Portfolio Optimization

آراد وزیرپناه - سید علی حسینی

۲۵ تیر ۱۴۰۳

خلاصه:

در این گزارش قصد داریم مسئله Portfolio Optimization یا همان مسئله پرتفوی را با الگوریتم های مختلف مانند الگوریتم ژنتیک، تبرید شبیهسازی شده (Simulated annealing)، بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) و همچنین الگورتیم تبرید شبیهسازی شده تعمیم یافته و ترکیبی از این الگوریتمها را با الگوریتم ژنتیک، بررسی کنیم. و سپس نتایج آن را با دنیای واقعی مقایسه کنیم تا ببینیم که آیا عملکرد خوبی داشته یا خیر.

مقدمه:

مسئله پرتفوی یک مسئله بهینهسازی در زمینه سرمایهگذاری است که هدف آن تعیین ترکیب بهینه داراییها در یک پرتفو (مجموعه از سرمایهگذاریها) به منظور دستیابی به حداکثر بازده یا کمترین ریسک است. در این مسئله، سرمایهگذار باید تصمیم بگیرد که سرمایه خود را بین داراییهای مختلف تقسیم کند تا نسبت به حداکثر کردن بازده مورد انتظار یا کاهش دادن ریسک کلی سرمایهگذاری خود عمل کند.

در این مسئله، عواملی مانند بازده مورد انتظار، واریانس، همبستگی بین داراییها و محدودیتهایی مانند سقف سرمایه، محدودیتهای مالی و سایر محدودیتها باید در نظر گرفته شوند. با استفاده از تکنیکهای بهینه سازی، مانند برنامهریزی خطی یا برنامهریزی غیرخطی، ترکیب بهینه داراییها به منظور دستیابی به هدف مورد نظر محاسبه میشود.

مسئله پرتفوی در زمینه مدیریت سرمایه و سرمایه گذاری بسیار مهم است و به کمک روشهای بهینهسازی و تحلیل مالی، سرمایه گذاران می توانند ترکیبی از داراییهای مختلف را انتخاب کنند که هم تحت محدودیتهای مختلف قرار داشته باشند و هم بهینهسازی شده باشند.

همچنین در این مسئله ما یک دو داده ورودی داریم و انتظار داریم با استفاده از این دو داده، سرمایه گذاری را به گونهای بهینه کنیم که بیشترین سود و کمترین ضرر را داشته باشیم. حال داده ها به این صورت هستند:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
-0.004	0.009	0.019	0.009	0.003	-0.004	0.008	-0.003	0.011	0.015

جدول ۱: سود به ازای یک واحد خرید از هر ارز

همچنین ماتریس کوواریانس که بیان می کند وابستگی بین هر ارز با دیگری، چه مقدار است.

	втс	ETHER	BNB	XRP	cardano	Dogecoin	Solana	Litecoin	TRON	polygon
BTC	0.006767	0.006637	0.004294	0.002996	0.006355	0.006678	0.011359	0.005337	0.003300	0.006084
ETHER	0.006637	0.008962				0.009988	0.012955	0.006030		0.008208
BNB	0.004294	0.005332	0.006423	0.002526	0.005652	0.007042		0.006043	0.002859	0.006623
XRP				0.006748	0.004102	0.004248	0.008098		0.001575	0.003212
cardano	0.006355	0.007932	0.005652	0.004102	0.010016	0.010820	0.014545	0.006953	0.003611	0.008979
Dogecoin	0.006678	0.009988	0.007042	0.004248						0.008687
Solana		0.012955		0.008098	0.014545	0.015195		0.010946	0.007342	0.013879
Litecoin		0.006030	0.006043		0.006953		0.010946			0.007670
TRON	0.003300		0.002859	0.001575	0.003611	0.003976	0.007342	0.003307	0.003068	0.003940
polygon	0.006084		0.006623	0.003212	0.008979	0.008687			0.003940	0.013594

