

بسمه تعالی

هوش مصنوعی

جستجو در محیطهای پیچیده-۱

نیمسال اول ۱۴۰۲-۱۴۰۱

دکتر مازیار پالهنک

آزمایشگاه هوش مصنوعی

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

دانشگاه صنعتی اصفهان

مقدمه

- مسائلی که تاکنون در نظر می گرفتیم در محیطهای کاملاً مشاهده پذیر، قطعی، ایستا و شناخته شده بودند.
- پاسخ در این حالت دنباله ای از اعمال بود.
- در این قسمت مقداری این محدودیتها را کمتر می کنیم.
- ابتدا مسائلی که مسیر رسیدن به هدف مهم نیست.
- سپس حذف شرط قطعی بودن و کاملاً مشاهده پذیر بودن
- سپس در مورد ناشناخته بودن

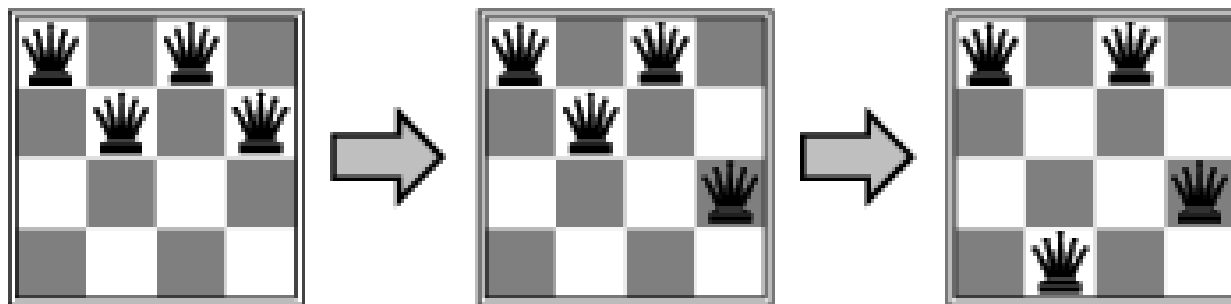
الگوریتمهای جستجوی محلی

- برخی مسائل هستند که چگونگی رسیدن به هدف در آنها مهم نیست بلکه پاسخ همان حالت هدف است.
- همانند ۸ وزیر (فقط می خواهیم چگونگی قرار گرفتن وزیرها را بدانیم نه چگونه آنها را ابتدا پیدا کردیم).
- فضای حالت شامل همه پیکربندیهای کامل
- در این وضعیت جستجوهای محلی مفید هستند.

الگوریتمهای جستجوی محلی

- حالت فعلی را نگاهدار – سعی کن آن را بهبود دهی
- مزیت این روشها:
- معمولاً حافظه کمتری مصرف می کنند،
- اغلب در فضاهای حالت بزرگ (یا بی نهایت) جواب معقولی را می یابند که روشهای سیستماتیک توان آن را ندارند.

مثال n - وزیر



جستجوی تپه نوردی

Figure 4.2

function HILL-CLIMBING(*problem*) **returns** a state that is a local maximum
 current \leftarrow *problem*.INITIAL
 while *true* **do**
 neighbor \leftarrow a highest-valued successor state of *current*
 if VALUE(*neighbor*) \leq VALUE(*current*) **then return** *current*
 current \leftarrow *neighbor*

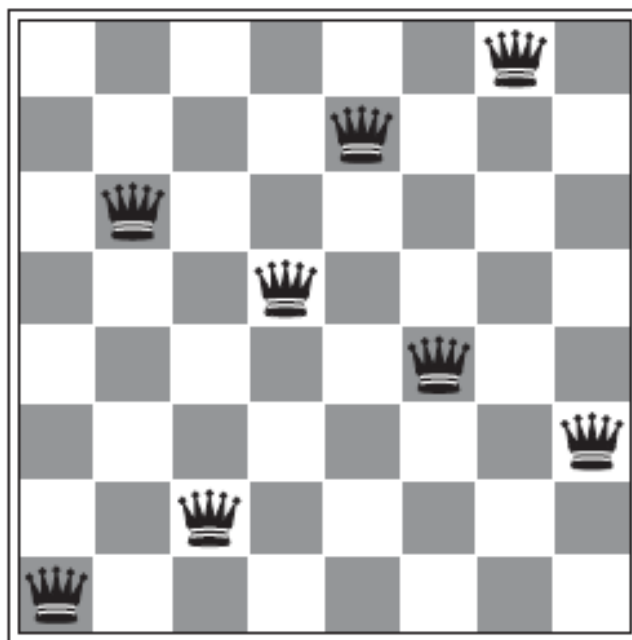
The hill-climbing search algorithm, which is the most basic local search technique. At each step the current node is replaced by the best neighbor.

