

# حل مسئله چند هدفه با قید

ستاره روشن

(خط ۷ و ۸) است. سپس قسمت `evaluate` خواهد بود که شامل مینیم کردن دو هدف  $f^1$  و  $f^2$  است (مسئله اصلی ماکزیم کردن این دو که با ضرب یک منفی با مینیم کردن در واقع ماکزیم را بدست می‌آوریم). برای هر کشور چک می‌شود و اهمیت هر کود با توجه به مکانی که قرار دارد با مقادیر قبل جمع می‌شود. باید خاطر نشان کرد که در این کتابخانه اول تمامی جمعیت به این تابع داده می‌شود پس نیاز است آرایه‌ای به اندازه تعداد جمعیت برای  $f^1$  و  $f^2$  در نظر گرفته بشود (خط ۱۱ و ۱۲). در آخر  $f^1$  (دسترس پذیری) و  $f^2$  (بهروری) در آرایه خط ۲۳ کنار هم به ازای هر عضو جمعیت قرار می‌گیرند.

اما اینجا ما دو قید داریم که برای `handle` کردن این قیود از پנالتی باینری استفاده شده است. در قید اول  $g^1$  که در واقع همان کنترل نیامدن کودهای مقایر در کروموزوم که خطوط ۱۹، ۲۰، ۲۱ و ۲۲ همچنین ۳۱ مربوط هستند به این قید. طرز کار به اینصورت است که نگاه میکند اگر ژنی در آرایه `conflict` آمده باشد آنگاه یک واحد به `flag` اضافه میکند و بعد به ژن بعد رفته اگر دوباره ژنی در `conflict` باشد در این کروموزوم آنگاه در خط ۳۱ جریمه میکند این عضو را و `flag` برای هر عضو `reset` می‌گردد.

در `handle` قید دوم  $g^2$  که اگر کودی در بهروری محصول اثر نداشته باشد نمی‌تواند در کروموزوم موجود باشد پس باید جریمه بشود. در خط ۲۹ و ۳۰ می‌توان آن را دید.

```
1 class MyProblem(Problem):
2
3     def __init__(self):
4         super().__init__(n_var=18,
5                          n_obj=2,
6                          n_constraints=0,
7                          xl=np.array([0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]),
8                          xu=np.array([23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23,23]))
9
10    def evaluate(self, X, out, *args, **kwargs):
11        f1 = np.zeros(X.shape[0])
12        f2 = np.zeros(X.shape[0])
13        g1 = np.ones(X.shape[0])
14        g2 = np.ones(X.shape[0])
15        flag = 0
16        for p in range(X.shape[0]):
17            flag = 0
18            for i in range(18):
19                temp = np.where(conflict == X[p,i])
20                temp = temp[0]
21                if temp.size == 0:
22                    flag += 1
23
24            for j in range(459):
25                if samples[j,1] == X[p,1] and samples[j,7] == 'rice':
26                    f1[p] += -(samples[j,4] * (18 - 1))
27                    f2[p] += -(samples[j,6] * (18 - 1))
28                    # print('hi')
29                    if samples[j,6] == 0.0:
30                        g2[p] = 0
31
32            if flag > 1:
33                g1[p] = 0
34
35        out["F"] = np.column_stack([f1, f2])
36        out["G"] = np.column_stack([g1, g2])
37
38    problem = MyProblem()
```

شکل ب. تعریف مسئله با تابع پنالتی

## ۲-۱. الگوریتم‌ها

این قسمت بسیار ساده و صریح است. تنها نیاز است الگوریتم فراخوانی `import` شود (شکل ت). با الگوریتم `NSGA2` آغاز میکنیم نیاز است از

چکیده — در این گزارش به بررسی عملکرد هفت الگوریتم تکاملی بر روی مسئله یافتن ترتیب کودها با ماکزیمم دسترس پذیری همچنین ماکزیمم بهروری به اضافه دو قید خواهیم پرداخت. در این تمرین از دو روش `direct` و `indirect` در تامین قیود استفاده کردیم.

