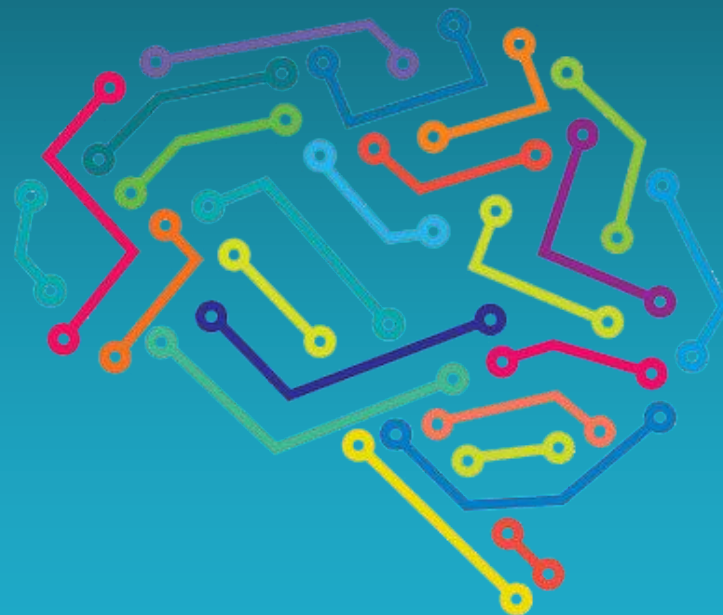




جستجوهای خصمانه



درس هوش مصنوعی

نیم سال اول تحصیلی 98-1397



بازی‌ها

□ محیط‌های رقابتی:

✓ اهداف عامل‌ها در تضاد با یکدیگر است.

□ منجر به بروز روش‌های جستجوی خصمانه (adversarial) یا game‌ها شده‌اند:

✓ دو عامله

✓ قطعی

✓ نوبتی

✓ مجموع صفر (zero-sum):

▪ مقادیر ممکن تابع هدف در انتهای بازی همیشه برابر و عکس هم هستند.

▪ نام بهتر می‌توانست مجموع ثابت (Constant-sum) باشد.

✓ کاملاً قابل مشاهده

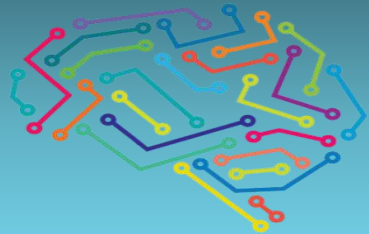
✓ مثلاً: شطرنج



بازی‌ها

□ در یک بازی، مثلاً شطرنج، برد یک بازیکن قطعا به معنی باخت دیگری است و همین نکته است که مسئله را خصمانه (adversary) می‌کند.





تعریف بازی

□ یک مسئله جستجو با عناصر زیر:

✓ حالت اولیه (s_0)

✓ $PLAYER(s)$: بازیکنی که در حالت s باید حرکت کند

✓ $ACTION(s)$: مجموعه حرکات مجاز

✓ $RESULT(s, a)$: نتیجه حاصل از یک حرکت (مدل انتقالی)

