

Makine Öğrenmesine Giriş

T.C. Trakya Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi
Elektrik - Elektronik Mühendisliği Bölümü
Kontrol Anabilim Dalı

Dr. Öğr. Üyesi Işık İlber Sirmatel

sirmatel.github.io/teaching/EEE126/

Kaynaklar (sources)

- 1) *Introduction to Data Science*
- 2) *Introduction to Data Intensive Engineering*

Steve Brunton

www.youtube.com/@Eigensteve

Konu listesi

1. Temel kavramlar
2. Yöntemler ve prosedür
3. Yapay sinir ağları
4. Uygulamalar

Bölüm 1

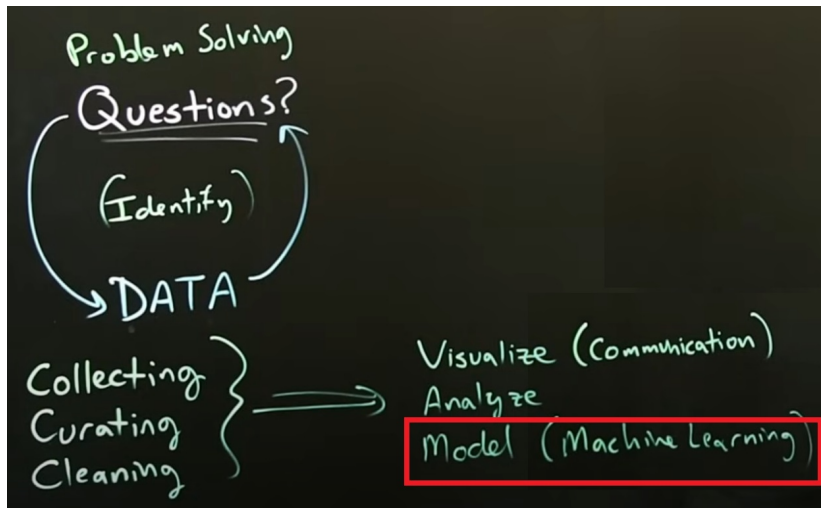
Temel kavramlar

Bilim ve teknolojide dört paradigma

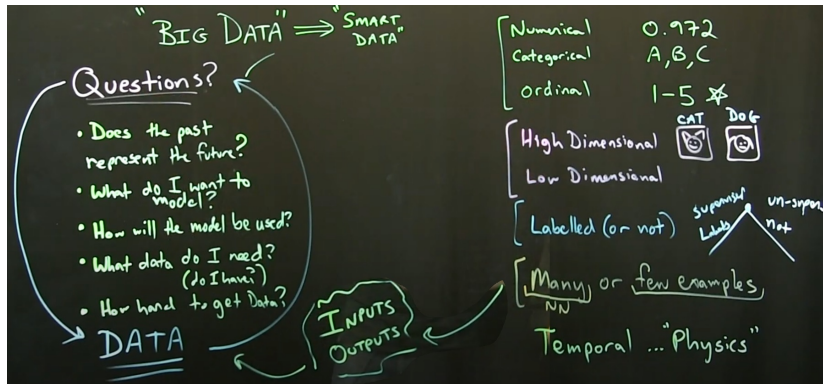
1. teori (matematik, analitik yöntemler, ...)
2. deney
3. hesaplama (simülasyon, sayısal yöntemler, ...)
4. **veri (veri bilimi, veri-güdümlü (*data-driven*) bilim ve mühendislik, makine öğrenmesi, ...)**

kaynak: *The Fourth Paradigm: Data-intensive Scientific Discovery*. Tony Hey, Kristin Michele Tolle, Stewart Tansley

Veri bilimi nedir?