## ۱. پیش پردازش‌ها

در ابتدا دیتاستی را که در `task` چهارم بدست آورده بودیم فراخوانی می‌کنیم. سپس در آرایه قرار داده و روی اسامی کودها و کشورها `factorize` انجام می‌دهیم.

```
[4]: 1 df = pd.read_excel("C:\Users\mcf\OneDrive\Desktop\Availability_Brazil.xlsx")
2 samples = np.asarray(df)

[6]: 1 df
```

	country	Fertilizers	Imports&Product	Export	Availability	Use	x	product	total earn
0	Brazil	Ammonia, anhydrous	24144572.05	399105.28	23745415.77	2571549.00	0.924488	rice	2.781594e+06
1	Brazil	Ammonium nitrate (AN)	21540410.92	214025.05	21331791.27	13821890.37	4.969055	rice	2.781594e+06
2	Brazil	Ammonium sulphate	30988444.53	53840.25	30934004.28	22805149.59	8.198592	rice	2.781594e+06
3	Brazil	Calcium ammonium nitrate (CAN) and other modu...	2020987.02	10844.03	2010142.99	1104236.84	0.418550	rice	2.781594e+06
4	Brazil	Diammonium phosphate (DAP)	6948831.81	148854.13	6799977.88	4846157.53	1.742223	rice	2.781594e+06
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
455	Mexico	Sodium nitrate	32779.02	1030.91	31748.11	0.00	0.000000	WHEAT	5.100931e+05
456	Mexico	Superphosphates above 35%	622825.23	2467787.77	-1844962.54	811919.38	1.589838	WHEAT	5.100931e+05
457	Mexico	Superphosphates, other	0.00	0.00	0.00	21682383.00	42.458774	WHEAT	5.100931e+05
458	Mexico	Urea	21917270.86	303460.75	21613810.11	8931655.72	17.489281	WHEAT	5.100931e+05

شکل ا فراخوانی دیتاست. سائز دیتاست به اندازه ۴۶۰ در ۹ می‌باشد.

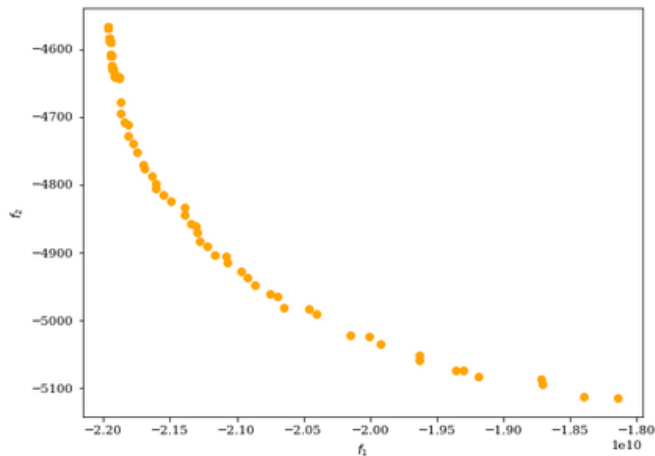
در گام بعد هر کروموزوم بصورت زیر خواهد بود که شامل ۱۸ ژن می‌باشد. کود در آلل (allel) شماره ۰، کودی با بیشترین اهمیت از نظر دسترس پذیری و بهروری خواهد بود. اگر کشوری شامل کودی نباشد در محاسبه `fitness` کود محاسبه نخواهد شد. کروموزوم زیر کروموزومی فرضی است که در آن کود شماره یک دارای بیشترین اهمیت و کود شماره ۱۸ دارای کمترین اهمیت است. در اصل ما ۲۳ کود داریم که فرض شده ۵ تا از این کودها باهم مقایرت دارند و در اثر ترکیب اثرات مخربی خواهند داشت پس در هر کروموزوم حداکثر یکی از این کودها می‌تواند موجود باشد.

```
1 conflict = np.array([1,23,14,10,19])
```

کود شماره	کود شماره	...	کود شماره	کود شماره
مجدد	هفده	چهار	سه	دو
کود شماره	یک	کود شماره	کود شماره	کود شماره

## ۲. تعریف مسئله با تابع پنالتی

در این بخش ما به تعریف مسئله خواهیم پرداخت. در `pymoo` نیاز است که تعداد متغیرها، اهداف و حد بالا و پایین متغیرها تعریف شود. در این قسمت با استفاده از تابع `super` این کار انجام شده که برای تمام الگوریتم‌های ثابت است در این مسئله خاص. مسئله ما دارای ۲۳ متغیر (خط ۴)، دو هدف (خط ۵)، بدون قید (خط ۶)، و کران پایین ۰ و کران بالای ۲۳ برای هر متغیر