✓ $TERMINAL(s)$: ارزیابی این که آیا حالت s یک حالت پایانی بازی است

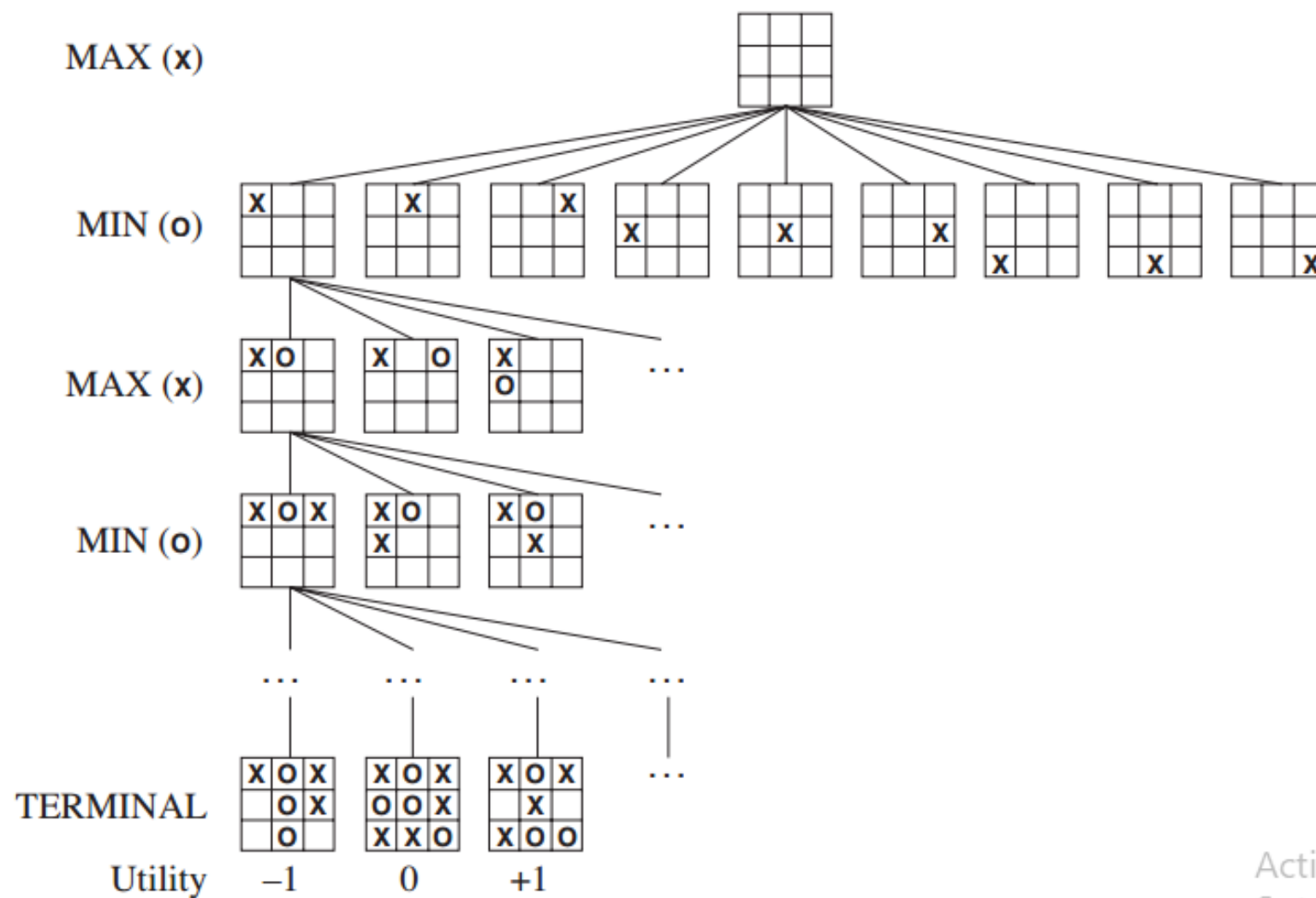
✓ $UTILITY(s, p)$: میزان مطلوبیت (امتیاز) حالت s برای بازیکن

□ درخت بازی، درختی است که در آن نودها نماینده حالت‌های بازی و یال‌ها نماینده $action$ ها هستند و یک بازی بین max و min را نشان می‌دهد.

□ حالت‌های هدف در برگ‌ها اتفاق می‌افتند و برد یا باخت از دید max هستند.



درخت بازی دوز (tic-tac-toe)





جستجوی خصمانه

❑ در مسائل معمولی، راه حل بهینه دنباله‌ای از حرکات‌ها (actions) است که منجر به حالت هدف می‌شوند.

❑ در جستجوی خصمانه، حرکات min هم در این روال دخالت دارد.

❑ بنابراین max باید یک استراتژی مشروط بیابد شامل:

✓ حرکت Max در حالت اولیه

✓ حرکات max در هر یک از حالات منتج از حرکات جواب ممکن برای min (بعد از هر حرکت max، نوبت min است)

✓ سپس، حرکات max در هر یک از حالات منتج از حرکات جواب ممکن برای min به حرکات قبلی

✓ و به همین ترتیب



تصمیمات بهینه در بازی‌ها

- ❑ مقادیر بالای تابع هدف برای MAX خوب هستند.
- ❑ درحالی که مقادیر پایین تابع هدف برای MIN خوب هستند.
- ❑ با توجه به تعریف ارائه شده برای درخت بازی، یک مقدار $\text{MINIMAX}(s)$ برای هر یک از حالت‌های بازی محاسبه می‌شود که بر اساس آن، استراتژی بهینه انتخاب می‌شود.

$$\text{MINIMAX}(s) = \begin{cases} \text{UTILITY}(s) & \text{if } \text{TERMINAL-TEST}(s) \\ \max_{a \in \text{Actions}(s)} \text{MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a)) & \text{if } \text{PLAYER}(s) = \text{MAX} \\ \min_{a \in \text{Actions}(s)} \text{MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a)) & \text{if } \text{PLAYER}(s) = \text{MIN} \end{cases}$$

