادة من ذكاء الأسراب وتجنب الوقوع في الحلول المحلية تم إقتراح عملية التهجين الجديدة بين خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة *IWO* و خوارزمية أمثلة الحوت *WOA* ليُطلق على الخوارزمية المهجنة الجديدة إختصاراً (*IWOWOA*). طُبقت الخوارزمية الهجينة الجديدة(*IWOWOA*) على 23 دالة من دوال الأمثلية ذات القياس العالي وأظهرت الخوارزمية المقترحة كفاءة عالية جداً في حل هذه الدوال إذ أستطاعت الخوارزمية المقترحة الوصول إلى الحلول المثلى وذلك بتحقيقها القيمة الأصغرية (f_{min}) لمعظم هذه الدوال إذ تمت مقارنة هذه الخوارزمية مع الخوارزميات الأساسية *IWO,WOA* ومع خوارزميتين تتبعان نظام السرب وهما خوارزمية أمثلة أسراب الطيور*PSO* وخوارزمية أمثلة سرب الدجاج *CSO*** [7] وقد أختبرت إحصائياً وذلك بحساب المعدل الحسابي μ والإنحراف المعياري σ على هذه الدوال.

المصطلحات الرئيسة للبحث / الأمثلية، خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة IWO ، خوارزمية أمثلة الحوت WOA ، ذكاء الأسراب، الخوارزميات الهجينة.

Journal of Economics and Administrative Sciences
2019; Vol. 25, No.110
Pages: 426- 446

*البحث مستل من رسالة ماجستير

المقدمة *Introduction*

إن الأمثلية تتواجد في كل مكان من التصميم الهندسي إلى علوم الحاسوب ومن الجدولة إلى الإقتصاد ، ومن تخطيط الرحلات الترفيهية إلى الروتين اليومي حيث تسعى مؤسسات العمل دائماً إلى تعظيم الأرباح وتقليل الكلف فالمصمم الهندسي عند تصميمه للمنتج يراعي أن يتم تعظيم أداء هذا المنتج وتقليل كلفته في الوقت نفسه. عند تخطيطنا لرحلاتنا الترفيهية فإننا نهدف لأن نزيد من فرص استمتاعنا وفي الوقت نفسه نقلل كلف هذه الرحلة لذا فان دراسة الأمثلية تساعد في الجانبين العلمي والتطبيقي لذا فان هذه المنهجية لها العديد من التطبيقات[12].

** خوارزمية أمثلة سرب الدجاج Chicken Swarm Optimization(CSO) [7]:هي خوارزمية مستوحاة من الطبيعة، أقترحت لأول مرة من قِبل Xian bin Meng وآخرون في عام (2014) م والتي تحاكي النظام الهرمي لسرب الدجاج وسلوكيات سرب الدجاج بما في ذلك الديكة والدجاج والفراخ. ولمزيد من المعلومات عن هذه الخوارزمية أنظر المصدر رقم (7).

الأمثلية (*Optimization*)هي أحد فروع المعرفة التي تتعامل مع إكتشاف أو تحري الحلول المثلى لمسألة معينة ضمن مجموعة من البدائل،أو يمكن أن يُنظر إليها على أنها إحدى الأدوات الكمية الرئيسية في شبكة صنع القرار إذ يجب أن تؤخذ القرارات لتحسين واحد أو أكثر من الأهداف في مجموعة محددة من الظروف[2] [10].

إن الأمثلية كانت ولا تزال حقل بحث نشط ولعدة عقود، وقد أتاح الإزدهار العلمي والتكنولوجي الذي شهدته السنين الأخيرة ظهور وفرة من مسائل الأمثلية الصعبة والتي كانت السبب في تطوير خوارزميات أكثر كفاءة. أما في العالم الحقيقي فإن الأمثلية تعاني من المشاكل الأتية :

1. الصعوبات في تمييز الحلول المثلى الشاملة من المحلية.
2. وجود الضوضاء في تقييم الحل.
3. لعنة وجود الأبعاد أو كثرة وجود الأبعاد (مثل النمو الأسي لفضاء البحث مع بُعد المشكلة).
4. الصعوبات المرتبطة بقيود المشكلة .

اليوم، هنالك تشكيلة غنية ومنوعة من الخوارزميات المقررة لمعظم أنواع المشاكل ومع ذلك فإن حالات مختلفة لنفس المشكلة قد تكون لها متطلبات حسابية مختلفة وهذا ما أعطى المجال لتطوير خوارزميات جديدة وتحسين تلك القائمة ونتيجة لذلك ستكون هناك حاجة مستمرة لأفكار جديدة وأكثر تطوراً في نظرية الأمثلية وتطبيقاتها[9] [10].

إن أحدث التطورات على مدى العقدين الماضيين هو الميل لإستخدام خوارزميات الـ*Metaheuristic* وفي الواقع فإن الغالبية العظمى من تقنيات الأمثلية الحديثة عادة ما تكون خوارزميات حدسية *heuristic* و/أو خوارزميات الـ *Metaheuristic* .إن خوارزميات الـ*Metaheuristic* مثل محاكاة الصلب *SA* ، أمثلة أسراب الطيور*PSO*، والخوارزمية الجينية *GA* أصبحت قوية جداً ومفيدة لحل مشاكل الأمثلية الصعبة وهذه الخوارزميات قد طبقت تقريبا في جميع المجالات الرئيسة من العلوم والهندسة والخدمات الزراعية وكذلك التطبيقات الصناعية[12] .

تُقَسم طرائق حل مسائل الأمثلية إلى نوعين من الخوارزميات هي: الخوارزميات المحددة والخوارزميات العشوائية.

إن معظم الخوارزميات الكلاسيكية هي خوارزميات محددة فعلى سبيل المثال فإن طريقة السمبلكس *Simplex Method* في البرمجة الخطية هي خوارزمية محددة وإن بعض الخوارزميات المحددة تستخدم معلومات الميل (المشتقة *gradient*) وهي تدعى بالخوارزميات المستندة على الميل فعلى سبيل المثال خوارزمية نيوتن- رافسون هي خوارزمية تستند على الميل أو المشتقة حيث تستخدم قيم دالة الهدف ومشتقتها وهي تعمل بشكل جيد في المسائل أُحادية الشكل الملساء *Smooth unimodal problems* وعلى كل حال فإن كان هنالك عدم استمرارية في دالة الهدف فإن هذه الطرائق لا تعمل جيداً ففي هذه الحالة فإن الطرائق التي لا تعتمد على الميل هي التي يُفضل استخدامها. إن الطرائق التي لا تعتمد على الميل تستخدم قيم دالة الهدف فقط في حساباتها إنَ نموذج بحث *Hooke-Jeeves* وإنحدار *Nelder-Mead* وكذلك طريقة السمبلكس هي أمثلة على الخوارزميات التي لا تستخدم المشتقة في حساباتها.

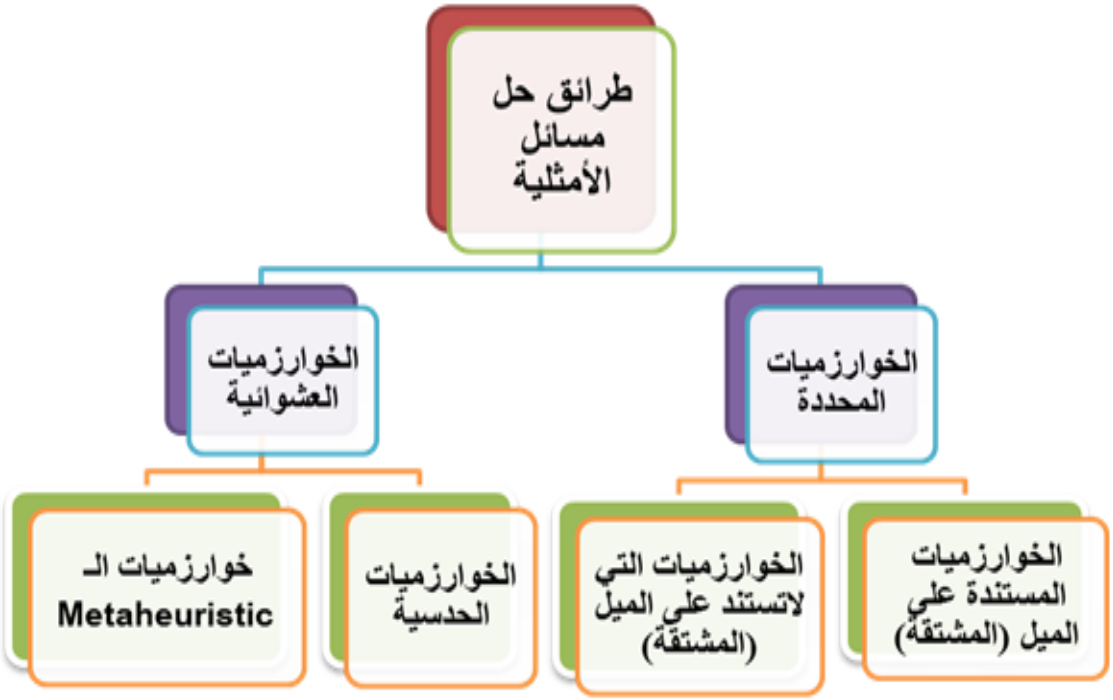
تحتوي الخوارزميات العشوائية بشكل عام على نوعين من الطرائق : 1- الطرائق الحدسية ***Heuristic*** ***Method*** 2- طرائق الـ **Metaheuristic** رغم أن الفرق بينهما صغير.

