

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

**جهش**<sup>۱</sup>: تولید مشخصه های جدید که در والدها وجود ندارد؛ تغییرات تصادفی اجزای رمزکننده در نسل که توسط احتمال کنترل شده است.

**الگو**<sup>۲</sup>: اجزای مفید یک راه حل می توانند در میان نسل ها باقی بمانند.

**انتخاب مناسب ترین فرضیه**<sup>۳</sup> ها

انتخاب شایستگی مناسب با استفاده از فرمول زیر می تواند منجر به تولید چند کپی منتشر شده شود.

$$P(h_i) = \frac{Fitness(h_i)}{\sum_{j=1}^k Fitness(h_j)}$$

**انتخاب مسابقه ای**<sup>۴</sup>: دو فرد را به صورت تصادفی و با احتمال یکسان انتخاب نماید سپس با یک احتمال ثابت، مورد مناسب تر را انتخاب نماید.

**انتخاب ردیف**<sup>۵</sup>: همه ی فرضیه ها را براساس شایستگی مرتب نماید؛ احتمال انتخاب با ردیف متناسب است.

**crossover**

مرکب از تکه های ترکیب کننده ی افراد برای ساختن افراد جدید است.

mutation<sup>۱</sup>

schema<sup>۲</sup>

hypothes<sup>۳</sup>

tournament<sup>۴</sup>

rank<sup>۵</sup>

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

**Crossover تک نقطه ای**: یک نقطه ی Crossover را انتخاب نمایید و Crossover ها را

از آنجا بردارید و قطعه ها را تعویض نمایید؛ به عنوان مثال:

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

گام بعد:

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

گام بعدی:

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

گام بعدی:

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

گام بعدی:

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

گام بعدی:

101|1110

0111110

**crossover**

011|0101

1010101

**پیاده سازی:** از یک ماسک **crossover** (رشته ی دودویی) استفاده نمایید که در مثال

می باشد. دو والد  $h_1$  و  $h_2$  ارایه شده:  $(h_1 \wedge m) \vee (h_2 \wedge \neg m), (h_1 \wedge \neg m) \vee (h_2 \wedge m)$

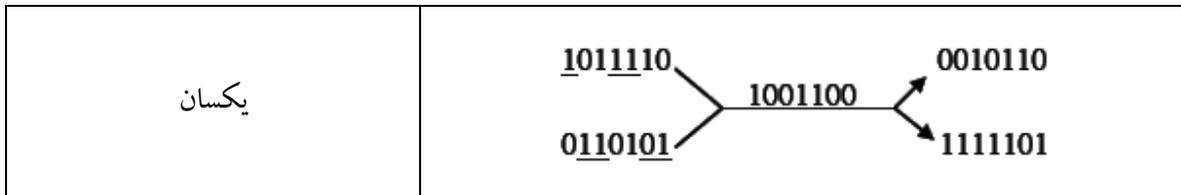
باشند. Crossover با ماسک های اختیاری به صورت زیر است:

	اوّلیه	ماسک	نسل
تک نقطه	$\begin{array}{l} \underline{1011110} \\ \underline{0110101} \end{array}$	$1110000$	$\begin{array}{l} 0111110 \\ 1010101 \end{array}$
دو نقطه	$\begin{array}{l} \underline{1011110} \\ \underline{0110101} \end{array}$	$0011100$	$\begin{array}{l} 1010110 \\ 0111101 \end{array}$

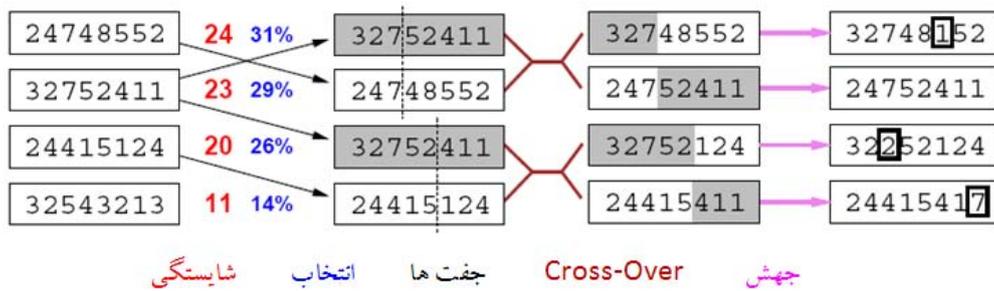
مترجم: سهراب جلوه گر  
 ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



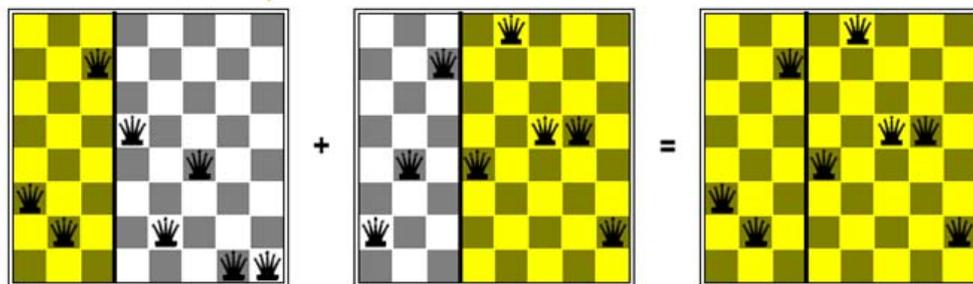
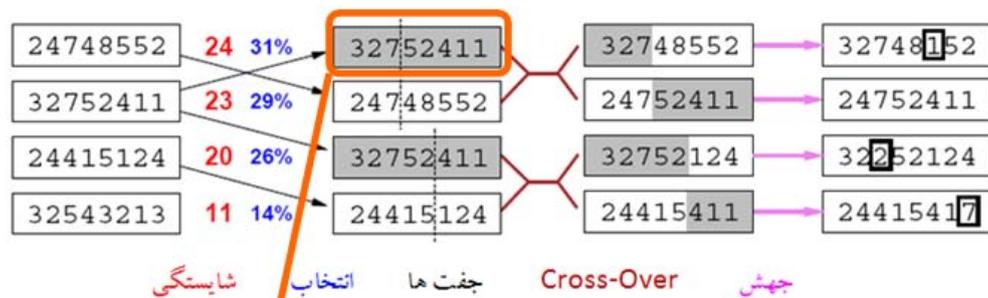
# هوش مصنوعی



مثال ۸ - وزیر



گام بعدی:

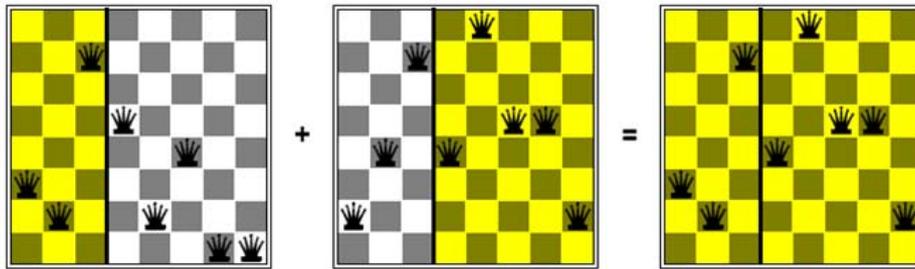
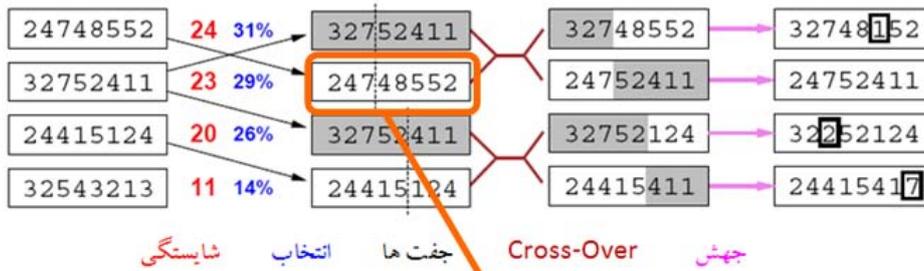


