بسم الله الرحمن الرحیم

عنوان:

# وفقی کردن پارامترهای یادگیری و .....

استاد راهنما:

.....

استاد مشاور:

.....

گردآورنده:....

# مقدمه

کلیات تحقیق

ادبیات تحقیق

پیشینه تحقیق

روش تحقیق

بهینه سازی گروه ذرات (PSO) یک تکنیک بهینه سازی مبتنی بر جمعیت می باشد که بر اساس قوانین احتمال کار می کند. در این روش هر یک از ذرات سعی می کنند به سمتی حرکت کنند که بهترین تجربه های فردی و گروهی در آن نقاط روی داده است.

در PSO ، هر فرد از اطلاعات گذشته خود سود می برد، درحالیکه چنین رفتاری در الگوریتم های تکاملی دیگر وجود ندارد در PSO ،هر عضو جامعه موقعیت خود را با توجه به تجربیات شخصی و تجربیات کل جامعه تغییر می دهد.

دو مشکل اصلی الگوریتم PSO استاندارد، افتادن در دام بهینگی محلی و پایین بودن سرعت همگرایی آن می باشد(در صورت عدم تنظیم مناسب پارامترها و کاهش تنوع)

این تحقیق با ارائه تحرک و همگرایی با اندازه جمعیت پایین به کمک تئوری آشوب و همچنین ایده فرار از بدترین موقعیت شخصی به بهینه سازی می پردازد.

# تعریف مساله:

اعدا کیاتیکی در مقایسه با اعدا تصادفی چگونه عمل می کند؟

چگونه می توان عملکرد الگوریتم PSO آشوبی را با استفاده تعداد ذرات کمتر بهتر کرد؟

رویکرد فرار از بدترین موقعیت جمعیت اولیه چه تاثیری بر روی رفتار الگوریتم دارد؟

# تعریف مساله:

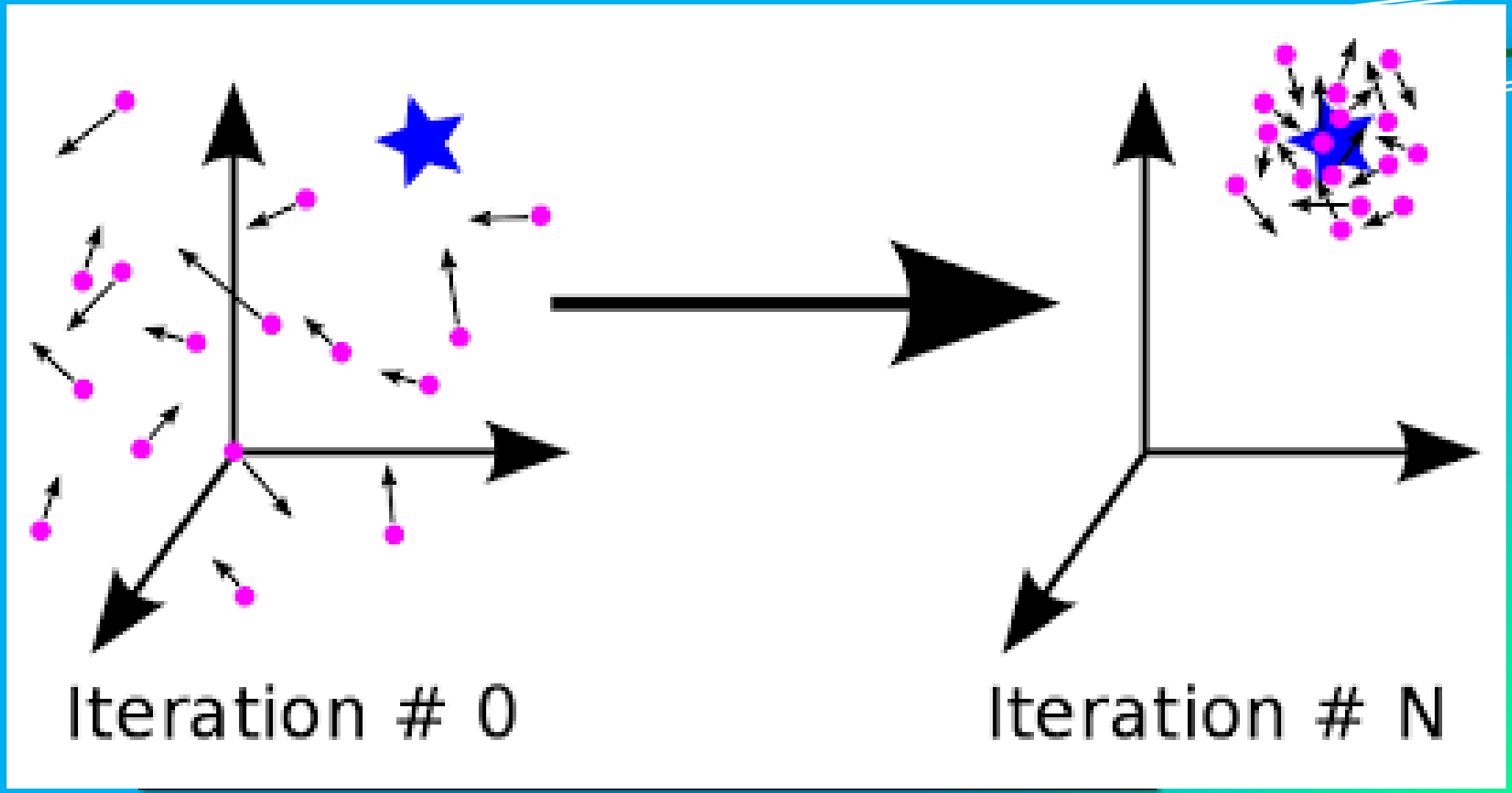
کلیات تحقیق
ادبیات تحقیق
پیشینه تحقیق
روش تحقیق

الگوریتم بهینه سازی اجتماع پرندگان (PSO) توسط جیمز کندی (روان شناس) و راسل ابرهارت(مهندس کامپیوتر) در سال ۱۹۹۵ میلادی پیشنهاد شده و جهت بهینه سازی توابع غیرخطی پیوسته ارائه شده است.

در این الگوریتم، هر پرنده یک جواب ممکن در فضای جستجوی مسئله می باشد که آن را ذره می نامند.در ابتدا،PSO بوسیله گروهی از پرندگان که به طور تصادفی در فضای مسئله تولید شده اند ، مقداردهی می شود و سپس جستجو برای رسیدن به بهترین جواب آغاز می گردد

هیچ یک از پرندگان در مورد محل غذا اطلاعاتی ندارند ولی در هر مرحله فاصله خود را تا محل غذا می دانند .بر این اساس ، بهترین رویکرد برای پیدا کردن غذا، پیروی کردن از نزدیک ترین پرنده به غذا می باشد.PSO این رفتار را در مسائل بهینه سازی شبیه سازی می نماید.

از آنجا کهPSO به صورت گروهی کارمی کند ودارای تابع شایستگی می باشد، شبیه به الگوریتم های تکاملی است ولی تفاوت اصلی در اینست که در PSO، هر فرد از اطلاعات گذشته خود سود می برد، درحالیکه چنین رفتاری در الگوریتم های تکاملی دیگر وجود ندارد




$$\mathbf{p}_i^{t+1} = \mathbf{p}_i^t + \mathbf{v}_i^{t+1}$$

کلیات تحقیق
ادبیات تحقیق
پیشینه تحقیق
روش تحقیق

## فرضیات تحقیق:

اعداد کیائیکی در مقایسه با اعداد تصافی در الگوریتم PSO بهتر عمل می کنن

ب) با ایجاد تغییرات درالگوریتم PSO استاندارد با تعداد ذرات کمتر بتوان به پاسخ مناسب دست یافت.

با رویکرد فرار از بدترین موقعیت جمعیت اولیه بهبودی

ر سرعت همگرایی الگوریتم ایجاد کرد.

## اهداف تحقیق:

بهبود عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات بهمراه رفتار آشوبگونه

**استفاده از تحرک و همگرایی در تولید جمعیت اولیه**

فرار از بدترین موقعیت هر ذره جهت جلوگیری در دام افتان بهینگی محلی و بهبود روش CAPSO

# روش تحقیق

کلیات تحقیق
ادبیات تحقیق
پیشینه تحقیق
روش تحقیق

در روش پیشنهادی به معرفی یک الگوریتم PSOجدید با رویکرد **بهبود عملکرد CAPSO** (شتاب در همگرایی با استفاده از آشوب) و همچنین **فرار از بدترین موقعیت شخصی** با استفاده از تحرک و همگرایی با اندازه جمعیت پایین می پردازد.

