Hry a základní herní strategie

Aleš Horák

E-mail: hales@fi.muni.cz
http://nlp.fi.muni.cz/uui/

Obsah:

- Hry vs. Prohledávání stavového prostoru
- Algoritmus Minimax
- Algoritmus Alfa-Beta prořezávání
- Nedeterministické hry
- Hry s nepřesnými znalostmi

Hry × Prohledávání stavového prostoru

Multiagentní prostředí:

- agent musí brát v úvahu akce jiných agentů → jak ovlivní jeho vlastní prospěch
- vliv ostatních agentů – prvek náhody
- kooperativní × soupeřící multiagentní prostředí (MP)

Hry × Prohledávání stavového prostoru

Multiagentní prostředí:

- agent musí brát v úvahu akce jiných agentů → jak ovlivní jeho vlastní prospěch
- vliv ostatních agentů – prvek náhody
- kooperativní × soupeřící multiagentní prostředí (MP)

Hry:

- matematická teorie her (odvětví ekonomie) – kooperativní i soupeřící MP, kde vliv všech agentů je *významný*
- hra v UI = obv. deterministické MP, 2 střídající se agenti, výsledek hry je vzájemně opačný nebo shoda

Algoritmy soupeřícího prohledávání (*adversarial search*):

- oponent dělá **dopředu neurčitelné** tahy → řešením je strategie, která počítá se všemi možnými tahy protivníka
- **časový limit** ⇒ zřejmě nenajdeme optimální řešení → hledáme lokálně optimální řešení

Hry a UI – historie

- Babbage, 1846 – počítač porovnává přínos různých herních tahů
- von Neumann, 1944 – algoritmy perfektní hry
- Zuse, Wiener, Shannon, 1945–50 – přibližné vyhodnocování
- Turing, 1951 – první šachový program (jen na papíře)
- Samuel, 1952–57 – strojové učení pro zpřesnění vyhodnocování
- McCarthy, 1956 – prořezávání pro možnost hlubšího prohledávání

Hry a UI – historie

- Babbage, 1846 – počítač porovnává přínos různých herních tahů
- von Neumann, 1944 – algoritmy perfektní hry
- Zuse, Wiener, Shannon, 1945–50 – přibližné vyhodnocování
- Turing, 1951 – první šachový program (jen na papíře)
- Samuel, 1952–57 – strojové učení pro zpřesnění vyhodnocování
- McCarthy, 1956 – prořezávání pro možnost hlubšího prohledávání

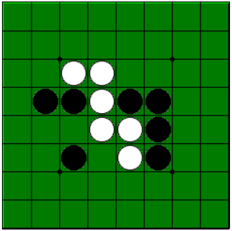
řešení her je zajímavým předmětem studia $\leftarrow$ je obtížné:
průměrný faktor větvení v šachách $b = 35$
pro 50 tahů 2 hráčů ...

prohledávací strom $\approx 35^{100} \approx 10^{154}$ uzlů ($\approx 10^{40}$ stavů)

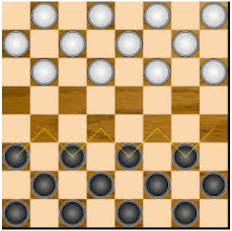
Hry a UI – aktuální výsledky

SliDo

- Reversi/Othello – od 1980 světoví šampioni odmítají hrát s počítači, protože stroje jsou příliš dobré. Reversi pro dva hráče na desce 8×8 – snaží se mezi své dva kameny uzavřít soupeřovy v řadě, která se přebarví. Až se zaplní deska, spočítají se kameny.



- dáma – 1994 program *Chinook* porazil světového šampiona Marion Tinsley. Používal úplnou databázi tahů pro ≤ 8 figur (443 748 401 247 pozic).

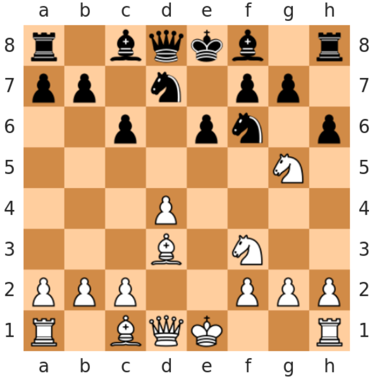


Hry a UI – aktuální výsledky

- šachy – 1997 porazil stroj *Deep Blue* světového šampiona Gary Kasparova $3\frac{1}{2} : 2\frac{1}{2}$. Stroj počítal 200 mil. pozic/s, používal sofistikované vyhodnocování a nezveřejněné metody pro prozkoumávání některých tahů až do hloubky 40 tahů.

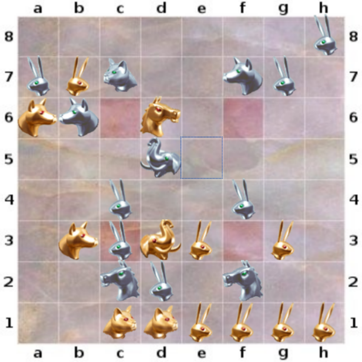
  2006 porazil program *Deep Fritz* na PC světového šampiona Vladimíra Kramnika 2:4.

  V současnosti vyhrávají turnaje i programy na slabším hardware mobilních telefonů s 20 tis. pozic/s.



Hry a UI – aktuální výsledky

- Arimaa – hra na šachovnici se standardníma figurama, speciálně navržená v roce 2003 tak, aby vyžadovala lidskou inteligenci (variabilní počet tahů, figury se tlačí nebo táhnou, pasti...). Člověk překonán počítačem 18. dubna 2015 3 : 0 (v rámci každoroční Arimaa Challenge).



Hry a UI – aktuální výsledky

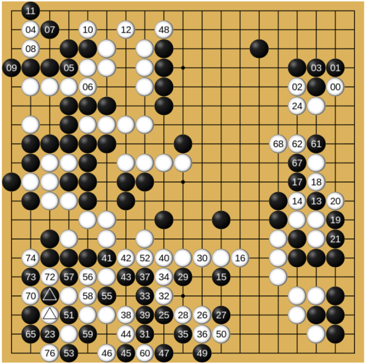
- Go – do roku 2008 světoví šampioni odmítali hrát s počítači, protože stroje jsou příliš slabé. V Go je $b > 300$, takže počítače mohly používat téměř pouze znalostní bázi vzorových her.

  od 2009

  – první programy dosahují pokročilejší amatérské úrovně (zejména na desce 9×9, nižší úroveň i na 19×19).

  březen 2016

  – program AlphaGo porazil lidského velmistra Lee Sedola na normální desce 19×19 4 : 1. AlphaGo využívá učící se hodnotící funkce založené na hlubokých neuronových sítích.



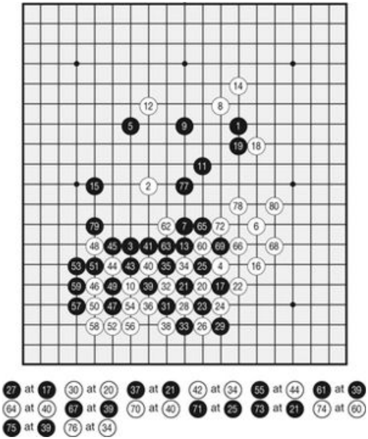
Hry a UI – aktuální výsledky

- Go ...

  květen 2017 – program AlphaGo porazil Ke Jie, který byl po 2 roky nejlepší hráč světa, 3 : 0.

  říjen 2017 – nová verze AlphaGo Zero postavená na posílením učení hluboké neuronové sítě s reziduálními bloky, která se **učí pouze hrou sama se sebou**. Tato verze poráží předchozí AlphaGo 100 : 0. Program při samoučení nalezl známé i neznámé strategie hry Go.

po 3 hodinách učení



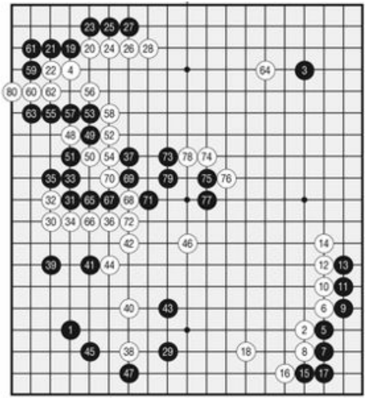
Hry a UI – aktuální výsledky

- Go . . .

  květen 2017 – program AlphaGo porazil Ke Jie, který byl po 2 roky nejlepší hráč světa, 3 : 0.

