»Лекционен курс

»Изкуствен интелект

Търсене в конкурентни пространства

Virtual learning space

Игри

- Проблеми, свързани с планиране в конкурентни среди
  - Едно пространство, където съществуват агенти, които планират един срещу друг
  - Среди, в които целите на агентите са конфликтни
- Решаването на проблеми в такива среди се нарича „състезателно търсене“
  - Често също „Игри“
- Математическата теория на игрите
  - Дял от икономическите науки
  - Разглежда всички мулти-агентни среди като игра, където влиянието на всеки агент върху останалите е съществено
  - Независимо от това дали агентите са кооперативни или конкурентни

Игри

- В ИИ
  - Игрите имат по-специално естество
  - Обикновено разглеждаме детерминирани игри с нулеви суми с пълна информация
    - Играят се от двама играчи, които се редуват да правят ходове
    - Ползите в края на играта са еднакво големи и противоположни
      - Шах: ако един играч победи (+1), другият трябва безусловно да загуби (0)
- Означения:
  - MAX – играчът, който прави първия ход
  - MIN – вторият играч
- Игра с нулева сума: винаги с еднакви печалби
  - Напр., шах: 0+1, 1+0, 0.5+0.5
- Много от игрите, където физическите качества на състезателите са решаващи обикновено не се разглеждат
  - За сега само футболът прави изключение

Комплексност

- Игрите принадлежат към трудните за решаване проблеми
- Шах
  - Среден фактор на разклонение: 35
  - Обикновено необходими ходове: 50 на играч
  - Дърво на търсене: 35^{100} или 10^{154} възли
  - Граф на търсене: 10^{40}
- Игрите стимулират способността за вземане на някакво решение, дори да не е възможно изчисляване на оптимално (както в реалния свят)
- Игрите наказват неефективност
  - Напр., използването на A* при шах е много по-неефективно в сравнение с търсене на решение без времеви ограничения

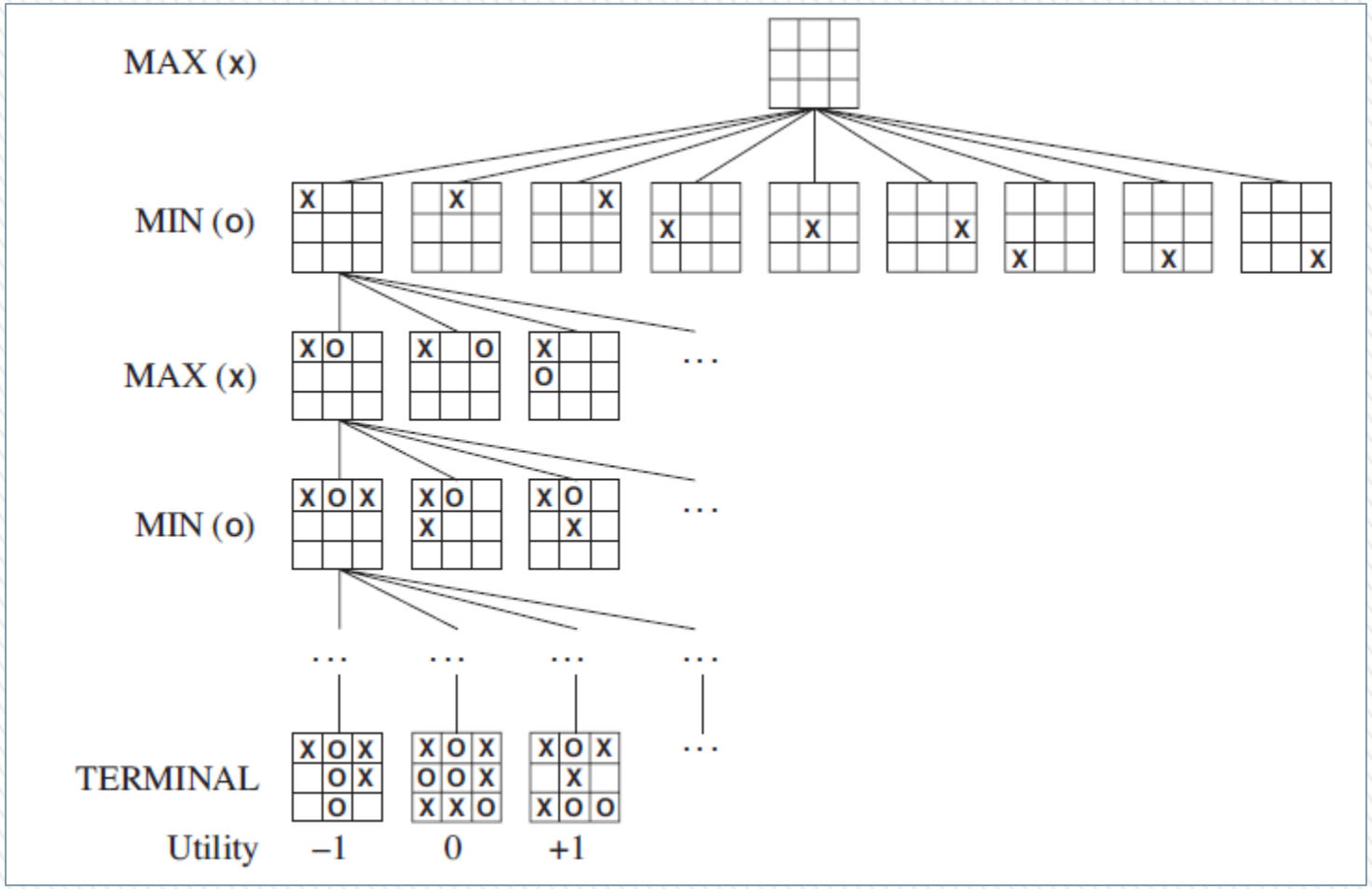
Формална дефиниция на игра

- Състои се от следните компоненти:
  - S_0 : начално състояние
  - To-Move(*s*): играчът, който е на ход в едно състояние *s*
  - Actions(*s*): множеството на допустимите ходове в едно състояние *s*
  - Result(s,a): модел на прехода - резултатът от един ход
  - Is-Terminal(*s*): терминален тест, който е true, когато е край на играта, false – не е край). Състояния, в които играта е приключила, се наричат терминални състояния
  - Utility(s,p): функция на ползите за играч p, когато *s* е терминално състояние

Дърво на играта

- Възли
  - > Състояния на играта
- Ребра
  - > Ходове
- Дефинира се от:
  - > Началното състояние
  - > Функциите:
    - + Actions
    - + Result

Пример: морски шах



Оценка на комплексността на примера

- Сравнително малко пространство на състоянията
  - 362 880 < 9!
- Сравнение с обикновения шах
  - 10^{40} възела
- Пространството се представя като игрово дърво

Характеристика на пространството

- При обикновените проблеми за търсене оптималното решение е последователност от оператори, която води до едно целево състояние
- В игровите пространства, когато MAX подготвя оптимална стратегия, трябва да се съобразява с това, че MIN има също „какво да каже“
- Аналогия с търсене в И-ИЛИ-дърво
  - MAX изпълнява ролята на ИЛИ
  - MIN изпълнява ролята на И

Оптимални решения в игрите

- Оптимално решение
  - Последователност от действия, водеща до целево състояние, при което има печалба
  - И при което Min може да влияе
- Max трябва да намери възможна стратегия, която:
  - Определя хода му в началното състояние
  - Определя ходовете в състояния, получени като резултат от отделните противникови ходове на Min

Оптимални решения в игрите

- За намиране на оптимална стратегия основна роля има намирането на Minimax-стойност за всеки възел
  - Означаваме я като Minimax(n)
- Minimax на един възел
  - Ползата за MAX, да се намира в кореспондиращото състояние, приемайки че двата играча играят оптимално от тук до края на играта
  - Minimax стойността в едно крайно състояние е точно печалбата (за MAX)
- Minimax търсенето е търсене в дълбочина
  - Във всеки момент се разглеждат възлите по дължината на един път в дървото на търсене
  - При възможност за избор MAX предпочита ход към състояние с максимална стойност
  - MIN предпочита ход с минимална стойност