Veri kategorileri



Makine öğrenmesi - Genel bakış

yapılan iş açısından:

makine öğrenmesi = optimizasyon
kullanarak, veriden “**veriyle gelişen**”
modeller kurmak

branşlar açısından:

makine öğrenmesi =
doğrusal cebir + optimizasyon + istatistik

Modeller ve makine öğrenmesi

modellemede iki yaklaşım:

1) model doğrudan insan uzmanlar tarafından geliştirilir

2) insan uzmanlar **makine öğrenmesi** çerçevesini oluşturur, model bu çerçeve tarafından veri kullanarak geliştirilir

Modeller ve makine öğrenmesi

örnek: satranç oynayan yazılım

Deep Blue, IBM, 1995
(kural-tabanlı)



kaynak (source): [James the photographer](#),
CC BY 2.0

AlphaZero, DeepMind, 2017
(**pekiştirmeli öğrenme**
(*reinforcement learning*))



kaynak (source): [Science](#), Aralık 2018

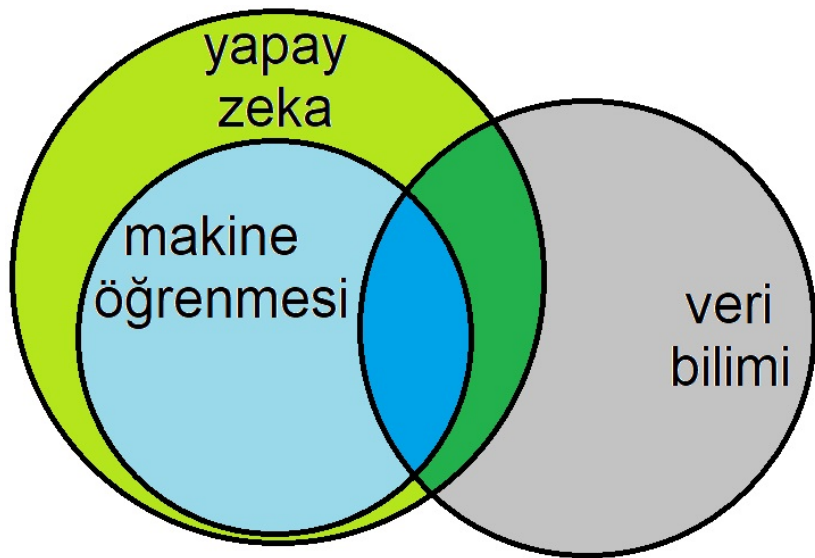
Makine öğrenmesiyle amaçladıklarımız

makine öğrenmesiyle kurduğumuz modeller

- ▶ gelecekte yararlı (geçmiş veriye dayalı olarak geliştiriyoruz, ancak gelecekte kullanılacak):
 - isabetli (oluşturduğu sonuçlar/öngörüler doğru olsun)
 - hızlı (sonuçları/öngörülerini hızlı oluştursun)
- ▶ **genelleştirilebilir** (*generalizable*) (örnek: $F = ma$)
- ▶ **yorumlanabilir/açıklanabilir** (*interpretable/explainable*)
- ▶ **doğrulanabilir/garanti edilebilir** (*certifiable/guaranteeable*)

olsun isteriz

Yapay zeka, makine öğrenmesi, veri bilimi



Bölüm 2

Yöntemler ve prosedür

Makine öğrenmesi ve optimizasyon

MACHINE LEARNING: MODELS FROM DATA VIA OPTIMIZATION

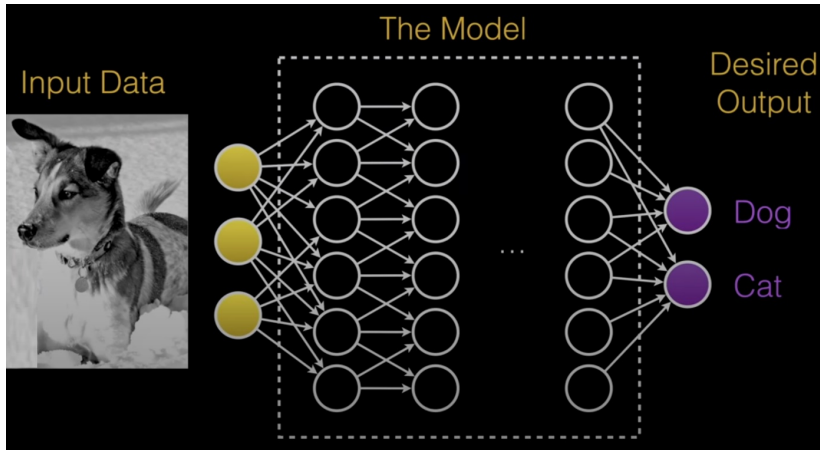
Engineering Tasks:

- ▶ Modeling
- ▶ Design
- ▶ Sensor placement
- ▶ State estimation
- ▶ Feedback Control

Optimization Problems:

- ▶ Nonlinear
- ▶ Multiscale
- ▶ High-dimensional
- ▶ Non-convex

Model nedir?

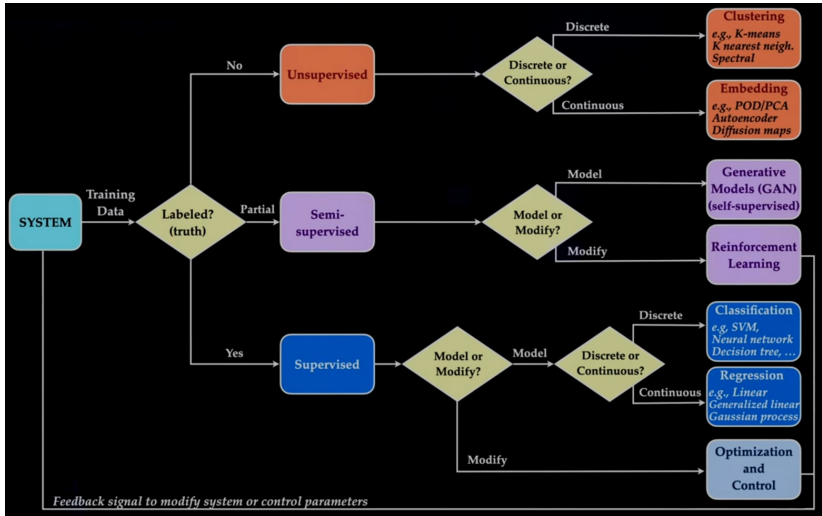


matematiksel olarak: model, bir fonksiyondur

$$y = f(x)$$

x : giriş, y : çıkış, f : model

Makine öğrenmesi - Yöntem seçimi



Makine öğrenmesi prosedürü

1. DECIDE ON OBJECTIVE

(What are we modeling?)

2. CURATE DATA

(WHAT DATA WILL INFORM THE MODEL?)

3. DESIGN AN ARCHITECTURE

(RNN, AUTOENCODER, DMD, SINDY?)

4. CRAFT A LOSS FUNCTION

(WHAT MODELS ARE “GOOD”?)

5. EMPLOY OPTIMIZATION

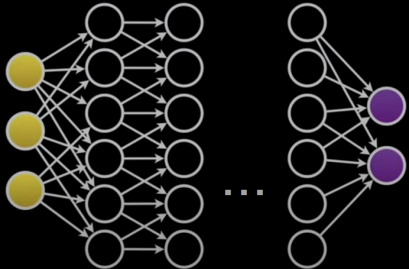
(WHAT ALGORITHMS TO TRAIN MODEL?)