در این تحقیق در الگوریتم پیشنهادی از یک پارامترهای جایگزینی در رابطه اصلی pso به نام β استفاده کرده و همچنین به فرار از بدترین موقعیت هر ذره در رابطه اصلی PSO پرداخته است، ذرات مقداردهی شده در هر مرحله ابتدا خود را از نواحی نامناسب دور کرده و پس از آن به نواحی مناسب مهاجرت می کنند و در نهایت در این نواحی سعی در نزدیک شدن به نقاط بهینه را دارند .**ویژگی این الگوریتم نتیجه گرفتن با تعداد ذرات اندک می باشد و** در نهایت این تحقیق به حل و ارزیابی مسئله TSP با استفاده از روش پیشنهادی پرداخته می شود.

### ۱.بهینه محلی:

هر چند که PSO نسبت به کلیه الگوریتم های تکاملی دارای سرعت بالاتری است اما معمولاً نمیتواند کیفیت رسیدن به راه حل را با افزایش تکرارها جبران کند .یکی از دلایل این است که در این الگوریتم ذرات به یک نقطه خاص که بین بهترین موقعیت عمومی و بهترین موقعیت شخصی قرار دارد همگرا می شوند. به علت این نقطه ضعف تغییرات زیادی در PSO داده شده است .

### ۲.وزن اینرسی:

وزن اینرسی به وسیله شای و ابرهات به عنوان یک مکانیسم کنترل توانایی های اکتشاف و استخراج ذرات معرفی شد. وزن اینرسی ضریب سرعت قبلی ذره می باشد که مشخص می نماید سرعت قبلی ذره تا چه اندازه در محاسبه سرعت فعلی ذره دخیل است .

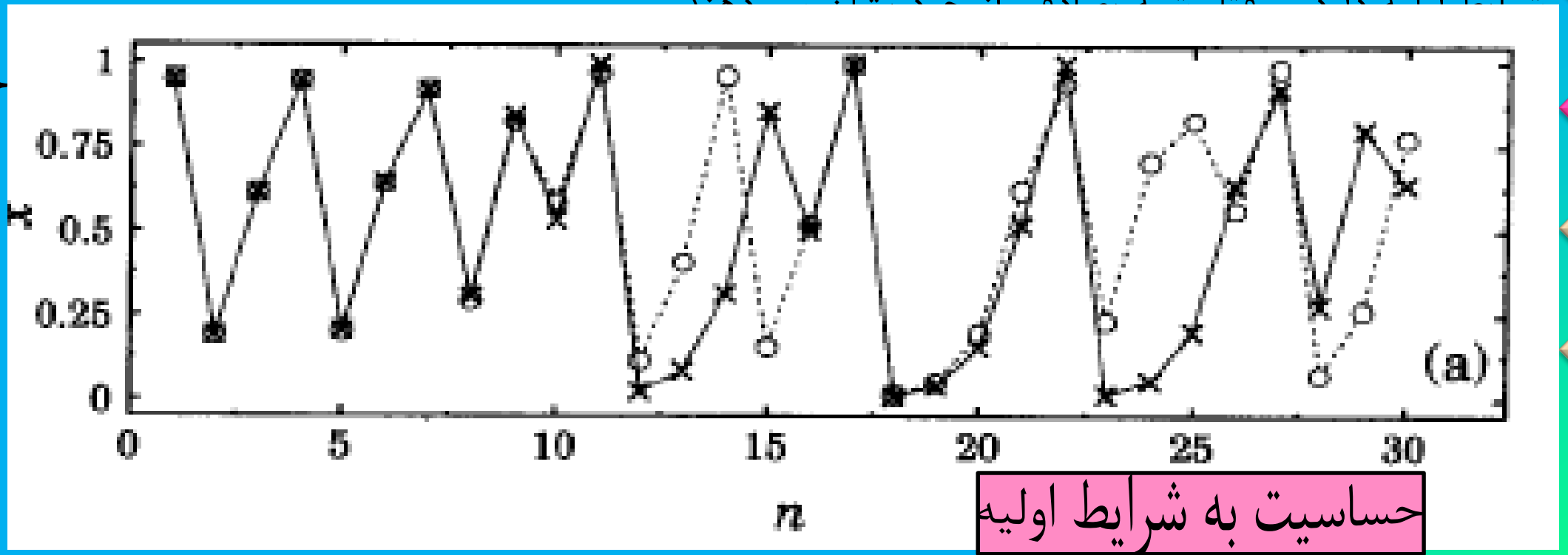
### ۳.مساله فروشنده دوره گرد (TSP):

یک مسئله Benchmark می باشد و روش های زیادی برای حل این مسئله وجود دارد ولی راه حل ریاضی برای حل آن وجود ندارد.
تعداد متناهی شهر با هزینه پیمایش بین هر جفت از آنها داده می شود و هدف مساله این است که یک فروشنده دوره گرد تمامی این شهرها را به گونه ای ملاقات کند که هر یک از این شهرها را فقط یک بارملاقات کرده و دوباره به شهر آغازین برگردد با این شرط که با کمترین هزینه پیمایش این کار را انجام دهد

## ۴.تئوری آشوب:

پدید ه ای است که در سیستمهای غیر خطی تعریف پذیر رخ می دهد که حساسیت زیاد به

جی




حساسیت به شرایط اولیه

فصل سوم:

کلیات تحقیق
ادبیات تحقیق
پیشینه تحقیق
روش تحقیق

## استفاده از تئوری آشوب برای پارامتروزن اینرسی در بهینه سازی دسته ای ذرات *(PSO)*

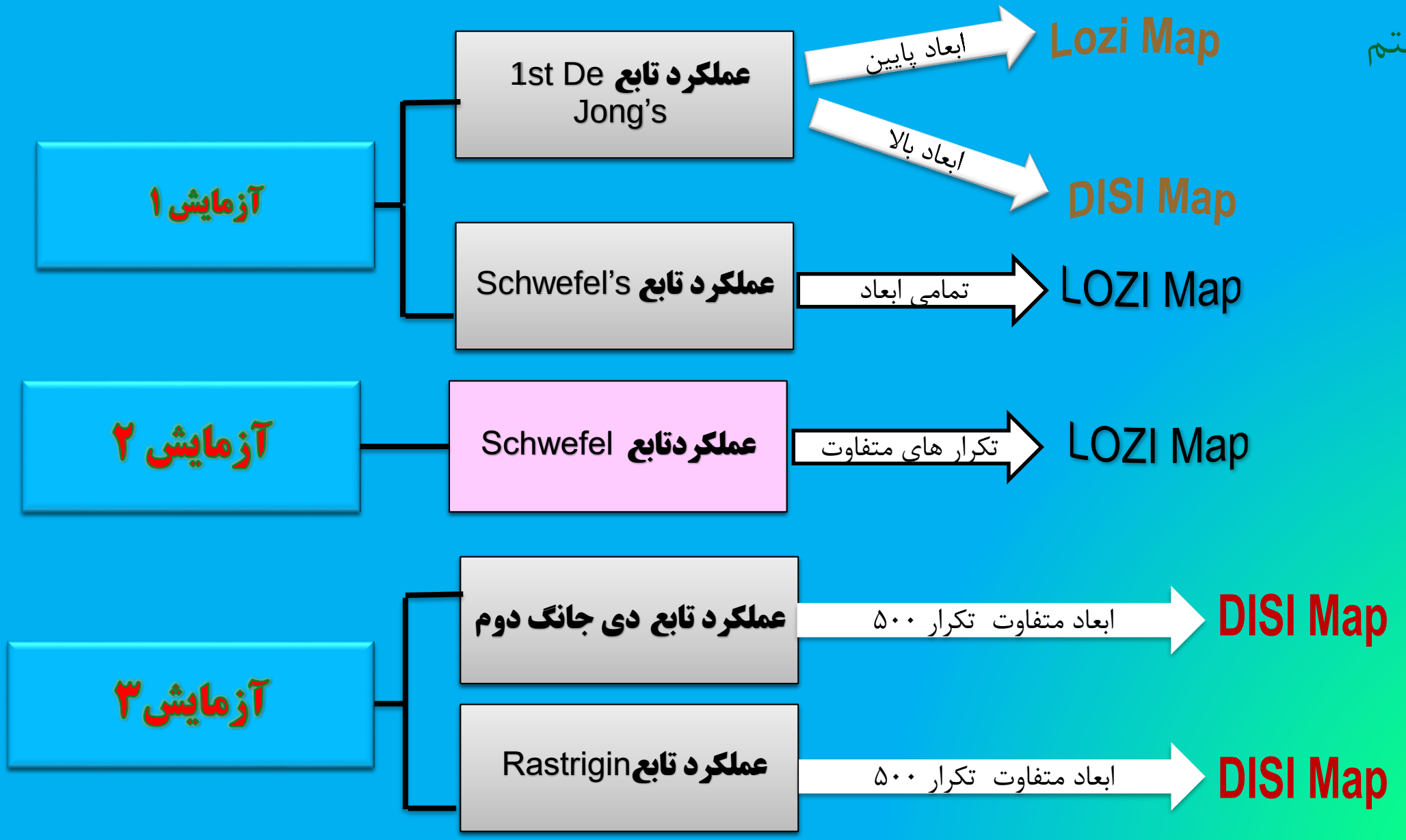
روند الگوریتم

بررسی پارامتر W

$$w = w_{start} - \frac{((w_{start} - w_{end}) * i)}{n}.$$

آشوبی کردن پارامترr

$$v(t+1) = w \cdot v(t) + c_1 \cdot Rand \cdot (pBest - x(t)) + c_2 \cdot Rand \cdot (gBest - x(t))$$


