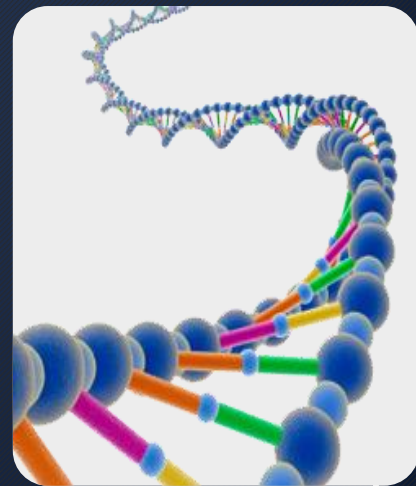


الگوریتم‌های جست و جوی محلی و بهینه سازی

LOCAL SEARCH AND OPTIMIZATION





“مسائلی وجود دارند که فضای جستجوی آنها به **اندازه ای بزرگ** می باشد که استفاده از روش های جستجوی ناآگاهانه و هیوریستیکی را برایمان غیرممکن می سازند.

“در این موارد از روش های متاهیوریستیکی یا فرا اکتشافی استفاده می کنیم.

جستجوی متاهیوریستیک



“دسته ای از مسائل وجود دارند که در
آنها **مسیر رسیدن به جواب مهم**
نیست بلکه فقط جواب نهایی اهمیت.

الگوریتم های اصلاح
تکراری یا جستجوی محلی

“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 یک وضعیت فعلی داریم.

“وضعیت فعلی

“شامل تمام اطلاعات مورد نیاز مسئله است که در این الگوریتم ها از یک ساختار کامل شروع شده و سپس با انجام تغییراتی در آن سعی در اصلاح کیفیت آن ساختار داریم.

“استفاده از حافظه کم.

“ارائه راه حل‌های منطقی در
فضاهای بزرگ و نامتناهی.

دو مزیت اصلی این
الگوریتم‌ها

○ الگوریتم های قبلی، فضای جست و جو را به طور نظامند بررسی می کنند.

○ تا رسیدن به هدف یک یا چند مسیر نگهداری می شوند.

○ مسیر رسیدن به هدف، راه حل مسئله را تشکیل می دهد.

○ **در الگوریتم های محلی مسیر رسیدن به هدف مهم نیست خود هدف مهم است!**

○ مثال: مسئله ۸ وزیر، حل معادلات N مجهولی و ...

این الگوریتمها برای حل مسائل بهینه سازی نیز مفیدند.

یافتن بهترین حالت بر اساس تابع هدف.

شعار این الگوریتم ها

از یک حالت شروع کن

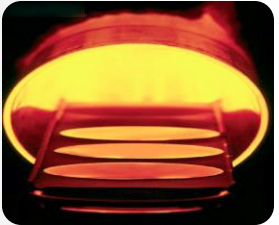
و با انجام تغییراتی در آن سعی در اصلاح کیفیت کن

(تکامل دارویی)

انواع الگوریتم های جستجوی محلی



تپه نوردی



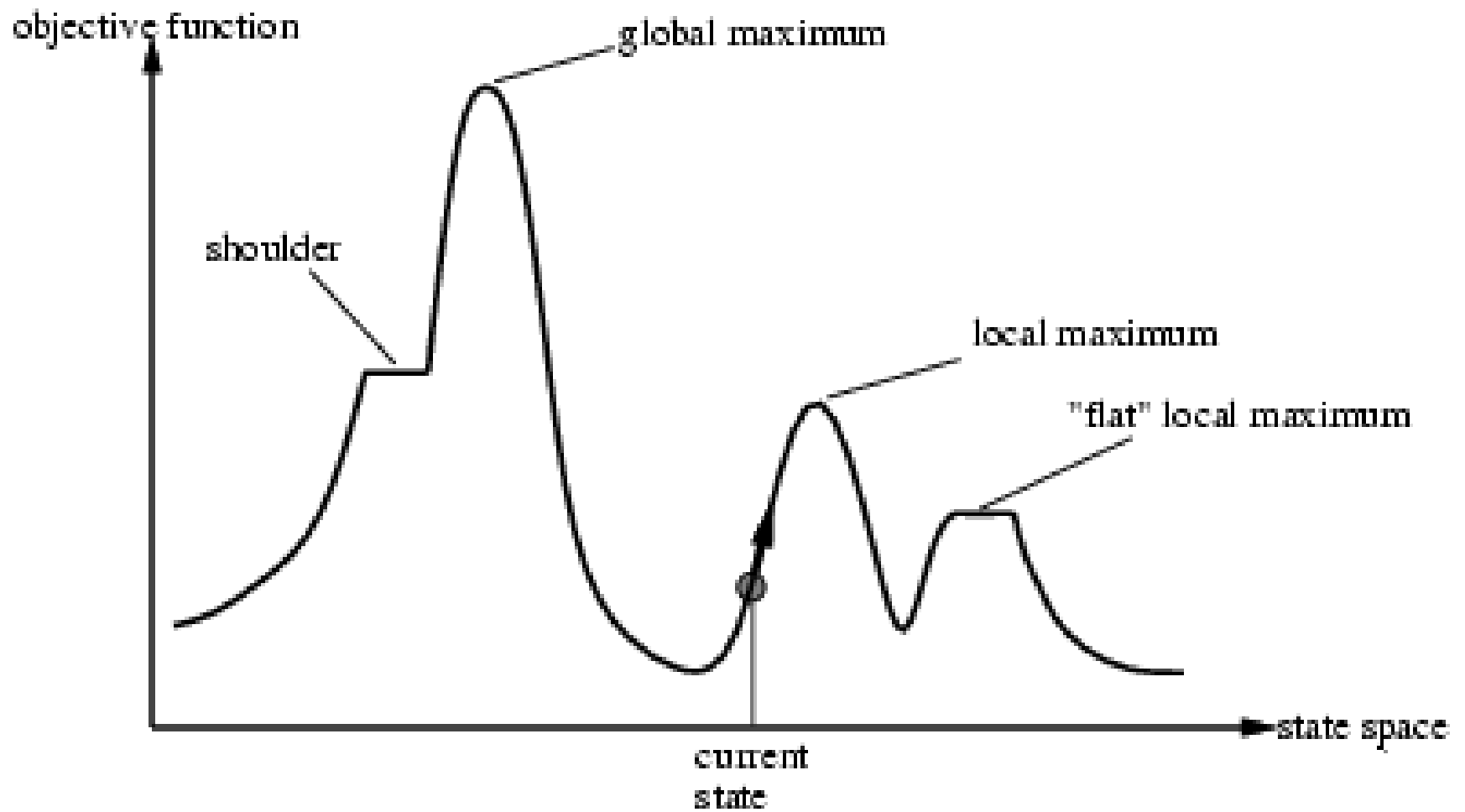
شبیه سازی حرارت



جستجوی پرتو محلی



ژنتیک



جست و جوی تپه نوردی (Hill Climbing)

حلقه ای که در جهت افزایش مقدار حرکت می کند (بطرف بالای تپه).
رسیدن به بلندترین قله در همسایگی حالت فعلی، شرط خاتمه است.

