

Proyecto Tecnológico

Algoritmos Evolutivos para Optimización con Restricciones

Vázquez Ballesteros Gabriel Tadeo

Resumen—En el presente documento, se presentan dos algoritmos, ϵ L-SHADE (ϵ level SHADE) y ϵ LDE-EDM (ϵ level Differential Evolution with Enhanced Diversity), para problemas de optimización con restricciones. Tales algoritmos están inspirados en algunas nociones de los algoritmos que obtuvieron mejores resultados de la competición llevada a cabo por el CEC.

El primer algoritmo ϵ L-SHADE se basa en los principios de dos algoritmos ϵ DE [1] y SHADE[3] los cuales son: relajar las restricciones de desigualdad y generar los parámetros F y CR por medio de distribuciones, Cauchy y Normal respectivamente. La convergencia prematura es uno de los problemas que sucede frecuentemente en los algoritmos evolutivos (EAs) por lo que la fase de exploración suele ser mínima, debido a esto se propone un segundo algoritmo llamado ϵ LDE-EDM el cual se basa en ϵ L-SHADE y RMDDC [?], este último relaciona el control de la diversidad con el criterio de generaciones transcurridas por lo que fase de exploración será beneficiada.

Dichos algoritmos propuestos son probados en 28 funciones proporcionados por la competencia del CEC del 2018 sobre optimización de parámetros reales restringidos, al final se comparan los resultados con los del mejor algoritmo UDE [2] para tamaño de dimensión 10.

I. INTRODUCCIÓN

La optimización con restricciones es el proceso de optimización de una función objetivo con respecto a algunas variables con restricciones en las mismas. La función objetivo es, o bien una función de coste o función de energía que debe ser minimizada, o una función de recompensa o función de utilidad, que ha de ser maximizado. Las restricciones pueden ser tanto restricciones duras que establecen condiciones para las variables que se requieren para estar satisfecha, o restricciones blandas que tienen algunos valores de las variables que están penalizados en la función objetivo si, y basados en la medida en que, las condiciones en las variables no son satisfecho.

En general un problema de optimización con restricciones, para el caso de minimizar, se puede escribir de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \min_x f(\vec{x}) \\ \text{sujeto : } g_i(\vec{x}) &= c_i \quad i = 1, \dots, n \\ h_i(\vec{x}) &\leq d_i \quad j = 1, \dots, m \\ \text{Donde : } g_i &= \text{restricción de igualdad } i \\ h_j &= \text{restricción de desigualdad } j \end{aligned}$$

Si bien existen métodos los cuales nos permiten obtener soluciones factibles esto no implica que siempre se obtenga la solución óptima, más aún tales métodos computacionalmente suelen ser costosos puesto que requieren conocer información a cerca de tal función (como el gradiente, hessiano, etc.) debido se ha planteado una nueva estrategia para atacar tal problema la cual es el uso de EAs los cuales requieren sólo de la evaluación de la función en un cierto punto \vec{x} .

En la competencia “Constraint Optimization” realizada por el CEC se han propuesto muchos algoritmos los cuales son muy prometedores, entre unos de ellos más utilizado es DE (Evolución Diferencial) con alguna variante, sin embargo la presencia de la diversidad en la población no ha sido tomada en cuenta. Es por ello que se plantearán dos algoritmos ϵ L-SHADE y ϵ LDE-EDM los cuales utilizan como base ED y contendrán características de los mejores los cuales parezcan favorables. Para el caso de ϵ L-SHADE la presencia de la diversidad no será despreciada y para ϵ LDE-EDM sí será tomada en cuenta en el que para ello se utilizará el algoritmo RMDDC.

II. DESARROLLO

Tolerancia ϵ para g_j

En la competencia llevada a cabo por el CEC para las restricciones de igualdad se da tolerancia de $\epsilon = 1 \times 10^{-4}$, por lo que dichas restricciones pueden verse como restricciones de desigualdad de la siguiente forma :

$$|h_j(\vec{x}) - d_j| \leq \epsilon$$

Característica Favorable

Previo a desarrollar tales algoritmos se realizó una investigación sobre los tres algoritmos que obtuvieron mejores resultados en cada competencia realizada destacaba el uso de relajar las restricciones de desigualdad durante un cierto tiempo de generaciones en la que una solución será factible si es menor que un cierto parámetro, llamado nivel de ϵ , el cual paulatinamente va disminuyendo. Tal idea de relajación es propuesto por el algoritmo ϵ DE.

Para explicar esto es necesario definir la violación de restricción $\phi(\vec{x})$ la cual indica cuánto viola un punto de búsqueda \vec{x} las restricciones. La violación de restricción está definida como :

$$\begin{cases} \phi(\vec{x}) = 0 & \vec{x} \in \mathcal{F} \\ \phi(\vec{x}) \geq 0 & \vec{x} \notin \mathcal{F} \end{cases}$$

Algunos tipos de violación de restricción, que se adoptan como penalización en los métodos de función de penalización, se puede definir como:

$$\phi(\vec{x}) = \max\{\max_j\{0, g_j(\vec{x})\}, \max_j|h_j(\vec{x})|\}$$

$$\phi(\vec{x}) = \sum_j \max_j\{0, g_j(\vec{x})\}^p + \sum_j |h_j(\vec{x})|^p, \quad p \in \mathbb{N}$$

Los límites superior e inferior definen el espacio de búsqueda S . Las restricciones de desigualdad e igualdad definen la región factible \mathcal{F} , por lo que $\mathcal{F} \subseteq S$

El nivel de comparación ε está definida como una relación de orden entre $(f(\vec{x}), \phi(\vec{x}))$. Sean f_1, ϕ_1 y f_2, ϕ_2 los valores de la función y la violación de restricción respectivamente de \vec{x}_1, \vec{x}_2 . Entonces para algún ε tal que $\varepsilon \geq 0$, el nivel ε de comparación " \leq_ε " entre (f_1, ϕ_1) y (f_2, ϕ_2) está definida como:

$$(f_1, \phi_1) \leq_\varepsilon (f_2, \phi_2) \Leftrightarrow \begin{cases} f_1 < f_2, & \text{si } \phi_1, \phi_2 \leq \varepsilon \\ f_1 < f_2, & \text{si } \phi_1 = \phi_2 \\ \phi_1 \leq \phi_2 & \text{otro caso} \end{cases}$$

Donde ε en la generación t está definido como :

$$\varepsilon(0) = \phi(\vec{x}_\theta)$$

$$\varepsilon(t) = \begin{cases} \varepsilon(0)(1 - \frac{t}{T_c})^{cp} & 0 \leq t \leq T_c \\ 0 & t > T_c \end{cases}$$

\vec{x}_θ es el θ^{th} individuo, $\theta = 0, 2N$ y cp es un parámetro para controlar la velocidad de reducción de la relajación de las restricciones.