آزمایش ۱
عملکرد تابع 1st De Jong's
ابعاد پایین
Lozi Map
ابعاد بالا
DISI Map
عملکرد تابع Schwefel's
تمامی ابعاد
LOZI Map
آزمایش ۲
عملکردتابع Schwefel
تکرار های متفاوت
LOZI Map
آزمایش ۳
عملکرد تابع دی جانگ دوم
ابعاد متفاوت تکرار ۵۰۰
DISI Map
عملکرد تابعRastrigin
ابعاد متفاوت تکرار ۵۰۰
DISI Map

# ترکیب PSO با آشوب به منظور بهبود رفتار الگوریتم ازدحام ذرات



روند الگوریتم(CPSO)

بررسی پارامتر وزن اینرسی تطبیقی(AIWF)

$$w = \begin{cases} w_{\min} + \dfrac{(w_{\max} - w_{\min})(f - f_{\min})}{f_{avg} - f_{\min}}, & f \leqslant f_{avg}, \\ w_{\max}, & f > f_{avg}, \end{cases}$$

جستجوی محلی آشوبگونه( CLS)

ترکیبی از توانایی جستجوی تکاملی و رفتار PSOمبتنی بر جمعیت جستجوی آشوبی

# جستجوی محلی آشوبگونه( CLS)

در این تحقیق، معادله لجستیکی به خوبی شناخته شده که نماینگر حساسیت به شرایط اولیه می باشد ، برای ساخت PSO ترکیبی استفاده شده است.

کلیات تحقیق

ادبیات تحقیق

پیشینه تحقیق

روش تحقیق

$$x_{n+1} = \mu \cdot x_n(1 - x_n), \quad 0 \leqslant x_0 \leqslant 1$$

معادله لجستیک

فرایند جستجو با آشوب محلی (CLS)می تواند از طریق معادله روبرو تعریف شود:

$$cx_i^{(k+1)} = 4cx_i^{(k)}(1 - cx_i^{(k)}), \quad i = 1, 2, \ldots, n,$$

# ارزیابی روش با استفاده از ۶ تابع محک

Fixed-iteration results of 50 runs

| $f$ | CPSO | PSO | GA |
|---|---|---|---|
| $f_{GP}$ | 3.0000 ± 5.0251e−15 | 4.6202 ± 11.4554 | 3.1471 ± 0.9860 |
| $f_{BR}$ | 0.3979 ± 3.3645e−16 | 0.4960 ± 0.3703 | 0.4021 ± 0.0153 |
| $f_{H3}$ | −3.8610 ± 0.0033 | −3.8572 ± 0.0035 | −3.8571 ± 0.0070 |
| $f_{H6}$ | −3.1953 ± 0.1352 | −2.8943 ± 0.3995 | −3.0212 ± 0.4291 |
| $f_{RA}$ | −1.9940 ± 0.0248 | −1.9702 ± 0.0366 | −1.9645 ± 0.0393 |
| $f_{SH}$ | −186.7274 ± 0.0218 | −180.3265 ± 10.1718 | −182.1840 ± 5.3599 |

CPSO نسبت به PSO و GA در طول جستجو عالی عمل می کند .

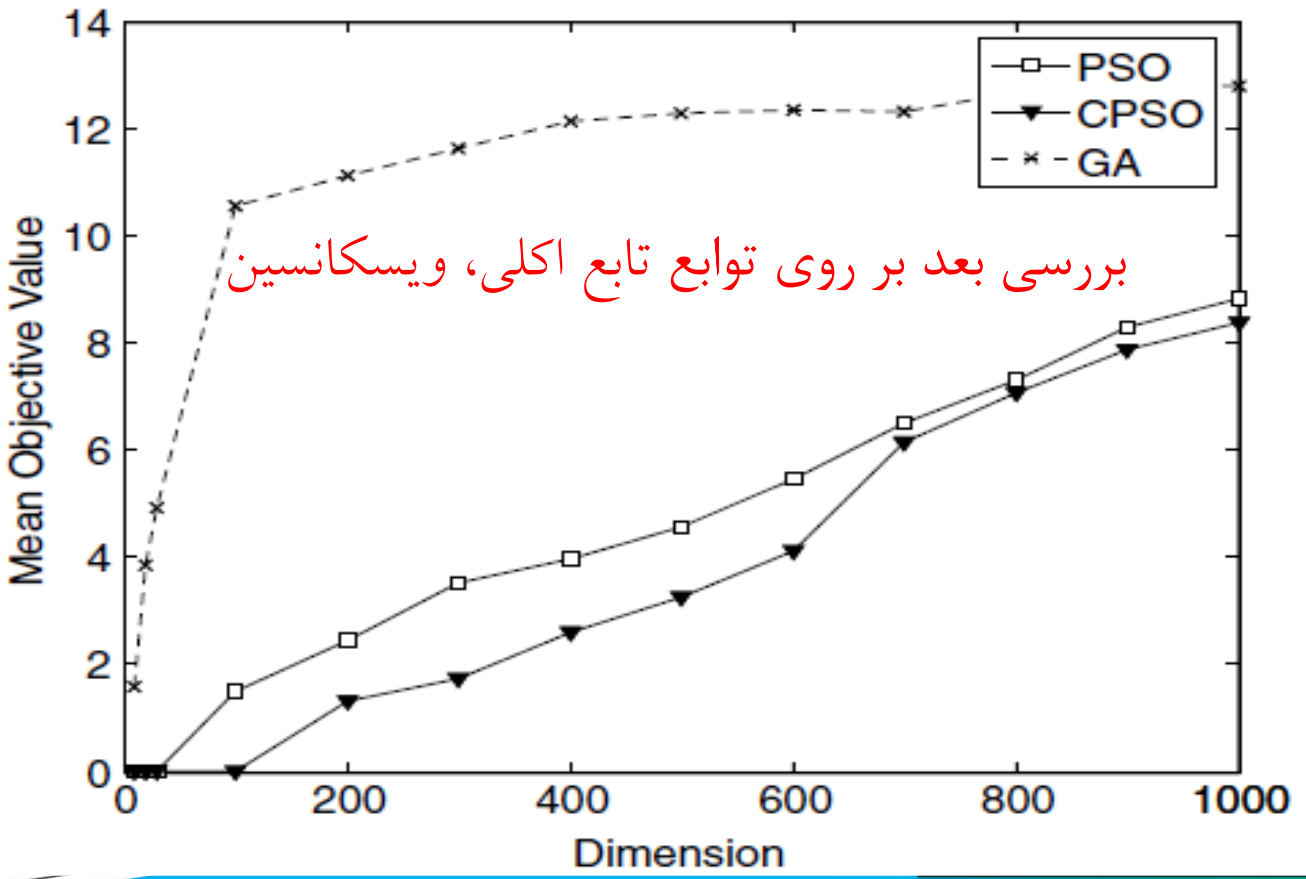
در نهایت CPSO کارآمد تر از PSO و GA است، و کیفیت جستجو نهایی CPSO بهتر از PSO و GA است.

Robustness analysis

| $f$ | CPSO SR | A |
|---|---|---|
| | 100 | |
| $f_{GP}$ | 100 | |
| $f_{BR}$ | 90 | 2 |
| $f_{H3}$ | 96 | |
| $f_{H6}$ | 98 | |
| $f_{RA}$ | 100 | |
| $f_{SH}$ | 97 | |
| Average | | |

Average number of function evaluations

| Method | $f_{GP}$ | $f$ |
|---|---|---|
| PRS [17] | 5125 | 4 |
| MS [18] | 4400 | 1 |
| SA1 [18] | 5439 | 2 |
| SA2 [18] | 563 | |
| TS [19] | 486 | |
| CSA2 [20] | 300 | |
| GA | 536 | 1 |
| PSO | 1397 | |
| CPSO | 192 | |




بررسی بعد بر روی توابع تابع اکلی، ویسکانسین

تحلیل

مقایسه با چندین رو
جستجوی تصادفی
وبازپخت شبیه سازی
(TS) ،بازپخت شبیه
، pso و GAرا نجام
توان نتیجه گرفت که

کلیات تحقیق
ادبیات تحقیق
پیشینه تحقیق
روش تحقیق

# شتاب افزایشی آشوبگونه بهینه سازی ذرات ازدحام



روند الگوریتم

افزایش شتاب در PSO(APSO)

حذف پارامتر بهترین خاطره شخص به منظور سرعت بخشیدن همگرایی الگوریتم

آشوبی کردن پارامتر جاذبβدر APSO (CAPSO)

به منظور فرار از مینیم محلی

# شتاب بهینه سازی ازدحام ذرات(APSO)

$$v_i^{t+1} = v_i^t + \alpha r(t) + \beta(g^* - x_i^t)$$

سرعت بخشیدن همگرایی الگوریتم تنها با استفاده از بهترین کل

$$x_i^{t+1} = (1-\beta)x_i^t + \beta g^* + \alpha r$$

سرعت در معادله ظاهر نمی باشد بنابراین، پیاده سازی APSO بسیار ساده تراست.