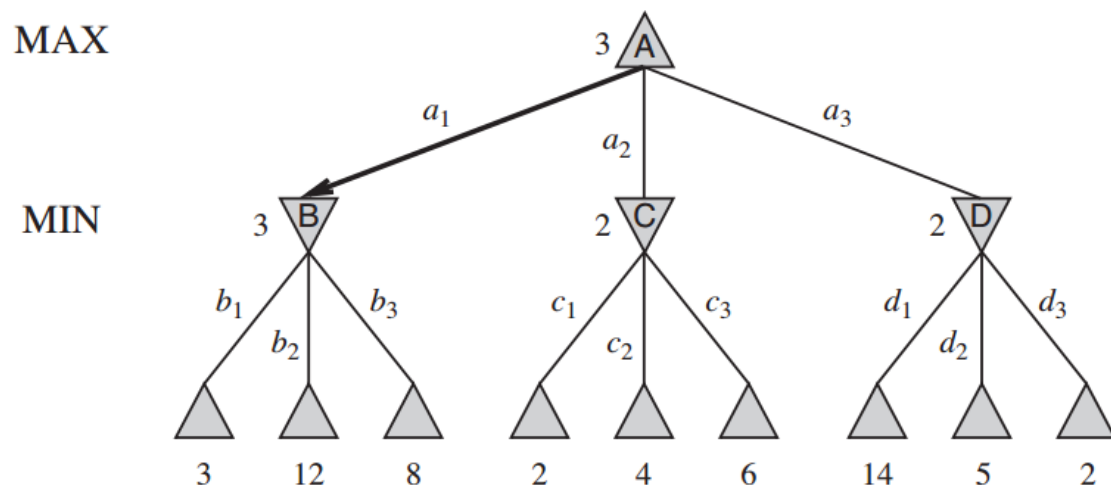


تصمیمات بهینه در بازی‌ها

الگوریتم MINIMAX: □

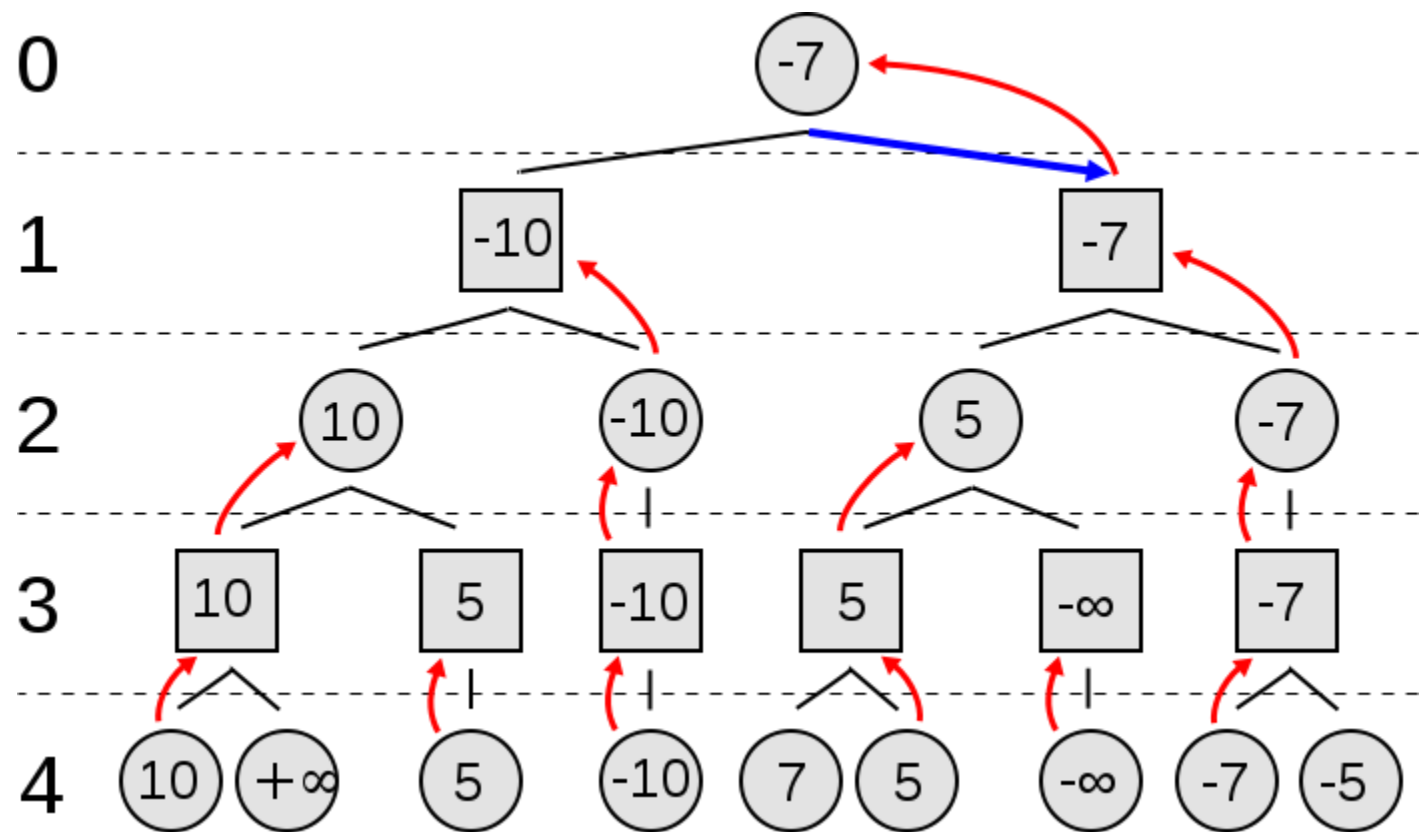
✓ محاسبه مقادیر MINIMAX برای همه گره‌های درخت بازی با استفاده از یک جستجوی اول عمق کامل در درخت جستجو.

✓ دارای پیچیدگی مشابه الگوریتم جستجوی اول عمق است.