  říjen 2017 – nová verze AlphaGo Zero postavená na posílením učení hluboké neuronové sítě s reziduálními bloky, která se **učí pouze hrou sama se sebou**. Tato verze poráží předchozí AlphaGo 100 : 0. Program při samoučení nalezl známé i neznámé strategie hry Go.

po 19 hodinách učení



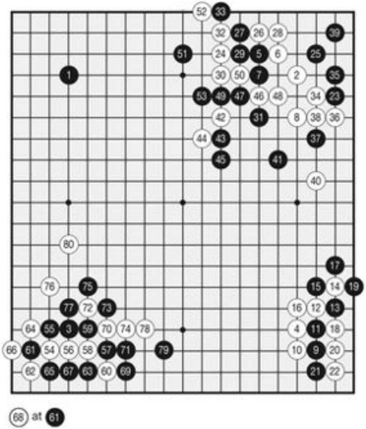
Hry a UI – aktuální výsledky

- Go ...

  květen 2017 – program AlphaGo porazil Ke Jie, který byl po 2 roky nejlepší hráč světa, 3 : 0.

  říjen 2017 – nová verze AlphaGo Zero postavená na posíleném učení hluboké neuronové sítě s reziduálními bloky, která se **učí pouze hrou sama se sebou**. Tato verze poráží předchozí AlphaGo 100 : 0. Program při samoučení nalezl známé i neznámé strategie hry Go.

po 70 hodinách učení



Obsah

1. Hry vs. Prohledávání stavového prostoru
   - Hry a UI – historie
   - Hry a UI – aktuální výsledky
   - Typy her
   - Hledání optimálního tahu
2. Algoritmus Minimax
   - Časové omezení
3. Algoritmus Alfa-Beta prořezávání
   - Možnosti vylepšení Minimax/Alpha-Beta
   - Ohodnocovací funkce
   - Ohodnocovací funkce – odchylky
4. Nedeterministické hry
   - Algoritmus Minimax pro nedeterministické hry
   - Prořezávání v nedeterministických hrách
   - Nedeterministické hry v praxi
   - Odchylka v ohodnocení nedeterministických her
5. Hry s nepřesnými znalostmi

Typy her

	deterministické	*s náhodou*
perfektní znalosti	šachy, dáma, Go, Othello	backgammon, monopoly
nepřesné znalosti		bridge, poker, scrabble

Hledání optimálního tahu

2 hráči – MAX (△) a MIN (▽)

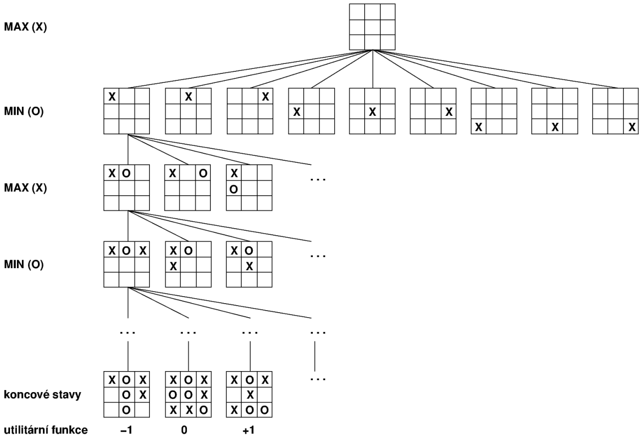
MAX je první na tahu a pak se střídají až do konce hry

hra = prohledávací problém:

- počáteční stav – počáteční herní situace + kdo je na tahu
- přechodová funkce – vrací dvojice (legální tah, výsledný stav)
- ukončovací podmínka – určuje, kdy hra končí, označuje koncové stavy
- utilitární funkce – numerické ohodnocení koncových stavů

Hledání optimálního tahu – pokrač.

počáteční stav a přechodová funkce definují herní strom:



Algoritmus Minimax

Hráč MAX ($\triangle$) musí *prohledat* herní strom pro zjištění nejlepšího tahu proti hráči MIN ($\bigtriangledown$)

$\rightarrow$ zjistit nejlepší hodnotu **minimax** – zajišťuje *nejlepší výsledek* proti *nejlepšímu protivníkovi*

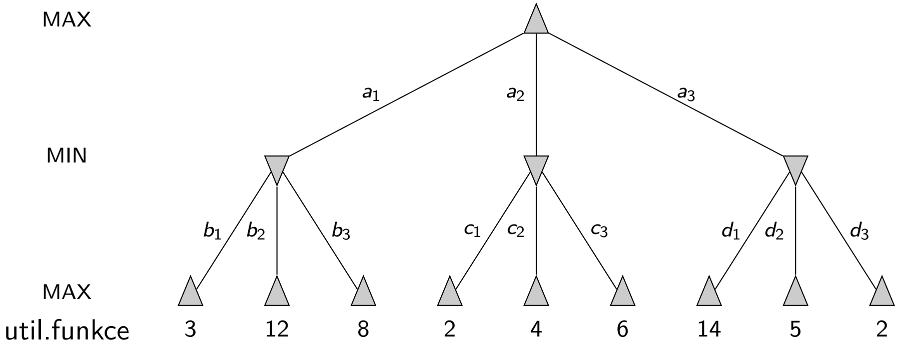
$$\text{Hodnota minimax}(\mathbf{n}) = \begin{cases} \text{utility}(n), \\ \qquad \text{pro koncový stav } n \\ \max_{s \in \text{moves}(n)} \text{Hodnota minimax}(s), \\ \qquad \text{pro MAX uzel } n \\ \min_{s \in \text{moves}(n)} \text{Hodnota minimax}(s), \\ \qquad \text{pro MIN uzel } n \end{cases}$$

Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo $=$ 2 tahy (půlkola)

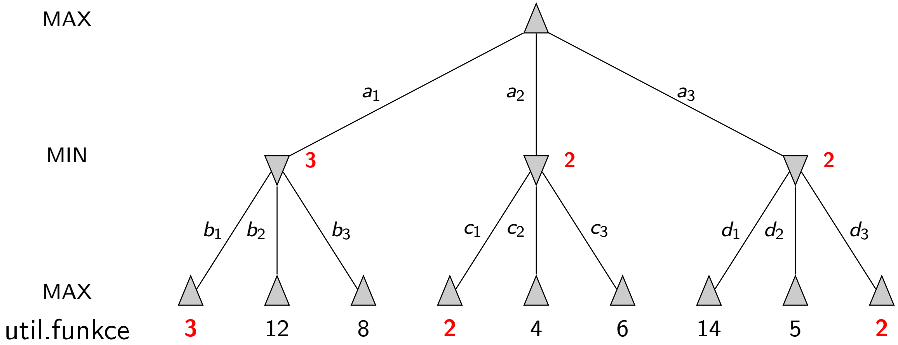
Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo = 2 tahy (půlkola)



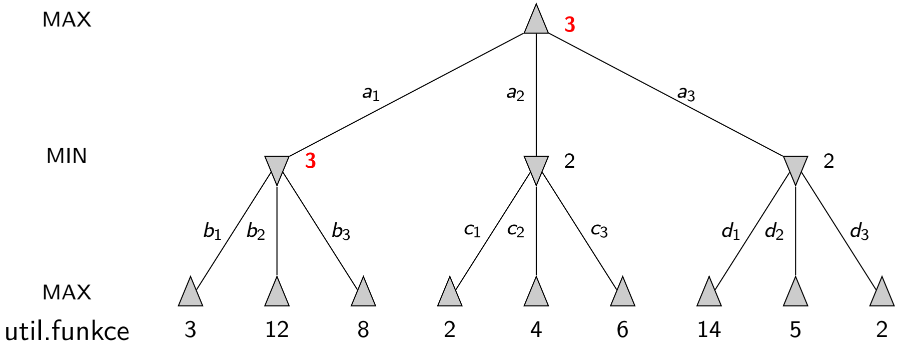
Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo = 2 tahy (půlkola)



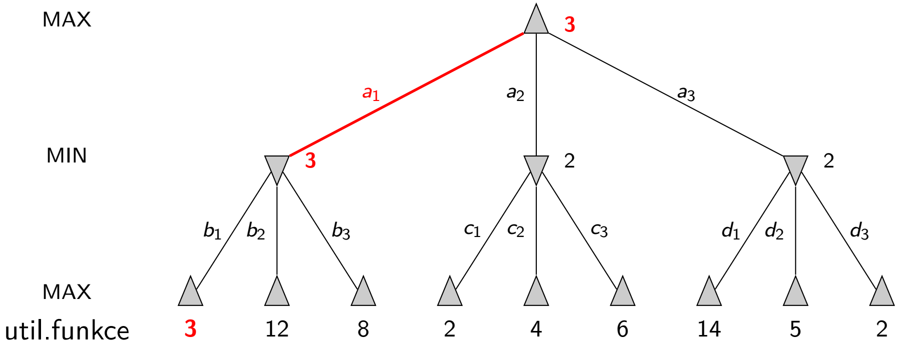
Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo = 2 tahy (půlkola)



Algoritmus Minimax – pokrač.

příklad – hra jen na jedno kolo = 2 tahy (půlkola)



