

## تقييم توابع الهدف لخوارزمية اليراع في شبكات WBANs

\* د.م. ناجي ابراهيم محمد

\* د.م. بشير علي عنوس

\* د.م. نور زهير سليمان

(تاريخ الإيداع ٢٠٢٣/٥/٨ . قَبِلَ للنشر في ٢٠٢٣/٩/١٠)

□ ملخص □

يعد مجال الرعاية الصحية التطبيق الأكثر استخداماً لشبكات منطقة الجسم اللاسلكية (WBANs). تتكون شبكات منطقة الجسم اللاسلكية من عقد تحسس لاسلكية داخل أو خارج الجسم. تم وضع شبكات منطقة الجسم اللاسلكية لتوفر تجربة أكثر مرونة من الأنظمة الطبية السلكية التقليدية عبر استخدام حساسات مصغرة منخفضة الطاقة داخل، حول وخارج جسم الانسان وتعمل على مراقبة الإشارات الفيزيولوجية، وبالمقابل يعتبر تصميم نظام اتصال فعال للجسم من حيث الطاقة والموثوقية تحدياً بحثياً رئيسياً بسبب قيود الحجم، استهلاك الطاقة، والأمان. تستخدم خوارزمية اليراع والتي هي إحدى خوارزميات الذكاء السريّ metaheurism لإيجاد الحلّ الأمثل لمشكلة معينة ضمن بيئة معينة، ويستخدم لاختبار كفاءة هذه الخوارزمية مجموعة من وظائف الاختبار. سيتم في هذا البحث اختبار خوارزمية اليراع من خلال مجموعة من وظائف الاختبار ضمن بيئة شبكات الجسم اللاسلكية، ثم اختيار التابع المناسب الذي يحقق أفضل نتيجة من حيث القيم الإحصائية كالتوزيع الطبيعي، والانحراف المعياري، والخطأ المعياري.

**الكلمات المفتاحية:** خوارزمية اليراع، وظائف الاختبار، شبكات الجسم اللاسلكية.

\* مدرس في قسم هندسة تكنولوجيا الاتصالات - كلية هندسة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات - جامعة طرطوس - سوريا

\* مدرس في قسم هندسة الحاسبات - كلية هندسة المعلوماتية - جامعة الاتحاد الخاصة - سوريا

\*\*\* طالبة ماجستير في قسم هندسة تكنولوجيا الاتصالات - كلية هندسة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات - جامعة طرطوس - سوريا

## Evaluating Firefly Algorithm performance with multiple cost functions in WBANs

Dr. Naji Ibrahim Mohamad \*  
Dr. Basheer Ali Arnous \*  
Eng. Nour Zouhair Souliman\*\*

(Received 8/5/2023 . Accepted 9/10/2023)

### □ ABSTRACT

The healthcare industry is the most widely used application of wireless body area networks (WBANs). Wireless body area networks consist of wireless sense nodes inside or outside the body. Wireless body area networks have been developed to provide a more flexible experience than traditional wired medical systems by using low-power miniature sensors inside, around and outside the human body that monitor physiological signals. In contrast, designing an efficient body communication system in terms of energy and reliability is a major research challenge due to size limitations. , energy consumption, and safety. The firefly algorithm, which is one of metaheurism algorithms, is used to find the optimal solution to a specific problem within a specific environment, and a set of test functions is used to test the efficiency of this algorithm. In this research, the firefly algorithm will be tested through a set of test functions within the environment of wireless body networks, and then choose the appropriate function that achieves the best result in terms of statistical values such as normal distribution, standard deviation, and standard error.

**Keywords:** Firefly algorithm, Cost functions, WBAN.

---

\*Lecturer in the Department of Communications Technology Engineering - College of Information and Communication Technology Engineering - Tartous University – Syria

\*Lecturer in the Department of computer Engineering - College of Information Engineering – Al Etehaad private University - Syria

\*\*Master's student at the Department of Communications Technology Engineering - College of Information and Communications Technology Engineering - Tartous University - Syria

## ١- مقدمة

تمّ العثور على علاقة قوية بين خوارزميات الذكاء السريّ ومشاكل الاختبار العددية أو وظائف الاختبار في الأبحاث الموجودة. بشكل عام، غالباً ما يصاحب إدخال أي خوارزمية (ذكاء سري) جديدة مجموعة من وظائف الاختبار المعيارية التي تُستخدم لإثبات كفاءة الخوارزمية [1].