ساختمان داده گره فعلی، فقط حالت و مقدار تابع هدف را نگه می دارد.

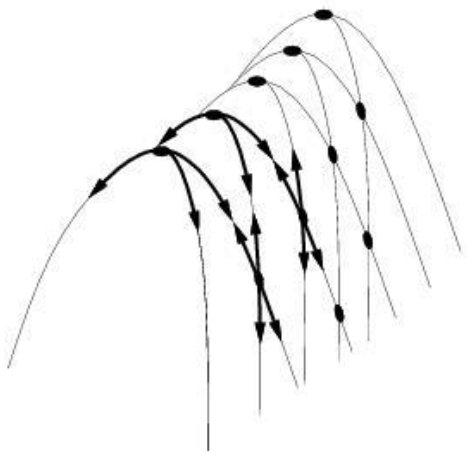
جست و جوی محلی حریصانه نیز نام دارد.
بدون فکر قبلی حالت همسایه خوبی را انتخاب می کند.

تپه نوردی به دلایل زیر می تواند متوقف شود:

بیشینه محلی

برآمدگی ها

فلات



الگوریتم پله نوردی

« به عبارت دیگر : در الگوریتم

پله 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 .

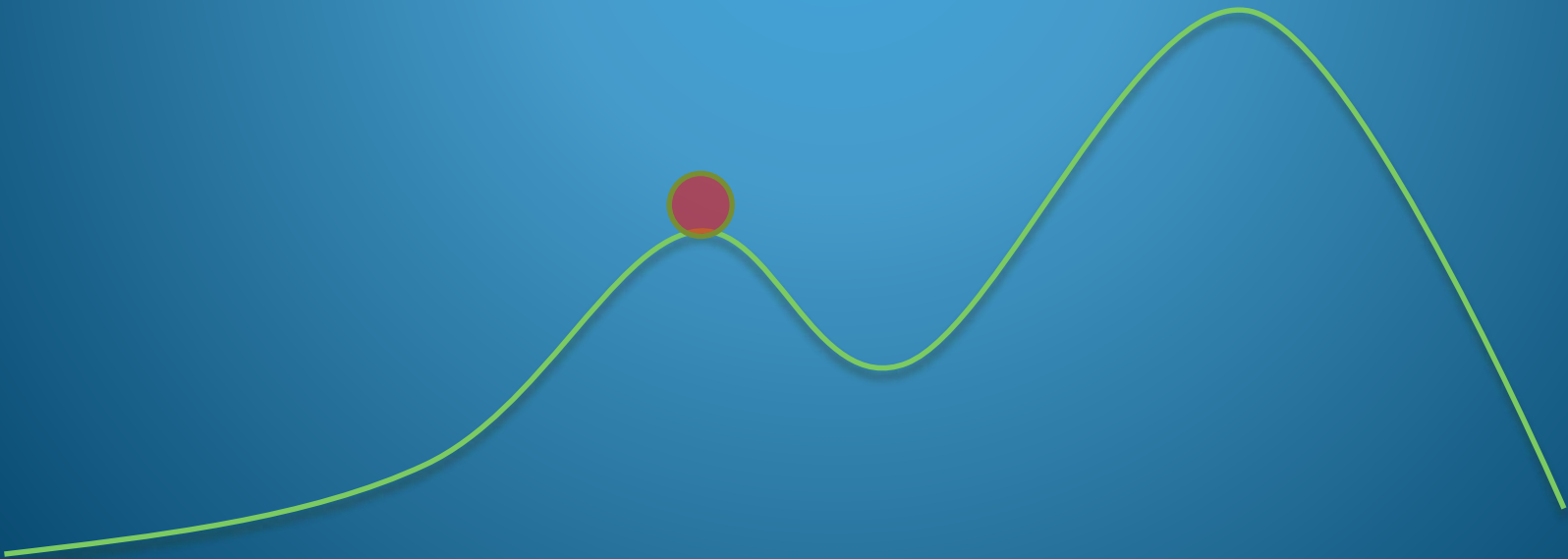


علل ناکامی الگوریتم تپه نوردی

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.



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



انواع جست و جوی تپه نوردی

- تپه نوردی اتفاقی (stochastic)
 - انتخاب یک حالت رو به بالا به صورت تصادفی.
- تپه نوردی اولین گزینه (first choice)
 - تپه نوردی اتفاقی با تولید پسین به صورت تصادفی تا تولید یک پسین بهتر.
- تپه نوردی با شروع مجدد تصادفی (random restart)
 - جستجوی تپه نوردی با حالت‌های شروع تصادفی (با تکرار در صورت شکست).
 - با احتمال نزدیک به یک کامل است!!

الگوریتم جستجوی تپه نوردی

```
function HILL-CLIMBING(problem) returns a state that is a local maximum
  inputs: problem, a problem
  local variables: current, a node
                  neighbor, a node

  current ← MAKE-NODE(INITIAL-STATE[problem])
  loop do
    neighbor ← a highest-valued successor of current
    if VALUE[neighbor] ≤ VALUE[current] then return STATE[current]
    current ← neighbor
```

مثال جست و جوی تپه نوردی

مثال: مسئله ۸ وزیر

↪ مسئله ۸ وزیر با استفاده از فرمولبندی حالت کامل.