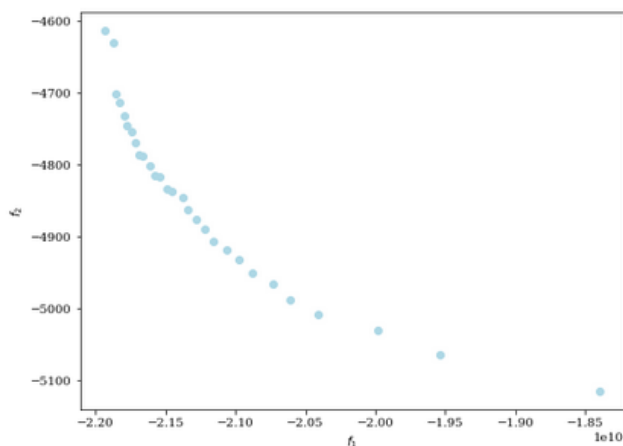
شکل ح. نمودار pareto front برای  $\text{RNSGA}_2$  (محور عمودی بهروری و محور افقی دسترس پذیری)

الگوریتم بعدی  $\text{NSGA}_3$  است. اینجا باید به ۱۰۰ reference direction داشته باشیم (خط ۲) و بقیه پارامترها مشابه جدول آ، است.

```
1 from pymoo.algorithms.nsga3 import NSGA3
2 ref_energy = get_reference_directions("energy", 2, 100, seed=1)
3 algorithm_energy = NSGA3(pop_size=100, sampling=get_sampling("perm_random"),
4 crossover=get_crossover("perm_ox"),
5 mutation=get_mutation("perm_inv"),
6 eliminate_duplicates=True,
7 ref_dirs=ref_energy,
8 normalization='front')
9 res_NSGA3_energy = minimize(problem, algorithm_energy, Termination = ("n_gen", 200),
10 seed = 1, verbose = False, save_history=True)
11 plot = Scatter()
12 plot.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
13 plot.add(res_NSGA3_energy.F, color="lightblue")
14 plot.show()
```

شکل خ. فراخوانی الگوریتم  $\text{NSGA}_3$

در شکل زیر pareto front این الگوریتم دیده می‌شود.



شکل د. نمودار pareto front برای  $\text{NSGA}_3$  (محور عمودی بهروری و محور افقی دسترس پذیری)

در الگوریتم  $\text{UNSGA}_3$  می‌پردازیم. پارامترها شبیه به جدول آ، استفاده شده‌اند. و reference direction نیز در خط ۲ تعریف شده است.

```
1 from pymoo.algorithms.unsga3 import UNSGA3
2 ref_energy = get_reference_directions("energy", 2, 100, seed=1)
3 algorithm = UNSGA3(pop_size=100, sampling=get_sampling("perm_random"),
4 crossover=get_crossover("perm_ox"),
5 mutation=get_mutation("perm_inv"),
6 eliminate_duplicates=True,
7 ref_dirs=ref_energy,
8 normalization='front')
9 res_UNSGA3_energy = minimize(problem, algorithm, Termination = ("n_gen", 200),
10 seed = 1, verbose = False, save_history=True)
11 plot = Scatter()
12 plot.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
13 plot.add(res_UNSGA3_energy.F, color="pink")
14 plot.show()
```

شکل ذ. الگوریتم  $\text{UNSGA}_3$

و pareto front در شکل زیر آمده است.

Myproblem در بخش قبل یک شی ساخته شود (خط ۱). در خط دوم مقادیری به الگوریتم داده به ترتیب، اندازه جمعیت (برابر ۱۰۰)، نوع representation (در اینجا permutation که اول بصورت رندوم)، سپس crossover (در اینجا تغییر order)، سپس جهش (در این جا برعکس کردن).