انواع مدل:

سه مدل بهینه سازی می توان برای این مسئله ارائه داد. در همه این مدل ها، ما سود و ریسک داریم. که سود به این صورت تعریف می شود:

$$\mu^T x$$

که μ همان آرایه سود یا برگشت توقع شده، است. و همچنین x، آرایه سرمایه گذاری ماست. همچنین ریسک بدین صورت تعریف میشود:

$$x^T C x$$

که C همان ماتریس کوواریانس است. در همه مدلها، این شرط که جمع اعضای آرایه سرمایه گذاری برابر ۱ باشد، برقرار است.

مدل اول:

این مدل، سود را ماکزیمم می کند در حالی که ریسک از مقداری کم تر باشد.

$$max \mu^T x$$

s.t.
$$x^T C x < r_0$$

$$\sum_{j=1}^{k} x_j = 1$$
 and $x_j \ge 0, j = 0, 1, 2, \dots$

مدل دوم:

در این مدل، ریسک کمینه می شود در حالی که سود از حدی بیشتر باشد.

$$min x^T C x$$

s.t.
$$\mu^T x \ge l_0$$

$$\sum_{j=1}^{k} x_j = 1$$
 and $x_j \ge 0, j = 0, 1, 2, \dots$

مدل سوم:

در این مدل تابعی دیگر بهینه میشود که در آن، β ، یک ضریب است با توجه به اینکه کدام یک از ریسک یا سود بیشتر برای ما اهمیت دارد.

$$min \ x^T C x - \beta \mu^T x$$

$$\sum_{i=1}^{k} x_i = 1$$
 and $x_j \ge 0, j = 0, 1, 2, \dots$

که ما مدل سوم را برای حل با الگوریتمهای خود، انتخاب میکنیم.

توضیح درباره "مقدار ریسک پارامتریک" (m VaR) و کاربرد آن در مقاله:

مفهوم "مقدار ریسک پارامتریک" (Parametric Value at Risk) به عنوان یک سنجه ریسک در حوزه مالی استفاده می شود تا برآوردی از خسارتهایی که یک سرمایه گذاری یا پر تفوی ممکن است در بازه زمانی مشخص با سطح اطمینان خاصی روبرو شود، ارائه دهد. این سنجه برآوردی از حداکثر خسارتی است که یک پر تفوی می تواند با احتمال خاصی تجربه کند.

در این مقاله، نویسندگان از مقدار ریسک پارامتریک برای ارزیابی ریسک مرتبط با پرتفویهای متشکل از ارزهای رمزنگاری شده و طلا استفاده کردهاند. مقدار ریسک پارامتریک بر پایه فرضیات آماری استوار است و معمولاً فرض می شود که بازدهی داراییها از یک توزیع خاص، مانند توزیع نرمال، پیروی می کنند.

برای استفاده از مقدار ریسک پارامتریک، ابتدا پرتفوی مورد نظر را از نظر ارزش اولیه و وزنهای مختلف مرتب کنید. سپس با استفاده از میانگین (بازدهی مورد انتظار) و انحراف معیار (پراکندگی) بازدهی هر دارایی در پرتفو، میتوانید مقدار ریسک پارامتریک را محاسبه کنید. به عنوان مثال، با استفاده از مقدار ریسک پارامتریک با سطح اطمینان 95%، میتوانید برآوردی از حداکثر خسارتی که پرتفوی شما ممکن است با احتمال 5% در بازه زمانی مشخص روبرو شود، بدست آورید.

در این مقاله، نویسندگان برای بهینهسازی پرتفویهای متشکل از ارزهای رمزنگاری شده و طلا، از مقدار ریسک پارامتریک استفاده کردهاند. این ابزار به آنها کمک کرده است تا خطرات مرتبط با سرمایه گذاری در این دو کلاس دارایی را ارزیابی و پرتفوی بهینهای را بر اساس آن تشکیل دهند.