مترجم: سهراب جلوه گر  
 ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸

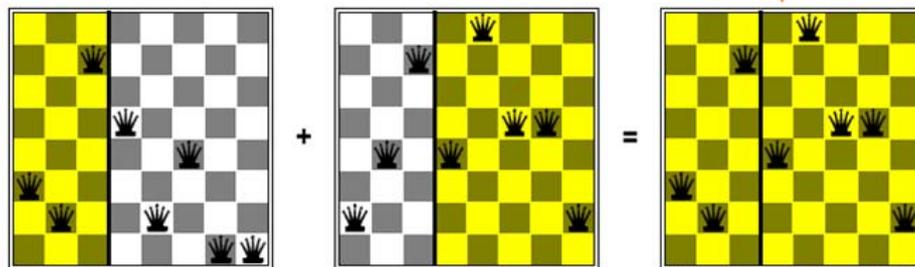
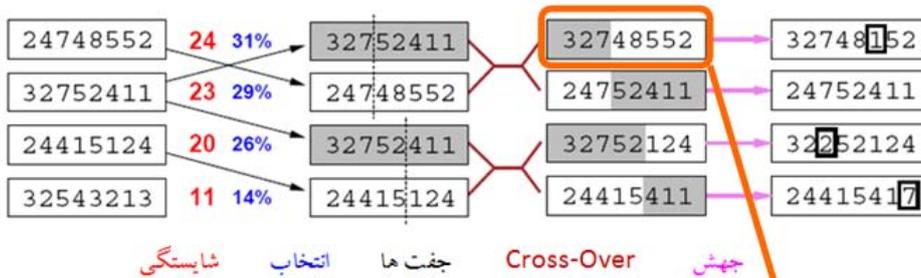


# هوش مصنوعی

گام بعدی:



گام بعدی:

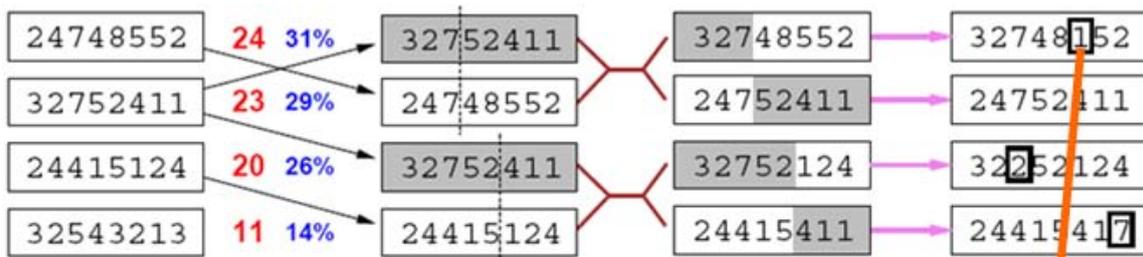


مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸

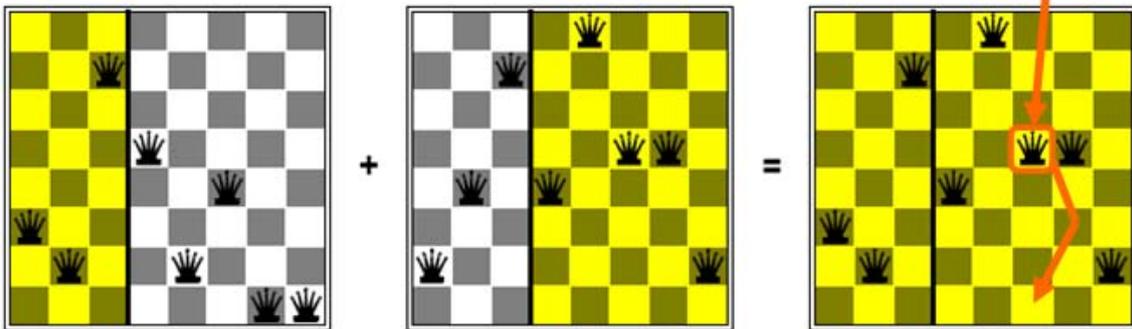


## هوش مصنوعی

گام بعدی:



شایستگی      انتخاب      جفت ها      Cross-Over      جهش



الگوریتم های ژنتیکی به حالت های رمز گذاری شده به صورت رشته نیاز دارند ( GP ها از برنامه ها استفاده می کنند ). crossover به زیر رشته های iff ، که اجزایی معنی دار هستند کمک می کند. الگوریتم های ژنتیکی با تکامل مخالفند ؛ عوامل تکامل<sup>۱</sup> واقعی ، تشکیلات<sup>۲</sup> تکراری را رمز گذاری<sup>۳</sup> می کند .

### الگوریتم های ژنتیکی به صورت جستجو

- genes<sup>۱</sup>
- machinery<sup>۲</sup>
- encode<sup>۳</sup>



وضعیت ها، راه حل های ممکن هستند. عملگرهای جستجو: جهش، دورگه (crossover) و انتخاب هستند. از آنجایی که برای به وجود آوردن جمعیت ها چند راه حل به صورت موازی به کار گرفته می شوند. با انتخاب تابع مناسب، مثل روش تپه نوردی، بدون سرایشی می باشد. جهش و دورگه باید به ما اجازه دهند که از کمینه ی (مینیمم) محلی خارج شویم. وابسته به روش جستجوی شبیه سازی گرم و سرد کردن می باشد.

**نکته:** برنامه نویسی ژنتیکی وابسته به الگوریتم ژنتیکی می باشد و در آن ها فردها (رشته ها) همان برنامه ها هستند.

### کاربردهای الگوریتم ژنتیکی

اغلب برای مسایل بهینه سازی مورد استفاده قرار می گیرد مثل: آرایش مدار، طراحی سیستم و زمانبندی. به طور خلاصه باید بگوییم که به اندازه ی کافی برای پیدا کردن راه حل، مناسب می باشد ولی بهبود قابل توجهی در مورد چند نسل ندارد و دارای محدودیت زمانی هستند.

**فضاهای حالت پیوسته** - تصور کنید که می خواهیم جای سه فرودگاه را در کشور رومانی مشخص نماییم: فضای حالت شش بعدی توسط  $(x_1, y_2), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$  تعریف می شود. تابع هدف:  $f(x_1, y_2, x_2, y_2, x_3, y_3)$  = مجموعه ای از فواصل مربعی از هر شهر به نزدیک ترین فرودگاه می باشد. متدهای مجزا<sup>۱</sup>، فاصله های پیوسته را به فاصله های مجزا تبدیل می نمایند. گرادیان تجربی با تغییرات  $\pm \delta$  در هر وضعیت متناسب است. گرادیان از فرمول زیر محاسبه می شود:

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

<sup>۱</sup> discretization methods

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

با توجه به رابطه ی  $x \leftarrow x + \alpha \nabla f(x)$  می توانیم مقدار  $f$  را افزایش (کاهش) دهیم ، گاهی از اوقات می توان این معادله را به درستی برای حالت  $\nabla f(x) = 0$  در صورتی که فقط یک شهر داشته باشیم حل نماییم . در روش نیوتن - رفسون<sup>۱</sup> (1664-1690) برای حل  $\nabla f(x) = 0$  در جایی که  $H_{ij} = \partial^2 f / \partial x_i \partial x_j$  از فرمول زیر استفاده می شود:

$$x \leftarrow x - H_f^{-1}(x) \nabla f(x)$$

---

<sup>۱</sup> Newton-Raphson

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



Constraint Satisfaction Problems (CSPs)<sup>۱</sup>

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

## رئوس مطالب

- مثال های مسایل ارضای محدودیت
- جستجوی معکوس لیست<sup>۱</sup> برای مسایل ارضای محدودیت
- ساختار مسأله و تجزیه<sup>۲</sup> ی مسأله
- جستجوی محلی برای مسایل ارضای محدودیت

## مسایل ارضای محدودیت

مسأله ی جستجوی استاندارد: حالت، یک "جعبه ی سیاه"<sup>۱</sup> است - هر ساختمان داده ای قدیمی که از تست اهداف، ارزیابی و جانشین پشتیبانی می کند.