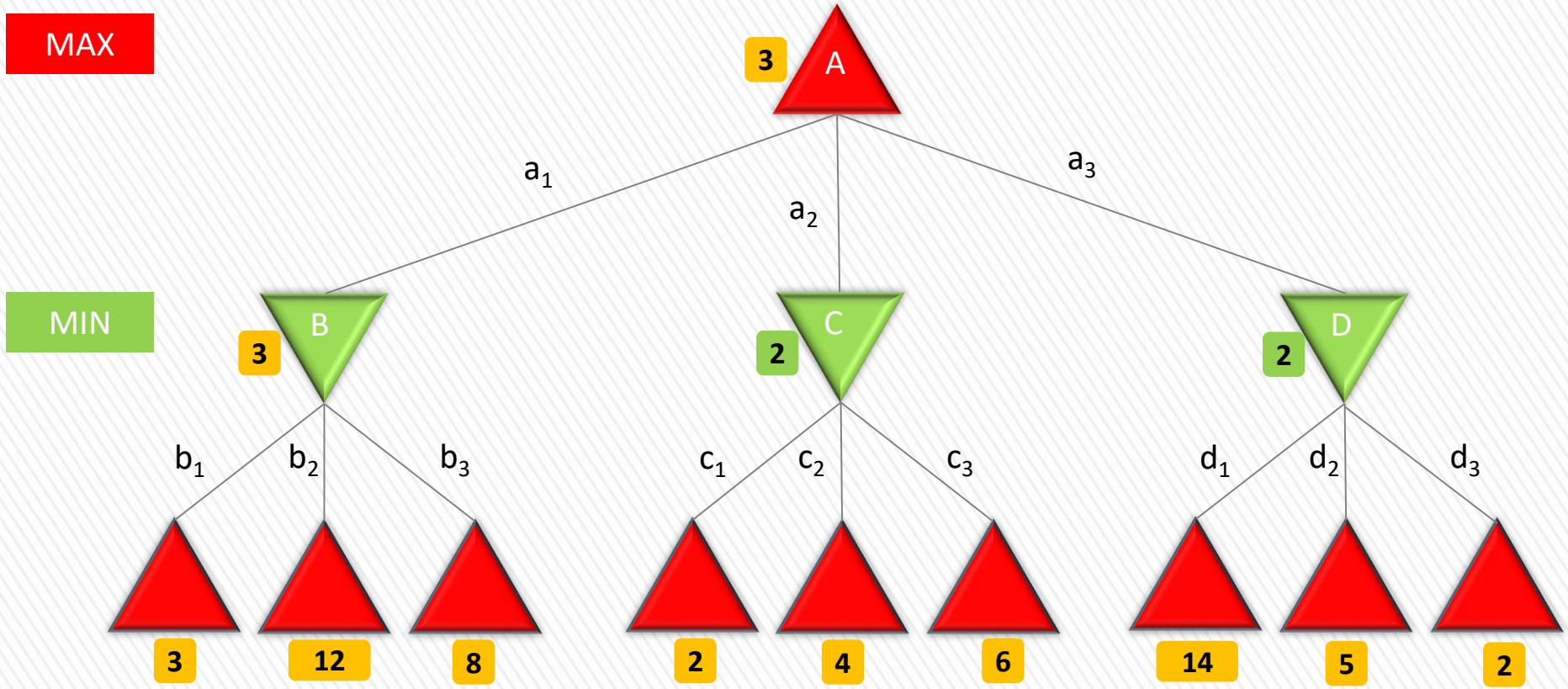
Minimax стойности на възлите

Minimax(s) =

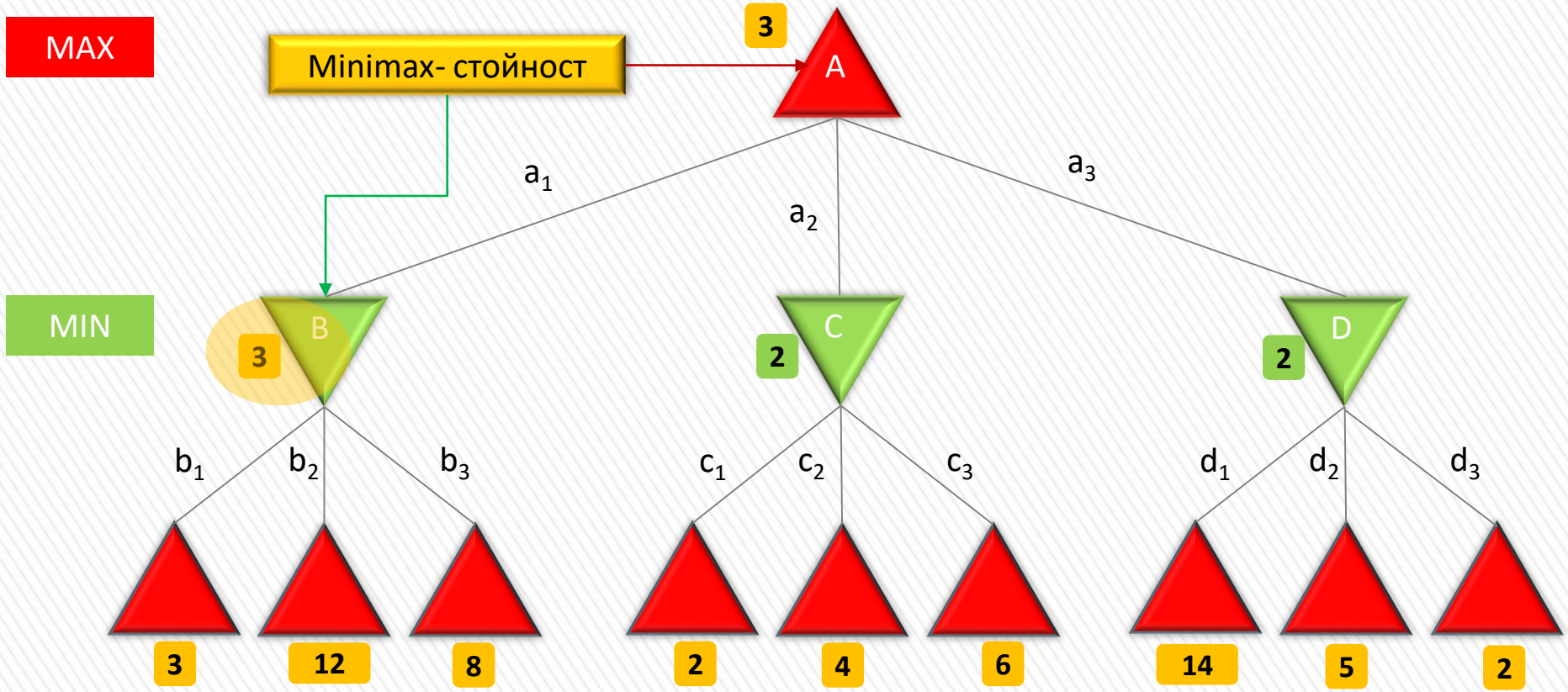
- ✓ Utility(s,MAX), когато Is-Terminal(s)
- ✓ $\max_{a \in Actions(s)}$Minimax(Result(s,a)), когато To-Move(s)=MAX
- ✓ $\min_{a \in Action(s)}$Minimax(Result(s,a)), когато To-Move(s)=MIN

arg max $_{a \in S}$ f(a) – изчислява елемента a, който има максимална стойност за f(a)

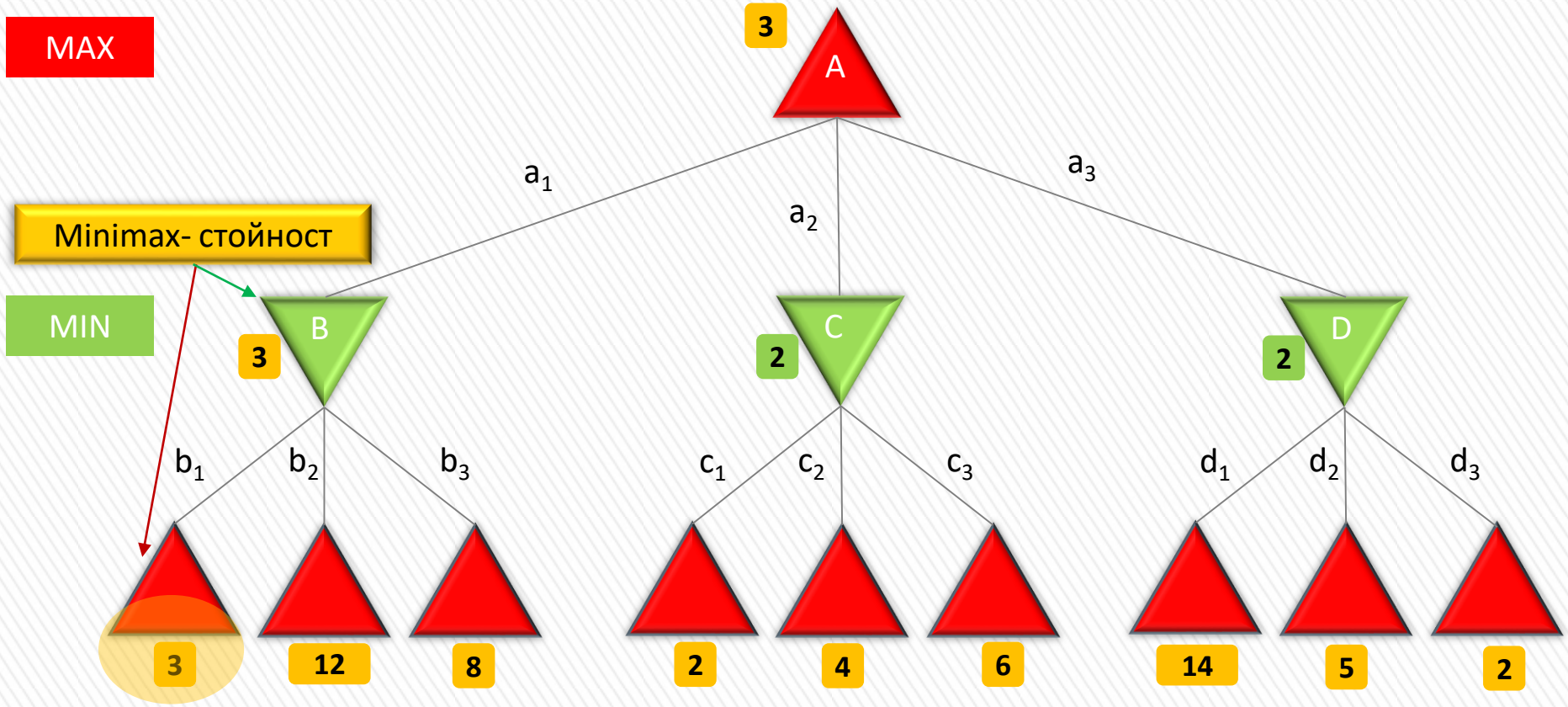
Елементарен пример: само два хода



Опростен пример



Опростен пример



Minimax алгоритъм

- Сега сме в състояние, когато изчисляването на Minimax(s) можем да превърнем в алгоритъм за търсене, който намира най-добрия ход за MAX, като изпробва всички действия и избере това, чието резултатно състояние има най-висока Minimax стойност
- Взема Minimax- решения от актуалното състояние
  - Използва просто рекурсивно изчисляване на minimax-стойностите на наследниците и имплементира директно дефинираните уравнение
- Рекурсията продължава до листатата на дървото

Minimax алгоритъм

- В процедурата minimax ние първо генерираме част от дървото на играта, оценяваме достойнствата на възлите на границата на търсене, използвайки функция за статична оценка, използвайки тези стойности, за да оценим достойнствата на предшестващите възли.
- Функция за оценка връща стойност за всеки възел, където възел, далеч от MAX, има голяма стойност за оценка, докато възел, благоприятен за MIN, има малка стойност за оценка.
- Следователно можем да приемем, че MAX ще избере хода, който води до възела с максимална стойност на оценка, докато MIN ще избере хода, който води до възела с минимална стойност на оценка.

Minimax алгоритъм (неформално)

- Използвайки тези предположения, можем да дефинираме стойността на оценка на всеки възел рекурсивно, както следва:
  - Стойността на оценка на MAX възел е равна на максималната стойност на неговите възли-наследници.
  - Стойността на оценка на MIN възел е равна на минималната стойност на неговите възли-наследници
- Като направим възврат от стойностите за оценка от граничните възли до корена на дървото, можем да получим стойността за оценка на корена.
- MAX трябва да избере ход, който дава максимална стойност за оценка.

Minimax алгоритъм: псевдокод

```
function Minimax-Search(game,state) returns an action
        player ← game.To-Move(state)
        value, move ← MAX-Value(game,state)
        return  move
```

- За изчисляване на Minimax решения
- Връща действие, отговарящо на възможно най-добрия ход
- Т.е. ход, водещ към резултат с най-голяма печалба, при положение, че противникът играе така, че да минимизира печалбата
- За да изчислят стойността на едно състояние, функциите Max-Value и Min-Value преглеждат цялото дърво до листата

Minimax алгоритъм: псевдокод

```
function Max-Value(game,state) returns a (utility,move) pair
    if game.Is-Terminal(state) then return game.Utility(state,player),null
    v, move ← -∞,null
    for each a in game.Actions(state) do
        v2,a2 ← Min-Value(game,game.Result(state,a))
        if v2 > v then
            v,move ← v2,a
    return v, move
```

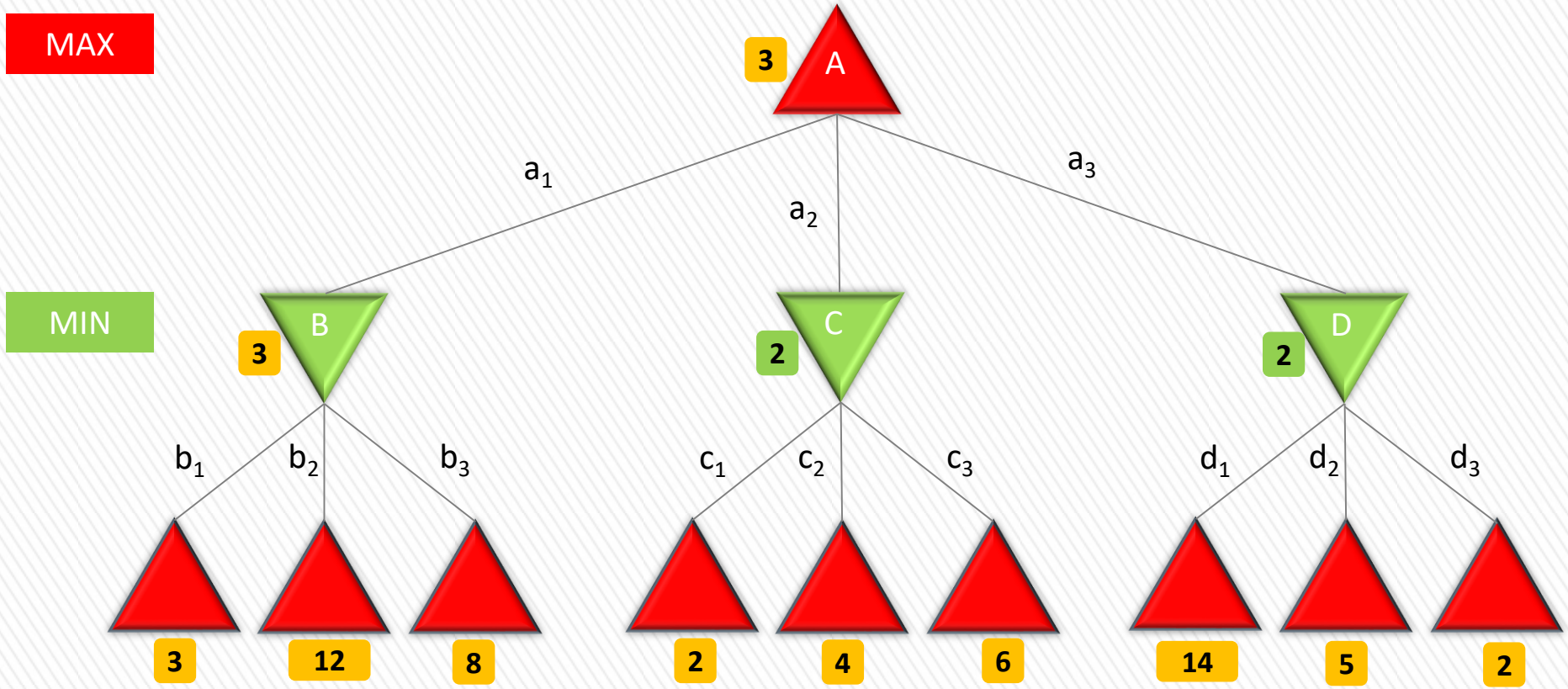
- За изчисляване на Minimax решения
- Връща действие, отговарящо на възможно най-добрия ход
- Т.е. ход, водещ към резултат с най-голяма печалба, при положение, че противникът играе така, че да минимизира печалбата
- За да изчислят стойността на едно състояние, функциите Max-Value и Min-Value преглеждат цялото дърво до листата