Algoritmus Minimax – pokrač.

function MINIMAX(*state*)   *# vrací novou konfiguraci*
    newpos, _ $\leftarrow$ MAX-VALUE(*state*)
    return *newpos*

function MAX-VALUE(*state*)   *# vrací konfiguraci a ohodnocení pro MAXe*
    if TERMINAL-TEST(*state*) **then return None**, UTILITY(*state*)
    newval $\leftarrow -\infty$; *newpos* $\leftarrow$ **None**
    foreach *pos* $\in$ **moves**(*state*) **do**
        val $\leftarrow$ MIN-VALUE(*pos*)
        if *val* $>$ *newval* **then**
            newval $\leftarrow$ *val*; *newpos* $\leftarrow$ *pos*
    return *newpos*, *newval*

function MIN-VALUE(*state*)   *# vrací ohodnocení pro MINa*
    if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
    newval $\leftarrow \infty$
    foreach *pos* $\in$ **moves**(*state*) **do**
        _, *val* $\leftarrow$ MAX-VALUE(*pos*)
        if *val* $<$ *newval* **then**
            newval $\leftarrow$ *val*
    return *newval*

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost
optimálnost
časová složitost
prostorová složitost

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost	úplný pouze pro konečné stromy
optimálnost	
časová složitost	
prostorová složitost	

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost	úplný pouze pro konečné stromy
optimálnost	je optimální proti optimálnímu oponentovi
časová složitost	
prostorová složitost	

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost	úplný pouze pro konečné stromy
optimálnost	je optimální proti optimálnímu oponentovi
časová složitost	$O(b^m)$
prostorová složitost	

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost	úplný pouze pro konečné stromy
optimálnost	je optimální proti optimálnímu oponentovi
časová složitost	$O(b^m)$
prostorová složitost	$O(bm)$, prohledávání do hloubky

Algoritmus Minimax – vlastnosti

úplnost	úplný pouze pro konečné stromy
optimálnost	je optimální proti optimálnímu oponentovi
časová složitost	$O(b^m)$
prostorová složitost	$O(bm)$, prohledávání do hloubky

šachy ... $b \approx 35, m \approx 100 \Rightarrow$ přesné řešení není možné

např. $b^m = 10^6, b = 35 \Rightarrow m \approx 4$

4-tahy $\approx$ člověk-nováček
8-tahů $\approx$ člověk-mistr, typické PC
12-tahů $\approx$ Deep Blue, Kasparov

Časové omezení

předpokládejme, že máme 100 sekund + prozkoumáme 10^4 uzlů/s
$\Rightarrow 10^6$ uzlů na 1 tah

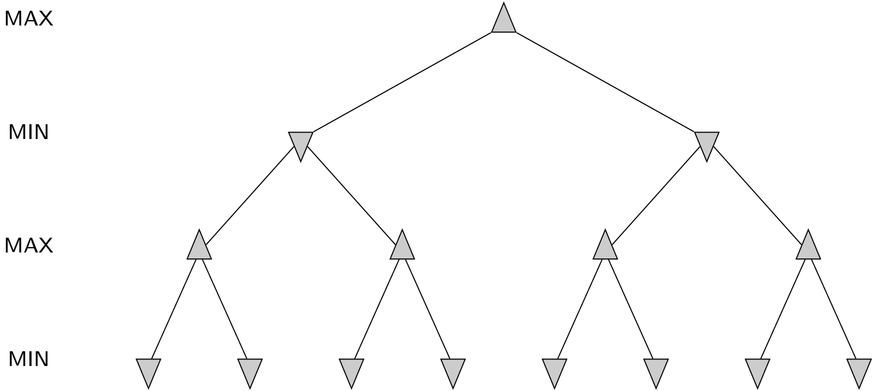
řešení **minimax_cutoff**:

- ohodnocovací funkce odhad přínosu pozice
  nahradí utilitární funkci
- ořezávací test (*cutoff test*) – např. hloubka nebo hodnota ohodnocovací funkce
  nahradí koncový test

Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**

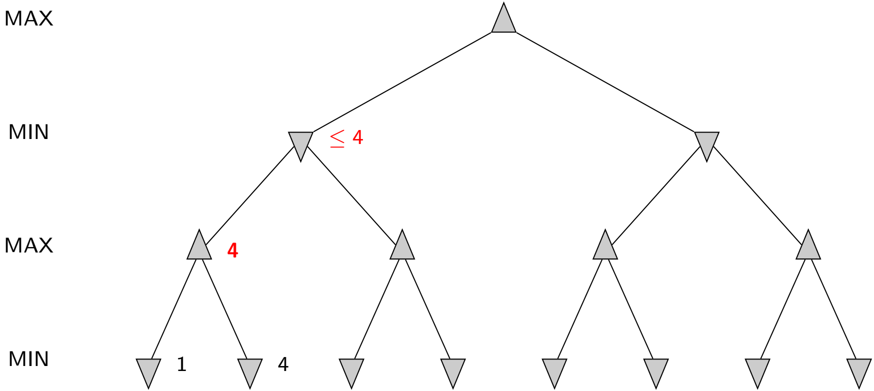
Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**

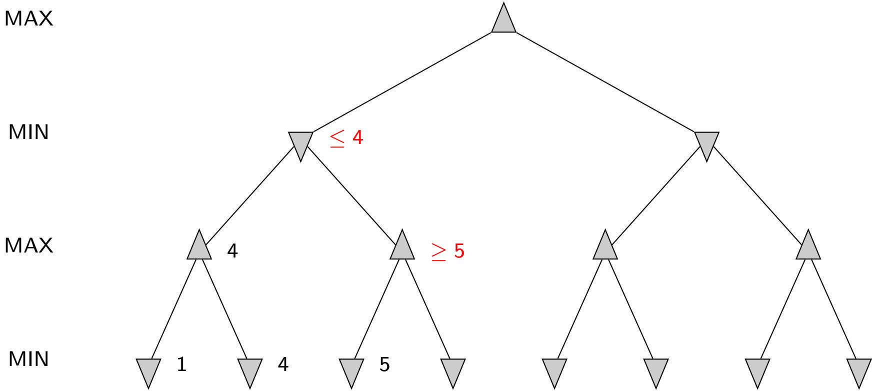
Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

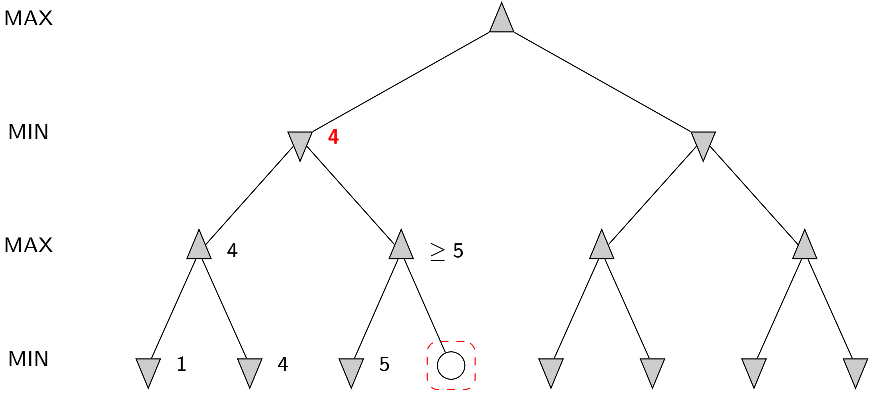
Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**

Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů $\Rightarrow$ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

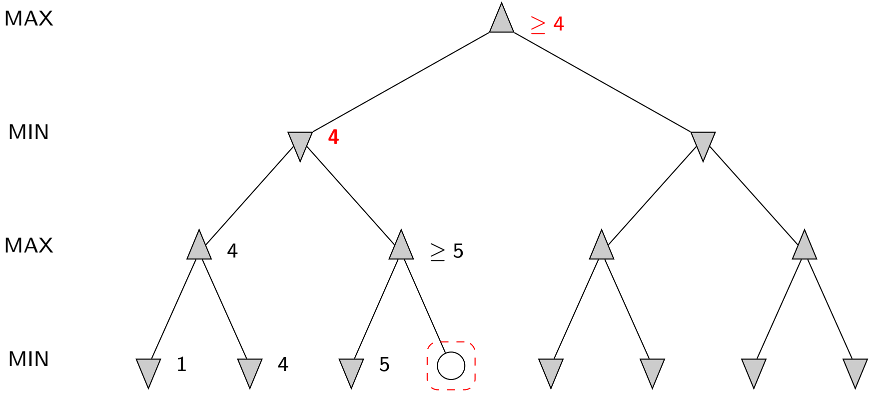
Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**
Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