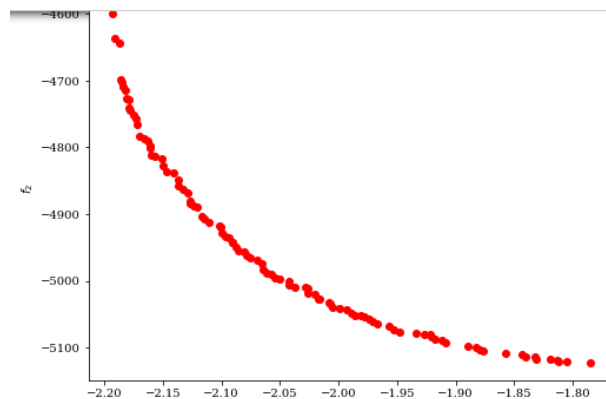
جدول آ. پارامترهای مورد استفاده

Representation	Permutation
crossover	Order
mutation	Inverse
Population size	۱۰۰
Initial population	Random
Termination	۲۰۰ generation

```
1 from pymoo.algorithms.nsga2 import NSGA2
2 algorithm = NSGA2(pop_size=100, sampling=get_sampling("perm_random"),
3 crossover=get_crossover("perm_ox"),
4 mutation=get_mutation("perm_inv"),
5 eliminate_duplicates=True)
6 res_NSGA2 = minimize(problem, algorithm, Termination = ("n_gen", 200),
7 seed = 1, verbose = False, save_history=True)
8 #print(res_NSGA2.F)
9 plot = Scatter()
10 plot.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
11 plot.add(res_NSGA2.F, color="red")
12 plot.show()
```

شکل ت. فراخوانی الگوریتم  $\text{NSGA}_2$

نتایج در خط ۶ ذخیره می‌شود. خطوط ۷، ۸، ۹ و ۱۰ نمودار pareto front را برای ما رسم خواهند کرد (شکل ث).



شکل ث. نمودار pareto front برای  $\text{NSGA}_2$  (محور عمودی بهروری و محور افقی دسترس پذیری)

حال به بررسی الگوریتم  $\text{RNSGA}_2$  می‌پردازیم. پارامترها شبیه به جدول آ، استفاده خواهد شد تنها اینجا ref points با مقادیر قابل مشاهده در خط ۳ و همچنین مقدار اپسیلون به پیشنهاد خود مقاله ۰.۰۱ انتخاب شده. نتیجه pareto front در شکل ح مشاهده می‌کنید.

```
1 from pymoo.algorithms.rnsga2 import RNSGA2
2
3 ref_energy = get_reference_directions("energy", 2, 100, seed=1)
4 algorithm_energy = RNSGA2(pop_size=100, sampling=get_sampling("perm_random"),
5 crossover=get_crossover("perm_ox"),
6 mutation=get_mutation("perm_inv"),
7 eliminate_duplicates=True,
8 ref_points = ref_energy, epsilon=0.01,
9 normalization='front')
10 res_RNSGA2_energy = minimize(problem, algorithm_energy, Termination = ("n_gen", 200),
11 seed = 1, verbose = False, save_history=True)
12 plot = Scatter()
13 plot.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
14 plot.add(res_RNSGA2_energy.F, color="Orange")
15 plot.show()
```

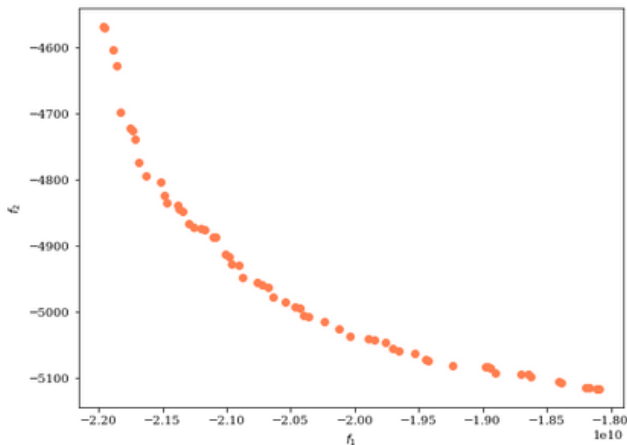
شکل ج. الگوریتم  $\text{RNSGA}_2$

```

1 from pymoo.algorithms.ctaea import CTAEA
2
3 ref_dirs = get_reference_directions("energy", 2, 100)
4
5 algorithm = CTAEA(sampling=get_sampling("perm_random"),
6                  crossover=get_crossover("perm_cx"),
7                  mutation=get_mutation("perm_inv"),
8                  eliminate_duplicates=True,
9                  ref_dirs=ref_dirs)
10 res_CTAEA = minimize(problem, algorithm, termination=('n_gen', 200), verbose = False, save_history=True)
11 plt = Scatter()
12 plt.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
13 plt.add(res_CTAEA.F, color="coral")
14 #plt.add(ref_points)
15 plt.show()

```

شکل ش. الگوریتم CTAEA



شکل ص. نمودار pareto front برای CTAEA (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ )

الگوریتم آخر RNSGA<sup>۳</sup> می‌باشد. که باز هم مانند قبل بازنمایی و جهش و... طبق جدول آ است. و reference point هایی که در خط ۳ می‌بینید.

