

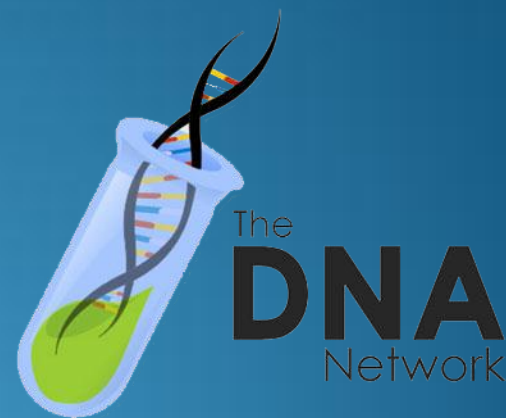


# هوش مصنوعی

مدرس : احمد ابدالی

# فصل چهارم

جستجوی آگاهانه یا جستجوی هیورستیک

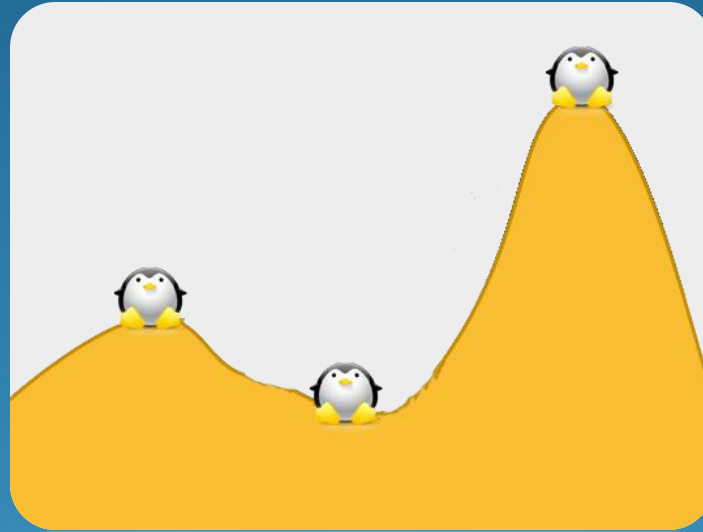


# فصل چهارم قسمت دوم

الگوریتم های جستجوی محلی

الگوریتم تکاملی

# الگوریتم های جست و جوی محلی و بهینه سازی



## انواع روش های جستجو

جستجوی نا آگاهانه یا کور



جستجوی آگاهانه یا هیورستیک



جستجوی متاهیورستیک





## جستجوی متا هیورستیک

مسائلی وجود دارند که فضای جستجوی آنها به اندازه ای بزرگ می باشد که استفاده از روش های جستجوی ناآگاهانه و هیورستیکی را برایمان غیرممکن می سازند.  
در این موارد از روش های متاهیورستیکی یا فرا اکتشافی استفاده می کنیم .

# الگوریتم های اصلاح تکراری یا جستجوی محلی

دسته ای از مسائل وجود دارد که در آنها مسیر رسیدن به جواب مهم نیست بلکه فقط جواب نهایی اهمیت دارد همانند مسئله ۸ وزیر. ایده اصلی در این الگوریتم ها این است که وقتی از حالت قبلی به حالت فعلی برسیم دیگر حالت قبلی را فراموش کنیم لذا در این مسائل درخت نداریم بلکه تنها يك وضعیت فعلی داریم که خودش شامل تمام اطلاعات مورد نیاز مسئله است که در این الگوریتم ها از يك ساختار کامل شروع شده و سپس با انجام تغییراتی در آن سعی در اصلاح کیفیت آن ساختار داریم.

## دو مزیت اصلی این الگوریتم ها :

- (۱) از حافظه کمی استفاده می کنند .
- (۲) در فضای بزرگ بر خلاف الگوریتم های سیستماتیک راه حل خوبی پیدا می کنند .

# اصول کلی الگوریتم های اصلاح تکراری یا جستجوی محلی

ایده اصلی به این صورت است وقتی از حالت قبلی به حالت فعلی رسیدیم حالت قبلی را فراموش کنیم . پس در این مسائل چیزی مثل درخت نداریم . بلکه تنها یک وضعیت داریم که شامل تمام اطلاعات مورد نیاز مسئله است .

شعار این الگوریتم ها :

از یک حالت شروع کن و با انجام تغییراتی در آن سعی در اصلاح کیفیت کن ( تکامل دارویی )





## نتیجه گیری اخلاقی !!

الگوریتم های قبلی ، فضای جست و جو را به طور سیستماتیک بررسی میکنند

تا رسیدن به هدف یک یا چند مسیر نگهداری میشوند  
مسیر رسیدن به هدف ، راه حل مسئله را تشکیل میدهد

در الگوریتم های محلی مسیر رسیدن به هدف مهم نیست

مثال: مسئله ۸ وزیر

دو امتیاز عمده جست و جوهای محلی

استفاده از حافظه کمکی  
ارائه راه حلهای منطقی در فضاهای بزرگ و نامتناهی

# انواع الگوریتم های جستجوی محلی



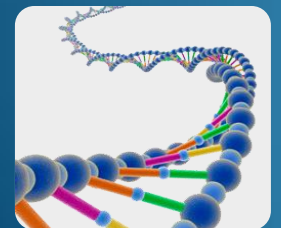
تپه نوردی



گرم و سرد



جستجوی پرتویی



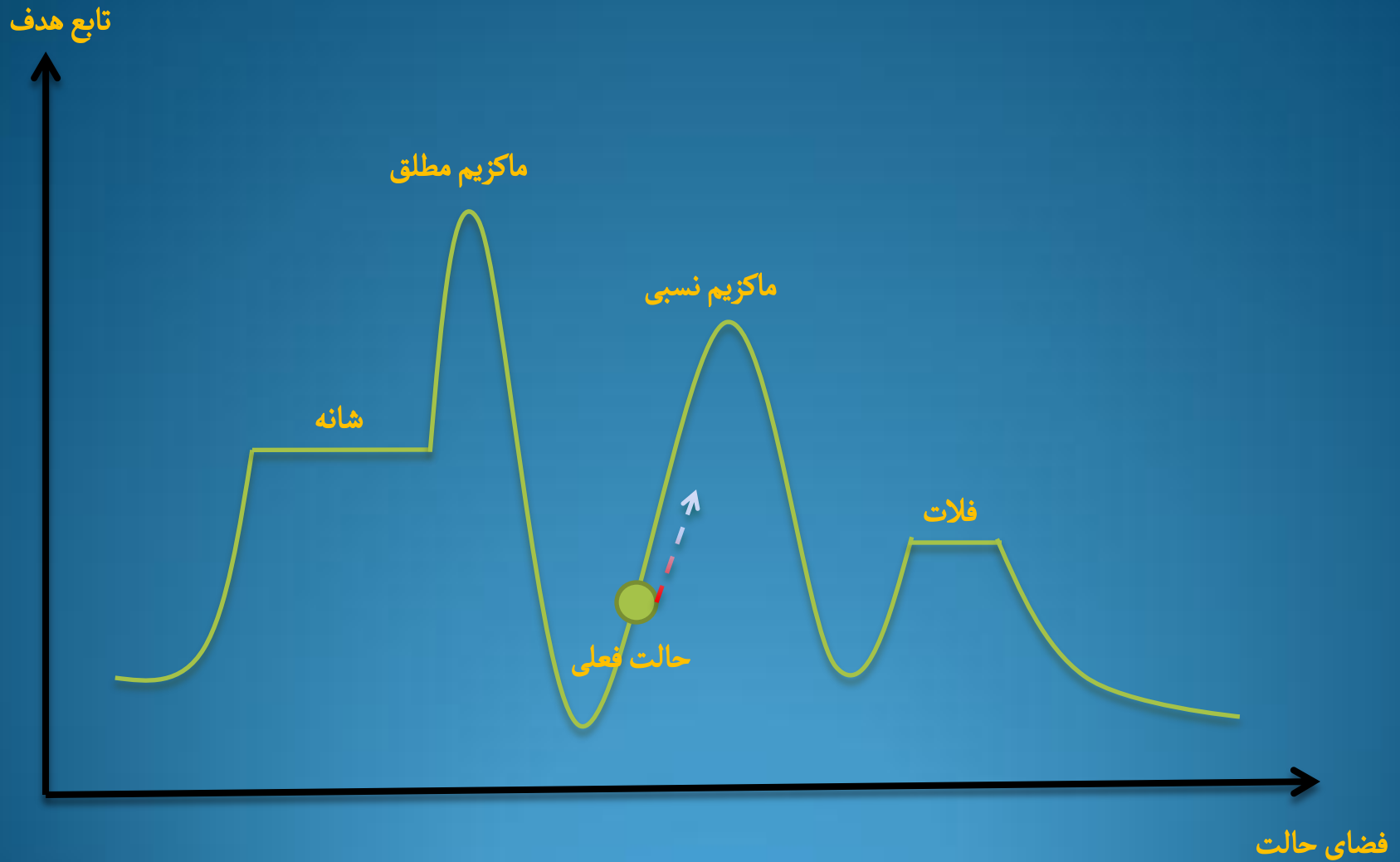
ژنتیک

# مسائل بهینه سازی



هدف یافتن بهترین حالت در بین چند حالت است

# فضای حالت الگوریتم های جستجوی محلی



# الگوریتم تپه نوردی



الگوریتم تپه نوردی بدین صورت است که ابتدا جوابی به شکل تصادفی برای مساله تولید می شود. سپس در یک حلقه و تا زمانی که شرط توقف الگوریتم برقرار نشده است ، به طور مکرر تعدادی همسایه برای حالت فعلی تولید شده و از میان حالت های همسایه بهترین آن ها انتخاب شده و جایگزین حالت فعلی می شود .  
در حالت کلی بهینگی جوابی که این الگوریتم پیدا می کند محلی است. لازم به ذکر است که منظور از بهینگی مینیمم سازی یا ماکزیمم سازی یک مسئله بهینه سازی می باشد.

# الگوریتم تپه نوردی



**به عبارت دیگر :** در الگوریتم تپه نوردی ابتدا حالت اولیه به شکل تصادفی شروع می شود سپس پس از ایجاد حالت های ممکن بهترین حالت را انتخاب می کند و به آن حالت می رود .

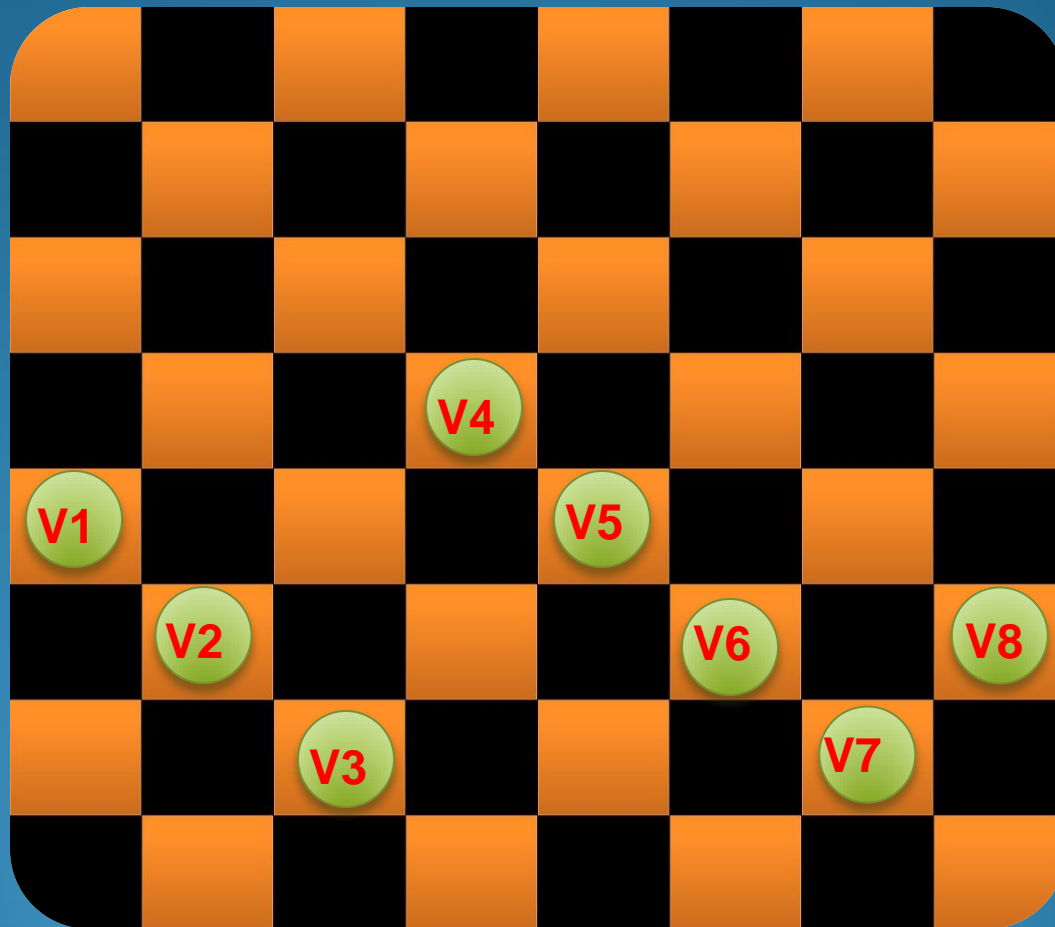
الگوریتم تپه نوردی مانند پیدا کردن قله کوه اورست در مه غلیظ است !