إن التطور الأخير للخوارزميات الحدسية هو ما يسمى بخوارزميات الـ **Metaheuristic** وهذا المصطلح تم طرحهُ لأول مرة من قِبَل العالم ***Glover*** عام 1986م إذْ يعني المقطع ***Meta*** " بعيداً ***beyond*** " أو "المستوى العالي ***higher level*** " وبشكل عام فإن هذه الخوارزميات تعمل بشكل أفضل من الخوارزميات الحدسية بالإضافة إلى أن جميع خوارزميات الـ **Metaheuristic** تستخدم المبادلة المؤكدة للتوزيع العشوائي والبحث المحلي ***Local search*** ومن النقاط المهمة التي يجب الإشارة إليها هي أنه لا يوجد تعريف متفق عليه للطرائق الحدسية أو طرائق الـ **Metaheuristic** حيث أن البعض يستخدم مصطلح ***Heuristic*** و **Metaheuristic** بشكل متبادل وعلى كل حال فإن الإتجاه مؤخراً يُشير إلى تسمية جميع الخوارزميات العشوائية التي تستخدم التوزيع العشوائي والبحث المحلي بخوارزميات الـ **Metaheuristic**. إن إستخدام العشوائية لإيجاد الحلول وفر لنا سبيل جيد للابتعاد عن البحث المحلي إلى البحث على المقياس العام أو الشامل ***Global scale*** بناءً على ذلك فإن معظم خوارزميات الـ **Metaheuristic** تُعد من الخوارزميات الملائمة لحل مسائل الأمثلية الشاملة **Global Optimization** . هنالك عنصران مهمان في أية خوارزمية من خوارزميات الـ **Metaheuristic** وهما:1- التكثيف 2- التنويع أو 1- الاستغلال 2- الاستكشاف

التنويع يعني توليد حلول مختلفة لاستكشاف فضاء البحث في المقياس العام (الشامل) أما التكثيف فإنه يعني تكثيف البحث في المنطقة المحلية وذلك باستثمار المعلومات بأن الحل الجيد الحالي يمكن أن يوجد في هذه المنطقة وهذا يتوافق مع مبدأ اختيار أفضل الحلول. إنَ اختيار الأفضل يضمن أن الحلول ستقترب من الأمثلية بينما التنويع وذلك بإستخدام العشوائية يُجنب الحلول من أن تعلق في منطقة الأمثلية المحلية وبنفس الوقت يزيد من تنوع الحلول اذ أن الدمج الجيد بين هذين العنصرين يضمن عادةً أن الأمثلية الشاملة سيتم تحقيقها [10] [11].

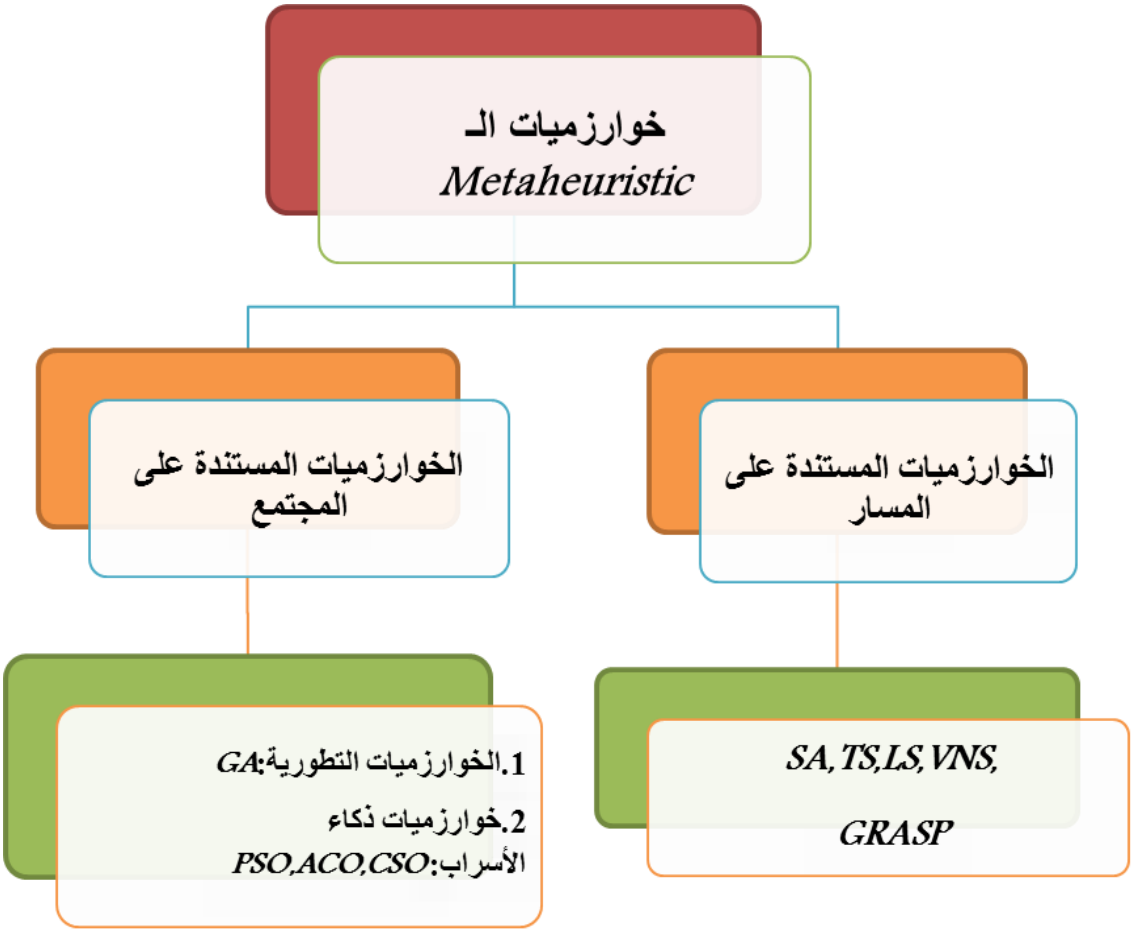
والشكل المرقم (1) يعطي ملخص عن الفقرة السابقة:

الشكل(1): توضيح طرائق حل مسائل الأمثلية



إن خوارزميات الـ *Metaheuristic* يمكن أن تصنف بالعديد من الطرائق وإحدى هذه الطرائق هي أن يتم تصنيفها بالأعتماد على المجتمع والمسار فعلى سبيل المثال فإن الخوارزمية الجينية*GA* تصنف بالإستناد الى المجتمع حيث تستخدم مجموعة من المقاطع أثناء الحل وكذلك خوارزمية أمثلة أسراب الطيور *PSO* فإنها أيضاً تستخدم عناصر متعددة وكذلك أمثلة مستعمرة النمل *ACO* ومن ناحية أخرى فإن طريقة محاكاة الصلب *SA* تستخدم عنصر واحد أو حل واحد والذي يتحرك خلال فضاء البحث بأسلوب البحث قطعة قطعة إن أفضل حل أو أفضل تحرك هو دائماً مقبول بينما التحرك غير الجيد فإنه يُقبل باحتمالية معينة اذ أن الخطوات او التحركات تؤثر في المسار في فضاء البحث ومع احتمالية غير صفرية فإن هذا المسار يمكن أن يصل إلى الأمثلية الشاملة. وهنالك أمثلة أخرى على طرائق المسار منها بحث تابو(*Tabu search(TS*وبحث جوارات المتغير *Variable neighborhood search(VNS)* والبحث المحلي *Local Search(LS)* وإجراء البحث العشوائي المتكيف الجشع *Greedy Randomized Adaptive search Procedure(GRASP)*. والشكل المرقم (2) يوضح تقسيم خوارزميات الـ*Metaheuristic* [10] [11] .

الشكل (2): يوضح تقسيم خوارزميات الـ*Metaheuristic*



المحور الأول/ منهجية البحث *Research Methodology*

أولا/مشكلة البحث *Research Problem*

إن مشكلة البحث تركزت في إيجاد الحل الأمثل الشامل لمسائل الأمثلية غير المقيدة ذات القياس العالي دون الوقوع في فخ الحلول المحلية وقد تم ذلك بإستخدام الصفات التي يتمتع بها السرب ولتعدد الأسراب ووجود العديد من خوارزميات الأسراب تم إختيار إحدى هذه الخوارزميات والمتمثلة بـ خوارزمية أمثلة الحوت ***WOA*** للإستفادة منها ومما تتمتع به من صفات السرب لحل مشكلة الوقوع في الحلول المحلية.

ثانيا/أهمية البحث Importance of Research

تكمن أهمية البحث من الناحية الأكاديمية في إستحداث طريقة جديدة أو أسلوب جديد لحل مسائل الأمثلية غير المقيدة ذات القياس العالي والتي تعد من المسائل الصعبة ***NP-hard*** وذلك لمساعدة الباحثين وذوي الإختصاص للإفادة من الخوارزمية الهجينة المقترحة في حل هذا النوع من المسائل وكذلك جميع المسائل التي تدخل في إطار المسائل الصعبة (***NP-hard***) كمسألة البائع المتجول ومسألة مسارات المركبات وغيرها.

ثالثا/أهداف البحث Research Objective

1. التعريف بخوارزميات الميتاهيوريستيك (***Metaheuristic***) وأهميتها في حل مسائل الأمثلية والطفرة الجديدة التي أستحدثتها هذه الخوارزميات في العقدين الماضيين بأساليب حل مسائل الأمثلية ومسائل بحوث العمليات ***Operation Research*** المختلفة .
2. الحديث عن نوع جديد من الخوارزميات وهو ما يدعى بـ الخوارزميات الهجينة ***Hybrid Algorithm*** وهي عملية دمج بين نوعين من الخوارزميات قد تكون إحداها خوارزمية كلاسيكية أو خوارزمية ميتاهيوريستيك مع أخرى أيضا من نوع ***Metaheuristic*** لينتج نوع جديد من الخوارزميات وهي الخوارميات الهجينة أو المهجنة والتي يستفاد فيها من إيجابيات كل طريقة ويقلل من سلبيات بعضهم البعض.
3. إقتراح خوارزمية هجينة جديدة تدعى إختصاراً بـ (***IWOWOA***) والتي تدمج نوعين من خوارزميات الميتاهيوريستيك ***Metaheuristic*** وهما خوارزميتي أمثلة الأعشاب الضارة(***IWO***) وخوارزمية أمثلة الحوت (***WOA***).