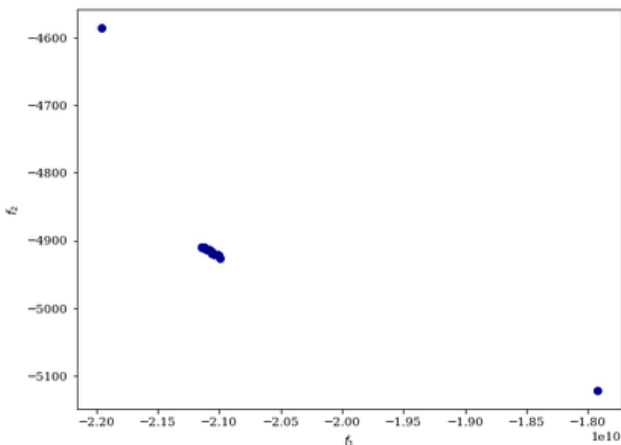
```

1 from pymoo.algorithms.rnsga3 import RNSGA3
2
3 ref_energy = get_reference_directions("energy", 2, 12)
4 algorithm_energy = RNSGA3(ref_points = ref_energy, pop_per_ref_point = 90,
5                           sampling=get_sampling("perm_random"),
6                           crossover=get_crossover("perm_cx"),
7                           mutation=get_mutation("perm_inv"),
8                           eliminate_duplicates=True)
9 res_energy = minimize(problem, algorithm_energy, Termination = ("n_gen", 200),
10                      seed = 1, verbose = False, save_history=True)
11 plt = Scatter()
12 plt.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
13
14 plt.add(res_energy.F, color="darkblue")
15 #plt.add(ref_points)
16 plt.show()

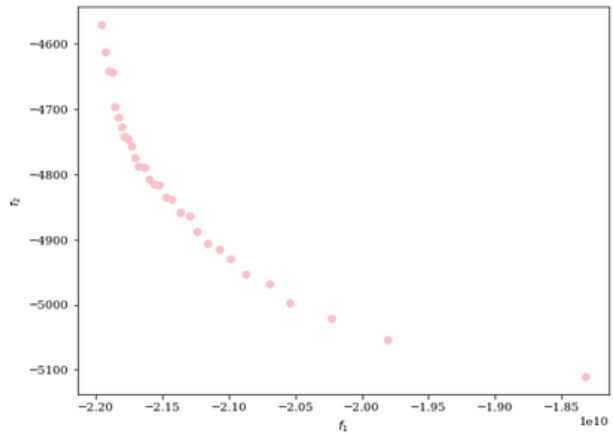
```

شکل ض. الگوریتم RNSGA<sup>۳</sup>

در شکل زیر pareto front این الگوریتم مشاهده می‌شود. که نتیجه زیاد مطلوب نیست اما از MOEAD بهتر است.



شکل ط. نمودار pareto front برای RNSGA<sup>۳</sup> (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ )



شکل ر. نمودار pareto front برای RNSGA<sup>۲</sup> (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ )

در الگوریتم MOEAD نیز روال به همان منوال است منتها در این الگوریتم نتیجه مطلوبی به هیچ وجه مشاهده نشد.

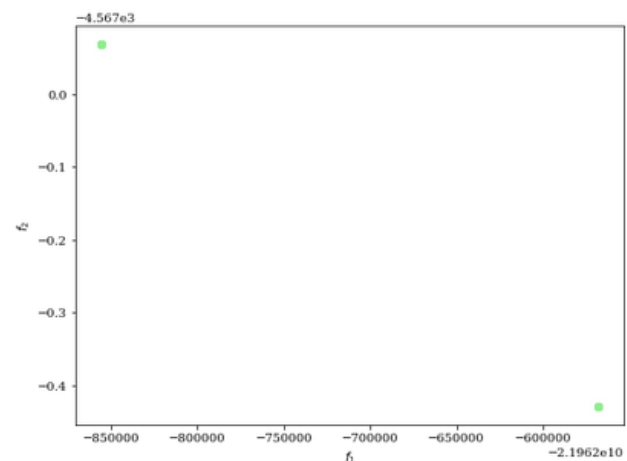
```

1 from pymoo.algorithms.moea import MOEAD
2 algorithm_energy = MOEAD(get_reference_directions("energy", 2, 100),
3                          n_neighbors=20,
4                          decomposition="pbi",
5                          prob_neighbor_mating=0.7, pop_size = 100, seed=1, sampling=get_sampling("perm_random"),
6                          crossover=get_crossover("perm_cx"), mutation=get_mutation("perm_inv"), eliminate_duplicates=True)
7 res_MOEAD_energy = minimize(problem, algorithm_energy, termination=('n_gen', 200),
8                             verbose = False, save_history=True)
9 plt = Scatter()
10 plt.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
11 plt.add(res_MOEAD_energy.F, color="lightgreen")
12 #plt.add(ref_points)
13 plt.show()