---

<sup>۱</sup> backtracking  
<sup>۲</sup> decomposition

## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

مسأله ی ارضای محدودیت: حالت، توسط متغیرهای  $X_i$  و با مقدارهای درون دامنه ی  $D_i$  تعریف می شود. تست هدف، مجموعه ای از محدودیت های معین کننده ی محدودیت های مجاز از مقادیر زیرمجموعه ی متغیرها می باشد. یک زبان ارایه ی رسمی<sup>۲</sup> مثال ساده ای از آن می باشد، الگوریتم های همه منظوره<sup>۳</sup> ی مفید را با توانایی بیش تر از الگوریتم های جستجوی استاندارد سبب می شود.

مثال نقشه ی رنگی: متغیرها عبارتند از: WA, NT, Q, NSW, V, SA, T. دامنه ها:

$$D_i = \{red, green, blue\}$$



<sup>۱</sup> black box: نوعی از مهندسی معکوس است که هدف اصلی آن بررسی رفتار برنامه بدون توجه به کد برنامه ی آن است. مهندسی معکوس، از حالت کامپایل در آوردن یا تکه تکه کردن برنامه ی کاربردی بدون توجه به زبان برنامه نویسی ای که توسط آن به وجود آمده است می باشد بنابراین ممکن است به کد اصلی برنامه دسترسی پیدا نماید. ( Babylon / Code )

(Analysis

formal representation language<sup>۲</sup>

general-purpose<sup>۳</sup>

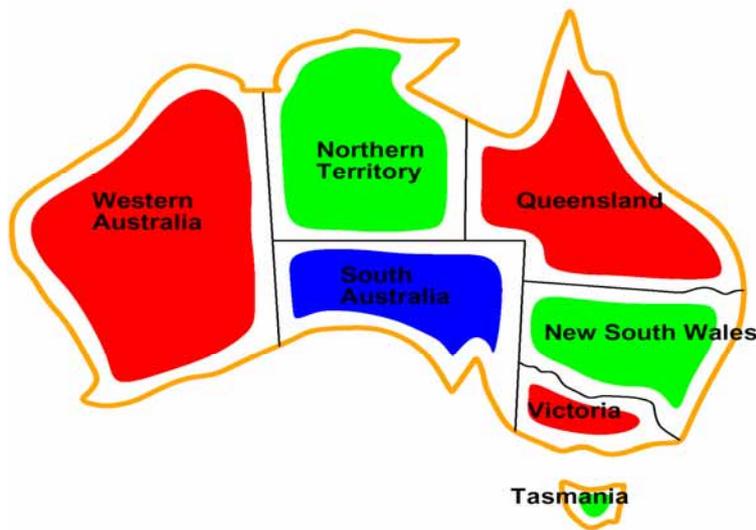
مترجم: سهراب جلوه گر  
 ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

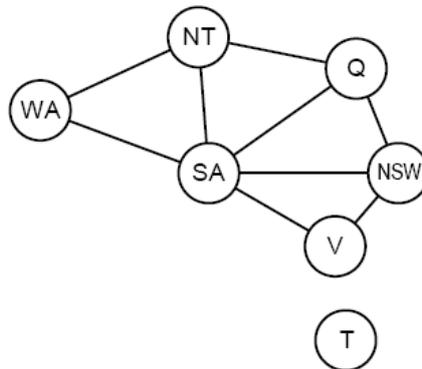
محدودیت ها: نواحی مجاور، باید رنگ های متفاوتی داشته باشند. به عنوان مثال  $WA \neq NT$   
 (اگر زبان این مطلب را اجازه بدهد)، یا  $\in (WA, NT)$   
 $\{(red, green), (red, blue), (green, red), (green, blue), \dots\}$

گام بعدی:



راه حل ارائه شده همه ی شرایط را لحاظ می کند، به عنوان مثال،

$\{WA=red, NT=green, Q=red, NSW=green, V=red, SA=blue, T=green\}$





## گراف محدودیت<sup>۱</sup>

مسأله ی ارضای محدودیت دودویی<sup>۲</sup>: هر محدودیت حداکثر دو متغیر را تشریح می نماید.

گراف محدودیت: در این گراف، گره ها، متغیرها هستند، کمان ها<sup>۳</sup>، محدودیت ها را نشان می دهند. الگوریتم های همه منظوره ی مسأله ی ارضای محدودیت از ساختار درختی برای بالا بردن سرعت جستجو استفاده می کنند. توجه نمایید که شهر تاسمانیا یک زیر مسأله ی مستقل است!

## انواع مسایل ارضای محدودیت

مسایل ارضای محدودیت با متغیرهای مجزا (گسسته)، در دامنه های محدود؛ اندازه  $d$

است ← (در نتیجه)  $O(d^n)$  و انتساب ها کامل است. به عنوان مثال، مسایل ارضای محدودیت بولین<sup>۴</sup> (NP – کامل). در دامنه های نامحدود (integer ها، string ها (رشته ها) و .....). به عنوان مثال در زمانبند کار<sup>۵</sup>، متغیرها روزهای شروع / پایان برای هر کار هستند و به یک زبان محدود<sup>۶</sup> نیازمندند، به عنوان مثال،  $StartJob_3 + 5 \leq StartJob_4$ .

مسایل ارضای محدودیت با متغیرهای پیوسته<sup>۱</sup>: به عنوان مثال، زمان های شروع / پایان

برای مشاهدات تلسکوپ<sup>۲</sup> هابل<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> Constraint graph

<sup>۲</sup> Binary CSP

<sup>۳</sup> arcs

<sup>۴</sup> Boolean CSPs

<sup>۵</sup> job scheduling

<sup>۶</sup> constraint language

<sup>۱</sup> continuous variables

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



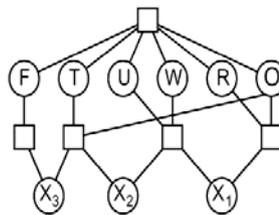
هوش مصنوعی

## تنوع محدودیت ها

محدودیت های منحصر به فرد<sup>۳</sup>، شامل یک متغیر منفرد می شوند، به عنوان مثال،  $SA \neq WA$ ؛ محدودیت های دودویی، شامل جفت هایی از متغیرها می باشند، به عنوان مثال،  $SA \neq WA$  و محدودیت های مرتبه ی بالاتر، شامل تعداد سه یا بیش تر متغیر می باشند، به عنوان مثال، محدودیت های با ستون های پنهان (رمزی)<sup>۴</sup>.

**مثال: مسایل رمزی**، ما باید هر حرف را طوری تغییر دهیم که حاصل جمع به دست آید.

$$\begin{array}{r} T W O \\ + T W O \\ \hline F O U R \end{array}$$



متغیرها:  $X_3 X_2 X_1 F T U W R O$ . دامنه ها:  $\{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$ . محدودیت ها:  $O+O=R+10$  و  $\text{alldiff}(F, T, U, W, R, O)$  و غیره.

## مسایل ارضای محدودیت در دنیای واقعی

مسایل انتساب، به عنوان مثال، چه کسی درس می دهد و در چه کلاسی؛ مسایل برنامه ی زمانی، کدام کلاس ارایه می شود، چه زمانی و کجا؟؛ پیکربندی سخت افزاری - صفحات گسترده<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> Telescope

<sup>۲</sup> Hubble

<sup>۳</sup> unary

<sup>۴</sup> cryptarithmic column constraints

<sup>۱</sup> برنامه ای که امکان اجرای محاسبات روی چندین ستون از اعداد را برقرار کند، spreadsheet نام دارد



- زمان بند کننده ی انتقال - زمان بند کننده ی مرکز تولید. توجه کنید که تعدادی از مسایل دنیای واقعی شامل متغیرهای با مقدار واقعی هستند.

**فرمول بندی جستجوی استاندارد**، بیابید به صورت ساده شروع کنیم، برخورد ساده ای داشته باشیم و سپس آن را اثبات نماییم. تا کنون حالت ها توسط مقادیر نسبت داده شده تعریف می شدند: حالت اولیه را برابر با تهی در نظر می گیریم؛ تابع جایگزین، یک مقدار را به یک متغیر فاقد مقدار شده نسبت می دهد طوری که با مقدار فعلی تعارض یا ناسازگاری نداشته باشد. در نتیجه در صورتی که مقداردهی های مجاز وجود نداشته باشد، رد می شود. آزمایش یا تست هدف: بررسی می کند که انتساب جاری کامل باشد.