في الواقع ، لا توجد قائمة قياسية لوظائف الاختبار، فإن عدد وظائف الاختبار يختلف أيضاً بشكل كبير من وظيفتين إلى عشرين وظيفة. يشمل نطاق وظائف الاختبار ميزات مختلفة ؛ مثل ، أحادي الوسائط ، ومتعدد الوسائط ، منتظم وغير منتظم ، قابل للفصل وغير قابل للفصل ... إلخ. غالباً ما يتم تدوير هذه الوظائف أو تبديلها واستخدامها أيضاً مع نطاق أوسع من الأبعاد (من  $D_1$  إلى  $D_{1000}$ ) لإضافة التعقيد في مشهد التحسين [4].

تمّ اختبار مجموعة من وظائف الاختبار الشهيرة، ثمّ تمّ اختبار أداء خوارزمية البراع في إيجاد الحلّ الأمثل لهذه التتابع باعتبارها تابع الهدف لهذه الخوارزمية، تمّ الاختبار ضمن بيئة شبكة الجسم اللاسلكية بأخذ أبعاد الجسم  $[10,10]$  كأبعاد للخوارزمية [11]، وكان هنالك سيناريوهين للعمل، الأول من أجل ١٠ عقد تحسّس، والثاني من أجل ٢٥ عقدة، مع تكرار الخوارزمية ١٠٠ مرة لكافة السيناريوهات، ثمّ تصنيف النتائج ورسمها بيانياً، واختيار التابع الذي حقق أفضل نتيجة من ناحية معايير محددة مسبقاً هي الانحراف المعياري، والخطأ المعياري، والتوزيع الطبيعي للقيم الناتجة.

## ٢- هدف البحث وأهميته:

تبرز أهمية البحث في أخذ مجموعة من التتابع واختبار خوارزمية البراع في شبكات الجسم عن طريقها ثم اختيار التابع المناسب تبعاً لمعايير محددة. لأنه عادةً ما يختار باحثون مختلفون مجموعة مختلفة من وظائف الاختبار المعياري ، والتي لا يدعمها أي سبب مبرر للاختيار الذي تم في هذا الصدد.

لذلك سيتمّ تقييم القيم الناتجة عن طريق مجموعة من الاختبارات الإحصائية، مثل الخطأ المعياري SEM (Standard Error Mean) ، حيث يحدد SEM دقة المتوسط وهو مقياس لمدى البعد المحتمل أن يكون متوسط العينة الخاص بك عن المتوسط الحقيقي للقيم، والانحراف المعياري الذي يعتمد في قيمته على المتوسط، والتوزيع الطبيعي الذي يقصد به اختبار ما إذا كانت القيم تأتي من توزيع غاوسي أم لا.

**3 طرائق البحث وأدواته:****3-1- توابع الهدف:**

سيتم عرض مجموعة من التوابع الشهيرة التي تستخدم لاختبار معظم الخوارزميات، ومنها خوارزميات الذكاء السربي، مع شرح بسيط لكل تابع والعلاقة الرياضية المعبرة عنه [3]:

**تابع rosenbrock :**

هو دالة أحادية النمط حيث يوجد حلها العالمي الأدنى 0 في الوادي الضيق (يأخذ هذا التابع شكل منحني له قعر أو وادي عميق وضيق)، يتم التعبير عن الوظيفة على النحو التالي:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} + x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2] \quad (1)$$

**تابع sphere :**

هي وظيفة أحادية الوسائط ومستمرة ، والتي تعتبر سهلة الحل. تملك هذا الوظيفة حلاً أدنى هو 0، يتم التعبير عنها رياضياً على النحو التالي:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 \quad (2)$$