معادله ۱ نشان دهنده محاسبه مقدار ریسک پارامتریک است:

$$VaR = \mu - z \cdot \sigma \tag{1}$$

در معادله ۱:

- ست. پنشان دهنده میانگین بازدهی مورد انتظار است. $\mu ullet$
- σ نشان دهنده انحراف معیار است که می توان آن را از ماتریس کوواریانس بدست آورد (در واقع قطر این ماتریس، همان واریانس ها هستند).
 - معیاری است که براساس سطح اطمینان تعیین میشود. z

تبرید شبیهسازی شده با تابع هدف ارزش در معرض خطر ${ m VaR}$ طبق مقاله:

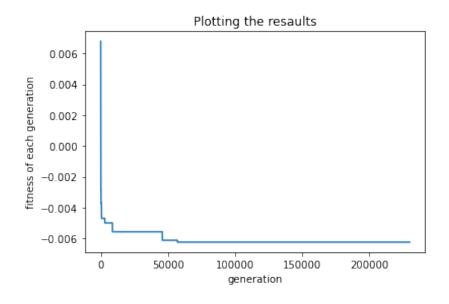
در این الگوریتم ما یک همسایه مورد نظر را انتخاب میکنیم و اگر نتیجه بهتری داشت که آن را به عنوان نقطه جدید در نظر می گیریم ولی اگه نتیجه بهتری نداشت یک احتمال رندوم را در نظر می گیریم که این کار باعث افزایش پویش و فرار از نقطه بهینه می گیریم که نقطه جدید را انتخاب کنیم که این کار باعث افزایش پویش و فرار از نقطه بهینه محلی است. در این الگوریتم برای بهبود عملکرد آن دو تا روش برای پیدا کردن همسایه در نظر میگیریم که به صورت رندوم وزن دار که وزن آن را خودمان تعیین میکنیم یکی را انتخاب میکنیم. در روش اول فقط دو اندیس را باهم جابه جا میکنیم و در روش دوم به صورت رندوم وزن دار چند نقطه را انتخاب میکنیم و آن را با یک عدد رندوم جایگذاری میکنیم و در آخر هر عنصر را بر مجموع لیست تقسیم میکنیم تا مجموع یک باقی بماند.

در این الگوریتم ما تابع هدف را طبق مقاله Value at risk (ارزش در معرض خطر) قرار می دهیم. که خود انواع مختلفی دارد ولی مانند مقاله تابع هدف را parametric Var (مقدار پارامتریک در معرض خطر) قرار می دهیم.

الگوریتم به طور کامل همراه با نحوه محاسبه Var در نوت بوک پیاده سازی شده است. پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد :

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.001	0.348	0.285	0.010	0.009	0.004	0.015	0	0.016	0.308

بنابراین،var ما برابر 0.00623819 خواهد بود. نمودار تغییرات تابع برای این پاسخ، به این صورت است:



تبرید شبیهسازی شده:

این الگوریتم نیز مانند الگوریتم قبلی است. تنها تفاوت آن در این است که تابع هدف آن همان $x^TCx-\beta\mu^Tx$

است. الگوریتم به طور کامل در نوک بوک پیاده سازی شده.

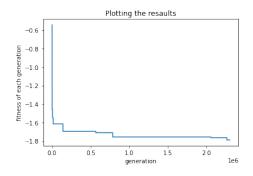
Algorithm 1 Simulated Annealing (SA) Algorithm

```
1: Initialize the current state: s \leftarrow s_{\text{initial}}
 2: Initialize the temperature: T \leftarrow T_{\text{initial}}
 3: while stopping criterion not met do
         Generate a candidate state: s' \leftarrow \text{generateCandidate}(s)
         Calculate the energy difference: \Delta E \leftarrow \text{energy}(s') - \text{energy}(s)
 5:
 6:
        if \Delta E < 0 then
             Accept the candidate state: s \leftarrow s'
 7:
        else
 8:
             Calculate the acceptance probability: p \leftarrow \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right)
 9:
             Generate a random number: r \leftarrow \text{random}(0,1)
10:
             if r < p then
11:
12:
                  Accept the candidate state: s \leftarrow s'
             end if
13:
         end if
14:
         Update the temperature: T \leftarrow \text{coolingSchedule}(T)
15:
16: end while
17: return the best state found
```

پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد (eta=100):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0.010	0.787	0	0.009	0	0.011	0	0.059	0.121

بنابراین، سود ما برابر 0.0179 و ریسک برابر 0.0084 خواهد بود. همچنین نمودار تغییرات تابع برای این پاسخ، به این صورت است:



الگوريتم بهينه سازي ازدحام ذرات:

در این الگورتیم، نقاط با توجه به موقعیتی که دارند، نقاط دیگر را جذب خود میکنند. بنابراین این الگوریتم برای این مسئله، که مسئلهای پیوسته است، احتمالا خیلی خوب عمل خواهد کرد. در زیر، گامهای الگوریتم آمده است. الگوریتم به طور کامل در نوک بوک پیاده سازی شده.

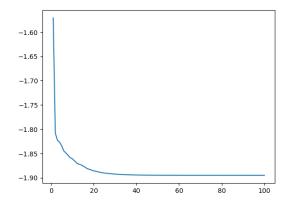
${\bf Algorithm~2~Particle~Swarm~Optimization~(PSO)~Algorithm}$

```
1: Initialize particle's positions and velocities
 2: Initialize global best position and fitness
 3: while stopping criterion not met do
        for all particles do
 4:
           Update particle's velocity using Eq. (1):
 5:
              v_{ij} = w \cdot v_{ij} + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{ij} - x_{ij}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_j - x_{ij})
6:
           Update particle's position using Eq. (2):
 7:
8:
              x_{ij} = x_{ij} + v_{ij}
           Update particle's fitness value
 9:
           Update particle's personal best position and fitness
10:
           if particle's fitness is better than global best fitness then
11:
               Update global best position and fitness
12:
13:
           end if
       end for
14:
15: end while
16: return global best position and fitness
```

پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد (eta=100):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.9486	0	0	0	0	0	0	0.0513

بنابراین، سود ما برابر 0.0190 و ریسک برابر 0.0096 خواهد بود. همچنین نمودار تغییرات تابع برای این پاسخ، به این صورت است:



الگوريتم جاذبه:

این الگوریتم بسیار شبیه به الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات است. در این الگورتیم اجسام با وزن بیشتر (هزینه کمتر)، به یکدیگر جذب میشوند تا در نهابت به یک پاسخ مناسب برسیم. الگوریتم به طور کامل در نوک بوک پیاده سازی شده.

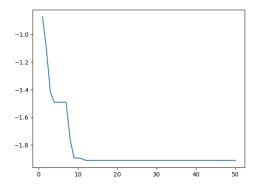
Algorithm 3 Gravity Algorithm

- 1: Initialize population
- 2: Evaluate the fitness of each solution
- 3: while stopping criterion not met do
- 4: Calculate the total mass of the population: $M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^{N} m_j(t)}$
- 5: **for all** particles **do**
- 6: Calculate the gravitational constant: $G(t) = G_0 e^{\frac{-\alpha t}{T}}$
- 7: Calculate the Force: $F_{ij} = G(t) \times \frac{Mass_i(t) \times Mass_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} (x_j(t) x_i(t))$
- 8: Calculate the acceleration: $a_i = \frac{F_i}{M_i}$
- 9: Update the velocity: $v_i = v_i + a_i \cdot \Delta t$
- 10: Update the position: $x_i = x_i + v_i \cdot \Delta t$
- 11: end for
- 12: Evaluate the fitness of each solution
- 13: Sort the population based on fitness
- 14: Select the elite solutions
- 15: Apply elitism strategy to update the population
- 16: end while
- 17: return the best solution found