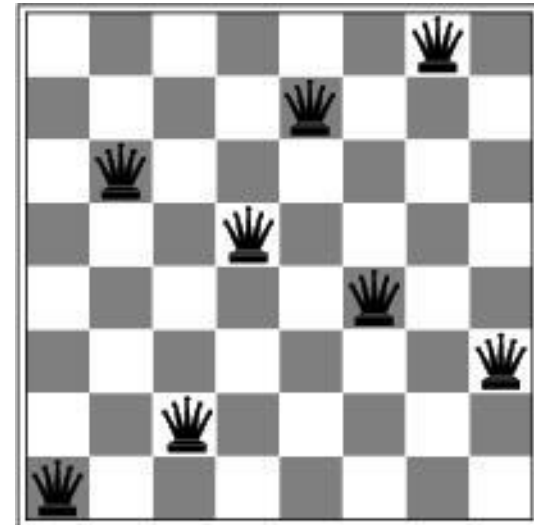
- در هر حالت ۸ وزیر در صفحه قرار دارند.
- تابع جانشین: انتقال یک وزیر به مربع دیگر در همان ستون.
- تابع اکتشاف: جفت وزیرهایی که نسبت به هم گارد دارند.

مثال جست و جوی تپه نوردی

الف

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	♔	13	16	13	16
♔	14	17	15	♔	14	16	16
17	♔	16	18	15	♔	15	♔
18	14	♔	15	15	14	♔	16
14	14	13	17	12	14	12	18

ب

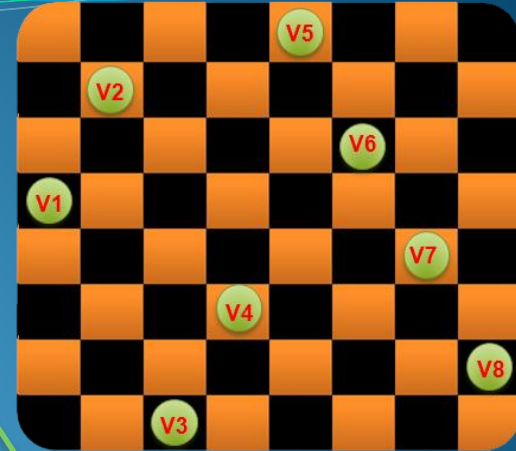
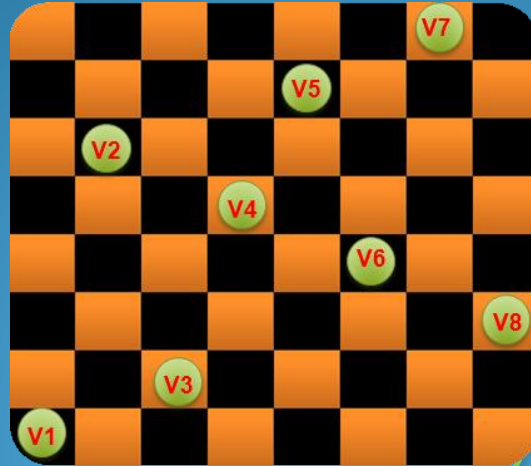
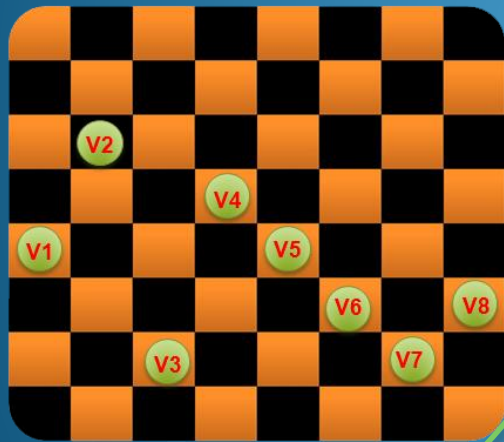


الف- حالت با هزینه $h=17$ که مقدار h را برای هر جانشین نشان می دهد.

ب- کمینه محلی در فضای حالت ۸ وزیر؛ $h=1$.

نمودار قسمتی از فضای حالت هشت وزیر با الگوریتم تپه نوردی

تابع هدف



فضای حالت

نکات مهم الگوریتم تپه نوردی

الگوریتم تپه نوردی در صورتی کامل است که درگیر وضعیتهای ذکر شده نگردد.

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.

الگوریتم تپه نوردی همانند الگوریتم حریمانه است با این تفاوت که امکان بازگشت به عقب وجود ندارد.

جست و جوی شبیه سازی حرارت

• شبیه جستجوی تپه نوردی می باشد با این تفاوت که در هر مرحله حالت بعدی، بجای انتخاب بهترین حرکت، به طور تصادفی انتخاب می شود.

• تپه نوردی با حرکت تصادفی.

○ اگر حرکت تصادفی انتخاب شده موجب بهبود وضعیت شود، انجام می شود و در غیر اینصورت فقط با یک احتمال (که به صورت نمایی کاهش می یابد) آن حرکت انجام می شود.

○ ایده اصلی: فرار از max های محلی با اجازه دادن به انجام حرکتهای بد (پایین آمدن) اما به تدریج اندازه و تعداد حرکتهای بد را کاهش می دهد.

این الگوریتم اصلاح الگوریتم تپه نوردی می باشد که در آن هنگام رسیدن به max محلی به جای شروع مجدد تصادفی، اجازه پایین رفتن از تپه برای فرار از آن محل، داده می شود.

SA

function SIMULATED-ANNEALING(*problem*, *schedule*) **returns** a solution state

inputs: *problem*, a problem

schedule, a mapping from time to “temperature”

local variables: *current*, a node

next, a node

T, a “temperature” controlling prob. of downward steps

current $\leftarrow$ MAKE-NODE(INITIAL-STATE[*problem*])

for *t* $\leftarrow$ 1 to ∞ **do**

T $\leftarrow$ *schedule*[*t*]

if *T* = 0 **then return** *current*

next $\leftarrow$ a randomly selected successor of *current*

$\Delta E \leftarrow$ VALUE[*next*] – VALUE[*current*]

if $\Delta E > 0$ **then** *current* $\leftarrow$ *next*

else *current* $\leftarrow$ *next* only with probability $e^{\Delta E/T}$

جست و جوی پرتو محلی (local beam search)

❖ به جای یک حالت، k حالت را نگهداری می کند.

□ **حالت اولیه:** k حالت تصادفی.

□ **گام بعد:** جانشین همه k حالت تولید می شود.

□ اگر یکی از جانشین ها هدف بود، تمام می شود.

□ وگرنه **بهترین** جانشین ها را انتخاب کرده، تکرار می کند.