**جستجوی معکوس لیست** - انتساب متغیرها، جابجایی پذیر می باشد، توجه نمایید که،  $[WA=red, NT=green]$  همانند  $[NT=green, WA=red]$  می باشد. فقط لازم است توجه نمایید که انتساب ها برای یک متغیر منفرد در هر گره می باشد، در نتیجه  $b=d$  و تعداد  $d$  گره وجود دارد. **جستجوی اول عمق برای مسایل ارضای محدودیت با انتساب های متغیر منفرد**، **جستجوی معکوس لیست نام دارد**. جستجوی معکوس لیست، اساس الگوریتم ناآگاهانه برای مسایل ارضای محدودیت می باشد. می توان  $n$ -وزیر را برای  $n \approx 25$  حل نمود.

## الگوریتم

تابع  $Backtracking-Search(csp)$ ، راه حل یا عدم موفقیت را برمی گرداند

$Recursive-Backtracking(\{ \}, csp)$  را برگردان

تابع  $soln, Recursive-Backtracking(assignment, csp)$  یا عدم موفقیت را برمی گرداند.

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

اگر انتساب (assignment) کامل است انتساب را برگردان

$\text{var} \leftarrow \text{Select-Unassigned-Variable}(\text{Variable}[\text{csp}], \text{assignment}, \text{csp})$

برای هر مقدار (value) در  $\text{Order-Domain-Values}(\text{var}, \text{assignment}, \text{csp})$  کارهای  
زیر را انجام بده

در صورتی که value با assignment ارایه شده در  $\text{Constraint}[\text{csp}]$  سازگار است

$\{ \text{var} = \text{value} \}$  را به انتساب (assignment) اضافه نما

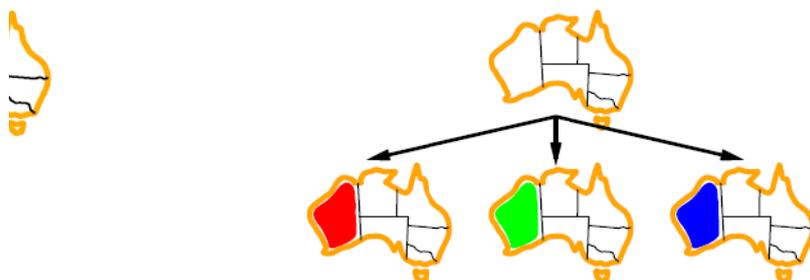
$\text{result} \leftarrow \text{Recursive-Backtracking}(\text{assignment}, \text{csp})$

در صورتی که  $\text{result} \neq \text{failure}$  است، result را برگردان

$\{ \text{var} = \text{value} \}$  را از انتساب<sup>۱</sup> بردار

عدم موفقیت را برگردان

مثال لیست معکوس (تصاویر را از چپ به راست دنبال نمایید)

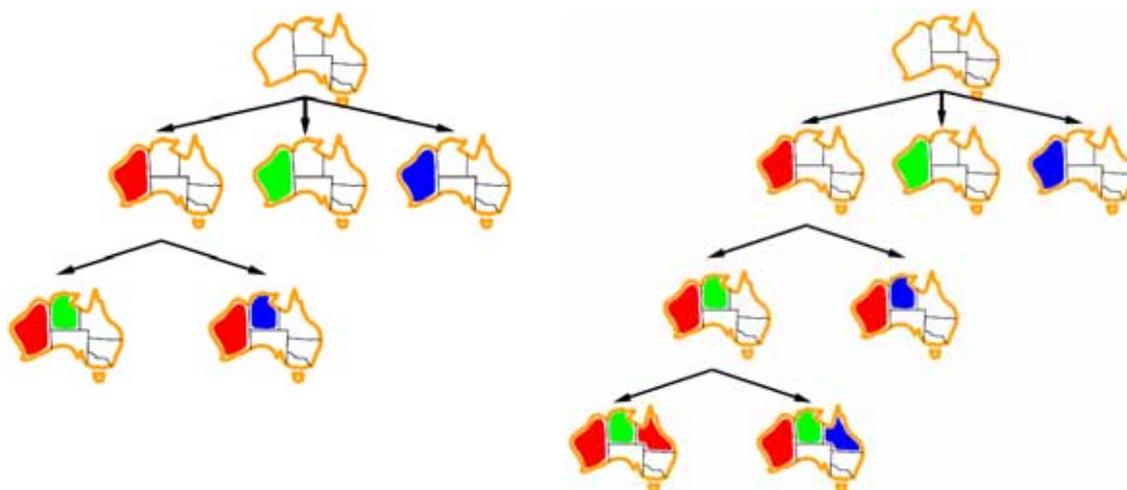


<sup>۱</sup>assignment

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی



### بهبود بخشیدن به کارایی لیست معکوس

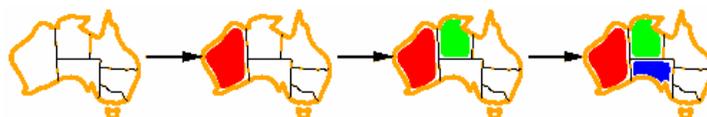
متدهای همه منظوره می توانند افزایش زیادی در سرعت داشته باشند :

**کم ترین مقادیر باقی مانده** - کم ترین مقادیر باقی مانده<sup>۱</sup>: متغیری را با کمترین مقادیر مجاز

انتخاب نمایید .

a. قرمز دارای محدودترین مقدار می باشد

b. متغیری با کم ترین مقادیر مجاز را انتخاب نمایید



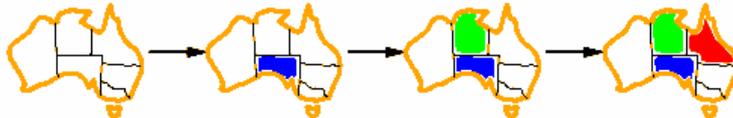
<sup>۱</sup> Minimum Remaining Values (MRV)

# هوش مصنوعی

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



**پیدا کردن درجه - متغیرها را در طول MRV به طور تصادفی بشکنید . کشف درجه :**  
متغیری با بیشترین محدودیت در متغیرهای باقی مانده را انتخاب نمایید .



**کم ترین مقدار محدود کننده - یک متغیر ارایه شده ، کم ترین مقدار محدود کننده را**

انتخاب می نماید



مقدار ۱ را برای SA ،

مجاز می داند

مقدار ۰ (صفر) را برای SA ،

مجاز می داند

ترکیب کردن این ابتکارات ، داشتن ۱۰۰۰ وزیر را امکان پذیر می سازد .

**پروسی مستقیم<sup>۱</sup>** - مسیر باقی مانده با مقدارهای مجاز را برای متغیرهای انتساب داده نشده

نگهداری نماید و جستجو را هنگامی که هر متغیر مقدارهای مجاز ندارد خاتمه دهد .



<sup>۱</sup> forward checking

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



# هوش مصنوعی

گام بعدی:



گام بعدی:

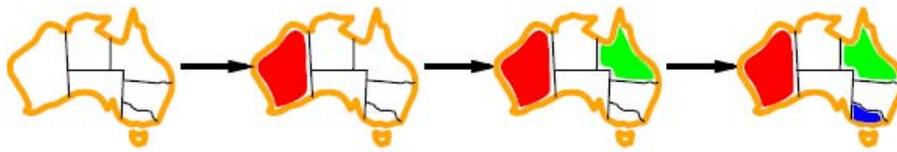


گام بعدی:

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی



**توزیع محدود** - بررسی اطلاعات توزیع های مستقیم از متغیرهای متناسب به متغیرهای متناسب نشده، به صورت سریع برای همه ی عدم موفقیت ها عمل نمی کند:



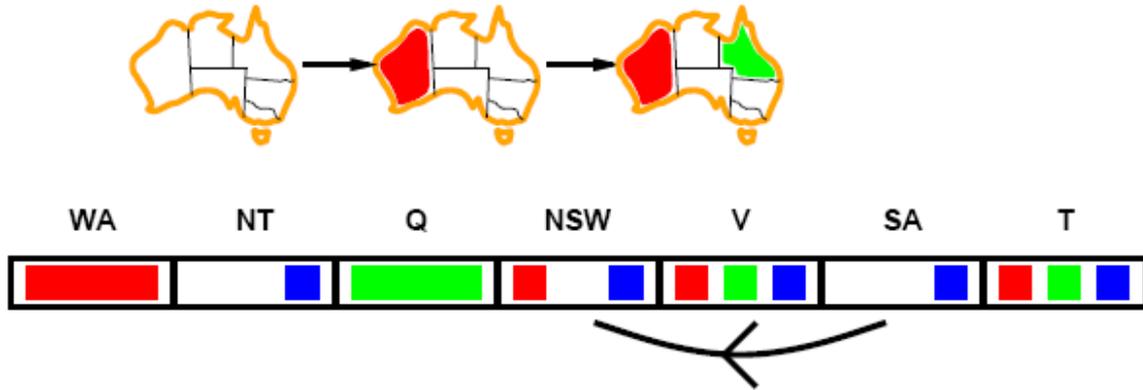
SA و NT هر دو نمی توانند آبی باشند! توزیع محدود، به صورت تکراری، محدودیت ها را به صورت محلی اجرا می کند.