المحور الثاني/ الخلفية النظرية لمتغيرات البحث

المبحث الأول/الخوارزميات الهجينة *Hybrid Algorithm*

لم يتم قبول مفهوم الخوارزميات الهجينة إلا في السنوات الأخيرة على الرغم من أن عملية الجمع بين الإستراتيجيات المختلفة لخوارزميات الميتاهيوريستيك ***Metaheuristic*** بدأ في الثمانينات. واليوم نلاحظ وجود إتفاق عام حول الإستفادة من الجمع بين المكونات من تقنيات البحث المختلفة وإن إتجاه تصميم تقنيات هجينة منتشر في مجالات بحوث العمليات والذكاء الإصطناعي.

في إطار الأمثلية التوافقية ***Combinatorial Optimization(CO)*** يُمكن تصنيف الخوارزميات إلى نوعين: خوارزميات كاملة أو تقريبية. الخوارزميات الكاملة تضمن الوصول إلى الحل الأمثل لأي مسألة من مسائل الأمثلية التوافقية (***CO***) في زمن محدد أما إذا كانت مسائل الأمثلية التوافقية من نوع ***NP-hard*** فلا يوجد خوارزمية زمنية متعددة الحدود لحلها وبإفتراض أن ($P \neq NP$) لذلك فقد تحتاج الخوارزميات الكاملة إلى وقت حساب أسي في أسوأ الحالات. وهذا غالباً ما يؤدي إلى أوقات حسابية عالية جداً لأغراض عملية. أما في الطرائق التقريبية مثل الـ ***Metaheuristic*** فسيتم التضحية بالوصول إلى الحلول المثلى من أجل الحصول على حلول جيدة وبوقت أقل بكثير وهذا ما جعل خوارزميات الـ ***Metaheuristic*** تحظى بمزيد من الإهتمام في السنوات الـ 30 الماضية. وهذا هو الحال بالنسبة للأمثلية المستمرة. [1]

أصبحت خوارزميات الـ الـ Metaheuristic الأكثر شيوعاً في التطبيقات الهندسية ولأسباب عدة:

1. إن خوارزميات ال -*Metaheuristic* سهلة التنفيذ بالمقارنة مع التقنيات الكلاسيكية التي تعتمد على الميل (التدرج).
2. إن خوارزميات الـ*Metaheuristic* لاتحتاج إلى الميل (التدرج).
3. يمكن أن تتجاوز النهايات المحلية.
4. يمكن استخدامها في مجموعة واسعة من المسائل التي تغطي مختلف التخصصات[1][8] .

إن عملية الجمع بين إحدى خوارزميات الـ *Metaheuristic* وتقنيات الأمثلية هو ما يسمى بخوارزميات الـ*Metaheuristic* الهجينة أو المهجنة والتي أنتجت نوعاً جديداً من الخوارزميات تميزت بسلوكها الكفوء ومرونتها العالية في التعامل مع المشاكل في العالم الحقيقي وكذلك مسائل الأمثلية ذات القياس العالي[1][10].

المبحث الثاني/ التعريف النظري بالخوارزميات المستخدمة في البحث

أولاً : خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة *Invasive Weed Optimization(IWO)*

خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة هي خوارزمية التحسين العشوائي العددي المستوحاة بيولوجياً من الأعشاب الضارة والتي أقترحت لأول مرة من قِبَل *Mehrabian and Lucas* في عام (2006) والتي ببساطة تحاكي السلوك الطبيعي للأعشاب الضارة في الاستعمار وإيجاد مكان مناسب للنمو والتكاثر وهي خوارزمية قائمة على ذكاء المجتمع.

يطلق تسمية الأعشاب على النباتات إذا كان هنالك منطقة جغرافية محددة ينمو فيها مجتمع النبات بشكل كامل أو في الغالب وفي حالات إنزعاج ملحوظ من قِبَل الإنسان (وبالطبع دون أن تكون تلك النباتات مزروعة عمداً) عندئذ يطلق على هذه النباتات أسم الأعشاب.

تتضمن خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة(*IWO*) عدداً من الخطوات الأساسية، هذه الخطوات مترابطة مع بعضها البعض ولا يمكن تطبيق هذه الخوارزمية على أية مسألة مالم تُطبق هذه الخطوات جميعها وإلا ستفقد خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة(*IWO*) قيمتها وفائدتها في إيجاد وتحسين الحل، ويمكن توضيح خطوات الخوارزمية على النحو الأتي:

الخطوة 1. تهيئة المجتمع الإبتدائي *Initialize a population*

يتم توليد مجتمع إبتدائي من الحلول ونشرها على *d* من الأبعاد من مساحة المشكلة مع مواقع عشوائية وحساب قيمة دالة اللياقة لهذا المجتمع.

الخطوة2 التكاثر Reproduction

يُسمح للنبات في مجتمع النباتات بإنتاج البذور*Seed* (التكاثر) وذلك إعتماداً على قيمة دالة اللياقة الخاصة به وكذلك الحد الأعلى والأدنى لدالة اللياقة في المستعمرة، إذ يزداد عدد البذور التي ينتجها النبات خطياً من الحد الأدنى الممكن لإنتاج البذور إلى أقصى حد ممكن [6] . والمعادلة الأتية توضح عملية التكاثر للأعشاب الضارة:

$$seed_i = floor\left(\frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}(S_{\max} - S_{\min})\right) + S_{\min} \quad \text{.....(1)}$$

floor: تدل على أن البذور تُقَرَب لأقرب عدد صحيح.

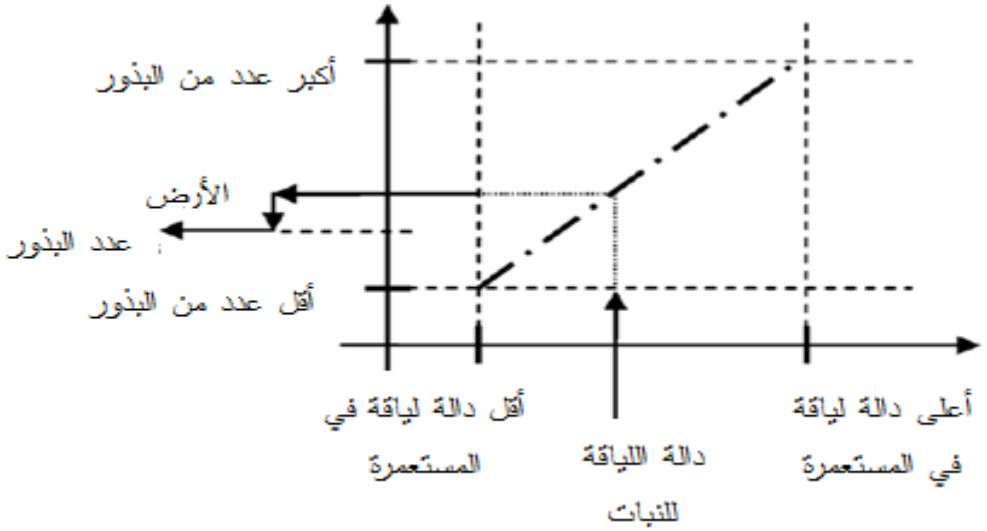
f_i :تمثل دالة اللياقة لـ *i* من الأعشاب الضارة.

f_{max} *and* f_{min} :تمثل الحد الأقصى والأدنى لقيمة دالة اللياقة.

S_{max} *and* S_{min} : تمثل الحد الأقصى والأدنى لعدد البذور.

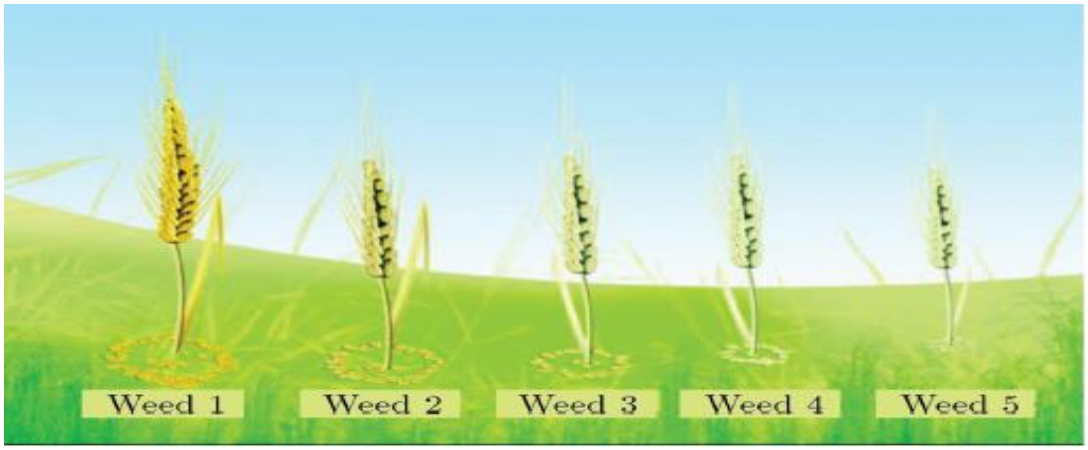
تمثل المعادلة (1) العلاقة الرياضية بين عدد البذور وقيمة دالة اللياقة للأعشاب الضارة، إذ ينخفض عدد البذور مع زيادة قيمة دالة اللياقة وعدد البذور يتراوح بين الـ S_{max} وS_{min} والشكل المرقم (1) يوضح هذه العملية [13] .