جست و جوی پرتو محلی (local beam search)

• تفاوت عمده با جستجوی شروع مجدد تصادفی

➤ در جست و جوی شروع مجدد تصادفی، هر فرایند مستقل از بقیه اجرا می شود.

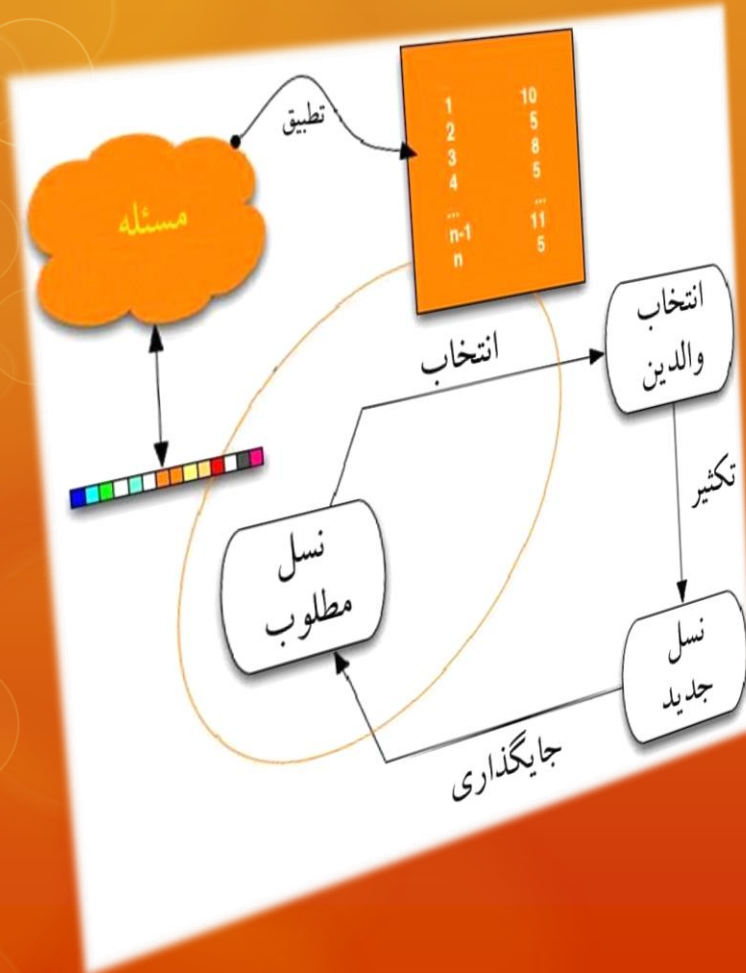
➤ در جست و جوی پرتو محلی، اطلاعات مفیدی بین K فرایند موازی مبادله می شود!!

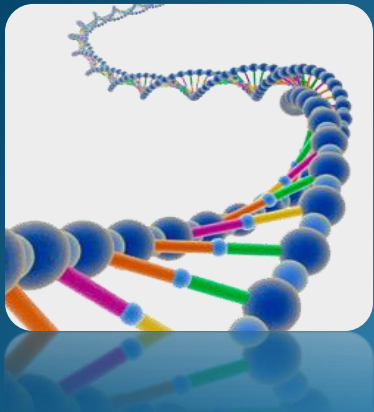
• جست و جوی پرتو محلی غیرقطعی

به جای انتخاب بهترین K از جانشینها، K جانشین تصادفی را بطوریکه احتمال انتخاب یکی تابعی صعودی از مقدارش باشد، انتخاب می کند.

الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm)

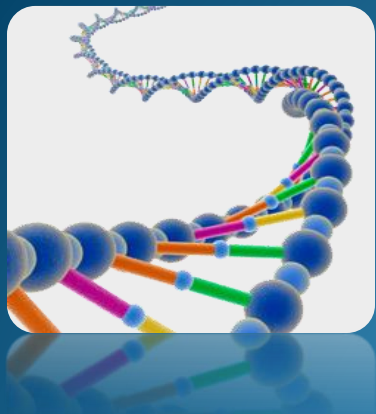
شکلی از جست و جوی پرتو محلی غیر قطعی که حالت‌های جانشین از طریق ترکیب دو حالت والد تولید می‌شود.





خصوصیات الگوریتم ژنتیک

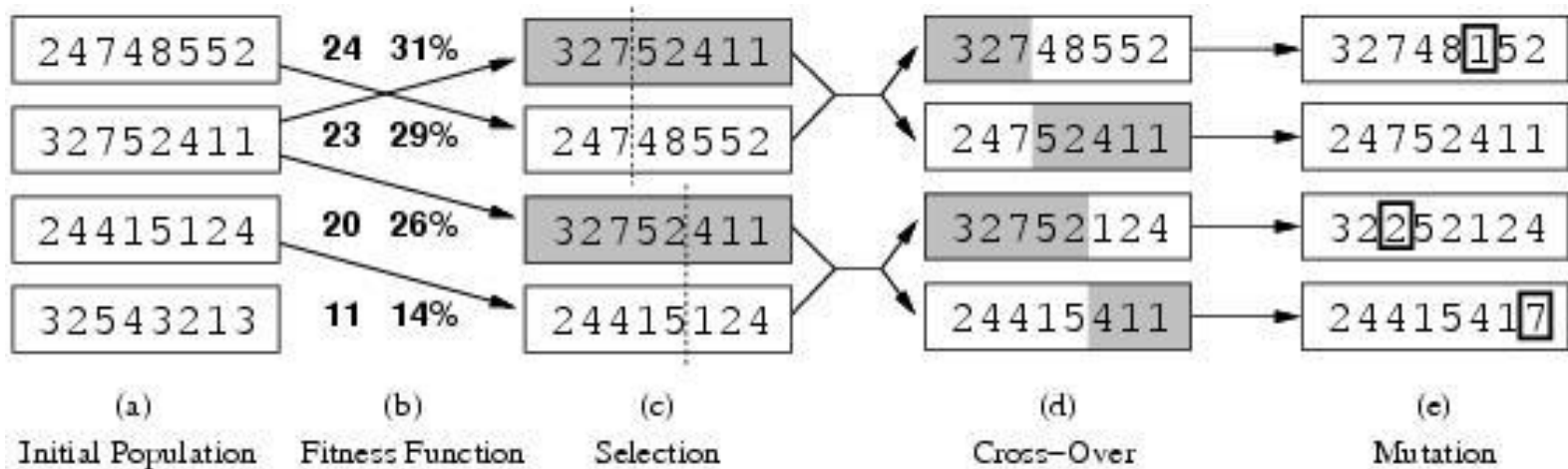
- یک روش عددی و تصادفی و مبتنی بر تکرار است .
- در هر تکرار همزمان چند نقطه از فضای حالت بررسی می شود پس احتمال اینکه در ماکزیمم محلی گیر کند کم است .
- الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم برای مسائل بهینه سازی است .
- الگوریتم ژنتیک به راحتی به مسائل پیوسته و گسسته بکار می رود.
- الگوریتم ژنتیک روندی موازی در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