**تابع ACKLEY :**

هذه الوظيفة متعددة الوسائط، هي واحدة من أكثر وظائف الاختبار شيوعاً لتقييم خوارزميات الذكاء السربي. لديها العديد من الحدود الدنيا المحلية ولكن الحل الأمثل العالمي موجود في وادي ضيق عميق في الوسط. يتم التعبير عنها رياضياً على النحو التالي:

$$f(x) = -20 \exp \left( -0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2} \right) - \exp \left( \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos 2\pi x_i \right) + \exp(1) + 20 \quad (3)$$

**تابع Sumsquare :**

تُعرف هذه الوظيفة أيضاً بوظيفة Axis Parallel Hyper-Ellipsoid التي لا تحافظ على أفضلية محلية (على مستوى البراعة الواحدة) ولكن مثالية عالمية واحدة (على مستوى السرب كاملاً) يتم التعبير عن الوظيفة على النحو التالي:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D i x_i^2 \quad (4)$$

**تابع rastrigin :**

بشكل عام، يصعب حل هذه الوظيفة متعددة الوسائط لأنها تقدم العديد من المواقع الدنيا المحلية كحلول حيث تتمتع خوارزمية التحسين ذات القدرة الاستكشافية الضعيفة بفرص عالية للوقوع في شرك (البقاء في نفس الحل وتوقف البحث عن حلول أفضل). هذه الوظيفة مكتوبة رياضياً على النحو التالي:

$$f(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 * \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (5)$$

٢-٣ - خوارزمية اليراع:

تعد إحدى خوارزميات الذكاء السري، تتكوّن من مجموعة من اليراعات التي تتحرّك ضمن مساحة العمل من أجل إيجاد القيمة المثلى لتابع الهدف، قد يكون المطلوب هو الحصول على أصغر قيمة أو أكبر قيمة لتابع الهدف المحدد في سيناريو العمل [9,10].

يتحرك اليراع  $i$  إلى اليراع  $j$  الأكثر سطوعاً وفق المعادلة التالية:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta 0 e^{-\gamma r_{ij}^2} * (x_j^t - x_i^t) + \alpha * \varepsilon_i \quad (6)$$

حيث تمثّل:

$x_i^{t+1}$ : الموقع الجديد.

$\beta 0$ : قيمة الجاذبية عند المسافة  $r = 0$ .

$\alpha$ : معامل التحرك العشوائي.

$\varepsilon_i$ : مولد لرقم عشوائي له توزيع uniform ، يأخذ قيم ما بين [0 1].

معادلة السطوع:

$$I(r) = I_0 * e^{-\gamma r^2} \quad (7)$$

$I(r)$ : السطوع عند المسافة  $r$ .

$I_0$ : السطوع عند المسافة  $r = 0$ .

$\gamma$ : ثابت يدل على تغير الجاذبية مع ازدياد المسافة بين يراعتين.

ينجذب اليراع  $i$  إلى اليراع  $j$  وفق المعادلة:

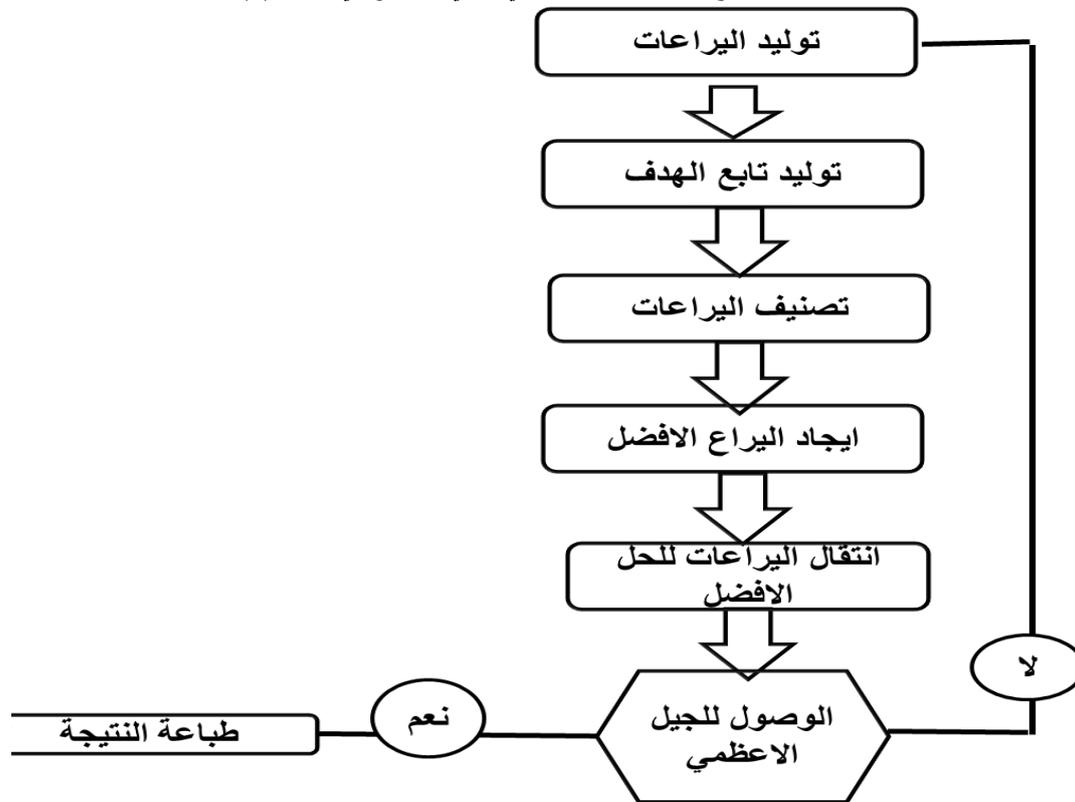
$$\beta = \beta_0 * e^{-\gamma r^2} \quad (8)$$

$\beta$ : الجاذبية عند المسافة  $r$ .

المسافة بين اليراع  $i$  واليراع  $j$  تعطى بالعلاقة:

$$rij = |x_i - x_j| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (9)$$

تعمل خوارزمية البراع وفق المخطط الصندوقي التالي الموضح في الشكل (1):



الشكل (1): يمثل المخطط الصندوقي لعمل خوارزمية البراع

### ٣-٣-٣ الأدوات الإحصائية:

٣-٣-٣-١ الخطأ المعياري SEM: يتم حساب SEM بقسمة الانحراف المعياري للبيانات على الجذر التربيعي لـ N (عدد القيم)، هذه العلاقة يمكن أن تساعد في تفسير البيانات المنشورة.

٣-٣-٣-٢ اختبار التوزع الطبيعي: تعني اختبار ما إذا كانت القيم تأتي من توزيع غاوسي، تم استخدام اختبار Pearson و D'Agostino في هذا التحليل، يشرح هذا القسم كيف يمكن لاختبار الحالة الطبيعية تقييم ما إذا كان من المحتمل أخذ عينات من البيانات من توزيع غاوسي.

٣-٣-٣-١-٢-٣ تفسير اختبار الحالة الطبيعية: ينتج من اختبار الحالة الطبيعية قيمة تدعى P، وهذه القيمة تجيب على السؤال التالي:

إذا قمت بأخذ عينة عشوائية من مجتمع غاوسي، فما هو احتمال الحصول على عينة تحرف عن توزيع غاوسي كما تفعل هذه العينة؟ تعبر قيمة P الصغيرة أن بياناتك مأخوذة من توزيع غير غاوسي. بينما تعني قيمة P الكبيرة أن بياناتك متوافقة مع توزيع غاوسي.

٣-٣-٣-٢-٢-٣ كيف تعمل اختبارات الحالة الطبيعية؟ يقوم D'Agostino-Pearson أولاً بحساب الانحراف والتفرطح (skewness and kurtosis) لتحديد مدى بعد التوزيع عن الغاوسي من حيث عدم التناسق والشكل. ثم يحسب مدى اختلاف كل من هذه القيم عن القيمة المتوقعة بتوزيع غاوسي.