Bölüm 3

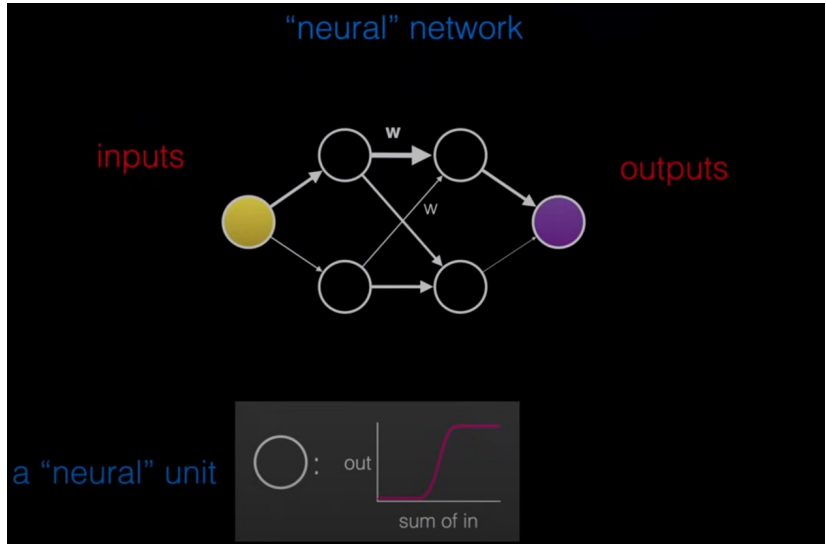
Yapay sinir ağları

Genel bakış

- **Expressive**
- **Arbitrary function approximation**
- **Perceptron in 1958 [Rosenblatt]**
- **ImageNet in 2012**



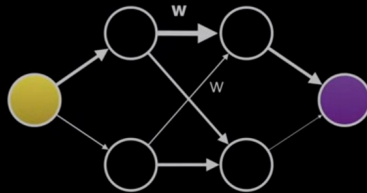
Sinir ağı (*neural network*, NN) nedir?



Sinir birimi

“neural” network

inputs



outputs

sigmoid

ReLU

a “neural” unit



:

out



sum of in



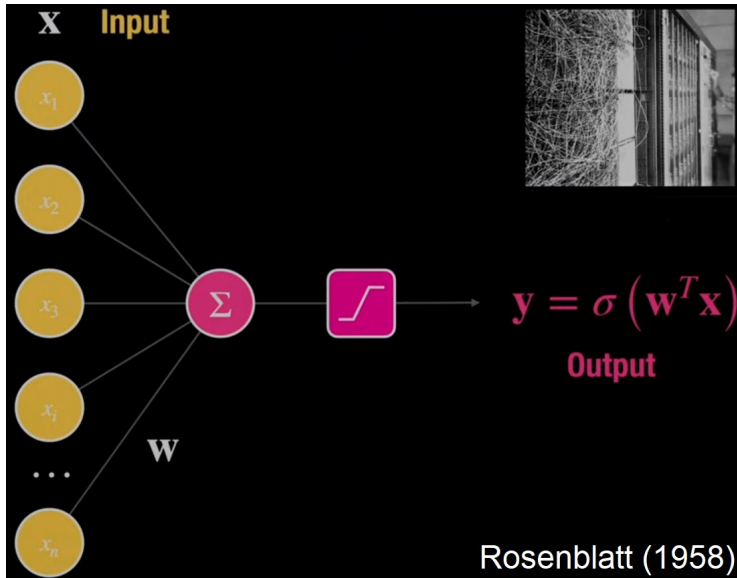
:

out

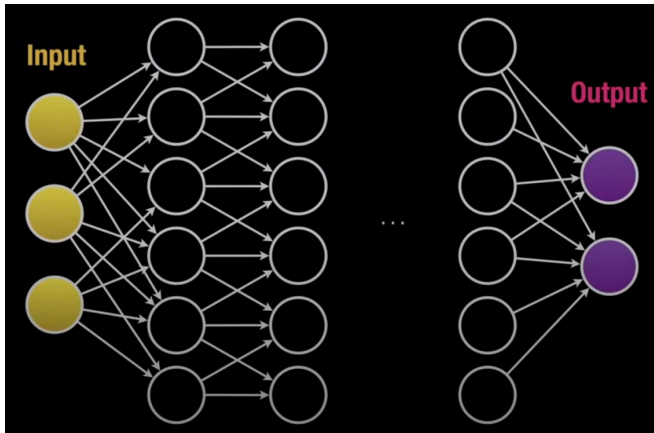


sum of in

Perseptron (bir katmanlı NN)