فاز های اصلی الگوریتم ژنتیک

- ۱ (کدینگ مسئله (Encoding)
- ۲ تعیین جمعیت اولیه (Initial Population)
- ۳ انتخاب کردن (Selection)
- ۴ ترکیب (Crossover)
- ۵ جهش (Mutation)
- ۶ پذیرش جمعیت جدید و تست (Test & Accept)
- ۷ جایگزینی (Replace)

الگوریتم ژنتیک



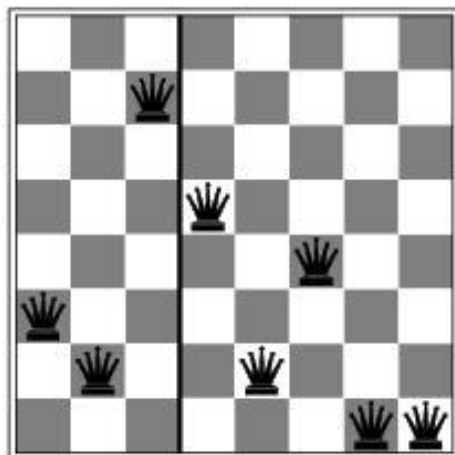
جهت اولیه

تابع برازش

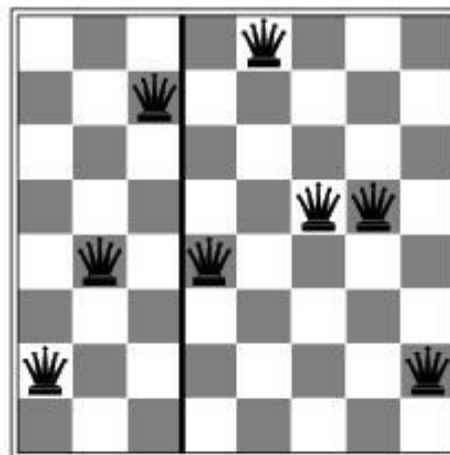
انتخاب

تقاطع

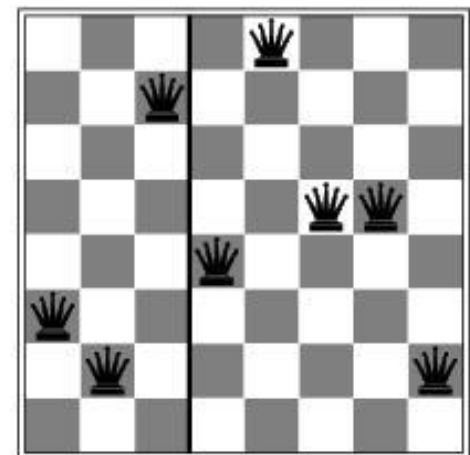
جهش



+



=

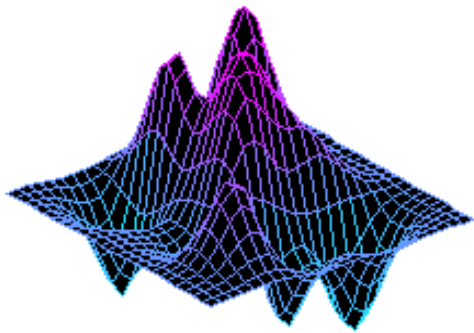


آشنایی با الگوریتم های ژنتیکی

GENETIC ALGORITHMS

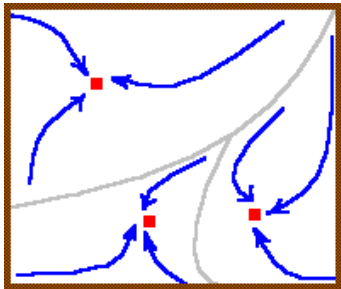
- **GAs** جزو شاخه خاصی از هوش مصنوعی با نام "محاسبات تکاملی" (**Evolutionary Computing**) هستند.
- ایده محاسبات تکاملی اولین بار در اثر **Rechenberg** در سال ۱۹۶۰ با عنوان "*Evolution strategies*" معرفی شد.

فضای جستجو Search Space



- فضای تمام جوابهای ممکن یک مسئله فضای جستجو یا فضای حالت مسئله نامیده می شود.

- هر نقطه در فضای حالت، یک جواب ممکن را مشخص می کند.



- پیدا کردن جواب مساوی است با پیدا کردن نقاط ماکزیمم یا مینیمم در فضای حالت.

فضای جستجو

- برای فضاهاى كوچك، روشهاى كلاسيك جستجو و بهينه سازى خوب و كافى هستند اما براى فضاهاى بزرگ و مسائل مشكل نیازمند به تکنیکهای دیگری همچون روشهای ذیل هستیم:

- **Hill Climbing.**
- **Tabu Search.**
- **Simulated Annealing.**
- **Genetic Algorithm.**

ساختار کلی الگوریتم های ژنتیکی

1. **[Start]** Generate random population of n chromosomes
2. **[Fitness]** Evaluate the fitness of each chromosome in the population
3. **[New population]** Create a new population by repeating following steps until the new population is complete
 - **[Selection]** Select two parent chromosomes from a population according to their fitness
 - **[Crossover]** With a crossover probability cross over the parents to form a new offspring (children). If no crossover was performed, offspring is an exact copy of parents.
 - **[Mutation]** With a mutation probability mutate new offspring at each locus (position in chromosome).
 - **[Accepting]** Place new offspring in a new population
 - **[Replace]** Use new generated population for a further run of algorithm
4. **[Test]** If the end condition is satisfied, **stop**, and return the best solution in current population
5. **[Loop]** Go to step 2

چند سؤال

چگونگی نمایش جوابهای ممکن در قالب کروموزومها.