الشكل (1):توضيح عملية إنتاج البذور في مستعمرة من الأعشاب الضارة



ولتوضيح هذا المفهوم بصورة أفضل نفترض أن *Weed1* و*Weed5* هي أفضل وأسوأ حشائش بين 5 من الحشائش المعطاة لذا فإن عدد البذور حول *Weed1* مساوٍ لـ S_{max} وعدد البذور حول *Weed5* مساوٍ لـ S_{min} والشكل المرقم (2) يوضح ذلك[3] :

الشكل(2):توضيح آلية إنتاج البذور لمسألة مكونة من 5 أعشاب ضارة.



الخطوة 3. التشتت المكاني *Spatial dispersal*

توفر هذه الخطوة لخوارزمية الأعشاب الضارة خاصيتي العشوائية والتكيف، إذ يتم توزيع البذور المتولدة عشوائياً على d من الأبعاد في فضاء البحث بواسطة أرقام عشوائية تتوزع توزيعاً طبيعياً بمعدل ($\mu = 0$) وتباين متغير يُحسب بالمعادلة(2). وهذا يعني أن البذور سيتم توزيعها عشوائياً بحيث أنها تقع بالقرب من النبات الأم. إلا أن الإنحراف المعياري *Standard deviation(SD)* (σ) للدالة العشوائية سَيُخَفض من قيمة أولية محددة مسبقاً ($\sigma_{initial}$) إلى قيمة نهائية (σ_{final}) في كل خطوة (كل جيل). وقد أظهر التحويل اللاخطي في المحاكاة أداءً مُرضياً والموضح في المعادلة الاتية:

$$\sigma_{iter} = \frac{(iter_{\max} - iter)^n}{(iter_{\max})^n}(\sigma_{initial} - \sigma_{final}) + \sigma_{final} \quad .....(2)$$

إذ أن :

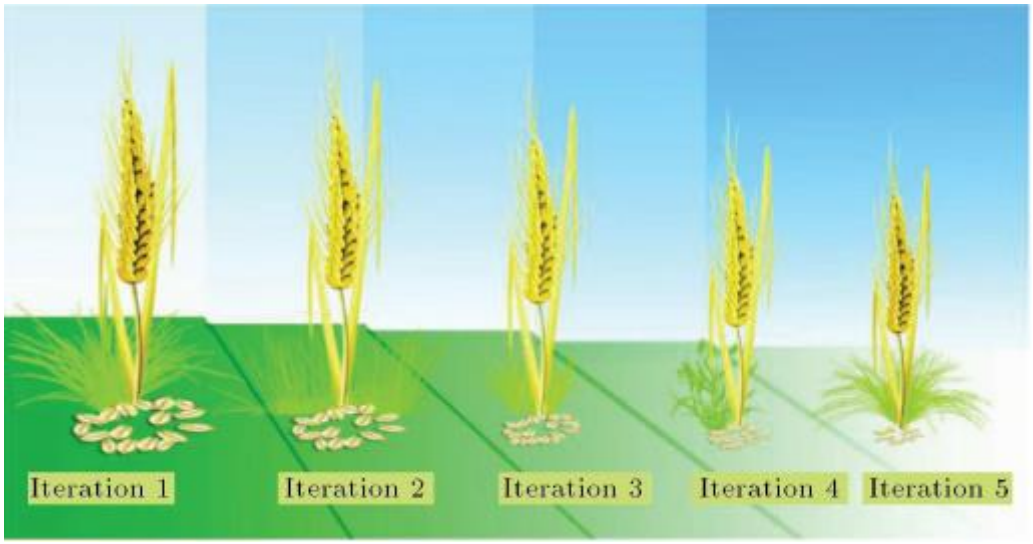
σ_{iter}: يمثل الإنحراف المعياري في الخطوة الحالية.

$iter_{max}$:يمثل الحد الأقصى من التكرارات.

n :يمثل مؤشر التحويل اللاخطي [6] .

يتم توضيح تناقص قيمة الإنحراف المعياري من الـ ($\sigma_{initial}$) إلى (σ_{final}) في الشكل المرقم (3)[3] .

الشكل(3):يُوضح عملية تناقص قيمة الإنحراف المعياري.



ومن ثم يتم حساب موقع البذور الجديدة باستخدام المعادلة الاتية:

$$x_{son} = x_{parent} + sd = x_{parent} + randn(0,1) * \sigma_{iter} \quad .....(3)$$

x_{son}: يمثل موقع الذرية.

x_{parent}: يمثل موقع الآباء.

$randn$:توليد أعداد عشوائية تتوزع توزيعاً طبيعياً قياسياً (1،0) [4].

الخطوة 4. الإقصاء التنافسي ***Competitive exclusion***

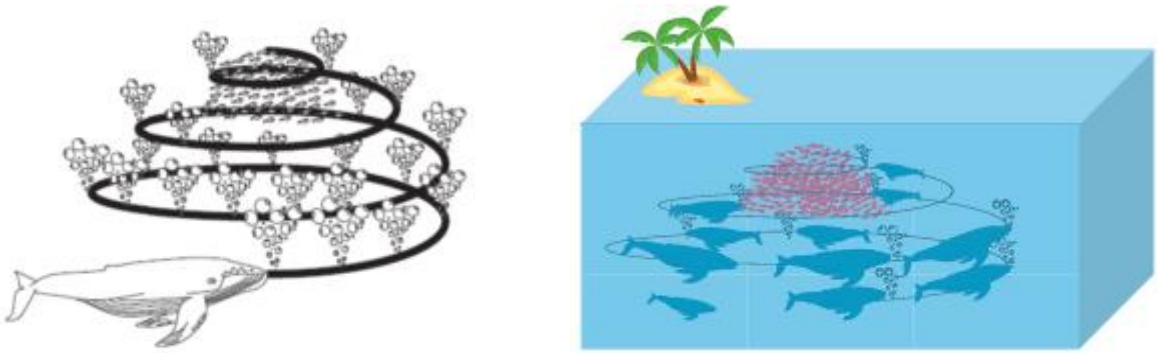
إذا كان النبات لا يترك أي نسل فإنه سوف ينقرض من الوجود لذا دعت الحاجة إلى نوع من التنافس بين النباتات للحد من العدد الأقصى من النباتات في المستعمرة. عند الوصول إلى الحد الأقصى لعدد النباتات في المستعمرة P_{max} فسوف تنشط آلية إقصاء النباتات ذات دالة اللياقة الضعيفة لذلك الجيل. حيث تعمل آلية الإقصاء على النحو التالي: عندما يتم الوصول إلى الحد الأقصى لعدد الأعشاب في المستعمرة يُسمح لكل عشب بإنتاج البذور ثم يتم السماح للبذور المُنتَجة بالإنتشار في منطقة البحث. عندما تجد جميع البذور مواقعها في منطقة البحث يتم ترتيبها مع آبائها (كمستعمرة من الأعشاب الضارة). بعد ذلك يتم القضاء على الأعشاب الضارة ذات دالة اللياقة المنخفضة للوصول إلى الحد الأقصى المسموح به للمجتمع في المستعمرة.

وبهذه الطريقة تُرَتب النباتات وذريتها معاً والعنصر ذو أفضل دالة لياقة سينجو ويبقى على قيد الحياة مع السماح لعملية التكرار داخل الخوارزمية. إن هذه الآلية تُعطي فرصة للنباتات ذات دالة اللياقة المنخفضة لإعادة الإنتاج فإن كانت ذُريتها ذات دالة لياقة جيدة في المستعمرة فإنها ستنجو وتبقى على قيد الحياة بعبارة أخرى لا يتم إقصائها. وتطبق آلية التحكم بالمجتمع على الذرية أيضاً لحين إنتهاء مرحلة معينة مما يُحقق الإقصاء التنافسي[6] .

ثانياً : خوارزمية أمثلة الحوت*WhaleOptimization Algorithm(WOA)*

خوارزمية أمثلة الحوت هي خوارزمية جديدة مقترحة من قِبَل ***Mirjalili و Lewis*** في عام (2016) م وهي تحاكي سلوك الحيتان الحدباء في بحثها عن الطعام والصيد. الحيتان مخلوقات عجيبة وهي تعد أكبر الثدييات في العالم حيث يمكن أن ينمو الحوت البالغ حتى 30 متر طولاً و180 طن وزناً، وتعد الحيتان في الغالب من الحيوانات المفترسة وهي حيوانات لا تنام لأن عليها التنفس من سطح المحيطات. وأن واحد من أكبر حيتان البالين هي الحيتان الحدباء حيث يكاد يكون حجم الحوت الأحدب البالغ بحجم الحافلة المدرسية وأن فرائسهم المفضلة هي الـ (***Krill***) والقطعان الصغيرة من الأسماك .ويبين الشكل المرقم(3) هذه الثدييات .

إن الشيء الأكثر إثارة للاهتمام حول الحيتان الحدباء هو أسلوب الصيد الخاص بها. ويسمى سلوك البحث عن الطعام هذا بطريقة التغذية بواسطة شرك (مصيدة) الفقاعة .الحوت الأحدب يفضل مطاردة القطيع المائي من الـ (***Krill***) أو الأسماك الصغيرة على مقربة من السطح، وقد لوحظ أن سلوك البحث عن الطعام هذا يتم عن طريق إنشاء فقاعات مميزة على طول دائرة أو مسار على شكل 9 كما هو مبين في الشكل المرقم (3).



الشكل(3): سلوك التغذية باستخدام شرك الفقاعة في الحيتان الحدباء.