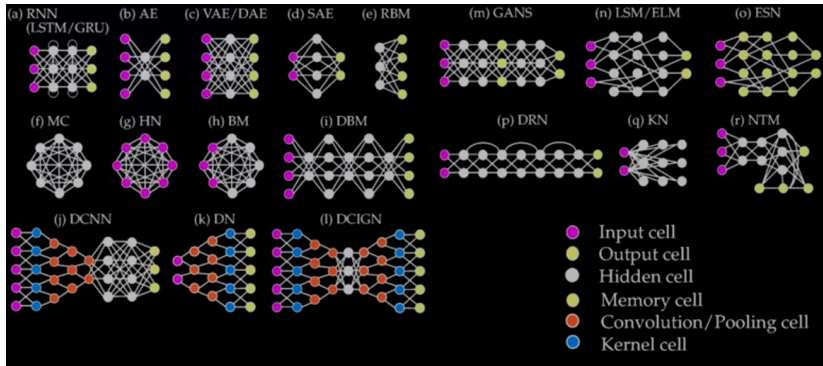


Derin sinir ağı (çok katmanlı NN)



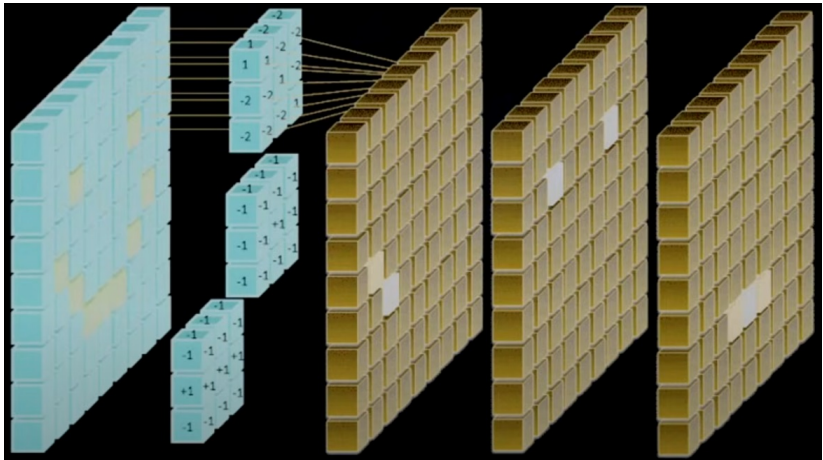
- ▶ derinlik → çok karmaşık fonksiyonları temsil edebilir
- ▶ çok büyük miktarda veri gerektirir
- ▶ çok güçlü bilgisayarlar gerektirir

Sinir ağı mimarileri



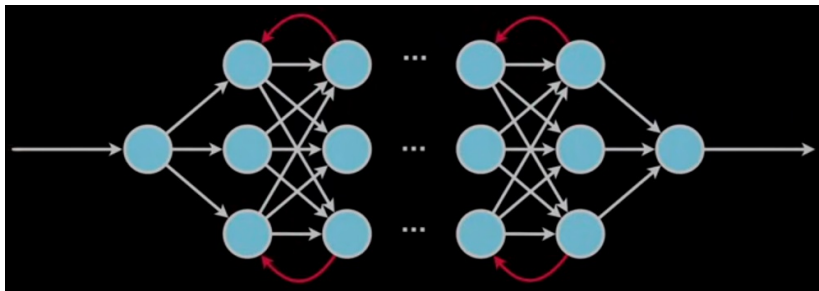
- farklı problemler için farklı mimariler kullanmak gerekir
- hangi problem için hangi mimarinin seçilmesi gerektiği tam olarak belli değil (araştırma konusu)

Evrimsel sinir ağı (convolutional NN)