چگونگی ایجاد جمعیت اولیه.

چگونگی تعریف اعمال crossover و mutation.

چگونگی انتخاب والدین برای crossover.

نمایش کروموزومها

□ Encoding & Decoding

□ کروموزومها به نحوی باید حاوی اطلاعات جوابی باشند که نمایانگر آن هستند.

□ یعنی هر کروموزوم به تنهایی می تواند یک راه حل از مساله باشد. (نه لزوما راه حل بهینه یا درست !؟).

(Crossover)

عملگرهای GAS

مثال:

Chromosome1 11011|00100110110

Chromosome2 11011|11000011110

Offspring 1 11011|11000011110

Offspring 2 11011|00100110110

- Methods
 - Single Point
 - Two Point
 -

(Mutation)

عملگرهای GAS

• مثال

Original offspring 1101111000011110

Mutated offspring 1100111000011110

- Methods
 - Inversion
 - Exchange

نحوه انتخاب والدین

- روش‌های مختلفی برای الگوریتم‌های ژنتیک وجود دارند که می‌توان برای انتخاب کروموزوم‌ها از آن‌ها استفاده کرد. اما روش‌های لیست شده در پایین از معمول‌ترین روش‌ها هستند.

- **انتخاب Elitist**

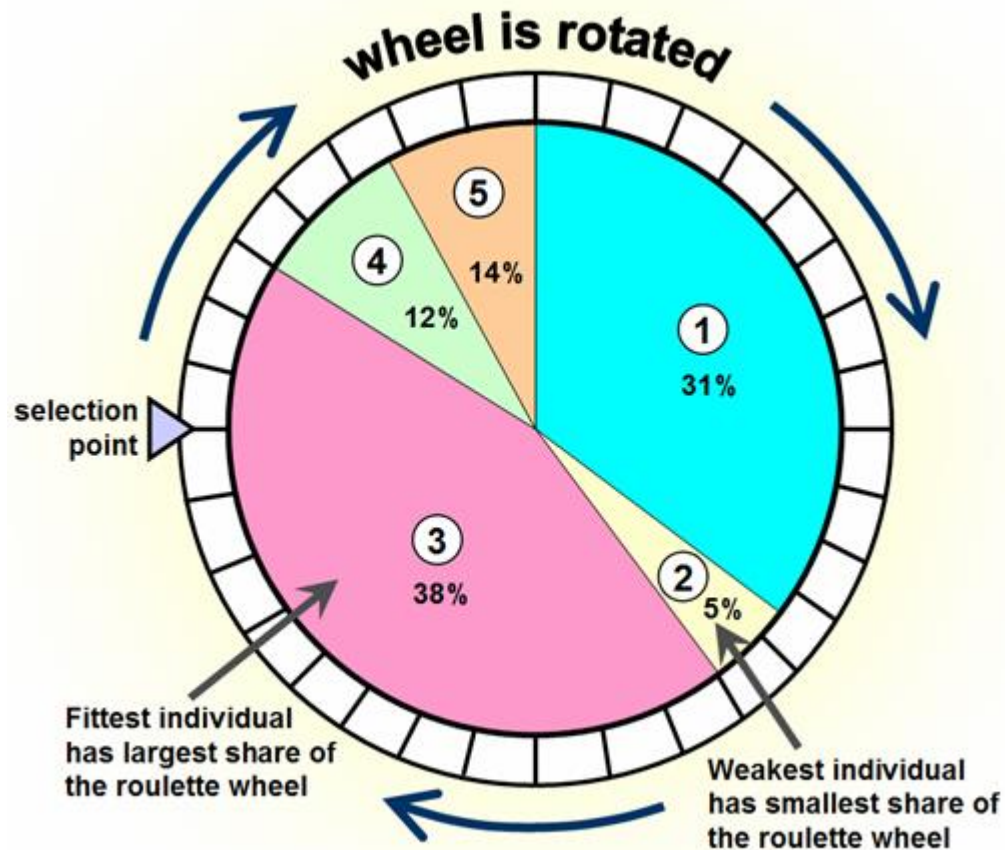
□ درصدی از مناسب‌ترین عضوهای هر اجتماع انتخاب می‌شوند.

- **انتخاب Roulette**

□ یک روش انتخاب است که در آن عنصری که عدد برازش (تناسب) بیشتری داشته باشد، انتخاب می‌شود.

- **انتخاب Tournament**

□ یک زیر مجموعه از یک جامعه انتخاب می‌شوند و اعضای آن مجموعه با هم رقابت می‌کنند و سرانجام فقط یک فرد از هر زیرگروه برای تولید انتخاب می‌شوند.



پارامترهای ژنتیک

- **Parameters**

1. **Population size.**
2. **Probability of crossover.**
3. **Probability of mutation .**

- **Experimental results**

1. **The best chromosome after n generations was.**
2. **As expected .**

جست و جوی محلی در فضاهاى پیوسته

- گسسته در مقابل محیط های پیوسته
 - در فضاهاى پیوسته، تابع جانشین در اغلب موارد، حالتهاى نامتناهى را بر میگرداند.
- حل مسئله:
 - گسسته کردن همسایه هر حالت.

Online عاملهای جست و جوی

و محیطهای ناشناخته

عاملهای جست و جوی Online و محیطهای ناشناخته

➤ الگوریتمهای مطالعه شده برون خطی بودند.

➤ **برون خطی (Offline):** راه حل قبل از اجرا مشخص است.

➤ **درون خطی (Online):** با یک در میان کردن محاسبات و فعالیت عمل می کند.

➤ عامل در حین حل جستجو در محیط واقعی است!

➤ جستجوی درون خطی در محیطهای پویا و نیمه پویا مفید است.

➤ فعالیتهای و حالتها برای عامل مشخص نیستند.

➤ مثال: قرار گرفتن روبات در محیطی جدید.

مسئله های جست و جوی Online

اطلاعات عامل

Actions(s): لیستی از فعالیتهای مجاز در حالت S

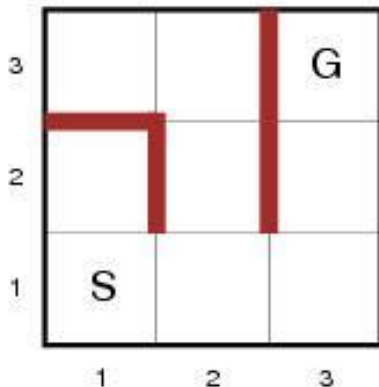
تابع هزینه مرحله ای $c(s, a, s')$: استفاده وقتی که بداند S' نتیجه است.