٣-٣-٣ - الانحراف المعياري: يستخدم الانحراف المعياري لمعرفة مدى تبعثر القيم، بمعنى آخر يوضح مدى تشتت النواتج المحتملة عن قيمة المتوسط الحسابي، حيث يفضل أن تكون القيم متقاربة وغير مبعثرة لدرجة كبيرة.

٣-٤ - البارامترات المستخدمة في المحاكاة:

تم استخدام القيم التالية الموضحة في الجدول (١) من أجل بيئة ثنائية الأبعاد 2D

الجدول (١) يمثل قيم الثوابت في الخوارزمية، والبارامترات الخاصة بالمحاكاة [9]

[-10,10]		أبعاد البيئة
2D		البيئة
٢٥	١٠	عدد العقد
١		Alpha
١		Betta
0.01		Gamma
0.97		Theta

#### ٤ - النتائج والمناقشة:

تم أخذ القيم الناتجة عن تكرارات الخوارزمية من أجل ١٠ عقد و ٢٥ عقدة، ثم تم حساب القيم الإحصائية

التالية لها كما في الشكل (٢):

Col. stats		A	B	C	D
		10 node	25 node	Title	Titl
		Y	Y	Y	Y
1	Number of values	20	20		
2					
3	Minimum	0.03908	0.08289		
4	25% Percentile	0.4053	0.1219		
5	Median	0.6859	0.1927		
6	75% Percentile	1.073	0.3548		
7	Maximum	2.019	0.5021		
8					
9	Mean	0.7523	0.2392		
10	Std. Deviation	0.4996	0.1361		
11	Std. Error	0.1117	0.03044		
12					
13	Lower 95% CI of mean	0.5184	0.1755		
14	Upper 95% CI of mean	0.9861	0.3030		
15					
16	D'Agostino & Pearson omnibus normality t				
17	K2	3.226	2.748		
18	P value	0.1993	0.2531		
19	Passed normality test (alpha=0.05)?	Yes	Yes		
20	P value summary	ns	ns		
21					
22	Sum	15.05	4.785		
23					

الشكل (٢): يمثل القيم الإحصائية للقيم الناتجة

وبنفس الطريقة يتم تكرار العملية على باقي التوابع ثم مقارنة النتائج. من خلال المقارنة بين التوابع من ناحية عامل الانحراف المعياري، والخطأ المعياري، سيتم اختيار التابع الذي حقق أقل قيمة (قريبة من الصفر)، و بالنسبة للتوزيع الطبيعي للقيم تم اختيار التوابع التي حافظت فيها القيم على توزيعها الطبيعي. تم استنتاج ما يلي: كما هو موضح في الجدول (2) حيث تم تلخيص النتائج فيه:

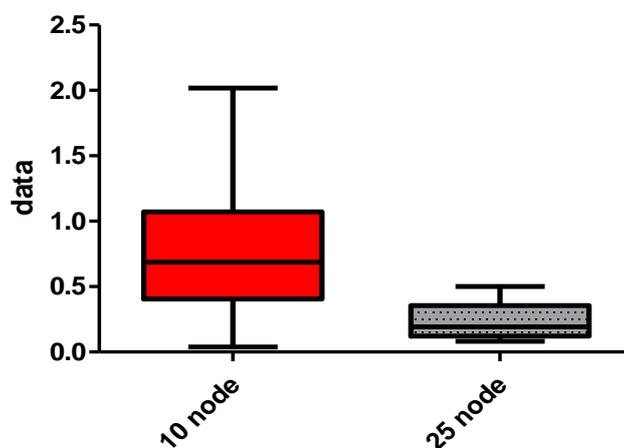
الجدول (٢): يمثل المقارنة بين التوابع من ناحية القيم الإحصائية المحددة

التوابع	الانحراف المعياري	التوزيع الطبيعي	الخطأ المعياري
---------	-------------------	-----------------	----------------

