

بسمه تعالی

هوش مصنوعی  
جستجو در محیطهای پیچیده  
نیمسال اول ۱۴۰۲-۱۴۰۱

دکتر مازیار پالهنک  
آزمایشگاه هوش مصنوعی  
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر  
دانشگاه صنعتی اصفهان

# یادآوری

- رفع محدودیتهای جستجوهای کلاسیک
- الگوریتمهای جستجوی محلی
- حالت فعلی را نگهدار - سعی کن آن را بهبود دهی
- جستجوی تپه نوردی
- تنوعها:
- تپه نوردی تصادفی
- تپه نوردی اولین انتخاب
- تپه نوردی با باز شروع تصادفی
- سردشدن شبیه سازی شده

# مثال

- یافتن کوتاهتری مسیری که از تمام مراکز استانهای ایران عبور کند و
- از یک مرکز استان شروع و به آن مرکز استان ختم شود.
- استفاده از سرد شدن شبیه سازی شده



مازیار پالہنگ

هوش مصنوعی - نیمسال دوم ۱۴۰۱-۰۲

# جستجوی پرتوی محلی

- در نظر گرفتن  $k$  حالت بجای یکی
- شروع با  $k$  حالت تصادفی تولید شده
- در هر مرحله تمامی تالیهای  $k$  حالت ایجاد می شوند
- اگر یکی از آنها هدف است توقف می شود، در غیر اینصورت  $k$  تا از بهترین تالیها انتخاب شده و کار تکرار می شود.

# جستجوی پرتوی محلی

- ممکن است شبیه به اجرای موازی  $k$  باز شروع تصادفی تپه نوردی به نظر بیاید.
- تفاوت اینکه  $k$  بهترین تالی بعدی ممکن است فقط توسط برخی از حالات تولید شود.
- نهایتاً برخی از حالات دیگران را دعوت می کنند که آنها به سمت آنان برای جستجو بیایند.
- ممکن است چندان سودمند نباشد.

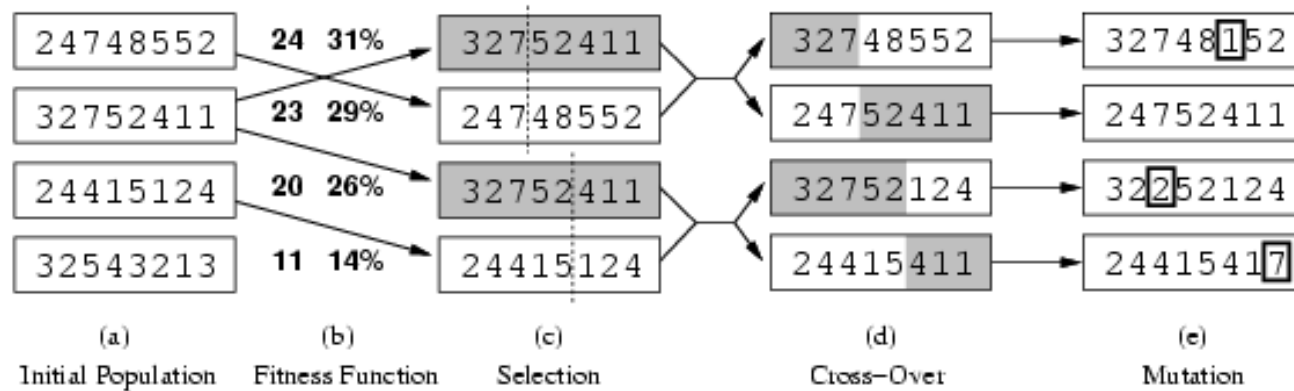
# جستجوی پرتوی محلی

- راه دیگر استفاده از جستجوی پرتوی تصادفی (stochastic beam search)
- انتخاب  $k$  بهترین تالی بصورت تصادفی با احتمالی متناسب با خوبی حالت تالی.