یس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد ($\beta = 100$):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.8921	0.1078	0	0	0	0	0	0

بنابراین، سود ما برابر 0.0181 و ریسک برابر 0.0105 خواهد بود. نمودار تغییرات:



الگوريتم ژنتيک:

در این الگوریتم ابتدا یک جمعیت اولیه رندوم تولید میکنیم سپس در هر تکرار ابتدا با انتخاب والدین مناسب (در الگورتیم پیاده سازی شده با tournament selection)، فرزندان را از بازترکیب والدین ساخته و سپس روی آنها جهش میدهیم. که برای جهش دو روش را انتخاب کردیم که هربار به صورت رندوم وزن دار یکی را انجام میدهیم. یکی اینکه تعداد تصادفی از ژنومهای هر کروموزوم (پاسخ) را یک مقدار تصادفی بین و ۱ میدهیم و سپس آن را به فضای مورد نظر، انتقال میدهیم و دیگری اینکه به صورت رندوم مقدار دو تا از اندیس های کروموزوم را تغییر میدهیم. الگوریتم به طور کامل در نوک بوک پیاده سازی شده. همچنین الگوریتم کلی ژنتیک در زیر آمده است:

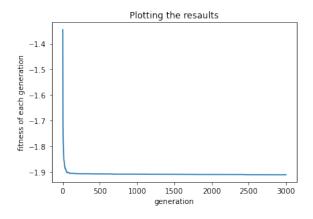
Algorithm 4 Genetic Algorithm (GA)

- 1: Initialize population using method M
- 2: Evaluate the fitness of each individual using fitness function f
- 3: while stopping criterion not met do
- 4: Select parents for reproduction using selection method S
- 5: Perform crossover using crossover operator C with probability P_C
- 6: Perform mutation using mutation operator M with probability P_M
- 7: Evaluate the fitness of each offspring using fitness function f
- 8: Select individuals for the next generation using selection method S
- 9: end while
- 10: **return** the best individual found based on fitness function f

پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد (eta=100):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.000	0.0001	0.9991	0.0001	0	0	0.0001	0	0.0002	0.0001

بنابراین، سود ما برابر 0.0192 و ریسک برابر 0.0101 خواهد بود. نمودار تغییرات:



ترکیب ژنتیک و تبرید شبیهسازی شده:

▶ Perform mutation

در این الگوریتم ترکیبی می خواهیم به گونه ای از الگورتیم SA استفاده کنیم که در ابتدا (دمای زیاد) پویش ما بیشتر باشد و سپس با گذشت زمان (کاهش دما) پویش کم شده و انتفاع افزایش یابد. ایده به این صورت است که از $\frac{1}{iteration}$ برای دما در هر مرحله از همان الگورتیم SA که قبلا استفاده کردیم، استفاده کنیم.

بنابراین در هر نسل، الگوریتم ژنتیک را انجام می دهیم. یعنی ابتدا با انتخاب والدین مناسب (در الگورتیم پیاده سازی شده با tournament selection)، ابتدا فرزندان را از بازترکیب والدین ساخته و سپس روی آنها جهش می دهیم. این قسمت، همان قسمت ترکیب شده با SA است. در واقع در اینجا TL بار، جهش انجام می دهیم. اگر جهش بهتر بود، آن را جایگزین می کنیم، اگر نه، با همان احتمال در الگورتیم تبرید، این دو را جابه جا می کنیم. و سپس ادامه کار مانند الگوریتم ژنتیک خواهد بود.

در این الگورتیم برای جهش، تعداد تصادفی از ژنومهای هر کروموزوم (پاسخ) را یک مقدار تصادفی بین ۰ و ۱ میدهیم و سپس آن را به فضای مورد نظر، انتقال میدهیم.

