# Makine Öğrenmesi-3

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR

## Akış

- Makine Öğrenmesi nedir?
- Günlük Hayatımızdaki Uygulamaları
- Verilerin Sayısallaştırılması
- Özellik Belirleme
  - Özellik Seçim Metotları
    - Bilgi Kazancı (Informaiton Gain-IG)
    - Sinyalin Gürültüye Oranı: (S2N ratio)
    - Alt küme seçiciler (Wrappers)
  - Yeni Özelliklerin Çıkarımı

    - Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
      Doğrusal Ayırteden Analizi (Linear Discriminant Analysis)
- Sınıflandırma Metotları
  - Doğrusal Regresyon
  - Karar Ağaçları (Decision Trees)
  - Yapay Sinir Ağları
  - En Yakın K Komşu Algoritması (k Nearest Neighbor)
  - Öğrenmeli Vektör Kuantalama (Learning Vector Quantization)
  - Kümeleme Algoritmaları:
    - Hiyerarşik Kümeleme
  - Kendi Kendini Düzenleyen Haritalar (Self Organizing Map -SOM)
    - DBscan
- Regresyon Algoritmaları
- Çok Boyutlu Verilerle Çalışmak
- Veri Sızıntısı
- Pekiştirmeli Öğrenme

# Pekiştirmeli Öğrenme

(Destekleyici / Takviyeli)

state

reward

- Ödül/ceza ile eğitim
- Ödül genelde uzakta
- Hangi durumda (S) hangi hareketin (A) yapılacağı öğrenilir.
- Ne yapması gerektiğini söylemeyiz. Ödül/ceza veririz sadece.
- Ajan, toplam ödülü maksimize etmeye çalışır
- Ajanın hareketleri hangi verilere erişeceğini belirler

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNIK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

Agent

Environment

action

# Pekiştirmeli Öğrenme

Reinforcement Learning

- Olası tüm durumların erişilebilir olduğu simülasyon dünyalarda (oyunlar) iyi çalışır.
- Oyunlarda kendi kendine eğitim de mümkün. Simülasyon dünya, öğrenen sisteme oyunu kazandın/kaybettin/ şu kadar puan aldın vb. diyebilir.

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay 7eka Ders Notları

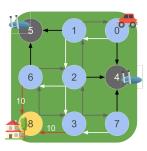
#### Temel Kavramlar

- Environment / ortam: ajanın içinde bulunduğu ortam
- State / durum: mevcut durum
- Reward / ödül: ortamdan gelen geri besleme
- Policy / politika: ajanın durumlarını hareketlerine eşleyen tablo
- Value / gelecek ödül: şu durumda şu hareketi yapınca alınacak gelecek ödül

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNIK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

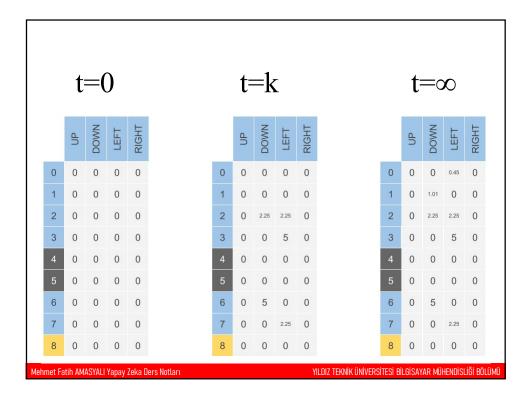
## Eve gidelim, Ama nasıl



- 0(başlangıç)-8(ev) arası toplam 9 durum
- Her durumda yapılabilecek 4 olası hareket
- Ödüller sadece 8'e giden yerlerde (10)
- Q: Satırlarında durumlar, sütunlarında hareketler olan bir matris Başlangıçta tüm değerleri 0, zaman içinde değişecek

 $[*]\ https://towardsdatascience.com/practical-reinforcement-learning-02-getting-started-with-q-learning-582f63e4acd9$ 

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları



## Q learning

- Episode/Bölüm: Başlangıçtan başlayan, fail ya da hedefle biten hareket dizisi
- Policy / politika: mevcut durumda (s), yapılacak hareketi
  (a), Q'ya göre seçer
- Ajan, iyi bir politika (Q) arar. Deneme yanılma ile. Bir politika ile başlar, onu iyileştirir. İyileştirmede ikilem: keşfetmek / kullanmak (exploration vs. exploitation)

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay 7eka Ders Notları

# keşfetmek / kullanmak (exploration vs. exploitation)

- Kullanmak: Şu anda en iyi görünen hareketi denemek. Hedefe daha az maliyetle / daha çok puanla ulaşmamızı sağlamaya çalışır.
- Keşfetmek: Şu anda en iyi olmayan bir hareketi denemek. Ortamı daha iyi keşfetmemizi sağlar. Yeni durumlara erişir. Uzun vadede iyileşme sağlayabilir.