ED

Algorithm 1 Template ED

```

procedure ED( $f, g, h, F, CR$ )
   $k \leftarrow 0$ 
   $X_k \leftarrow$  initialize population randomly
  while stopping criterion is not satisfied do
     $V \leftarrow$  Mutation( $X, F$ )
     $U \leftarrow$  Crossover( $V, CR$ )
     $X_{k+1} \leftarrow$  Replacement ( $U, X_k$ )
     $k \leftarrow k + 1$ 
  end procedure

```

εL_SHADE

Mutation: El cambio a efectuar será generar el parámetro F utilizando una distribución Cauchy:

$$F \sim \text{Cauchy}(0, 5, 0, 5 * \frac{FEs}{\max FEs})$$

Donde FEs representa el número de evaluaciones realizadas hasta ese momento y $\max FEs$ es el número máximo de evaluaciones. El operador de mutación a utilizar es DE/rand/1.

Algorithm 2 DE/rand/1

```

procedure DE/rand/1( $X, i$ )
   $F \leftarrow \text{Cauchy}(0, 5, 0, 5 * \frac{FEs}{\max FEs})$ 
   $V_i \leftarrow X_{r_1} + F \times (X_{r_2} - X_{r_3}) \quad \triangleright r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$ 
  end procedure

```

Crossover: El cambio a efectuar será generar el parámetro CR utilizando una distribución Normal es decir :

$$CR \sim \begin{cases} \text{Normal}(0, 2, 0, 1) & \text{si } \text{rand}[0, 1] \leq 0, 5 \\ \text{Normal}(0, 9, 0, 1) & \text{otro caso} \end{cases}$$

Replacement: El método de Reemplazamiento no tendrá cambios, sin embargo, la forma en que se compararán dos individuos de la población será a través del nivel ε el cual ya se mencionó.

εL_EMD

Para lograr mantener diversidad entre la población se propone una medida, distancia, la cual es definida como:

$$\text{dist}(X_i, X_j) = \sqrt{\frac{\sum_{d=1}^D (\frac{X_{id} - X_{jd}}{b_d - a_d})^2}{D}}$$

La distancia media es definida como:

$$D_m = \frac{\sum_i \min_{j \neq i} \text{dist}(X_i, X_j)}{N}$$

Los métodos "Mutation" y "Crossover" serán igual que εL_SHADE . Se agregará un nuevo método "Selection" y una población " X_{Elite} ".

Selection: El método "Selection" realizará lo mismo que el método "Replacement" de εL_SHADE , pero en vez de ejecutarlo con X se hará con X_{Elite} .

Replacement: Utilizando RMDDC el método "Replacement" es:

Algorithm 3 Replacement

```

procedure Replacement( $X, U, X_{Elite}$ )
  Update  $D_t$ 
   $Current \leftarrow X \cup U \cup X_{Elite}$ 
   $Survivors \leftarrow \emptyset$ 
   $Penalized \leftarrow \emptyset$ 
  while  $|Survivors| < N$  And  $|Current| > 0$  do
     $Selected \leftarrow$  Select the best vector of Current
    Remove Selected from Current
    Copy Selected to Survivors
    Find the vectors from Current with a distance to Selected than  $D_t$  and move them to Penalized.
  while  $|Survivors| < N$  do
     $Selected \leftarrow$  Selected the vector from Penalized whit the largest distance to the closest vector in Survivors.
    Remove Selected from Penalized
    Copy Selected to Survivors
    Copy Selected to Survivors
  return Survivors
end procedure

```

Update D_t : Al inicio se propuso actualizar D_t como $D_0 - D_0(\frac{FEs}{0,9maxFEs})$ sin embargo, esto no obtuvo buenos resultados, por lo que se optó por el siguiente esquema:

$$D_f = D_i x^k$$

Es decir:

$$D_t = \begin{cases} D_{t-1} * \sqrt[2/maxFEs]{\frac{1 \times 10^{-5}}{D_0}} & Si \ FEs \leq \frac{maxFEs}{2} \\ D_{t-1} * \sqrt[2/maxFEs]{1 \times 10^{-4}} & Si \ FEs > \frac{maxFEs}{2} \end{cases}$$

Este esquema permite explorar en el espacio de búsqueda antes de la mitad de $maxFEs$, la otra mitad sigue explorando pero tiene un enfoque hacia la intensificación del tal manera que se evite tener soluciones iguales en un corto plazo.

εLDE_EDM

Algorithm 4 Template εLDE_EDM

```

procedure  $\varepsilon LDE\_EDM(f, g, h, F, CR)$ 
   $k \leftarrow 0$ 
   $X_k \leftarrow$  initialize population randomly
  while stopping criterion is not satisfied do
     $V \leftarrow$  Mutation( $X$ )
     $U \leftarrow$  Crossover( $V$ )
     $X_{Elite} \leftarrow$  Selection( $U$ )
     $X_{k+1} \leftarrow$  Replacement ( $X, U, X_{Elite}$ )
     $k \leftarrow k + 1$ 
end procedure

```

RESULTADOS

Se probaron los dos algoritmos con las 28 funciones para dimensión 10 de la competencia CEC llevada a cabo en el 2018. Se hicieron 4 versiones εLDE , εL_SHADE , εLDE_EDM y εLDE_EDMv_2 .