Algorithm 5 GA-SA: Genetic Algorithm with Simulated Annealing Mutation

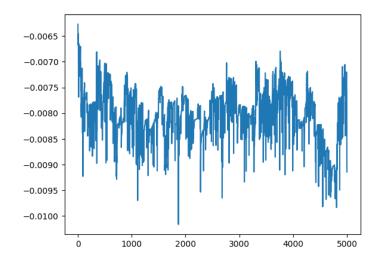
- 1: Initialize population for GA
- 2: Evaluate the fitness of each individual
- 3: while stopping criterion not met do
- 4: Select parents for reproduction
- 5: Perform crossover to create offspring
- 6: **if** random $(0,1) < p_m$ **then**
- 7: Apply Simulated Annealing mutation to the offspring
- 8: end if
- 9: Evaluate the fitness of each offspring
- 10: Select individuals for the next generation
- 11: end while
- 12: **return** the best individual found

پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را می دهد (eta=1):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.0047	0.0723	0.4599	0.0067	0.0047	0.0011	0.0289	0.0022	0.0001	0.419

بنابراین، سود ما برابر 0.0165 و ریسک برابر 0.0063 خواهد بود. نمودار تغییرات برای این پاسخ، در صفحهی بعد آمده است. همچنین یک حالت دیگر با پارامترهای مختلف بررسی شده است.

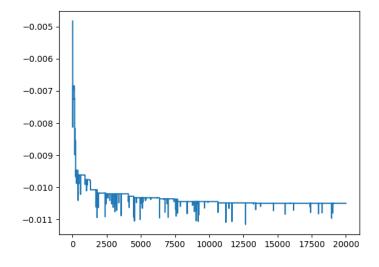
در این حالت، احتمال بازتر کیب برابر 0.9، احتمال جهش برابر 0.9 و درصد جایگزینی فرزندان و والدین در جمعیت، برابر 0.5 است.



در این حالت، احتمال بازتر کیب برابر 0.8، احتمال جهش برابر 0.5 و درصد جایگزینی فرزندان و والدین در جمعیت، برابر 0.4 است. میبینیم که این نمودار، رفتار بهتری نسبت به حالت قبل دارد، همچنین آرایه سرمایه گذاری آن در زیر آمده است.

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.0014	0.0313	0.5377	0.0007	0.0006	0.0009	0.0041	0.0015	0.0000	0.4213

بنابراین، سود ما برابر 0.0173 و ریسک برابر 0.0068 خواهد بود.



ترکیب ژنتیک و بهینه سازی ازدحام ذرات:

در این الگورتیم میخواهیم به گونهای از الگوریتم PSO استفاده کنیم تا پاسخهای سریعتر و بهتری بدست آوریم (نسبت به الگورتیم ژنتیک تنها). برای اینکار، در هر نسل ابتدا یک بار الگورتیم PSO را اجرا می کنیم تا اعضای جمعیت کمی بهتر شوند و هر کدام مقداری به پاسخهای بهتر، نزدیک شوند. بنابراین همان الگورتیم ژنتیک را خواهیم داشت که در هر نسل، ابتدا روی اعضای جمعیت الگورتیم PSO اجرا می کنیم و سپس مابقی کارها در این نسل، همان الگوریتم ژنتیک خواهد بود (بازتر کیب و جهش و ...).

در این پیاده سازی، از tournament selection برای انتخاب والدین، و از Whole در این پیاده سازی، از tournament selection برای بازترکیب استفاده شده. همچنین برای جهش، تعداد تصادفی از ژنومهای هر کروموزوم (پاسخ) را یک مقدار تصادفی بین و ۱ میدهیم و سپس آن را به فضای مورد نظر، انتقال میدهیم.