استفاده از αR توانایی سیستم برای فرار از هر OPTIMA محلی

# ارزیابی روش

Statistical results for Griewank function with different $\beta$ values.

| $\beta$ | Best | Mean | Median | Worst | Std. Dev. |
|---|---|---|---|---|---|
| Standard value | $5.88 \times 10^{-7}$ | $2.39 \times 10^{-2}$ | $1.97 \times 10^{-2}$ | $9.31 \times 10^{-2}$ | $1.95 \times 10^{-2}$ |
| Gauss/mouse map | $6.33 \times 10^{-7}$ | $1.95 \times 10^{-2}$ | $1.23 \times 10^{-2}$ | $1.18 \times 10^{-1}$ | $1.92 \times 10^{-2}$ |
| Circle map | $5.99 \times 10^{-7}$ | $1.87 \times 10^{-2}$ | $1.38 \times 10^{-2}$ | $9.85 \times 10^{-2}$ | $1.72 \times 10^{-2}$ |
| ICMIC map | $7.60 \times 10^{-7}$ | $2.43 \times 10^{-2}$ | $1.97 \times 10^{-2}$ | $1.59 \times 10^{-1}$ | $2.29 \times 10^{-2}$ |
| Logistic map | $8.28 \times 10^{-7}$ | $2.13 \times 10^{-2}$ | $1.97 \times 10^{-2}$ | $8.10 \times 10^{-2}$ | $1.85 \times 10^{-2}$ |
| Piecewise map | $6.31 \times 10^{-7}$ | $2.19 \times 10^{-2}$ | $1.72 \times 10^{-2}$ | $1.23 \times 10^{-1}$ | $2.08 \times 10^{-2}$ |
| Sinusoi | | | | | |
| Singer | | | | | |
| Tent m | | | | | |
| Liebovi | | | | | |
| Intermi | | | | | |
| Sine ma | | | | | |
| Chebys | | | | | |

Statistical results for Ackley function with different $\beta$ values.

| $\beta$ | Best | Mean | Median | Worst | Std. Dev. |
|---|---|---|---|---|---|
| Standard value | $1.76 \times 10^{-4}$ | $1.71 \times 10^{0}$ | $1.78 \times 10^{0}$ | $3.73 \times 10^{0}$ | $6.96 \times 10^{-1}$ |
| Circle map | $2.00 \times 10^{-4}$ | $1.89 \times 10^{0}$ | $1.78 \times 10^{0}$ | $4.12 \times 10^{0}$ | $7.26 \times 10^{-1}$ |
| Gauss/mouse map | $1.97 \times 10^{-4}$ | $1.88 \times 10^{0}$ | $1.90 \times 10^{0}$ | $4.74 \times 10^{0}$ | $8.54 \times 10^{-1}$ |
| ICMIC map | $1.51 \times 10^{-4}$ | $1.76 \times 10^{0}$ | $1.71 \times 10^{0}$ | $3.28 \times 10^{0}$ | $7.18 \times 10^{-1}$ |
| Logistic map | $1.72 \times 10^{-1}$ | $1.87 \times 10^{0}$ | $1.90 \times 10^{0}$ | $3.28 \times 10^{0}$ | $6.58 \times 10^{-1}$ |
| Piecewise map | $2.52 \times 10^{-4}$ | $1.82 \times 10^{0}$ | $1.90 \times 10^{0}$ | $4.03 \times 10^{0}$ | $7.41 \times 10^{-1}$ |
| Sinusoidal map | $1.71 \times 10^{-4}$ | $1.65 \times 10^{0}$ | $1.65 \times 10^{0}$ | $5.16 \times 10^{0}$ | $8.20 \times 10^{-1}$ |
| Singer ma | | | | | |
| Tent map | | | | | |
| Liebovitch | | | | | |
| Intermitte | | | | | |
| Sine map | | | | | |
| Chebyshev | | | | | |

Statistical results for Sphere function with different $\beta$ values.

| $\beta$ | Best | Mean | Median | Worst | Std. Dev. |
|---|---|---|---|---|---|
| Standard value | $1.70 \times 10^{-6}$ | $1.49 \times 10^{-1}$ | $1.34 \times 10^{-4}$ | $6.01 \times 10^{0}$ | $7.53 \times 10^{-1}$ |
| Circle map | $1.14 \times 10^{-6}$ | $5.34 \times 10^{1}$ | $1.91 \times 10^{0}$ | $5.40 \times 10^{2}$ | $1.07 \times 10^{2}$ |
| Gauss/mouse map | $9.10 \times 10^{-3}$ | $2.48 \times 10^{1}$ | $9.72 \times 10^{0}$ | $1.85 \times 10^{2}$ | $3.53 \times 10^{1}$ |
| ICMIC map | $1.91 \times 10^{-6}$ | $2.67 \times 10^{-1}$ | $2.07 \times 10^{-3}$ | $5.79 \times 10^{0}$ | $8.61 \times 10^{-1}$ |
| Logistic map | $3.18 \times 10^{-3}$ | $2.65 \times 10^{1}$ | $6.82 \times 10^{0}$ | $4.48 \times 10^{2}$ | $5.70 \times 10^{1}$ |
| Piecewise map | $3.80 \times 10^{-3}$ | $1.31 \times 10^{1}$ | $2.23 \times 10^{0}$ | $1.81 \times 10^{2}$ | $3.00 \times 10^{1}$ |
| Sinusoidal map | $8.48 \times 10^{-7}$ | $1.12 \times 10^{-2}$ | $2.59 \times 10^{-6}$ | $1.05 \times 10^{0}$ | $1.05 \times 10^{-1}$ |
| Singer map | $1.19 \times 10^{-6}$ | $5.34 \times 10^{2}$ | $2.52 \times 10^{-6}$ | $5.33 \times 10^{4}$ | $5.33 \times 10^{3}$ |
| Tent map | $1.62 \times 10^{-4}$ | $1.13 \times 10^{1}$ | $2.69 \times 10^{0}$ | $2.88 \times 10^{2}$ | $3.17 \times 10^{1}$ |
| Liebovitch map | $3.82 \times 10^{-5}$ | $9.19 \times 10^{0}$ | $1.15 \times 10^{0}$ | $1.21 \times 10^{2}$ | $1.92 \times 10^{1}$ |
| Intermittenc map | $1.08 \times 10^{-3}$ | $5.83 \times 10^{1}$ | $1.82 \times 10^{1}$ | $7.02 \times 10^{2}$ | $1.05 \times 10^{2}$ |
| Sine map | $1.59 \times 10^{-4}$ | $2.60 \times 10^{1}$ | $7.74 \times 10^{0}$ | $2.59 \times 10^{2}$ | $4.84 \times 10^{1}$ |
| Chebyshev map | $1.90 \times 10^{2}$ | $1.54 \times 10^{3}$ | $1.14 \times 10^{3}$ | $5.40 \times 10^{3}$ | $1.17 \times 10^{3}$ |

Success rates of APSO using the standard value and different chaotic maps.

| $\beta$ | Griewank (20 D) | Ackley (30 D) | Sphere (40 D) |
|---|---|---|---|
| Standard value | 10 | 4 | 59 |
| Circle map | 18 | 2 | 38 |
| Gauss/mouse map | 16 | 5 | 0 |
| ICMIC map | 12 | 6 | 36 |
| Logistic map | 14 | 0 | 0 |
| Piecewise map | 18 | 4 | 0 |
| **Sinusoidal map** | **23** | **9** | **92** |
| Singer map | 19 | 10 | 91 |
| Tent map | 17 | 6 | 2 |
| Liebovitch map | 21 | 3 | 4 |
| Intermittenc map | 14 | 0 | 0 |
| sine map | 17 | 1 | 1 |
| Chebyshev map | 0 | 0 | 0 |

مقایسه نرخ موفقیت در الگوریتم ها

Comparison of the CAPSO with five different CPSO variants (CPSO-I to V) proposed in the literature.

