# Oyunlar

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Oyun türleri

perfect information

imperfect information

deterministic chance

chess, checkers, go, othello bridge, poker, scrabble nuclear war

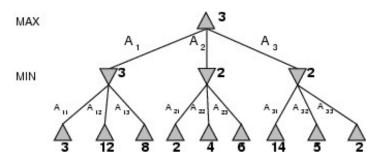
imperfect information= eksik bilgi Ör: karşı tarafın elindekini bilmeme

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları



## **Minimax**

- Rasgele olmayan oyunlar için ideal
- Yaklaşım: En yüksek minimax değerini sağlayan hamleyi yap
- Örnek: 2-oyunculu oyun:



Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Minimax bileşenleri

- MAX = Bizim olası hamlelerimizden kendi açımızdan en iyi sonucu verenin seçilmesi
- MIN = Rakibin olası hamlelerinden kendi açısından en iyi sonucu veren, bizim açımızdan en kötü sonucu verenin seçilmesi
- UTILITY = Oyunun sonucunu gösteren durum (Ör: kazanırsak +1, berabere 0, kaybedersek -1)

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlar

/ILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Minimax değeri

Ardıl (n) = n durumundan gidilebilecek tüm durumların değerleri

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

# Minimax algoritması

```
function Minimax-Decision(state) returns an action v \leftarrow \text{Max-Value}(state) return the action in Successors(state) with value v

function Max-Value(state) returns a utility value if Terminal-Test(state) then return Utility(state) v \leftarrow -\infty for a, s in Successors(state) do v \leftarrow \text{Max}(v, \text{Min-Value}(s)) return v

function Min-Value(state) returns a utility value if Terminal-Test(state) then return Utility(state) v \leftarrow \infty for a, s in Successors(state) do v \leftarrow \text{Min}(v, \text{Max-Value}(s)) return v
```

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YII DIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Minimax özellikleri

- Bütünlük? Evet (eğer ağaç sınırlı ise)
- Zaman karmaşıklığı? O(b<sup>m</sup>)
- Bellek karmaşıklığı? O(bm) (derinlemesine arama)
- <u>En iyi çözüm?</u> Evet (optimal –kendisi için her zaman en iyisini yapan- rakibe karşı)

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Satrançta Sınırlar

- Arama uzayının büyüklüğü (32<sup>40</sup>)
  - Ortalama hamle sayısı = 40
  - Her adımda yapılabilecek farklı hamle sayısı ortalaması = 32
  - $-32^{40} = 2^{200} \sim = 10^{60}$
- Saniyede 3 milyar durum işlersek
  - Bir yıldaki saniye sayısı ~= 32\*10<sup>6</sup>
  - Bir yılda işlenecek durum sayısı ~= 10¹¹
  - Tüm durumların değerlendirilmesi 10<sup>43</sup> yıl sürer.
  - Evrenin yaşı ~= 10¹⁰ yıl

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlan

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Sınırları Aşmak İçin

- Sınırlı Derinlikte Arama ve değerlendirme fonksiyonu (cutoff test, evaluation function)
- Alfa beta budaması

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Satranç için değerlendirme fonksiyonu

#### Taş değerleri:

Piyon=1, at=fil=3, kale=5, vezir=9

- Siyahlar:
  - 5 piyon, 1 fil, 2 kale
- Skor = 1\*(5)+3\*(1)+5\*(2)= 5+3+10 = 18
- · Beyazlar:
  - 5 piyon, 1 kale
- Skor = 1\*(5)+5\*(1)= 5+5=10

Bu durumun iki taraf için skorları: siyahlar için = 18-10 = 8 beyazlar için = 10-18 = -8

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

升

Q i

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Değerlendirme fonksiyonları

- Oyunun sonucunun çok derinlerde olduğu durumlarda durumların değerlendirilmesi için kullanılan fonksiyonlardır.
- Satranç için bu fonksiyon genellikle önceden belirlenen özniteliklerin doğrusal toplamı olarak düşünülür.

$$Eval(s) = w_1 f_1(s) + w_2 f_2(s) + ... + w_n f_n(s)$$

- Örnek, w₁ = 9 ve
- $f_1(s) = (beyaz vezir sayısı) (siyah vezir sayısı), vs.$
- Ağırlıklı toplam, bileşenlerin birbirinden bağımsız olduğunu varsayar.