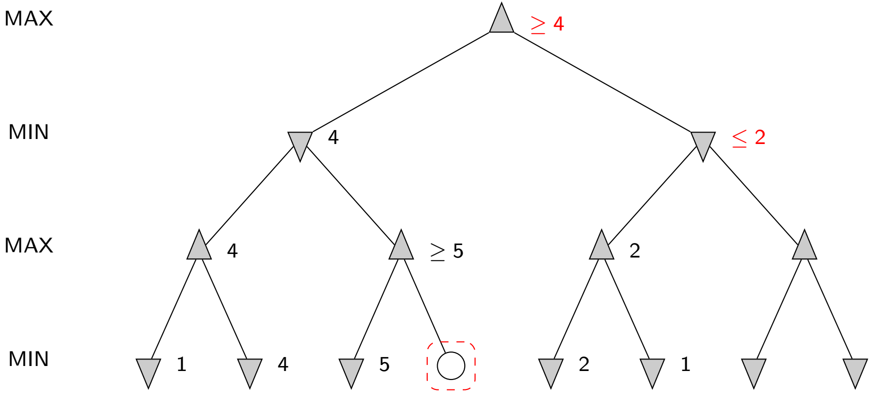
Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**

Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

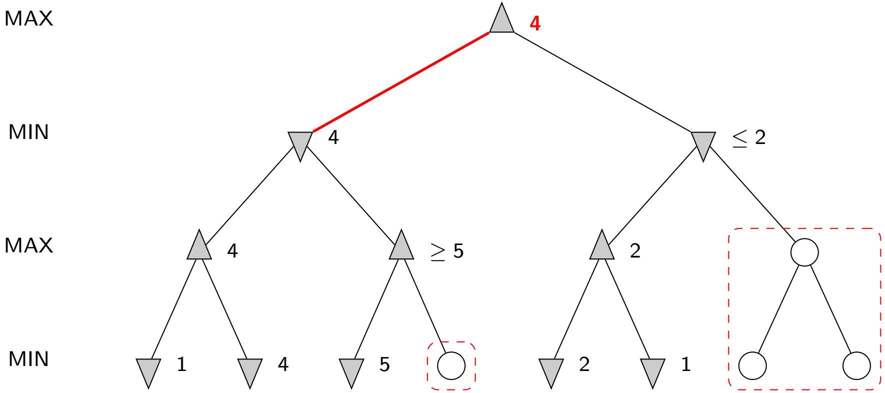
Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**
Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

Příklad stromu, který zpracuje algoritmus **minimax**

Alfa-Beta odřízne expanzi některý uzlů ⇒ Alfa-Beta procedura je efektivnější variantou minimaxu



Algoritmus Alfa-Beta prořezávání – vlastnosti

- prořezávání **neovlivní** výsledek ⇒ je stejný jako u minimaxu
- dobré uspořádání přechodů (možných tahů) ovlivní efektivitu prořezávání
- v případě "nejlepšího" uspořádání časová složitost$= O(b^{m/2})$
  ⇒ **zdvojí** hloubku prohledávání
  ⇒ může snadno dosáhnout hloubky 8 v šachu, což už je použitelná úroveň

SliDo

Algoritmus Alfa-Beta prořezávání – vlastnosti

- prořezávání **neovlivní** výsledek $\Rightarrow$ je stejný jako u minimaxu
- dobré uspořádání přechodů (možných tahů) ovlivní efektivitu prořezávání
- v případě “nejlepšího” uspořádání časová složitost$= O(b^{m/2})$
  $\Rightarrow$ **zdvojí** hloubku prohledávání
  $\Rightarrow$ může snadno dosáhnout hloubky 8 v šachu, což už je použitelná úroveň

SliDo

označení $\alpha - \beta$:

- $\alpha \ldots$ doposud nejlepší hodnota pro MAXe
- $\beta \ldots$ doposud nejlepší hodnota pro MINa
- $<\alpha, \beta> \ldots$ interval ohodnocovací funkce v průběhu výpočtu (na začátku $<-\infty, \infty>$)
-

minimax $\ldots V(P)$		$\alpha - \beta \ldots V(P, \alpha, \beta)$
když	$V(P) \leq \alpha$	$V(P, \alpha, \beta) = \alpha$
když	$\alpha < V(P) < \beta$	$V(P, \alpha, \beta) = V(P)$
když	$V(P) \geq \beta$	$V(P, \alpha, \beta) = \beta$

Algoritmus Alfa-Beta prořezávání

function $\text{ALPHA-BETA}(\textit{state})$ *# vrací novou konfiguraci*
    newpos, _ ← ALPHA-BETA-MAX-VALUE(*state*, $-\infty$, ∞)
    return *newpos*

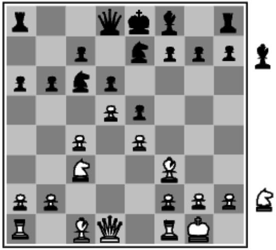
function $\text{ALPHA-BETA-MAX-VALUE}(\textit{state}, \alpha, \beta)$ *# vrací konfiguraci a ohodnocení pro MAXe*
    if TERMINAL-TEST(*state*) **then return None**, UTILITY(*state*)
    newval ← $-\infty$; *newpos* ← **None**
    foreach *pos* $\in$ **moves**(*state*) **do**
        val ← ALPHA-BETA-MIN-VALUE(*pos*, α, β)
        if *val* $>$ *newval* **then**
            newval ← *val*; *newpos* ← *pos*
        if *newval* $\geq \beta$ **then** break *# oříznutí*
        α ← **max**(α, *newval*) *# zvýšení α*
    return *newpos*, *newval*

function $\text{ALPHA-BETA-MIN-VALUE}(\textit{state}, \alpha, \beta)$ *# vrací ohodnocení pro MINa*
    if TERMINAL-TEST(*state*) **then return** UTILITY(*state*)
    newval ← ∞
    foreach *pos* $\in$ **moves**(*state*) **do**
        _, *val* ← ALPHA-BETA-MAX-VALUE(*pos*, α, β)
        if *val* $<$ *newval* **then**
            newval ← *val*
        if *newval* $\leq \alpha$ **then** break *# oříznutí*
        β ← **min**(β, *newval*) *# snížení β*
    return *newval*

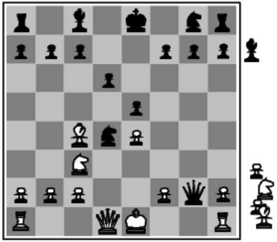
Možnosti vylepšení Minimax/Alpha-Beta

- vyhodnocovat pouze klidné stavy (quiescent search)
- při vyhodnocování počítat s efektem horizontu – zvraty mimo prohledanou oblast
- dopředné ořezávání – některé stavy se ihned zahazují
  bezpečné např. pro symetrické tahy nebo pro tahy hluboko ve stromu

Ohodnocovací funkce

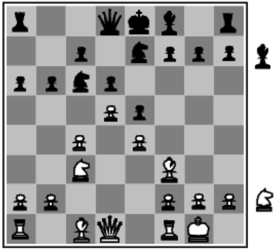


Černý na tahu
Bílý ma o něco lepší pozici

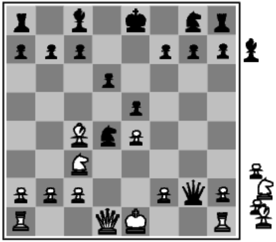


Bílý na tahu
Černý vítězí

Ohodnocovací funkce



Černý na tahu
Bílý ma o něco lepší pozici



Bílý na tahu
Černý vítězí

Pro šachy typicky lineární vážený součet rysů

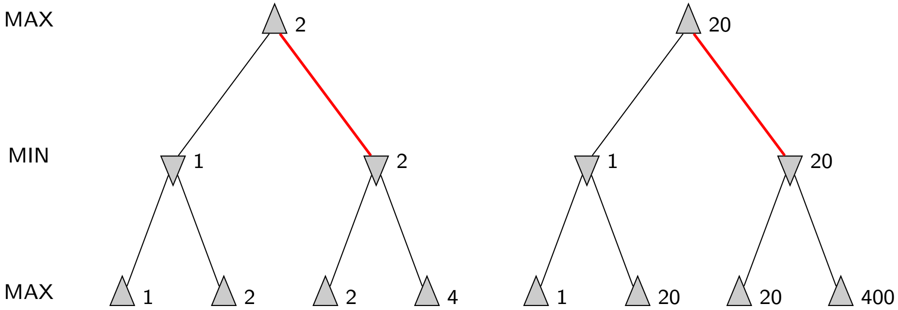
$$\mathbf{Eval(s)} = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + \ldots + w_n f_n(s) = \sum_{i=1}^{n} w_i f_i(s)$$

např. $w_1 = 9$

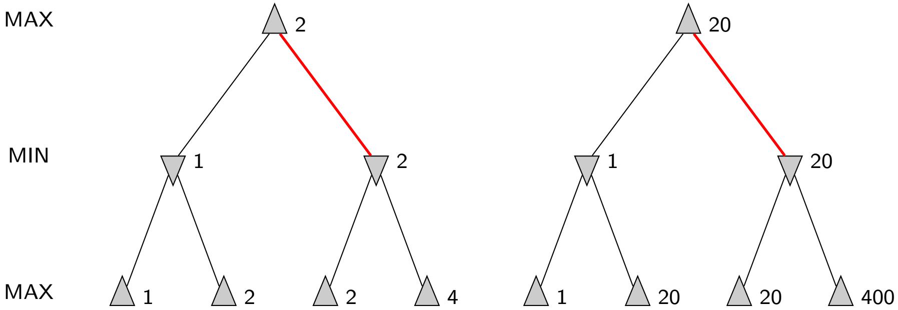
$f_1(s) =$ (počet bílých královen) – (počet černých královen)

...