٢٥	١٠	٢٥	١٠	٢٥	١٠	عدد العقد
محقق	محقق	محقق	غير	محقق	غير	Rosenbrock
محقق	محقق	غير	محقق	محقق	محقق	Sphere
محقق	غير	محقق	محقق	غير	غير	Ackley
محقق	محقق	غير	غير	محقق	محقق	Sumsquare
محقق	غير	غير	محقق	غير	غير	Rastrigin

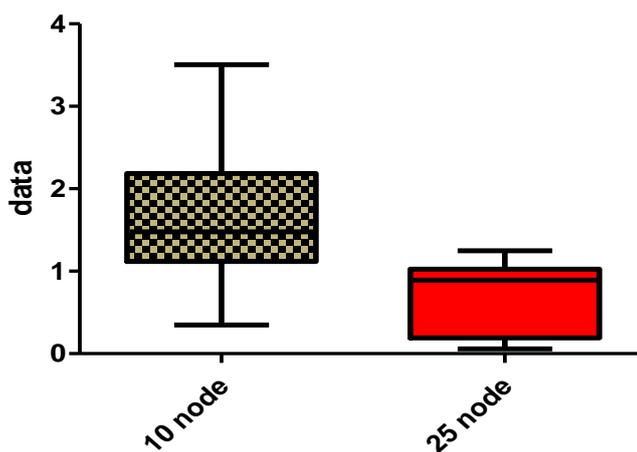
تمّ رسم النتائج لكل تابع من أجل السيناريوهين معاً، كما هو موضح في الأشكال المرفقة (٣)، (٤)، (٥)، (٦)، (٧)، حيث تبين هذه الأشكال المتوسط الحسابي للقيم والتوزيع لها والقيم الإحصائية المدروسة.