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

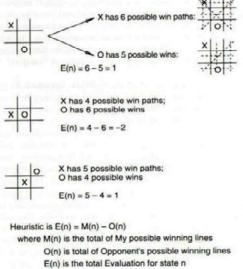
## Satranç için değerlendirme fonksiyonu

- Asıl iş: f'leri ve w'leri belirlemek:
  - Etrafı boş olan piyonlar kötüdür.
  - Şahın korumaları var mı?
  - Hakeret kabiliyetin nasıl?
  - Tahtanın ortasının kontrolü sende mi?
  - Oyun süresince w lerin değerleri değişir mi?

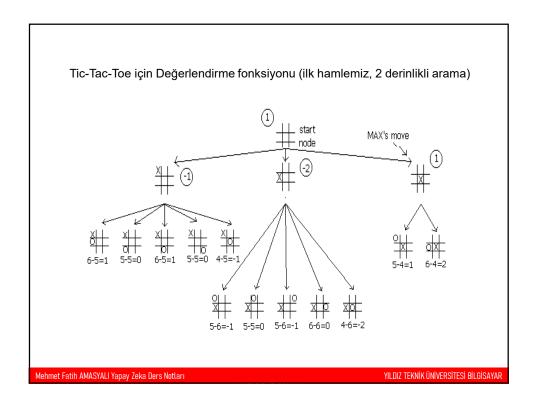
Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notla

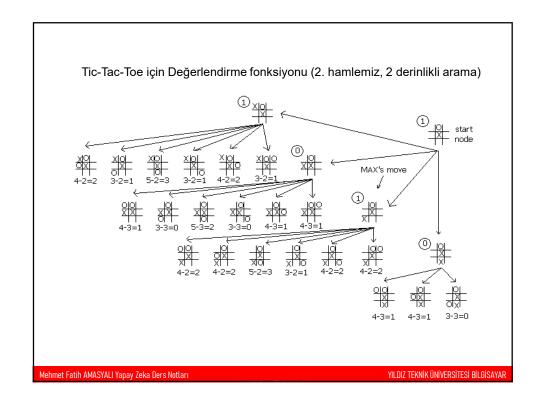
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Tic-Tac-Toe için Değerlendirme fonksiyonu



Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları





# Sınırlı Derinlikte Arama'da Ufuk Etkisi -

Aramayı farklı derinliklerde yapmanın etkisi:

C2'deki beyaz kale a2'deki piyonu alır

Horizon Effect 1 derinlik

Bir piyon kazançta olduğundan alır.



2 derinlik

Bir piyona bir kale değmez. Almaz.

3 derinlik

Bir piyon + bir kaleye, bir kale değer.

4 derinlik

bir piyon + bir kaleye, 2 kale değmez. Almaz.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAY

# Sınırlı Derinlikte Arama (Cutoff search)

MinimaxCutoff MinimaxValue ile aynıdır.

- 1. Terminal? yerine Cutoff? Kullanılır.
- 2. Utility yerine Eval kullanılır.

Satrançta yeterli mi?

Hamle yapma süresi eğer 100 saniye ise ve 104 düğüm/saniye hızda inceleme yapabiliyorsak → her hareket için 10<sup>6</sup> düğüm inceleyebiliriz.

b<sup>m</sup> = 10<sup>6</sup> ile sınırlıysa b=35 ise m=4 olabilir.

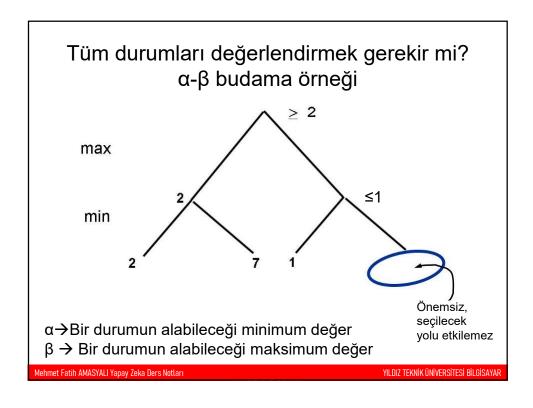
4-katlı ileri-bakış (lookahead) → amatör bir satranç oyuncusu