εLDE tiene como base ED y el método de Reemplazamiento utiliza la comparación entre dos individuos a través del nivel de ε .

εLDE_EDM este algoritmo tiene el método de actualización de distancia la se habló que no dio buenos resultados.

εLDE_EDMv_2 tiene método de actualización de distancia exponencial.

La distancia D_0 para εLDE_EDM y εLDE_EDMv_2 es D_m .

εLDE

Problem	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07
Best	0	0	818653	13.5728	0	135.147	30.5659
Median	0	0	77103.5	13.5728	0	158.604	16.748
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,1]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,6,0]	[0,0,2]
v	0	0	0.000277662	0	0	0.248355	0.00129371
Mean	0	0	173602	14.6052	0	153.399	9.98384
Worst	0	0	90804	15.9192	0	142.419	61.6761
STD	0	0	192493	1.16475	0	46.7799	76.5956
SR	100	100	0	100	100	0	4
vio	0	0	0.000711186	0	0	0.249567	0.0025385
Problem	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14
Best	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-3.4989	3.98812	0	2.84653
Median	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-553.661	4.24958	0	3.13385
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[2,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	1214.68	0	0	0
Mean	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-367.608	4.24766	0	3.1214
Worst	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-748.709	4.72331	0	3.29972
STD	6.50521e-19	3.46945e-18	0	325.727	0.233365	0	0.11704
SR	100	100	100	0	100	100	100
vio	0	0	0	1110.87	0	0	0
Problem	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21
Best	-0.785358	25.1328	0.009865	36.598	0	0.819393	11.6509
Median	8.63931	50.2654	0.009865	36.5985	0	0.951913	17.6551
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	4.78052	0	4422.4	0	0
Mean	7.38269	48.0664	0.009865	36.5985	0	0.968829	17.6112
Worst	14.9225	70.6858	0.009865	36.599	0	1.13407	22.7795
STD	3.44142	10.5699	5.20417e-18	0.000271036	0	0.0918436	3.01549
SR	100	100	0	100	0	100	100
vio	0	0	4.78052	0	4422.4	0	0
Problem	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28
Best	0.000651	2.91268	2.35618	39.2699	0.009908	36.6	19.9686
Median	0.008232	3.41181	5.4978	50.2655	0.009865	36.6018	32.1051
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,1,0]
v	0	0	0	0	4.78052	0	4442.93
Mean	0.178871	3.39915	6.50309	51.1451	0.0264078	36.6021	39.5089
Worst	3.98985	3.53623	2.35611	64.4027	0.423392	36.6065	42.56
STD	0.779256	0.243513	3.16912	6.89838	0.0810341	0.0014446	9.52449
SR	100	92	92	100	0	100	0
vio	0	4.51696e-06	4.84654e-06	0	4.82027	0	4442.95

εLDE_EDM

Problem	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07
Best	0	0	16472.7	13.5728	0.052403	241.747	-233.001
Median	0	0	151070	13.6611	2.78034	1144.92	-86.2631
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,6,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	0	0	0.0724196	0
Mean	0.000192	0.00010372	104781	13.7528	2.85383	856.629	-125.779
Worst	0.003079	0.002532	115692	14.4617	5.23876	499.555	-228.36
STD	0.000674139	0.000495725	118197	0.242805	1.36652	666.713	86.7732
SR	100	100	60	100	100	16	72
vio	0	0	0.000156132	0	0	0.16263	0.000267337
Problem	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14
Best	5.8e-05	-0.003159	-0.000416	-0.091458	3.9879	0.000131	3.00773
Median	0.007237	1.16509	0.000248	2.39258	3.98791	0.016114	3.52746
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	3.07083e-07	0	0	0
Mean	0.0226275	3.13507	0.00032096	0.120363	4.03469	1.46526	3.52478
Worst	0.061074	12.1835	0.001849	-4.43488	4.43591	30.4674	3.81023
STD	0.0241603	3.33776	0.000557814	2.71074	0.114248	5.97632	0.197457
SR	56	100	100	8	100	100	100
vio	0.000439502	0	0	4.26691e-05	0	0	0
Problem	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21
Best	11.7809	43.9823	0.009865	10	4e-06	0.041419	3.9879
Median	8.63953	64.4026	0.009865	50.8625	0.000857	0.174552	3.98791
c	[0,0,1]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0.000107756	0	4.78052	0	4422.4	0	0
Mean	14.043	64.4654	0.0108817	51.4749	0.00136392	0.186888	3.98797
Worst	18.0645	81.681	0.035283	43.3163	0.01421	0.383072	3.98912
STD	4.02514	8.63198	0.00498089	44.253	0.00306625	0.0902394	0.00023586
SR	32	88	0	68	0	100	100
vio	0.000102995	1.03967e-05	4.83625	1.04799	4422.4	0	0
Problem	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28
Best	0.002099	3.12843	2.35612	45.553	0.009865	36.5979	0.000104
Median	0.404375	3.56689	8.63941	69.1149	0.420813	73.5	4.4e-05
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[2,0,0]	[0,0,0]	[1,0,0]
v	0	0	0	0	6.02023	0	4422.4
Mean	10.9711	3.56186	9.51897	66.476	0.201179	41.4447	0.00134984
Worst	68.933	4.02346	11.781	70.6856	0.007396	28.4276	4.3e-05
STD	23.0811	0.200001	2.74166	9.64959	0.255861	15.8537	0.00448452
SR	100	100	100	96	0	56	0
vio	0	0	0	2.79534e-06	6.97036	0.0108086	4422.4