# هشت وزیر با الگوریتم تپه نوردی

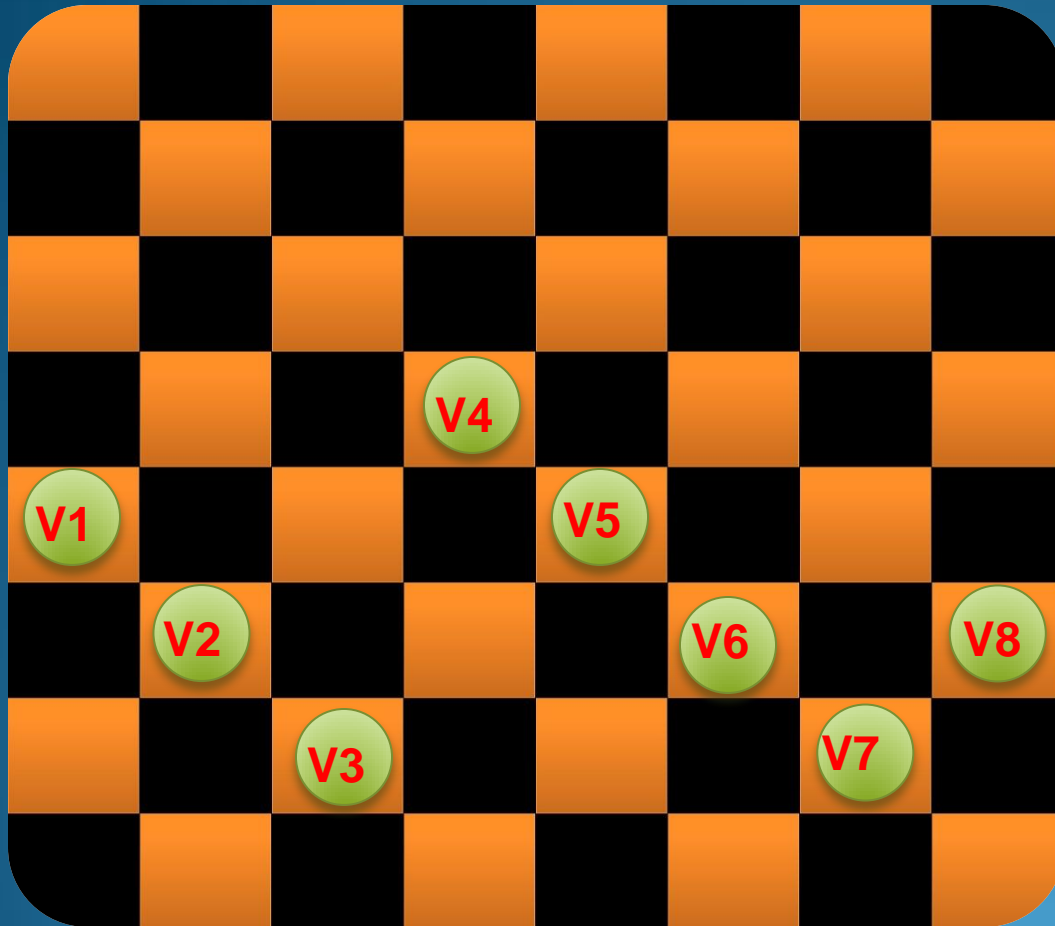
در ابتدا سعی میکنیم یک تابع هیورستیک را برای مسئله تعریف کنیم .

تابع هیورستیک = تعداد برخوردهای مستقیم و غیر مستقیم بین جفت وزیر ها





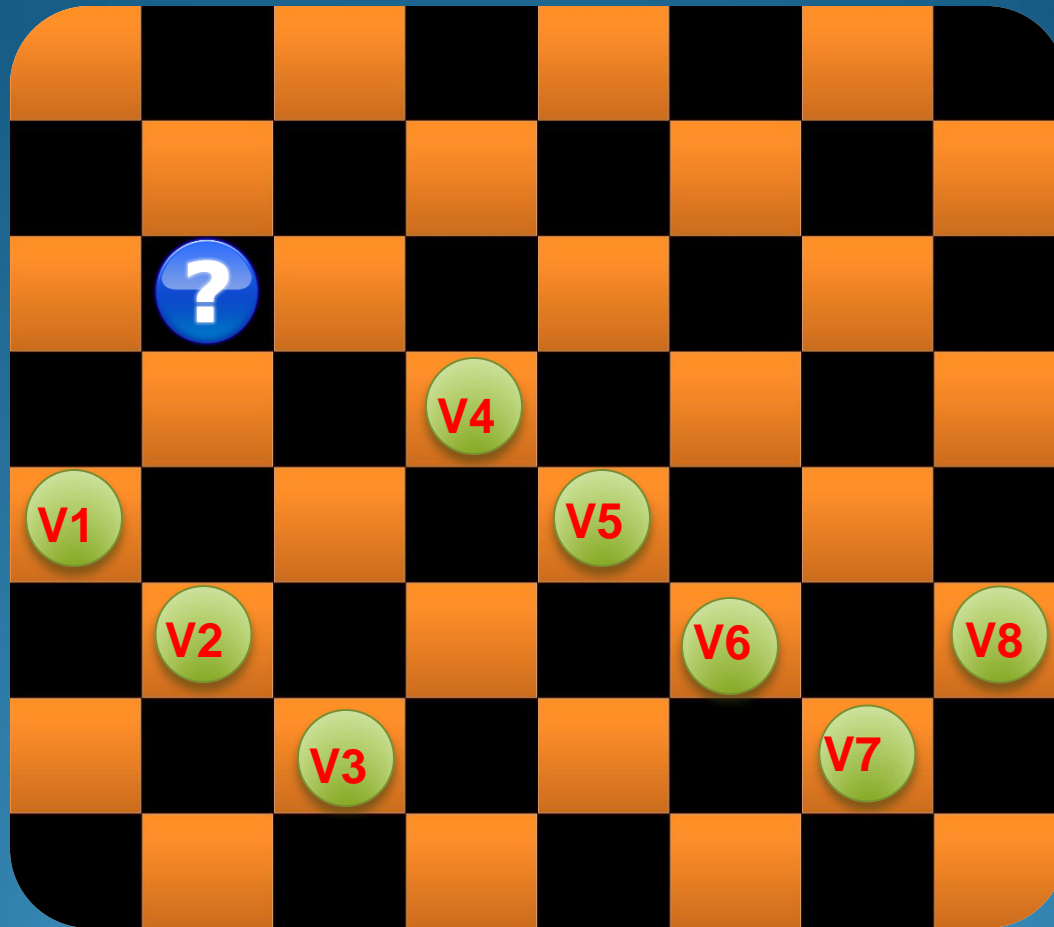
## تابع هیورستیک برای هشت وزیر



$h(\text{این حالت}) = 17$

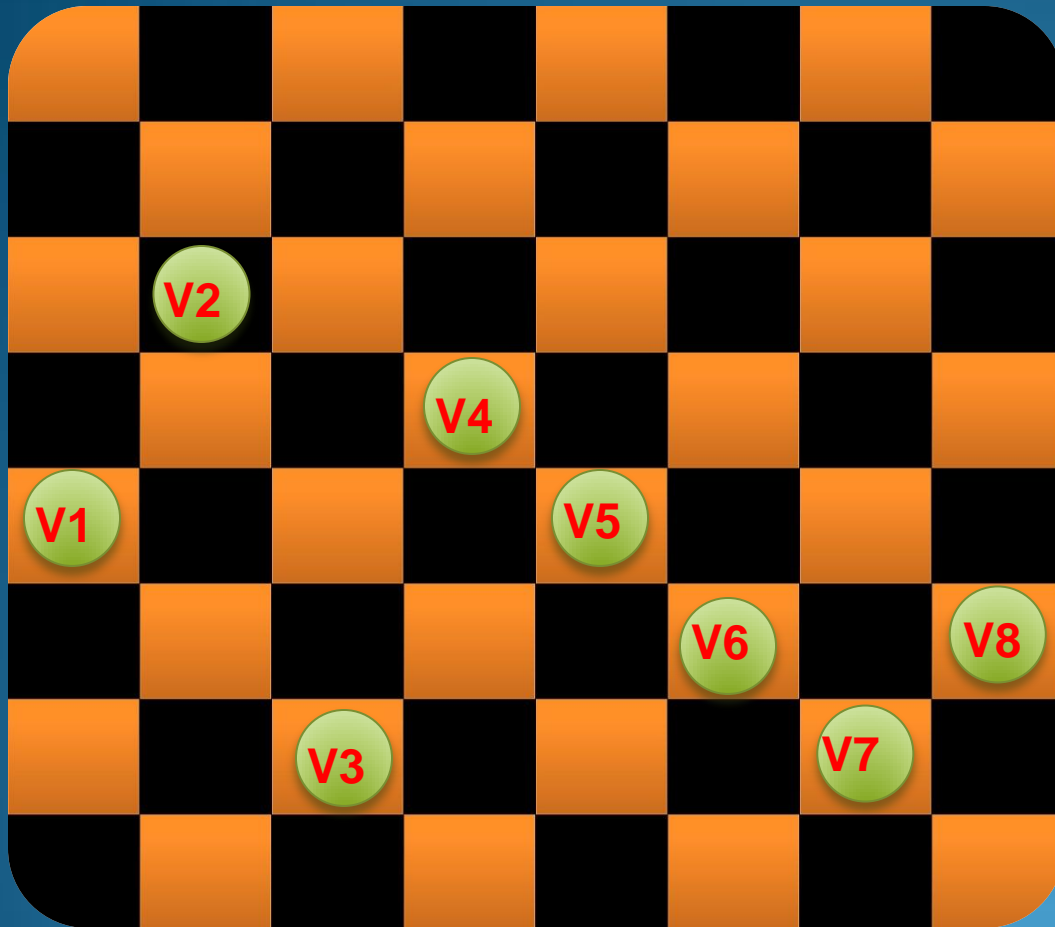
- |             |             |
|-------------|-------------|
| { V1 , V2 } | { V5 , V6 } |
| { V1 , V3 } | { V5 , V7 } |
| { V1 , V5 } | { V6 , V7 } |
| { V2 , V3 } | { V6 , V8 } |
| { V2 , V4 } | { V7 , V8 } |
| { V2 , V6 } |             |
| { V2 , V8 } |             |
| { V3 , V5 } |             |
| { V3 , V7 } |             |
| { V4 , V5 } |             |
| { V4 , V6 } |             |
| { V4 , V7 } |             |