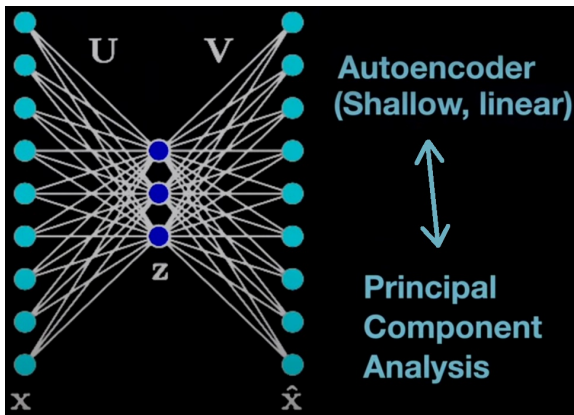
- ▶ **ötelenmeye göre değişimsizlik** (*translational invariance*) özelliği olan veri → CNN
- ▶ yaygın uygulama: görüntü

Yinelgen sinir ağı (recurrent NN)



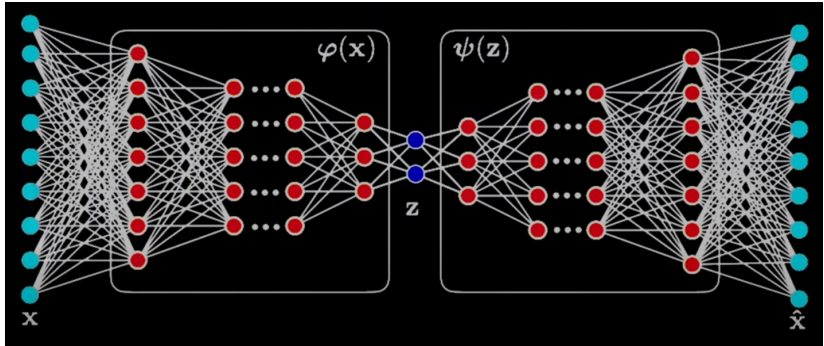
- ▶ zamanla değişme/gelişme özelliği olan veri → RNN
- ▶ aşağı yöndeki katmanlardan yukarı yöndeki katmanlara geribesleme vardır → hafıza özelliği
- ▶ yaygın uygulamalar: ses; diferansiyel denklemlerle modellenebilecek sistemlerden gelen veri (genel olarak: **zamansal** (*temporal*) veri)

Özkodlayıcı ağı (sığ, doğrusal)



- çok yüksek boyutlu veride düşük boyutlu bir yapı olduğunu düşünüyorsak (örneğin, normalde **temel bileşenler analizi** (*principal components analysis* (PCA)) kullanılabilecek uygulamalarda) → özkodlayıcı ağı
- sığ ve doğrusal özkodlayıcı ağı $\leftrightarrow$ PCA

Özkodlayıcı ağı (derin, doğrusal olmayan)

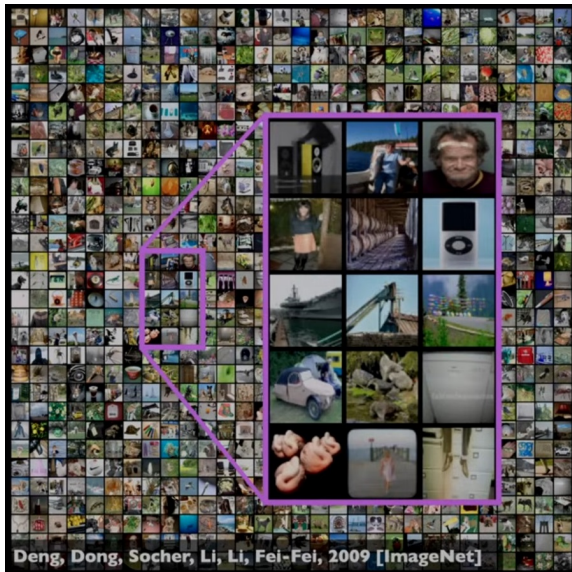


- ▶ PCA'nın doğrusal olmayan **genelleştirmesidir** (*generalization*)
- ▶ yorumlanabilme özelliği vardır
- ▶ fizik/mühendislik uygulamalarında yararlı olabilir