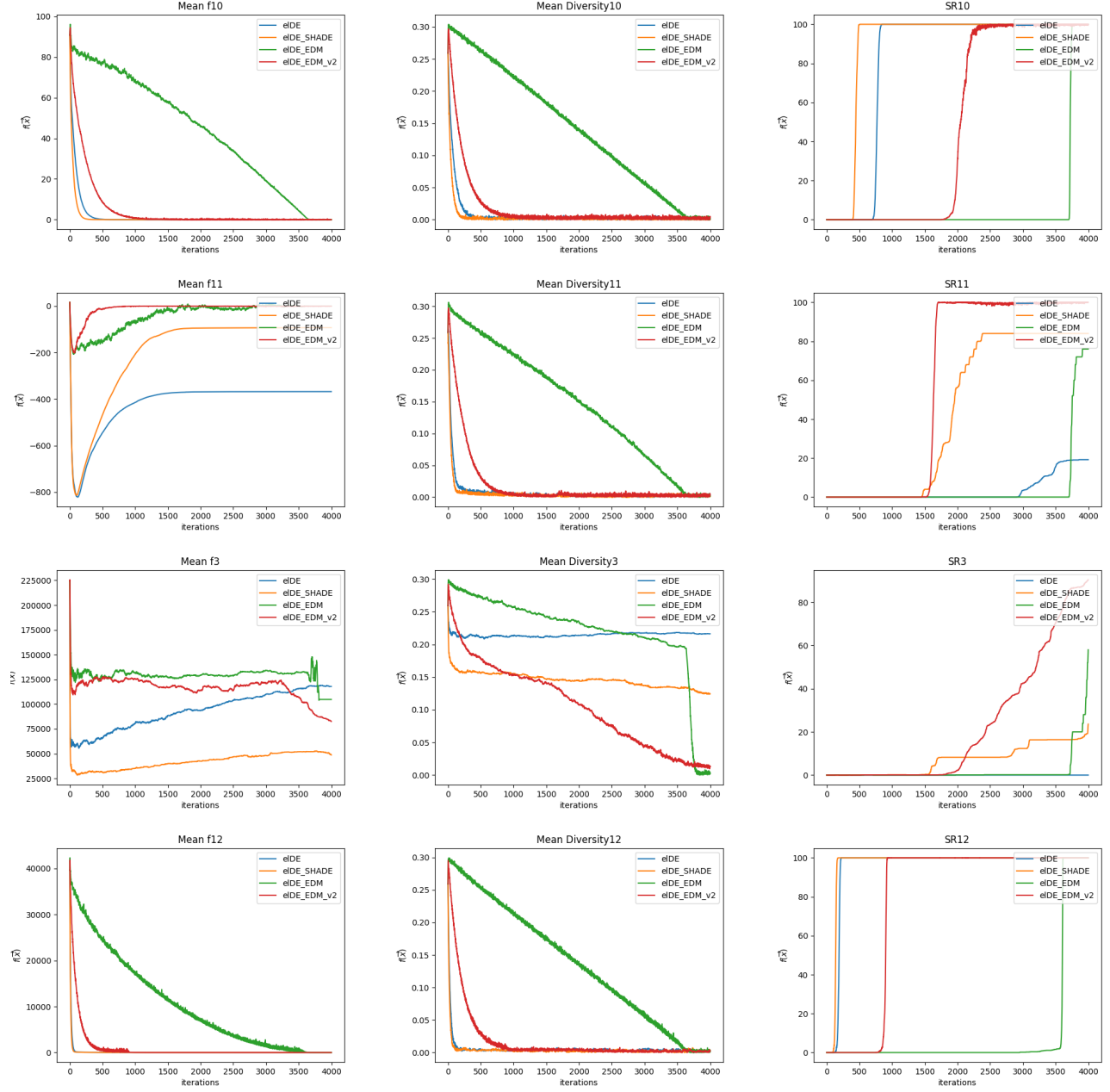
εL_SHADE

Problem	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07
Best	0	0	4718.09	13.5728	0	0	-298.945
Median	0	0	33404.3	13.5728	0	81.3635	-8.02342
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,1]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,2]
v	0	0	0.000164475	0	0	0	0.000100315
Mean	0	0	41913.3	14.0421	0	90.0798	-150.836
Worst	0	0	31222.6	15.9192	0	207.198	-116.214
STD	0	0	38227.1	0.938583	0	40.1251	95.8559
SR	100	100	44	100	100	100	44
vio	0	0	0.000192479	0	0	0	0.000484354
Problem	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14
Best	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-0.168819	3.9879	0	2.37633
Median	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-0.097964	3.9879	0	2.45826
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	0	0	0	0
Mean	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-92.5532	3.98817	0	2.48436
Worst	-0.001348	-0.004975	-0.00051	-636.333	3.99051	0	2.81097
STD	6.50521e-19	3.46945e-18	0	211.567	0.000588181	0	0.114879
SR	100	100	100	52	100	100	100
vio	0	0	0	222.208	0	0	0
Problem	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21
Best	-3.92706	20.4202	0.009865	36.5977	0	0.16924	3.9879
Median	-3.92706	31.4159	0.009865	36.5977	0	0.371414	3.9879
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	4.78052	0	4422.4	0	0
Mean	-2.79609	30.7247	0.0667889	36.5977	0	0.396298	3.9879
Worst	5.49772	43.9823	0.611343	36.5977	0	0.634022	3.9879
STD	2.15468	6.31581	0.157264	9.9596e-06	0	0.131015	8.88178e-16
SR	100	100	0	100	0	100	100
vio	0	0	5.03744	0	4422.4	0	0
Problem	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28
Best	0	2.37633	-7.06865	18.8494	0.009865	36.5977	0
Median	0	2.38685	-0.785469	32.9867	0.009865	36.5977	8.2932
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]
v	0	0	0	0	4.78052	0	4425.73
Mean	1.27571	2.4159	-1.66511	33.4893	0.183998	36.5977	8.36764
Worst	3.98658	2.6527	2.35626	50.2655	0.007396	36.5977	20.1426
STD	1.85964	0.0727326	3.01593	7.17386	0.272161	6.5841e-06	8.29264
SR	100	100	100	100	0	100	0
vio	0	0	0	0	5.78135	0	4425.6