## تابع هیورستیک برای هشت وزیر



$h(\text{این حالت}) = ?$

## تابع هیورستیک برای هشت وزیر



$$h(\text{این حالت}) = 12$$

{ V1 , V3 }

{ V1 , V5 }

{ V3 , V5 }

{ V3 , V7 }

{ V4 , V5 }

{ V4 , V6 }

{ V4 , V7 }

{ V5 , V6 }

{ V5 , V7 }

{ V6 , V7 }

{ V6 , V8 }

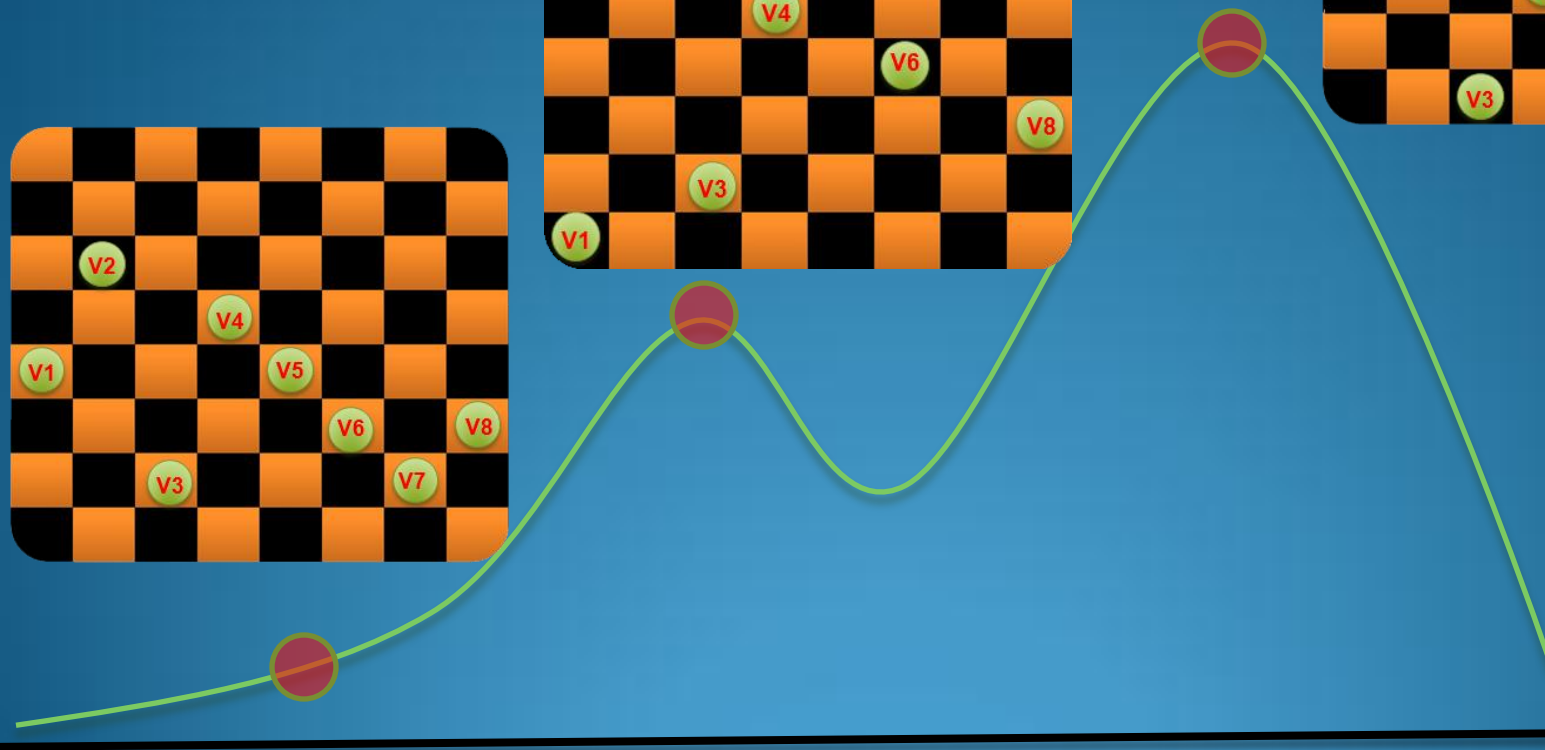
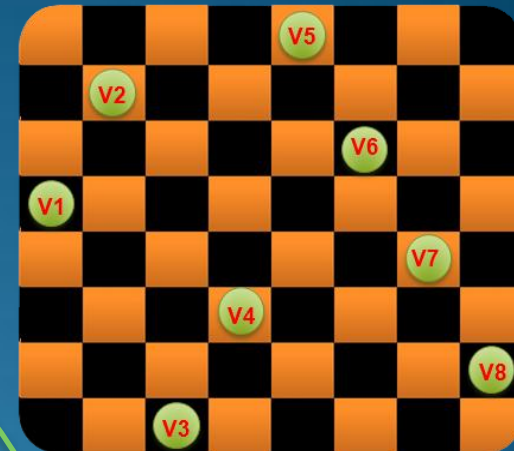
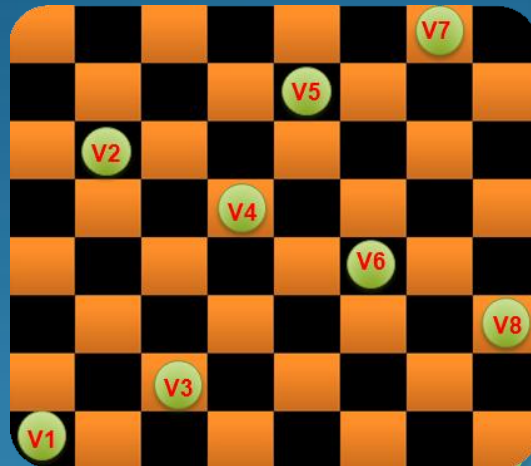
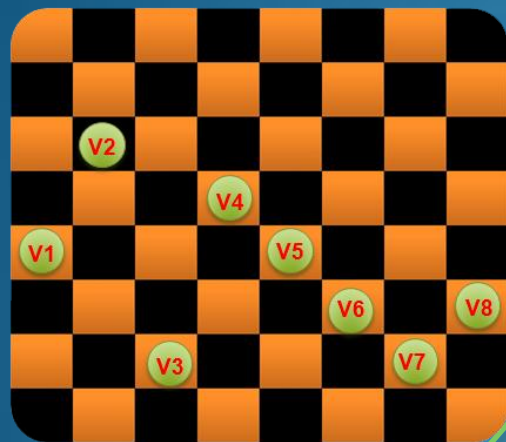
{ V7 , V8 }

# تابع هیورستیک برای هشت وزیر

18	12	14	13	13	12	14	14
14	16	13	15	12	14	12	16
14	12	18	13	15	12	14	14
15	14	14	V4	13	16	13	16
V1	14	17	15	V5	14	16	16
17	V2	16	18	15	V6	15	V8
18	14	V3	15	15	14	V7	16
14	14	13	17	12	14	12	18

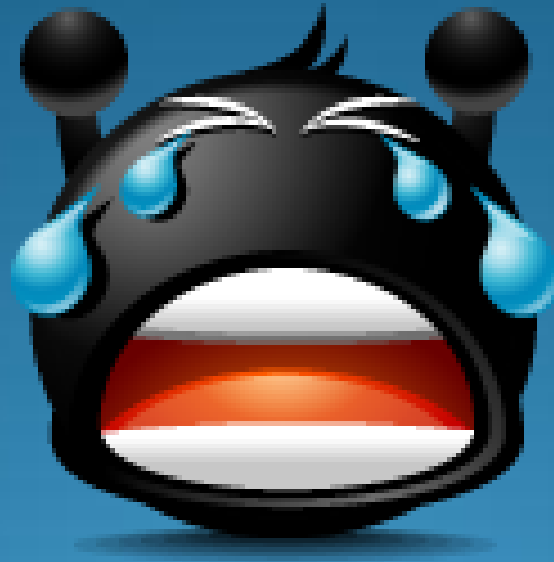
# نمودار قسمتی از فضای حالت هشت وزیر با الگوریتم تپه نوردی

تابع هدف



فضای حالت

# خبر های بد !!



الگوریتم تپه نوردی در سه مورد زیر با مشکل مواجه می شود :

ماکزیمم محلی

فلات

تیغه

# علل ناکامی الگوریتم تپه نوردی

**ماکزیمم محلی:** حالتی است که از تمامی حالات همسایه خود بهتر است (حالت جاری از همسایه های هم سطح خود بهتر است) اما از چند حالت بعدتر از این همسایه ها بهتر نیست. در یک ماکزیمم محلی هر حرکتی به نظر اشتباه به نظر می آید معمولاً در نزدیکی حالت نهایی این حال اتفاق می افتد



# علل ناکامی الگوریتم تپه نوردی

**تیغه:** حالتی است که باعث ایجاد چند ماکزیمم محلی می شود و عبور از آنها دشوار است .





# علل ناکامی الگوریتم تپه نوردی

**فلات:** ناحیه ای است که مقدار تابع ارزیابی در آن ثابت است .

دو نوع فلات داریم :

۱) ماکزیمم محلی صاف

۲) شانه



# بر طرف کردن ایرادات الگوریتم تپه نوردی

روش هایی برای برخورد با این موانع ذکر شده وجود دارد اگرچه هیچ یک تضمینی برای حل قطعی مشکل نمی دهند.

**روش اول:** یک پرش بلند به یک جهت دیگر و بررسی حالات جدید.

**روش دوم:** به صورت تصادفی نقطه دیگری از فضای حالت را انتخاب نموده و کار را ادامه می دهیم این روش برای حل مشکل نوك قله موثر است.

**روش سوم:** عقبگرد به مراحل قبلی و تلاش برای حرکت در یک جهت دیگر. برای پیاده سازی این روش لازم است که همواره لیستی از مسیرهای مطلوب دیگر ذخیره کنیم و چنانچه مسیر فعلی به یک نقطه کور رسید به یکی از آنها عقبگرد کرده و جستجو را ادامه دهیم. این روش برای برخورد با مشکل ماکزیمم محلی نسبتاً خوب است.

# نکات مهم الگوریتم تپه نوردی

**نکته ۱:** الگوریتم تپه نوردی در صورتی کامل است که درگیر سه وضعیت ذکر شده نگردد.

**نکته ۲:** الگوریتم تپه نوردی ممکن است در یافتن پاسخ مسئله شکست بخورد بدین شکل که هیچ کدام از حالات بعدی بهتر از حالت جاری نبوده و حالت جاری نیز یک حالت هدف نباشد

**نکته ۳:** الگوریتم تپه نوردی همانند الگوریتم حریصانه است با این تفاوت که امکان بازگشت به عقب وجود ندارد.

# نکات مهم الگوریتم تپه نوردی

**نکته ۲:** موفقیت الگوریتم تپه نوردی فضای حالت مسله بستگی دارد در حالت کلی هر چقدر تعداد ماکزیمم محلی و فلات کمتر باشد تپه نوردی در شروع تصادفی موفق تر عمل می کند .