Minimax алгоритъм: псевдокод

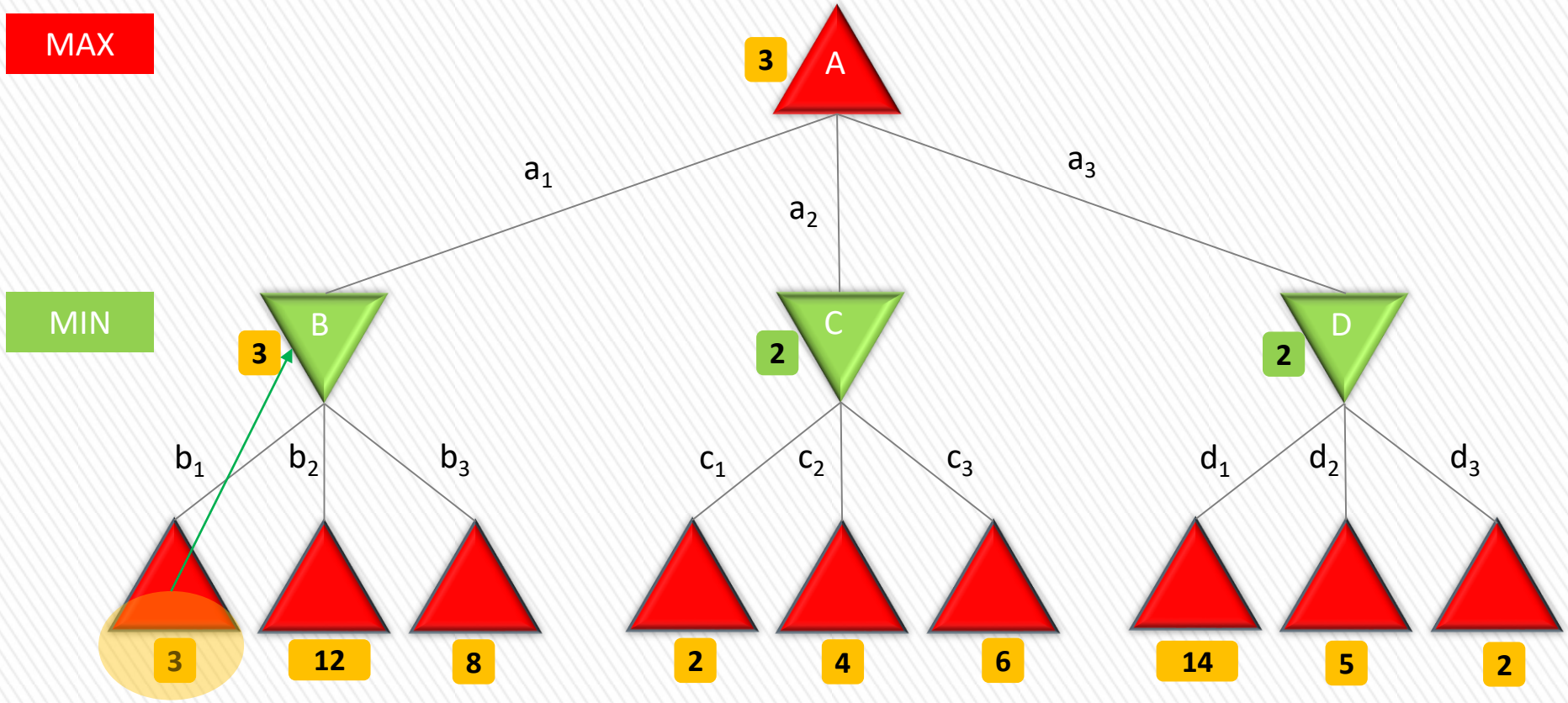
```
function Max-Value(game,state) returns a (utility,move) pair
    if game.Is-Terminal(state) then return game.Utility(state,player),null
    v, move ← +∞,null
    for each a in game.Actions(state) do
        v2,a2 ← Max-Value(game,game.Result(state,a))
        if v2 < v then
            v,move ← v2,a
    return v, move
```

- За изчисляване на Minimax решения
- Връща действие, отговарящо на възможно най-добрия ход
- Т.е. ход, водещ към резултат с най-голяма печалба, при положение, че противникът играе така, че да минимизира печалбата
- За да изчислят стойността на едно състояние, функциите Max-Value и Min-Value преглеждат цялото дърво до листата