| References | Method | Griewank | Ackley | Sphere | Rosenbrock | Rastrigrin | Schaffer |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| [11] | CPSO-I | $7.50 \times 10^{-3}$ | $2.80 \times 10^{-1}$ | $4.05 \times 10^{-79}$ | $1.25 \times 10^{1}$ | $4.73 \times 10^{1}$ | $0.00 \times 10^{0}$ |
| [12] | CPSO-II | $4.33 \times 10^{0}$ | $1.46 \times 10^{1}$ | $3.68 \times 10^{2}$ | $4.92 \times 10^{4}$ | $1.58 \times 10^{2}$ | $5.80 \times 10^{-3}$ |
| [13] | CPSO-III | $3.10 \times 10^{-2}$ | $8.57 \times 10^{0}$ | $1.90 \times 10^{-3}$ | $3.28 \times 10^{2}$ | $4.30 \times 10^{1}$ | $7.50 \times 10^{-6}$ |
| [14] | CPSO-IV | $4.20 \times 10^{-2}$ | $3.20 \times 10^{-1}$ | $5.25 \times 10^{-77}$ | $1.30 \times 10^{1}$ | $1.18 \times 10^{1}$ | $2.90 \times 10^{-3}$ |
| [15] | CPSO-V | $5.90 \times 10^{-2}$ | $1.30 \times 10^{0}$ | $7.80 \times 10^{-4}$ | $1.31 \times 10^{2}$ | $5.64 \times 10^{1}$ | $1.60 \times 10^{-3}$ |
| Present | CAPSO | $5.98 \times 10^{-4}$ | $1.20 \times 10^{0}$ | $1.17 \times 10^{-218}$ | $1.93 \times 10^{1}$ | $5.66 \times 10^{1}$ | $0.00 \times 10^{0}$ |

مقایسه CAPSO با سایر روش های PSO آشوبی

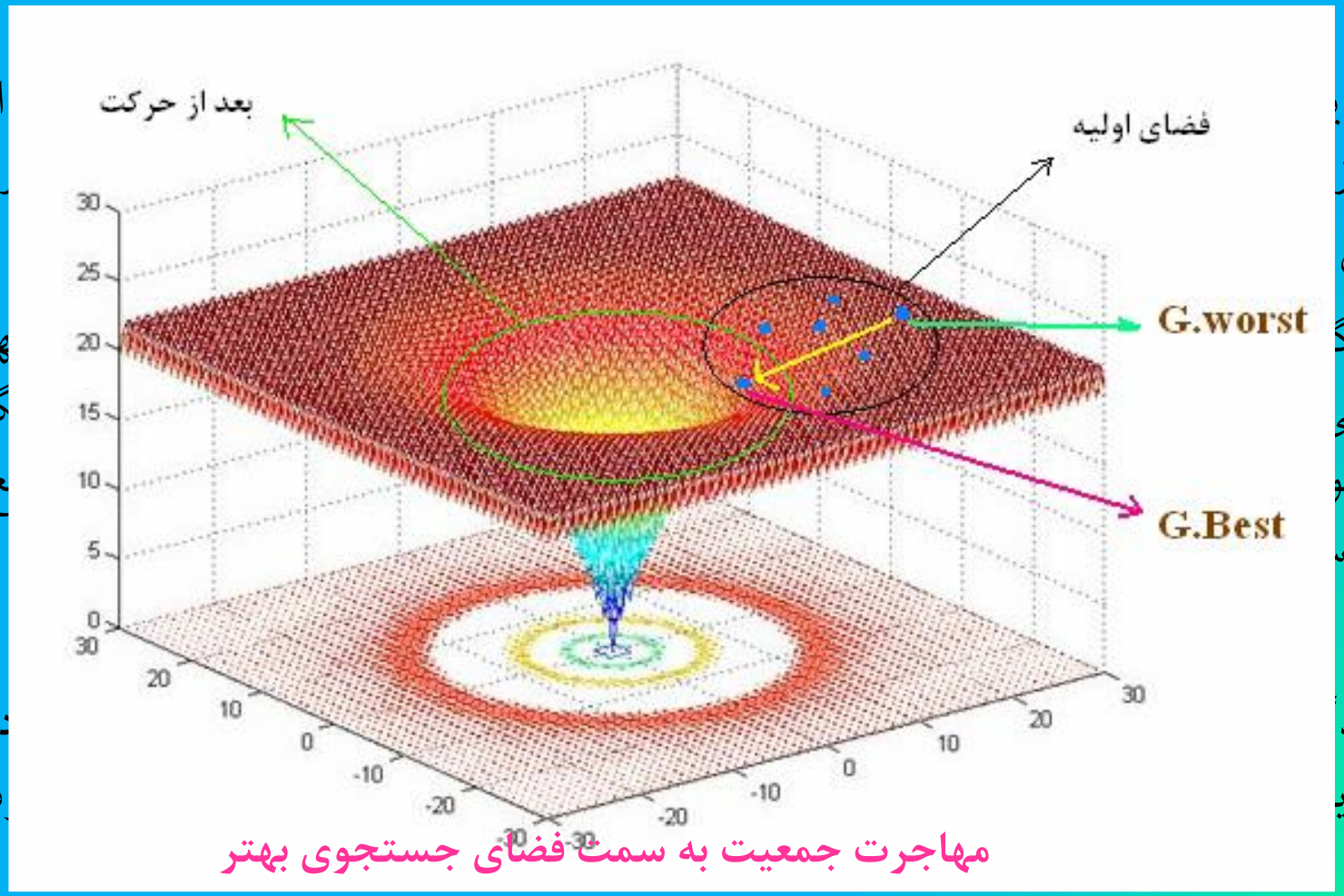
# روش تحقیق

در روش پیشنهادی به معرفی یک الگوریتم PSOجدید با رویکرد **بهبود عملکرد** CAPSO (شتاب در همگرایی با استفاده از آشوب) و همچنین فرار از بدترین موقعیت جمعیت اولیه با استفاده از تحرک و همگرایی با اندازه جمعیت پایین می پردازد.

در این تحقیق در الگوریتم پیشنهادی از یک پارامترهای جایگزینی به نام β استفاده کرده و همچنین به فرار از بدترین موقعیت هر ذره در رابطه اصلی PSO پرداخته است، ذرات مقداردهی شده در هر مرحله ابتدا خود را از نواحی نامناسب دور کرده و پس از آن به نواحی مناسب مهاجرت می کنند و در نهایت در این نواحی سعی در نزدیک شدن به نقاط بهینه را دارند .**ویژگی این الگوریتم نتیجه گرفتن با تعداد ذرات اندک می باشد.** در نهایت این تحقیق به حل و ارزیابی مسئله TSP با استفاده از روش پیشنهادی پرداخته می شود.

$$V_i^{t+1} = v_i^t + c2^* \beta^*( g^* - X_i^t) + (c3^* Z^* (X_i^t - gworst_j))$$

# چگونگی فرار از بدترین موقعیت هر فرد



# شبه کدی از روش پیشنهادی

**For** each particle

Initialize particle

**End**

Find $g^*$ at t=0

While (certation)

Update the iteration counter , t=t+1

Update the attraction parameter , $\beta = c_{t+1}$

Choose the particle with the best fitness value of all the particle as the $g^*$

**For** each particle

Calculate particle velocity according equation (۱-٤)

Update particle position according equation (۱-٤)

**End**

Find the current global best g*

**End** while

Output the finalresults

## نگاشت های آشوبگونه

$$x_{k+1} = a x_k (1 - x_k)$$

Logistic Map

$$x_{k+1} = \frac{a}{4} \sin(\pi x_k)$$

Sin Map

$$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{x_k}{0.7} & x_k < 0.7 \\ \frac{10}{3}(1 - x_k) & x_k \geqslant 0.7 \end{cases}$$

Tent Map

## توابع تست

ackley

griewangk

rastrigin

sphere

schwefel

# آزمایش ۱ :بررسی روش جهت نتیجه گرفتن با ذرات کم

نتایج بدست آمده برای نگاشت **Logistic map** با تعداد ذرات۳

| Benchmark name | روش پیشنهادی | بهترینCapso | pso |
|---|---|---|---|
| Griewangk | **0.0172** | 0.1418 | 0.0254 |
| Rosenbroke | **0.9421** | 966.0169 | 352.5015 |
| Rastrigin | **4.9841** | 64.0396 | 5.9764 |
| Ackle | | | |
| Schwe | | | |