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

#### Keşfetmek / Kullanmak

- Acıktınız: yeni bir yeri denemek / iyi bildiğiniz bir yere gitmek
- Petrol arıyorsunuz: daha önce petrol çıkmış bölgede çalışmak / yeni bir bölgede çalışmak
- Simulated annealing'i hatırlayın (rastgele bir hareket seç, iyiyse uygula, değilse azalan bir olasılıkla uygula)

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

## Q-learning Algoritması

Her bölüm için tekrar et

Başlangıç durumuna git (s=s<sub>0</sub>) s bölüm sonu olmadığı sürece politikaya göre hareket (a) seç hareketi yap, ödülü (R) ve sonraki durumu (s') belirle  $Q[s,a] = Q[s,a] + \alpha*(R + \gamma*max[Q(s',A)] - Q[s,a])$  s=s'

 $\max\left[Q(s',A)\right]: s'$  durumunda yapılabilecek tüm hareketlerin ödüllerinin maksimumu

Politikaya göre hareket seçimi: keşfet / kullan ikilemi, Q[s,:] lerin en yükseğini seçmek→ kullan, rasgele birini seç → keşfet

decay ε-greedy: rastgele hareket seçme olasılığı giderek azalır, simulated annealing deki sıcaklık gibi.

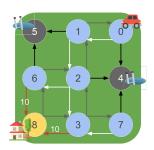
α: öğrenme katsayısı

γ: (0,1) arası, 0'a yakın: yakın ödüllere, 1'e yakın: gelecek ödüllere odaklanır

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNIK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

# Örnek Q güncellemeleri



- $Q[s, a] = Q[s, a] + \alpha * (R + \gamma * max[Q(s', A)] Q[s, a])$
- $\alpha = 0.5 \gamma = 0.9$

İlk bölümler (durum 3 teyim, Left seçtim)

Q[3,L] = Q[3,L] + 0.5\*(10+0.9\*Max[Q(8,U),Q(8,D),Q(8,R),Q(8,L)]-Q(3,L))

Q[3,L] = 0 + 0.5 \* (10 + 0.9 \* Max [0, 0, 0, 0] - 0)

Q[3,L] = 5, benzer olarak Q[6,D] = 5

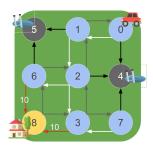
Sonraki bölümler (durum 2 deyim, Left seçtim)

Q[2,L] = Q[2,L] + 0.5\*(0+0.9\*Max[Q(6,U),Q(6,D),Q(6,R),Q(6,L)]-Q(2,L))

Q[2,L] = 0 + 0.5 \* (0 + 0.9 \* Max [0, 5, 0, 0] - 0)

Q[2,L] = 2.25, benzer olarak Q[2,D] = 2.25 ve Q[7,L] = 2.25

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

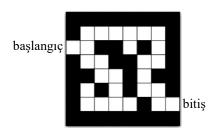


• Çukurlardan uzak durmak istersek?

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

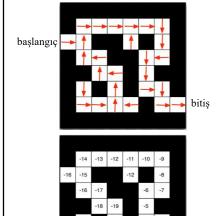
## Labirentten çıkış



- State / durum: ajanın konumu
- Actions / hareketler: her durumda 4 yön
- Reward / ödül: her adımda -1 (Birden fazla yol varsa ve en kısa yolu bulmak istersek)
- Policy / politika: her durumda en fazla ödülü kazandıran hareket
- Value / gelecek ödül

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

# Öğrenmemiz gereken



Oklar: s durumda en iyi value (gelecek ödül) ya sahip olan hareket

Gelecek ödüller

Mehmet Fatih AMASYALI Yapay Zeka Ders Notları

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ

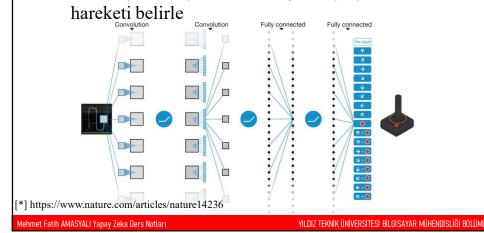
#### Yeni Durumlar

- Durum sayısı en başta bilinebilir (sabit boyutlu Q matrisi).
- Zaman içinde yeni durumlar (Q 'ya yeni satırlar) eklenebilir.
- Q-learning daha önce görmediği bir durumun değerini (value) bilemez, dolayısıyla yeni durumlara adapte olamaz
- Eğitim sürecinde görülmeyen (yeni) durum sayısı oyunlarda çok fazladır.
- Olası çözüm: yeni durumu eldekilerden birine benzet

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay 7eka Ders Notları

## Atari oyunları / deep Q-network

- Renkli bir ekranda olası durum sayısı ???
- Resmi (durumu) CNN'lerle işle, Q(s,a) ları /



## Kaynaklar ve ek okumalar

- https://www.kdnuggets.com/2018/03/5-things-reinforcement-learning.html
- http://www0.cs.ucl.ac.uk/staff/d.silver/web/Teaching\_files/intro\_RL.p df
- http://www0.cs.ucl.ac.uk/staff/d.silver/web/Teaching\_files/DP.pdf
- http://mnemstudio.org/path-finding-q-learning-tutorial.htm
- https://medium.freecodecamp.org/an-introduction-to-q-learning-reinforcement-learning-14ac0b4493cc
- https://medium.freecodecamp.org/a-brief-introduction-toreinforcement-learning-7799af5840db
- https://towardsdatascience.com/dqn-part-1-vanilla-deep-q-networks-6eb4a00febfb

Mehmet Fatih AMASYALI Yanay 7eka Ders Notları