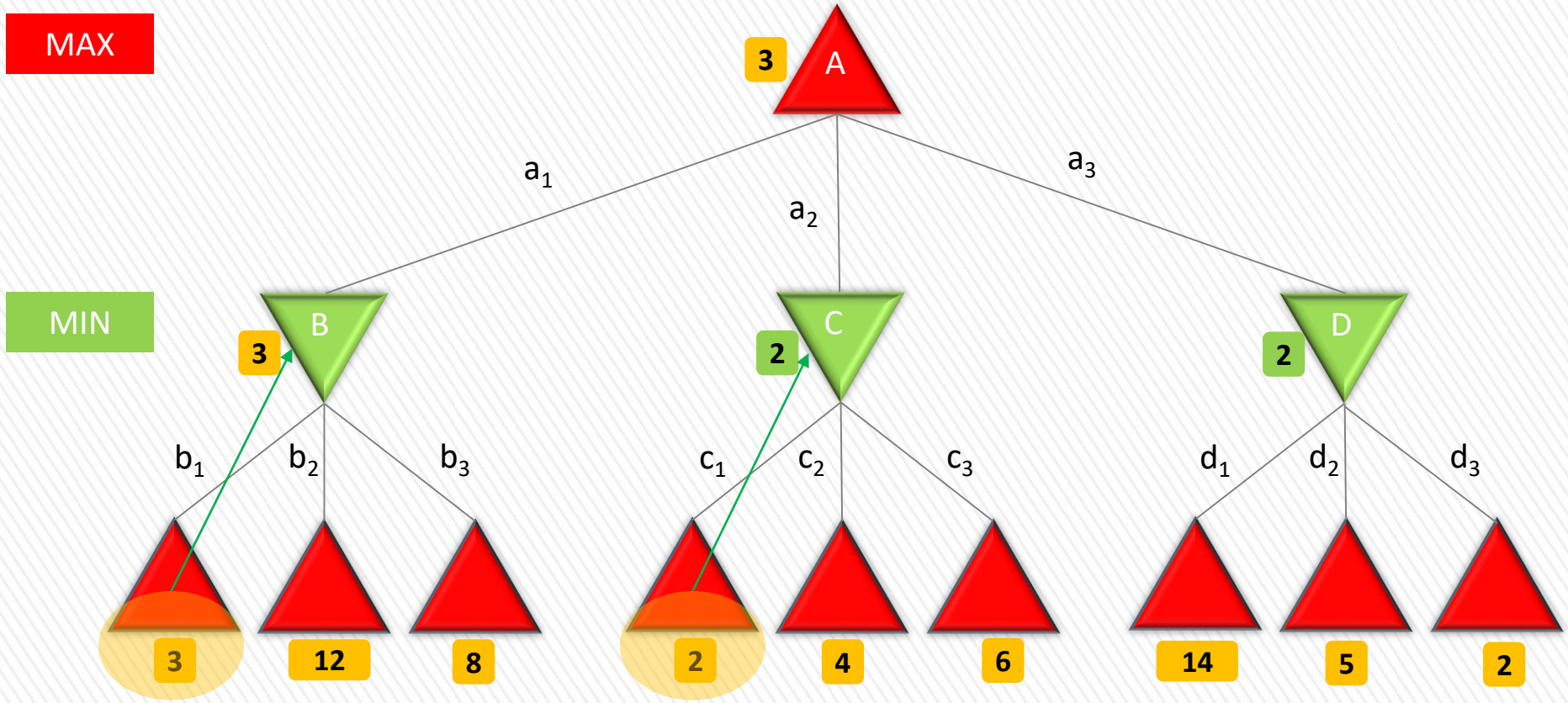
Minimax алгоритъма за примера



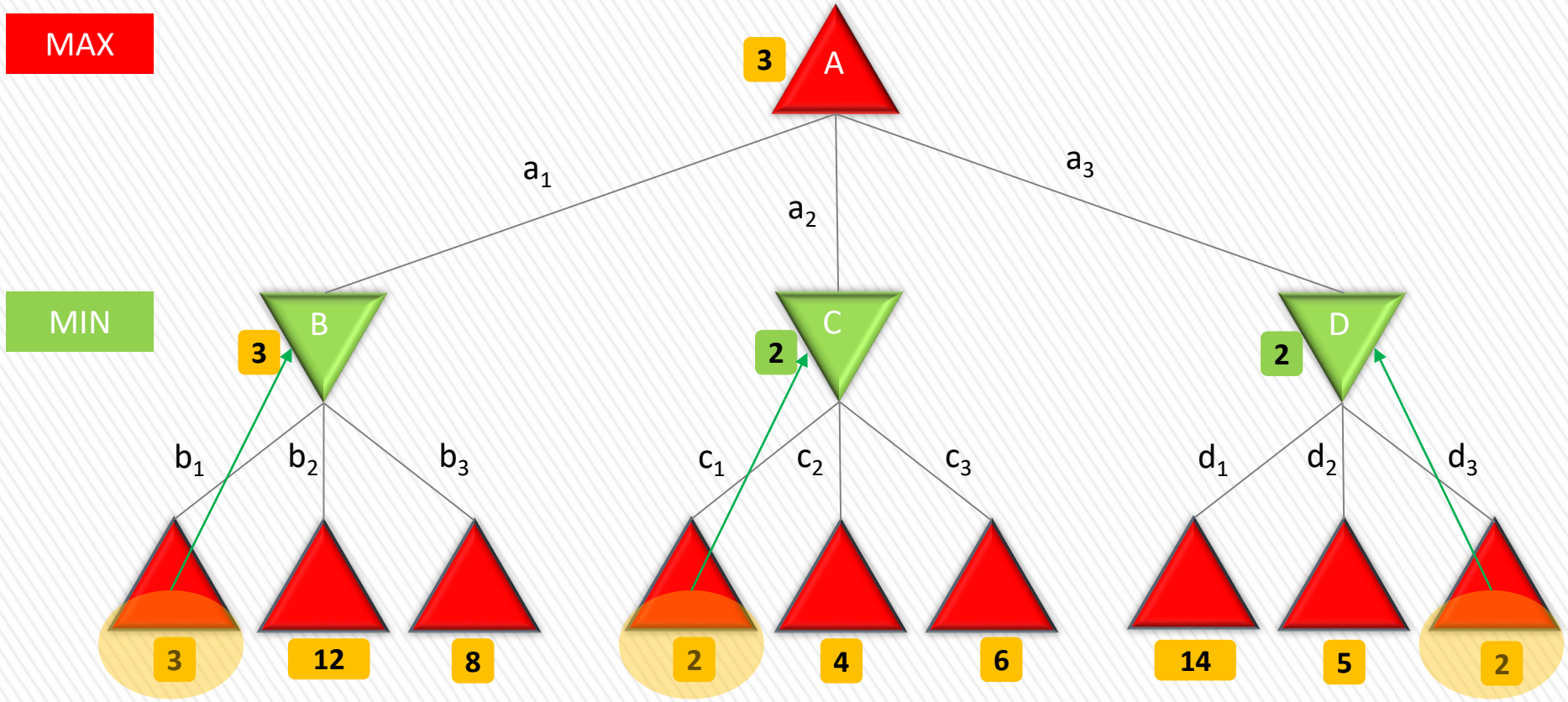
Minimax алгоритъма за примера



Minimax алгоритъма за примера

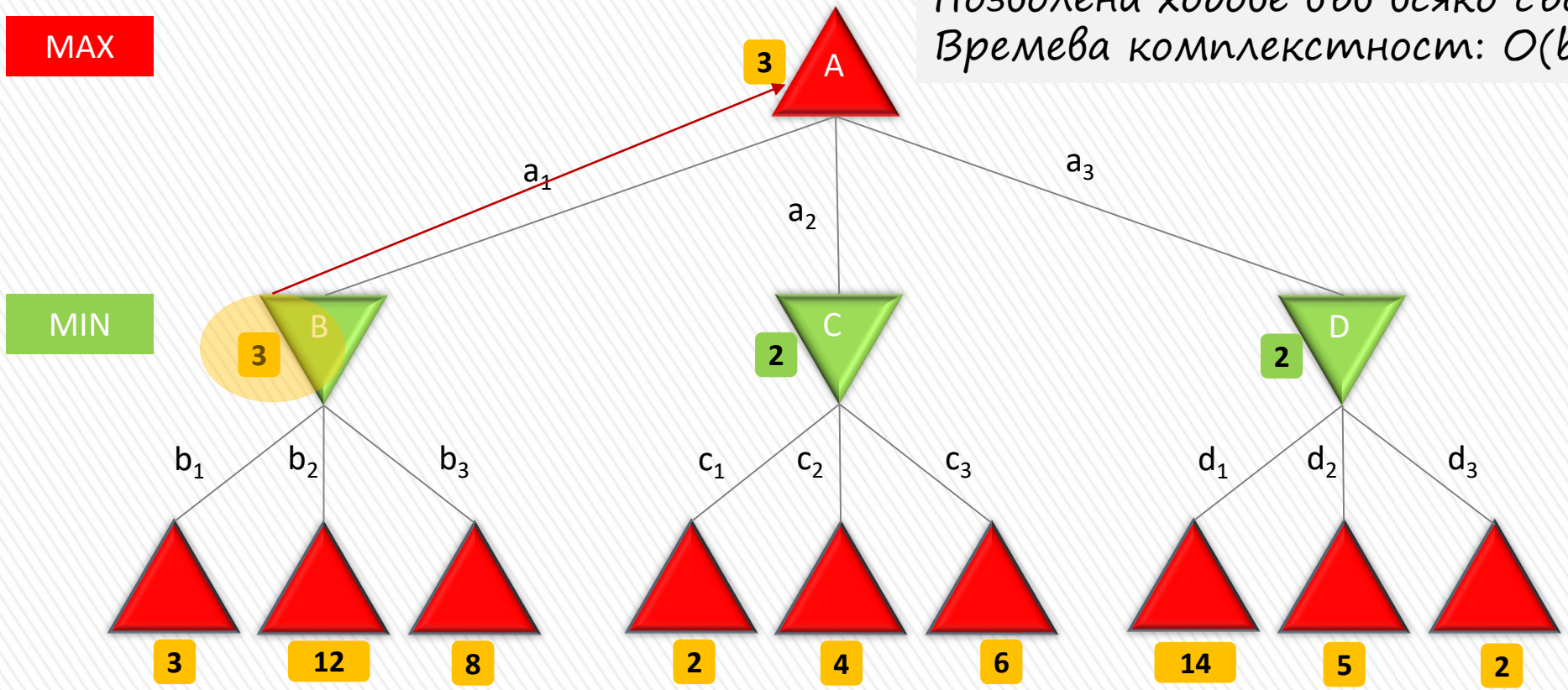


Minimax алгоритъма за примера

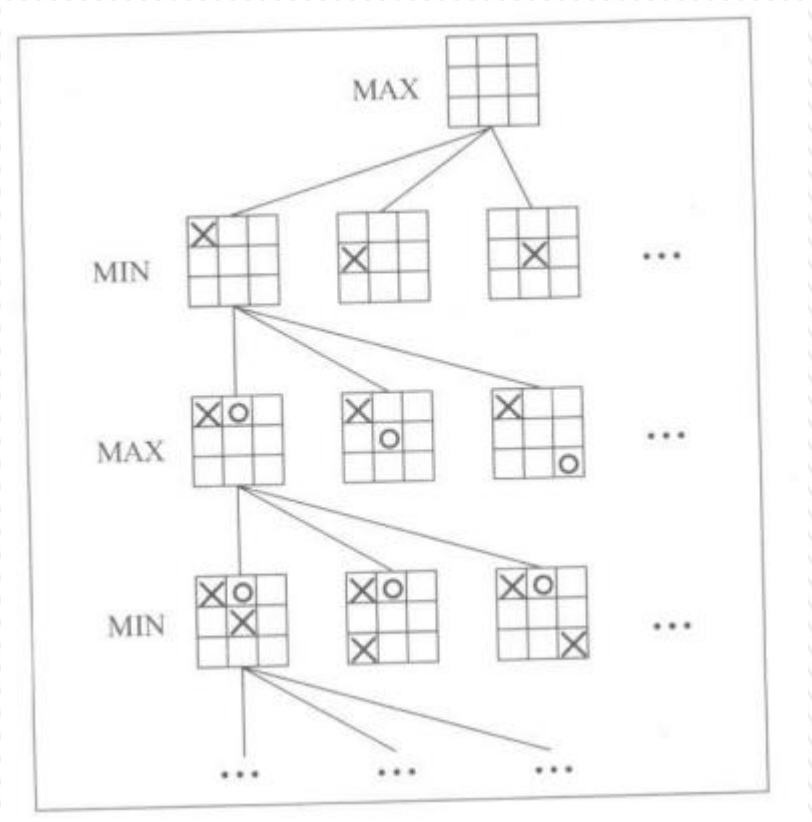


Minimax алгоритъма за примера

Максимална дълбочина: m
Позволени ходове във всяко състояние: b
Времева комплекстност: $O(b^m)$

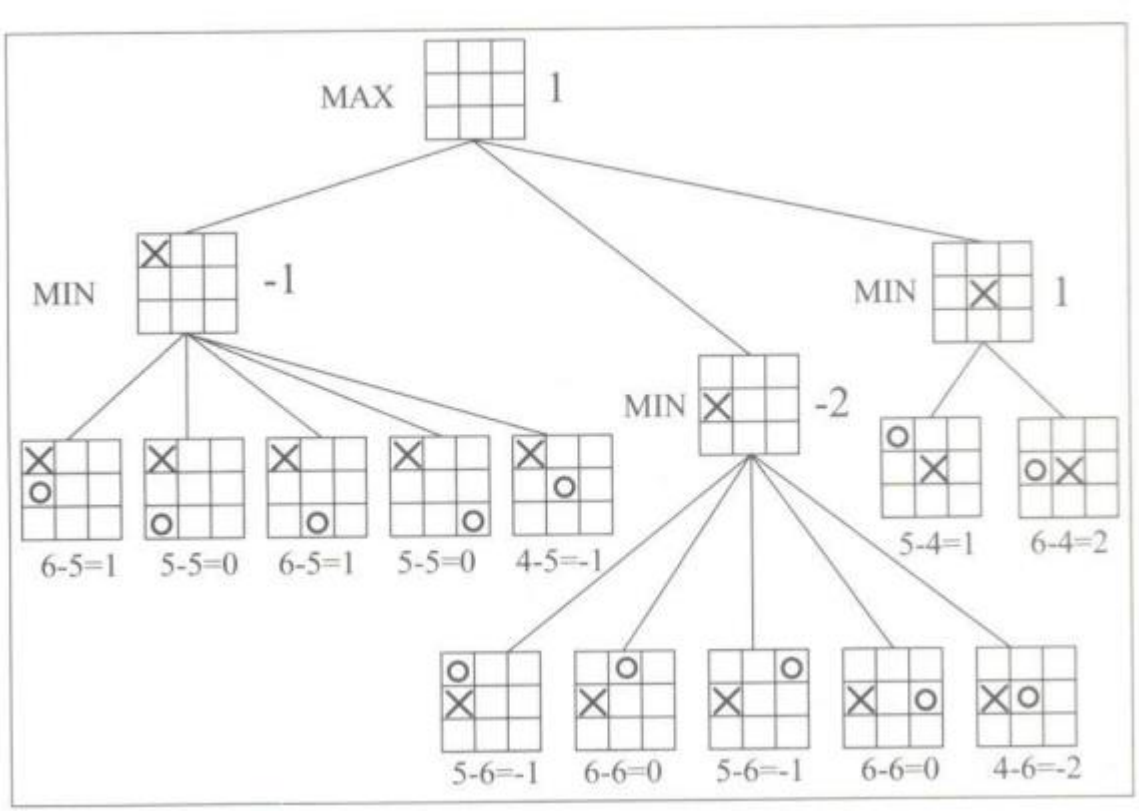


Пример: морски шах



Използваме следната функция за оценка за гранични възли:
(броят пълни редове, колони или диагонали, които все още са отворени за MAX) - (броят пълни редове, колони или диагонали, които все още са отворени за MIN)
В този случай MAX избира да постави x в центъра.

Пример: морски шах

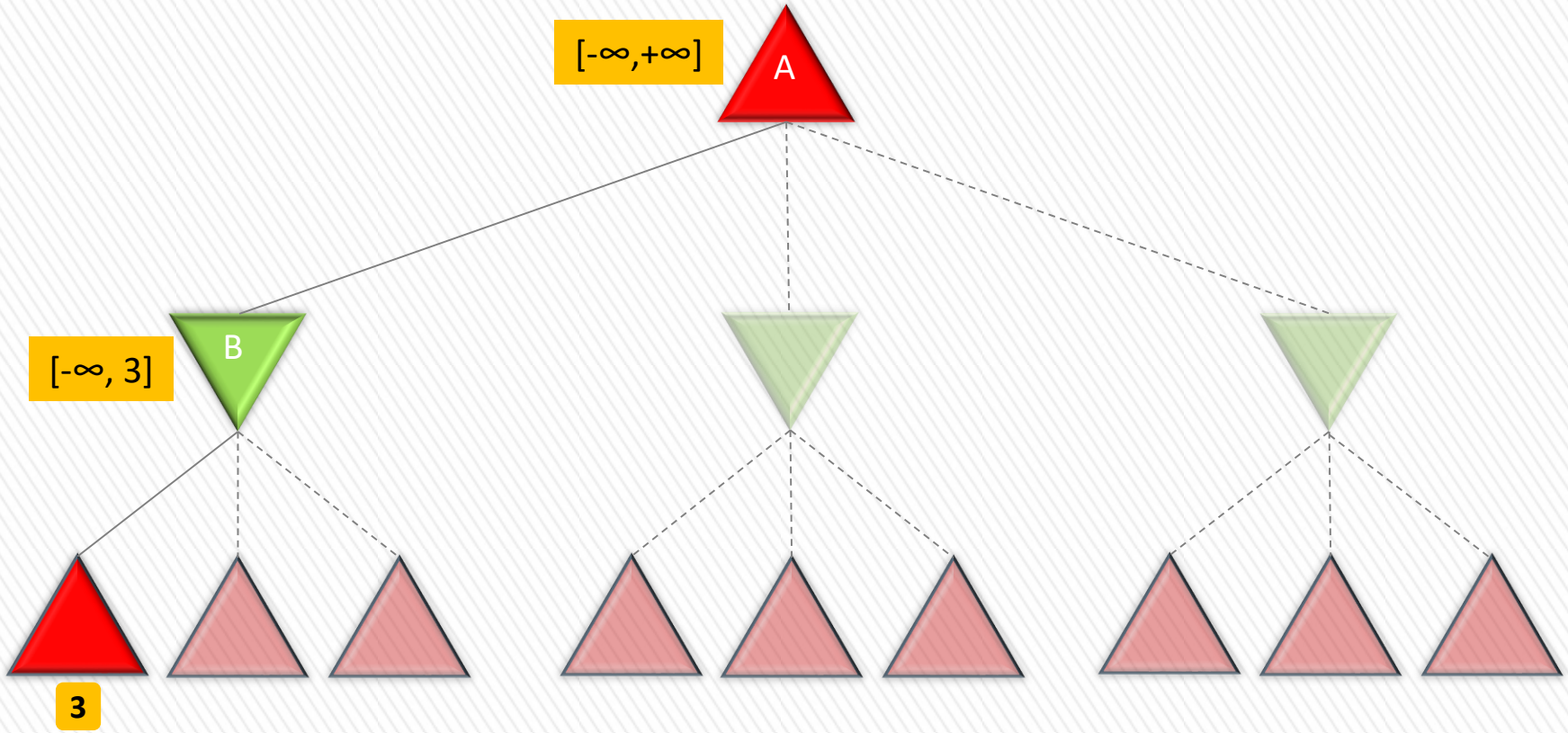


В този случай MAX избира да постави x в центъра.