### ackley function

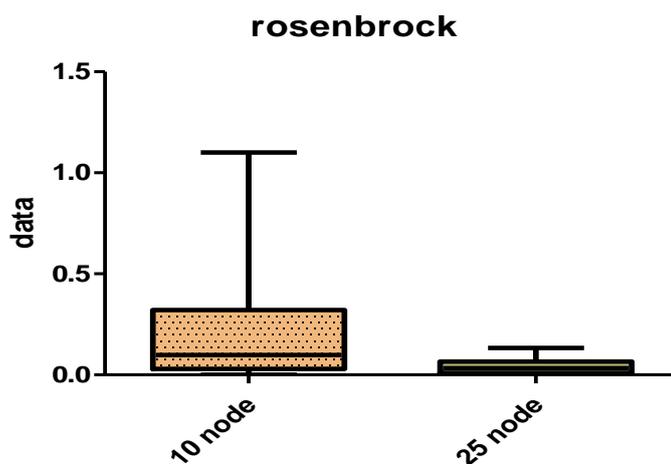


الشكل (٣): يمثل تابع Ackley

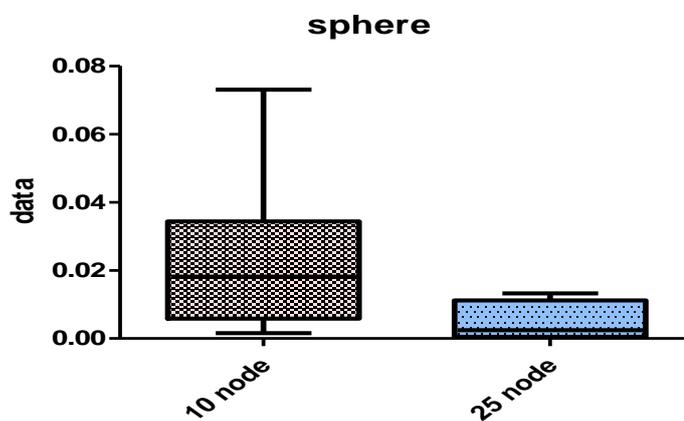
### rastrigin



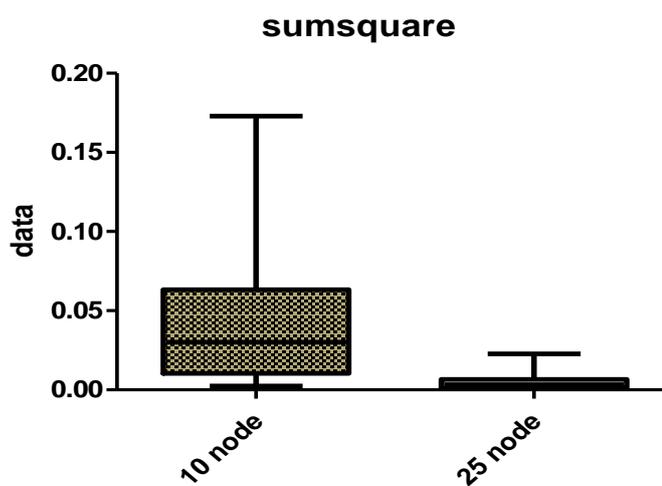
الشكل (٤): يمثل تابع Rastrigin



الشكل (٥): يمثل تابع Rosenbrock



الشكل (٦): يمثل تابع Sphere



الشكل (٧): يمثل تابع Sumsquare

من خلال الأشكال والمقارنة بين التتابع نجد أنّ أفضل تابع يحقق قيمة مناسبة للانحراف المعياري في السيناريوهين هما Sphere, Sumsquare أما التوزيع الطبيعي فقد حقق Ackley توزيعاً طبيعياً في الحالتين، بالنسبة للخطأ المعياري فقد كانت قيمته صفرية في حالة التتابع Rosenbrock, Sphere, Sumsquare، إذا كان الهدف هو إيجاد تابع يحقق المقاييس الإحصائية الثلاثة من أجل عدد قليل من العقد (١٠ أو أقل) عندئذ سيكون الخيار المناسب هو تابع Sphere الذي يحقق قيمة صفرية للانحراف المعياري والخطأ المعياري وتوزعاً طبيعياً من أجل ١٠ عقد.

أما إذا كان الهدف هو إيجاد تابع يحقق المقاييس الإحصائية الثلاثة من أجل عدد أكبر من العقد (٢٥ أو أكثر) فإنّ تابع Rosenbrock سيكون الخيار الأنسب لأنه يمتلك قيمة صفرية للانحراف المعياري والخطأ المعياري وتوزعاً طبيعياً من أجل ٢٥ عقد.

إن المعيار الإحصائي الأهم الذي يجعل الخوارزمية أكثر فعالية هو الانحراف المعياري الذي يقيس مدى تقارب القيم من بعضها البعض وتبعثرها، لذلك إذا كنا نبحث عن تابع هدف ينتج قيم لها انحراف معياري قريب من الصفر أو معدوم بغض النظر عن عدد العقد سيكون التابع المناسب هو إما Sphere أو Sumsquare، وباعتبار تابع Sumsquare لا يمتلك أفضلية محلية، أما تابع Sphere فهو تابع أسهل في الحل [3] مقارنة بغيره، سيتم الاستفادة منه في تقييم الخوارزمية المقترحة في البحث المدروس مستقبلاً.