نتایج بدست آمده برای نگاشت **Tent map** با تعداد ذرات۳

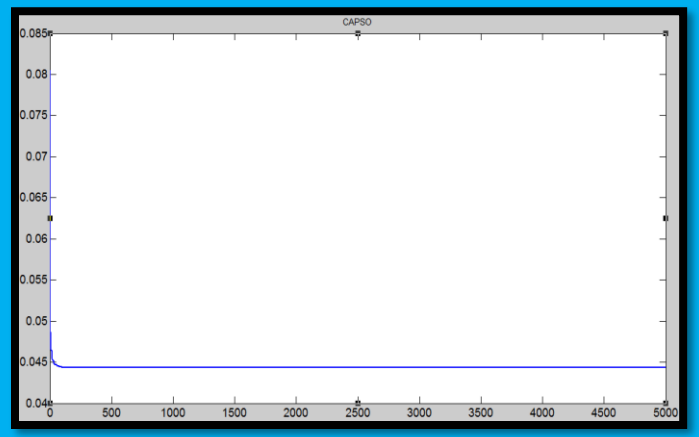
| Benchmark name | روش پیشنهادی | بهترینCapso | pso |
|---|---|---|---|
| Griewangk | **0.0246** | 0.0456 | 0.0554 |
| Rosenbroke | | | |
| Rastrigin | | | |
| Ackley | **1.6** | | |
| Schwefel | | | |

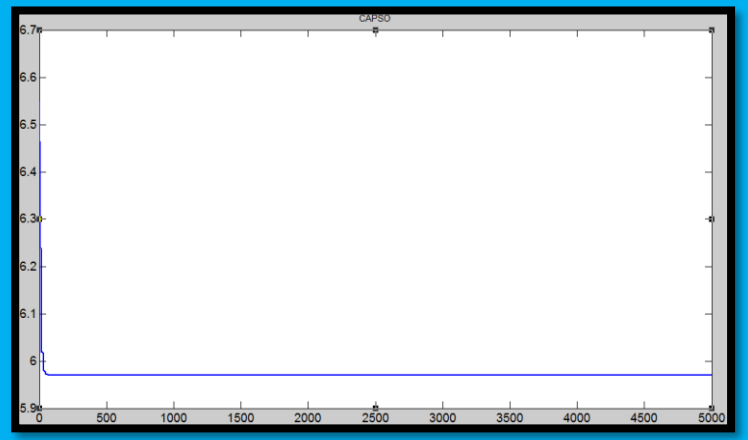
نتایج بدست آمده برای نگاشت **Sin map** با تعداد ذرات۳

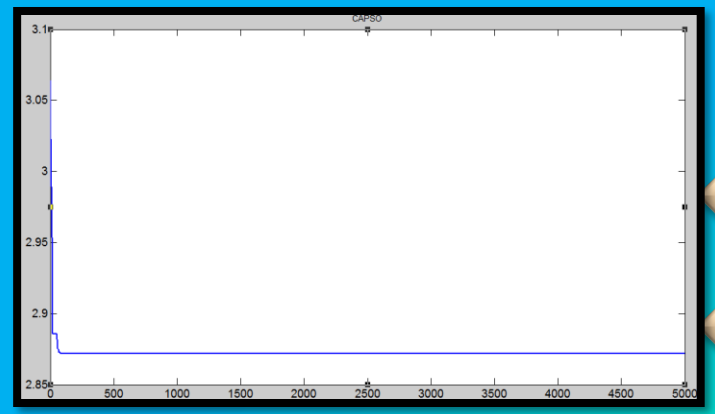
| Benchmark name | روش پیشنهادی | بهترینCapso | pso |
|---|---|---|---|
| Griewangk | **0.0370** | 0.3554 | 0.0568 |
| Rosenbroke | **0.3751** | 5.2952e+03 | 33.6278 |
| Rastrigin | **0.9950** | 42.4713 | 2.9850 |
| Ackley | **2.6645e-15** | 6.2585 | 0.0449 |
| Schwefel | **1.7443e-16** | 221.2198 | 0.2162 |

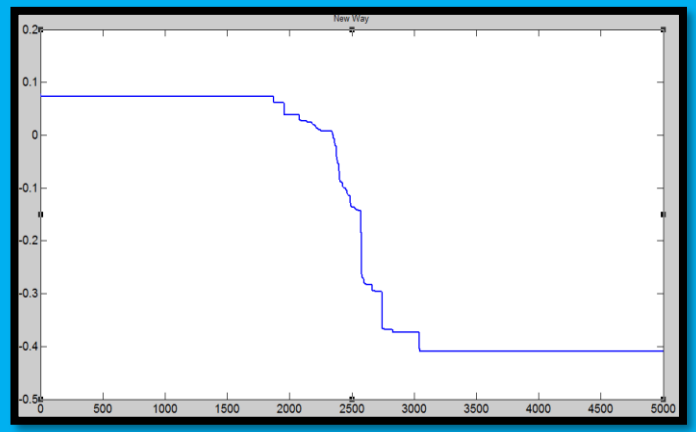
# آزمایش ۲:بررسی روش پیشنهادی در ابعاد بالا

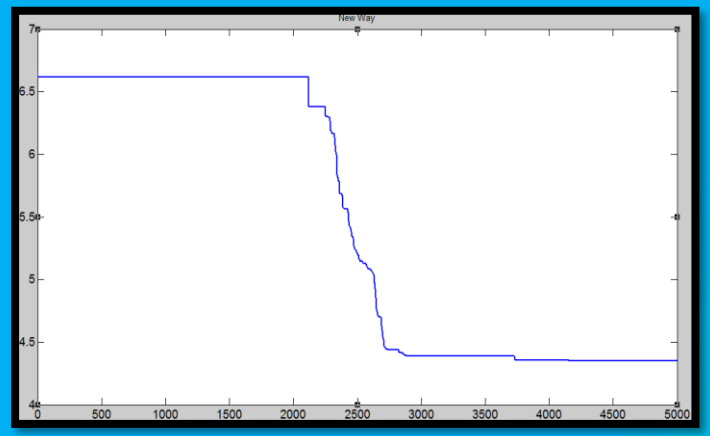


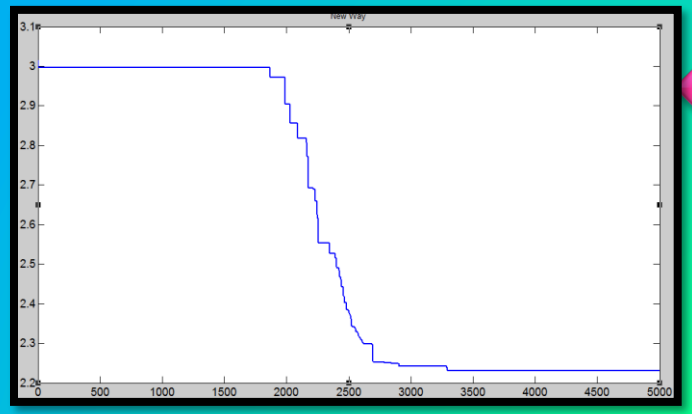



مقایسه نموداری بین دوروش CAPSO و روش پیشنهادی در تابعGriewangk

مقایسه نموداری بین دوروش CAPSO و روش پیشنهادی در تابعRosenbrock

مقایسه نموداری بین دوروش CAPSO و روش پیشنهادی در تابعRastrigin

# حل مساله TSP با استفاده از روش پیشنهادی

مسئله TSP یک مسئله Benchmark می باشد و روش های زیادی برای حل این مسئله وجود دارد ولی راه حل ریاضی برای حل آن وجود ندارد،در این بخش ابتدا مسئله را با استفاده از الگوریتم PSO حل کرده سپس با روش پیشنهادی به حل آن می پردازیم در نهایت به مقایسه دو روش حل می پردازیم.

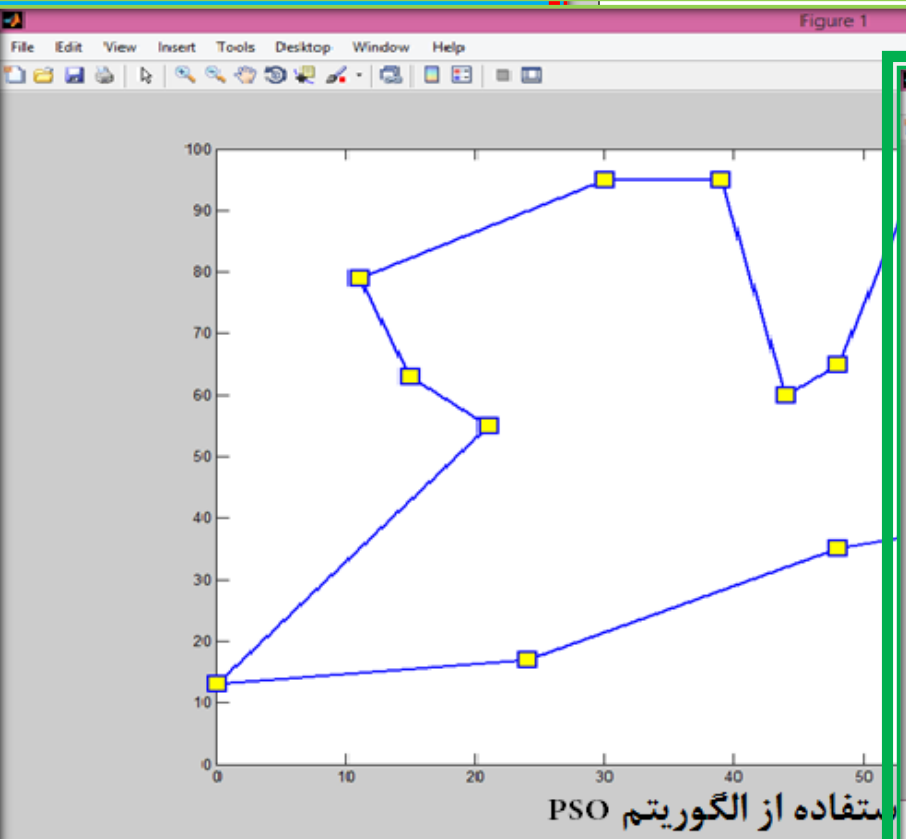
در پیاده سازی مسئله فرض می کنیم که ۲۰ گره(شهر) داریم و مختصات این ۲۰ گره تصادفی را در بازه یوسته [۱۰۰-۰] تولید می کنیم.از ترتیب مرتب شدن این گره ها راه حل مربوط به مسئله TSP را استخراج کرده ایم.