```

شکل ز. الگوریتم MOEAD

و pareto front این الگوریتم را در شکل زیر آمده است و تعداد اعضا بسیار نامناسب است. به این امید که وضع مجموعه پاسخها بهتر بشود از reference point سه بعدی انتخاب کردیم اما در پاسخها بهبودی مشاهده نشد.

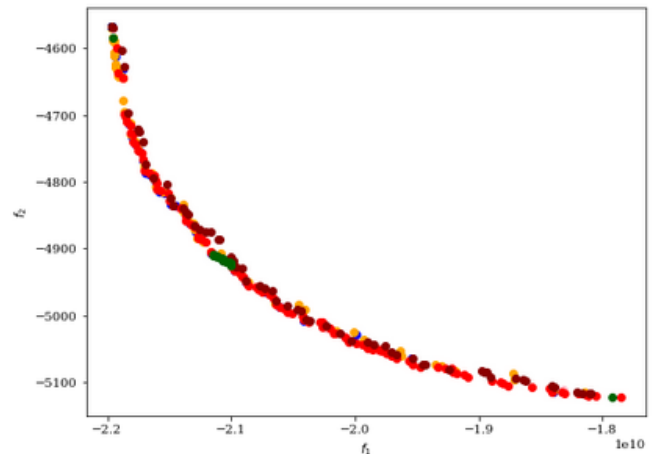


شکل س. نمودار pareto front برای MOEAD (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ )

الگوریتم بعدی که مورد استفاده قرار گرفته است الگوریتم CTAEA است. در این الگوریتم تمامی پارامترها به مانند قبل انتخاب شده است. در pareto front این الگوریتم مشاهده می‌گردد که تعداد پاسخها از MOEAD بهتر است.

## ۲-۲. نتیجه‌گیری

در این قسمت با مقایسه pareto front الگوریتم‌ها متوجه می‌توان شد که تعداد زیادی از الگوریتم‌ها pareto front مشابه داشتند اما بطور کل MOEAD عملکرد بدتری داشت و NSGA<sup>۲</sup> که قرمز است در شکل زیر عملکرد خوبی داشت.

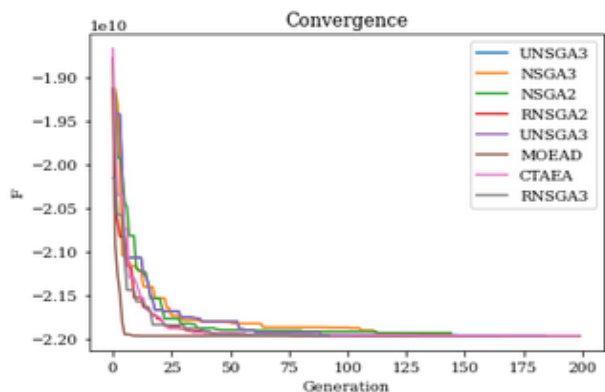


شکل ظ. مقایسه pareto front الگوریتم‌ها. (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ ). نقاط قرمز مربوط به NSGA<sup>۲</sup>، صورتی UNSGA<sup>۳</sup>، آبی NSGA<sup>۳</sup>، نارنجی RNSGA<sup>۲</sup>، قرمز تیره یا همان قهوه‌ای CTAEA، آبی تیره MOEAD و در آخر سبز تیره RNSGA<sup>۳</sup>.

```
1 plot = Scatter()
2 plot.add(problem.pareto_front(), plot_type="line", color="black", alpha=0.7)
3 plot.add(res_UNSGA3_energy.F, color="pink", label="UNSGA3")
4 plot.add(res_NSQA3_energy.F, color="blue", label="NSQA3")
5 plot.add(res_RNSGA2_energy.F, color="Orange", label="RNSGA2")
6 plot.add(res_NSQA2.F, color="red", label="NSQA2")
7 plot.add(res_MOEAD_energy.F, color="darkblue", label="MOEAD")
8 plot.add(res_CTAEA.F, color="darkred", label="CTAEA")
9 plot.add(res_energy.F, color="darkgreen", label="RNSGA3")
10
11 plot.show()
```