$\varepsilon LDE_EDM v_2$

Problem	C01	C02	C03	C04	C05	C06	C07
Best	0	0	3519.99	13.5728	0	84.9704	-249.861
Median	0	0	31099.1	13.5728	0	213.691	-85.7101
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	0	0	0	0
Mean	0	0	54710.9	13.5728	0	247.806	-92.0979
Worst	0	0	340803	13.5728	0	850.531	28.1144
STD	0	0	68177.4	3.55271e-15	0	161.614	69.6529
SR	100	100	100	100	100	100	100
vio	0	0	0	0	0	0	0
Problem	C08	C09	C10	C11	C12	C13	C14
Best	-0.001271	-0.004925	-0.000436	-0.168745	3.98791	0	2.78248
Median	-0.001209	2.49085	-0.000407	-0.168639	3.98792	0	3.08316
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	0	0	0	0	0	0	0
Mean	-0.00121348	3.32619	-0.000407	-0.168651	3.98808	0	3.109
Worst	-0.001167	12.425	-0.000379	-0.168533	3.98997	0	3.57543
STD	2.46254e-05	3.23637	1.39714e-05	4.90909e-05	0.000463621	0	0.205341
SR	100	100	100	100	100	100	100
vio	0	0	0	0	0	0	0
Problem	C15	C16	C17	C18	C19	C20	C21
Best	5.49775	20.4204	0.009865	36.6398	0.002367	0.167833	3.98799
Median	14.9227	45.553	0.009865	36.6578	0.002117	0.391712	3.98807
c	[0,0,1]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]
v	6.1435e-05	0	4.78052	0	4422.4	0	0
Mean	16.8077	43.1654	0.009865	135.626	0.0300577	0.390999	3.98807
Worst	18.067	56.5487	0.009865	472.5	0.698507	0.634045	3.98823
STD	4.61722	10.2487	5.20417e-18	130.03	0.136448	0.125297	5.53418e-05
SR	44	100	0	100	0	100	100
vio	0.000288506	0	4.78052	0	4422.42	0	0
Problem	C22	C23	C24	C25	C26	C27	C28
Best	1e-06	2.81789	2.35612	32.9867	0.009865	36.6146	0.042872
Median	2e-06	3.19805	5.49784	50.2653	0.009865	36.6286	0.049925
c	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[0,0,0]	[1,1,0]	[0,0,0]	[1,0,0]
v	0	0	0	0	4.78047	0	4422.4
Mean	1.84e-06	3.18311	8.01101	48.0035	0.009865	48.6748	1.62405
Worst	4e-06	3.50301	14.9225	64.4025	0.009865	337.25	13.481
STD	7.83837e-07	0.198017	3.66369	7.84871	5.20417e-18	58.9052	4.67508
SR	100	100	100	100	0	100	0
vio	0	0	0	0	4.78049	0	4423.07

Algunas gráficas sobre la media de f , *Diversidad* y *Success Rate* a lo largo del tiempo.