مترجم: سهراب جلوه گر  
 ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸

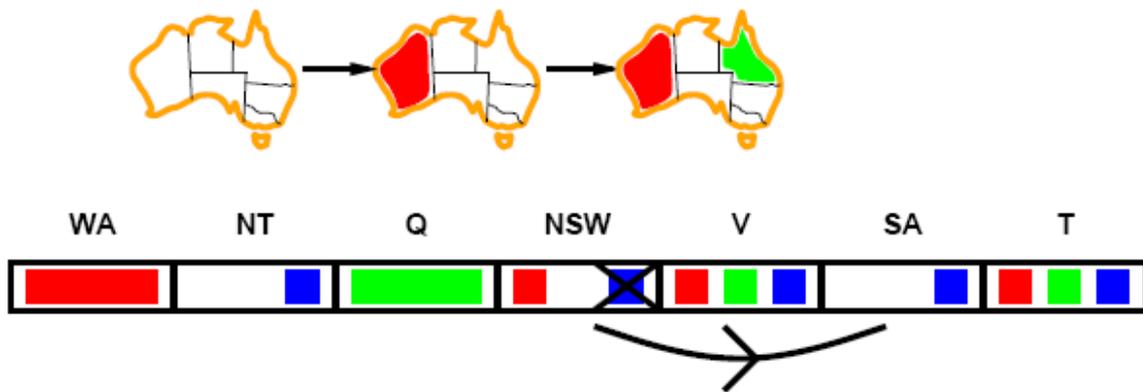


## هوش مصنوعی

سازگاری قوس<sup>۱</sup> - ساده ترین توزیع، سازگاری هر قوس را سبب می شود.  $X \rightarrow Y$  سازگار می باشد اگر برای هر مقدار  $X$  از  $X$  تعدادی برای  $Y$  مجاز باشند.



گام بعدی:



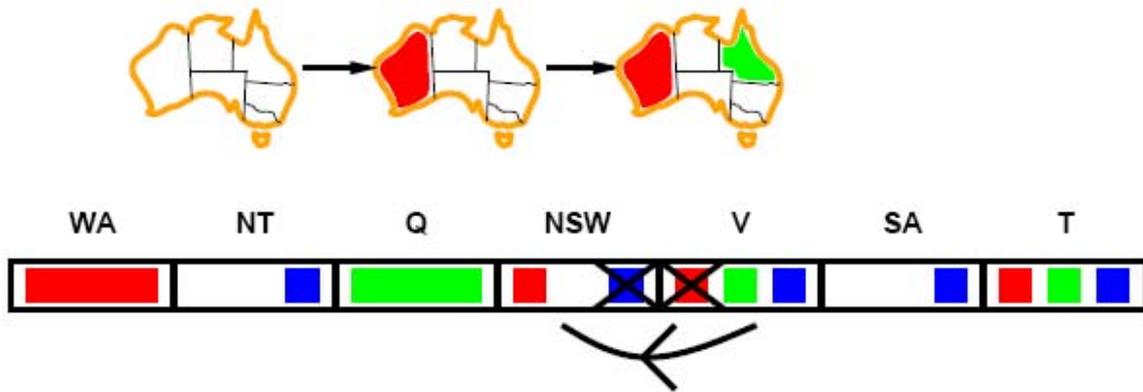
گام بعدی:

Arc consistency (AC)<sup>۱</sup>

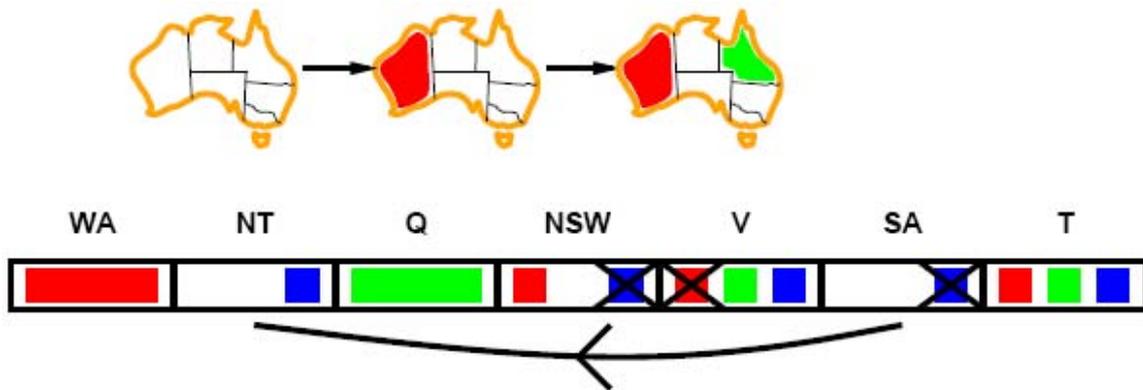
مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



اگر  $X$  یک مقدار را از دست داد، همسایه های  $X$  باید دوباره بررسی شوند.



اگر  $X$  یک مقدار را از دست داد، همسایه های  $X$  باید دوباره بررسی شوند. سازگاری قوس زودتر از بررسی مستقیم، عدم موفقیت پیدا می کند و می تواند به صورت یک پیش پردازنده و یا بعد از هر انتساب اجرا شود.

### الگوریتم سازگاری قوس

تابع  $AC-3(csp)$ ،  $CSP$  و شاید دامنه های کاهش داده شده را برگرداند



ورودی ها، CSP، که یک مسأله ی ارضای محدودیت دودویی با متغیرهای  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  می باشد

متغیرهای محلی، queue، که یک صف از قوس ها که همه به صورت اولیه قوس هایی در CSP هستند

مادامی که queue خالی نیست کارهای زیر را انجام بده

$(X_i, X_j) \leftarrow \text{Remove-First}(\text{queue})$

اگر Remove-Inconsistent-Values  $(X_i, X_j)$  آن گاه

برای هر  $X_k$  در  $X_i$  Neighbours ( کارهای زیر را انجام بده

$(X_k, X_i)$  را به queue اضافه کن

---

تابع Remove-Inconsistent-Values  $(X_i, X_j)$  موفقیت های صحیح iff را برمی گرداند

remove  $\leftarrow$  false

برای هر x در  $\text{Domain}[X_i]$  کارهای زیر را انجام بده

در صورتی که هیچ مقداری در  $\text{Domain}[X_j]$  اجازه نمی دهد که  $(x, y)$  محدودیت  $X_i \leftrightarrow X_j$  را ارضا کند آن گاه x را از  $\text{Domain}[X_i]$  حذف کن؛ removed  $\leftarrow$  true

removed را برگردان

$O(n^2 d^3)$  می تواند به  $O(n^2 d^2)$  کاهش داده شود.



سازگاری قوس فقط مقادیر ناسازگار را برمی دارد و با این کار فضای جستجو را هرس می کند.

مثال:  $X \neq Y$  و  $X \neq Z$  و  $Y \neq Z$  با دامنه ی  $\{1, 2\}$  دارای سازگاری قوس می باشد اما راه حل

نیست.