شکل ع. کد مربوط به تمامی pareto front

همچنین از لحاظ همگرایی الگوریتم‌ها بصورت شکل زیر می‌باشند. که همگرایی MOEAD از همه بهتر است. اما چون pareto front مطلوبی ارائه نمی‌کند. RNSGA<sup>۳</sup> از همه بهتر است در همگرایی خط مشکی.



شکل غ مقایسه همگرایی الگوریتم‌ها. محور افقی نمایانگر تعداد نسل‌ها و نمودار عمودی نمایانگر هدف است.

## ۳. تعریف مسئله با تعمیر

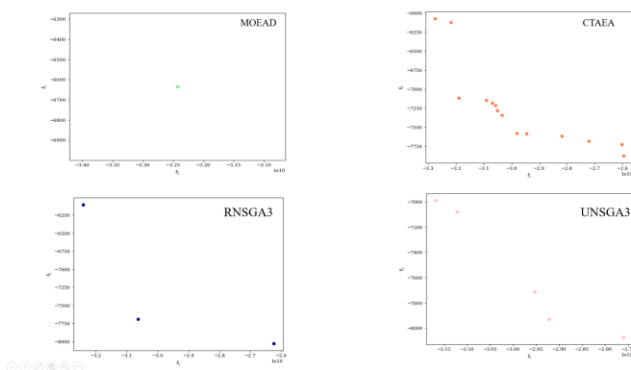
این بخش نیز تمامی مسائل قیل از قیدش مانند بخش ۲ است اما در قید بجای penalty ما کروموزوم را repair کردیم. به این صورت که در خطوط ۲۳ تا ۳۰ تأمین شده به اینصورت که اگر کروموزومی شامل دو عضو از conflict باشد بصورت random یک عدد کد انتخاب شده و چک می‌شود که نه در کروموزوم و نه در conflict موجود باشد. در قید دوم که مربوط به بهرووری بود باید در این قید دوباره کودی که در بهرووری برنج یا هر محصول دیگر تأثیر ندارد حذف گردد و جای خود را به موثر بدهد.

```
10 def _evaluate(self, X, out, *args, **kwargs):
11     f1 = np.zeros(X.shape[0])
12     f2 = np.zeros(X.shape[0])
13     g1 = np.ones(X.shape[0])
14     g2 = np.ones(X.shape[0])
15     flag = 0
16     for p in range(X.shape[0]):
17         flag = 0
18         for i in range(17):
19             temp = np.where(conflict == X[p,i])
20             temp = temp[0]
21             if temp.size != 0:
22                 while (True):
23                     num = random.randrange(0,22)
24                     temp = np.where(conflict == num)
25                     temp = temp[0]
26                     temp2 = np.where(X[p,:] == num)
27                     temp2 = temp2[0]
28                     if temp.size == 0 and temp2.size == 0:
29                         X[p,i] = num
30                         break
31         for j in range(459):
32             if samples[j,1] == X[p,i] and samples[j,7] == 'rice':
33                 if samples[j,6] == 0.0:
34                     while (True):
35                         num = random.randrange(0,22)
36                         temp = np.where(conflict == num)
37                         temp = temp[0]
38                         temp2 = np.where(X[p,:] == num)
39                         temp2 = temp2[0]
40                         if temp.size == 0 and temp2.size == 0:
41                             X[p,i] = num
42                             break
43             else:
44                 f1[p] += -(samples[j,4] * (18 - i))
45                 f2[p] += -(samples[j,6] * (18 - i))
46
47
48
49
```