مثال – تپه نوردی (۸ وزیر)

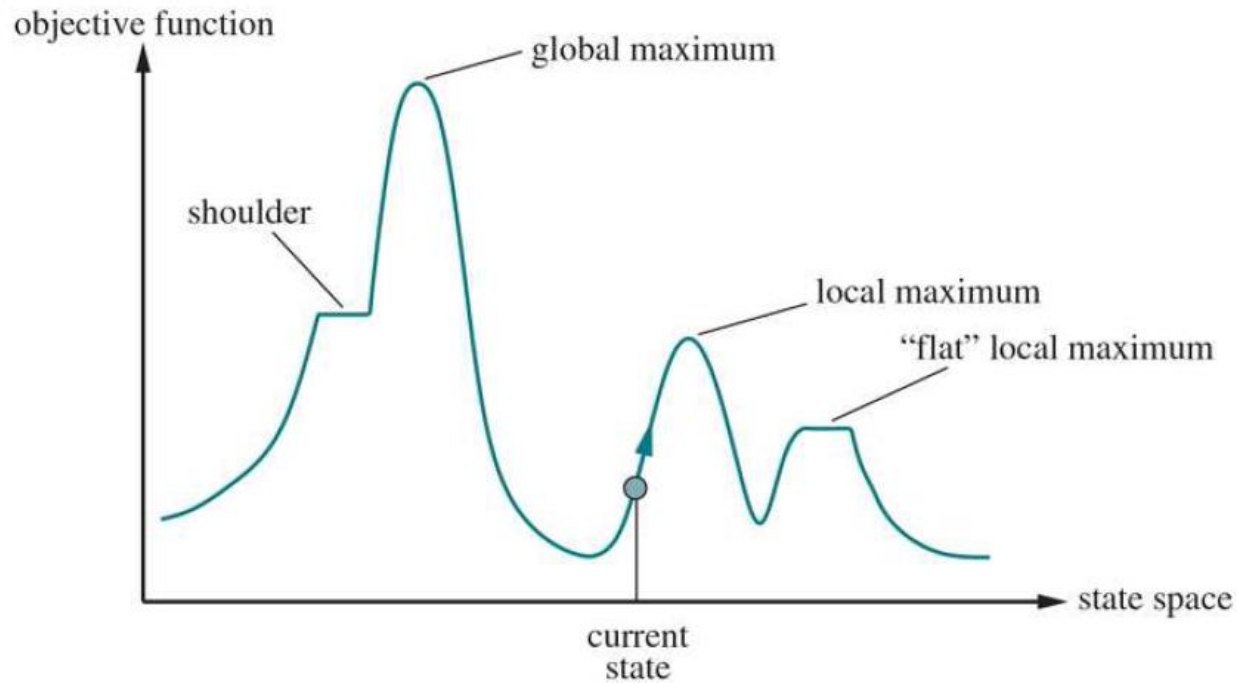
18	12	14	13	13	12	14	14
14	16	13	15	12	14	12	16
14	12	18	13	15	12	14	14
15	14	14	♔	13	16	13	16
♔	14	17	15	♔	14	16	16
17	♔	16	18	15	♔	15	♔
18	14	♔	15	15	14	♔	16
14	14	13	17	12	14	12	18

- h تعداد جفت وزیرهای که همدیگر را تهدید می کنند (مستقیم یا غیرمستقیم).
- حالت فعلی $h=17$
- تعداد حالات بعد 8×7
- بهترین حرکات علامت زده شده
- برای حالت فوق $h=12$

■ بهینه محلی $h=1$ هر حالت دیگر مقدار بیشتری دارد.