## سازگاری قوس هدایتی<sup>۱</sup>

سازگاری قوس، تجدید نظر را تکرار می کند (تعداد دفعات وابسته به قوس ها و دامنه ها می باشد) ولی سازگاری قوس هدایتی، فقط یک بار بازنگری می کند و یک ترتیب متغیر را بازیابی می کند (<); مسأله ی ارضای محدودیت در صورتی یک سازگاری قوس هدایتی است اگر هر قوس  $(X_i, X_j)$  که  $X_i < X_j$  سازگاری قوس باشد. توجه کنید که سازگاری قوس، کلی تر از سازگاری قوس هدایتی است و برای درخت ها مناسب می باشد.

## سازگاری مسیر<sup>۲</sup>

یک مسیر  $(X_1, \dots, X_m)$  یک مسیر سازگار است اگر برای هر جفت از مقادیر  $x_1$  و  $x_m$  راضی کننده ی همه ی محدودیت های  $x_1$  و  $x_m$  باشد؛ یک انتساب برای  $X_2, \dots, X_{m-1}$  که راضی کننده ی محدودیت های  $(X_i, X_{i+1})$  باشد وجود دارد. مسأله ی ارضای محدودیت با مسیر سازگار است در صورتی که هر مسیر، سازگار باشد. در واقع، شما فقط سازگاری همه ی مسیرهای با طول ۲ را احتیاج دارید. سازگاری مسیر جفت های مقادیر را برمی دارد و محدودیت ها را صریح می سازد (به عنوان مثال،  $X < Y$  و

$$X+1 < Z \Leftrightarrow Y < Z$$

## K – سازگاری<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> Directional Arc Consistency (DAC)

<sup>۲</sup> Path Consistency (PC)

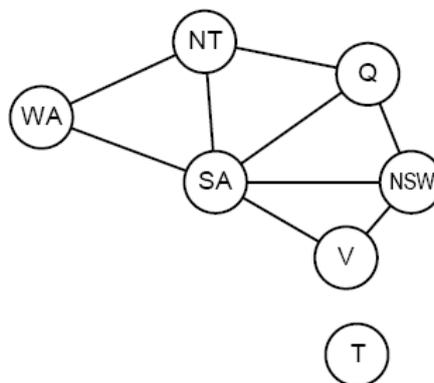
## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

$k$  - سازگاری، اشکال سازگاری را تعمیم می دهد. مسأله ی ارضای محدودیت  $k$  - سازگار است اگر برای هر مجموعه ی  $k-1$  متغیری با انتساب سازگار و یک مقدار سازگار بتواند به هر  $k$  انتساب داده شود. در صورتی که هر متغیر با خودش سازگار باشد، سازگار می باشد و دارای سازگاری قوس و سازگاری مسیر هم هست.



**K - سازگار قوی** - یک مسأله ی ارضای محدودیت  $k$  - سازگار قوی است در صورتی که  $k$  - سازگار و  $k-1$  - سازگار و ... و ۱ - سازگار باشد.

### ساختار مسأله <sup>۲</sup>

تاسمانیا و مین لند <sup>۳</sup> زیر مسأله هایی مستقل هستند و به صورت اجزای متصل شده به گراف محدودیت قابل تعریف اند حال تصوّر کنید که هر زیر مسأله دارای متغیرهای  $C$  تا حد مجموع  $n$  باشد. در بدترین حالت، هزینه ی راه حل برابر است با  $n/c.d^c$  و به صورت خطی بر حسب مقدار  $n$  می

<sup>۱</sup> K-consistency

<sup>۲</sup> problem structure

<sup>۳</sup> mainland

## مترجم: سهراب جلوه گر

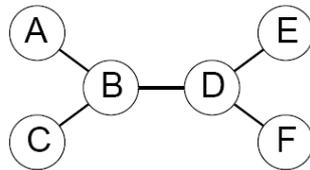
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

باشد. به عنوان مثال، برای  $c = 20$ ,  $d = 2$ ,  $n = 80$  داریم:  $2^{80} =$  چهار بلیون سال با سرعت ده میلیون گره بر ثانیه.  $4 \cdot 2^{20} =$  چهار دهم ثانیه با سرعت ده میلیون گره بر ثانیه.

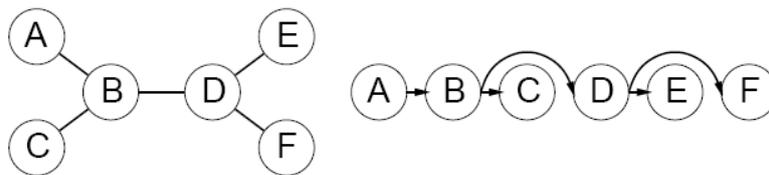
### مسائل ارضای محدودیت درختی ساختیافته<sup>۱</sup>



**قضیه:** در صورتی که گراف محدودیت هیچ حلقه ای نداشته باشد، مسأله ی ارضای محدودیت می تواند در زمان  $O(nd^2)$  حل شود. این زمان را در جایی که در بدترین حالت، زمان برابر  $O(d^n)$  است مقایسه نمایید. این خصوصیت همچنین برای استدلال های منطقی و احتمالاتی به کار برده می شود: یک مثال مهم، ارتباط میان محدودیت ها و پیچیدگی استدلال است.

### الگوریتمی برای مسائل ارضای محدودیت درختی ساختیافته

۱. متغیری را به صورت ریشه انتخاب نمایید، متغیرها را از ریشه به برگ ها مرتب نمایید تا این که هر گره مقدم والد آن به صورت منظم در آید،



۲. برای  $n$  تا  $2$  (به صورت کاهشی)، تابع  $\text{RemoveInconsistent}(X_j, \text{Parent}(X_j))$

را به کار ببرید

<sup>۱</sup> Tree-structured CSPs

## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸

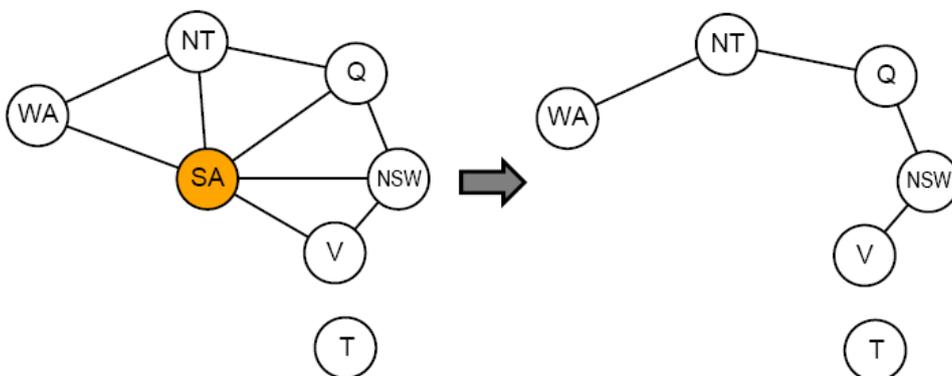


## هوش مصنوعی

۳. برای  $n$  تا  $1$ ،  $X_j$  را بدون تناقض با  $Parent(X_j)$  متناسب نمایید.

### مسائل ارضای محدودیت درختی ساختیافته ی تقریبی<sup>۱</sup>

شایسته سازی<sup>۲</sup>: معرفی یک متغیر و هرس کردن دامنه ی همسایه های آن.



شایسته سازی برش<sup>۳</sup>: معرفی (در همه ی موارد) یک مجموعه از متغیرها تا این که گراف محدودیت، به یک درخت تبدیل شود. اگر اندازه ی برش  $C$  باشد، در نتیجه، زمان اجرای  $O(d^c \cdot (n-c)d^2)$  را خواهیم داشت، برای  $C$  کوچک خیلی سریع است.