تصمیمات بهینه در بازی‌ها





هرس آلفا-بتا

❑ هرس کردن:

✓ حذف شاخه‌هایی از درخت جستجو

❑ هرس آلفا-بتا:

✓ حذف شاخه‌های اضافی در الگوریتم MINIMAX

✓ تغییری در جواب یافته شده ایجاد نمی‌کند.

✓ **آلفا:** بهترین امتیاز یافته شده برای بازیکن MAX

▪ حد پایین یافته شده برای مقدار حداکثر

✓ **بتا:** بهترین امتیاز یافته شده برای بازیکن MIN

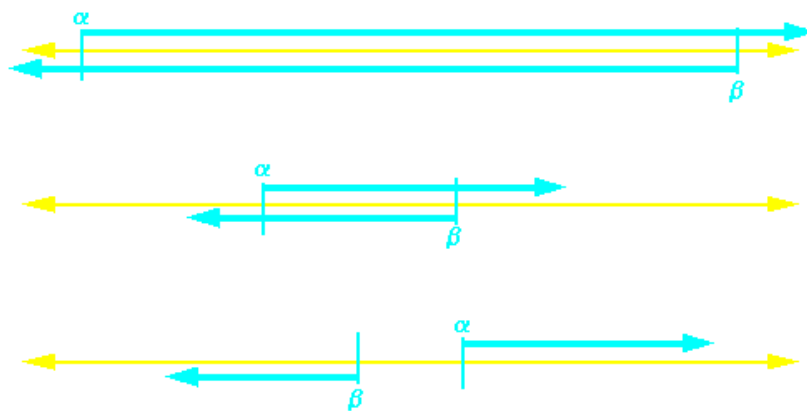
▪ حد بالای یافته شده برای مقدار حداقل



هرس آلفا-بتا

□ محدوده ممکن تابع هدف برای هر گره، بین آلفا و بتا است:

$$\alpha \leq MinMax(n) \leq \beta$$



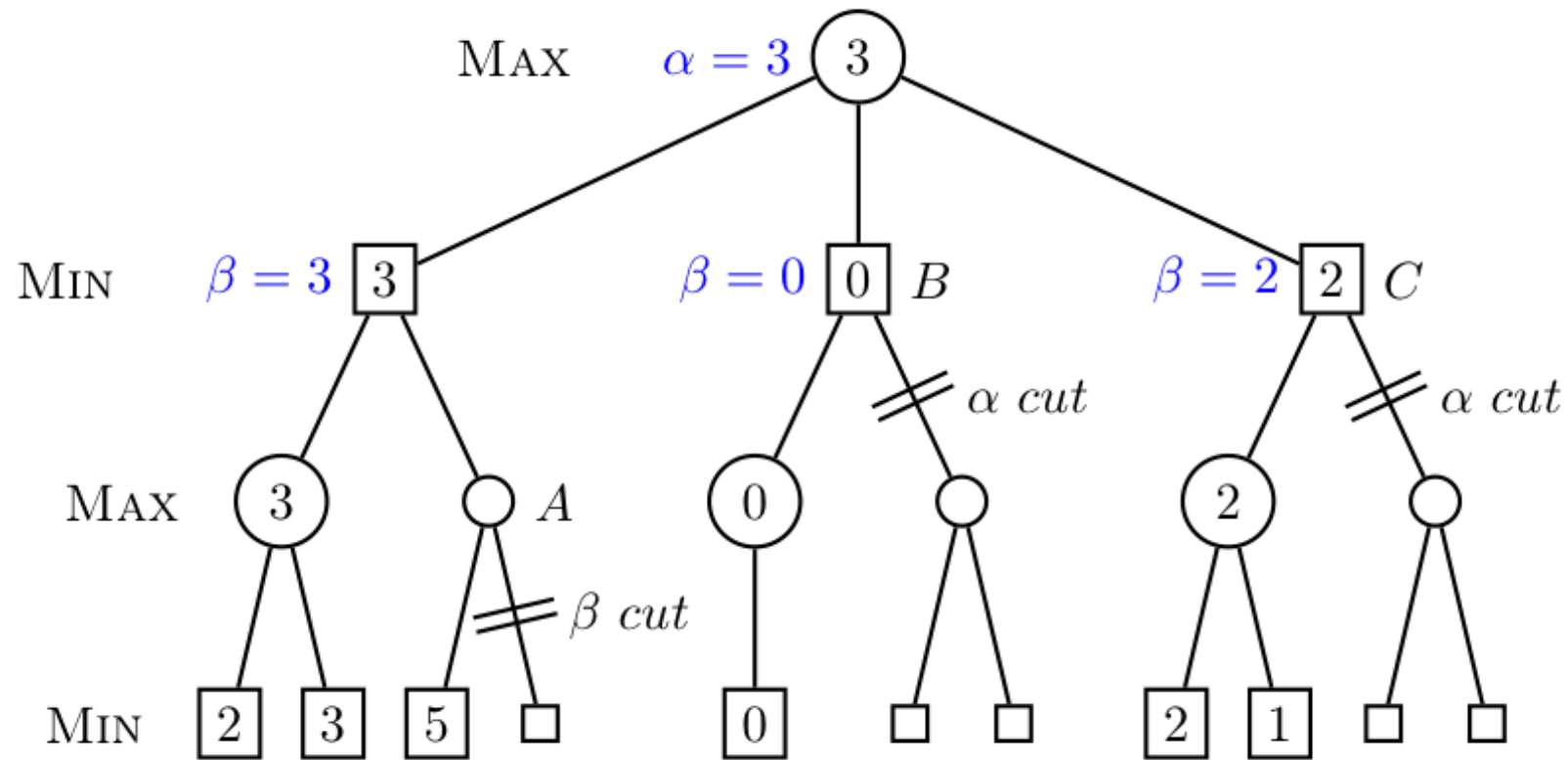
□ پس اگر شرط زیر برقرار نباشد، می توان زیرشاخه ها را هرس کرد.