Ohodnocovací funkce – odchylky



Ohodnocovací funkce – odchylky



chová se stejně pro libovolnou **monotónní** transformaci funkce *Eval*
záleží pouze na uspořádání → ohodnocení v deterministické hře funguje jako ordinální funkce

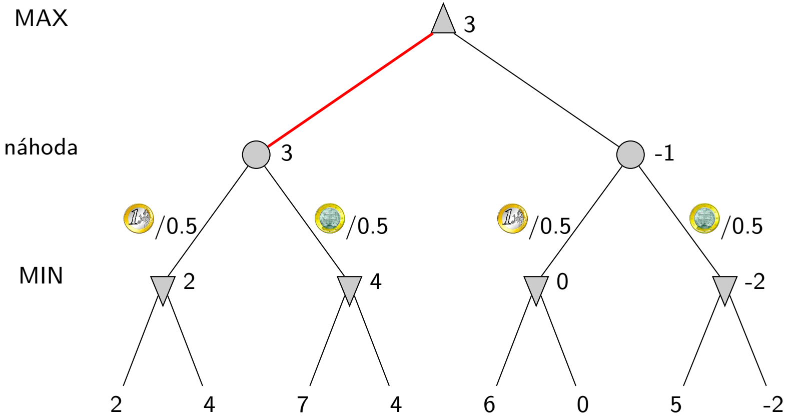
Nedeterministické hry

náhoda $\longleftarrow$ hod kostkou, hod mincí, míchání karet

Nedeterministické hry

náhoda ⟵ hod kostkou, hod mincí, míchání karet

příklad – 1 tah s házením mincí:



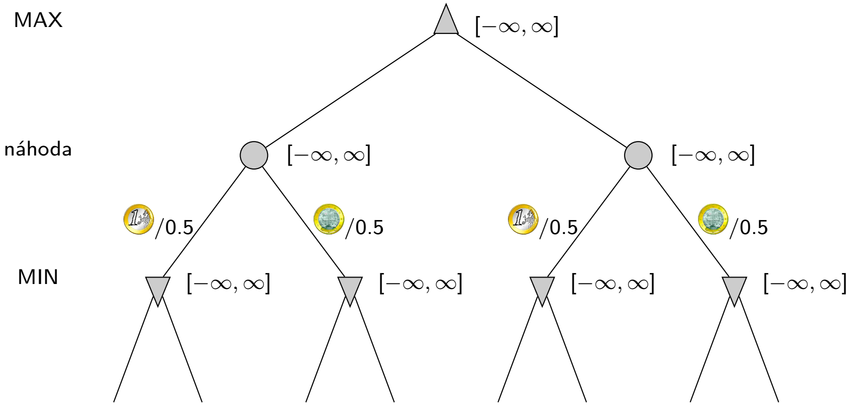
Algoritmus Minimax pro nedeterministické hry

expect_minimax . . . počítá perfektní hru s přihlédnutím k náhodě
rozdíl je pouze v započítání uzlů *náhoda*:

$$\text{expect\_minimax}(\mathbf{n}) = \begin{cases} \text{utility}(n) \\ \qquad \text{pro koncový stav } n \\ \max_{s \in \text{moves}(n)} \text{expect\_minimax}(s) \\ \qquad \text{pro MAX uzel } n \\ \min_{s \in \text{moves}(n)} \text{expect\_minimax}(s) \\ \qquad \text{pro MIN uzel } n \\ \sum_{s \in \text{moves}(n)} P(s) \cdot \text{expect\_minimax}(s) \\ \qquad \text{pro uzel náhody } n \end{cases}$$

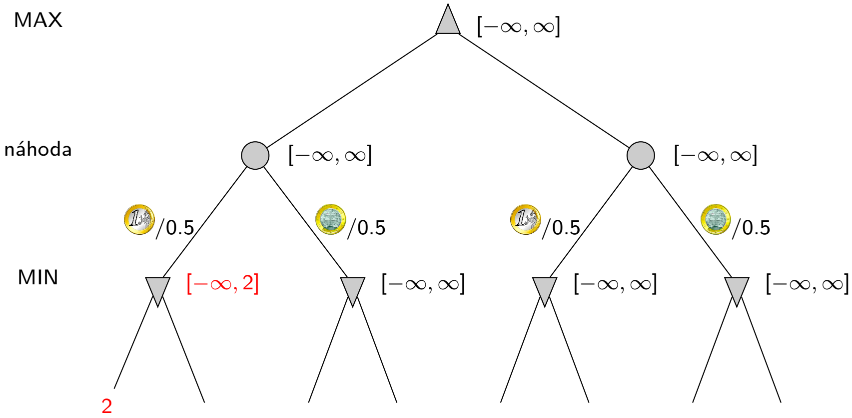
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



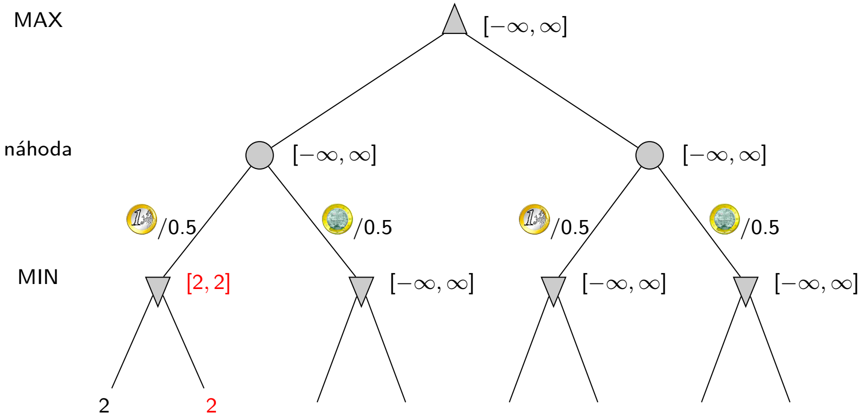
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



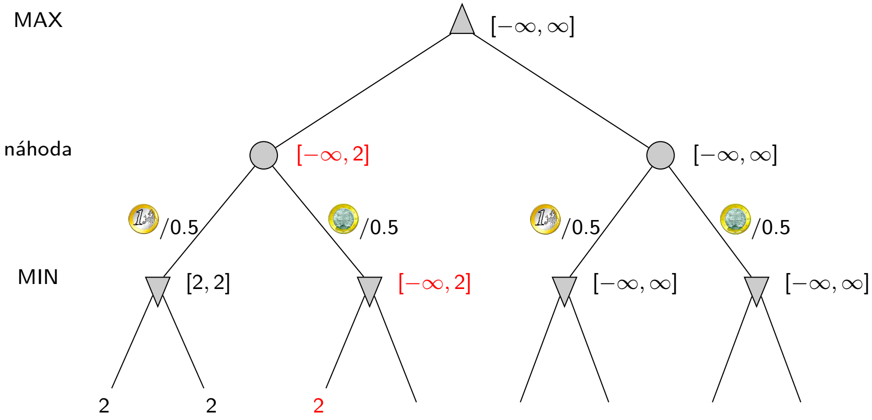
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



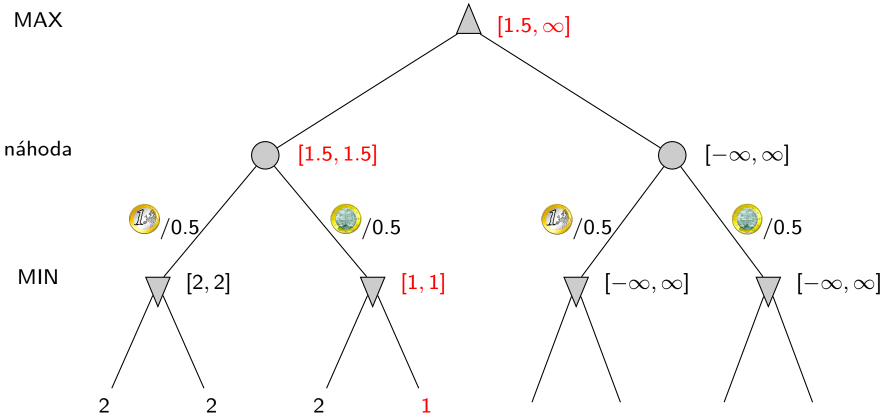
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