إن النموذج الرياضي لخوارزمية أمثلة الحوت (***WOA***) يمكن تلخيصهُ بالفقرات التالية:

1. تطويق الفريسة

Encircling prey

الحيتان الحدباء يمكنها التعرف على موقع الفريسة وتطويقها وذلك لاصطيادها، ويتم التعبير عن هذا السلوك رياضياً بالمعادلات أدناه:

$$\vec{D} = |\vec{C}.\vec{X^*}(t) - \vec{X}(t)| \quad (4)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X^*}(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (5)$$

إذ أن:

t:تشير إلى التكرار الحالي ،X*:يمثل متجه الموقع لأفضل حل تم الحصول عليه لحد الآن، X:يمثل متجه الموقع ،والرمز | | يشير إلى القيمة المطلقة والرمز(.) يمثل حاصل ضرب عنصر في عنصر فضلا عن أن A,C: تشير إلى متجهات المعاملات وتحسب باستخدام المعادلات الأتية:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (7)$$

إذ أن $\vec{a}$ تتناقص خطيا من 2 إلى 0 على مدى التكرارات(في كل من مراحل الإستكشاف والأستغلال) وأن $\vec{r}$ هو متجه عشوائي يأخذ القيم [0,1]. ومن الجدير بالذكر فإن X* ينبغي تحديثها كل تكرار إذا كان هناك حل أفضل [8] .

2. طريقة مهاجمة شرك الفقاعة **Bubble-net attacking *method***

من أجل تمثيل سلوك الحيتان الحدباء في الصيد بـ شرك الفقاعة رياضياً تم تصميم نهجين لذلك:

- تقليص آلية التطويق ***Shrinking encircling mechanism***

يتحقق هذا السلوك عن طريق تناقص قيمة $\vec{a}$ في المعادلة (3) مع ملاحظة أن تذبذب $\vec{A}$ هو أيضا يتناقص من خلال $\vec{a}$. وأن $\vec{a}$ تحسب بالمعادلة الاتية:

$$a = 2 - t\frac{2}{MaxIter} \quad (8)$$

إذ أن : t : تشير إلى التكرار الحالي و ***MaxIter***: تمثل أكبر عدد مسموح به من التكرارات[5][8].

- الموقع المحدث لولبياً ***Spiral updating position***

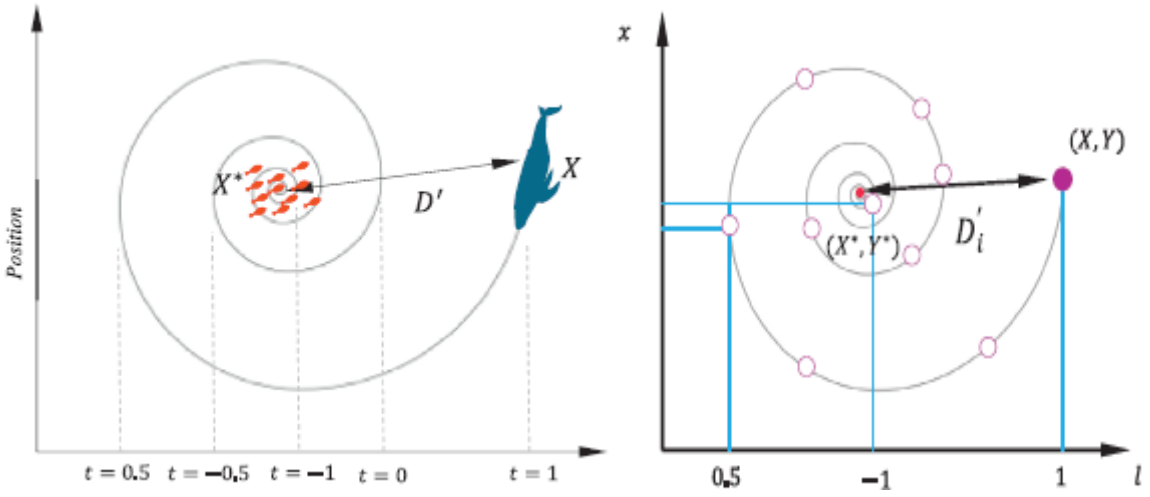
يتم محاكاة الشكل 9 أو شكل الحلزون باستخدام المعادلة الاتية:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D'} \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X^*}(t) \quad (9)$$

إذ أن :

$$\vec{D'} = |\vec{X^*}(t) - \vec{X}(t)|$$

ويشير $\vec{D'}$ للمسافة بين ***i*** من الحيتان إلى الفريسة (أفضل حل تم الحصول عليه حتى الآن)، ***b*** ثابت لتحديد شكل الدوامة اللوغاريتمية، ***l*** هو رقم عشوائي في الفترة [-1,1]، والعلامة(.) هي حاصل الضرب بين عنصرين. ويوضح الشكل المرقم (4) الموقع المحدث لولبياً.



الشكل(4):الموقع المحدث لولبياً

لوحظ أن الحيتان الحدباء تسبح حول الفريسة داخل دائرة إنكماش وعلى طول مسار على شكل دوامة في وقت واحد و لنمذجة هذا السلوك في وقت واحد نفترض أن هناك احتمال 50٪ للاختيار بين إما آلية تقليص التطويق أو النموذج الحلزوني(اللولبي) لتحديث موقع الحيتان أثناء التحسين، والنموذج الرياضي هو كما يلي:

$$\vec{X}(t+1)=\begin{cases}\vec{X^*}(t)-\vec{A}\cdot\vec{D} & if\ \ p<0.5\\ \vec{D'}\cdot e^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+\vec{X^*}(t) & if\ \ p\geq 0.5\end{cases} \quad (10)$$

إذ أن: p هو رقم عشوائي في المدة [0,1].

3. البحث عن الفريسة *Search for prey*

تبحث الحيتان الحدباء فضلا عن طريقة شرك الفقاعة عن الفريسة عشوائيا تبعاً لموقع كل منها لذا فإننا نقوم بتحديث موقع العنصر الباحث في مرحلة الاستكشاف عشوائياً بدلاً من أفضل عنصر باحث تم العثور عليه لحد الآن. لذلك نستخدم المتجه $\vec{A}$ مع قيم عشوائية أكبر من 1 أو أقل من -1 لإجبار العنصر الباحث على التحرك بعيدا عن الحوت المرجع. هذه الآلية و $|\vec{A}|>1$ تؤكد على عملية الاستكشاف وتسمح لخوارزمية أمثلة الحوت (*WOA*) بإجراء بحث شامل والنموذج الرياضي هو كما يأتي:

$$\vec{D}=|\vec{C}\cdot\overrightarrow{X_{rand}}-\vec{X}| \quad (11)$$

$$\vec{X}(t+1)=\overrightarrow{X_{rand}}-\vec{A}.\vec{D} \quad (12)$$

إذ أن: $\overrightarrow{X_{rand}}$ يمثل متجه الموقع العشوائي (الحوت العشوائي) الذي تم اختياره من المجتمع الحالي[8] .

المبحث الثالث/الخوارزمية المقترحة *Proposed Algorithm*

ذكاء الأسراب هو فرع جديد نسبياً من فروع الذكاء الإصطناعي ***Artificial Intelligence*** والذي يدرس السلوك الجماعي والصفات الظاهرة للأنظمة المعقدة ذات التنظيم الذاتي واللامركزية وهذا النوع من الأنظمة يحتوي على عناصر صغيرة فعالة منظمة في مجتمعات صغيرة (أسراب) حيث يملك كل عنصر منطقة تصرف أو منطقة نشاط محدودة للغاية ولا يوجد تحكم مركزي والسلوك الجماعي لجميع عناصر السرب يُظهر ميزات ذكائية وبمعنى آخر قدرتها على التفاعل مع التغيرات البيئية وكذلك سعة معرفتها في إتخاذ القرار هذا هو ما يُشار إليه على أنه تصرف ذكي وإن الإلهام الرئيس أو الأساسي وراء تطور ذكاء الأسراب أُخذ مباشرةً من الطبيعة. ظهر مصطلح ذكاء الأسراب في عام 1989م من قبل العالمين ***Gerardo Beni*** و ***Jing Wang*** كمجموعة من الخوارزميات للتحكم بأسراب الروبوتات[9] . ولإضافة ذكاء الأسراب إلى خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة ***IWO*** تم تهجين هذه الخوارزمية مع خوارزمية أمثلة الحوت ***WOA*** والتي تستخدم ذكاء الأسراب في إيجاد الحل الأمثل الشامل لمسائل الأمثلية وغيرها. وأُطلقت تسمية ***(IWOWOA)*** على الخوارزمية المقترحة الجديدة.

تمتاز خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة ***IWO*** عن غيرها من الخوارزميات التطورية بثلاث خواص وهي: التكاثر ،التشتت المكاني والإقصاء التنافسي وقد تحققت الفائدة القصوى من هذه الخواص عند إجراء عملية التهجين، ويمكن تلخيص خطوات الخوارزمية المهجنة ***(IWOWOA)*** بما يأتي:

الخطوة 1. تهيئة مجتمع إبتدائي وذلك عن طريق توليد مجتمع إبتدائي من الحلول وحساب قيمة دالة اللياقة لهذا المجتمع.

الخطوة 2. التكاثر وإنتاج البذور الجديدة باستخدام المعادلة رقم(1) إذ تتيح خاصية التكاثر بإنتاج الجيل الجديد (الأبناء).

الخطوة 3. نشر البذور في فضاء البحث (التشتت المكاني) إذ تمنح هذه الخاصية خوارزمية ***IWO*** القدرة على التكيف والعشوائية لإستخدامها التوزيع الطبيعي والإنحراف المعياري ***(SD)*** الذي يُحسب من المعادلة رقم (2) وهو ما يسمح بإنتشار البذور في فضاء البحث.

الخطوة 4. تحديد موقع الأبناء في فضاء البحث باستخدام المعادلة رقم(3). ثم يُجمَع الآباء والأبناء معاً ليُشكلا مستعمرة من الأعشاب الضارة .

الخطوة 5. يتم إدخال المستعمرة المتكونة من الآباء والأبناء معاً في الخطوة (4) كمجتمع إبتدائي لخوارزمية أمثلة الحوت ***WOA*** ويعد مجتمعاً عشوائياً بالنسبة لخوارزمية ***WOA*** ثم يتم حساب دالة اللياقة لهذا المجتمع بمجرد بدأ عملية التحسين. بعد أن يتم الحصول على أفضل حل تقوم خوارزمية ***WOA*** بإجراء عدة خطوات متكررة لحين تحقق شرط التوقف. تتلخص هذه الخطوات بالاتي:

أولاً: يتم تحديث المعاملات الرئيسية لخوارزمية (***WOA***).

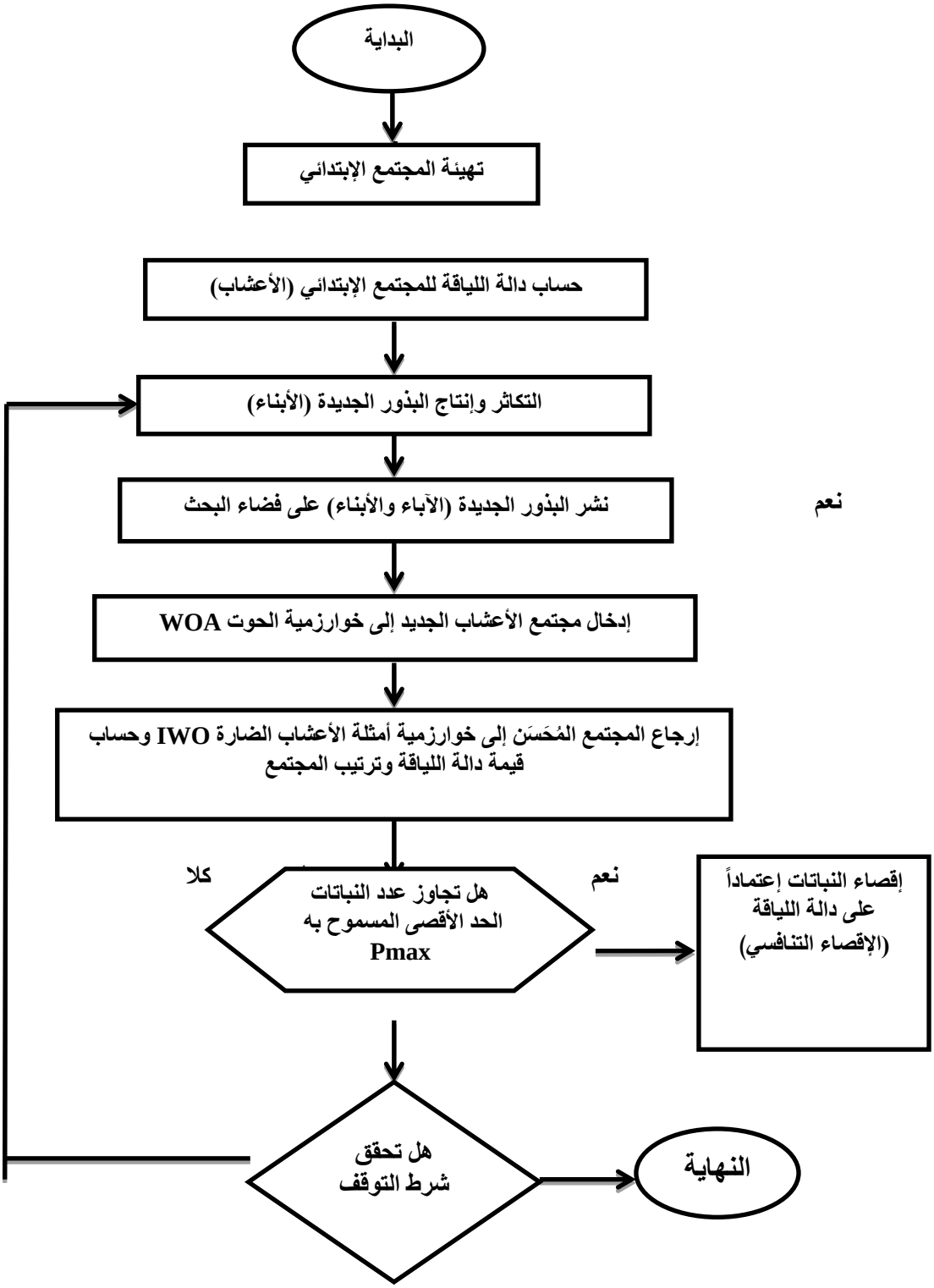
ثانياً: يتم توليد قيم عشوائية من التوزيع المنتظم القياسي(0,1) $\tilde{U}$ ومن ثم تحديث مواقع العناصر الباحثة في خوارزمية ***WOA*** .

ثالثاً: يتم منع الحلول من الخروج خارج حدود منطقة البحث. وأخيراً تقوم الخوارزمية بإعادة أفضل حل تم الحصول عليه كتقريب للحل الأمثل الشامل.

الخطوة 6. بعد إنتهاء جميع خطوات خوارزمية الحوت ***WOA*** يتم إستخدام المجتمع الأخير والذي أعطى أفضل قيمة لدالة الهدف في خوارزمية الحوت***WOA*** وعده مستعمرة من الأعشاب الضارة ليُعاد إدخالُهُ إلى خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة ***IWO*** ومن ثم حساب دالة اللياقة لهذا المجتمع بعد أن تم تحسينه.

الخطوة 7. يتم ترتيب المجتمع المُحَسَن بناءاً على قيمة دالة اللياقة.

الخطوة 8. بعد ترتيب المجتمع المُحَسَن يأتي دور الخاصية الثالثة لـ خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة ***IWO*** ألا وهي (الإقصاء التنافسي) فعند الوصول إلى الحد الأقصى المسموح به من عدد النباتات في المستعمرة P_{max} عندها يتم إقصاء العناصر ذوات دالة اللياقة المنخفضة وتكرر العملية لحين الوصول إلى الحل الأمثل أو لحين تحقق شرط التوقف. والمخطط الإنسيابي المرقم (5) يوضح خطوات الخوارزمية المقترحة الجديدة ***(IWOWOA)***.



الشكل(5):المخطط الإنسيابي لخوارزمية IWOWOA المقترحة

المحور الثالث/الجانب العملي

تم إختبار كفاءة الخوارزمية المقترحة الجديدة *(IWOWOA)* وذلك بإستخدامها لحل 23 مسألة من مسائل الأمثلية العددية ذات القياس العالي. وقد تم مقارنة خوارزمية *(IWOWOA)* الجديدة مع خوارزمية أمثلة أسراب الطيور *PSO*، وخوارزمية أمثلة سرب الدجاج *CSO* [7]، وخوارزمية *IWO* وخوارزمية *WOA*. وتوضح الجداول(2_4) تفاصيل دوال الإختبار وكذلك المدى الخاص والقيمة الأصغرية (f_{min}) لكل دالة وأن V_no يشير إلى عدد متغيرات التصميم. إن الخوارزمية المقترحة الجديدة *(IWOWOA)* هي عملية دمج بين خوارزميتي أمثلة الأعشاب الضارة *IWO* و خوارزمية أمثلة الحوت *WOA* لذا فهي تحتوي على معلمات هاتين الخوارزميتين (هذه المعلمات هي معلمات أولية يجب تحديدها قبل البدء بالبرنامج) والموضحة في الجدول المرقم (1).

المعلمة	الوصف	*IWO*	*WOA*	*IWOWOA*
MaxIt	الحد الأقصى من التكرارات	1000	1000	1000
npop0	حجم المجتمع الإبتدائي	10	10	10
npop	الحد الأقصى لحجم المجتمع	25	--	25
Smin	الحد الأدنى لعدد البذور	0	--	0
Smax	الحد الأقصى لعدد البذور	5	--	5
n	مؤشر التحويل اللاخطي	2	--	2
$\sigma_{initial}$	القيمة الأولية للإنحراف المعياري	0.5	--	0.5
σ_{final}	القيمة النهائية للإنحراف المعياري	0.001	--	0.001

الجدول (1): معلمات الخوارزميات الواجب تحديدها قبل البدء بالبرنامج

يمكن تقسيم دوال الإختبار القياسية ذات القياس العالي إلى أربع مجاميع: الدوال الأحادية *unimodal*، الدوال متعددة الوسائط *multimodal* ، الدوال متعددة الوسائط ذات أبعاد ثابتة والدوال المركبة. وتجدر الإشارة إلى أن الفرق بين الدوال متعددة الوسائط ذات أبعاد ثابتة في الجدول(4) والدوال متعددة الوسائط في الجدول (3) هو القدرة على تحديد العدد المطلوب من متغيرات التصميم ويبين الشكل (6) رسم ثلاثي الأبعاد للدوال ذات القياس العالي.

إن الدوال متعددة الوسائط تحتوي على العديد من النقاط الصغرى المحلية لذا من الصعب حل هذا النوع من الدوال وذلك لوقوعها في الحلول المحلية وقد طُبقت الخوارزمية المقترحة الجديدة *(IWOWOA)* على هذه الدوال وذلك لإيجاد الحل الأمثل الشامل. والجدول (5) يوضح نتائج الخوارزميات *IWO,WOA,CSO,PSO* ومقارنتها مع الخوارزمية المقترحة *IWOWOA* (الجدول (5) يُظهر نتائج خوارزميات الإختبار والخوارزمية الهجينة إذ تمثل هذه القيم هي قيمة دالة الـ fitness لجميع دوال الإختبار المستخدمة في البحث والتي عددها (23) دالة).

الجدول(2):وصف الدوال الأحادية

Function	V_no	Range	f_{min}
$F_1(x) = \sum_{i=1}^{n} x_i^2$	30	[−100,100]	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert + \prod_{i=1}^{n} \lvert x_i \rvert$	30	[−10,10]	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^{n} (\sum_{j-1}^{i} x_j)^2$	30	[−100,100]	0
$F_4(x) = \max_i \{\lvert x_i \rvert,\ 1 \le i \le n\}$	30	[−100,100]	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[−30,30]	0
$F_6(x) = \sum_{i=1}^{n} ([x_i + 0.5])^2$	30	[−100,100]	0
$F_7(x) = \sum_{i=1}^{n} i x_i^4 + random[0, 1)$	30	[−1.28,1.28]	0

الجدول (3): وصف الدوال متعددة الوسائط

Function	V_no	Range	f_{min}
$F_8(x) = \sum_{i=1}^{n} -x_i \sin(\sqrt{\lvert x_i \rvert})$	30	[−500,500]	−418.9829 × 5
$F_9(x) = \sum_{i=1}^{n} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[−5.12,5.12]	0
$F_{10}(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	30	[−32,32]	0
$F_{11}(x) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^{n} x_i^2 - \prod_{i=1}^{n} \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	[−600,600]	0
$F_{12}(x) = \frac{\pi}{n}\{10\sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2[1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^{n} u(x_i, 10, 100, 4)$	30	[−50,50]	0
$y_i = 1 + \frac{x_i+1}{4}\ u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$			
$F_{13}(x) = 0.1\{\sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^{n} (x_i - 1)^2[1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2[1 + \sin^2(2\pi x_n)]\} + \sum_{i=1}^{n} u(x_i, 5, 100, 4)$	30	[−50,50]	0

طُبق الإختبار باستخدام حاسوب يحمل المواصفات الاتية: سرعة المعالج CPU هي 2.50GHZ ،حجم الذاكرةRAM هو 4GB ، وبرنامج ماتلاب R2013a يعمل بنظام وندوز7.

لقد تم حساب المعدل (المتوسط الحسابي μ) والإنحراف المعياري *std* للخوارزمية الهجينة *IWOWOA* ومقارنة ذلك مع المعدل (المتوسط الحسابي) والإنحراف المعياري للخوارزميات *IWO,WOA,CSO,PSO* والجداول (6) و (7) توضح النتائج التي تم الحصول عليها.

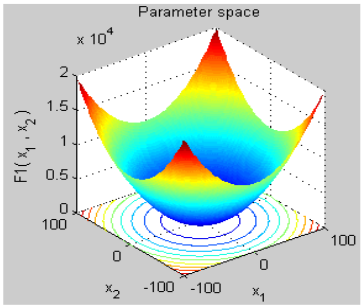
الجدول (4): الدوال متعددة الوسائط ذات أبعاد ثابتة

Function	V_no	Range	f_{min}
$F_{14}(x)=(\frac{1}{500}+\sum_{j=1}^{25}\frac{1}{j+\sum_{i=1}^{2}(x_i-a_{ij})^6})^{-1}$	2	[−65,65]	1
$F_{15}(x)=\sum_{i=1}^{11}[a_i-\frac{x_1(b_i^2+b_ix_2)}{b_i^2+b_ix_3+x_4}]^2$	4	[−5,5]	0.00030
$F_{16}(x)=4x_1^2-2.1x_1^4+\frac{1}{3}x_1^6+x_1x_2-4x_2^2+4x_2^4$	2	[−5,5]	−1.0316
$F_{17}(x)=(x_2-\frac{5.1}{4\pi^2}x_1^2+\frac{5}{\pi}x_1-6)^2+10(1-\frac{1}{8\pi})\cos x_1+10$	2	[−5,5]	0.398
$F_{18}(x)=[1+(x_1+x_2+1)^2(19-14x_1+3x_1^2-14x_2+6x_1x_2+3x_2^2)]$ $\times[30+(2x_1-3x_2)^2\times(18-32x_1+12x_1^2+48x_2-36x_1x_2+27x_2^2)]$	2	[−2,2]	3
$F_{19}(x)=-\sum_{i=1}^{4}c_i\exp(-\sum_{j=1}^{3}a_{ij}(x_j-p_{ij})^2)$	3	[1,3]	−3.86
$F_{20}(x)=-\sum_{i=1}^{4}c_i\exp(-\sum_{j=1}^{6}a_{ij}(x_j-p_{ij})^2)$	6	[0,1]	−3.32
$F_{21}(x)=-\sum_{i=1}^{5}[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	[0,10]	−10.1532
$F_{22}(x)=-\sum_{i=1}^{7}[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	[0,10]	−10.4028
$F_{23}(x)=-\sum_{i=1}^{10}[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	[0,10]	−10.5363

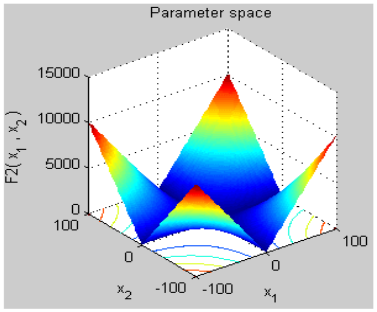
توضح النتائج في الجدول (5) نجاح الخوارزمية المهجنة ***IWOWOA*** في إيجاد الحل الأمثل لجميع دوال الإختبار بالمقارنة مع خوارزميتي ***IWO,WOA*** ،أما بالمقارنة مع خوارزميتي***CSO,PSO*** فقد نجحت الخوارزمية الهجينة ***IWOWOA*** في إيجاد الحل الأمثل لـ 19 دالة من مجموع 23 دالة من دوال الإختبار القياسية ذات القياس العالي وهذا ما يؤكد نجاح عملية التهجين ومدى فائدة إستخدام ذكاء الأسراب والمتمثل بخوارزمية أمثلة الحوت ***WOA*** مع خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة ***IWO***. إذ تمت الإشارة إلى الدوال التي إجتازت الإختبار باللون الأخضر والتي فشلت باللون الأحمر.

إن خوارزمية ***IWO*** أعطت نفس نتائج الخوارزمية المهجنة لـ6 دوال فقط تبدأ من(F16 إلى F20 و F22)، أما خوارزمية ***PSO*** فقد نجحت بـ 3 دوال وهي (F6،F12 و F13) وهي الدوال نفسها التي أخفقت فيها الخوارزمية المهجنة وأما الدوال التي تبدأ من (F14 إلى F20) فقد أعطت نتائج الخوارزمية المهجنة، أما خوارزمية ***CSO*** فقد نجحت بدالة واحدة فقط F7 وأخفقت فيها الخوارزمية المهجنة وأعطت نتائج الخوارزمية المهجنة للدوال التالية نفسها (F9 إلى F11 و F14 و الدوال من F16 إلى F23).

الشكل (6): رسم ثلاثي الأبعاد للأنواع الثلاث من دوال القياس (الدوال الأحادية، الدوال متعددة الوسائط والدوال متعددة الوسائط ذات أبعاد ثابتة).



F1



F2

الجدول(5):يوضح نتائج (قيم دالة الـfitness) للخوارزميات *IWO,WOA,CSO,PSO* ومقارنتها مع *IWOWOA*

F	IWO	WOA	PSO	CSO	IWOWO
F1	226.9716	e-986.6172	1.1957e-80	6.3652e-55	0
F2	0.031285	3.3391e-79	2.1167e-08	2.862e-44	0
F3	12164.1378	72466.1095	0.0010888	410.2207	9.2979e-185
F4	49.1104	37.653	0.014216	1.3777	0
F5	27.9011	28.5968	19.7849	27.1929	3.8096
F6	733.0638	1.3872	2.7733e-32	2.0526	8.2881e-13
F7	0.045592	0.0025588	0.0049261	0.0023661	0.0026378
F8	6113.8334-	-12563.8557	-5956.2402	-7859.687	-12569.4866
F9	72.6406	0	36.8135	0	0
F10	19.1767	7.9936e-15	1.5017	4.4409e-15	4.4409e-15
F11	484.7577	0	2.2204e-16	0	0
F12	14.8257	0.15764	2.0546e-32	0.051679	2.7543e-13
F13	e-051.2968	1.1647	1.2818e-30	0.75031	1.0505e-12
F14	21.0727	1.0389	0.998	0.998	0.998
F15	0.020363	0.00057091	0.00030749	0.00072156	0.00030749
F16	1.0316-	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316
F17	0.39789	0.39793	0.39789	0.39789	0.39789
F18	3	3.0004	3	3	3
F19	3.8628-	-3.8591	-3.8628	-3.8628	-3.8628
F20	3.2031-	-3.1074	-3.322	-3.322	-3.322
F21	10.1532-	-5.0547	-2.6829	-10.1532	-10.1532
F22	3.7243-	-5.0874	-2.7519	-10.4029	-10.4029
F23	5.1756-	-10.3474	-5.1756	-10.5364	-10.5364

توضح الجداول المرقمة (6) و (7) على التوالي قيم المعدل (المتوسط الحسابي μ) والإنحراف المعياري *std* للخوارزمية الهجينة *IWOWOA* والخوارزميات *IWO, WOA,CSO,PSO* .

الجدول(6): يوضح قيم المعدل (المتوسط الحسابي μ) للخوارزمية الهجينة والخوارزميات الأخرى

F	IWO	WOA	PSO	CSO	IWOWOA
	ave	ave	ave	ave	ave
F1	0.4197	-1.5410e-51	e-424.8921	3.2332e-30	-5.8147e-164
F2	e-042.2438-	1.0097e-80	e-105.5429	-5.6300e-46	0
F3	0.4668-	0.8183	-0.00044035	-0.2854	e-966.2299
F4	9.5967-	-0.3774	-0.00716	0.1825	0
F5	0.0251	0.0112	0.28684	0.0424	0.80732
F6	0.4166-	-0.4075	-0.5	-0.2866	-0.5
F7	0.0057-	0.0143	0.00442	0.0051	0.0019567
F8	33.9953	420.9637	56.3154	-215.3199	420.9689
F9	0.0331	-2.1609e-09	-0.099495	-5.6235e-10	e-105.4783-
F10	3.4997-	-1.5373e-17	-0.090782	-4.7639e-17	e-161.5551-
F11	28.3734-	1.9102e-09	6.3216e-09	4.0576e-09	e-094.1647-
F12	2.4050-	-0.7491	-1	-0.7595	-1
F13	0.9997	0.7657	1	0.6056	1
F14	7.9810	-31.9983	-31.9783	-31.9783	-31.9783
F15	0.2283	0.6872	0.16064	1.4624	0.16065
F16	0.3114	-0.3114	0.31141	0.3114	0.31141
F17	2.7083	4.5696	2.7083	5.9499	4.5667
F18	0.5000-	-0.4991	-0.5	-0.5000	0.5-
F19	0.5076	0.4817	0.5076	0.5076	0.50763
F20	0.4796	0.5547	0.34492	0.3449	0.34492
F21	4.0002	1.0001	5.9995	4.0001	4.0001
F22	4.0005	1.0002	5.9987	4.0001	4.0001
F23	7.9995	4.0000	7.9995	4.0001	4.0001

الجدول(7):يوضح قيم الإنحراف المعياري *std* للخوارزمية الهجينة والخوارزميات الأخرى

F	IWO	WOA	PSO	CSO	IWOWOA
	std	std	std	std	std
F1	2.7648	4.7742e-50	e-412.0115	1.4812e-28	0
F2	0.0015	3.2375e-80	3.4622e-09	2.5322e-45	0
F3	35.1181	47.4461	0.043398	6.1094	e-933.0397
F4	39.2073	22.6079	0.013604	0.8180	0
F5	0.0645	0.0290	0.56474	0.1338	0.35409
F6	5.0270	0.1975	3.0924e-17	0.1538	e-071.6905
F7	0.0877	0.0384	0.060977	0.0348	0.0080757
F8	292.2878	1.2420	235.6746	384.5165	0.00044339
F9	1.5782	2.9605e-09	1.1193	3.9458e-09	e-092.4296
F10	15.8264	2.0189e-15	0.36547	1.3586e-15	e-151.2864
F11	256.6951	1.4146e-08	2.058e-08	2.5770e-08	e-081.0017
F12	7.5464	0.5061	1.5969e-16	0.3391	e-061.0475
F13	0.0021	0.5488	6.5746e-16	0.2852	e-076.004
F14	33.8582	0.7399	3.8785e-07	9.3287e-07	e-068.3786
F15	4.1489	0.5258	0.0364	1.2955	0.036402
F16	0.5675	0.5674	0.56745	0.5675	0.56745
F17	0.6127	10.9090	0.61277	4.9142	10.9012
F18	0.7071	0.7079	0.70711	0.7071	0.70711
F19	0.3713	0.4132	0.37131	0.3713	0.37126
F20	0.3520	0.3038	0.19008	0.1899	0.19008
F21	2.0669e-04	0.0026	0.00088787	5.5497e-05	e-055.5031
F22	1.1479	0.0019	0.0012257	6.2899e-04	0.00062762
F23	9.0620e-05	0.0253	e-051.746	6.3160e-04	0.00064001

المحور الرابع/الاستنتاجات والتوصيات

أولاً: الاستنتاجات

تم في هذا البحث دراسة خوارزمية أمثلة الأعشاب الضارة (*IWO*) إذ تمت ملاحظة ضعف في أداء هذه الخوارزمية من ناحية الوصول إلى النقطة الصغرى المحلية وهذا يدل على حصول تباعد عن الحل الأمثل ولمحاولة تحسين أداء هذه الخوارزمية وتجنب الوقوع في الحلول المحلية تم تهجينها مع إحدى خوارزميات الأسراب والتي تمتلك صفات السرب وهي خوارزمية أمثلة الحوت (*WOA*) وإقتراح خوارزمية هجينة جديدة وهي خوارزمية (*IWOWOA*) وقد تمت مقارنة نتائج الخوارزمية المهجنة مع الخوارزميات الأساسية *IWO, WOA* و خوارزميتين أخريين من خوارزميات الأسراب ألا وهما خوارزمية سرب الطيور *PSO* وخوارزمية سرب الدجاج *CSO* مما أدى إلى الحصول على نتائج ممتازة إذ تم الوصول إلى الحل الأمثل الشامل لمعظم دوال الإختبار وهذا ما أوضحته نتائج البحث.

ثانياً: التوصيات

في ضوء ما توصل إليه هذا البحث من استنتاجات يمكن تقديم التوصيات الاتية :

1. محاولة تهجين خوارزمية الأعشاب الضارة مع خوارزميات أخرى تعتمد نظام السرب وتحسينها.
2. محاولة تهجين خوارزمية الأعشاب الضارة مع خوارزميات الأمثلية الكلاسيكية ومقارنة نتائج هذه الخوارزمية الهجينة مع الخوارزمية الهجينة مع السرب.
3. تطبيق الخوارزمية الهجينة المقترحة على إحدى مسائل بحوث العمليات من نوع (*NP-hard*) كمسألة البائع المتجول ومسألة مسارات المركبات.

قائمة المصادر *References*

1. Andrea, R., Blesa, M., Blum, C., & Michael, S. (2008). Hybrid metaheuristics--an emerging approach to optimization: Springer.
2. Baghel, M., Agrawal, S., & Silakari, S. (2012). Survey of metaheuristic algorithms for combinatorial optimization. International Journal of Computer Applications, Vol.58(19), pp.21-31.
3. Jolai, F., Tavakkoli-Moghaddam, R., Rabiee, M., & Gheisariha, E. (2014). An enhanced invasive weed optimization for makespan minimization in a flexible flowshop scheduling problem. Scientia Iranica. Transaction E, Industrial Engineering, Vol.21(3), pp.1007-1020.
4. Liu, C., & Wu, H. (2014). Synthesis of thinned array with side lobe levels reduction using improved binary invasive weed optimization. Progress In Electromagnetics Research, Vol.37, pp.21-30.
5. Mafarja, M. M., & Mirjalili, S. (2017). Hybrid Whale Optimization Algorithm with simulated annealing for feature selection. Neurocomputing, Vol.260, pp.302-312.
6. Mehrabian, A. R., & Lucas, C. (2006). A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. Ecological informatics, Vol.1, pp.355-366.

7. Meng, X., Liu, Y., Gao, X., & Zhang, H. (2014). A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization. International conference in swarm intelligence, pp.86-94.
8. Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. Advances in Engineering Software, Vol.95, pp.51-67.
9. Parsopoulos, K. E., & Vrahatis, M. N. (2010). Particle swarm optimization and intelligence: advances and applications, IGI global.
10. T.Yaseen, H., A.Mitras, B., & M.Khidhir, A. S. (2018). Hybrid Invasive Weed Optimization Algorithm with Chicken Swarm Optimization Algorithm to solve Global Optimization Problems. International Journal of Computer Networks and Communications Security, Vol.6(8), pp.173-181.
11. Yang, X.-S. (2008). Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms, (2 ed.): Luniver Press.
12. Yang, X.-S. (2010). Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications: John Wiley & Sons.
13. Zhao, Y., Leng, L., Qian, Z., & Wang, W. (2016). A discrete hybrid invasive weed optimization algorithm for the capacitated vehicle routing problem. Procedia Computer Science, Vol.91, pp.978-987.

A Novel Invasive Weed Optimization Algorithm (IWO) by Whale Optimization Algorithm(WOA) to solve Large Scale Optimization Problems

Abstract

In this work, two algorithms of Metaheuristic algorithms were hybridized. The first is Invasive Weed Optimization algorithm (IWO) it is a numerical stochastic optimization algorithm and the second is Whale Optimization Algorithm (WOA) it is an algorithm based on the intelligence of swarms and community intelligence. Invasive Weed Optimization Algorithm (IWO) is an algorithm inspired by nature and specifically from the colonizing weeds behavior of weeds, first proposed in 2006 by Mehrabian and Lucas. Due to their strength and adaptability, weeds pose a serious threat to cultivated plants, making them a threat to the cultivation process. The behavior of these weeds has been simulated and used in Invasive Weed Optimization Algorithm (IWO), as for the Whale Optimization Algorithm (WOA) uses the intelligence of the swarms to reach the goal and achieve the best solution, which simulates the unique hunting behavior of humpback whales, which is called fishing by bubble trap hunting by creating distinctive bubbles along a circle or a path in the form of 9 has appeared for the first time in 2016 by Mirjalili and Lewis. In order to benefit from the intelligence of the flocks and to avoid falling into local solutions, the new hybridization between the IWO and WOA algorithm was proposed to launch the new hybrid algorithm (IWOWOA). The new hybrid algorithm (IWOWOA) was applied on 23 functions of large scale optimization problems, The proposed algorithm showed very high efficiency in solving these functions. The proposed algorithm was able to reach the optimal solutions by achieving the minimum value of most of these functions. This algorithm was compared with the basic algorithms IWO, WOA and two algorithms that follow the swarm system these algorithms are particle swarm optimization (PSO) and chicken swarm optimization (CSO) [7], they have been statistically tested by calculating the mean arithmetic μ and standard deviation σ for these functions.

Key Words: **Optimization, Invasive Weed Optimization algorithm (IWO), Whale Optimization Algorithm (WOA), Swarm intelligence, Hybrid Algorithms.**