Convergencia entre variables

Población $\varepsilon LDE_EMD_{v,2}$ con la función 15

x0:	-29.0802	x1:	-1.0981	x2:	-37.0289	x3:	-33.6099	x4:	-33.6099	x5:	-33.6099	x6:	-33.6099	x7:	-33.6099	x8:	-33.6099	x9:	-33.6099	f:	14.9626	Phi:	0
x0:	-27.8232	x1:	-1.0981	x2:	-28.4669	x3:	-46.4656	x4:	-14.3643	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.6707	x8:	-10.1776	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.8413	x1:	-1.0981	x2:	-32.3667	x3:	-44.5884	x4:	-21.4518	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.90397	x8:	-15.304	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-22.4871	x1:	-1.0981	x2:	-31.6318	x3:	-48.0341	x4:	-17.493	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.5248	x8:	-13.0495	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-21.1927	x1:	-1.0981	x2:	-30.2217	x3:	-47.2421	x4:	-20.7681	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.7011	x8:	-14.2024	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-29.069	x1:	-1.0981	x2:	-31.6175	x3:	-48.7767	x4:	-21.8807	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.34993	x8:	-4.95465	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.0301	x1:	-1.0981	x2:	-30.2096	x3:	-42.3634	x4:	-19.5844	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	13.0748	x8:	-8.79133	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.1578	x1:	-1.0981	x2:	-37.7452	x3:	-40.2194	x4:	-15.7907	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.9437	x8:	-7.37818	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-33.3102	x1:	-1.0981	x2:	-32.2488	x3:	-48.8153	x4:	-20.0882	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.0451	x8:	-4.69605	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.0827	x1:	-1.0981	x2:	-31.2521	x3:	-43.2945	x4:	-21.4139	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	17.2247	x8:	-8.07769	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-29.5819	x1:	-1.0981	x2:	-32.1781	x3:	-50.0907	x4:	-20.7406	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	8.53331	x8:	-10.2253	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.9923	x1:	-1.0981	x2:	-31.1808	x3:	-53.014	x4:	-17.461	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	13.8702	x8:	-12.0389	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.5875	x1:	-1.0981	x2:	-31.4077	x3:	-50.8473	x4:	-20.0189	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	15.9029	x8:	-7.06275	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-34.0826	x1:	-1.0981	x2:	-34.9218	x3:	-42.0824	x4:	-16.3969	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.8615	x8:	-4.9286	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.28	x1:	-1.0981	x2:	-38.8904	x3:	-46.1537	x4:	-20.2035	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.06256	x8:	-14.4027	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.5225	x1:	-1.0981	x2:	-30.3271	x3:	-47.2091	x4:	-19.5768	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.7929	x8:	-9.47792	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-25.703	x1:	-1.0981	x2:	-34.287	x3:	-43.1423	x4:	-18.5435	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.249	x8:	-9.57191	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-26.3593	x1:	-1.0981	x2:	-34.0803	x3:	-50.1809	x4:	-13.1923	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.7833	x8:	-8.61528	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-26.0651	x1:	-1.0981	x2:	-35.1379	x3:	-42.9455	x4:	-20.4196	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.9874	x8:	-16.0044	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-27.1089	x1:	-1.0981	x2:	-37.0243	x3:	-42.4141	x4:	-17.0933	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	5.91557	x8:	-5.30244	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-30.7545	x1:	-1.0981	x2:	-33.8579	x3:	-44.5116	x4:	-17.8639	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	5.49951	x8:	-10.9854	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-23.0452	x1:	-1.0981	x2:	-30.622	x3:	-41.6134	x4:	-19.6652	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	8.89812	x8:	-14.7516	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-30.2445	x1:	-1.0981	x2:	-31.319	x3:	-39.765	x4:	-17.7413	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.4746	x8:	-5.53361	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-31.3503	x1:	-1.0981	x2:	-35.225	x3:	-38.8939	x4:	-13.1923	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.1905	x8:	-9.95607	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-32.3354	x1:	-1.0981	x2:	-36.3886	x3:	-43.3954	x4:	-16.7189	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	13.019	x8:	-11.2565	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-23.2826	x1:	-1.0981	x2:	-31.7395	x3:	-47.1297	x4:	-24.4852	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.12257	x8:	-9.74303	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-25.2442	x1:	-1.0981	x2:	-37.8777	x3:	-52.1813	x4:	-19.7569	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.8039	x8:	-8.06067	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-22.0662	x1:	-1.0981	x2:	-30.9769	x3:	-45.0689	x4:	-21.1004	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	14.6917	x8:	-14.1779	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-25.9461	x1:	-1.0981	x2:	-30.4376	x3:	-40.1109	x4:	-16.6958	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	13.8956	x8:	-11.2245	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-30.276	x1:	-1.0981	x2:	-37.1256	x3:	-40.5138	x4:	-30.2777	x5:	19.4777	x6:	20.7895	x7:	2.78735	x8:	-22.0921	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-30.0631	x1:	-1.0981	x2:	-32.3445	x3:	-42.4654	x4:	-14.3311	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.32744	x8:	-11.2592	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.5263	x1:	-1.0981	x2:	-33.5239	x3:	-42.6334	x4:	-21.477	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	15.0857	x8:	-17.7614	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-31.2207	x1:	-1.0981	x2:	-32.04	x3:	-43.6146	x4:	-14.6846	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	15.5027	x8:	-9.90836	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-24.0615	x1:	-1.0981	x2:	-39.817	x3:	-42.925	x4:	-20.1593	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	8.8576	x8:	-8.15835	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-24.0898	x1:	-1.0981	x2:	-38.9462	x3:	-43.3664	x4:	-16.1408	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.7072	x8:	-16.1812	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-29.7032	x1:	-1.0981	x2:	-29.794	x3:	-44.7309	x4:	-12.8577	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.5904	x8:	-14.7695	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-31.2543	x1:	-1.0981	x2:	-28.7973	x3:	-47.7158	x4:	-23.241	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	11.1439	x8:	-9.33618	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-22.0327	x1:	-1.0981	x2:	-29.5579	x3:	-46.2502	x4:	-19.475	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.0224	x8:	-5.97389	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-25.6052	x1:	-1.0981	x2:	-34.0351	x3:	-49.604	x4:	-23.3807	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	12.5678	x8:	-12.8747	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.3514	x1:	-1.0981	x2:	-37.7998	x3:	-38.7536	x4:	-22.9398	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.9299	x8:	-14.5051	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-28.6503	x1:	-1.0981	x2:	-40.016	x3:	-43.7544	x4:	-28.2398	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	6.15995	x8:	-12.8192	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-25.4216	x1:	-1.0981	x2:	-38.6223	x3:	-40.8443	x4:	-16.8944	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	9.0412	x8:	-8.92188	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-29.4772	x1:	-1.0981	x2:	-32.3467	x3:	-40.9801	x4:	-19.9821	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	10.2928	x8:	-11.2068	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0
x0:	-32.1675	x1:	-1.0981	x2:	-34.0845	x3:	-43.3168	x4:	-14.0029	x5:	40.6459	x6:	39.6382	x7:	6.70064	x8:	-17.8619	x9:	14.0037	f:	14.9226	Phi:	0