تپه نوردی



A one-dimensional state-space landscape in which elevation corresponds to the objective function. The aim is to find the global maximum.

تپه نوردی

- همانند اینکه با چشم بسته بخواهید از تپه یا کوهی بالا بروید.
- برای ۸ وزیر با شروع از حالت تصادفی ۸۶٪ مواقع در بهینه محلی قرار می گیرد.
- ۱۴٪ موفقیت
- ولی سریع بطور متوسط با ۴ حرکت به پاسخ صحیح، ۳ حرکت به بهینه محلی
- نسبتاً خوب برای مسئله ای با 8^8 یا حدود ۱۷ میلیون حالت.

- هنگام گیر کردن در فلات بد نیست تعداد محدودی حرکت کناری انجام گیرد به امید رهائی.
- باعث می شود از ۱۴٪ به ۹۴٪ موفقیت برای ۸ وزیر
- البته با تعداد گامهای بیشتر
- تپه نوردی گاهی جستجوی محلی حریصانه نیز نامیده می شود.
- چون بهترین حالت همسایه را بدون نگاه به آینده انتخاب می کند.

تنوعهای تپه نوردی

- در تپه نوردی تصادفی (stochastic hill climbing) انتخاب تصادفی از بین حرکات رو به بالای تپه
- احتمال انتخاب متناسب با شیب (خوبی حالت)
- معمولاً کندتر از روش تندترین صعود ولی گاهی پاسخ بهتر
- در تپه نوردی اولین انتخاب (first choice hill climbing)، تولید تصادفی حالات همسایه و انتخاب اولین حالتی که بهتر از حالت فعلی باشد.
- مناسب برای هنگامی که یک حالت تالیهای زیادی دارد.

تنوعهای تپه نوردی

- تپه نوردی با باز شروع تصادفی (random-restart hill climbing)، در صورت شکست تکرار تپه نوردی با شروع از یک حالت تصادفی دیگر.
- در صورتی که احتمال موفقیت یک تپه نوردی p باشد، تعداد تکرار مورد نیاز حدود $1/p$ می باشد.
- برای ۸ وزیر با احتمال موفقیت ۱۴٪ تعداد تکرار الگوریتم تقریباً ۷ تکرار می باشد.
- موفقیت تپه نوردی وابسته به چشم انداز است.

سرد شدن شبیه سازی شده

- تپه نوردی همواره در نظر می گیرد که حالت بعدی بهتر از حالت فعلی باشد.
- گاهی شاید بد نباشد حالت بعدی بدتر را هم بپذیریم،
- به امید اینکه در آینده به پاسخ بهتری برسیم.

سرد شدن شبیه سازی شده

function SIMULATED-ANNEALING(*problem, schedule*) **returns** a solution state
 $current \leftarrow problem.INITIAL$
 for $t = 1$ **to** ∞ **do**
 $T \leftarrow schedule(t)$
 if $T = 0$ **then return** $current$
 $next \leftarrow$ a randomly selected successor of $current$
 $\Delta E \leftarrow VALUE(current) - VALUE(next)$
 if $\Delta E > 0$ **then** $current \leftarrow next$
 else $current \leftarrow next$ only with probability $e^{-\Delta E/T}$

$$\frac{1}{e^{\frac{|\Delta E|}{T}}}$$

دقت شود که در اینجا ΔE منفی است

Figure 4.5 The simulated annealing algorithm, a version of stochastic hill climbing where some downhill moves are allowed. Downhill moves are accepted readily early in the annealing schedule and then less often as time goes on. The *schedule* input determines the value of the temperature T as a function of time.



مازیار پالهنګ

هوش مصنوعی - نیمسال دوم ۱۴۰۱-۰۲

- دقت نمائید که پاورپوینت ابزاری جهت کمک به یک ارائه شفاهی می باشد و به هیچ وجه یک جزوه درسی نیست و شما را از خواندن مراجع درس بی نیاز نمی کند.
- لذا حتماً مراجع اصلی درس را مطالعه نمائید.