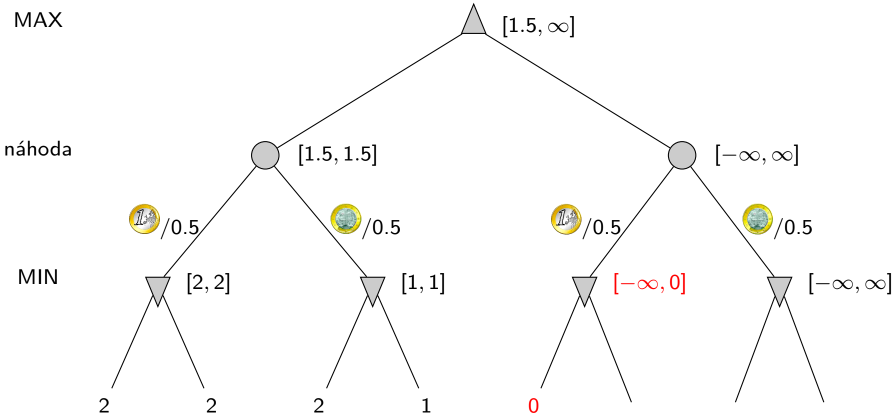
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



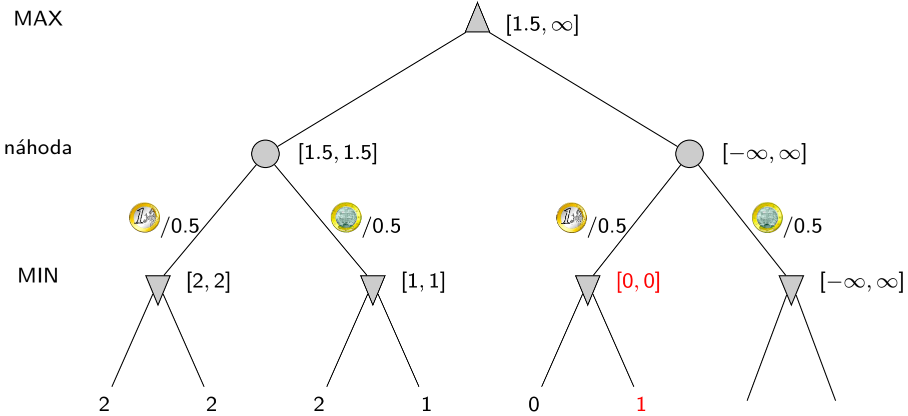
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



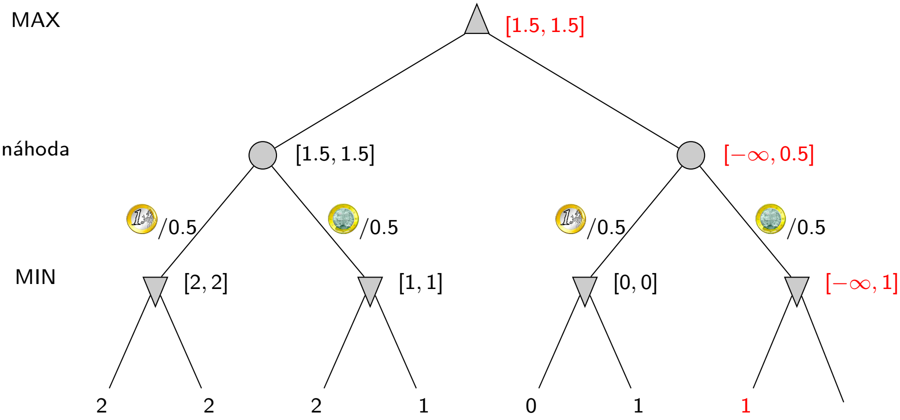
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



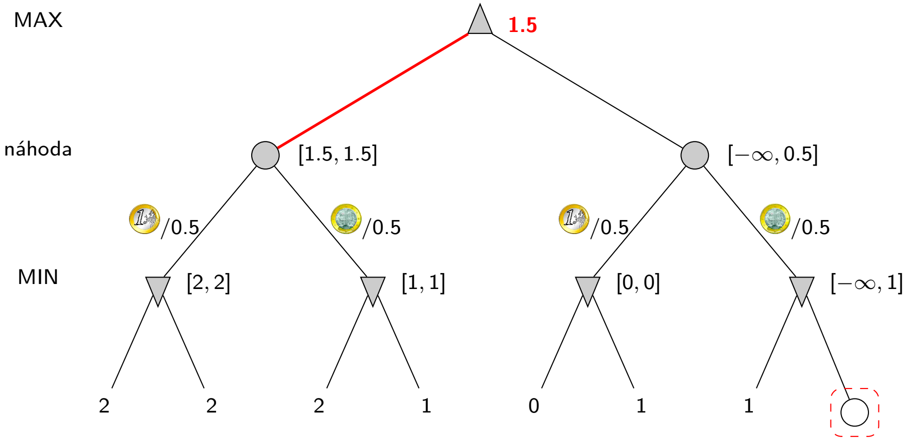
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



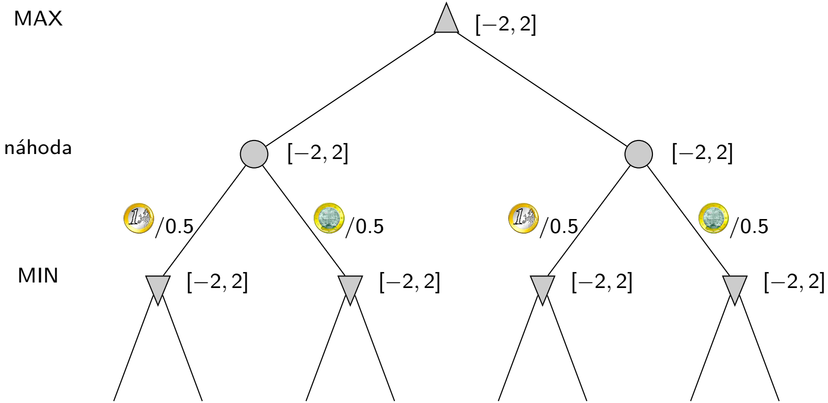
Prořezávání v nedeterministických hrách

je možné použít upravené Alfa-Beta prořezávání



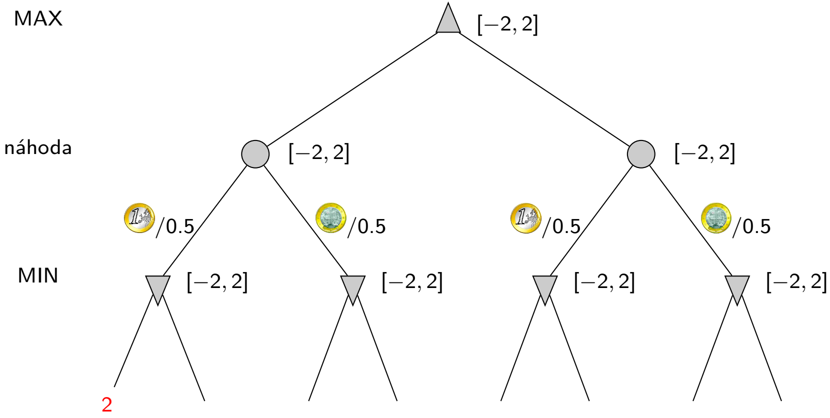
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů →
ořezávání je větší



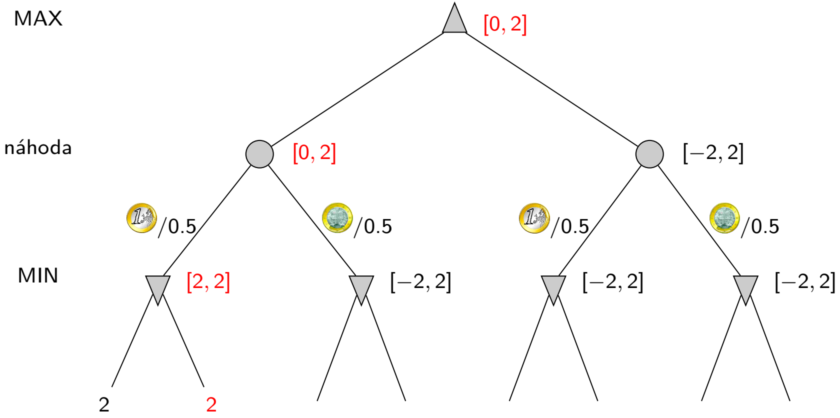
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů →
 ořezávání je větší