مختصات اولیه ۲۰ گره مورد نظر:

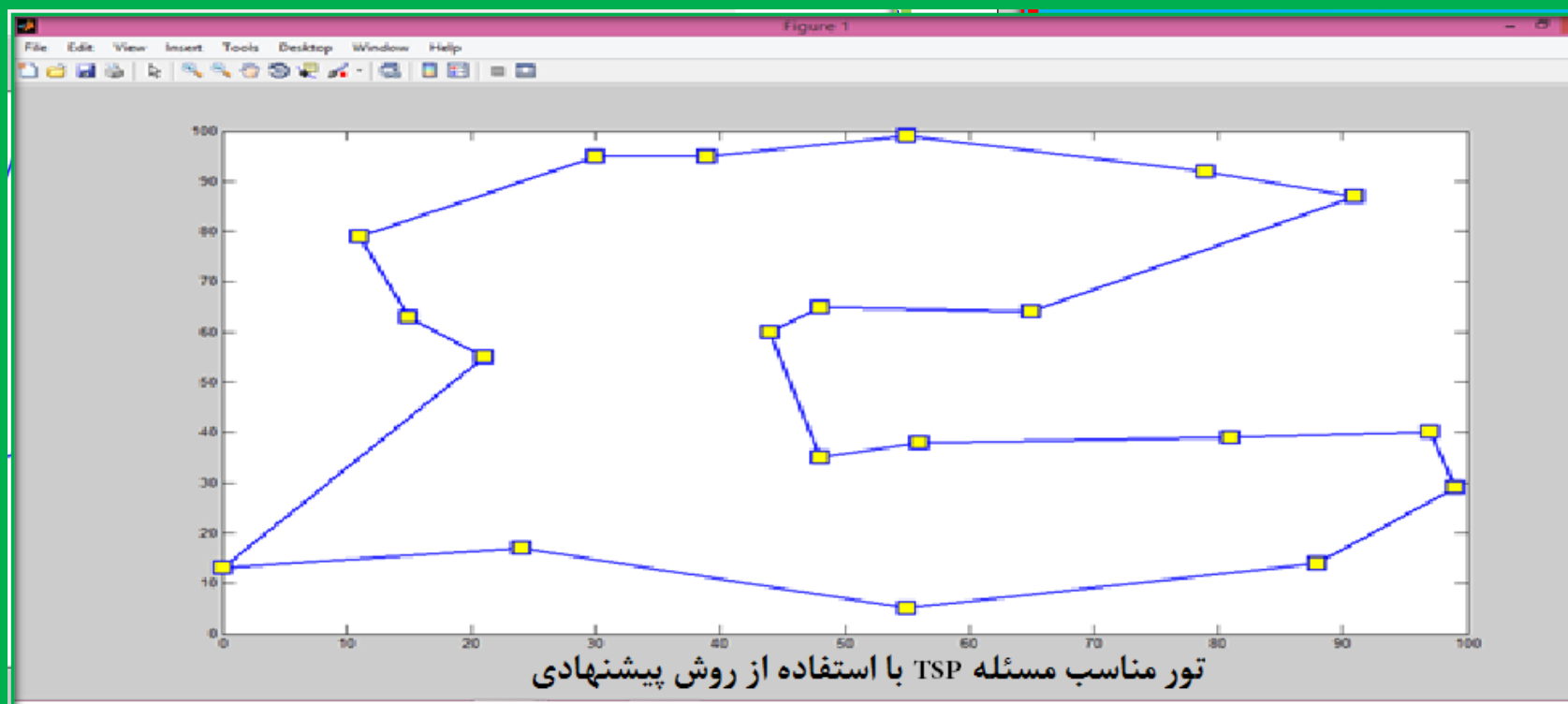
```
x=[55 99 48 55 39 97 15 88 48 11 44 79 21 30 0 56 81 65 91 24]
y=[5 29 65 99 95 40 63 14 35 79 60 92 55 95 13 38 39 64 87 17]
```

تعداد ذرات برای پیاده سازی روش با استفاده از الگوریتم PSO و روش پیشنهادی ۳ و تعدادنسل ۱۰۰۰در نظر گفته شده است.