### درخت تجزیه<sup>۴</sup>

مسأله را به زیر مسأله های پیوسته تجزیه می نماید که زیر مسأله ها همان گره ها هستند. احتیاجات (نیازهای) ما عبارتند از: برای هر متغیر، لااقل یک گره باید داشته باشیم؛ متغیرهای پیوسته باید لااقل در یک

<sup>۱</sup> Nearly tree-structured CSPs

<sup>۲</sup> Conditioning

<sup>۳</sup> Cutset conditioning

<sup>۴</sup> Tree decomposition

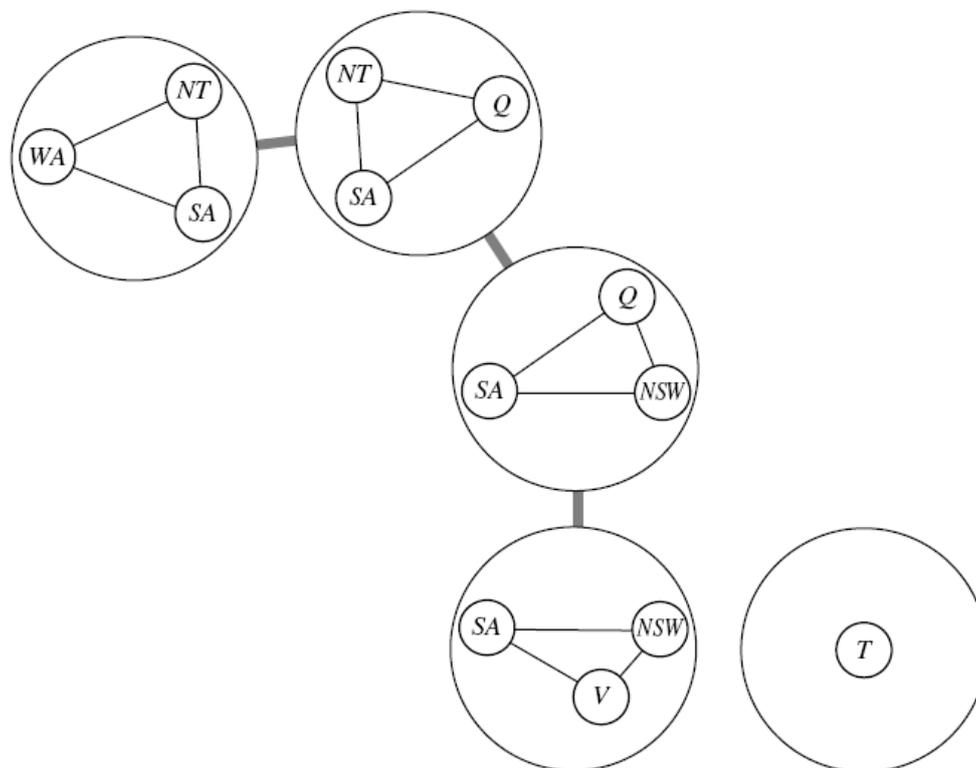
مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

گره با هم به نظر برسند و متغیری که به نظر می رسد در دو گره است باید در هر گره دیگر در مسیر وجود داشته باشد.

### مثال درخت تجزیه



توجه کنید که محدودیت میان گره ها، سازگاری متغیرها را سبب می شود و تجزیه منحصر به فرد نمی باشد در ضمن زیر مسأله ها باید تا حد امکان کوچک باشند. زیرمسأله ها به صورت مستقل حل می شوند و سپس به وسیله ی متغیرهای مشترک به هم چسبانده<sup>۱</sup> می شوند. در صورتی که یک زیرمسأله دارای

<sup>۱</sup> glued

## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

هیچ راه حلی نباشد آن گاه کل مسأله دارای هیچ راه حلی نمی باشد. در صورتی که اندازه ی بزرگ ترین مسأله،  $W$  باشد، آن گاه مسأله می تواند در  $O(nd^w)$  حل شود.

**الگوریتم های تکراری برای مسایل ارضای محدودیت** - تپه نوردی و شیبه سازی گرم و سرد کردن معمولی با حالت های کامل کار می باشد، توجه کنید که همه ی متغیرها نسبت داده شده اند. برای به کاربردن با مسایل ارضای محدودیت، باید حالت های مجاز با محدودیت های عملگرهای ناخوشایند، دوباره به مقدار متغیرها نسبت داده شوند.

**انتخاب متغیر:** هر متغیر ناسازگار را به صورت تصادفی انتخاب نمایید.

**ابتکار انتخاب مقدار با کم ترین ناسازگاری:** مقداری را که از کم ترین محدودیت ها تخلف می کند را انتخاب نمایید. توجه نمایید، در تپه نوردی،  $h(n)$  برابر با تعداد مجموع محدودیت های متخلف می باشد.

### مثال: چهار وزیر

تصور نمایید که یک وزیر در هر ستون وجود دارد.

**متغیرها:**  $Q_1$  و  $Q_2$  و  $Q_3$  و  $Q_4$

**دامنه ها:**  $D_i = \{1,2,3,4\}$

**محدودیت ها:**

$Q_i \neq Q_j$  (نمی توانند در ردیف یکسان باشند)

$|Q_i - Q_j| \neq |i - j|$  (در یک قطر هم نمی توانند باشند)

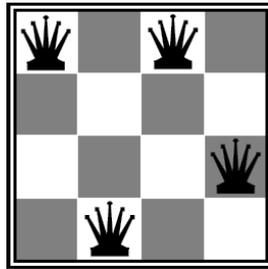
## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



## هوش مصنوعی

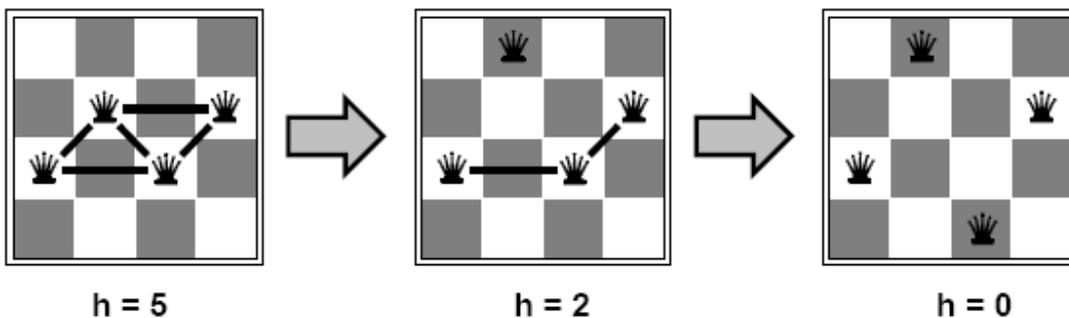
هر محدودیت را به مجموعه ای از مقادیر مجاز برای متغیرشان ترجمه نمایید :



به عنوان مثال ، برای  $(Q_1, Q_2)$  مقادیر عبارتند از  $(1و۳)$  و  $(1و۴)$  و  $(۲و۴)$  و  $(۳و۱)$  و  $(۴و۱)$  و  $(۴و۲)$

**حالت ها (وضعیت ها) :** چهار وزیر در چهار ستون  $(4^4 = 256)$  حالت | عملگرها: وزیر را در

ستون حرکت دهید | تست هدف: هیچ حمله ای وجود نداشته باشد . | ارزیابی:  $h(n) =$  تعداد حملات



**عمل با کمترین ناسازگاری -** حالت اولیه ی تصادفی ارایه شده ، می تواند  $n$  - وزیر را در

ثابت زمانی تقریبی دلخواه  $n$  با احتمال زیاد حل کند  $(n = 10,000,000)$  . بیان های همانند می توانند

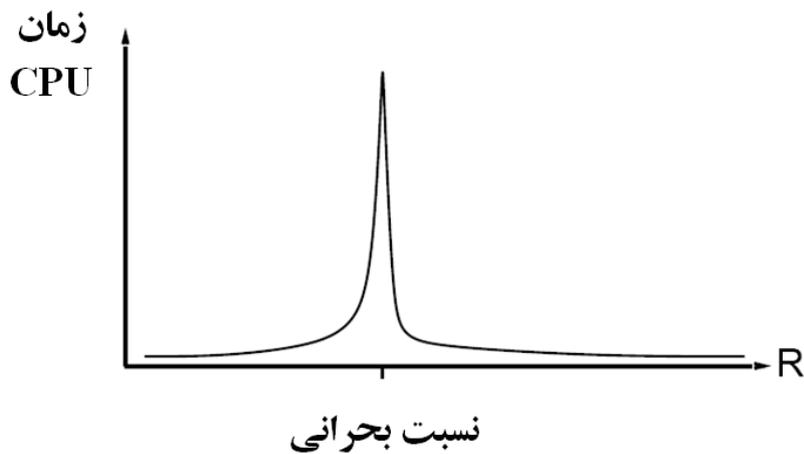
برای هر مسأله ی ارضای محدودیت به صورت تصادفی صحیح باشند به جز در یک محدوده ی باریک از