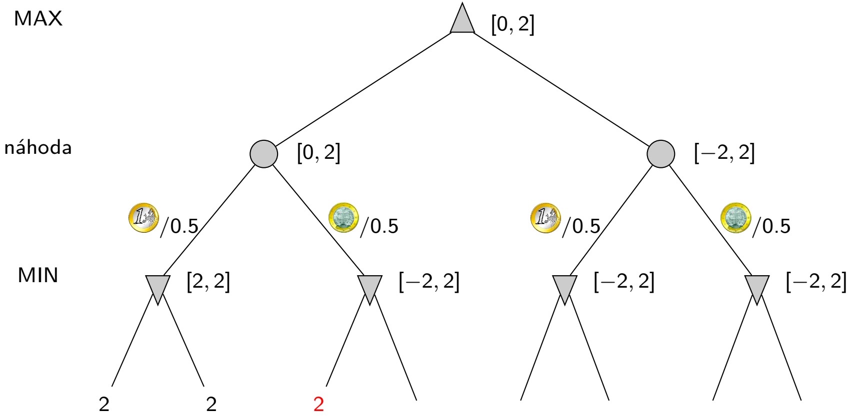
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů → ořezávání je větší



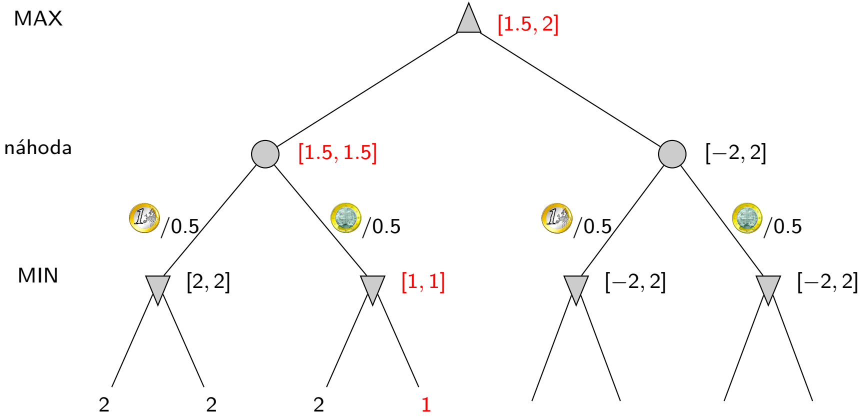
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů → ořezávání je větší



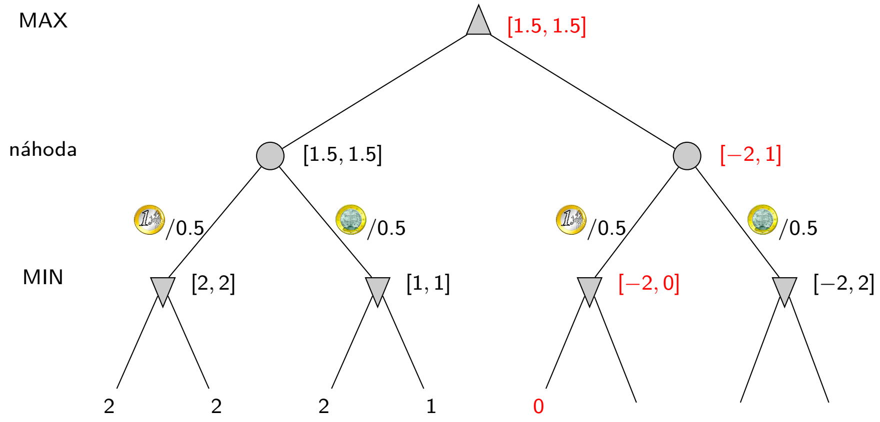
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů $\rightarrow$ ořezávání je větší



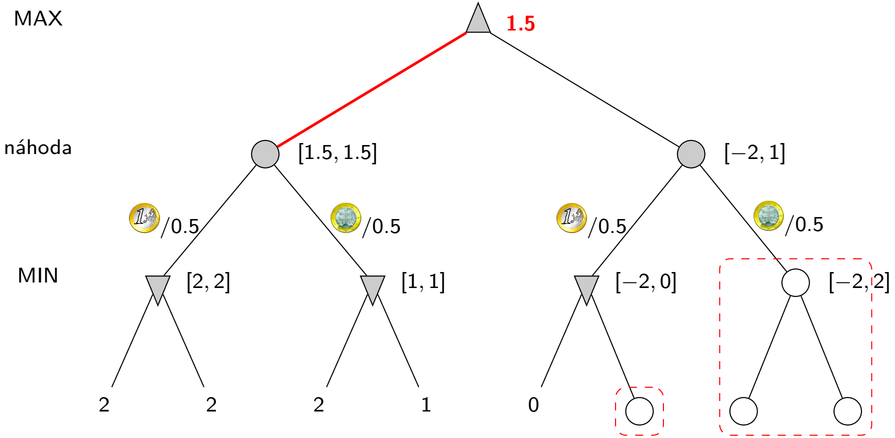
Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů → ořezávání je větší



Prořezávání v nedeterministických hrách – pokrač.

pokud je možno dopředu stanovit limity na ohodnocení listů → ořezávání je větší



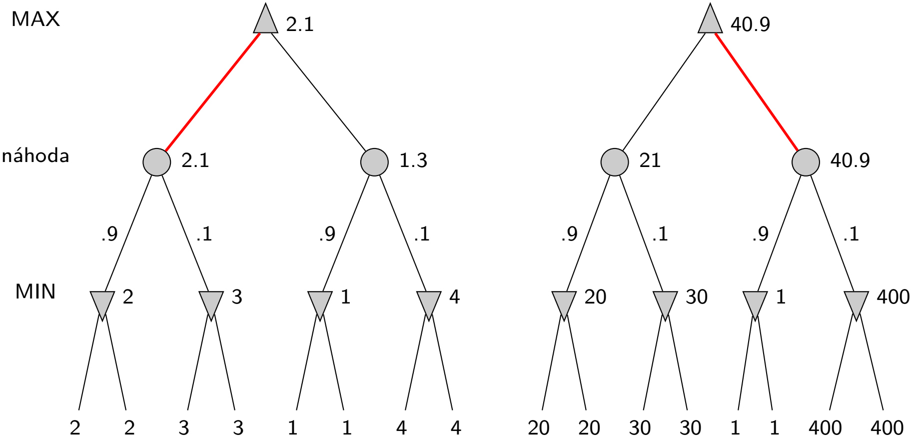
Nedeterministické hry v praxi

- hody kostkou zvyšují b $\rightarrow$ se dvěma kostkami 21 možných výsledků
- backgammon – 20 legálních tahů:

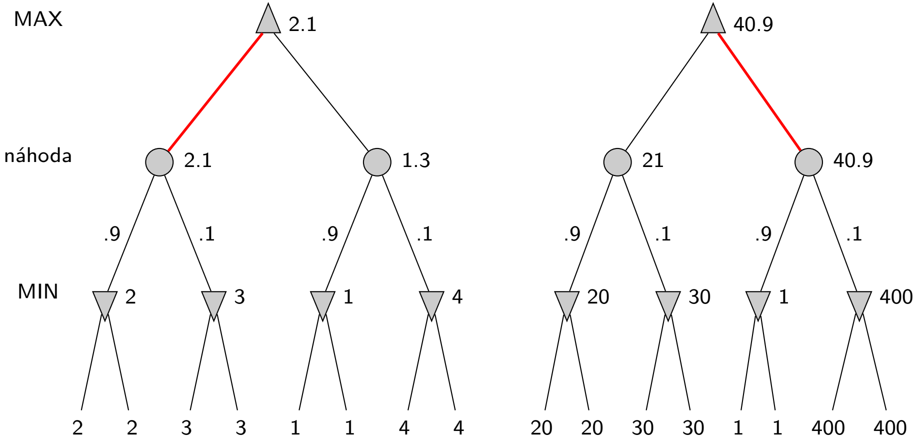
$$\text{hloubka } 4 = 20 \times (21 \times 20)^3 \approx 1.2 \times 10^9$$

- jak se zvyšuje hloubka $\rightarrow$
  pravděpodobnost dosažení zvoleného uzlu **klesá**
  $\Rightarrow$ význam prohledávání se snižuje
- alfa-beta prořezávání je mnohem méně efektivní
- program TDGammon používá prohledávání do hloubky 2 + velice dobrou *Eval* funkci
  $\approx$ dosahuje úrovně světového šampionátu