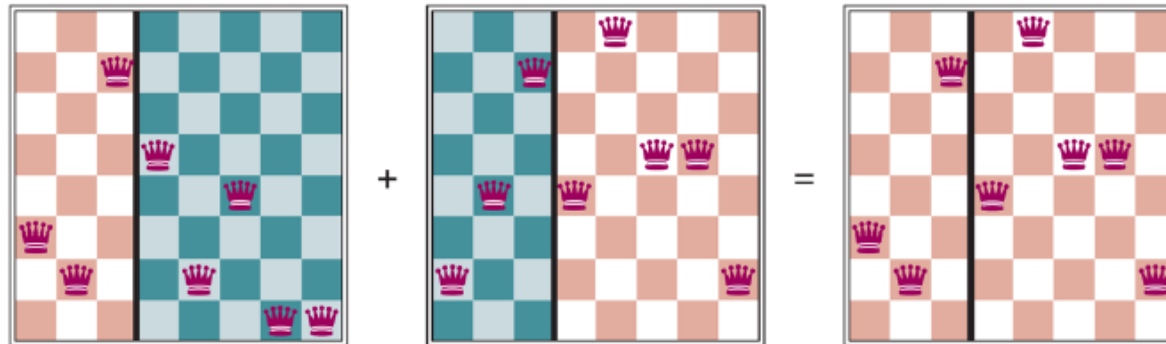
# الگوریتم ژنتیک

- شروع با  $k$  حالت تصادفی ایجاد شده (جمعیت اولیه)
- ایجاد حالات جدید با انتخاب و ترکیب اعضای موجود بر اساس یک تابع ارزیابی
- شبیه به جستجوی پرتوی تصادفی با تفاوت در روش ایجاد حالات تالی





■ تعداد زوج وزیرهایی که همدیگر را تهدید نمی کنند (حداکثر ۲۸ – انتخاب ۲ از ۸)



■ دو حالت اول در شکل C

**function** GENETIC-ALGORITHM(*population, fitness*) **returns** an individual

**repeat**

*weights*  $\leftarrow$  WEIGHTED-BY(*population, fitness*)

*population2*  $\leftarrow$  empty list

**for** *i* = 1 **to** SIZE(*population*) **do**

*parent1, parent2*  $\leftarrow$  WEIGHTED-RANDOM-CHOICES(*population, weights, 2*)

*child*  $\leftarrow$  REPRODUCE(*parent1, parent2*)

**if** (small random probability) **then** *child*  $\leftarrow$  MUTATE(*child*)

add *child* to *population2*

*population*  $\leftarrow$  *population2*

**until** some individual is fit enough, or enough time has elapsed

**return** the best individual in *population*, according to *fitness*

**function** REPRODUCE(*parent1, parent2*) **returns** an individual

*n*  $\leftarrow$  LENGTH(*parent1*)

*c*  $\leftarrow$  random number from 1 to *n*

**return** APPEND(SUBSTRING(*parent1, 1, c*), SUBSTRING(*parent2, c + 1, n*))

A genetic algorithm. Within the function, *population* is an ordered list of individuals, *weights* is a list of corresponding fitness values for each individual, and *fitness* is a function to compute these values.

■ در این نسخه از الگوریتم ژنتیک بجای تولید دو فرزند از والدین، فقط یک فرزند تولید شده است.

# جستجوی محلی در فضای پیوسته

- الگوریتمهای بیان شده تاکنون بجز جستجوی تپه نوردی اولین انتخاب و سردشدن شبیه سازی شده توان برخورد با فضای حالت پیوسته را ندارند.
- در حالت پیوسته تعداد حالات تالی بسیار زیاد است.
- فرض کنید در مثال جهانگرد، می خواهیم سه فرودگاه جدید در ایران بسازیم
- می خواهیم مجموع مربعات فواصل شهرهای آن نقشه تا نزدیکترین فرودگاه حداقل باشد.