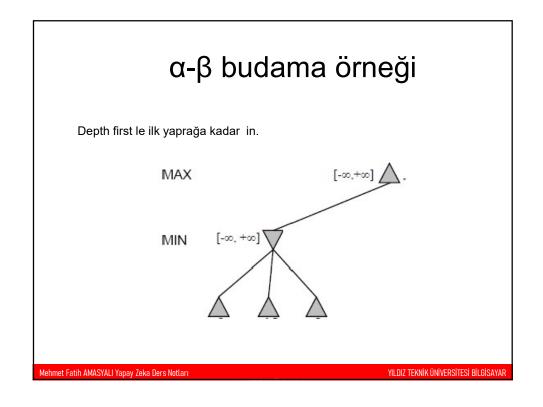
4 kat ileri bakan bir program en iyi ihtimalle amatör oyuncuları yenebilir.

- 4-kat ≈ amatör oyuncu insan
- 8-kat ≈ master seviyesinde insan
- 12-kat ≈ Deep Blue, Kasparov

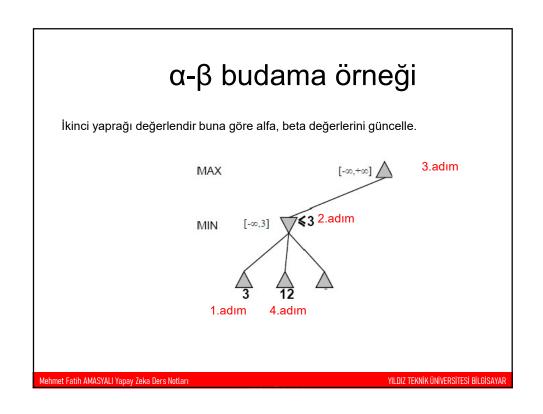
Çözüm: Sınırlı derinlikte aramaya alfa beta budama eklemek

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları



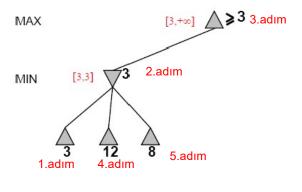


# α-β budama örneği ilk yaprağı değerlendir buna göre [alfa, beta] değerlerini güncelle. MAX [-∞,+∞] 3.adım 1.adım VILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESI BİLGİSAYAR



# α-β budama örneği

3. yaprağı değerlendir buna göre alfa, beta değerlerini güncelle.

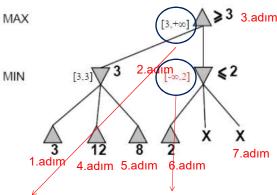


Mehmet Fatih AMASYALI Yanay 7eka Ders Notları

II DIZ TEKNÍK ÜNÍVERSÍTESÍ BÍLGÍSAYAR

# α-β budama örneği

4. yaprağı değerlendir buna göre alfa, beta değerlerini güncelle.

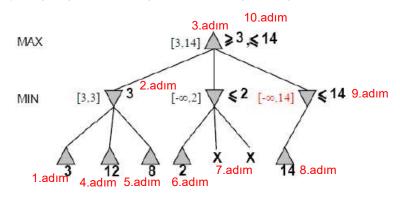


7.adım: En küçük değer 3, altının en büyük değeri 2, o halde X ile işaretli lerin değerlerini bulmaya gerek yok, Zaten alfa ve beta yı değiştiremezler

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

# α-β budama örneği

7. yaprağı değerlendir buna göre alfa, beta değerlerini güncelle.