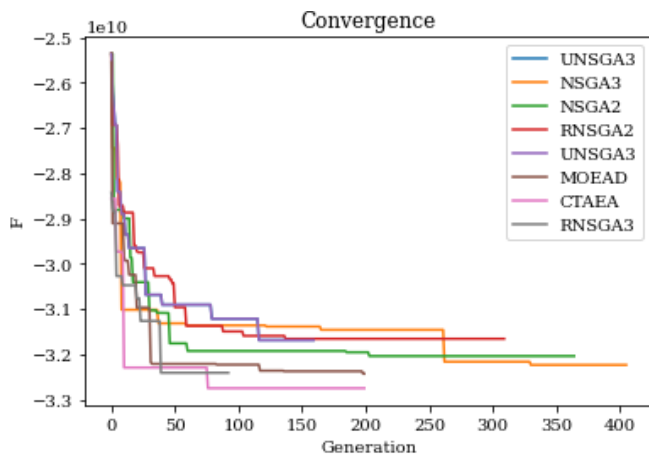
شکل ف. عریف مسئله با repair

## ۳-۱. الگوریتم‌ها

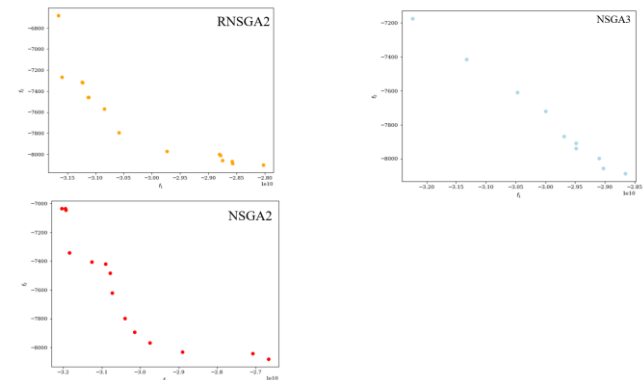
تمامی کدها با الگوریتم‌های بخش قبل دست نخورده باقی مانده است این قسمت تنها به مشاهده و مقایسه نتایج خواهیم پرداخت.



شکل ق. نتایج حاصل از اجرای مسئله با قید با استفاده از repair روی الگوریتم‌های RNSGA<sup>۳</sup>، CTAEA، UNSGA<sup>۳</sup> و MOEAD



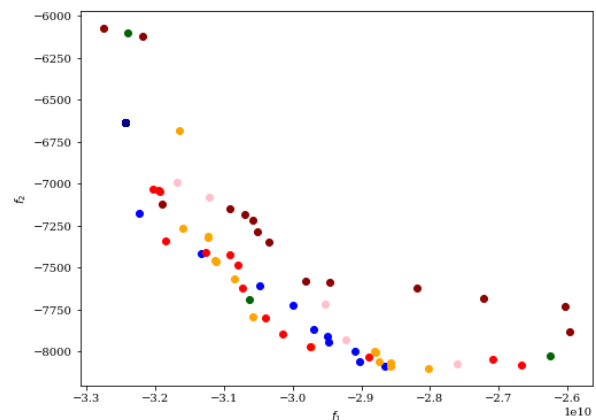
شکل م. مقایسه همگرایی الگوریتم‌ها. محور افقی نمایانگر تعداد نسل‌ها و نمودار عمودی نمایانگر هدف است



شکل ک. ن. نتایج حاصل از اجرای مسئله با قید با استفاده از repair روی الگوریتم‌های NSGA<sup>۲</sup>، RNSGA<sup>۳</sup> و NSGA<sup>۳</sup> می‌باشد.

### ۳-۲. نتیجه‌گیری

در این قسمت می‌توان با استفاده از نتیجه‌گیری حل مسئله قبل متوجه این شد که این مسئله با استفاده از repair مناسب جواب نمی‌دهد. کد مانند شکل ع است.



شکل ل. مقایسه pareto front الگوریتم‌ها. (محور عمودی  $f_2$  و محور افقی  $f_1$ ). نقاط قرمز مربوط به NSGA<sup>۲</sup>، صورتی UNSGA<sup>۳</sup>، آبی NSGA<sup>۳</sup>، نارنجی RNSGA<sup>۲</sup>، قرمز تیره با همان فیهوای CTAEA، آبی تیره MOEAD و در آخر سبز تیره RNSGA<sup>۳</sup>.

با مقایسه شکل ل شکل ظ می‌توان نتیجه گرفت این مسئله با پناستی جواب‌های بهتر و بیشتری می‌دهد.

درباره همگرایی نیز می‌توان گفت CTAEA از همه عملکرد بهتری داشت و زودتر همگرا شده است (روی مسئله حل کردن قید با repair).