نسبت زیر:  $R =$  تعداد محدودیت ها / تعداد متغیرها

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی



### محدودیت های دودویی

بیش تر تکنیک های گفته شده فقط با محدودیت های دودویی کار می کنند. تعدادی از مسایل به طور طبیعی به صورت محدودیت های  $n$  تایی<sup>۱</sup>، رمزگذاری می شوند، به عنوان مثال:  $X+Y=Z$ . توجه نمایند که گره با سازگاری زوج، دودویی نمی باشد؛ به عنوان مثال  $X \leq 12$  و محدودیت های یکانی به سادگی می توانند با کاهش دامنه به کار گرفته شوند:

$$D'_x = \{1,5\} \leftarrow X \leq 12 \text{ و } D_x = \{1,5,24\}$$

### کاهش محدودیت های $n$ تایی

هر مسأله ی ارضای محدودیت می تواند به یک مسأله ی ارضای محدودیت دودویی معادل تبدیل شود. برای این کار چند روش وجود دارد؛ در این جا ما روش رمزکننده ی متغیر پنهان<sup>۲</sup> را بررسی می کنیم؛ در این روش محدودیت های  $n$  تایی با متغیرهای جدید ارایه می شوند؛ دامنه ی متغیرهای جدید،

<sup>۱</sup> n-ary

<sup>۲</sup> hidden variable encoding



چندتایی<sup>۱</sup> ( $n$  تایی) هستند؛ محدودیت های دودویی متغیرهای " اصلی " را به اجزای چندتایی ها بچسبانید .  
مثال:  $X+Y=Z$ ، با  $X, Y, Z \in N$  . در این صورت متغیر جدید  $U$  با دامنه ی  
 $D_U = \{(x_1, x_2, x_3) \in N^3 \mid x_1 + x_2 = x_3\}$  خواهد بود . از محدودیت  $\pi_i(0,0)$  برای چسباندن مقدار  $I^m$   
استفاده نمایید؛ به عنوان مثال:

$$\pi_2(U, Y) = \{((x_1, x_2, x_3), x_2) \in N^3 \times N\}$$

## سختی مسأله ی ارضای محدودیت

مسأله ی ارضای محدودیت، NP - کامل و سخت است، برای آن ها از الگوریتم های مکاشفه ای استفاده کنید (همان طوری که در درس مطرح شده است) . در بدترین حالت، پیچیدگی به صورت نمایی می باشد، اما در مواردی دارای رفتار خوبی می باشد . الگوریتم های مکاشفه ای، کلاس هایی از مسایل نرم و رام شدنی را تعریف می نماید و دارای زمان چندجمله ای با محدودیت هایی در مسایل است . به عنوان مثال، مسایل با ساختار درختی .

## برنامه نویسی بر اساس محدودیت

محدودیت ها، یک راه طبیعی برای بیان مسایل می باشند . مسأله ی ارضای محدودیت، با یک زبان برنامه نویسی حل می شود . برنامه نویسی با زبان های منطقی نظیر پرولوگ انجام می شود که دارای محیط اختصاصی می باشد (مثل موزارت<sup>۲</sup>) . پرولوگ به صورت های تجاری و رایگان ارایه شده است (به عنوان مثال SICStus یا GNU-Prolog) . برای اطلاعات بیش تر نگاه کنید به راهنمای برخط برای برنامه

<sup>۱</sup> tuple

<sup>۲</sup> Mozart نامی برای نسخه ی ۷.۵ سیستم عامل شرکت Apple برای کامپیوترهای MAC و PowerPC . نسخه های جدید دارای خصوصیات چند وظیفه ای، بهبود شبکه، پشتیبانی چند رسانه ای بهتر و امکانات سیستم عامل های Dos و Windows می باشند . (Babylon / Jensen's Technology Glossary)

مترجم: سهراب جلوه گر  
ویرایش دوّم، بهار ۱۳۸۸



هوش مصنوعی

نویسی محدود با آدرس اینترنتی <http://kti.mff.cuni.cz/~Ebartak/constraints/> و آرشیو محدودیت ها با آدرس اینترنتی <http://www.cs.unh.edu/ccc/archive>.

## خلاصه ی فصل

مسایل ارضای محدودیت ، نوع خاصی از مسایل هستند که در آن ها حالت ها توسط مقدارهای یک مجموعه ی ثابت از متغیر ها تعریف می شوند . و هدف آزمایش ، توسط محدودیت هایی بر مقدار متغیرها تعریف می شود . پیمایش معکوس ، جستجوی اول - عمق با یک متغیر انتساب داده شده به هر گره می باشد . مرتب کردن متغیر و انتخاب ابتکاری مقدارها به طور بسیار مطلوبی به ما کمک می کند . بررسی مستقیم ، از مقداردهی هایی که خرابی آینده را به وجود می آورند یا تضمین می کنند جلوگیری می کند . پخش محدود ، کاری اضافی را برای مقدارهای محدود و کشف ناسازگاری ها ، انجام می دهد . بیان مسأله به صورت مسأله ی ارضای محدودیت ، تحلیل ساختار مسأله را اجازه می دهد . درخت ساختیافته ی مسایل ارضای محدودیت می تواند در زمانی که به صورت خطی می باشد ، حل شود .





## مسأله ی بهینه سازی محدودیت<sup>۱</sup>

مسأله ی ارضای محدودیت استاندارد، مجموعه ای از متغیرهای مربوط به هم و یک مجموعه از محدودیت هاست. مسأله ی بهینه سازی محدودیت همان مسأله ی ارضای محدودیت استاندارد است به اضافه ی تابع هدف نسبت دهنده (نگاشت کننده) ی هر راه حل به یک مقدار عددی. راه حلّ این نوع مسایل، انتساب کامل محدودیت های ارضا کننده و بیشینه سازی یا کمینه سازی مسأله است. به عنوان مثال در رنگ آمیزی نقشه، هزینه، وابسته به رنگ های استفاده شده است و چاپ با چند رنگ دارای هزینه ی بیش تری می باشد.

### الگوریتم های مسایل بهینه سازی محدودیت

الگوریتم ساده، همه ی راه حل ها را به حساب می آورد و از تمام روش هایی که تا کنون توضیح داده شده است استفاده می کند. الگوریتم در زمانی که تعداد زیادی راه حل وجود داشته باشد بد است (به عنوان مثال،  $n$  - وزیر). بهبودهای الگوریتم مسأله ی ارضای محدودیت برای اجتناب از جستجو در شاخه

---

<sup>۱</sup> Constraint Optimisation Problem (COP)

## مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوم، بهار ۱۳۸۸



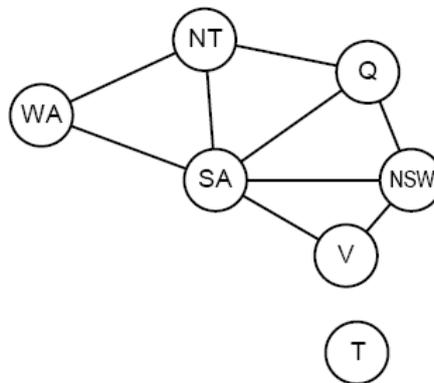
## هوش مصنوعی

های بدون راه حل طراحی می شود. ایده ی کلیدی این است که شاخه ها را با زیر راه حل های بهینه هرس نمایید و از مکاشفه برای هرس فضای جستجو استفاده نمایید.

### ابتکارها (مکاشفه ها)

تابع هدف، مقداردهی های کامل را ارزیابی می کند و تابع مکاشفه ای، انتساب های جزئی را ارزیابی می نماید و به مقادیر عددی، نسبت می دهد. در تخمین تابع هدف، به همه ی راه حل های توسعه دهنده ی یک انتساب جزئی توجه نمایید باید بهترین مقدار این راه حل ها را تخمین بزنند. توجه کنید که مقداردهی های با مقادیر ابتکاری (مکاشفه ای) بد را توسعه ندهید. هرس اضافی و هرس استاندارد مسأله ی ارضای محدودیت هم می تواند به کار گرفته شود.

### مسأله ی ارضای محدودیت به صورت برنامه نویسی منطقی



rgb(red).

rgb(green).

rgb(blue).