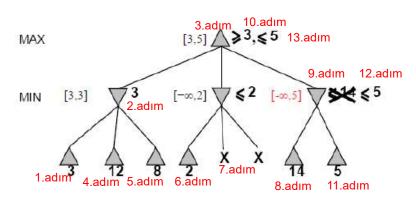


Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlan

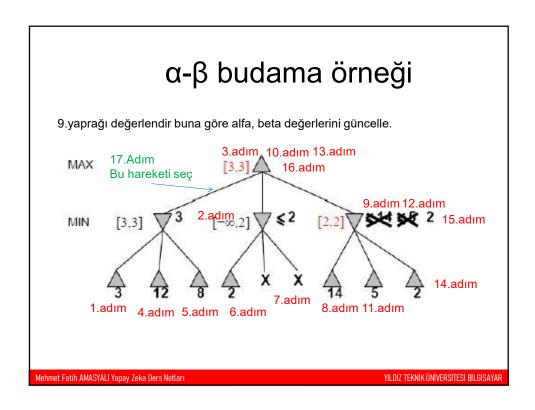
II DIZ TEKNÍK ÜNÍVERSÍTESÍ BÍJ GÍSAYAR

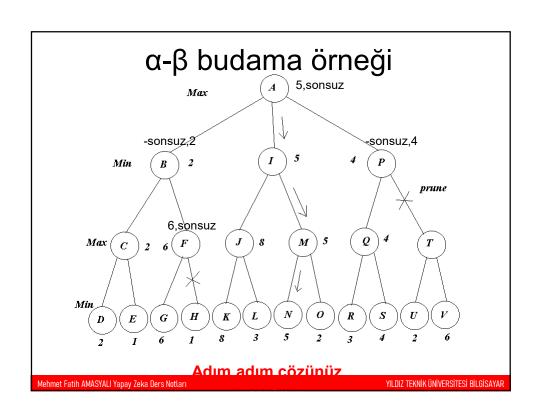
# α-β budama örneği

8. yaprağı değerlendir buna göre alfa, beta değerlerini güncelle.



Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları





## α-β özellikleri

- Budama seçilen hareketi etkilemez.
- Karmaşıklığı O(b<sup>m/2</sup>) 'ye kadar düşürebilir.
  - →arama derinliğini iki katına çıkarır. 4\*2=8 (satrançta master seviyesi)

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlar

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## α-β algoritması

```
function Alpha-Beta-Search(state) returns an action inputs: state, current state in game v \leftarrow \text{Max-Value}(state, -\infty, +\infty) return the action in Successors(state) with value v function Max-Value(state, \alpha, \beta) returns a utility value inputs: state, current state in game \alpha, \text{ the value of the best alternative for } \text{Max along the path to } \text{state} \beta, the value of the best alternative for min along the path to state if Terminal-Test(state) then return Utility(state) v \leftarrow -\infty for a, s in Successors(state) do v \leftarrow \text{Max}(v, \text{Min-Value}(s, \alpha, \beta)) if v \geq \beta then return v \alpha \leftarrow \text{Max}(\alpha, v) return v
```

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## α-β algoritması

```
function Min-Value(state, \alpha, \beta) returns a utility value inputs: state, current state in game \alpha, the value of the best alternative for MAX along the path to state \beta, the value of the best alternative for MIN along the path to state if Terminal-Test(state) then return Utility(state) v \leftarrow +\infty for a, s in Successors(state) do v \leftarrow \text{Min}(v, \text{Max-Value}(s, \alpha, \beta)) if v \leq \alpha then return v \beta \leftarrow \text{Min}(\beta, v) return v
```

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlan

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

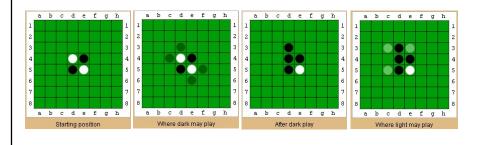
# Rastgele olmayan oyun uygulamaları

- Dama (Checkers): Chinook 1994'de dünya şampiyonu Marion Tinsley ile başabaş oynadı, aynı yıl Tinsley sağlık sebeplerinden oyunlardan çekildi ve Chinook o zamandan beri dünya şampiyonu. Günümüzde dama tamamen çözülmüşü durumda.
- Satranç: Deep Blue 1997'de 6 oyun sonunda dünya satranç şampiyonu Garry Kasparov'u yendi. Deep Blue saniyede 200 milyon düğümü arayabilmekte, oldukça iyi bir değerlendirme fonksiyonu kullanmakta, gerektiğinde 40-kat hamle ileriyi görebilecek derecede arama yapabilmektedir.

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

# Rastgele olmayan oyun uygulamaları

 Othello (reversi): Günümüzde insan dünya şampiyonları bilgisayarlara karşı yarışamamaktadırlar, bilgisayarlar bu alanda çok üstündür.