$$\alpha \leq \beta$$



هرس آلفا-بتا

Alpha-cutoff و Beta-cutoff: □







هرس آلفا-بتا

□ آدرس سایت برای مشاهده مثال:

https://inst.eecs.berkeley.edu/~cs61b/fa14/ta-materials/apps/ab_tree_practice/

<http://homepage.ufp.pt/jtorres/ensino/ia/alfabeta.html>



هرس آلفا-بتا

□ ترتیب انتخاب عمل‌ها

- ✓ ترتیب بررسی حرکت‌های ممکن در هر حالت بر کارایی هرس آلفا-بتا- تأثیر دارد.
- ✓ هر چه حرکت‌های بهتر زودتر بررسی شوند، شاخه‌های بیشتری از درخت هرس می‌خواهند.
- ✓ میتوان بر اساس تجربیات گذشته بهترین حرکات را شناخت.
- ✓ در منطق جستجو، یک راه برای استفاده از تجربیات گذشته، روش عمیق شدن تکراری (iterative deepening) است.
- ✓ در هر عمق بهترین حرکت را یافته و در مرحله بعد، اولین حرکت، بهترین حرکت مرحله قبل خواهد بود.



Move order

- ❑ Even with alpha-beta pruning, if we always start with the worst move, we still get $O(b^*b^*..*b)$
 $= O(b^d)$
- ❑ If we always start with the best move (also recursive) it can be shown that complexity is $O(b^*1*b^*1*b^*1...) = O(b^{d/2})$
- ❑ We can **double the search depth** without using more resources
- ❑ Conclusion: It is very important to try to **start with the strongest moves first**



تصمیمات غیربینه بهنگام

- ❑ اجرای الگوریتم MINIMAX مستلزم گسترش درخت بازی تا حالات انتهایی بازی است.
- ❑ در عمل، به دلیل تعداد حالات بسیار زیاد بازی و محدودیت زمانی بازیکنان برای انتخاب حرکت، امکان استفاده از الگوریتم MINIMAX و یافتن راه حل بهینه وجود ندارد.
- ❑ راه حل: استفاده از راه حل های نسبتاً بهینه با محاسبه يك مقدار MINIMAX شهودي براي گره های میانی

$$H\text{-MINIMAX}(s, d) =$$

$$\begin{cases} \text{EVAL}(s) & \text{if CUTOFF-TEST}(s, d) \\ \max_{a \in \text{Actions}(s)} H\text{-MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a), d + 1) & \text{if PLAYER}(s) = \text{MAX} \\ \min_{a \in \text{Actions}(s)} H\text{-MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a), d + 1) & \text{if PLAYER}(s) = \text{MIN}. \end{cases}$$



تصمیمات غیربینه بهنگام

□ توابع ارزیابی:

✓ جستجوی غیرکامل درخت بازی مستلزم ارائه تابعی برای انتساب یک مقدار minimax به حالات غیرپایانی بازی است.

□ معیار قطع جستجو

✓ مشخص می‌کند در چه مرحله‌ای باید عملیات جستجو متوقف شود.

✓ می‌تواند بر اساس یک عمق ثابت (d) مشخص تصمیم‌گیری شود.

✓ بهتر است جستجو در حالت‌های ساکن (quiescent) که به نظر نمی‌رسد در حرکات بعدی دچار تغییر شدیدی شوند متوقف شود.

✓ با مشکل horizon effect روبرو است که در آن رخداد یک پدیده نامطلوب به تأخیر انداخته می‌شود بدون آن که از وقوع آن جلوگیری شود.



Evaluation function

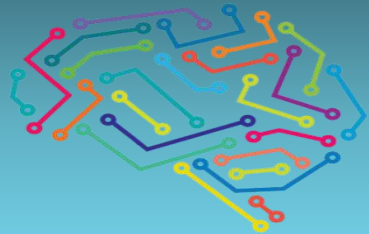
$H\text{-MINIMAX}(s, d) =$

$$\begin{cases} \text{EVAL}(s) & \text{if CUTOFF-TEST}(s, d) \\ \max_{a \in \text{Actions}(s)} H\text{-MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a), d + 1) & \text{if PLAYER}(s) = \text{MAX} \\ \min_{a \in \text{Actions}(s)} H\text{-MINIMAX}(\text{RESULT}(s, a), d + 1) & \text{if PLAYER}(s) = \text{MIN}. \end{cases}$$

□ نمونه ساده‌ای از تابع ارزیابی (تابع وزن دار خطی)

$$\text{EVAL}(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$$

□ بسیاری اوقات توابع ارزیابی غیرخطی هستند.