Odchylka v ohodnocení nedeterministických her



Odchylka v ohodnocení nedeterministických her



chování je zachováno pouze pro **pozitivní lineární** transformaci funkce *Eval*

Eval u nedeterministických her by tedy měla proporcionálně odpovídat očekávanému výnosu

Monte Carlo prohledávání

- např. karetní hry $\rightarrow$ neznáme počáteční namíchání karet oponenta
- obvykle můžeme spočítat pravděpodobnost každého možného rozdání
- zjednodušeně – jako jeden velký hod kostkou na začátku

Monte Carlo prohledávání

- např. karetní hry $\rightarrow$ neznáme počáteční namíchání karet oponenta
- obvykle můžeme spočítat pravděpodobnost každého možného rozdání
- zjednodušeně – jako jeden velký hod kostkou na začátku
- prohledáváme ovšem ne reálný stavový prostor, ale **domnělý stavový prostor**

Monte Carlo prohledávání

- např. karetní hry → neznáme počáteční namíchání karet oponenta
- obvykle můžeme spočítat pravděpodobnost každého možného rozdání
- zjednodušeně – jako jeden velký hod kostkou na začátku
- prohledáváme ovšem ne reálný stavový prostor, ale **domnělý stavový prostor**
- program Jack, nejčastější vítěz počítačových šampionátů v bridgi používá **metodu Monte Carlo**:
  1. generuje 100 rozdání karet konzistentních s daným podáním
  2. vybírá akci, která je v průměru nejlepší

  V roce 2006 porazil Jack na soutěži 3 ze 7 top holandských hráčských párů.

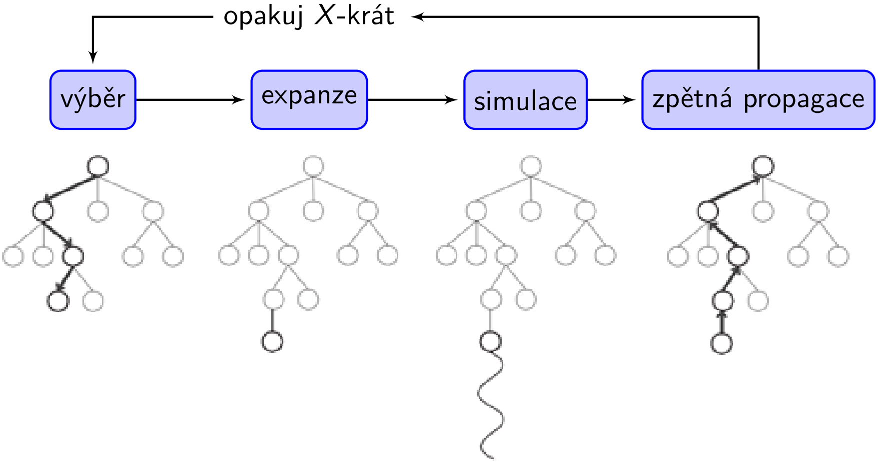
SliDo

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

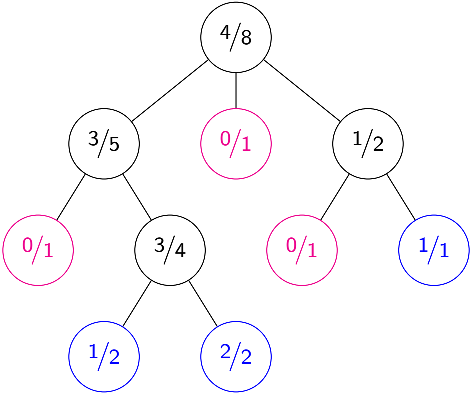
kombinace **stromového prohledávání** a **Monte Carlo** pro ohodnocení tahů

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

kombinace **stromového prohledávání** a **Monte Carlo** pro ohodnocení tahů

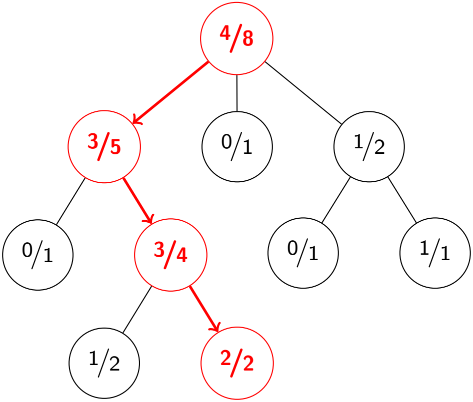


Monte Carlo Tree Search (MCTS)



MCTS po 8 simulovaných hrách (4 výhry, 4 prohry)

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

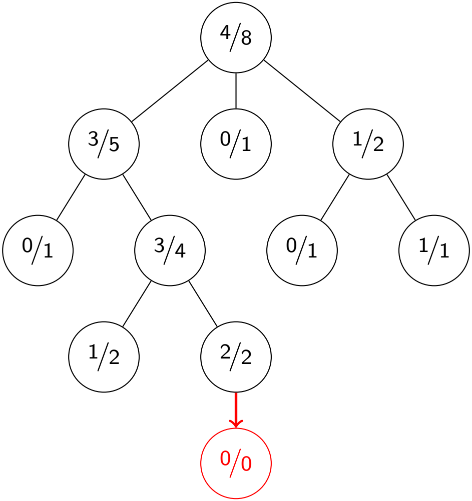


1. výběr

nalezení cesty k listu, který má vysokou pravděpodobnost výhry

je vhodné střídat strategie vytěžení (*exploitation*) a průzkum (*exploration*)

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

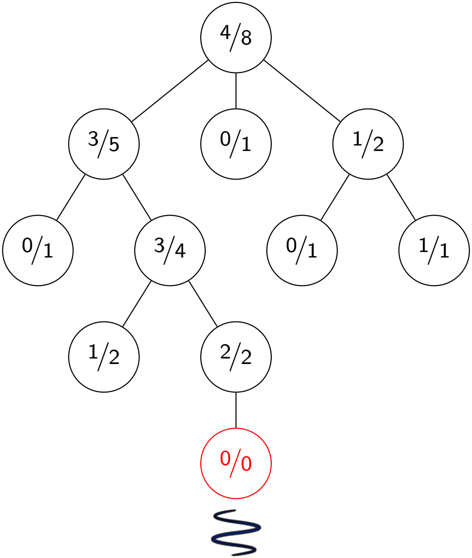


2. expanze

vybraný uzel se expanduje – doplní se možné tahy

mezi následníky se opět jeden zvolí

Monte Carlo Tree Search (MCTS)

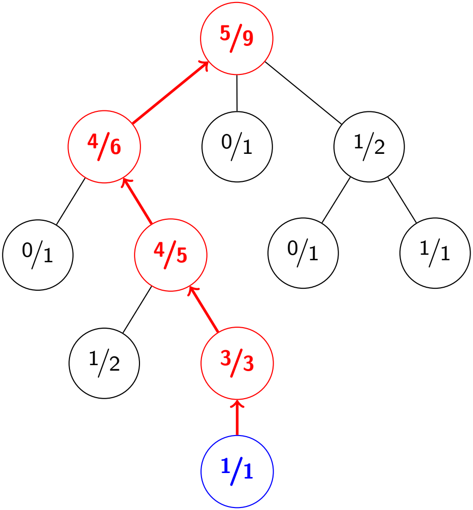


3. simulace

z vybraného nového listu se odehraje simulovaná hra až do konce – do výhry nebo prohry

tato fáze se dá také nahradit sofistikovaným určením hodnoty pozice – např. výpočtem neuronovou sítí

Monte Carlo Tree Search (MCTS)



4. zpětná propagace

aktualizuje skóre od nového uzlu směrem nahoru ke kořeni stromu

Monte Carlo Tree Search (MCTS) – vlastnosti

výhody:

nevýhody:

Monte Carlo Tree Search (MCTS) – vlastnosti

výhody:

- obecnost – nepotřebuje heuristiku
- přizpůsobení – expanduje strom podle simulovaných her
- zlepšování – kdykoliv poskytne současný nejlepší odhad
- jednoduchost

nevýhody:

Monte Carlo Tree Search (MCTS) – vlastnosti

výhody:

- obecnost – nepotřebuje heuristiku
- přizpůsobení – expanduje strom podle simulovaných her
- zlepšování – kdykoliv poskytne současný nejlepší odhad
- jednoduchost

nevýhody:

- přesnost – někdy nenajde nejlepší tahy
- rychlost – může potřebovat hodně simulací

Monte Carlo Tree Search (MCTS) – vlastnosti

výhody:

- obecnost – nepotřebuje heuristiku
- přizpůsobení – expanduje strom podle simulovaných her
- zlepšování – kdykoliv poskytne současný nejlepší odhad
- jednoduchost

nevýhody:

- přesnost – někdy nenajde nejlepší tahy
- rychlost – může potřebovat hodně simulací

v současnosti používána v nejlepších herních strategiích