Goal-Test(s): آزمون هدف.

عامل حالت ملاقات شده قبلی را تشخیص می دهد.

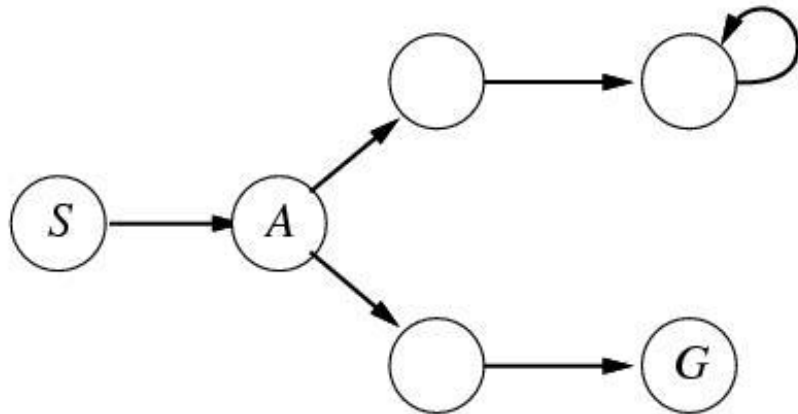
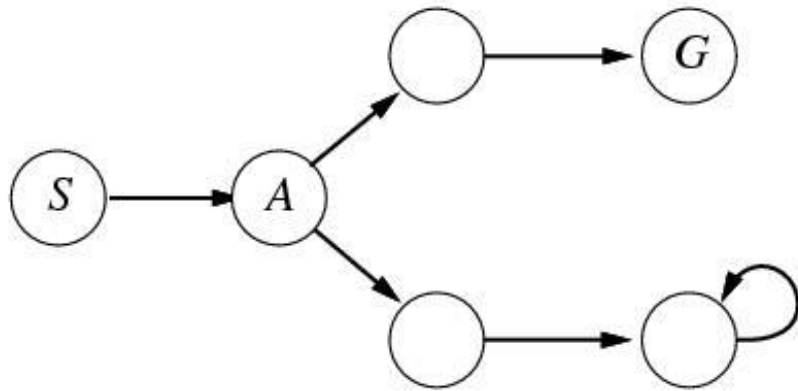
فرض: فعالیتهای قطعی اند (محیط معین).

دسترسی به تابع اکتشافی قابل قبول $h(s)$.



مسئله های جست و جوی Online

• دو فضای حالت که عامل جست و جوی Online را به بن بست میرسانند. هر عاملی حداقل در یکی از این دو فضا شکست می خورد.



جستجوی محلی بر خط

- جستجوی اول عمق مانند جستجوی تپه نوردی در گسترش گره ها دارای ویژگی محلی است!

- جستجوی تپه نوردی یک الگوریتم جستجوی بر خط است!
- عیب : بیشینه محلی ، عدم امکان استفاده از شروع مجدد تصادفی!؟

LRTA* •

- جستجوی تپه نوردی با امکان حافظه برای نگه داری $H(s)$ یا بهترین برآورد فعلی.
- با کسب تجربه عامل در فضای حالت بروزرسانی می شود.

- $H(s)$ یا "بهترین برآورد فعلی" هزینه رسیدن به هدف از هر حالتی است که از آن گذشته ایم.

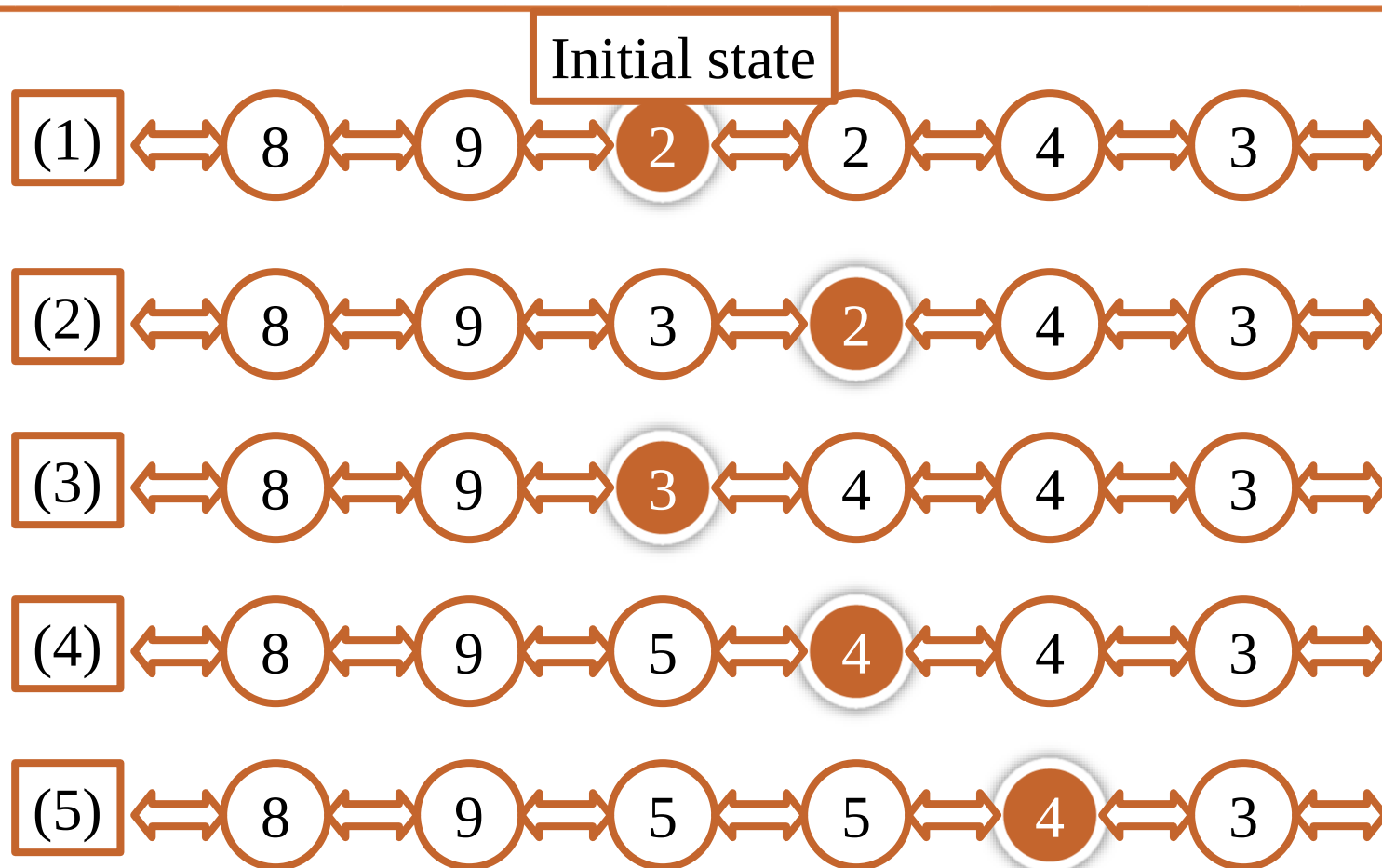
- در ابتدا $H(s)$ برابر با هیوریستیک هر محل است $(h(s))$.