تصمیمات غیربهبینه بهنگام

هرس پیشرو (forward pruning): ☐

✓ حذف برخی شاخه‌های درخت که احتمالاً (و نه قطعاً) تأثیری در حرکت انتخابی بازیکن ندارند.

✓ جستجوی پرتو (beam search): در هر مرحله تنها n بهترین حرکت را در نظر می‌گیرد.

✓ مشکل: تضمینی نیست که بهترین عمل هرس نشود.

✓ استفاده از الگوهای از پیش ذخیره شده

✓ در ابتدا و انتهای بازی به جای جستجو می‌توان از الگوهای از پیش ذخیره شده برای انتخاب حرکت استفاده کرد.



-
- The diagram shows a standard chessboard with columns labeled a through h and rows labeled 1 through 8. The pieces are arranged as follows:
- Row 1 (White):** a1: Rook, b1: Knight, c1: Bishop, d1: King, e1: Queen, f1: Bishop, g1: Knight, h1: Rook.
 - Row 2 (White):** a2: Pawn, b2: Pawn, d2: Pawn, e2: Pawn, f2: Pawn, g2: Pawn, h2: Pawn.
 - Row 4 (White):** d4: Pawn.
 - Row 8 (Black):** a8: Rook, b8: Knight, c8: Bishop, d8: King, e8: Queen, f8: Bishop, g8: Knight, h8: Rook.
 - Row 7 (Black):** a7: Pawn, b7: Pawn, c7: Pawn, d7: Pawn, e7: Pawn, f7: Pawn, g7: Pawn, h7: Pawn.

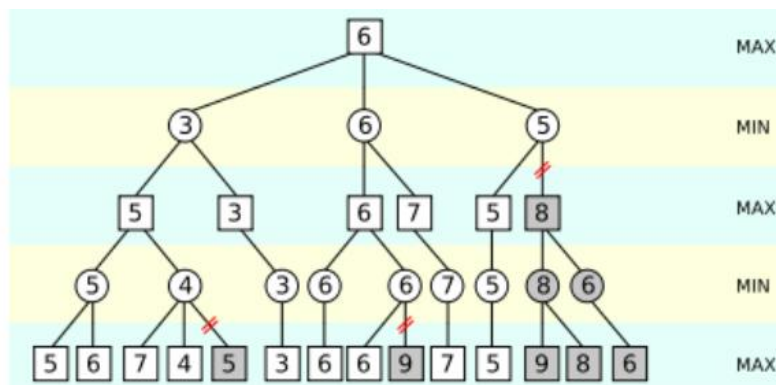
25



Chess-minimax

- ❑ Minimax: Assume that both White and Black plays the best moves. We maximize White's score
- ❑ Perform a **depth-first search** and **evaluate the leaf nodes**
- ❑ Choose child node with **highest value** if it is **White** to move
- ❑ Choose child node with **lowest value** if it is **Black** to move
- ❑ **Branching factor** is 40 in a typical chess position

White
Black
White
Black
White



ply = 0
ply = 1
ply = 2
ply = 3
ply = 4



Transposition tables

- ❑ **Same position** will commonly occur from **different move orders**
- ❑ All chess engines therefore has a **transposition table** (position cache)
- ❑ Implemented using a **hash table** with chess position as key
- ❑ Doesn't have to evaluate large sub trees over and over again
- ❑ Chess engines typically uses half of available memory to hash table — proves how important it is



Evaluation function

$$\text{EVAL}(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \dots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^n w_i f_i(s)$$

	10		-10
	30		-30
	30		-30
	50		-50
	90		-90
	900		-900



بازي هاي تصادفي

□ در برخي بازي ها، يك عامل تصادفي نيز در انتخاب عمل بازيکنان اثر دارد.

✓ مثال: پرتاب دو تاس در بازي تخته نرد

□ در اين موارد گره هاي شانس (chance nodes) نيز به درخت بازي اضافه مي شوند.