در شکل دوم تپه نوردی موفق تر است



شکل اول



شکل دوم

## شبه کد الگوریتم تپه نوردی

**Function HillClimbing()**

**{**

**Generate a solution ( Next\_State )**

**Best = Next\_State**

**Loop**

**Start = Best**

**Next\_States = Neighbors (Start)**

**Best = SelectBest (Next\_States)**

**Until stop criterion satisfied**

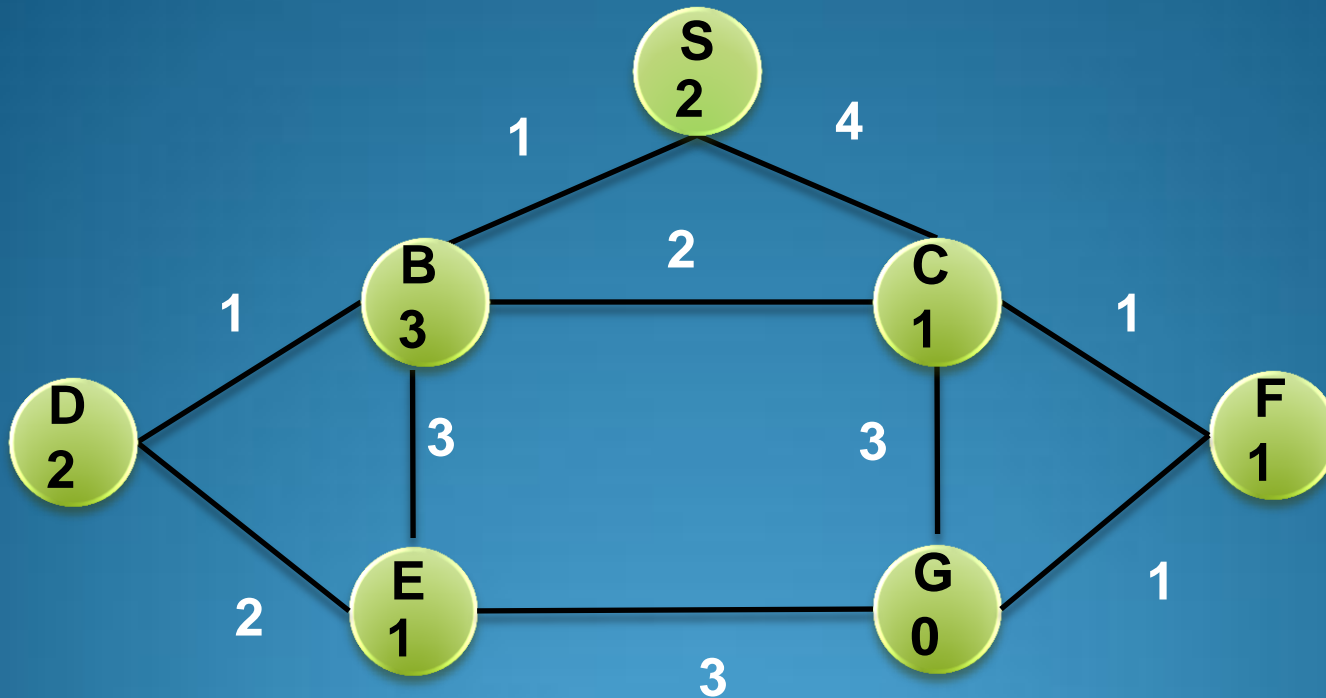
**}**

## الگوریتم تپه نوردی بهینه شده ( داخل کتاب نیست )

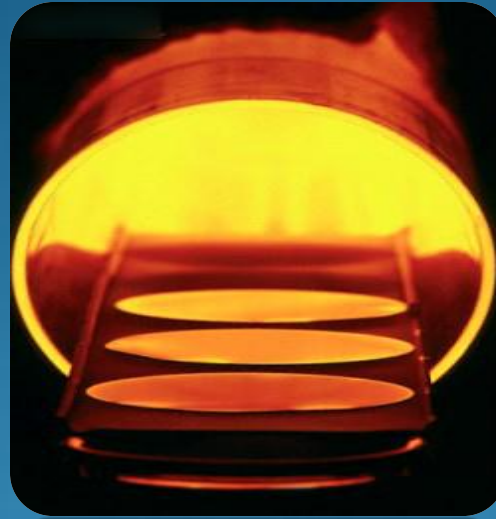
همانطور که در الگوریتم تپه نوردی بررسی کردیم ، این روش جستجوی محلی دارای مشکل قرار گرفتن در بهینگی محلی است. این مشکل تا حدی است که حتی در مورد مسائل ساده ای همچون مسئله ۸ وزیر نیز این روش جستجو از درصد موفقیت بسیار پایینی برخوردار بود. با این حال می توان تغییر کوچکی در این الگوریتم داد و تا حدودی میزان موفقیت الگوریتم تپه نوردی را در حل مسائل بهینه سازی بالا برد. مشکل الگوریتم تپه نوردی این بود که هنگام قادر به تغییر حالت از یک محل بهینگی به محل بهینگی دیگر نبود. اما برای گریز از بهینگی های محلی می توانیم ترتیبی اتخاذ کنیم که هنگام قرار گرفتن در بهینگی های محلی به بخش دیگری از فضای حالت جهش کنیم و سپس در آنجا به جستجوی جواب با روش تپه نوردی پردازیم و این عمل را تا رسیدن به یک ماکزیمم سراسری تکرار کنیم.

## مثالی از الگوریتم تپه نوردی

**مثال:** الگوریتم تپه نوردی را روی گراف زیر پیاده سازی کنید ؟



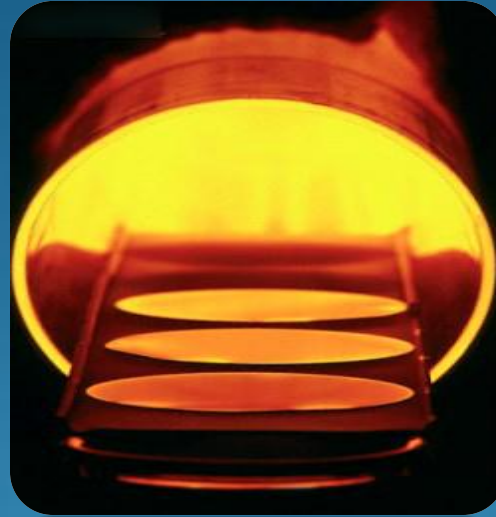
# الگوریتم گرم و سرد **Simulated Annealing**



روش **SA** یکی از روش های متاهوریستیکی احتمالی است که ایده آن از عمل سرد کردن تدریجی فلزات برای استحاکم بیشتر آن ها نشأت گرفته است. همانند روش های تپه نوردی و تپه نوردی تعمیم یافته ، در این روش نیز مسئله از یک حالت مانند **S** در فضای حالت مسئله شروع کرده و با گذر از حالتی به حالت دیگر به جواب بهینه مسئله نزدیک می شود. انتخاب حالت شروع هم می تواند به صورت تصادفی انجام پذیرد و هم می تواند بر اساس یک قاعده حالت اولیه مسئله را انتخاب کنیم. در اینجا نیز تابع **Objective** میزان بهینگی حالت فعلی را محاسبه کرده و **Neighbor** یک حالت همسایه برای حالت فعلی تولید می کند.



# روش کار الگوریتم گرم و سرد



روش کلی کار به این صورت است که در هر تکرار ، الگوریتم  $SA$  حالت همسایه ای مانند  $S'$  ایجاد می کند و بر اساس یک احتمال ، مسئله از حالت  $S$  به حالت  $S'$  می رود و یا اینکه در همان حالت  $S$  باقی می ماند . این روند تا زمانی تکرار می شود که به یک جواب نسبتاً بهینه برسیم یا اینکه ماکزیمم تعداد تکرار ها را انجام داده باشیم. همانطور که قبلاً نیز بررسی کردیم نحوه تولید حالت همسایه از اهمیت به سزایی برخوردار است.



## روش کار الگوریتم گرم و سرد

در الگوریتم SA انتخاب دما نقش بسیار زیادی در موفقیت الگوریتم دارد. انتخاب دمای اولیه بسیار بزرگ موجب کندی الگوریتم و انتخاب دمای کم موجب قرار گرفتن در نقاط بهینگی محلی می شود. استفاده از دمای بسیار زیاد در صورتی که مدت زمان کافی برای حل مساله داشته باشیم ، بهتر به نظر می رسد. با این حال هنگام پیاده سازی الگوریتم SA برای یک مساله خاص بهتر آن است که دمای اولیه الگوریتم با توجه به بزرگی مساله تعیین گردد. با اینکه مشکل بهینگی های محلی در الگوریتم SA حل شده است ، با این حال در برخی مسائل هنگام استفاده از این الگوریتم به مشکلاتی بر خواهیم خورد. در الگوریتم SA ممکن است هنگام تولید حالت همسایگی به حالتی گذر کنیم که قبلاً یکبار این حالت را مشاهده کرده ایم. البته نمی توان برگشت به حالت تکراری را مشکلی برای الگوریتم تلقی کرد. چرا که در برخی موارد همین برگشت به حالت قبلی ممکن است موجب بهبود الگوریتم گردد.



## الگوریتم گرم و سرد در یک جمله

هر وقت در ماکزیمم محلی گیر کردیم برخلاف تپه نوردی که حالت شروع را تصادفی آغاز می کند اجازه می دهیم جستجو چند قدم به عقب برود تا از ماکزیمم محلی فرار کند .

این الگوریتم تضمین نمی کند حتماً بهترین جواب را می دهد بلکه ممکن است در ماکزیمم محلی گیر کند .

# الگوریتم جستجوی پرتو محلی



در الگوریتم تپه نوردی ابتدا یک جواب تصادفی برای مسئله تولید می کردیم و سپس سعی بر آن داشتیم که با تولید حالت های همسایه حالت فعلی و انتخاب بهترین حالت همسایه ، به سمت جواب بهینه حرکت کنیم. همچنین با تغییر کوچکی که بر روی الگوریتم تپه نوردی انجام دادیم ، مشکل قرار گرفتن الگوریتم در بهینگی محلی را حل کردیم ( این روش تنها در مورد مسائل کوچک جوابگو خواهد بود ).

# الگوریتم جستجوی پرتو محلی



روش جستجوی دیگری بر پایه جستجوی تپه نوردی به نام جستجو پرتو محلی نیز وجود دارد که در حل مسائل از قدرت بسیار بیشتری نسبت به جستجوی تپه نوردی برخوردار می باشد. در این روش برخلاف روش تپه نوردی ابتدا  $k$  جواب برای مساله تولید می کنیم. سپس برای هریک از این  $K$  حالت همسایه های آن ها را تولید کرده و از میان همه همسایه ها  $K$  تا از بهترین همسایه ها را انتخاب می کنیم که این فرآیند تا رسیدن به شرط توقف ادامه می یابد.

هرچند که الگوریتم جستجوی پرتو محلی در مقایسه با الگوریتم تپه نوردی از کارایی بیشتری برخوردار است ، با این حال هر دو این روش ها از قرار گرفتن در بهینگی های محلی مصون نیستند. از اینرو نیاز به روش های دیگری داریم که بتوانند از بهینگی های محلی گذر کرده و به سمت بهینگی سراسری حرکت کنند.

# الگوریتم جستجوی پرتو محلی

به جای یک حالت ،  $k$  حالت را نگهداری میکند

حالت اولیه:  $k$  حالت تصادفی

گام بعد: جانشین همه  $k$  حالت تولید میشود

اگر یکی از جانشین ها هدف بود ، تمام میشود

وگر نه بهترین جانشین را انتخاب کرده ، تکرار میکند

تفاوت عمده با جستجوی شروع مجدد تصادفی

در جست و جوی شروع مجدد تصادفی ، هر فرایند مستقل از بقیه اجرا میشود

در جست و جوی پرتو محلی ، اطلاعات مفیدی بین  $k$  فرایند موازی مبادله میشود

جست و جوی پرتو غیرقطعی

به جای انتخاب بهترین  $k$  از جانشینها ،  $k$  جانشین تصادفی را بطوریکه احتمال انتخاب یکی تابعی صعودی از مقدارش باشد ، انتخاب میکند

# جستجوی Online حذف شد

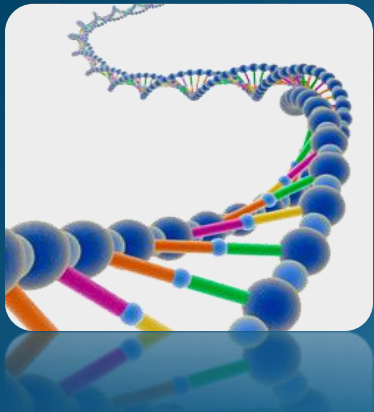




# الگوریتم ژنتیک در یک نگاه

تا بحال با روش های جستجوی ناآگاهانه ، آگاهانه و متاهیوریستیک برای حل مسائل هوش مصنوعی آشنا شدیم. همچنین دیدیم که در مورد مسادل بهینه سازی اغلب روش های آگاهانه و ناآگاهانه جوابگوی نیاز ما نخواهند بود. چرا که بیشتر مسائل بهینه سازی در رده مسادل  $NP$  قرار دارند. بنابراین نیاز به روش جستجوی دیگری داریم که بتواند در فضای حالت مسائل  $NP$  به طرف جواب بهینه سراسری حرکت کند. بدین منظور روش های جستجوی متاهیوریستیک را مطرح کردیم و دیدیم که این روش های جستجو می توانند به سمت بیهنگی های سراسری مسئله حرکت کنند. در کنار روش های جستجوی متاهیوریستیکی ، روش های جستجوی دیگری نیز وجود دارند که به روش های تکاملی معروفند. بر اساس نظریه داروین نسل هایی که از ویژگی های و خصوصیات برتری نسبت به نسل های دیگر برخوردارند شانس بیشتری نیز برای بقا و تکثیر خواهند داشت و ویژگی ها و خصوصیات برتر آنها به نسل های بعدی آنان نیز منتقل خواهد شد. همچنین بخش دوم نظریه داروین بیان می کند که هنگام تکثیر یک ارگان فرزند ، به تصادف رویدادهایی اتفاق می افتد که موجب تغییر خصوصیات ارگان فرزند می شود و در صورتی که این تغییر فایده ای برای ارگان فرزند داشته باشد موجب افزایش احتمال بقای آن ارگان فرزند خواهد شد.

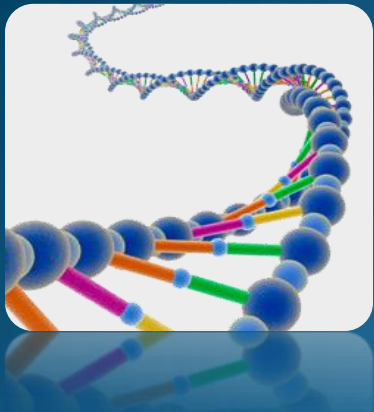




## الگوریتم ژنتیک

در محاسبات کامپیوتری ، بر اساس این نظریه داروین روش هایی برای مسائل بهینه سازی مطرح شدند که همه این روش ها از پردازش تکاملی در طبیعت نشأت گرفته اند. ما نیز به این روش های جستجو ، الگوریتم های جستجوی تکاملی می گوئیم. انواع مختلف الگوریتم های تکاملی که تا بحال مطرح شده اند ، که یکی از آنها الگوریتم ژنتیک است .

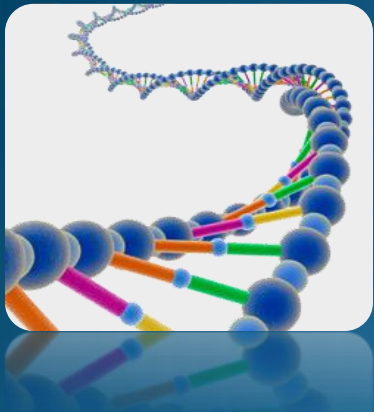
الگوریتم های تکاملی نیز همانند الگوریتم های متاهوریستیکی ، به شکل تصادفی اما هدایت شده در فضای حالت مسئله حرکت می کنند.