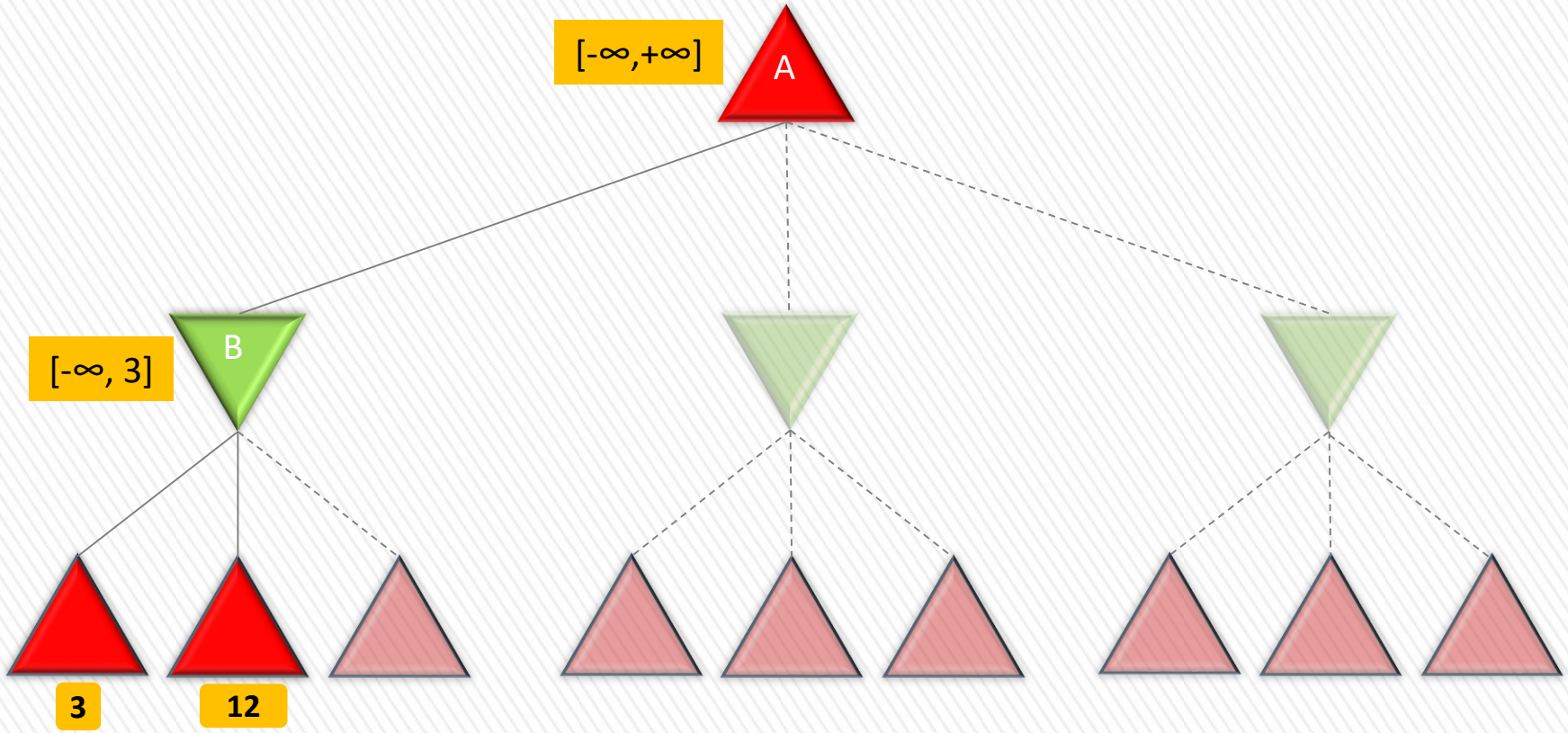
α–β подрязване

- Проблем на Minimax търсенето
  - Броят на състоянията, които трябва да бъдат оценени нараства експоненциално с дълбочината на дървото
  - Сериозна комплексност
- Този ефект не може да бъде премахнат
  - Възможно е обаче да се намери коректно решение, без да е необходимо разглеждането на всеки възел от пространството
- Използва се концепцията за подрязване
  - Съответната техника се нарича α–β подрязване
  - Подрязват се разклонения, които вероятно няма да повлияят на крайното решение