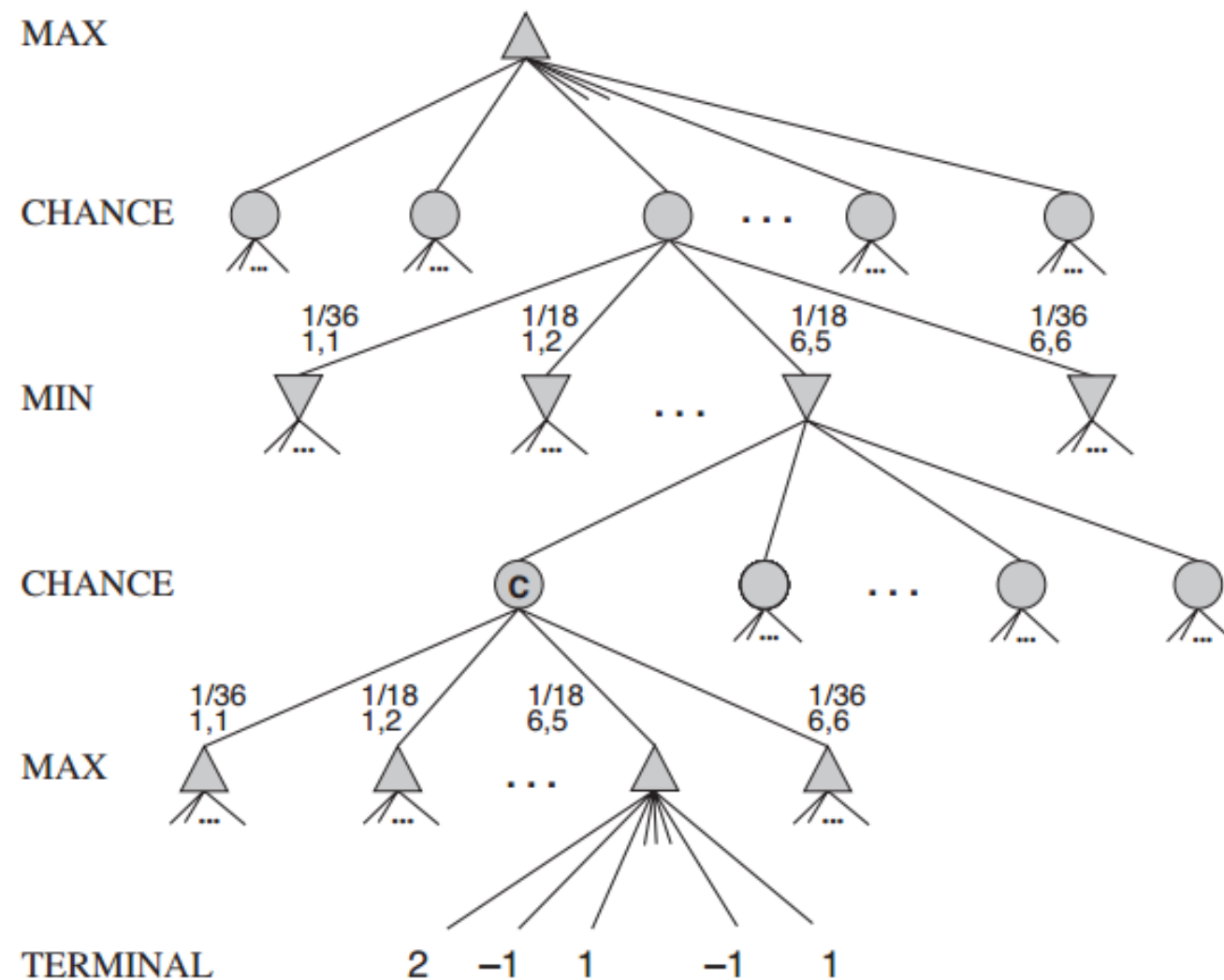
□ نحوه محاسبه ارزش مورد انتظار (Expectiminimax) هر حالت:

EXPECTIMINIMAX(s) =

$$\begin{cases} \text{UTILITY}(s) & \text{if } \text{TERMINAL-TEST}(s) \\ \max_a \text{EXPECTIMINIMAX}(\text{RESULT}(s, a)) & \text{if } \text{PLAYER}(s) = \text{MAX} \\ \min_a \text{EXPECTIMINIMAX}(\text{RESULT}(s, a)) & \text{if } \text{PLAYER}(s) = \text{MIN} \\ \sum_r P(r) \text{EXPECTIMINIMAX}(\text{RESULT}(s, r)) & \text{if } \text{PLAYER}(s) = \text{CHANCE} \end{cases}$$