- فضای حالت مختصات این فرودگاهها
- $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), (X_3, Y_3)$
- حرکت در این فضا همانند تغییر مکان فرودگاهها
- فرض  $C_i$  مجموعه شهرهائی که نزدیکترین فرودگاه به آنها در فضای حالت فعلی، فرودگاه  $i$ ام است.
- تابع هدف:

$$f(x_1, y_1, x_2, y_2, x_3, y_3) = \sum_{i=1}^3 \sum_{c \in C_i} (x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 .$$

- چون مجموعه  $C_i$  وابسته به حالت است، تابع هدف بصورت محلی درست است.
- یک روش گسسته سازی
- هر بار فقط یک فرودگاه بتواند در راستای  $X$  یا  $Y$  به اندازه  $\pm\delta$  تغییر کند.
- هر حالت دارای ۱۲ تالی
- حال امکان استفاده از هر یک از جستجوهای محلی
- یا سرد شدن شبیه سازی شده، یا تپه نوردی اولین انتخاب بدون گسسته سازی

# گرادیان

- روش دیگر استفاده از گرادیان چشم انداز (تابع هدف)
- اگر تابع  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  را داشته باشیم.

$$\nabla f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\partial f}{\partial x_1} e_1 + \frac{\partial f}{\partial x_2} e_2 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} e_n$$

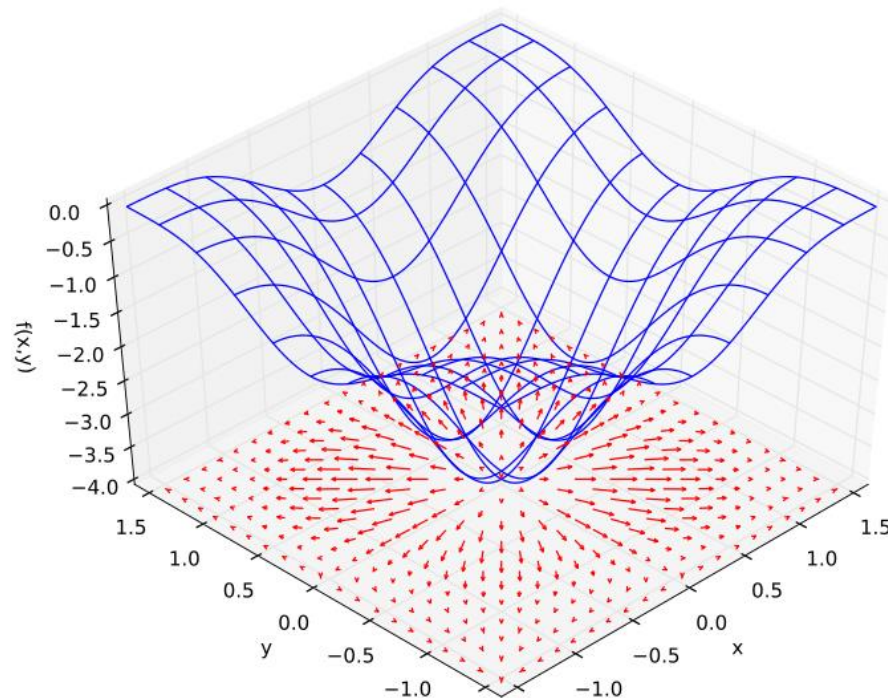
- که  $e_i$ ها بردارهای یکه هر یک از محورهای مختصات را نشان می دهند.

• بطور مثال اگر:

$$f(x, y, z) = 2x - 3y^3 + \sin(z)$$

$$\nabla f(x, y, z) = 2i - 9y^2 j + \cos(z)k$$

# گرادیان



$$f(x, y) = -(\cos^2 x + \cos^2 y)^2$$

مازیار پالهنک

هوش مصنوعی - نیمسال دوم ۱۴۰۱-۰۲

16



# گرادیان

- گرادیان یک تابع، برداری که مقدار و جهت بیشترین افزایش تابع را نشان می دهد.
- برای مثال گفته شده:

$$\nabla f = \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial y_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \frac{\partial f}{\partial y_2}, \frac{\partial f}{\partial x_3}, \frac{\partial f}{\partial y_3} \right)$$