# تور نامناسب اولیه مسئله TSP

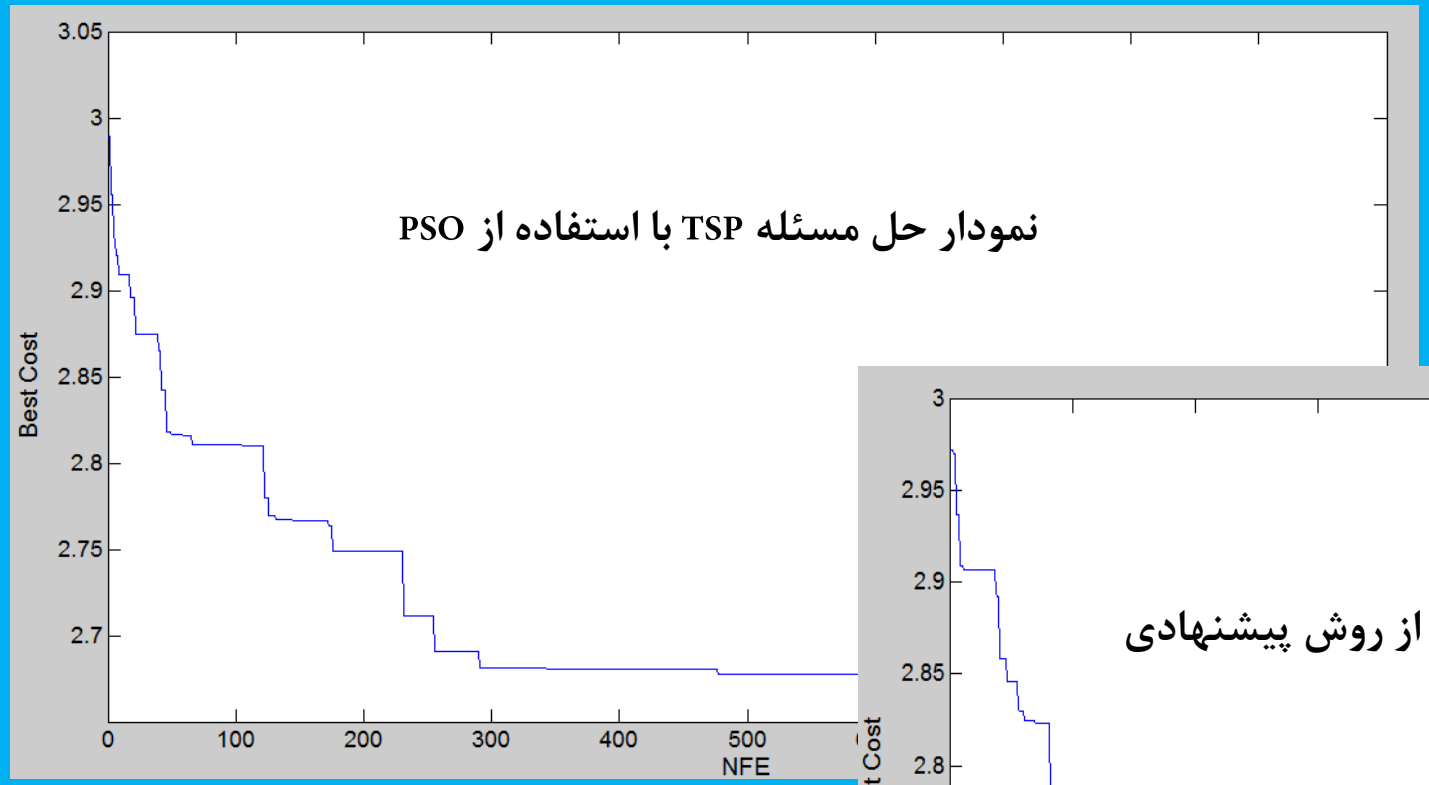



ستفاده از الگوریتم PSO

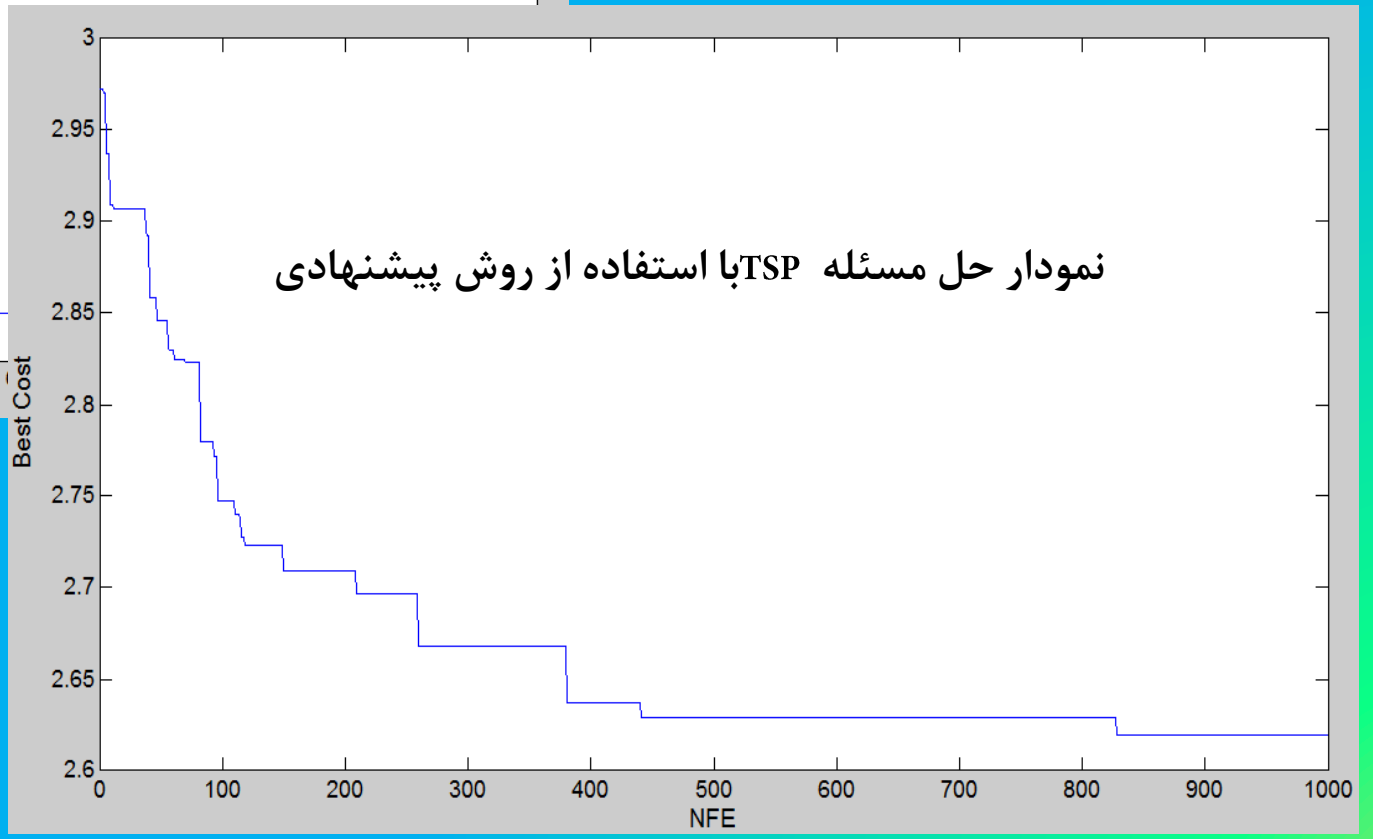



تور مناسب مسئله TSP با استفاده از روش پیشنهادی

نمودار حل مسئله TSP با استفاده از PSO




نمودار حل مسئله TSPبا استفاده از روش پیشنهادی



# نتیجه گیری

در روش مطرح رفتار های کیاتیکی را جایگزین رفتار های تصادفی می کنیم هر چند که PSOنسبت به کلیه الگوریتم های تکاملی دارای سرعت بالاتری است اما معمولاً نمی تواند کیفیت رسیدن به راه حل را با افزایش تکرارها جبران کند .یکی از دلایل این است که در این الگوریتم ذرات به یک نقطه خاص که بین بهترین موقعیت عمومی و بهترین موقعیت شخصی قرار دارد همگرا می شوند و در روش مطرح با حذف موقعیت شخصی تغییراتی در PSOایجادکردیم .در کل نمی توان یک پارامترمثلا پارامتر اینرسی را برای کلیه مسائل بکار برد. این نقاط ضعف ما را به سمت استفاده از تئوری آشوب و کاربرد آن در این نوع از الگوریتم رهنمون می نماید.و از آنجائیکه روش CAPSO (آشوب افزایشی PSO )دارای یک مزیت اصلی اینکه دارای پارامتر کمی می باشد نسبت به الگوریتم های دیگر PSOو همچنین آشوبی کردن پارامتر جاذب این روش با عث تسریع بهبود روش PSO شده و همچنین با دور کردن جمعیت از نقاط بد و مهاجرت جمعیت (باعث بالا بردن کیفیت این الگوریتم می شود ) به سمت نقاط بهینه فضای مناسب جستجو را می یابیم واستفاده از گام های حرکتی در خلاف جهت بدترین نقاط در این الگوریتم باعث می شود جمعیت در حالت سکون گیر نکند.

# مراجع


[1].*A quantum particle swarm optimizer with chaotic mutation operator*. CoelhoLeandrodos Santoss.l., Elsevier Ltd., 2008, Chaos, Solitons and Fractals , Vol. 37, pp.1409-1418.

[2] DuitReinders, KomorekMichael, WilbersJens Studies on Educational Reconstruction of Chaos Theory. s.l., University of Kiel, 1997. Research in Science Education.

[3] [4].Logistic chaotic maps for binary numbers generations. KansoAli, SmaouiNejibs.l., Elsevier Ltd, 2007, Chaos,Solitons and Fractals.

[4].PoliRiccardo, KennedyJames, BlackwellTim *Particle swarm optimization An overview*. s.l., Springer Science, 2007. pp.33–57, Swarm Intell.

[5].*Chaos embedded particle swarm optimization algorithms*. Bilal AlatasErhanAkin, A. Bedri Ozers.l., Elsevier, 2007, Chaos, Solitons and Fractals.

[6].PoliRiccardo, KennedyJames, BlackwellTim Particle swarm optimization An overview. s.l., Springer Science, 2007. pp.33–57, Swarm Intell.

[۷] مهدی کولیوند،فاطمه شریفی،عاطفه زویدادی،حسین ضیایی،افزایش تنوع درالگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات با جستجوی محلی،(8thSASTech)،موسسه آموزش عالی خاوران،مشهد آذر 92

[8]Pluhacek M, Senkerik R,Davendra D, Kominkova Z, On the behavior and performance of chaos driven PSO algorithm with inertia weight, Computers and Mathematics with Applications66–2013

[9] B .Liu, L. Wang, Yi. Jin, F .Tangb, D.Huang. Improved particle swarm optimization combined with chaos .ELSEVIER, 2005, Chaos, Solitons and Fractals.

[10] A .H.Gandomi, G. J. Yun, , X. Yang, S.Talatahari. Chaos-enhanced accelerated particle swarm optimization. ELSEVIER, 2013, Commun Nonlinear Sci Numer Simulat

[11] حسام عمرانپور ،حمید طاهرپور ،محمد عبادزاده ،الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات دو مرحلهای،چهاردمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران ،اسفندماه۱۳۷۸

[12] فرهاد رمضانی ؛ مهدی یعقوبی ،الگوریتم کیاتیک بهینه سازی پرندگان،اولین کنفرانس ملی مهندسی نرم افزار ایران

[13] Erramilli A, Singh RP, Pruthi P. Modeling packet traffic with chaotic maps. Stockholm-Kista, Sweden: Royal Institute of Technology; 1994.

[14]Devaney RL. An introduction to chaotic dynamical systems. Addison-Wesley; 1987.

[15].tt E. Chaos in dynamical systems. UK, Cambridge: Cambridge University Press; 2002.

**با سپاس ازسه وجود مقدس:**

آنان که ناتوان شدند تا ما به توانایی برسیم...

موهایشان سپید شد تا ما روسفید شویم...

و عاشقانه سوختند تا گرمابخش وجود ما و روشنگر راهمان باشند...

پدرانمان

مادرانمان

استادانمان

یا حق