**٥- الاستنتاجات والتوصيات:**

- ١- اعتمد البحث في أخذ شبكة جسم لاسلكية، ثم تطبيق خوارزمية البراع ضمن هذه الشبكة التي تملك الأبعاد [10 10-] ، وذلك باستخدام عدّة توابع هدف مع هذه الخوارزمية، هذه التوابع هي مجموعة من الوظائف الشهيرة التي تستخدم في العادة لاختبار كفاءة الخوارزميات وقوة أدائها.
  - ٢- استُخدم سيناريوهين للعمل، الأول من أجل ١٠ عقد تحسس ضمن الشبكة، والثاني من أجل ٢٥ عقدة، حيث تمثّل البراعات في التجربة العقد الحساسة في الشبكة.
  - ٣- تكررت التجربة ١٠٠ مرة من أجل كلّ تابع، ثم استخدمت أدوات إحصائية مثل الانحراف المعياري، والخطأ المعياري، والتوزيع الطبيعي للقيم الناتجة من أجل كل تابع وفي السيناريوهين معاً.
  - ٤- رُسمت النتائج وجرى مقارنتها، وتلخيص النتائج من أجل اختيار التابع الذي يحقق القيمة الأنسب من حيث الانحراف المعياري والخطأ المعياري ويحقق توزيع طبيعي أيضاً.
  - ٥- تمّ التركيز على معامل الانحراف المعياري الذي يعتبر مقياساً هاماً، واختيار تابع Sphere الذي حقّق أقلّ قيمة لمعامل الانحراف في السيناريوهين.
  - ٦- تمّ التوصل إلى ما يلي:
    - إذا كان المطلوب هو إيجاد تابع يحقق المعايير الثلاثة من أجل عدد قليل من العقد، عندئذ سيكون الخيار المناسب هو تابع Sphere.
    - إذا كان المطلوب هو إيجاد تابع يحقق المعايير الثلاثة من أجل عدد كبير من العقد، عندئذ سيكون الخيار المناسب هو تابع Rosenbrock.
    - عند البحث عن تابع هدف ينتج قيم لها انحراف معياري قريب من الصفر أو معدومة بغض النظر عن عدد العقد سيكون التابع المناسب هو Sphere الذي يعتبر سهل الحلّ.
    - سيتمّ الاستفادة من التابع المقترح في تقييم الخوارزمية المستخدمة في البحث المدروس لاحقاً.
- ومن التوصيات المستقبلية:**
- اختبار المزيد من التوابع، واستخدام معايير إحصائية أكثر، ومقارنة النتائج.
  - استخدام بيانات أكثر تعقيداً ذات أبعاد 3D وما فوق.

## ٧- المراجع:

- [1] J. Kennedy and R. Eberhart. Swarm Intelligence. Morgan aufmann Publishers, Inc., San Francisco, CA, 2001.
- [2] Q. Mohammed, H. Zayed, "A New Method for Improving Particle Swarm Optimization Algorithm (TriPSO)", 2013.
- [3] H. Kashif, S. Mohd, C. Shi, N. Rashid. "Common Benchmark Functions for Metaheuristic Evaluation: A Review", 2017.
- [4] R. W. Garden and A. P. Engelbrecht, "Analysis and classification of optimisation benchmark functions and benchmark suites," in Proc. IEEE CEC 2014, pp. 1641-1649.
- [5] S. Surjanovic and D. Bingham. (2013) Virtual library of simulation experiments: test functions and datasets. [Online]. Available: <http://www.sfu.ca/~ssurjano/optimization.html>.
- [6] M. Jamil and X. S. Yang, "A literature survey of benchmark functions for global optimisation problems," International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation., vol. 4, pp. 150-194, Jan. 2013.
- [7] S. He, Q. H. Wu, and J. R. Saunders, "A novel group search optimizer inspired by animal behavioural ecology," in Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009) 2009, pp. 2721-2728.
- [8] (2017) IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). [Online]. Available: [http://www.ieee.org/conferences\\_events/conferences/conferencedetails/index.html?Conf\\_ID=38257](http://www.ieee.org/conferences_events/conferences/conferencedetails/index.html?Conf_ID=38257).
- [9] Lukasik, S. and Zak, S. (2009) 'Firefly algorithm for continuous constrained optimization tasks', ICCCI 2009, Lecture Notes in Artificial Intelligence (Eds. N. T. Nguyen, R. Kowalczyk, S. M. Chen), 5796, pp. 97-100.
- [10] Yang, X. S. (2009) 'Firefly algorithms for multimodal optimization', in: Stochastic Algorithms: Foundations and Applications (Eds O. Watanabe and T. Zeugmann), SAGA 2009, Lecture Notes in Computer Science, 5792, Springer-Verlag, Berlin, pp. 169-178.
- [11] J. Y. Khan, Wireless body area networks: Technology, implementation, and applications: Pan Stanford Publishing, 2011.
- [12] M. A. Hannan, S. M. Abbas, S. A. Samad, and A. Hussain, "Modulation techniques for biomedical implanted devices and their challenges," Sensors, vol. 12 no. 1, pp. 297-319, 2011.