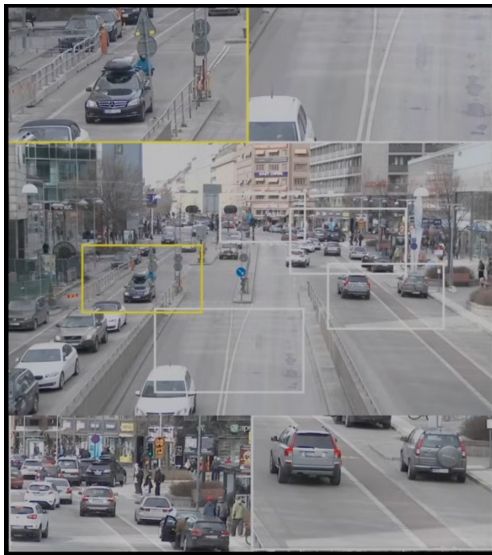
Bölüm 4

Uygulamalar

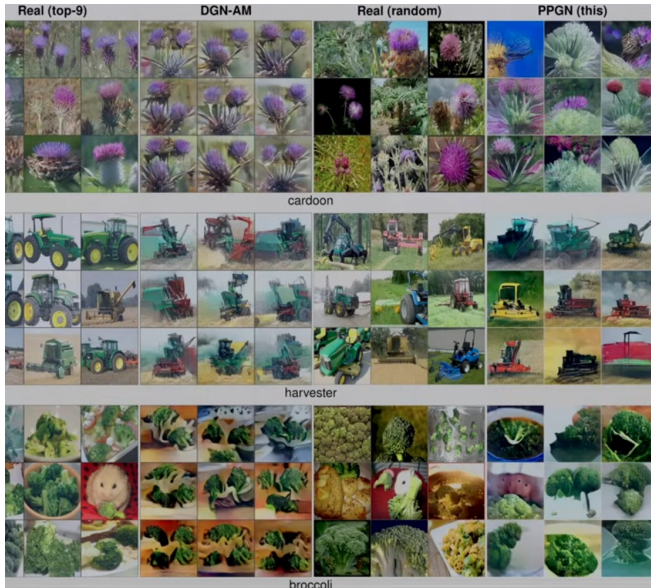
Görüntü sınıflandırma (classification)



Gözetleme (surveillance)

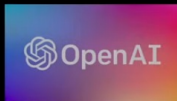


Görüntü oluşturma



Büyük dil modelleri (LLMs)

Samuel Taylor Coleridge



Stephen Marche, The New Yorker April 30, 2021.
<https://www.newyorker.com/culture/cultural-comment/the-computers-are-getting-better-at-writing>

In Xanadu did Kubla Khan
A stately pleasure-dome decree:
Where Alph, the sacred river, ran
Through caverns measureless to man
Down to a sunless sea.
The old Moon shook her silver tresses
The new Moon bow'd her golden horns:
While all the stars that round her burn'd,
Bow'd to the ground and based their fires.
To the one ever-branching cloud
That blew and drifted—blow and drift;
To the one moon that alone swung,
Colossal, glimmering, through the sky;
I bowed my head and half-believed
A dizzy spell had made me dream.
The tumult ceased, the clouds were torn,
The moon resumed her solemn course,
The stars were faint, the dawn was near,
And faintly from the distant sea
What seemed a misty-white and slender rod,
A phantom-wand, a beam of light,
It grew and grew to a towering spire,
A seraph-wand, a sun-bright sail.

Bilgisayar oyunları



Robotik



Reinforcement Learning: Policy after 15 Trials

Kober, J.; Peters, J.; Learning Motor Primitives in Robotics