- گاهی با حل  $\nabla f=0$  می توان بیشینه را بدست آورد.
- به شرط آنکه معادله آن براحتی قابل حل باشد.
- بطور مثال اگر فقط یک فرودگاه می خواستیم بسازیم.
- در این حالت پاسخ میانگین مختصات همه شهرها بود.
- در بسیاری از موارد معادله بصورت بسته قابل حل نیست

■ روش دیگر، تغییر متغیرها به اندازه کمی در جهت گرادیان:

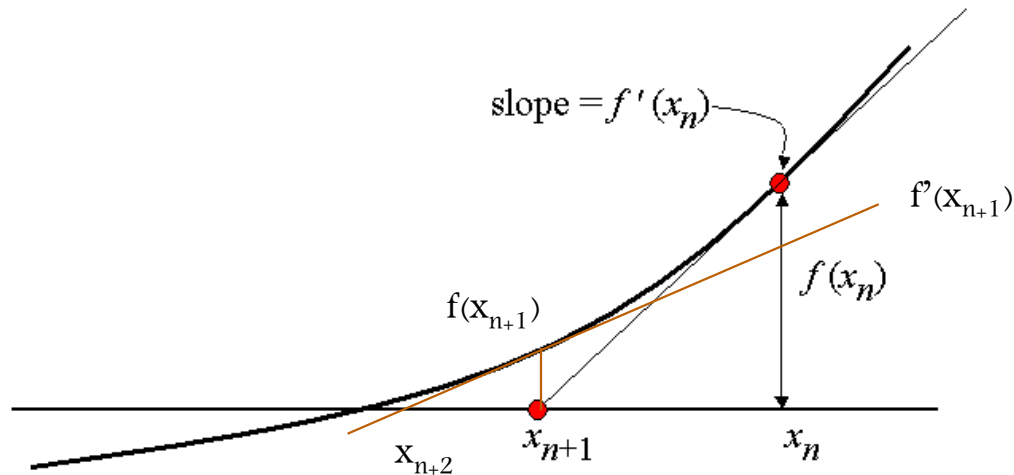
$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} + \alpha \nabla f(\mathbf{x}) ,$$

■ اگر مسئله کمینه سازی است، تغییر در جهت عکس گرادیان.

■ پارامتر  $\alpha$  نرخ یادگیری

■ در صورتی که فرمول گرادیان در دسترس نباشد، از گرادیان تجربی استفاده می شود.

- در گرادیان تجربی، مقدار متغیرها اندکی کم و زیاد شده و بصورت تجربی مقداری گرادیان محاسبه می شود.
- روش دیگر، استفاده از روش نیوتن - رافسن
- روشی برای یافتن ریشه یک تابع



■ معادله خط مماس:  $y = f'(x_n)(x - x_n) + f(x_n)$

■ محل برخورد با خط  $y=0$ :

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

<https://brilliant.org/wiki/newton-raphson-method/>

مازیار پالهنک

هوش مصنوعی - نیمسال دوم ۱۴۰۱-۰۲

21

■ مجدداً معادله خط مماس در  $X_{n+1}$  محاسبه و  $X_{n+2}$  محاسبه می شود.

■ تکرار تا بدست آوردن ریشه

■ علاقمندیم ریشه  $\nabla f$  را بدست آوریم، بنابراین بجای  $f$ ،  $\nabla f$  را قرار می دهیم و خواهیم داشت:

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}$$

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} - \mathbf{H}_f^{-1}(\mathbf{x}) \nabla f(\mathbf{x}) ;$$

■  $H_f(\mathbf{x})$  ماتریس هسین

$$H_{i,j} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$$

# خلاصه

- جستجوی پرتوی محلی
- جستجوی پرتوی محلی تصادفی
- الگوریتم ژنتیک
- جستجوی محلی در فضای پیوسته



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.