Algorithm 6 GA-PSO: Genetic Algorithm with Particle Swarm Optimization

- 1: Initialize population for GA
- 2: Evaluate the fitness of each individual
- 3: while stopping criterion not met do
- 4: Apply PSO to improve the population
- 5: Evaluate the fitness of each individual
- 6: Select parents for reproduction
- 7: Perform crossover to create offspring
- 8: Perform mutation on the offspring
- 9: Evaluate the fitness of each offspring
- 10: Select individuals for the next generation
- 11: end while
- 12: return the best individual found

در این الگوریتم برای اجرای PSO هدف این است که به صورتی عمل کنیم که در ابتدا، پویش زیاد باشد و سپس با گذشت زمان، پویش کاهش یافته و کروموزومها کمتر از قبل جابهجا شوند و پاسخها ثابت شوند.

برای این کار به این صورت عمل می کنیم که، پارامترهای w, c_1, c_2 را با توجه به نسلی که در آن قرار داریم، تغییر می دهیم. برای مثال داریم،

$$c_1 = \frac{10 \times c_1}{iteration}$$
 $c_2 = \frac{10 \times c_2}{iteration}$ $w = \frac{10 \times w}{iteration}$

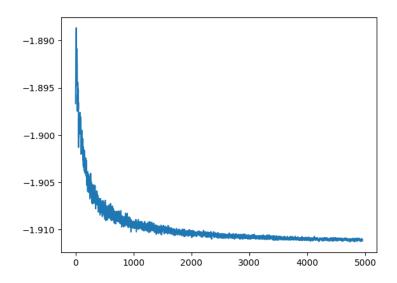
در این صورت، این پارامترها با گذشت نسل، کاهش میابند و تاثیر PSO با گذشت زمان کمتر می شود و جمعیت کمتر با این الگوریتم تغییر می کند.

در نمودار صفحه بعد، این نوسانات به طور کامل مشخص است که در ابتدا به واسطه الگوریتم PSO بیشتر است و سپس با گذشت نسل، این نوسانات کمتر می شود.

پس از اجرا، الگوریتم به ما آرایه سرمایه گذاری زیر را میدهد (eta=100):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.9992	0	0	0	0.0001	0	0	0.0004

بنابراین، سود ما برابر 0.0192 و ریسک برابر 0.0101 خواهد بود.



نتایج در مقابل واقعیت:

در این بخش میخواهیم بررسی کنیم که اگر با استفاده از نتایج بدست آمده از هر کدام از این 2 july در کدام حالت سود بیشتری خواهیم کرد. ایتدا قیمتها در روز 2 july را میبینیم:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.667	0.0757	110.22	19.241	0.0670	0.2903	0.4802	244.7	1912.3	30491.6

-حال قیمتها در روز july (هفت روز بعد):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.685	0.08	97.01	21.622	0.0657	0.2867	0.4703	235	1868.27	30307.1

بنابراین جدول تغییرات به این صورت خواهد بود (به این معنی که به ازای یک واحد خرید از هر کدام، چه مقدار ضرر میکنیم):

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.026	0.056	-0.119	0.123	-0.019	-0.012	-0.02	-0.039	-0.023	-0.006

با توجه به بازار خوبی $(._.)$ که پشت سر گذاشتیم توی این هفته، تقریبا هر چی خریداری بشه، ضرر خواهد بود. و با تعجب بیشتر، ارزی که بیشترین ریسک رو برای خریداری داره، بیشترین سود رو به ما خواهد داد. |||:

نتیجه اخلاقی: بعضی وقتا تو زندگی باید ریسک کرد...

حالا با توجه دوباره به این بازار خوب، بریم ببینیم کدام یک از این الگوریتمها، سود بیشتری به ما میرسونن. (متاسفانه تو این هفته، میشه ضرر کمتر. ولی خب ما حالت کلی و منطقی رو در نظر میگیریم)

تبرید شبیهسازی شده با تابع هدف ارزش در معرض خطر m VaRطبق مقاله:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.001	0.348	0.285	0.010	0.009	0.004	0.015	0	0.016	0.308

سود از 0.0140 تبدیل به 0.0159- میشود.