Población εL SHADE con la función 15																							
x0:	-33.5504	x1:	-23.9754	x2:	-45.7852	x3:	-56.0395	x4:	-29.6442	x5:	19.0953	x6:	20.7895	x7:	4.07389	x8:	-27.4649	x9:	-10.3916	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-33.2479	x1:	-28.4497	x2:	-39.9123	x3:	-62.4842	x4:	-24.3104	x5:	17.2408	x6:	20.7895	x7:	3.45804	x8:	-25.5394	x9:	-11.806	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.7130	x1:	-23.2474	x2:	-45.1037	x3:	-54.6486	x4:	-29.7075	x5:	17.5212	x6:	20.7895	x7:	0.998799	x8:	-23.7137	x9:	-10.5389	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.8152	x1:	-24.9757	x2:	-41.0868	x3:	-52.2949	x4:	-30.9904	x5:	17.3999	x6:	20.7895	x7:	0.859494	x8:	-22.4048	x9:	-8.44461	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.4432	x1:	-21.3714	x2:	-43.3156	x3:	-55.7781	x4:	-30.7777	x5:	19.4777	x6:	20.7895	x7:	2.78735	x8:	-22.0921	x9:	-8.79054	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.683	x1:	-28.5453	x2:	-45.8432	x3:	-60.1679	x4:	-30.7914	x5:	19.937	x6:	20.7895	x7:	4.57329	x8:	-23.2906	x9:	-7.26575	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.1666	x1:	-24.5092	x2:	-38.8157	x3:	-55.1854	x4:	-25.6039	x5:	19.2876	x6:	20.7895	x7:	5.60058	x8:	-25.7739	x9:	-11.5865	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.3602	x1:	-24.5122	x2:	-38.6985	x3:	-58.1339	x4:	-27.559	x5:	14.5607	x6:	20.7895	x7:	1.3373	x8:	-18.7909	x9:	-12.4884	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.1492	x1:	-21.6001	x2:	-39.8279	x3:	-60.3356	x4:	-26.7364	x5:	13.9803	x6:	20.7895	x7:	2.63659	x8:	-27.4682	x9:	-11.424	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.4454	x1:	-21.62	x2:	-39.2804	x3:	-61.2389	x4:	-26.3095	x5:	14.4396	x6:	20.7895	x7:	1.95659	x8:	-27.2359	x9:	-11.6722	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.4427	x1:	-20.9532	x2:	-45.0332	x3:	-51.2907	x4:	-26.7715	x5:	20.8245	x6:	20.7895	x7:	1.70423	x8:	-22.9808	x9:	-7.61144	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.4391	x1:	-21.5839	x2:	-39.29	x3:	-58.3823	x4:	-26.3011	x5:	14.3853	x6:	20.7895	x7:	1.91382	x8:	-27.1444	x9:	-11.6938	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.7475	x1:	-20.8453	x2:	-43.5598	x3:	-57.6087	x4:	-29.1224	x5:	18.6197	x6:	20.7895	x7:	4.11749	x8:	-20.5672	x9:	-12.4189	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.3366	x1:	-24.7129	x2:	-38.4749	x3:	-58.1829	x4:	-27.7459	x5:	14.8722	x6:	20.7895	x7:	0.389537	x8:	-17.2717	x9:	-12.0399	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-38.4114	x1:	-20.243	x2:	-43.1542	x3:	-54.932	x4:	-31.7072	x5:	20.0176	x6:	20.7895	x7:	1.24576	x8:	-24.9339	x9:	-12.2814	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.3928	x1:	-25.8651	x2:	-40.618	x3:	-51.3401	x4:	-30.6568	x5:	17.0825	x6:	20.7895	x7:	1.08537	x8:	-21.3687	x9:	-9.19954	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.6892	x1:	-23.7328	x2:	-41.0333	x3:	-61.7153	x4:	-26.6529	x5:	21.0625	x6:	20.7895	x7:	0.966624	x8:	-23.8486	x9:	-8.26976	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.683	x1:	-28.5453	x2:	-45.8432	x3:	-60.1679	x4:	-30.7914	x5:	19.937	x6:	20.7895	x7:	4.57329	x8:	-23.2906	x9:	-7.26575	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.9332	x1:	-21.4681	x2:	-42.7155	x3:	-55.5589	x4:	-31.6923	x5:	19.004	x6:	20.7895	x7:	1.64982	x8:	-22.5716	x9:	-8.53621	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.9276	x1:	-26.0829	x2:	-42.2534	x3:	-57.0278	x4:	-25.4978	x5:	19.9294	x6:	20.7895	x7:	1.96898	x8:	-25.0379	x9:	-8.44727	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.9318	x1:	-20.3689	x2:	-38.6075	x3:	-56.3272	x4:	-31.8269	x5:	16.9116	x6:	20.7895	x7:	-2.33667	x8:	-20.5739	x9:	-8.464	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-33.899	x1:	-23.1342	x2:	-40.1811	x3:	-53.654	x4:	-28.2487	x5:	19.8752	x6:	20.7895	x7:	4.71867	x8:	-24.8767	x9:	-12.432	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.7243	x1:	-23.5743	x2:	-43.4646	x3:	-56.1679	x4:	-28.1955	x5:	17.2503	x6:	20.7895	x7:	2.15603	x8:	-21.3623	x9:	-8.6407	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.0465	x1:	-23.3474	x2:	-39.5119	x3:	-63.0263	x4:	-25.3247	x5:	16.1647	x6:	20.7895	x7:	2.8522	x8:	-24.9594	x9:	-12.5904	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.9332	x1:	-23.368	x2:	-41.7971	x3:	-60.1047	x4:	-27.4914	x5:	20.2953	x6:	20.7895	x7:	-3.1085	x8:	-22.3104	x9:	-12.0377	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.4616	x1:	-24.0449	x2:	-39.4701	x3:	-62.843	x4:	-25.6662	x5:	16.551	x6:	20.7895	x7:	2.32089	x8:	-25.9022	x9:	-12.029	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.0807	x1:	-21.0057	x2:	-39.1192	x3:	-60.4343	x4:	-25.6401	x5:	14.5194	x6:	20.7895	x7:	2.15489	x8:	-16.7585	x9:	-13.2443	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.3031	x1:	-21.8035	x2:	-39.3495	x3:	-58.0992	x4:	-24.4698	x5:	14.3123	x6:	20.7895	x7:	2.05916	x8:	-27.2721	x9:	-11.9125	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.683	x1:	-28.5453	x2:	-45.8432	x3:	-60.1679	x4:	-30.7914	x5:	19.937	x6:	20.7895	x7:	4.57329	x8:	-23.2906	x9:	-7.26575	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-34.3888	x1:	-22.6287	x2:	-49.1497	x3:	-50.5265	x4:	-30.4287	x5:	19.2088	x6:	20.7895	x7:	5.33064	x8:	-24.4042	x9:	-12.6174	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.0989	x1:	-27.2809	x2:	-40.9442	x3:	-56.633	x4:	-30.6993	x5:	19.2698	x6:	20.7895	x7:	0.287578	x8:	-21.4093	x9:	-9.2811	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.3077	x1:	-22.3808	x2:	-44.3386	x3:	-51.0327	x4:	-29.6938	x5:	19.2903	x6:	20.7895	x7:	2.52383	x8:	-21.6684	x9:	-11.048	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.8212	x1:	-22.3409	x2:	-43.54	x3:	-55.0378	x4:	-31.3754	x5:	19.7644	x6:	20.7895	x7:	2.02445	x8:	-21.9668	x9:	-8.52793	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-36.2738	x1:	-25.2487	x2:	-40.1979	x3:	-62.1508	x4:	-24.575	x5:	13.8083	x6:	20.7895	x7:	0.888972	x8:	-20.3745	x9:	-11.9138	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.683	x1:	-28.5453	x2:	-45.8432	x3:	-60.1679	x4:	-30.7914	x5:	19.937	x6:	20.7895	x7:	4.57329	x8:	-23.2906	x9:	-7.26575	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.632	x1:	-25.7699	x2:	-44.567	x3:	-56.9204	x4:	-28.3159	x5:	15.9508	x6:	20.7895	x7:	0.321291	x8:	-24.1529	x9:	-8.35222	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.4186	x1:	-22.3994	x2:	-46.0077	x3:	-58.2679	x4:	-28.7159	x5:	20.821	x6:	20.7895	x7:	-0.944515	x8:	-21.4066	x9:	-11.9222	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.2454	x1:	-22.451	x2:	-44.3188	x3:	-50.9214	x4:	-29.498	x5:	19.2433	x6:	20.7895	x7:	2.54006	x8:	-21.66	x9:	-11.233	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-39.1668	x1:	-22.2758	x2:	-48.3503	x3:	-51.0881	x5:	18.5491	x6:	20.7895	x7:	-1.5998	x8:	-18.4666	x9:	-10.2327	f:	-3.92706	Phi:	0		
x0:	-37.0423	x1:	-22.456	x2:	-45.4447	x3:	-56.9022	x4:	-26.2292	x5:	21.0088	x6:	20.7895	x7:	0.215574	x8:	-23.8202	x9:	-10.4801	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.683	x1:	-28.5453	x2:	-45.8432	x3:	-60.1679	x4:	-30.7914	x5:	19.937	x6:	20.7895	x7:	4.57329	x8:	-23.2906	x9:	-7.26575	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-37.7645	x1:	-22.6228	x2:	-43.3154	x3:	-54.8493	x4:	-31.4388	x5:	19.6021	x6:	20.7895	x7:	2.34013	x8:	-22.8114	x9:	-8.67672	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-33.2242	x1:	-28.8957	x2:	-39.828	x3:	-61.9999	x4:	-24.1712	x5:	18.0648	x6:	20.7895	x7:	4.03931	x8:	-25.2901	x9:	-11.7496	f:	-3.92706	Phi:	0
x0:	-35.7605	x1:	-21.6218	x2:	-44.2771	x3:	-50.738	x4:	-28.8395	x5:	16.6296	x6:	20.7895	x7:	2.00836	x8:	-21.241	x9:	-11.6716	f:	-3.92706	Phi:	0