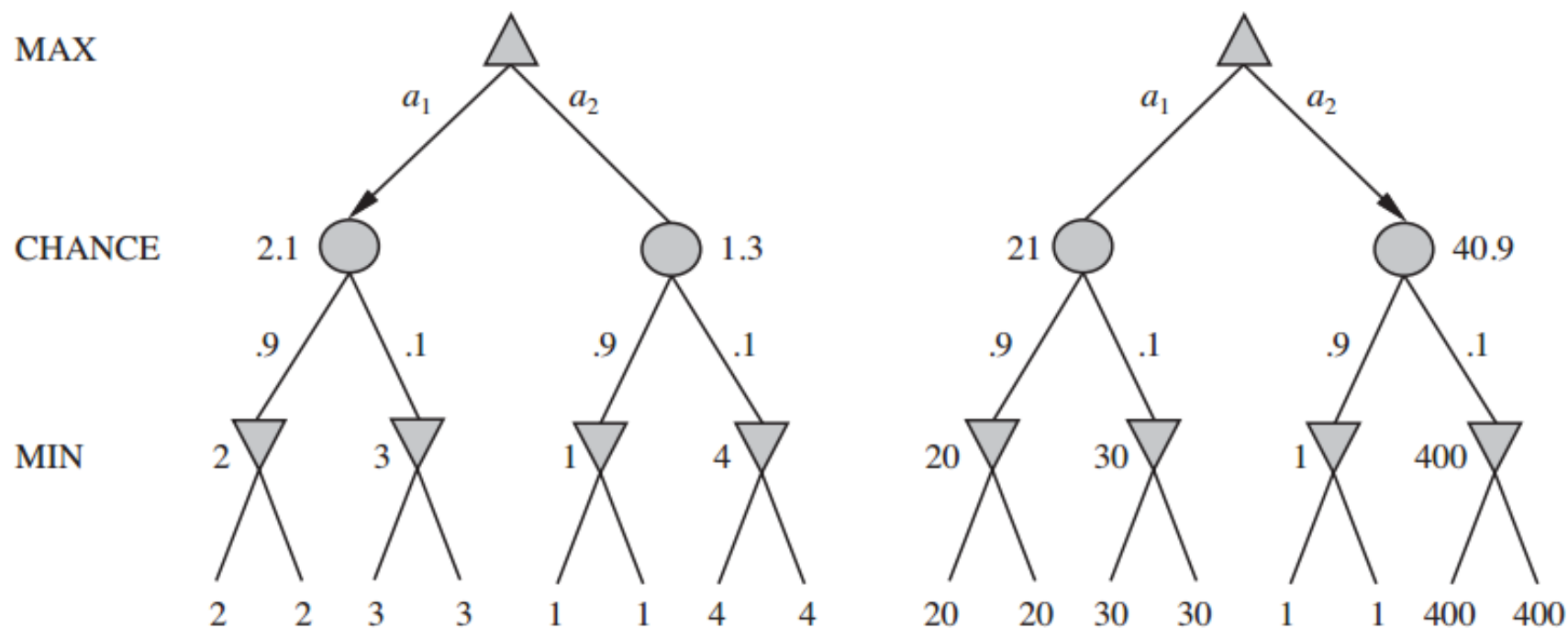
بازی تخته‌نرد

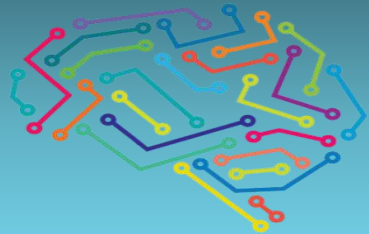




بازی تخته‌نرد

تغییر نحوه امتیازدهی به حالات پایانی می‌تواند باعث تغییر عمل انتخابی شود. □





بازي هاي تصادفي

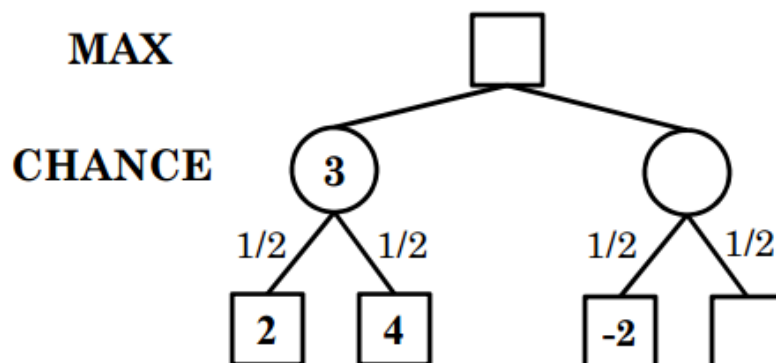
❑ برخلاف بازبهاي قطعي، بخش تصادفي بازي هاي تصادفي باعث مي شودنتوان يك دنباله از حركتها را به عنوان استراتژي بهينه بازي از قبل مشخص كرد.

❑ هرس آلفا-بتا بازي هاي تصادفي در ضمن محاسبه : EXPECTIMINIMAX

✓ تحليل گره هاي MAX و MIN مانند بازي هاي قطعي است.

✓ در گره هاي شانس با معلوم بودن حدود حداقل و حداكثر امتياز مي توان بدون محاسبه مقدار برخي از شاخه ها، حد بالا يا پايين EXPECTIMINIMAX يك گره را محاسبه كرد.

❑ مثال: محدوده امتياز $[-4, 4]$:





بازي هاي نيمه قابل مشاهده

❑ برخي از اطلاعات بازي در اختيار بازيکن قرار ندارد.

✓ مثال: بازيهاي کاردی

❑ در اين بازي ها هر بازيکن، يك مجموعه حالات باور را نگهداري و بر اساس مشاهدات جزئي خود آن را به روز مي کند.

❑ يك استراتژي براي چنين بازي هايي بايد براي هر دنباله دريافت ممکن يك دنباله حرکت مشخص کند.

❑ يك استراتژي قطعي برد، استراتژي اي است که به ازاء کليه حرکات ممکن بازيکن حريف، منجر به برد شود.