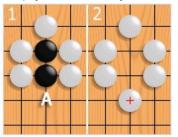


Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

ILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Rastgele olmayan oyun uygulamaları

 Go: İnsanlar anca 2016'da üstünlüklerini kaybettiler. Bunun sebebi 19x19'luk oyun tahtasında b~250, d~150 olmasıdır. Örüntü tanıma teknikleri daha yaygın kullanılmaktadır. Ağustos 2008'de her biri 32 işlemciye sahip 25 sunucuda çalışan Mygo profesyonel bir go oyuncusunu yendi. Mart 2016'da AlphaGo dünya şampiyonunu 4-1 yendi.



Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Bilgisayarla satranç oynamak

- 1957 Newell ve Simon: 10 yıl içinde dünya satranç şampiyonunun bir bilgisayar olacak
- 1958 : Satranç oynayan ilk bilgisayar IBM 704
- 1967 : Mac Hack programı insanların katıldığı bir turnuva da başarıyla yarıştı
- 1983 : Belle programı, Amerika Satranç Federasyonundan master ünvanını aldı.
- 1980'lerin ortaları : Carnegie Mellon üniversitesinde bilim adamları sonradan Deep Blue'ya dönüşecek çalışmayı başlattı.
- 1989: Projeyi IBM devraldı.

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YII DIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Bilgisayarla satranç oynamak

- 11 Mayıs 1997, Gary Kasparov, 6 oyunluk maçta Deep Blue'ya 3.5 a 2.5 yenildi.
  - 2 oyun deep blue, 1 oyun Kasparov aldı, 3 oyun berabere

http://www.resea rch.ibm.com/dee pblue/meet/html/ d.3.html



Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlar

#### Metotların Tarihi

<ul> <li>Shannon, Turing Minimax arama</li> </ul>		1950
<ul><li>Kotok/McCarthy</li></ul>	Alpha-beta budama	1966
<ul><li>MacHack</li></ul>	Dönüşüm tabloları	1967
•Chess 3.0+	Iterative-deepening	1975
•Belle	Özel donanım	1978
<ul><li>Cray Blitz</li></ul>	Paralel arama	1983
•Hitech	Paralel değerlendirme	1985
•Deep Blue	yukarıdakilerin hepsi	1997

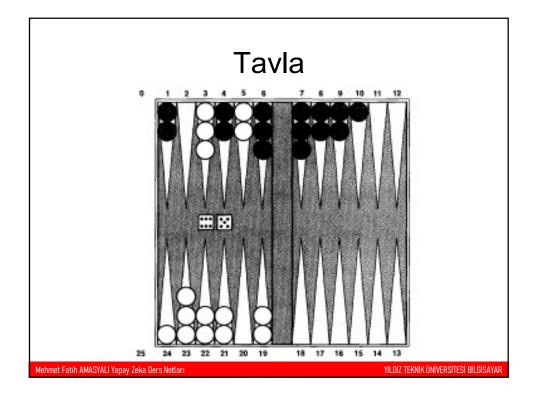
wenmet Fatin AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlari

ILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# İçinde şans faktörü olan oyunlar

- Tavla atılan zara göre oyun oynanır.
- Kağıt oyunları kağıtların dağılımına göre oyun oynanır.
- Oyun ağacını oluşturmak için her türlü varyasyonun göz önüne alınması gerekir.

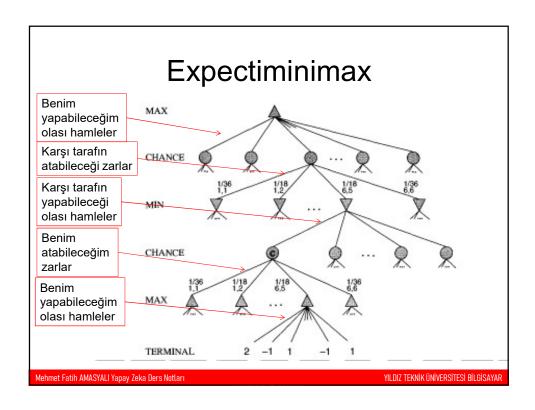
Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları



# Expectiminimax bileşenleri

- Terminal (Sonuç) düğümü
- min düğümü
- max düğümü
- Şans düğümü
  - Şans düğümünde gelebilecek zar, kağıt, vs. gibi durumlar olasılıklarına göre dizilirler. Örnek: Tavlada atılan çift zar için 21 değişik durum (düğüm) oluşabilir. (6 aynı çift zar, 15 değişik çift zar), yani her seviye için 21 şans düğümü vardır.