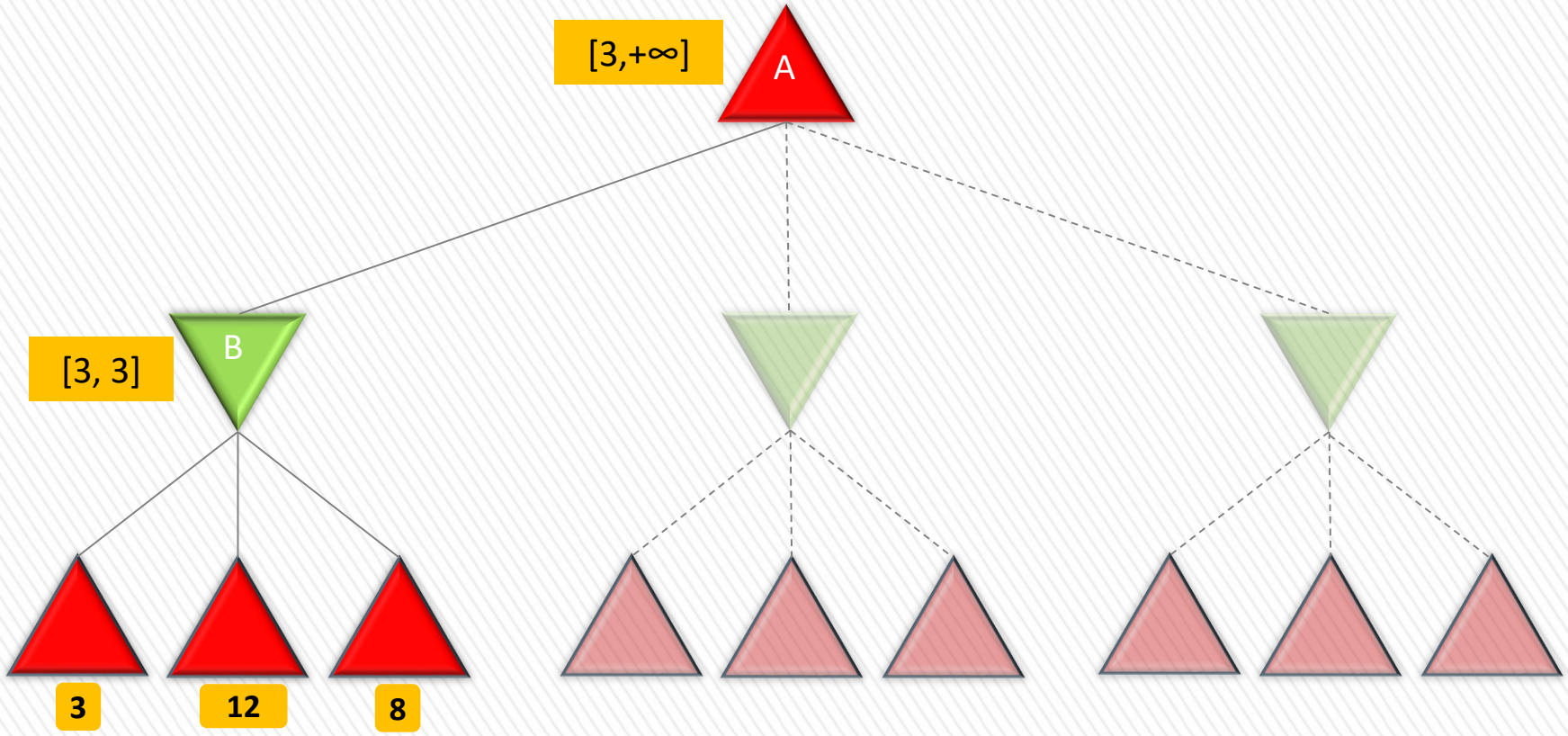
α–β подрязване за примера



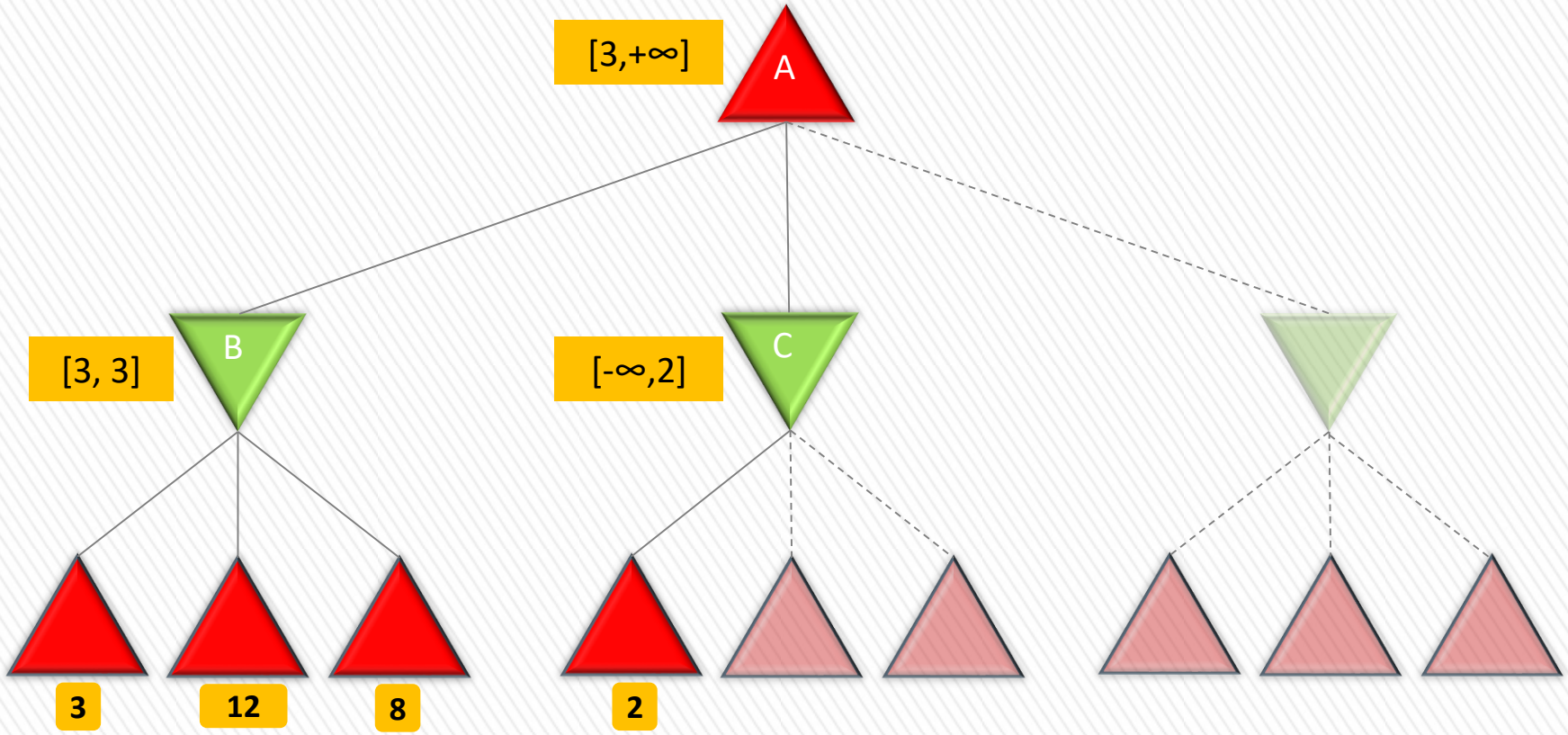
α–β подрязване за примера



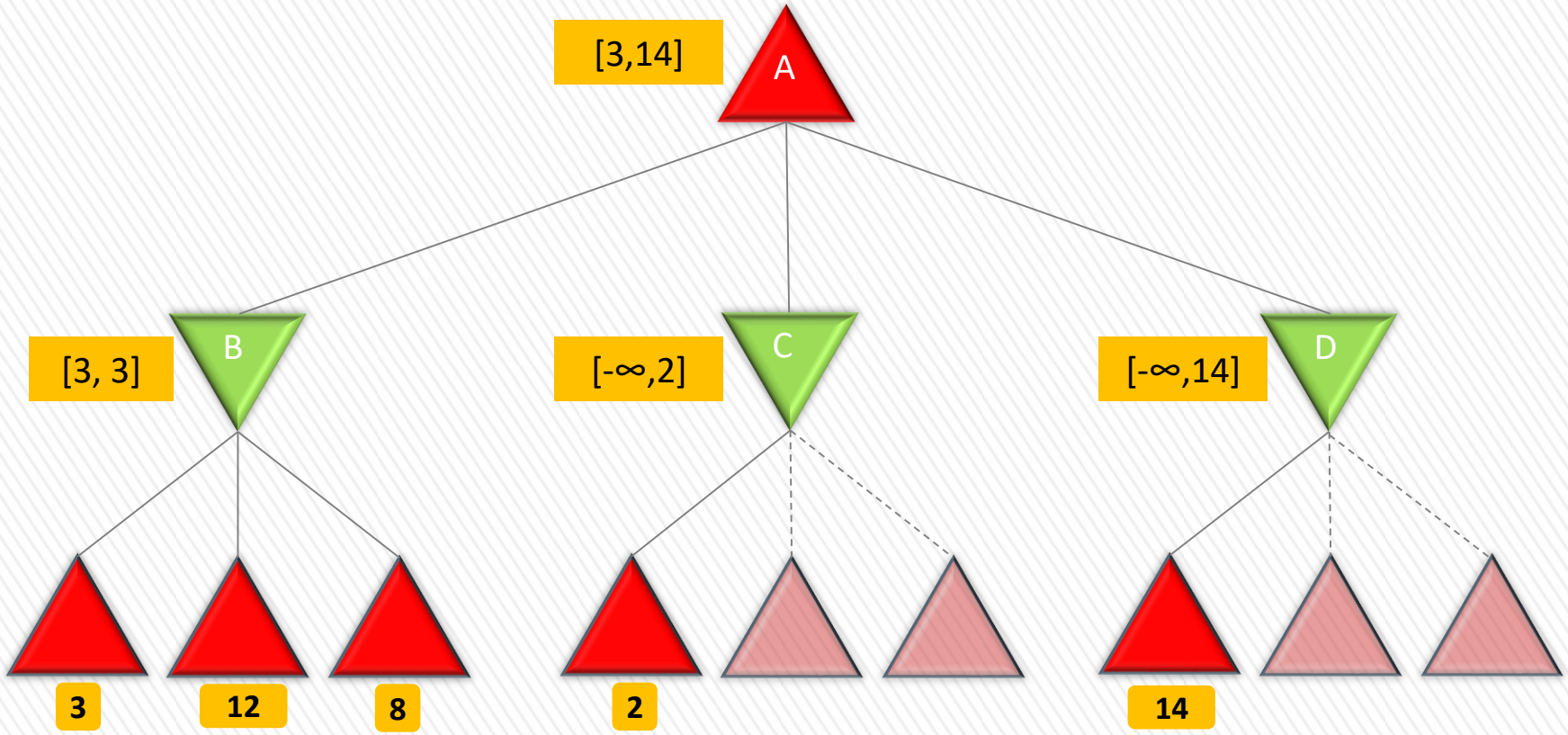
α–β подрязване за примера



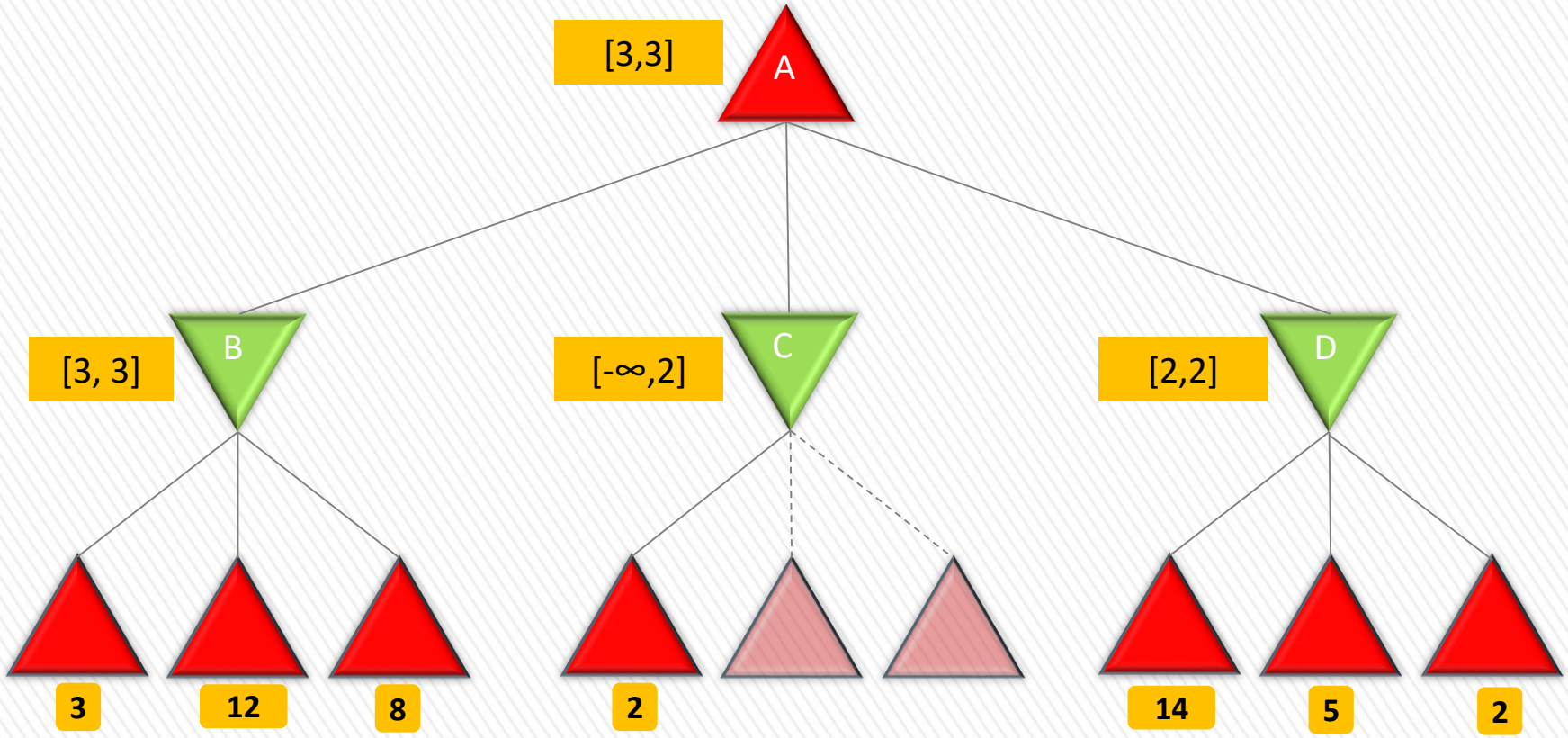
α–β подрязване за примера



α–β подрязване за примера



α–β подрязване за примера



Коментар

- Minimax(root) = max(min(3,12,8), min(2,x,y),min(14,5,2))

  = max(3, min(2,x,y), 2)

  = max(3, z, 2), където z=min(2,x,y) ≤ 2

  = 3

- Т.е. стойността на корена и съответно minimax-решението е независимо от стойностите на подрязаните листа x и y

α–β подрязване

- Може да се прилага върху дървета с произволна дълбочина
- Възможно е да се подрязват не само отделни листа, но и цели поддървета
- Общ принцип
  - Разглеждаме един възел n някъде в дървото, така че играчът има избор да направи ход към този възел
  - Ако играчът има по-добър избор m в стоящ по-високо възел или в някоя точка на избор още по-горе, тогава n никога няма да бъде достигнат в действителната игра
  - Щом като сме изследвали n достатъчно (като разглеждаме някои от неговите наследници) за да стигнем до това заключение, можем да го подрежем

α–β подрязване: общ принцип

Играч

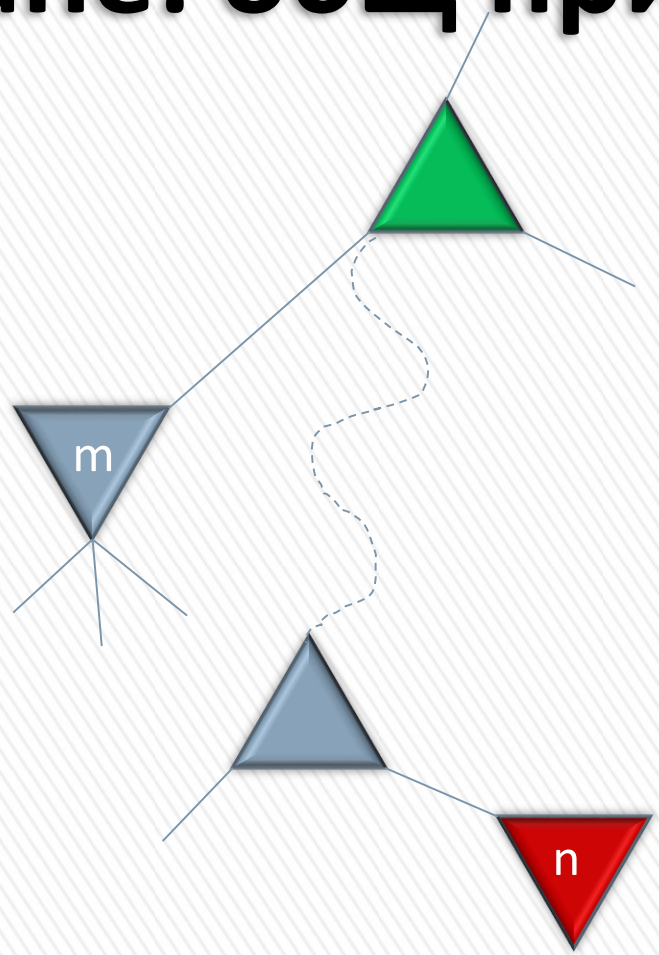
Противник

•

•

Играч

Противник



α–β подрязване

- Както споменахме minimax търсенето е търсене първо в дълбочина
- Името си този метод получава от следните два параметъра:
  - α
    - Стойността на най-добрия избор (т.е. с най-високата стойност), който сме получили досега за MAX във всяка точка за избор по дължината на пътя
  - β
    - Стойността на най-добрия избор (т.е. с най-ниската стойност), който сме получили досега за MIN във всяка точка за избор по дължината на пътя
- По време на изпълнението алгоритъмът актуализира стойностите на α и β
- Подрязва останалите разклонения в един възел, когато за стойността на актуалния възел е известно, че е по-лоша от актуалните α и β стойности за MAX съотв. MIN

α-β-Search алгоритъм: псевдокод

```
function Alpha-Beta-Search(game,state) returns an action
        player ← game.To-Move(state)
        value, move ← MAX-Value(game,state, -∞, +∞ )
        return  move
```

- *Същите процедури, като при Minimax алгоритъма*
- *С изключение на редовете, които управляват* α *и* β

α-β-Search алгоритъм: псевдокод

```
function Max-Value(game,state,α,β) returns a (utility,move) pair
    if game.Is-Terminal(state) then return game.Utility(state,player),null
    v ← -∞
    for each a in game.Actions(state) do
        v2,a2 ← Min-Value(game,game.Result(state,a), α,β)
        if v2 > v then
            v,move ← v2,a
            α ← Max(α ,v)
        if v ≥ β then return v,move
    return v, move
```