CONCLUSIONES

Estado del arte

Método	100 %	Cercano	0 %
UDE	21	1	6
εL_SHADE	21	3	4
εLDE_EDMv_2	23	1	4

Si bien εLDE_EDMv_2 fue el que mayor SR obtuvo, no significa que fue el que encontró la solución, de hecho en algunas funciones la media de la evaluación de las funciones es considerable, sin embargo en lo que concierne a εL_SHADE encuentra mejores puntos los cuales son mejores.

Ambos métodos lograron superar a UDE en cuanto a llegar a regiones factibles, pero no en cuanto al mejor punto encontrado en algunas de las funciones.

Diversidad

La primera versión del manejo de la distancia no obtenía buenos resultados, pues el algoritmo la mayoría del tiempo sólo se enfocaba en mantener diversidad por lo que no se le permitía al algoritmo intensificar en regiones prometedoras. Al modificar el manejo de la distancia se lograron obtener mejoras considerables como intensificar en regiones factibles, esto se debe a que la modificación realizada la mitad de la ejecución exploraba y la otra mitad nos enfocábamos en intensificar.

Nivel de ε

Al cambiar el manejo de la distancia para la diversidad, afectó el método pues este debía de reducir el manejo del nivel de ε pasando de $0.7 \cdot \max FES$ a $0.5 \cdot \max FES$. Los restantes tres conservaron mantener el nivel de $\varepsilon 0.7 \cdot \max FES$.

Problemáticas

Al realizar un análisis sobre la convergencia sobre las variables es posible notar que en el caso de la función 15 con el algoritmo εL_SHADE una variable convergió y para εLDE_EDMv_2 fueron 4, por lo que a partir de esto podemos concluir que el εL_SHADE mantiene una mejor diversidad al final y permite intensificar más y no estancarse como lo hace εLDE_EDMv_2 .

Trabajo a Futuro

Se mostraron dos formas de obtener $\phi(\vec{x})$ se probaron todos los algoritmos con la primera opción, por lo que se plantea la posibilidad de la utilizar la segunda y proponer otra la cual le de mayor peso a las restricciones de mayor peso.

Se agregarán nuevos operadores de mutación los cuales nos puedan a ayudar en nuestros fines, por ejemplo $DE/rand/1/bin$ le da mayor peso a explorar y $DE/best/1/bin$ a intensificar.

Al modificar el manejo de la distancia para la diversidad se se obtuvieron mejoras, por lo que se plantea que el manejo

de ella sea autoadaptativa.

Evitar la convergencia entre variables para evitar estancamientos.

Se plantea la posibilidad de crear un nuevo método a partir el cual evite los fallos detectados.

REFERENCIAS

- [1] T. Takahama and S. Sakai, "Constrained optimization by the ε constrained differential evolution with an archive and gradient-based mutation", IEEE Congress on Evolutionary Computation, Barcelona, 2010, pp. 1-9.
- [2] Trivedi, Anupam & Sanyal, Krishnendu and Verma, Pranjal & Srinivasan, D. (2017). A unified differential evolution algorithm for constrained optimization problems. 1231-1238. 10.1109/CEC.2017.7969446.
- [3] A. Viktorin, R. Senkerik, M. Pluhacek, T. Kadavy and A. Zamuda, "Distance based parameter adaptation for differential evolution," 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Honolulu, HI, 2017, pp. 1-7.
- [4] Segura, C., Coello, C.A.C., Segredo, E., Aguirre, A.H.: A novel diversity-based replacement strategy for evolutionary algorithms. IEEE transactions on cybernetics 46(12), 3233–3246 (2016)