تېرىد شېپەسازى شدە:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0.010	0.787	0	0.009	0	0.011	0	0.059	0.121

سود از 0.0179 تبدیل به 0.095- میشود.

الگوريتم بهينه سازي ازدحام ذرات:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.9486	0	0	0	0	0	0	0.0513

سود از 0.0190 تبديل به 0.1131- ميشود.

الگوريتم جاذبه:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.8921	0.1078	0	0	0	0	0	0

سود از 0.0181 تبديل به 0.0929- ميشود.

الگوريتم ژنتيک:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.000	0.0001	0.9991	0.0001	0	0	0.0001	0	0.0002	0.0001

سود از 0.0192 تبدیل به 0.0198- میشود.

ترکیب ژنتیک و تبرید شبیهسازی شده:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0.0014	0.0313	0.5377	0.0007	0.0006	0.0009	0.0041	0.0015	0.0000	0.4213

سود از 0.0173 تبدیل به 0.0178- میشود.

ترکیب ژنتیک و بهینه سازی ازدحام ذرات:

با توجه به این آرایه سرمایه گذاری:

poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
0	0	0.9992	0	0	0	0.0001	0	0	0.0004

سود از 0.0192 تبديل به 0.1189- ميشود.

مقایسه و نتیجه:

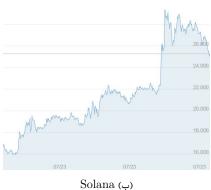
با توجه به جدولی که انتظار داشتیم به ازای یک واحد، مقداری سود برساند:

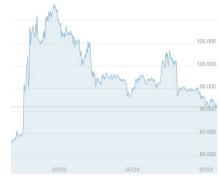
-	poly	TRON	Lite	solana	Doge	card	XRP	BNB	ETH	BTC
	-0.004	0.009	0.019	0.009	0.003	-0.004	0.008	-0.003	0.011	0.015

و همچنین با توجه به ماتریس کوواریانس، خرید ارز Litecoin به طور قطع بهترین انتخاب برای ما است. که نتایج و پاسخهای نهایی الگوریتمها هم نشان دهنده همین موضوع است. در واقع

در همهی الگوریتمها به درستی به دنبال خرید Litecoin رفتهاند و در اکثر آنها مقدار خریداری شده از این ارز تقریبا به میزان همان ۱ واحد بوده و همچنین مینیمم سراسری تابع معرفی شده هم در همین حالت اتفاق میافتد.

با بررسی نمودار تغییرات قیمت Litecoin و solana دلیل این اتفاق (ضرر کردن به جای سود کردن) را متوجه می شویم.





(ب) Litecoin (آ)

بنابراین، با این نمودارها، ما انتظار داشتیم که Litecoin همچنان به افزایش قیمت ادامه دهد ولی چنین نشد و برعکس، برای Solana انتظار داشتیم که کمی تغییر قیمت داشته باشد ولی با وجود ریسک بالا (طبق جدول کوواریانس) سرمایه گذاری روی آن خیلی عاقلانه نباشد، در صورتی که افزایش قیمت چشم گیری داشته و تغییرات زیادی به خودش دیده.

حال فرض کنیم همه چیز منطقی و با توجه به تجربه گذشته و دادههایی که در اختیار داریم پیش برود. در این صورت ترتیب عملکرد الگوریتمها از لحاظ پیدا کردن پاسخ بهتر (در نظر گرفتن سود در عین زیان) به صورت زیر خواهد بود:

- 1. Genetic combined with PSO
- 2. Genetic
- 3. PSO
- 4. Gravity
- 5. SA
- 6. Genetic combined with SA
- 7. SA using VaR as a cost function

VaR بنابراین همه الگوریتههای پیادهسازی شده، از الگوریته مقاله که با استفاده از تابع پیادهسازی شده بود، بهتر عمل کردند.