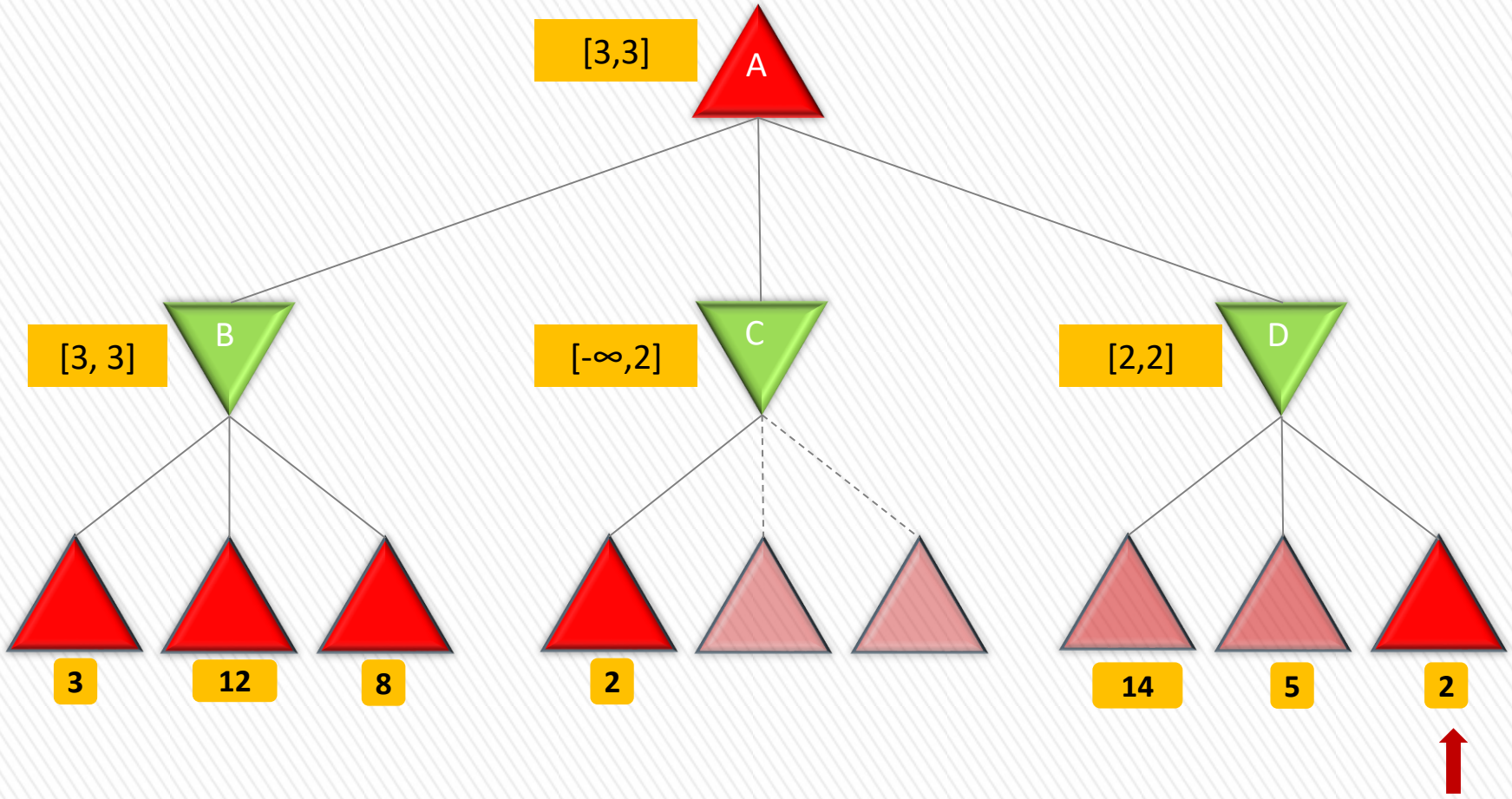
α-β-Search алгоритъм: псевдокод

```
function Min-Value(game,state,α,β) returns a (utility,move) pair
    if game.Is-Terminal(state) then return game.Utility(state,player),null
    v ← +∞
    for each a in game.Actions(state) do
        v2,a2 ← Max-Value(game,game.Result(state,a), α,β)
        if v2 < v then
            v,move ← v2,a
            β ← Min(β ,v)
        if v ≤ α then return v,move
    return v, move
```

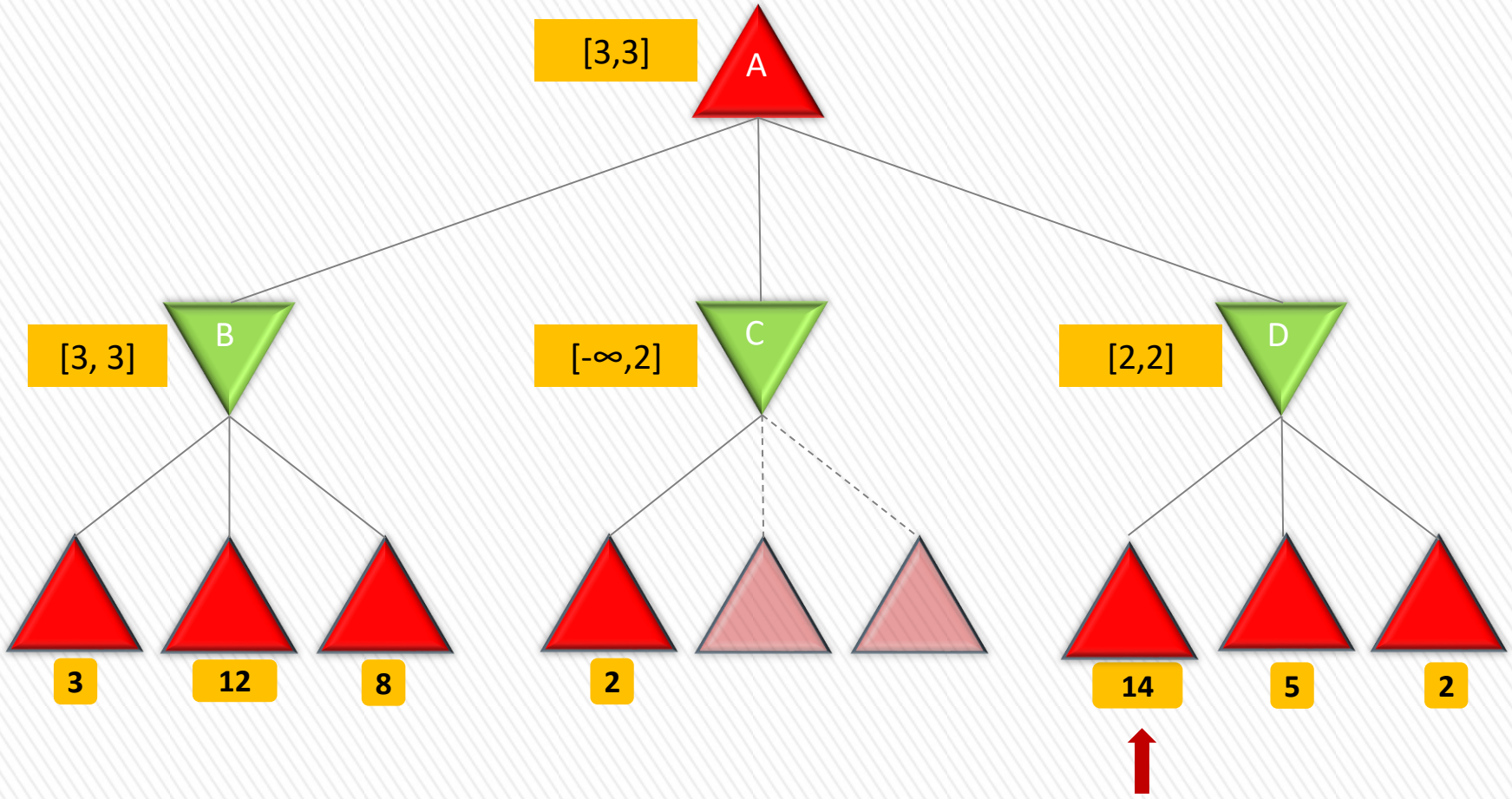
Последователност на ходовете

- Ефективността на $\alpha-\beta$ подрязването в значителна степен зависи от последователността, в която се изследват състоянията
- За примера: какво ще се получи ако първо генерираме третия наследник на D?
  - Не можем да подрежем никой наследник на D понеже първо се разглеждат най-лошите наследници (от гледна точка на MIN)

α–β подрязване за примера



α–β подрязване за примера



Оценка

- Когато това е възможно, тогава $\alpha-\beta$ подрязването трябва да оцени само $O(b^{m/2})$ възли за да намери най-добрия ход
  - Не $O(b^m)$ като Minimax
- Това означава, че ефективният фактор на разклонение става $\sqrt{b}$ вместо b
  - За шах: 6 вместо 35
- Т.е. $\alpha-\beta$ подрязването за същото време може прегледа двойно по-дълбоко дърво в сравнение с Minimax

Оценка

- Ако наследниците се оценяват в случайна последователност (вместо в най-добро търсене) общият брой на възлите е около $O(b^{3m/4})$ за умерен b
- За шах:
  - Съществува сравнително проста функция за сортиране
    - Напр., (взема фигура, заплашва фигура, нападателни ходове, отбранителни ходове)
    - Редукция с фактор 2, т.е. $O(b^{m/2})$ за най-добрия случай
  - Ако въведем динамична схема за последователност (напр., първо ходове, които са били най-добри в миналото), тогава достигаме още по-близо до теоретичната граница

Непълни решения в реално време

- Minimax алгоритъмът изгражда пълното игрово пространство
- α-β-алгоритъмът позволява подрязване големи части от пространството
  - Трябва обаче да претърси целия път до крайните състояния (поне на една част на пространството)
- Достигането на необходимата дълбочина в много случаи е невъзможно
  - Ходовете трябва да се направят в определено време (в шаха, няколко минути)

Решение

- Търсенето се прекъсва предварително
- Използва се евристична оценъчна функция за състоянията, която трансформира междинните (некрайните) възли в листа
- Minimax или α-β се модифицират по два начина:
  - Функцията на печалбата се заменя с евристичната функция Eval
  - Тестът за край се заменя с Cutoff-Test (тест за прекъсване)
    - Решава кога да се прилага Eval

Евристичен Minimax

H-Minimax(s, d) =

- Eval(s,MAX), когато Is-Cutoff(s, d)
- $\max_{s \in Actions(s)}$H-Minimax(Result(s,a), d + 1), когато To-Move(s)=MAX
- $mix_{s \in Action(s)}$H-Minimax(Result(s,a), d + 1), когато To-Move(s)=MIN

Оценъчни функции

- Оценъчна функция
  - Оценка на очакваната печалба от играта от една определена позиция (подобна на оценката на разходите до целта)
  - Пример: шах
    - В течение на стотици години, шахматистите са разработили възможности за оценка на една позиция - понеже възможностите на хората да търсят са много по-ограничени от компютърните програми
- Производителността на една игрова програма зависи от качеството на оценъчната функция
  - С лоша функция един агент очаквано ще губи

Добри оценъчни функции

- Как могат да се създават добри оценъчни функции?
  - Оценъчната функция трябва да може да сортира крайните състояния, също както функцията на печалбата
    - Състояния, представящи победи, трябва да доставят по-добър резултат от тези, представящи равни резултати, които от своя страна трябва да са по-добри от загубите
  - Изчисленията не трябва да продължават дълго
  - Оценъчната функция за състояния, различни от крайните, силно да корелират с действителните шансове за победа

Шансове за победа

- Понятието „шансове за победа“ поставя различни въпроси
  - Шах не е „игра на късмета“
    - Със сигурност знаем актуалното състояние (също не се хвърлят зарове)
    - Въпреки това, когато търсенето трябва да прекъсне в некрайно състояние, алгоритъмът е несигурен в окончателните резултати на тези състояния
    - Тази несигурност е породени от ограничените изчислителни ресурси, а не от липсата на информация
    - Крайният резултат се „гадае“

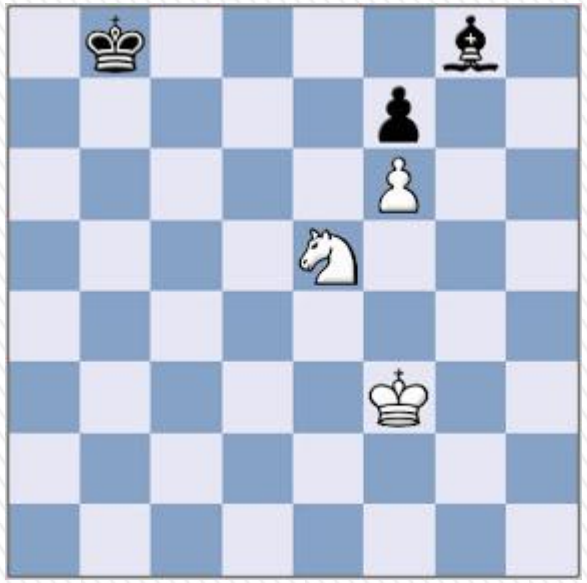
Концепция

- Да формулираме тази концепция по-конкретно
- Повечето оценъчни функции изчисляват различните свойства на състоянието
  - Напр., брой бели пешки, брой черни пешки, …
- Оценъчната функция може да комбинира оценките на свойствата за получаване на обща стойност

Концепция

- В тяхната общност, свойствата дефинират различни категории или еквивалентни класове от състояния
  - Състоянията в една категория имат еднакви стойности за всички свойства
  - Общо, всяка категория съдържа:
    - Определени състояния, водещи до победа
    - Други, водещи към равен резултат
    - Трети, означаващи загуба
  - Оценъчната функция не може да знае кои състояния какви са, но тя може да върне една единична стойност, която отразява пропорцията на състоянията към всеки резултат

Пример: шах



Всяка фигура има материална стойност

Други свойства като напр., „добра пешечна структура“, „сигурност на царя“ могат да имат също материална стойност

0.5

Брой фигури

$$Eval(s) = w_1f_1(s) + w_2f_2(s) + \dots + w_nf_n(s) = \sum w_if_i(s)$$

Материална стойност

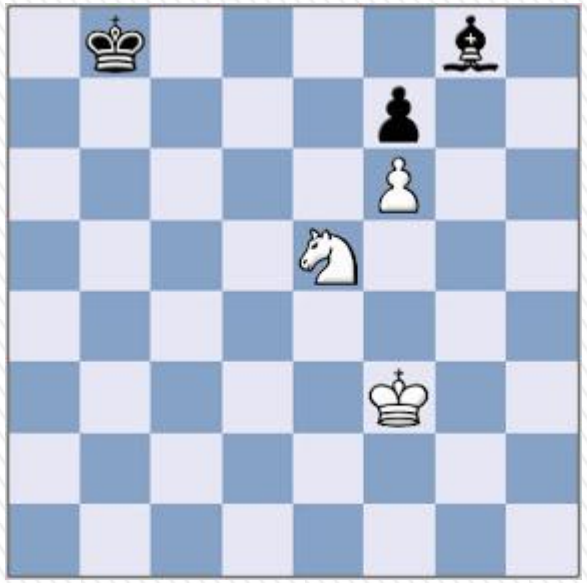
Състояние „2 пешки срещу една пешка“ (в съответствие с опита)

- 72% → победа (печалба 1)
- 20% → загуба (печалба 0)
- 8% → реми (печалба 0.5)

Оценка на състоянията в категорията е очаквана стойност:

- (0.72 x 1) + (0.20 x 0) + (0.08 x 0.5) = 0.76

Пример: шах



Свойствата и теглата не са част от правилата на шаха – изведени са от опита, събиран от човечеството в продължение на стотици години

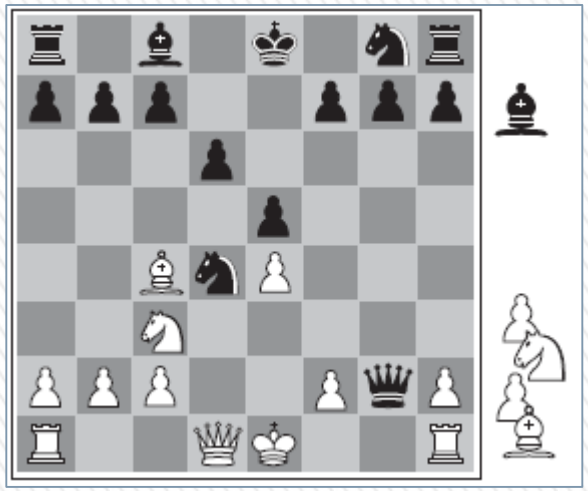
Прекъсване на търсенето

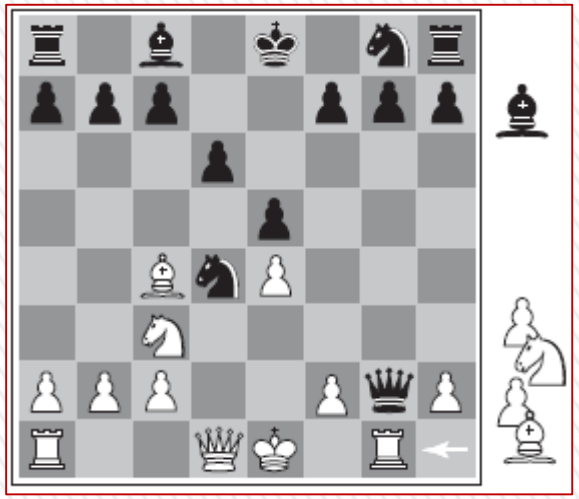
- α-β търсенето се променя така, че да извиква функцията Eval, когато е целесъобразно да се прекъсне търсенето
  - Заместваме условните оператори, съдържащи Is-Terminal
- Вкарваме допълнителни разходи за поддържане на дълбочина, която се увеличава при всяко рекурсивно извикване
- Обемът на търсенето може да се управлява най-просто, когато е твърдо зададена дълбочината
  - Is-Cutoff(state, depth) връща true за всички стойности на depth, които са по-големи от пределната дълбочина (d)
  - Също true за всички крайни състояния (както Is-Terminal)
  - Дълбочината d трябва да се определи така, че ходът да може да бъде направен в определеното време
- Тези прости допускания могат да водят до грешки
  - Поради естеството на оценъчната функция това са само предположения

Пример за грешна оценка

Имаме две позиции с еднаква оценка:

- Черни: кон и 2 пешки повече – в това състояние оценяваме евентуална победа за тях
- Белите са на ход

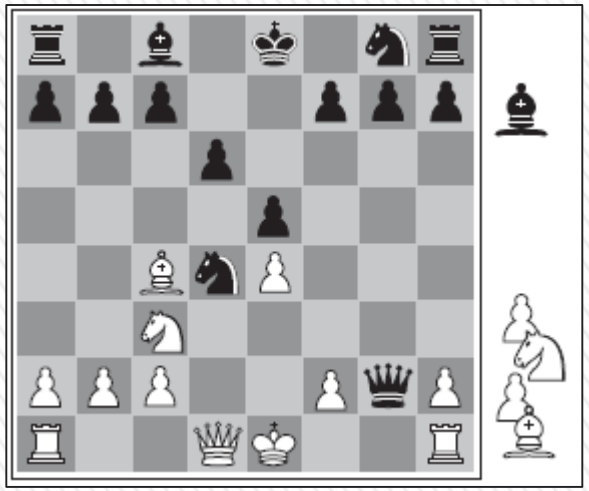


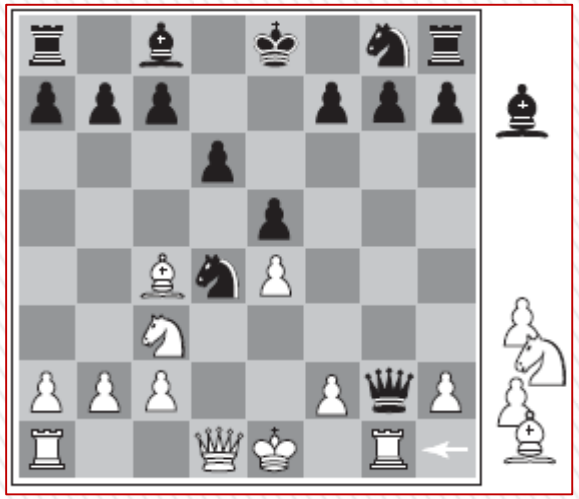


Пример за грешна оценка

Имаме две позиции с еднаква оценка:

- Черни: кон и 2 пешки повече – в това състояние оценяваме евентуална победа за тях
- Белите са на ход





В следващия ход белите вземат дамата, без да има компенсация за това

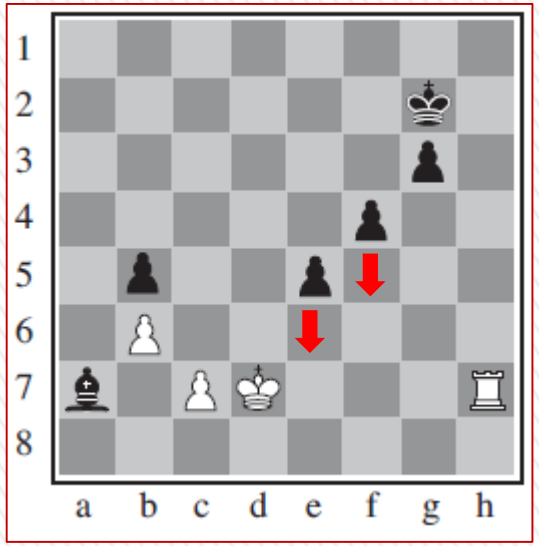
Подобрение

- Очевидно, необходим по-сложен тест за прекъсване
- Оценъчната функция трябва да бъде прилагана само в позиции, които са „спокойни“
  - Т.е., в близко бъдеще не водят до големи промени
  - В примера:
    - Такива могат да бъдат удари по значими фигури
- „Неспокойните“ позиции могат да бъдат разширявани докато станат спокойни
  - Такова допълнително търсене се нарича „спокойно търсене“
  - Понякога е ограничено в избора само на определени видове ходове (напр. удари по значими фигури), които бързо премахват несигурността на позицията

Ефект на хоризонта

- Ефектът на хоризонта се появява, когато програмата се конфронтира с ход на противника, който причинява съществени щети и не може да бъде избегнат, посредством тактики за временно забавяне
- Ефектът на хоризонта се елиминира по-трудно

Пример



- С черните на ход, черният офицер няма шансове за измъкване
- Обаче, черните могат да осуетят това събитие, като жертват 2 пешки
- Преместват събитието извън хоризонта
- Неминуемото вземане на офицера се случва „извън“ хоризонта, така че алгоритъмът оценява двете жертви като положителни ходове (вместо като грешни)

Предварително съкращаване

- В предишните разсъждения – търсенето се прекратява на определена дълбочина
- Възможно е също да се предприеме предварително отрязване
  - Т.е. определени ходове във възлите се отрязват веднага без да се проследяват по-нататък
  - Повечето играчи разглежда (проследяват) малко ходове от всяка позиция
- Подход при предварителното съкращаване: „търсене в лъчи“
  - Във всеки слой се разглежда само един „лъч“ от n най-добри ходове (относно оценъчната функция)
  - Вместо да се разглеждат всички възможни ходове

Предварително съкращаване

- Този подход обаче е опасен – няма гаранция, че можем да задраскаме най-добър ход
- Напр., ProbCut алгоритъм – версия на α-β търсене с предварително съкращаване
  - Използва статистически данни от предишен опит за да намали опасността за отрязване на най-добър ход
- Когато се комбинират разгледаните в лекцията техники може да се разработи програма, която играе шах удивително добре

Търсене и преглед

- За дебюти и ендшпили вместо търсене обикновено се използва преглед на предварително подготвена информация (напр., таблици)
  - Позволяват много по-бързо да се вземат решение за ходовете
  - Вместо да се търси в едно огромно пространство
- За дебютите компютрите се опират на ноу-хау на хора-експерти
  - Техните препоръки се записват в специални таблици

Търсене и преглед

- Компютърните програми могат да използват също статистически данни от играни в миналото партии, които се съхраняват в БД
  - За да установят най-често използвани дебюти, които са водели до победи
- Обикновено след 10-тия ход се получава особена (характерна) позиция, която трудно се идентифицира с позната от миналото
  - Тогава софтуерът превключва от преглед към търсене
- В ендшпила съществуват значително по-малко възможни позиции и с това се увеличават възможностите за работа в режим на преглед
- Тук обаче компютърът притежава ноу-хау
  - Компютърният анализ на едншпила превишава значително това, което е постигнато от хората


Благодаря за вниманието!