- به تدریج که عامل در فضای حالت تجربه کسب می کند، $H(s)$ به روز آوری می شود.

- هزینه تخمینی رسیدن به هدف از مسیر گره همسایه ای مثل s' برابر است با :
□ هزینه رسیدن به s' $c(s, a, s') +$ هزینه تخمینی رسیدن به هدف از طریق s' .

- به عبارت دیگر :
$$H(s)' = c(s, a, s') + H(s')$$

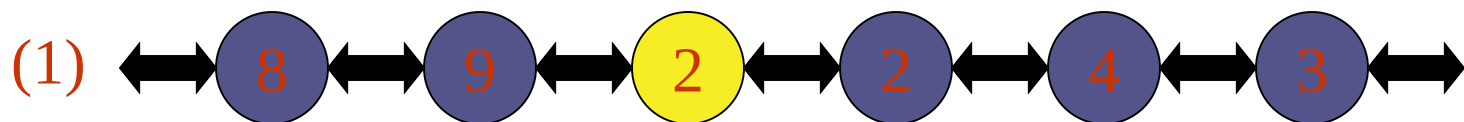
این مثال را در نظر بگیرید



مراحل $LRTA^*$ در فضای یک بعدی

✓ حالت زرد رنگ (حالت کنونی) ۲ قدم تا مسیر به هدف (گره با $h=2$) فاصله دارد

- در اینجا دو اقدام وجود دارد که دارای هزینه تقریبی $2+1$ و $9+1$ هستند.
- به نظر می آید که بهتر است به سمت راست حرکت کنیم.



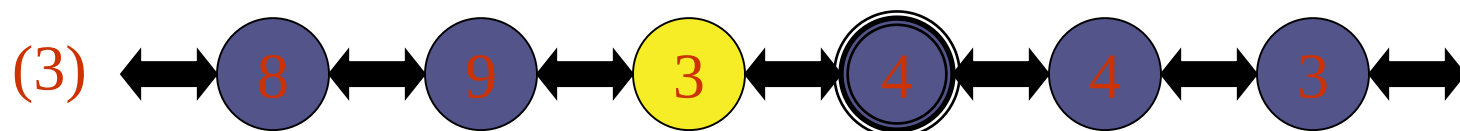
✓ اکنون تا هدف ۲ قدم وجود دارد ولی از دید عامل انتقاب چپ بهتر از حرکت به راست است.

● H باید بر اساس $H(s') = (c(s, a, s') + H(S'))$ به روز آوری شود و $1+3$ را به $1+4$ ترجیح می دهد. $c(s, a, s')$ در اینجا برابر با ۱ است.



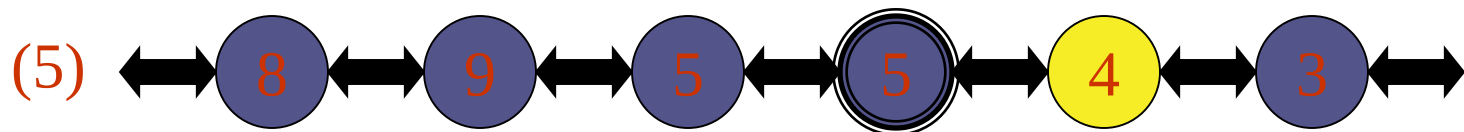
✓ با ادامه این فرایند، عامل دوبرابر بیشتر به جلو و عقب حرکت می کند و با به روز آوری **H** کمینه محلی خود را مسطح می کند تا زمانی که نهایتاً از سمت راست فرار کند.

• عامل حالت بعدی $1+4$ را به $1+9$ ترجیح می دهد و دوباره به راست می رود.



✓ اگر دقت کنیم می بینیم که عامل چندان هم باهوش نیست. مثلاً پس از برگشت به راست، هنوز هیچ تصویری ندارد که اقدام چپ به حالت قبلی بر می گردد.
✓ (این در فضاهای چند بعدی خیلی تاثیر دارد).

● پس از ادامه نهایتاً کمینه محلی مسطح می شود و عامل از سمت راست به طرف هدف حرکت می کند.



- این عامل با استفاده از جدول **result** نقشه ای از محیط تهیه میکند.
- هزینه تفمینی حالتی که هم اکنون از آن خارج شده است را به روز آوری می کند.
- بر اساس تفمین های فعلی، حرکتی که به ظاهر بهترین است را انتخاب می کند.

✓ نکته : اقداماتی که تا این لحظه امتحان نشده اند، همیشه فرض می شود که با کمترین هزینه ممکن $h(s)$ به هدف منتهی می شود. این خوش بینی عامل را تشویق می کند که به اکتشاف مسیر های جدید و احتمالاً امیدوار کننده بپردازد.

بعضی از خصوصیات $LRTA^*$

- برای یک عامل $LRTA^*$ ، پیدا کردن هدف در هر محیط متناهی مطمئناً قابل اکتشاف، تضمین شده است.
- با این حال، برخلاف A^* کامل نیست (حالت هایی وجود دارد که ممکن است در آن برای همیشه سرگردان شود).
- این روش در بدترین حالت می تواند یک محیط n حالتی را در $O(n^2)$ گام اکتشاف میکند. ولی اغلب بهتر از این عمل می کند.

END OF Chapter 4

THANK YOU