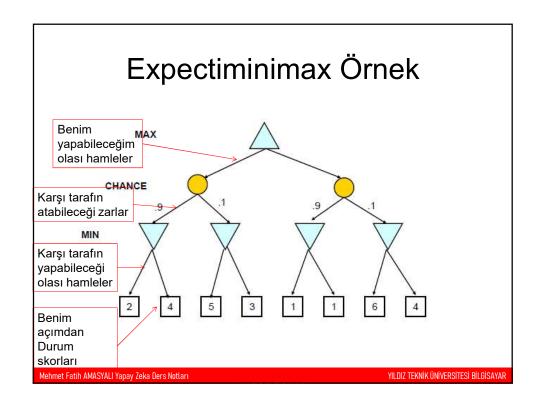
Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

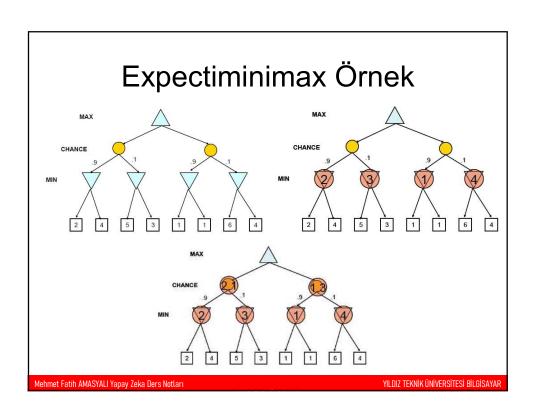


# Expectiminimax

- EXPECTIMINIMAX(n) =
  - UTILITY(n) eğer n oyun sonu (terminal) durumu ise
  - max ( Ardıl (n) ) eğer n MAX seviyesinde ise
  - min ( Ardıl (n) ) eğer n MIN seviyesinde ise
  - $\sum P(s)$  \* Ardıl(s) eğer n şans düğümü ise

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları





## Expectiminimax özellikleri

- Bütünlük? Evet (eğer ağaç sınırlı ise)
- En iyi çözüm? Evet (şans faktörü göz önünde olmalı)
- Zaman karmaşıklığı? O(b<sup>m</sup>n<sup>m</sup>)
- Bellek karmaşıklığı? O(n<sup>m</sup>bm) (derinlemesine arama)
- n→ şans faktörünün dallanma sayısı
- Tavla için b ≈ 20, n = 21 → tam çözüm şu anki şartlarda imkansız. En fazla 3-seviye pratikte mümkün.
- TDGammon adlı oyun 2 derinlikli arama yapar. Çok iyi bir değerlendirme fonksiyonu var. Sonuç: dünya şampiyonu

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Tahmin ve Öğrenme

- Bilgisayar kullanıcının hareket loglarını kaydedebilir.
- Kullanıcının bir sonraki hareketini bu loglara göre tahmin edebilir. Tüm olasılıkları hesaba katmaya gerek kalmaz.
- Bu tahmine göre yapması en iyi hareketi yapabilir.
- Önceki hareketler

Low Kick, Low Punch, Uppercut	10	50%
Low Kick, Low Punch, Low Punch	7	35%
Low Kick, Low Punch, Low Kick	3	15%

· Şimdiki durum:

Low Kick, Low Punch, ?

Ör: Virtual Fighter 4

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Değerlendirme fonksiyonunu öğrenmek

 Deep Blue durum değerlendirme fonksiyonundaki ağırlıkları (w<sub>1,</sub> w<sub>2,...</sub>, w<sub>n</sub>) öğrenmiştir.

$$f(p) = w_1 f_1(p) + w_2 f_2(p) + ... + w_n f_n(p)$$

- Nasıl?

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Değerlendirme fonksiyonunu öğrenmek

- Grand master seviyesindeki oyuncuların 1000'den fazla oyunundaki her hamlenin yer aldığı "şu durumda şunu yaptı" database'i
- Tüm hamleler için, önceki durumdan gidilebilecek tüm durumların içinde yapılanın (database'de yer alanın) seçileceği (f(p)'si büyük) şekilde w'lerin düzenlenmesi

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlar

## Kendi kendine oynamak

- Monte Carlo Tree Search
- Yapılacak hamleyi seçerken rasgele hareketlerle oyun sonuna kadar ilerler.
   Oyunun sonucuna göre yaptığı hamleyi değerlendirir.