## الگوریتم ژنتیک

یکی از مهمترین کاربردهای الگوریتم ژنتیک در مسائل **TSP** می باشد. می توان گفت همیشه طبیعت افراد شایسته تر (**Fitness**) را برای زندگی برمیگزیند نه قویترین ها را.

مثلاً "دایناسورها با وجود جثه عظیم و قوی تر بودن در طی روندی کاملاً طبیعی بازی بقاء و ادامه نسل را واگذار کردند در حالی که موجوداتی بسیار ضعیف تر از آنها حیات خویش را ادامه دادند. ظاهراً طبیعت بهترین ها را تنها بر اساس هیكل انتخاب نمی کند! بدین ترتیب می توان دید که طبیعت با بهره گیری از يك روش بسیار ساده توانسته است دائماً هر نسل را از لحاظ خصوصیات مختلف ارتقا بخشد.



# الگوریتم ژنتیک

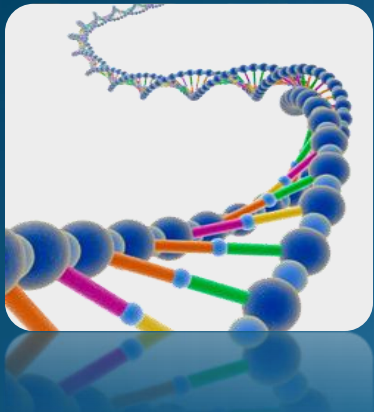
این الگوریتم ها مبتنی بر روند تکاملی می باشند که برگرفته از نظام طبیعت است.

مزیت الگوریتم های ژنتیکی در این است که برای مسائلی که جواب قطعی وجود ندارد و یا نمی توان از راه حل های معمول به جواب رسید طی یک روند تکاملی مجموعه ای از نزدیک ترین جواب ها به بهترین جواب را نشان خواهد داد .



## خصوصیات الگوریتم ژنتیک

- یک روش عددی و تصادفی و مبتنی بر تکرار است .
- در هر تکرار همزمان چند نقطه از فضای حالت بررسی می شود پس احتمال اینکه در ماکزیمم محلی گیر کند کم است .
- الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم برای مسائل بهینه سازی است .
- الگوریتم ژنتیک به راحتی به مسائل پیوسته و گسسته بکار می رود.
- الگوریتم ژنتیک روندی موازی در حل مسئله دارد .



## نقاط قوت الگوریتم ژنتیک

اولین و مهمترین نقطه قوت این الگوریتم ها این است که الگوریتم های ژنتیک ذاتاً موازی اند اکثر الگوریتم های دیگر موازی نیستند و فقط می توانند فضای مسئله مورد نظر را در یک جهت در یک لحظه جستجو کنند. از آنجایی که GA چندین نقطه شروع دارد، در یک لحظه می تواند فضای مسئله را از چند جهت مختلف جستجو کند. اگر یکی به نتیجه نرسید سایر راه ها ادامه می یابند و منابع بیشتری در اختیار شان قرار می گیرد.



# فاز های اصلی الگوریتم ژنتیک

( ۱ ) کدینگ مسئله

( ۲ ) تعیین جمعیت اولیه

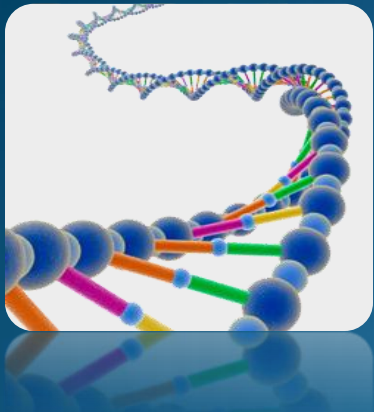
( ۳ ) انتخاب کردن

( ۴ ) ترکیب یا آمیزش

( ۵ ) جهش

( ۶ ) پذیرش جمعیت جدید و تست

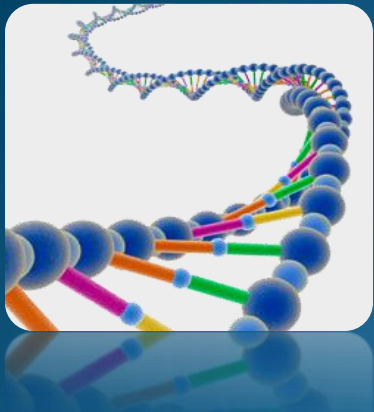
( ۷ ) جایگزینی



## تولید جمعیت اولیه

الگوریتم ژنتیک کار خود را با تولید جمعیت اولیه ای از کروموزوم ها آغاز می کند و سپس در یک حلقه به طور مکرر تعدادی از کروموزوم های برتر نسل فعلی را انتخاب کرده و سپس نسل جدیدی را از این کروموزوم ها تولید می کند. همانطور که دیدیم هر کروموزوم نشان دهنده یک حالت از فضای حالت مسئله می باشد و بنابراین منظور از تولید جمعیت اولیه ، تولید تعدادی جواب برای مسئله خواهد بود.

تولید جواب های اولیه نیز به دو صورت تصادفی و هیوریستیکی می تواند انجام پذیرد. به عنوان مثال در مسئله ۸ وزیر می توانیم به شکل تصادفی وزیرها را در خانه های صفحه شطرنج قرار دهیم و یا در مسئله فروشنده دوره گرد می توانیم ترتیب ملاقات شهرها هم به شکل تصادفی و هم به شکل هیوریستیکی انتخاب کنیم.



## تعداد جمعیت اولیه چقدر باشد

ممکن است این سوال مطرح شود که تعداد کروموزوم هایی که برای جمعیت اولیه تولید می کنیم چگونه تعیین می گردد؟ جواب قطعی برای این سوال وجود ندارد و در برخی موارد تعداد افراد (کروموزوم) جمعیت به شکل تجربی انتخاب می شود. اما یک اصل کلی وجود دارد که در تعیین اندازه جمعیت اولیه باید مدنظر قرار دهیم. افزایش اندازه جمعیت با اینکه موجب افزایش قدرت محاسباتی الگوریتم می گردد، از طرف دیگر نیز به طور چشمگیری مدت زمان اجرای الگوریتم را افزایش می دهد. همچنین در برخی موارد بزرگی جمعیت موجب همگرایی سریع الگوریتم خواهد شد که در نتیجه آن جواب هایی دور از نقاط بهینگی سراسری را تولید خواهد کرد. در مقابل جمعیت با اندازه کوچک نیز توانایی چندانی به خصوص در مسائل پیچیده برای حل مسئله نخواهد داشت.



## تعداد جمعیت اولیه چقدر باشد



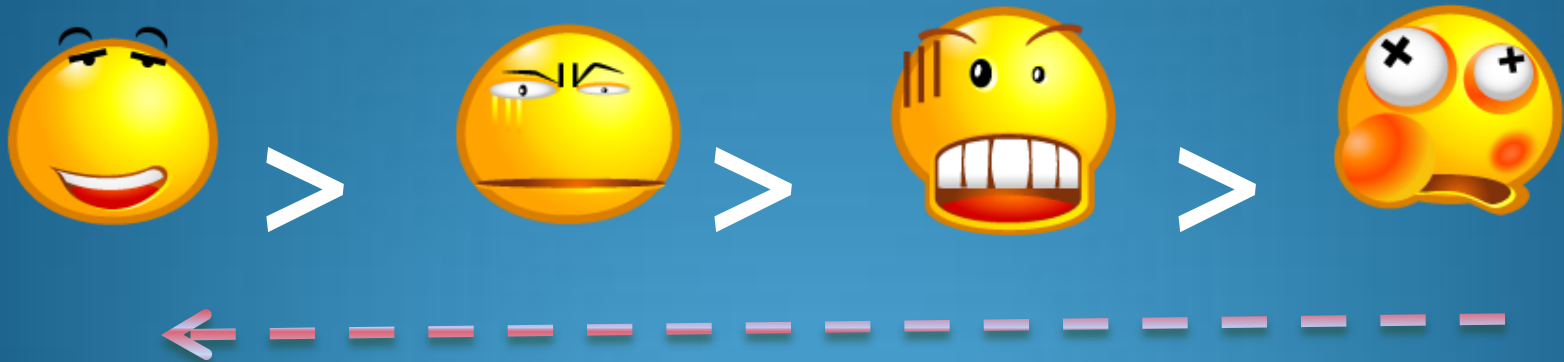
ممکن است این سوال مطرح شود که تعداد کروموزوم هایی که برای جمعیت اولیه تولید می کنیم چگونه تعیین می گردد؟ جواب قطعی برای این سوال وجود ندارد و در برخی موارد تعداد افراد (کروموزوم) جمعیت به شکل تجربی انتخاب می شود. اما یک اصل کلی وجود دارد که در تعیین اندازه جمعیت اولیه باید مدنظر قرار دهیم. افزایش اندازه جمعیت با اینکه موجب افزایش قدرت محاسباتی الگوریتم می گردد، از طرف دیگر نیز به طور چشمگیری مدت زمان اجرای الگوریتم را افزایش می دهد. همچنین در برخی موارد بزرگی جمعیت موجب همگرایی سریع الگوریتم خواهد شد که در نتیجه آن جواب هایی دور از نقاط بهینگی سراسری را تولید خواهد کرد. در مقابل جمعیت با اندازه کوچک نیز توانایی چندانی به خصوص در مسائل پیچیده برای حل مسئله نخواهد داشت.

# ارزش گذاری

در واقع میزان شایستگی افراد برای ادامه نسل است .

آن را با **Fitness** نشان می دهند . هرچه کیفیت و شایستگی یک فرد بیشتر

باشد احتمال اینکه در تولید نسل بعد مشارکت کند بیشتر است .



شایستگی بیشتری دارد

# کد گذاری هر کروموزوم

الگوریتم ژنتیک بجای اینکه بر روی پارامترها یا متغیرهای مساله کار کند ، با شکل کد شده آنها بطور مناسب سروکار دارد. کدینگ استاندارد در ژنتیک کدینگ باینری است . کدینگ درست مسله در الگوریتم ژنتیک سخت ترین قسمت کار است .



1	0	1	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

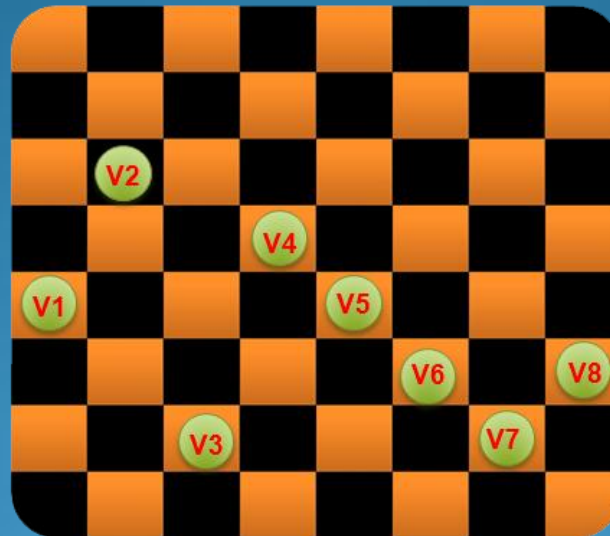


1	1	0	1	0	1	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---

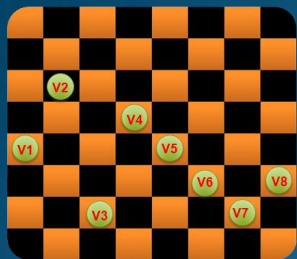
## یک مثال از کد گذاری هشت وزیر

در مسئله ۸ وزیر یک روش کدگذاری می تواند استفاده از یک آرایه ۸ عنصری باشد که هر عنصر از آرایه نشان دهنده سطری است که وزیر در آن قرار دارد. به عنوان مثال آرایه زیر را در نظر بگیرید :

5	3	7	4	5	6	7	6
---	---	---	---	---	---	---	---



با توجه به مقادیر آرایه در میابیم که وزیر اول در ستون اول و سطر پنجم ، وزیر دوم در ستون دوم و سطر سوم ، وزیر سوم در ستون سوم و سطر هفتم و ... قرار دارد .



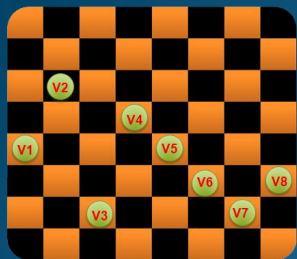
## نکاتی در مورد کد گذاری هشت وزیر

در الگوریتم های ژنتیک به هرجواب مسئله یک کروموزوم و به هر متغیر از آن یک ژن می گوییم.

در اینجا جواب مسئله را با استفاده از یک آرایه ۸ عنصری نشان دادیم که به آرایه یک کروموزوم و به هر عنصر از آرایه یک ژن می گوییم.

با توجه به مسئله بهینه سازی برای هر ژن می توان سوالات زیر را مطرح کرد :

- آیا مقادیر قابل قبول برای ژن در یک بازه مشخص قرار دارد ؟  
( در مثال ۸ وزیر هر ژن می تواند عددی بین ۱ تا ۸ به خود بگیرد )
- آیا دامنه مقادیر ژن گسسته است یا پیوسته ؟  
( در مثال هشت وزیر این مقادیر گسسته هستند )
- آیا در صورت مسئله محدودیت هایی برای انتخاب مقادیر ژن وجود دارد ؟  
( در مسئله ۸ وزیر محدودیتی نداریم )

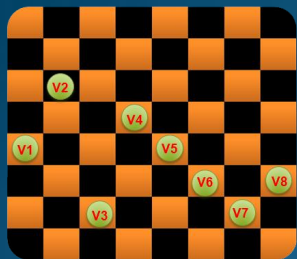


## نکات تکمیلی در مورد کد گذاری هشت وزیر

نحوه نمایش جواب مسئله و ژن ها در موفقیت الگوریتم و نحوه پیاده سازی الگوریتم ژنتیک تاثیر بسیار مهمی دارد. در بیشتر مسائل نیز روش های مختلفی برای نشان دادن جواب مساله می توان طراحی کرد. به عنوان مثال در مسئله ۸ وزیر به جای استفاده از بردار یک بعدی ۸ عنصری می توان از یک ماتریس  $8 \times 8$  استفاده کرد که در آن هر وزیر می تواند در هریک از ۶۴ خانه صفحه شطرنج قرار گیرد.

اما برای هرچه ساده تر شدن پیاده سازی دیگر مراحل الگوریتم ژنتیک برای این مسئله و افزایش کارایی زمانی الگوریتم ، می توانیم تریبی اتخاذ کنیم که هیچ دو وزیری در یک سطر

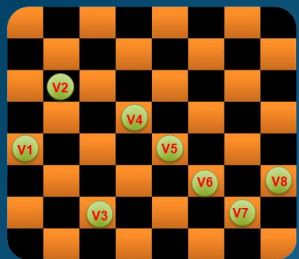
( یا ستون ) قرار نگیرد. بنابراین می توانیم از نمایش برداری برای آن استفاده کنیم که در این نحوه نمایش مقدار موجود در هر ژن نشان دهنده شماره سطری ( یا ستون ) است که وزیر در آن قرار دارد.



## نکات تکمیلی در مورد کد گذاری هشت وزیر

در حالت کلی هنگام طراحی یک روش نمایش کروموزوم باید موارد زیر را در نظر بگیریم :

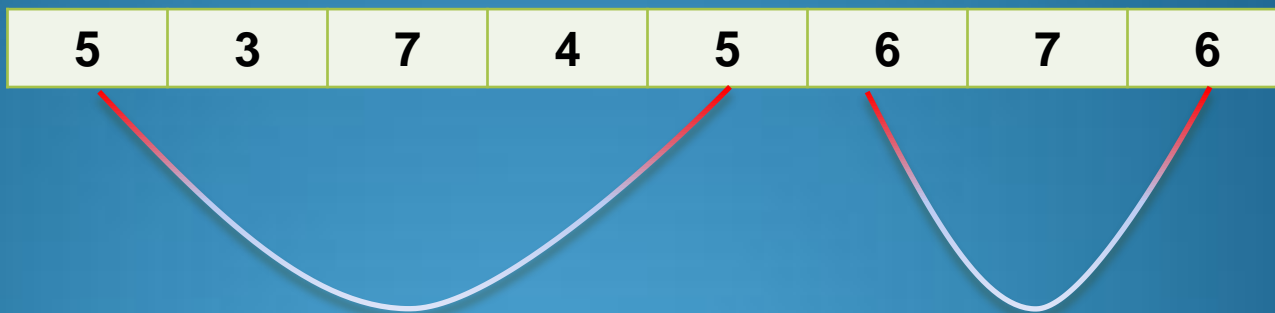
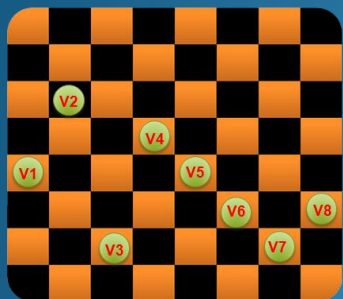
- کروموزوم باید به گونه ای طراحی شود که تا حد ممکن از اطلاعات مسئله برای کاهش تعداد حالات فضای حالت استفاده کند. به عنوان مثال در مسئله ۸ وزیر با تبدیل نمایش ماتریسی به نمایش برداری فضای حالت مسئله به طور چشمگیری کوچک گردید



## نکات تکمیلی در مورد کد گذاری هشت وزیر

در حالت کلی هنگام طراحی یک روش نمایش کروموزوم باید موارد زیر را در نظر بگیریم :

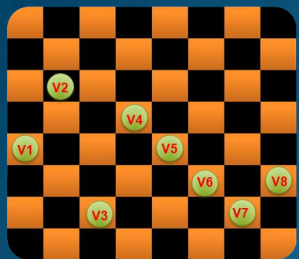
- در یک کروموزوم باید بتوان براحتی محدودیت های مسئله را اعمال کرد و در اثر اعمال مراحل دیگر الگوریتم ژنتیک محدودیت های مسئله نقض نگردد



به راحتی می توان دید وزیر ۱ و وزیر ۵ با هم برخورد می کنند یعنی کدینگ ما شفاف است

به راحتی می توان دید وزیر ۶ و وزیر ۸ با هم برخورد می کنند یعنی کدینگ ما شفاف است

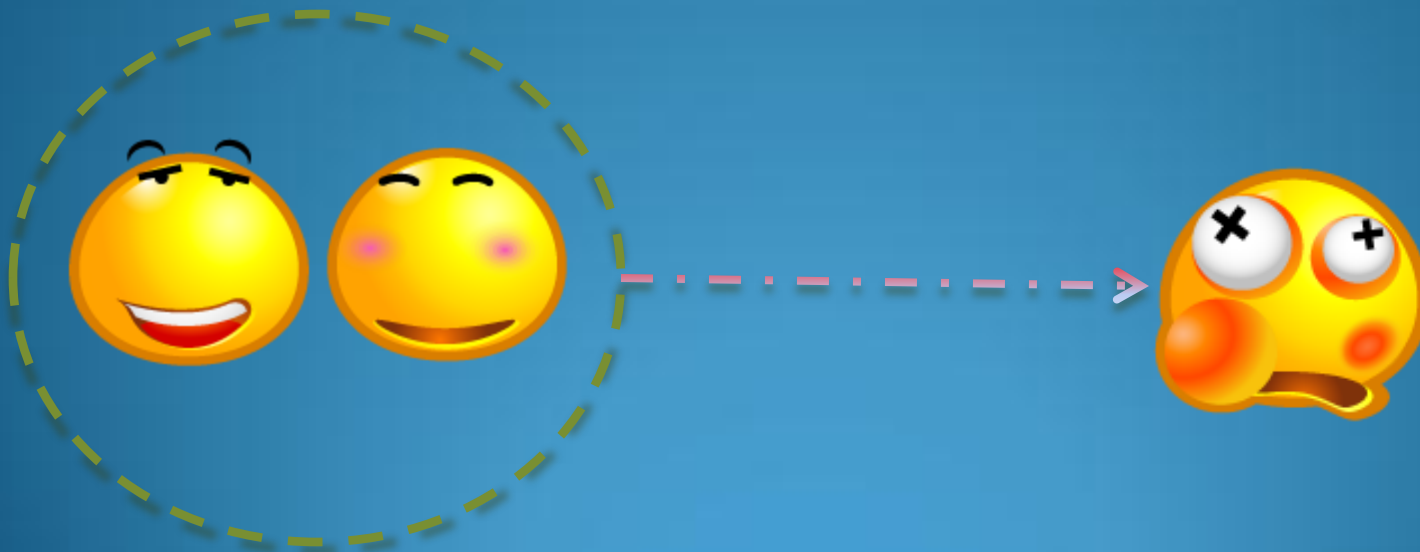




## نکات تکمیلی در مورد کد گذاری هشت وزیر

در حالت کلی هنگام طراحی یک روش نمایش کروموزوم باید موارد زیر را در نظر بگیریم :

- تا حد امکان کروموزوم نباید در اثر اجرای مرحله ادغام ( تولید نسل جدید ) به حالت نامعتبر تبدیل گردد. در برخی مسئله گزیر از حالت های نامعتبر در نحوه نمایش امکان پذیر نخواهد بود و باید در روش ادغام کروموزوم های تغییر ایجاد کنیم.



# انواع کد گذاری در ژنتیک

## کدینگ باینری :

در این نحوه نمایش هر ژن از کروموزوم مقدار ۱ یا ۰ به خود می گیرد و موجب تشکیل یک رشته باینری در کروموزوم می گردد. به عنوان مثال فرض کنید یک تابع ۳ پارامتری داریم و می خواهیم مقدار این ۳ پارامتر را طوری انتخاب کنیم که مقدار تابع مینیمم گردد.

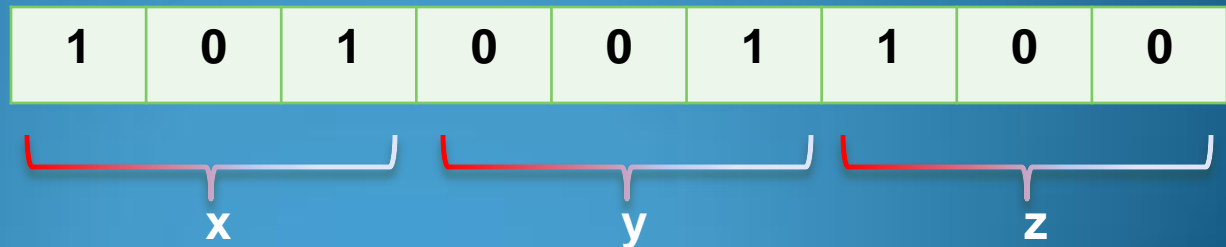
$$F(x, y, z) = xyz - x^2 + zy$$

تابع سه متغیره ما :

فرض کنیم که اعداد ما در بازه ۰ تا ۸ هستند پس هر عدد ۳ بیت نیاز دارد در این

مثال ما کروموزوم را ترکیب  $xyz$  در نظر میگیریم

A کروموزوم

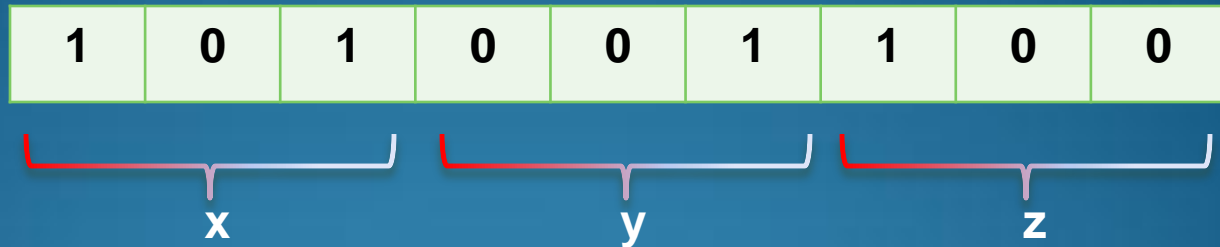


## مثال از کد گذاری باینری

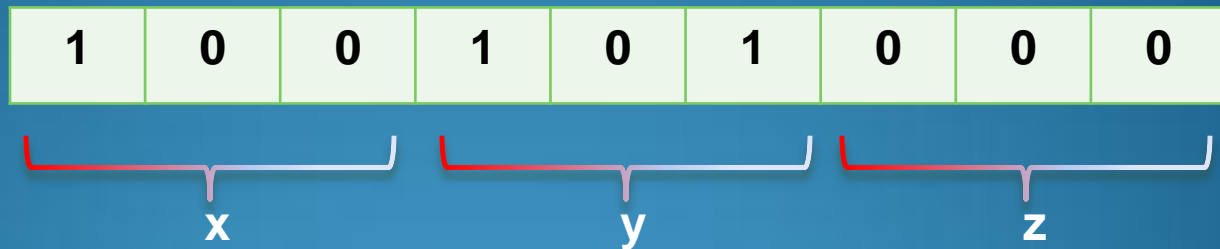
$$F(x, y, z) = xyz - x^2 + zy$$

هدف مینیم تابع سه متغیره است .

**A** کروموزم



**B** کروموزم



$$F(\text{A کروموزم}) = F(5, 1, 4) = xyz - x^2 + zy = 5 \times 1 \times 4 - 5^2 + 1 \times 4 = -1$$

$$F(\text{B کروموزم}) = F(4, 5, 0) = xyz - x^2 + zy = 4 \times 5 \times 0 - 4^2 + 0 \times 5 = -16$$

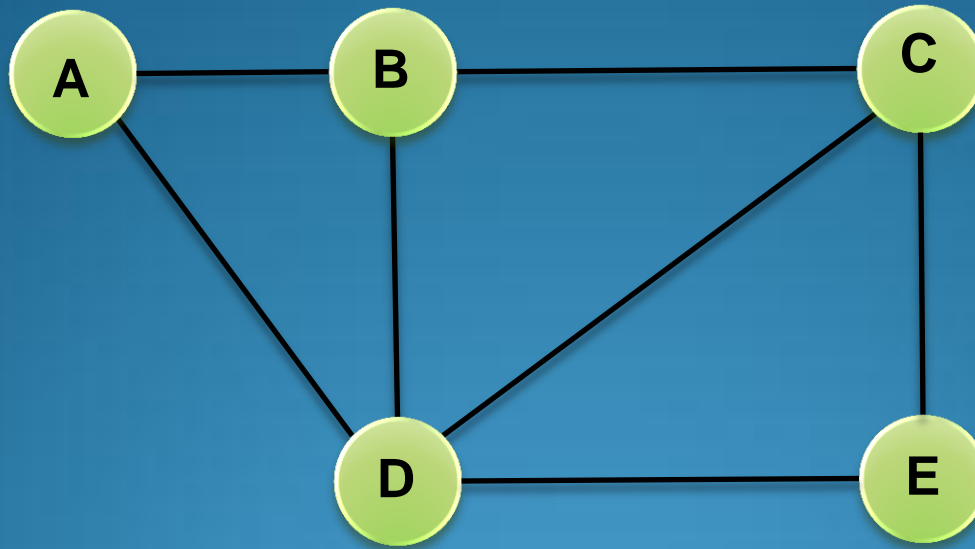
پس کروموزم **B** شایستگی بیشتری برای بقا دارد

# انواع کد گذاری در ژنتیک

کدینگ جایگشتی :

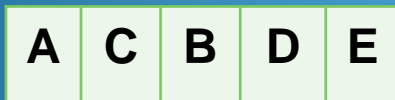
در بعضی مسائل مانند فروشنده دورگرد با تعدادی از شهر ها روبرو هستیم . که ترکیبی از آنها جواب مسله است . در اینگونه مسائل جواب تکراری نباید تولید شود

مثال :



X

کروموزم



جهش

Y

کروموزم



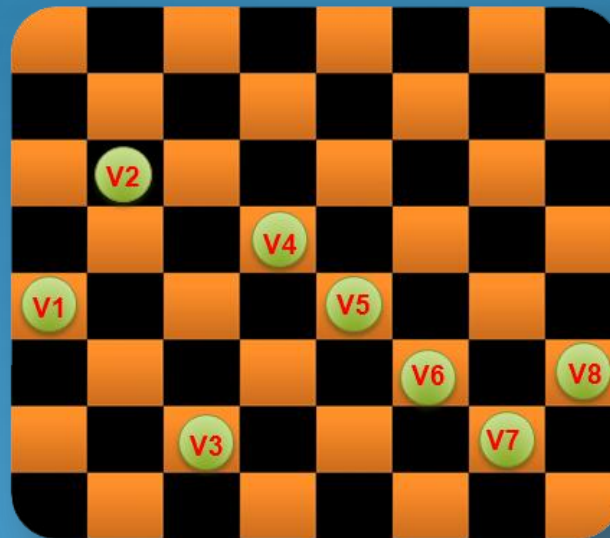
قابل قبول نیست

# انواع کد گذاری در ژنتیک

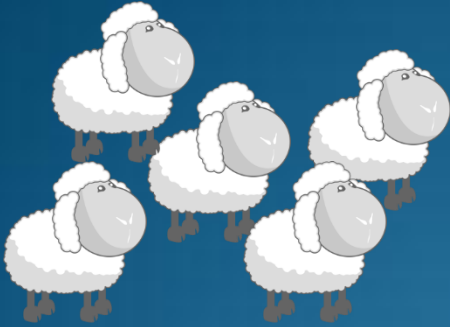
کدینگ مقداری :

در این روش نمایش ، مقادیر واقعی متغیر ها را نشان می دهیم. به عنوان مثال در مسئله ۸ وزیر هر ژن شماره سطری را نشان می دهد که وزیر در آن قرار دارد. با وجود اینکه روش های نمایش دیگری همچون نمایش اکتال ، نمایش هگزادسیمال نیز وجود دارد ، اما با این حال نحوه نمایش حالتی از مسئله وابسته به مسئله بوده و به تجربه و مهارت طراح الگوریتم ژنتیک بستگی دارد.

5	3	7	4	5	6	7	6
---	---	---	---	---	---	---	---



# ایجاد جمعیت اولیه در ژنتیک



الگوریتم ژنتیک کار خود را با تولید جمعیت اولیه ای از کروموزوم ها آغاز می کند و سپس در یک حلقه به طور مکرر تعدادی از کروموزوم های برتر نسل فعلی را انتخاب کرده و سپس نسل جدیدی را از این کروموزوم ها تولید می کند. همانطور که دیدیم هر کروموزوم نشان دهنده یک حالت از فضای حالت مسئله می باشد و بنابراین منظور از تولید جمعیت اولیه ، تولید تعدادی جواب برای مسئله خواهد بود.

تولید جواب های اولیه نیز به دو صورت تصادفی و هیوریستیکی می تواند انجام پذیرد. به عنوان مثال در مسئله ۸ وزیر می توانیم به شکل تصادفی وزیرها را در خانه های صفحه شطرنج قرار دهیم و یا در مسئله فروشنده دوره گرد می توانیم ترتیب ملاقات شهرها هم به شکل تصادفی و هم به شکل هیوریستیکی انتخاب کنیم.

نکته مهم هنگام تولید جمعیت اولیه آن است که هنگام تولید جواب برای مسئله (تصادفی یا هیوریستیکی) جواب تولید شده باید به شکل کروموزومی که در مرحله قبل تعیین کردیم کدگذاری شده و به مجموعه جمعیت اضافه گردد. بنابراین از تولید جواب هایی که موجب نقض نحوه کدگذاری تعیین شده برای کروموزوم گردد باید اجتناب کنیم.

## اندازه جمعیت اولیه



ممکن است این سوال مطرح شود که تعداد کروموزوم هایی که برای جمعیت اولیه تولید

می کنیم چگونه تعیین می گردد؟ جواب قطعی برای این سوال وجود ندارد و در برخی موارد تعداد افراد (کروموزوم) جمعیت به شکل تجربی انتخاب می شود. اما یک اصل کلی وجود دارد که در تعیین اندازه جمعیت اولیه باید مدنظر قرار دهیم. افزایش اندازه جمعیت با اینکه موجب افزایش قدرت محاسباتی الگوریتم می گردد، از طرف دیگر نیز به طور چشمگیری مدت زمان اجرای الگوریتم را افزایش می دهد. همچنین در برخی موارد بزرگی جمعیت موجب همگرایی سریع الگوریتم خواهد شد که در نتیجه آن جواب هایی دور از نقاط بهینگی سراسری را تولید خواهد کرد. در مقابل جمعیت با اندازه کوچک نیز توانایی چندانی به خصوص در مسائل پیچیده برای حل مسئله نخواهد داشت.

## انتخاب کروموزوم

با توجه به نظریه داروین و برای تولید نسل جدید از جمعیت فعلی ، باید کروموزوم هایی از این جمعیت را برای ادغام و تکثیر انتخاب کنیم که هنگام اجرای عمل انتخاب ، کروموزوم هایی که از بهینگی بیشتری برخوردارند ( بهینگی هر کروموزوم با استفاده از تابع بهینگی محاسبه می شود ) شانس بیشتری برای انتخاب خواهند داشت. کروموزوم های انتخاب شده برای ادغام با دیگر کروموزوم ها به منظور تولید نسل جدید در محل دیگری جمع آوری می شوند. عمل ادغام و تولید کروموزوم های جدید در این محل که آن را حوضچه ژنتیک می نامیم انجام می پذیرد. انتخاب کروموزوم ها از جمعیت فعلی نیز به روش های گوناگونی انجام می پذیرد



## حوضچه ژنتیک

مسئله دیگر در انتخاب کروموزوم ها اندازه حوضچه ژنتیک است. بدین معنی که چه تعداد کروموزوم برای ادغام و تولید نسل جدید انتخاب کنیم. روش معمول آن است که اندازه حوضچه ژنتیک دقیقا به اندازه جمعیت فعلی باشد. ممکن است چنین تصویر شود که انتخاب حوضچه ژنتیک به اندازه جمعیت فعلی بدین معنا است که تمام کروموزوم های جمعیت فعلی را به حوضچه ژنتیک منتقل کنیم. در حالی که چنین نیست و هنگام انتخاب کروموزوم ها ، آنهایی که از بهینگی کمتری برخوردارند به این حوضه منتقل نمی شوند و در مقابل کروموزوم های بهینه تر ممکن است چند بار در آن کپی شوند. بر اساس نظریه داروین هنگام تکثیر کروموزوم ها ، خصوصیات برتر هر کروموزوم پس از ادغام با دیگر کروموزوم ها به نسل بعدی منتقل شده و موجب تولید کروموزوم های بهتری می شود. با این تعریف در صورتی که چند کپی از یک کروموزوم بهینه در حوضچه ژنتیک وجود داشته باشد ، موجب می شود که در تولید نسل بعدی از کروموزوم های بهتر نسل فعلی بیشتر استفاده شده و بهینگی نسل بعدی بهتر از نسل فعلی باشد. با وجود اینکه این نظریه در طبیعت صادق است ، اما با این حال در برخی موارد این نظریه هنگام پیاده سازی الگوریتم ژنتیک با شکست مواجه می شود ، اما در بیشتر موارد نتایج بسیار جالبی را با خود به همراه دارد. نتیجه آنکه که کروموزوم های با بهینگی کم نیز باید در حوضچه آمیزش حضور داشته باشند.

# روش های انتخاب از جمعیت فعلی

نحوه انتخاب کروموزوم ها از جمعیت فعلی و قرار دادن آن ها در حوضچه ژنتیک می باشد را انتخاب از جمعیت فعلی گویند .

انتخاب کروموزوم ها در حالت کلی به سه روش انجام می پذیرد :

- انتخاب تصادفی
- انتخاب رقابتی
- انتخاب مبتنی بر چرخ رولت

# روش های انتخاب از جمعیت فعلی

## انتخاب تصادفی

ساده ترین روش انتخاب کروموزوم ها این است که بدون در نظر گرفتن میزان بهینگی کروموزوم ها آن ها را به تصادف انتخاب کرده و به حوضچه ژنتیک منتقل کنیم. پیاده سازی این روش بسیار ساده بوده ولی در مقابل از کارایی بسیار کمی برخوردار است و همانطور که می بینیم با اصول کلی انتخاب کروموزوم ها که در ابتدای این بخش مطرح کردیم ، منافات دارد. اما با این حال می توان در برخی از مسائل بخشی از عمل انتخاب را به شکل تصادفی انجام دهیم. چرا که در این روش کروموزوم های خوب و بد هر دو به یک اندازه شانس انتخاب شدن دارند. باید توجه کنیم که شرکت دادن یک کروموزوم بد نیز در برخی موارد می تواند موجب تولید کروموزوم بهتری شود.

## انتخاب رقابتی

در روش انتخاب رقابتی هربار که می خواهیم کروموزومی را از جمعیت فعلی انتخاب کنیم ، چند کروموزوم از جمعیت را به تصادف انتخاب کرده و از میان آن ها کروموزوم بهتر را به حوضچه ژنتیک منتقل می کنیم و این عمل تا پرشدن کامل حوضچه ژنتیک ادامه می یابد.

# ترکیب در الگوریتم ژنتیک



بخشی از فرآیند تکامل در طبیعت بدین صورت است که کروموزوم هایی از والدین انتخاب شده و باهم ترکیب می شوند. ما نیز در مرحله انتخاب ، کروموزوم هایی را برای ترکیب به حوضچه ژنتیک منتقل کردیم. حال وقت آن رسیده است که کروموزوم هایی را از این حوضچه انتخاب کرده و باهم ادغام کنیم. به همین منظور در این بخش روش هایی را برای ادغام کروموزوم ها بررسی خواهیم کرد. توجه کنید که در برخی از مسائل و با توجه به روش کدگذاری کروموزوم ها ، عمل ادغام کروموزوم ها موجب نقض برخی از شرایط مسئله می گردد. بنابراین در چنین مواردی باید با استفاده از روش هایی که طراحی می کنیم به اصلاح کروموزوم ها بپردازیم.

# چند روش ترکیب در الگوریتم ژنتیک

ترکیب تک نقطه ای :

یک نقطه از کروموزوم را به تصادف انتخاب کرده و سپس به روش زیر دو کروموزوم فرزند تولید می کند.



# چند روش ترکیب در الگوریتم ژنتیک

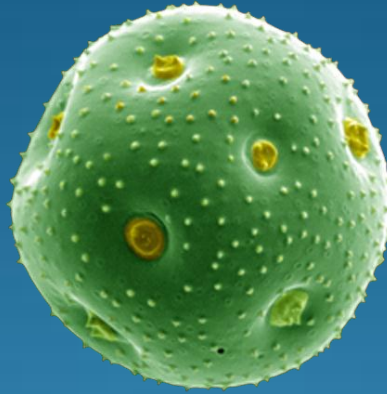
ترکیب دو نقطه ای :

این روش دو نقطه متفاوت از کروموزوم را به تصادف انتخاب کرده و سپس به روش زیر دو کروموزوم فرزند تولید می کند.



ترکیب در ژنتیک باعث از بین رفتن پراگندگی یا تنوع ژنتیکی می شود زیرا باعث می شود ژن های خوب یکدیگر را پیدا کنند .

## جهش در الگوریتم ژنتیک



نظریه داروین بیان می کند که پس از تولید کروموزوم های فرزند ممکن است در برخی از این کروموزوم ها جهش هایی به تصادف روی دهند که موجب بهینگی هرچه بیشتر کروموزوم و یا بدتر شدن آن گردند. ما نیز در استفاده از الگوریتم های ژنتیک از این خصوصیت استفاده کرده و جهش هایی را در جواب های تولید شده برای مسئله ایجاد می کنیم. این روش نیز بسته به ابتکار طراح الگوریتم به روش های گوناگونی پیاده سازی می شود. اما روش کلی کار بدین شکل است که مقدار یک یا چند عدد از ژن های یک کروموزوم را تغییر دهیم.

0	1	0	1
---	---	---	---

کروموزوم قبل جهش

جهش



0	1	1	1
---	---	---	---

کروموزوم بعد جهش

# نکات مهم در الگوریتم ژنتیک

سیاست جایگزینی :

جایگزینی جمعیت فعلی با نسل جدید در حالت کلی به دو روش انجام می پذیرد :

- همه کروموزوم های جمعیت فعلی را با کروموزوم های در نسل جدید جایگزین کنیم.  
(حالتی که اندازه نسل جدید برابر با جمعیت فعلی باشد ، کل جمعیت فعلی با نسل جدید جایگزین می شود)

- برخی از کروموزوم های جمعیت فعلی را انتخاب کرده و آن ها را با کروموزوم دیگری در نسل جدید جایگزین کنیم.

الگوریتم ژنتیکی که از سیاست جایگزینی اول استفاده کند ، **GGA** گویند .

الگوریتم ژنتیکی که از روش دوم استفاده کند **SSGA** گوئیم .



## مثال یک از الگوریتم ژنتیک

مثال : فرض کنید تابع  $f(x) = -x^2 + 6x - 3$  را داریم و  $0 \leq x \leq 15$  و  $x \in \mathbb{N}$  باشد می خواهیم ماکزیمم تابع را در فاصله داده شده حساب کنیم .

مراحل حل مسئله به کمک ژنتیک

کدینگ مسئله :

چون اعداد بین ۰ تا ۱۵ هستند برای نمایش آنها ۴ بیت کافی است . در این حالت طول هر کروموزوم برابر ۴ می شود .

0	1	0	1
---	---	---	---

کروموزومی که معرف عدد ۵ است

توجه داریم که کدینگ مسئله از نوع کدینگ باینری است

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

تابع ارزش مسئله (Evaluation):

در این مرحله باید مقدار شایستگی **Fitness** را برای هر کروموزوم تعیین کنیم در واقع وظیفه تابع ارزش این است که برای هر کروموزوم **Fitness** آن را حساب کند.

در این مثال اگر دو عدد داشته باشیم ( دو کروموزوم ) به نام های  $x$  و  $y$  و شرط زیر برقرار باشد:

$$f(x) > f(y)$$

می گوییم که عدد  $x$  یا کروموزوم  $x$  شایستگی بیشتری نسبت به عدد  $y$  یا کروموزوم  $y$  دارد

کروموزومی که معرف عدد ۵ است

0	1	0	1
---	---	---	---

$$f(5) = -5^2 + 6 \times 5 - 3 = 2$$

کروموزومی که معرف عدد ۷ است

0	1	1	1
---	---	---	---

$$f(7) = -7^2 + 6 \times 7 - 3 = -10$$

کروموزومی که معرف عدد ۲ است

0	0	1	0
---	---	---	---

$$f(2) = -2^2 + 6 \times 2 - 3 = 5$$

کروموزوم ۵ و ۲ شایسته تر از کروموزوم ۷ هستند.

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

تعیین جمعیت اولیه از کروموزوم ها :

معمولاً جمعیت اولیه را به شکل تصادفی انتخاب می کنند در این مورد ما فرض می کنیم که دو کروموزوم ۵ و ۳ را به عنوان جمعیت اولیه در نظر گرفته ایم .

کروموزومی که معرف عدد ۵ است

0	1	0	1
---	---	---	---

کروموزومی که معرف عدد ۷ است

0	1	1	1
---	---	---	---

کروموزومی که معرف عدد ۲ است

0	0	1	0
---	---	---	---

جمعیت اولیه ما شامل سه کروموزوم است

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

## ترکیب کروموزوم ها (Crossover):

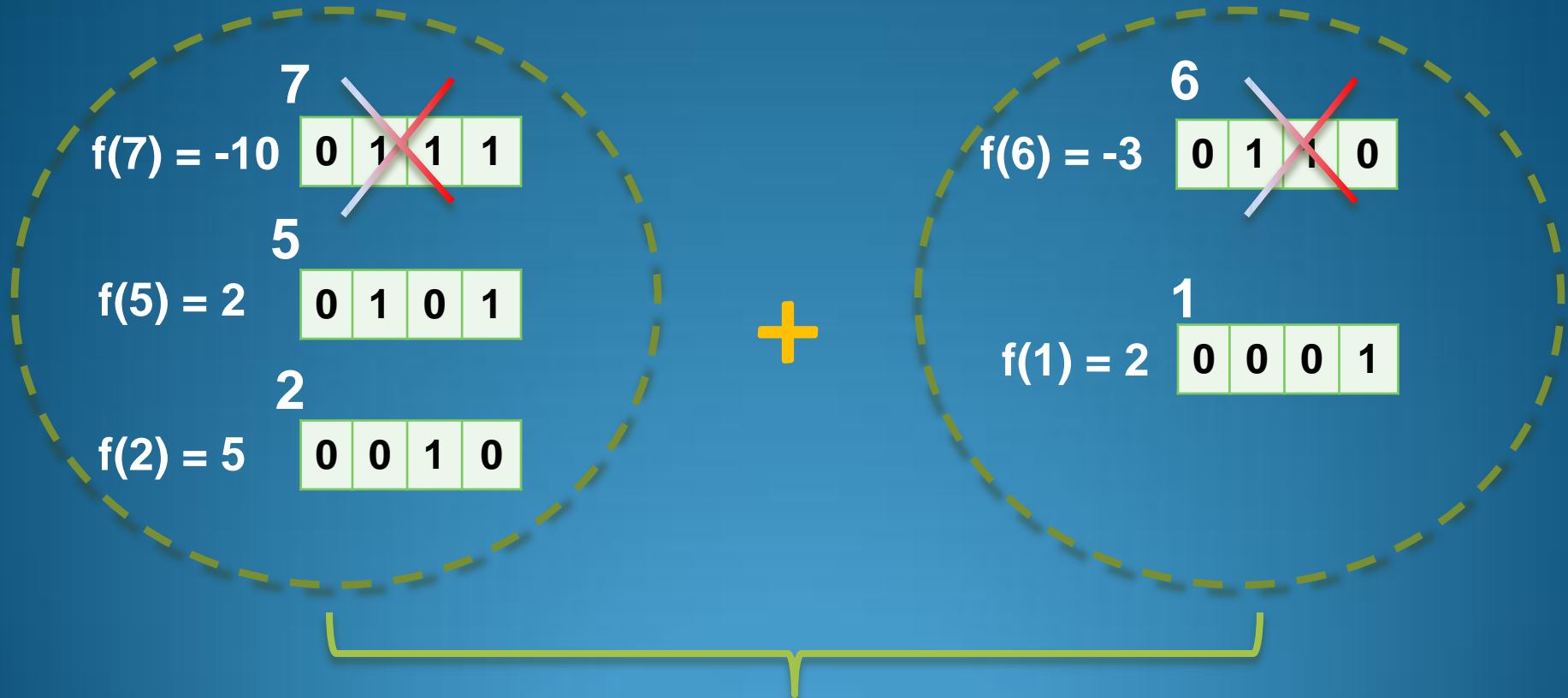
در این مرحله با اعمال ترکیب جمعیت اولیه را تغییر می دهیم و جمعیت جدید را تولید میکنیم البته توجه کنید آنهای که شایسته تر هستند بیشتر شانس دارند در تولید نسل جدید مشارکت کنند :



جمعیت اولیه با دو کروموزوم  
دچار ترکیب در نقطه ۲ و ۳  
می شود تا نسل جدید ایجاد شود

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

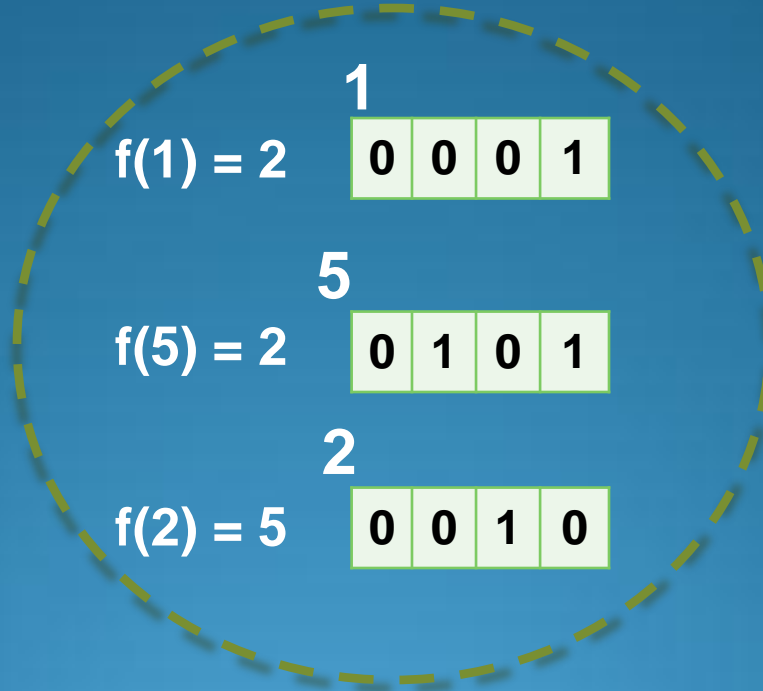
در این مرحله جمعیت جدیدی به وجود می آید یعنی جمعیت قبلی و جمعیت جدید را با هم جمعیت جدید می گوئیم البته بهتر است مواردی که شایسته نیستند از جمعیت حذف شوند.



نسل جدید ایجاد شد

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

بعد از اصلاح جمعیت مورد نظر نسل جدید ایجاد می شود :



نسل جدید بعد از پالایش ایجاد شد

# مثال یک از الگوریتم ژنتیک

البته کروموزوم ها جمعیت مورد نظر می توانند دچار جهش شوند و اصلاح می کنیم :

فرض کنید این کروموزوم

دچار جهش شد

$$f(1) = 2 \quad \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$f(9) = -30 \quad \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

فرض کنید این کروموزوم

دچار جهش شد

$$f(5) = 2 \quad \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$f(3) = 6 \quad \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

$$f(2) = 5 \quad \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 1 & 0 \\ \hline \end{array}$$

البته بهترین جواب در هر مرحله امکان دارد در مرحله بعد از بین رود پس بهتر است در هر مرحله بهترین جواب را در جایی ذخیره کنیم . در مثال بالا در این مرحله  $x=3$  را به عنوان بهترین جواب ذخیره می کنیم .

# مثال دو از الگوریتم ژنتیک



مسئله معروف مربع جادویی ۳ در ۳ را با ژنتیک حل و مدل سازی کنید ؟





# Question ?

# Thank You