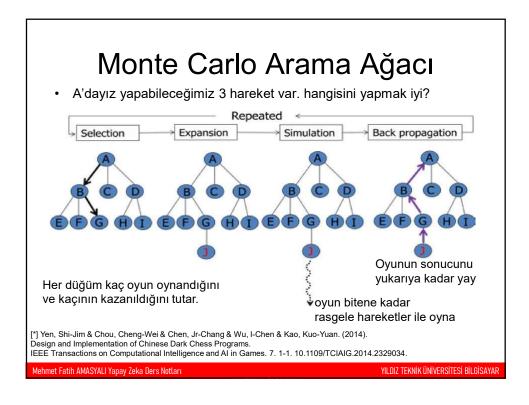
Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Monte Carlo Arama Ağacı

- 2006 başlarında Go ile popüler olmaya başladı.
- Büyük arama uzayları için tasarlanmış
- Sınırlı bir derinlikteki her olasılığı denemek yerine oyun bitene kadar rasgele hamleler üretir.
- [\*] https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/486013
- [\*] https://www.youtube.com/watch?v=Fbs4InGLS8M

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları



## Monte Carlo Arama Ağacı

- Seçimde ikilem (az oyun oynanmışlar vs. büyük oranda kazanmışlar)
- Seçimde sezgisel yaklaşımlar kullanılıyor.
   Rasgele seçim uygulanabilir değil.
  - Upper Confidence Bound for Trees
    - · Her düğüm için
    - · kazanılan oyun / sonrasında oynanan oyun oranı
    - Tüm oynanan oyun sayısı tabanlı bir formül
  - CNN
    - Oyun tahtası (düğüm) CNN'e verilir, ağ tahtanın değerini tahmin eder

\* https://nikcheerla.github.io/deeplearningschool/2018/01/01/AlphaZero-Explained/

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notland

## Monte Carlo Arama Ağacı

- Oyun algoritmalarında temel yaklaşım
- Kolaylıkla paralelleştirilebilir (kökten ya da yapraktan)
- Uygulama alanları: Bilgisayarlara karşı oynanabilecek her türlü oyun, bilgisayarla taklit edilebilen dünyalardaki arama problemleri (n eklemli bir robot kolunu istediğimiz konuma getirmek için gerekli hareketler)

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlai

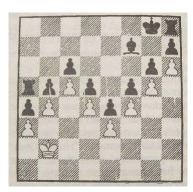
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Sorular

- Deep Blue'nun yaptığı şey sadece tasarımcıların fikirlerini büyük hesap kabiliyetiyle uygulamak. Yenen tasarımcılar ve teknoloji. Yapılan sadece özel bir hesap makinesi.
- Drew McDermott:
  - Deep Blue'nun gerçekte satrançtan anlamadığını söylemek, bir uçağın kanatlarını çırpmadığı için uçmadığını söylemeye benzer.
- Uzaylılar dünyaya gelse ve bize satrançta meydan okusalar
  - Kapışmaya Deep Blue'yu mu Kasparov'u mu gönderirdiniz?

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

# Deep Thought kaleyi aldı!



- Oyun sırası beyaz'da
- Çözüm yeni bir f'in eklenmesi

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlan

YII DIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

# Deep Thought kaleyi yine aldı!



- Oyun sırası beyaz'da
- Çözüm yeni bir f'in daha eklenmesi
- Nereye kadar?

Mehmet Fatih AMASYALI Yapav Zeka Ders Notlar

## Özet

- · Oyunlar zevklidir.
- YZ hakkında **pratik** yeni fikirler üretirler.
- Hesaplama karmaşıklığı sebebiyle mükemmellik genelde sağlanamaz. Bunun yerine yaklaşımlar, kestirimler kullanılır.
- Günümüzde RL ve MCTS popüler.

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notlar

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Referanslar

- <a href="http://www.cs.pomona.edu/~sara/classes/cs030-spring13/notes/abslides.pdf">http://www.cs.pomona.edu/~sara/classes/cs030-spring13/notes/abslides.pdf</a>
- https://deepmind.com/research/alphago/

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları