



## یادگیری عمیق

جلسه ۶

# مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق

Introduction to Deep Learning

کاظم فولادی قلعه

دانشکده مهندسی، پردیس فارابی

دانشگاه تهران

<http://courses.fouladi.ir/deep>

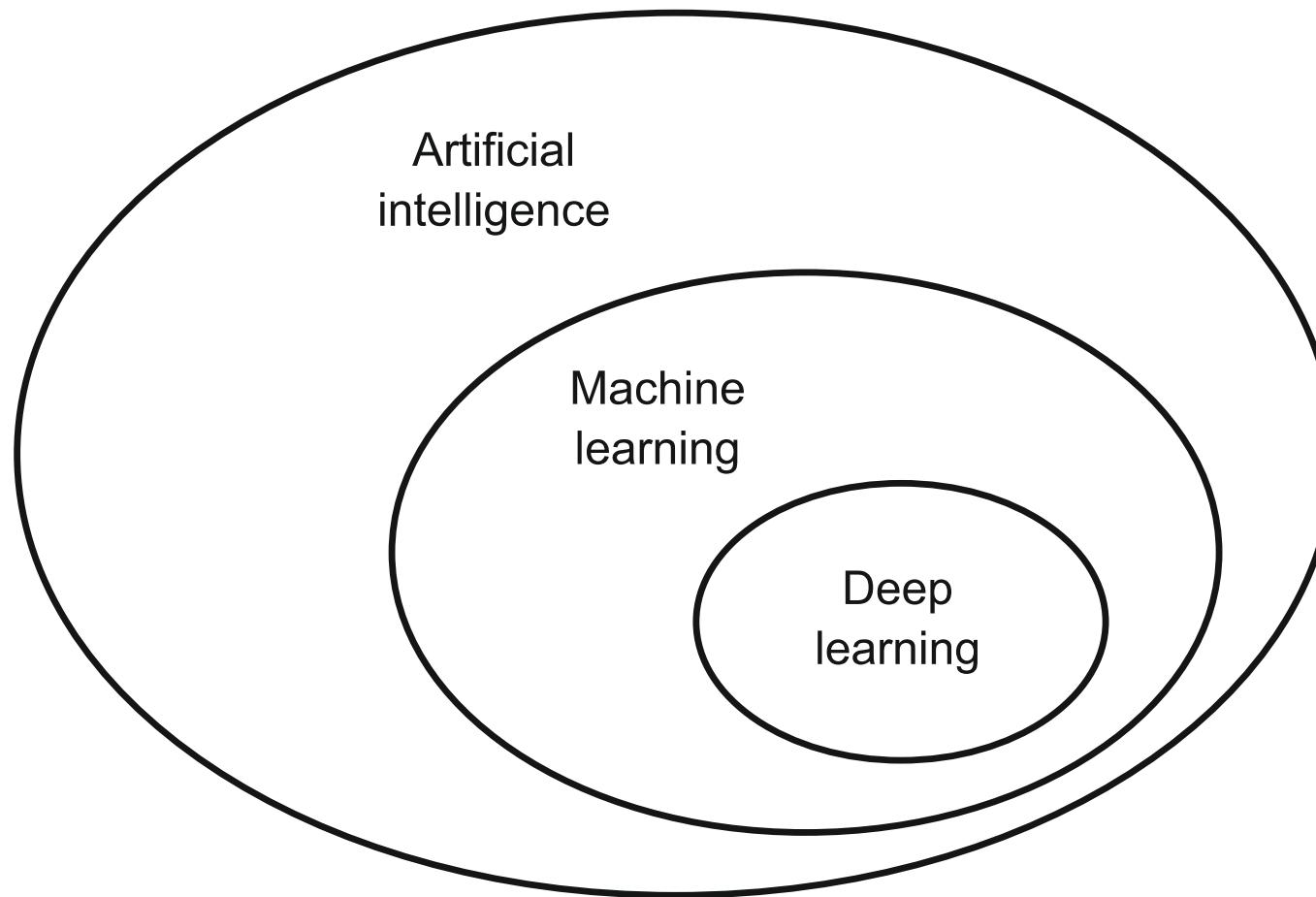
مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق

۱

# هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی، یادگیری عمیق

## هوش مصنوعی - یادگیری ماشینی - یادگیری عمیق

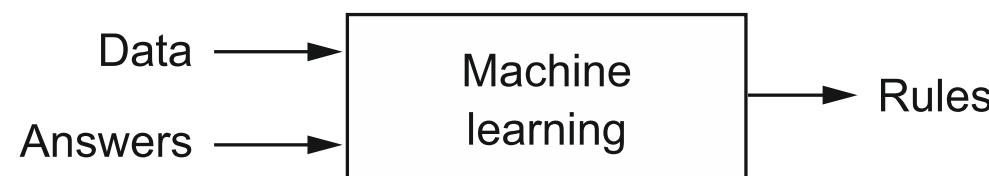
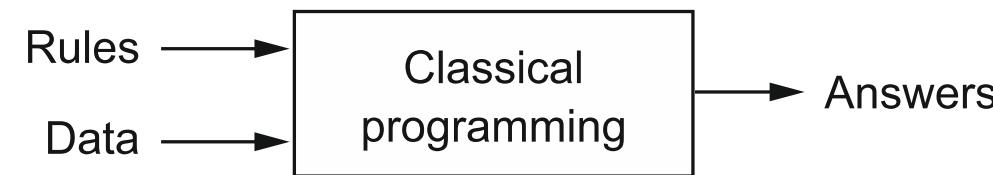
### ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MACHINE LEARNING, AND DEEP LEARNING



## یادگیری ماشینی

### MACHINE LEARNING

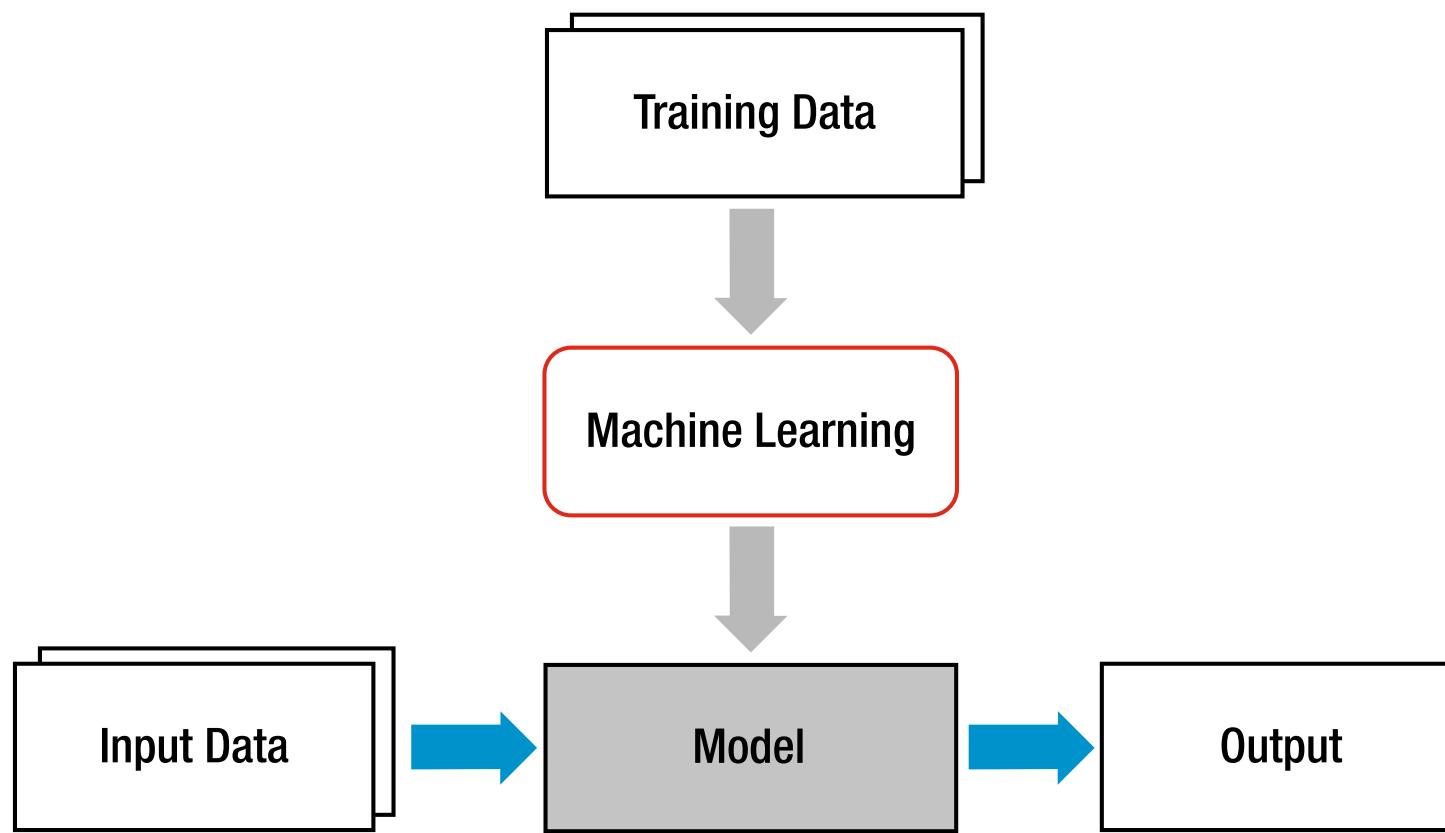
در برنامه‌نویسی کلاسیک (پارادایم هوش مصنوعی نمادین)، قواعد (یک برنامه) و داده‌هایی که باید بر اساس این قواعد پردازش شوند، توسط انسان‌ها وارد می‌شوند و در خروجی پاسخ‌ها حاصل می‌شوند.



در یادگیری ماشینی، انسان‌ها، داده‌ها به همراه پاسخ‌هایی که در مقابل آن داده‌ها انتظار می‌رود را وارد می‌کنند و در خروجی قواعد حاصل می‌شوند. این قواعد سپس می‌توانند به داده‌های جدید اعمال شوند تا پاسخ‌های اصلی تولید شوند.

## یادگیری ماشینی

استفاده از مدل حاصل از یادگیری ماشینی



## ملزومات یادگیری ماشینی

### MACHINE LEARNING REQUIREMENTS

نقاط داده‌ی ورودی	داده‌های ورودی <i>Input Data</i>
مثال‌هایی از خروجی مورد انتظار به‌ازای هر نقطه‌ی ورودی	خروجی مورد انتظار <i>Expected Output</i>
روشی برای اندازه‌گیری اینکه آیا الگوریتم به خوبی کار می‌کند یا خیر	معیار ارزیابی <i>Evaluation Measure</i>

ملزومات یادگیری ماشینی  
*Machine Learning Requirements*

با استفاده از معیار ارزیابی،  
فاصله‌ی بین خروجی فعلی الگوریتم و خروجی مورد انتظار آن سنجش می‌شود.  
این اندازه‌گیری به عنوان سیگنال فیدبک برای تنظیم رفتار الگوریتم استفاده می‌شود.  
این گام تنظیم، چیزی است که به آن **یادگیری** می‌گوییم.

## یادگیری بازنمایی از داده‌ها

### LEARNING REPRESENTATION FROM DATA

مسئله‌ی مرکزی در یادگیری ماشینی:

تبدیل داده‌ها به طور معنادار

(یادگیری **بازنمایی**‌های مفید از داده‌های ورودی موجود) =

آن بازنمایی ورودی که ما را به خروجی مورد انتظار نزدیک‌تر کند.

شیوه‌ای متفاوت برای نگاه کردن به داده‌ها

(*Encoding*: کدگذاری)

بازنمایی

*Representation*

برخی وظایف که انجام آنها در یک بازنمایی می‌تواند دشوار باشد،  
ممکن است در بازنمایی دیگر ساده باشد.

# یادگیری بازنمایی از داده‌ها

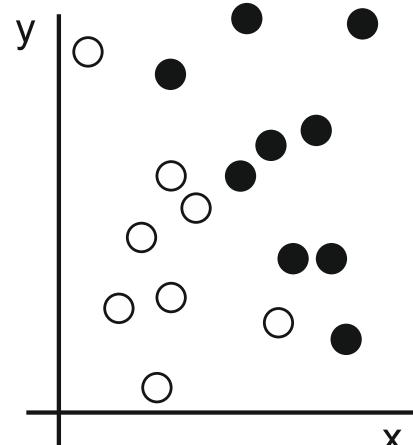
## بازنمایی

### REPRESENTATION

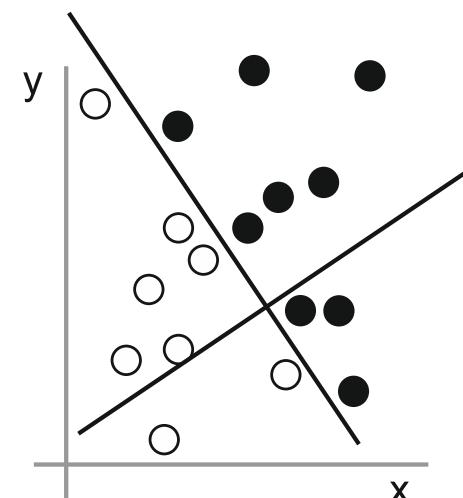
**مثال: طبقه‌بندی** داده‌های ورودی به سفید و سیاه

- ورودی: مختصات نقاط  $(x, y)$
- خروجی مورد انتظار: رنگ نقاط (سفید / سیاه)
- معیار ارزیابی: درصد نقاطی که به درستی طبقه‌بندی شده‌اند.

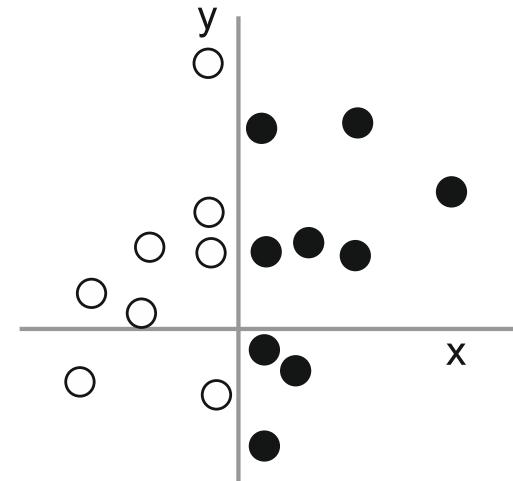
1: Raw data



2: Coordinate change



3: Better representation

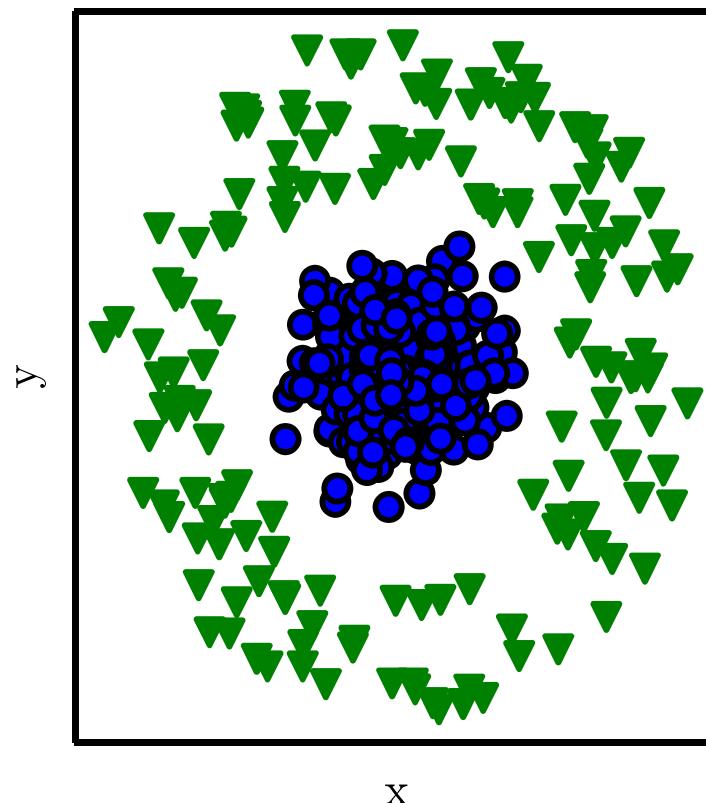


## یادگیری بازنمایی از داده‌ها

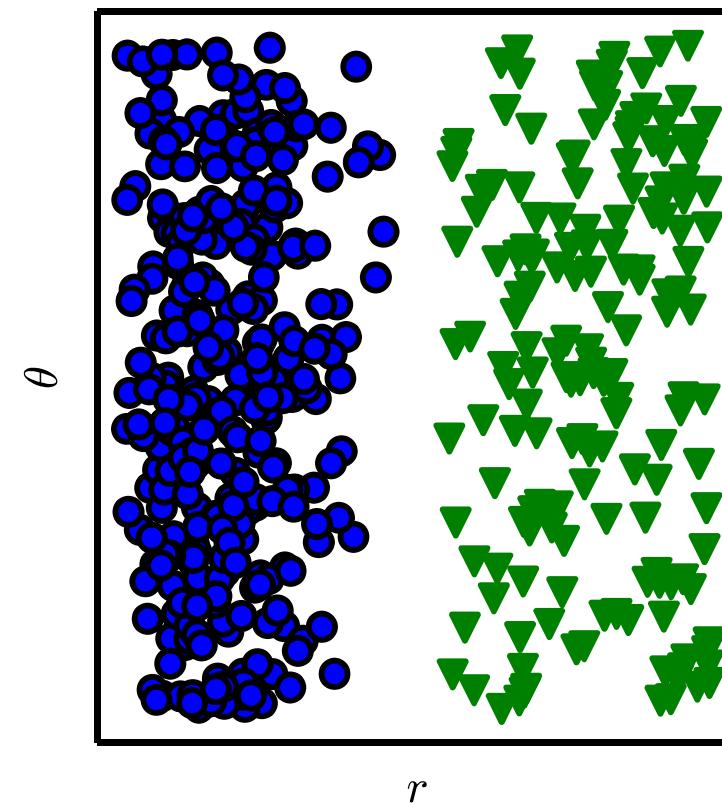
بازنمایی

REPRESENTATION

Cartesian coordinates



Polar coordinates



## یادگیری بازنمایی از داده‌ها

یادگیری بازنمایی

### REPRESENTATION LEARNING

الگوریتم‌های یادگیری ماشینی در یافتن تبدیل‌ها معمولاً خلاقانه عمل نمی‌کنند؛ بلکه بر روی یک مجموعه‌ی از پیش‌تعریف شده از عملیات جستجو می‌کنند:  
**(فضای فرضیه‌ها : hypothesis space)**

آنچه الگوریتم‌های یادگیری ماشینی به لحاظ تکنیکی انجام می‌دهند:

جستجو به دنبال بازنمایی‌های مفید از یک مجموعه داده‌ی ورودی،  
از میان یک فضای از پیش‌تعریف شده از حالت‌های ممکن،  
با استفاده از راهنمایی‌های دریافت شده از یک سیگنال فیدبک.

## یادگیری عمیق

### DEEP LEARNING

#### یادگیری عمیق *Deep Learning*

یادگیری عمیق، یک زیرحوزه‌ی خاص از یادگیری ماشینی است:

گونه‌ای جدید از یادگیری «بازنمایی از داده‌ها»  
که بر یادگیری لایه‌های متوالی از بازنمایی‌های معنادار تاکید می‌کند.

عمق مدل تعداد لایه‌هایی است که در مدل داده‌ها به کار می‌رود.

عمق  
*Depth*

در یادگیری عمیق، بازنمایی‌های لایه‌ها (تقریباً همیشه) از طریق مدل‌هایی که شبکه‌های عصبی نامیده می‌شوند، یاد گرفته می‌شوند.

## یادگیری عمیق

نامهای معادل

DEEP LEARNING

یادگیری عمیق  
*Deep Learning*

یادگیری بازنمایی‌های لایه‌ای  
*Layered Representations Learning*

یادگیری بازنمایی‌های سلسله‌مراتبی  
*Hierarchical Representations Learning*

## یادگیری عمیق

یادگیری عمیق در مقابل یادگیری کم عمق

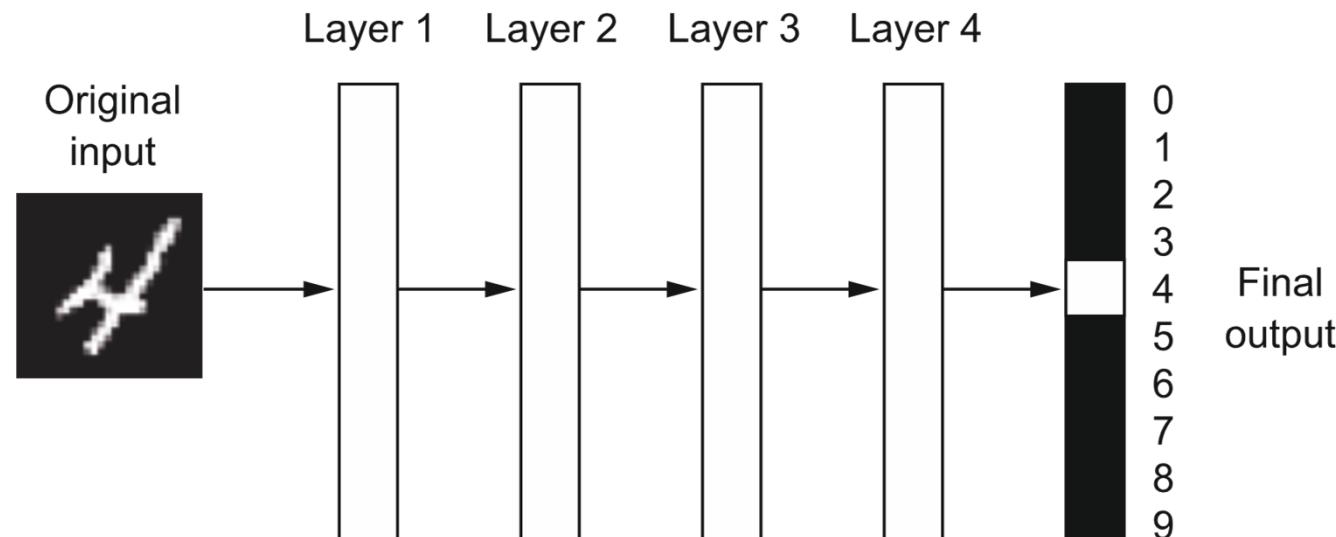


مدل‌هایی که شامل یک یا دو  
لایه‌ی متوالی برای بازنمایی هستند.

مدل‌هایی که شامل ددها و صدها  
لایه‌ی متوالی برای بازنمایی هستند.

## یادگیری عمیق

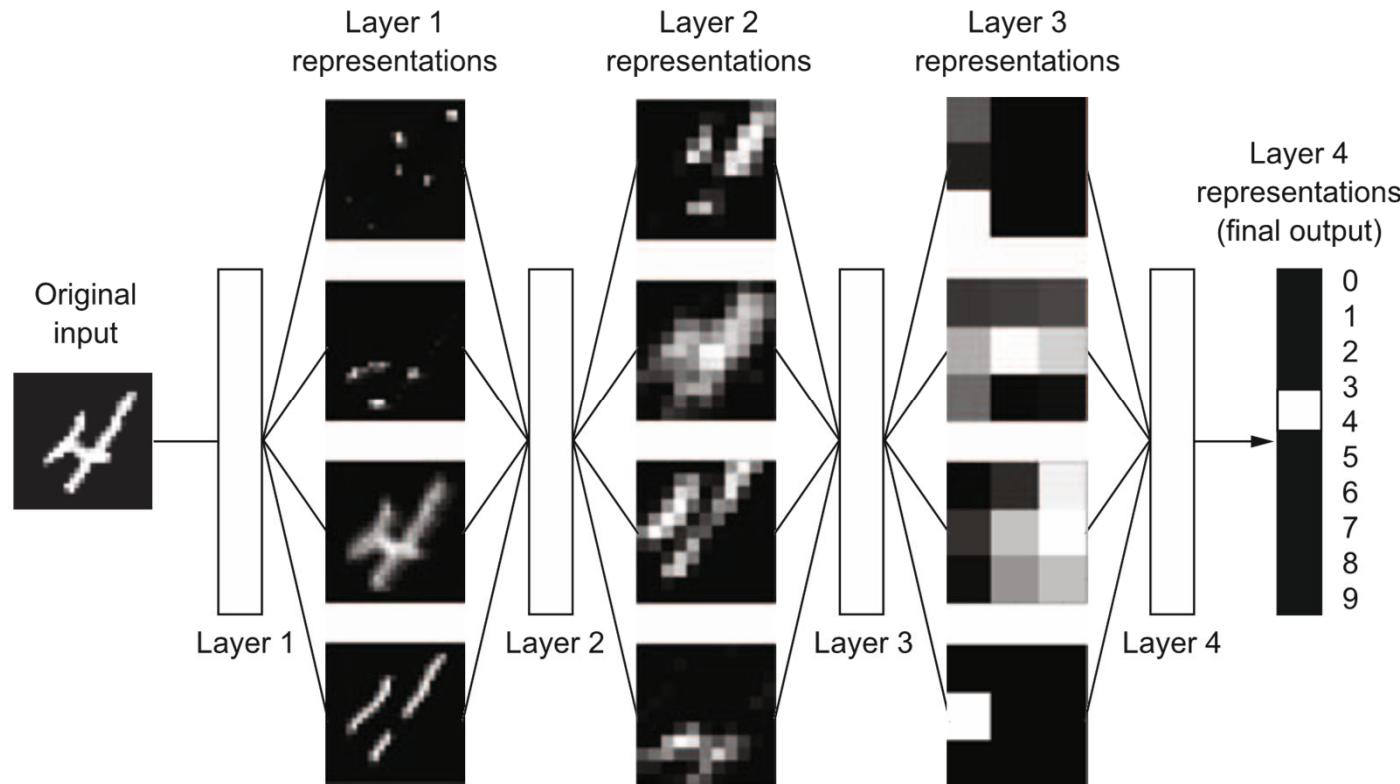
یادگیری بازنمایی داده‌ها از طریق لایه‌ها در یادگیری عمیق



یک شبکه‌ی عصبی عمیق برای طبقه‌بندی ارقام

## یادگیری عمیق

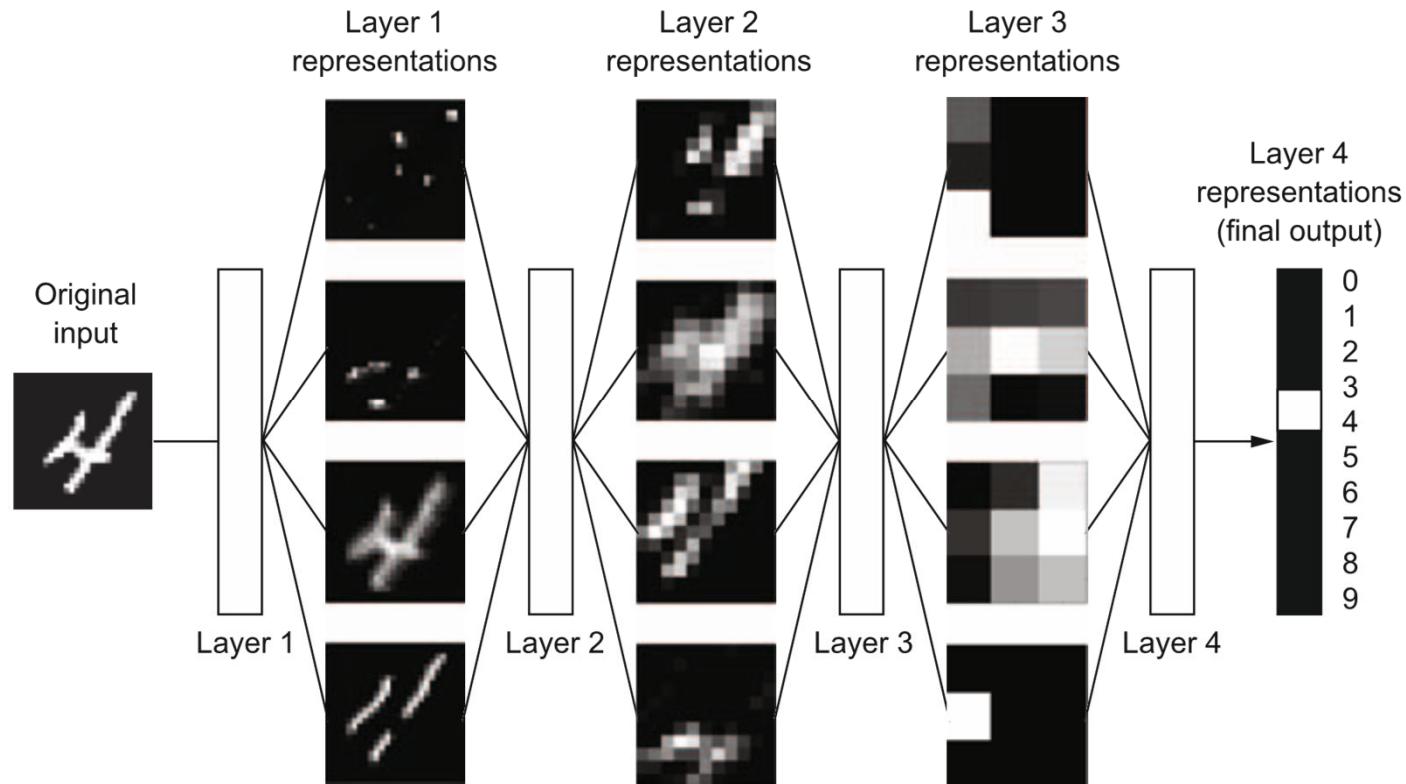
یادگیری بازنمایی داده‌ها از طریق لایه‌ها در یادگیری عمیق



شبکه، تصویر رقم را به بازنمایی‌هایی تبدیل می‌کند که به‌طور فزاینده از تصویر اصلی متفاوت می‌شوند و به‌طور فزاینده در مورد نتیجه‌ی نهایی پر اطلاع‌تر می‌شوند.

## یادگیری عمیق

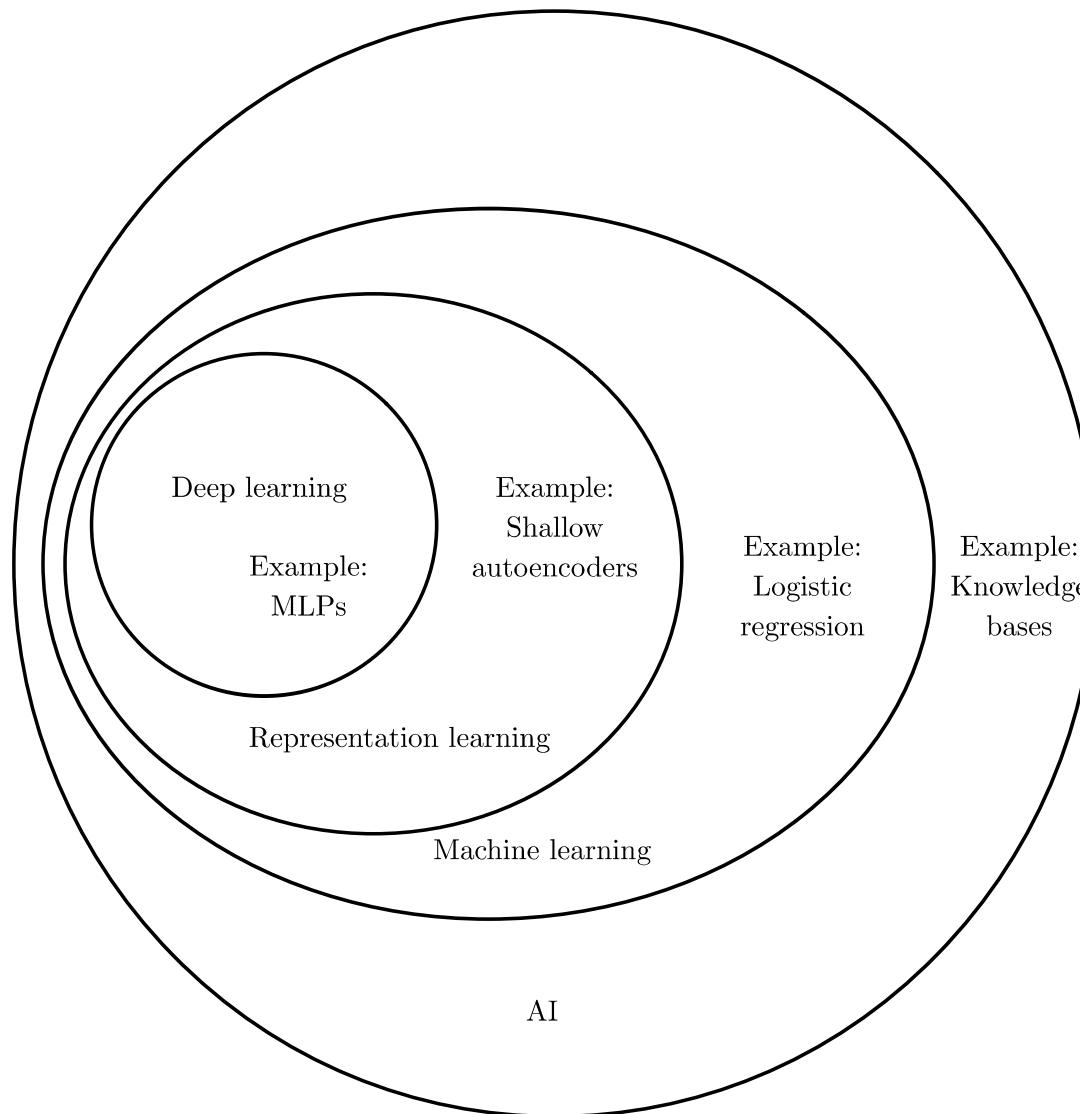
یادگیری بازنمایی داده‌ها از طریق لایه‌ها در یادگیری عمیق



می‌توان یک شبکه‌ی عمیق را به مثابه یک عملیات تصفیه‌ی اطلاعات چند مرحله‌ای دانست که در آن اطلاعات از فیلترهای متوالی عبور می‌کند و به‌طور فزاینده خالص‌تر می‌شود.

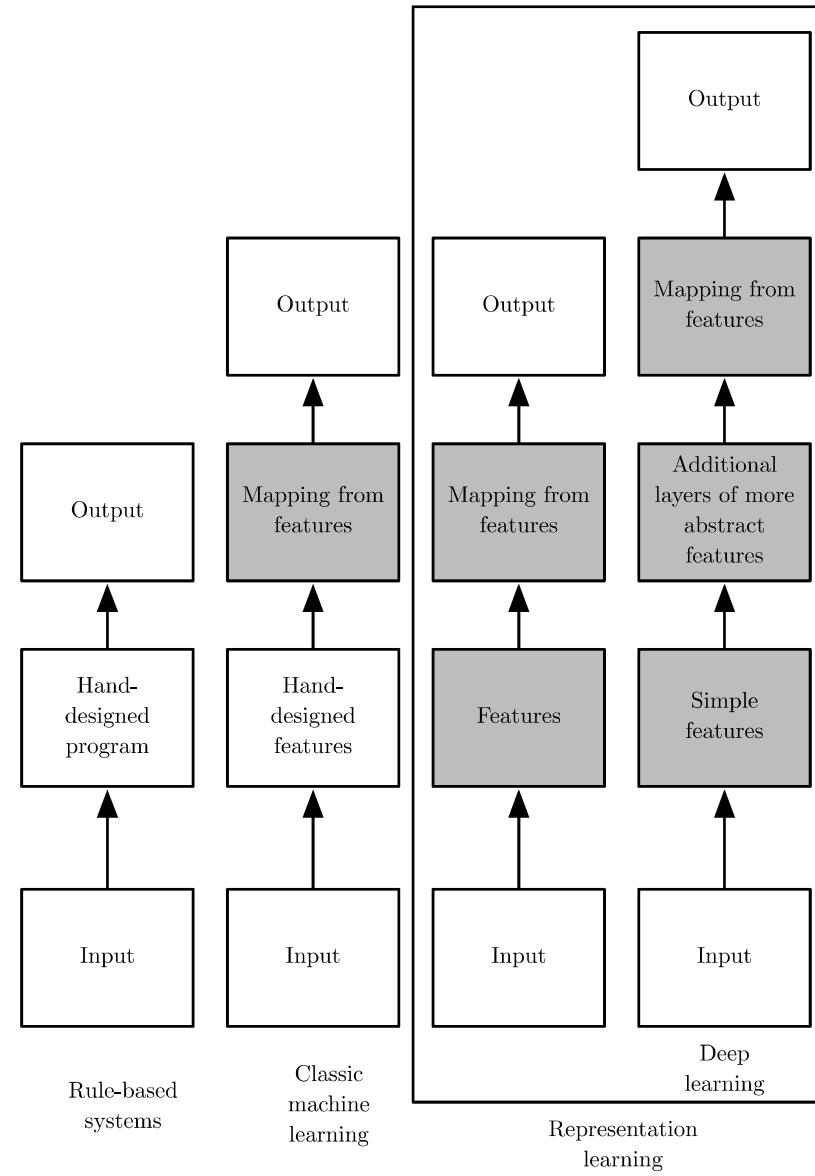
## یادگیری عمیق

زیرمجموعه‌ای از یادگیری بازنمایی



## یادگیری عمیق

### زیرمجموعه‌ای از یادگیری بازنمایی

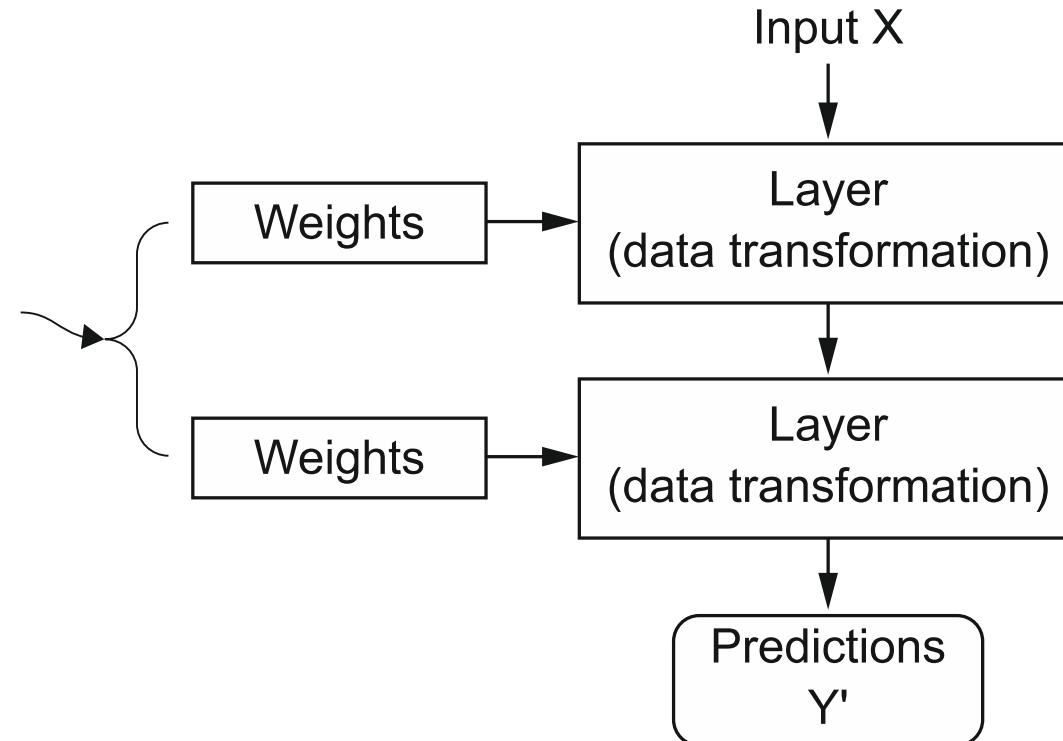


## یادگیری عمیق چگونه کار می‌کند

۱) یک شبکه‌ی عصبی با وزن‌های آن پارامتری‌سازی می‌شود

### HOW DEEP LEARNING WORKS

**Goal: finding the right values for these weights**



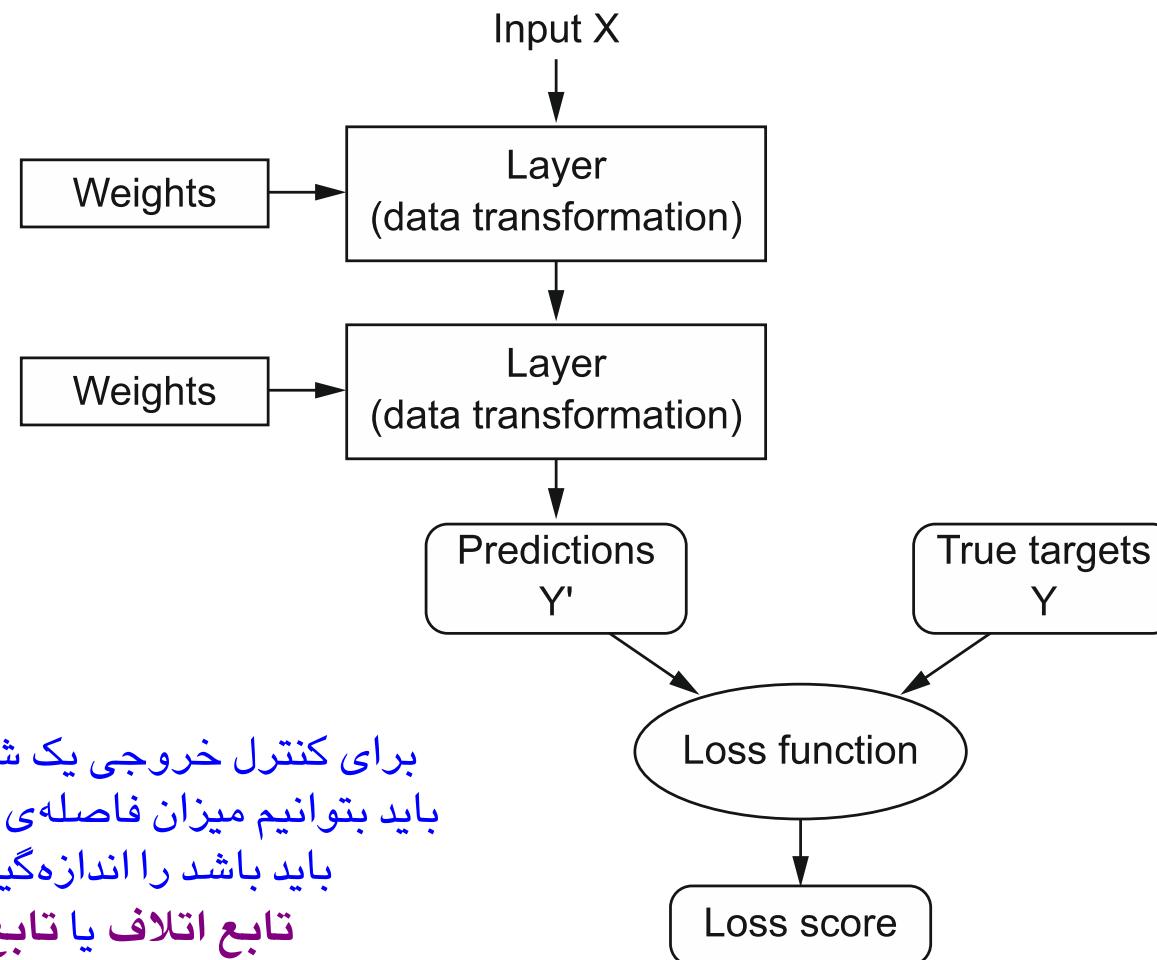
مشخص سازی اینکه یک لایه در مقابل داده‌های ورودی خود چه کاری انجام می‌دهد، در قالب وزن‌های آن لایه، ذخیره می‌شود.  
یک لایه با وزن‌های آن پارامتری‌سازی می‌شود.

در اینجا معنای یادگیری می‌شود: یافتن مجموعه‌ای از مقادیر برای وزن‌های تمام لایه‌های شبکه

## یادگیری عمیق چگونه کار می‌کند

۲) تابع اتلاف، کیفیت خروجی شبکه را اندازه‌گیری می‌کند

### HOW DEEP LEARNING WORKS

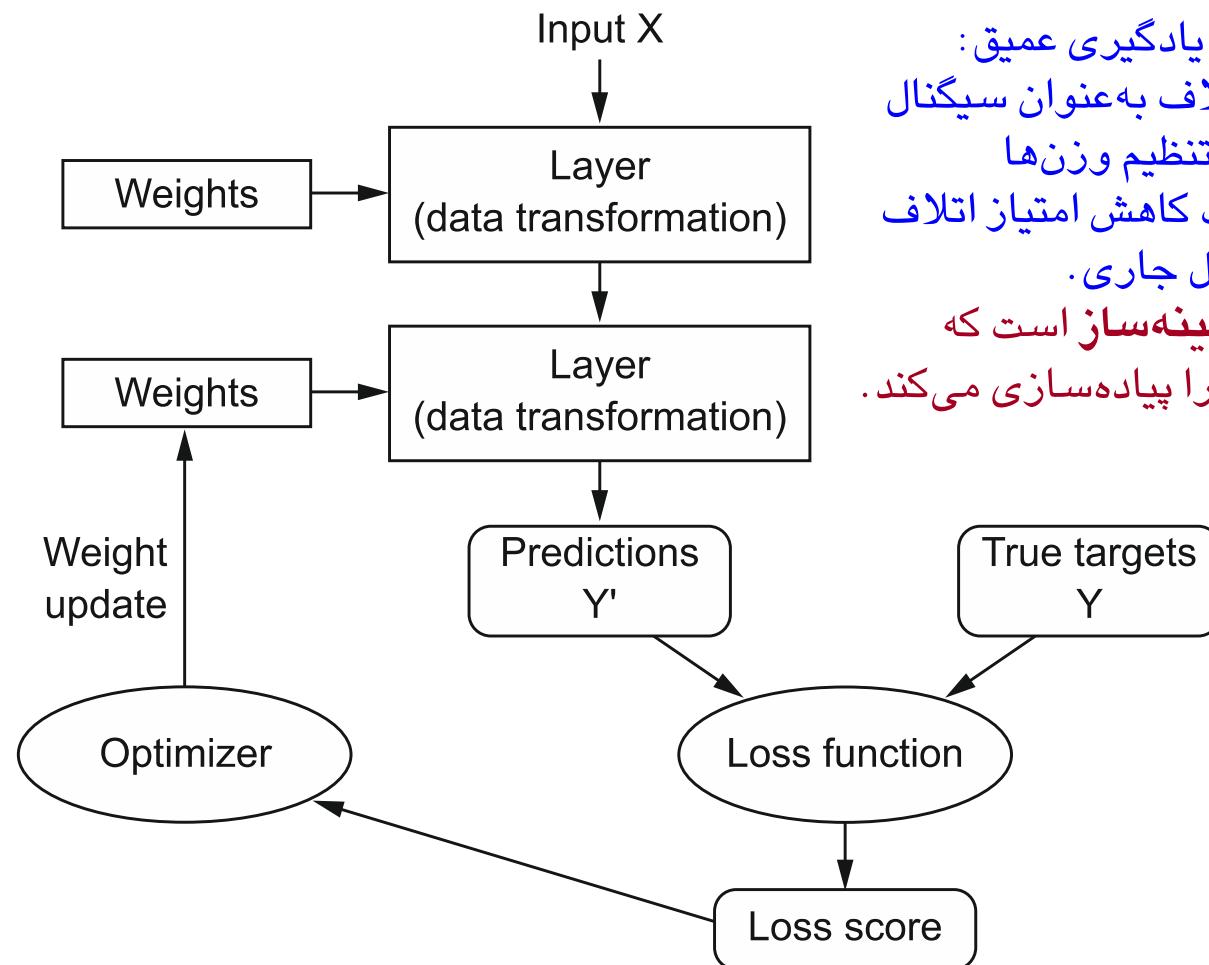


برای کنترل خروجی یک شبکه‌ی عصبی،  
باید بتوانیم میزان فاصله‌ی خروجی با آنچه  
باید باشد را اندازه‌گیری کنیم:  
**تابع اتلاف یا تابع هدف**

## یادگیری عمیق چگونه کار می‌کند

۳) مقادیر اتلاف به عنوان یک سیگنال فیدبک برای تنظیم وزن‌ها استفاده می‌شوند

### HOW DEEP LEARNING WORKS



ترفند اصلی در یادگیری عمیق:  
استفاده از مقدار اتلاف به عنوان سیگنال  
فیدبک برای تنظیم وزن‌ها  
به مقدار کم، در جهت کاهش امتیاز اتلاف  
برای مثال جاری.  
این تنظیم کار بهینه‌ساز است که  
الگوریتم پس انتشار را پیاده‌سازی می‌کند.

## آنچه یادگیری عمیق تاکنون به آن دست یافته است

- Near-human-level **image classification**
- Near-human-level **speech recognition**
- Near-human-level **handwriting transcription**
- Improved machine translation
- Improved **text-to-speech** conversion
- Digital assistants such as Google Now and Amazon Alexa
- Near-human-level **autonomous driving**
- Improved **ad targeting**, as used by Google, Baidu, and Bing
- Improved **search** results on the web
- Ability to **answer natural-language questions**
- Superhuman Go playing

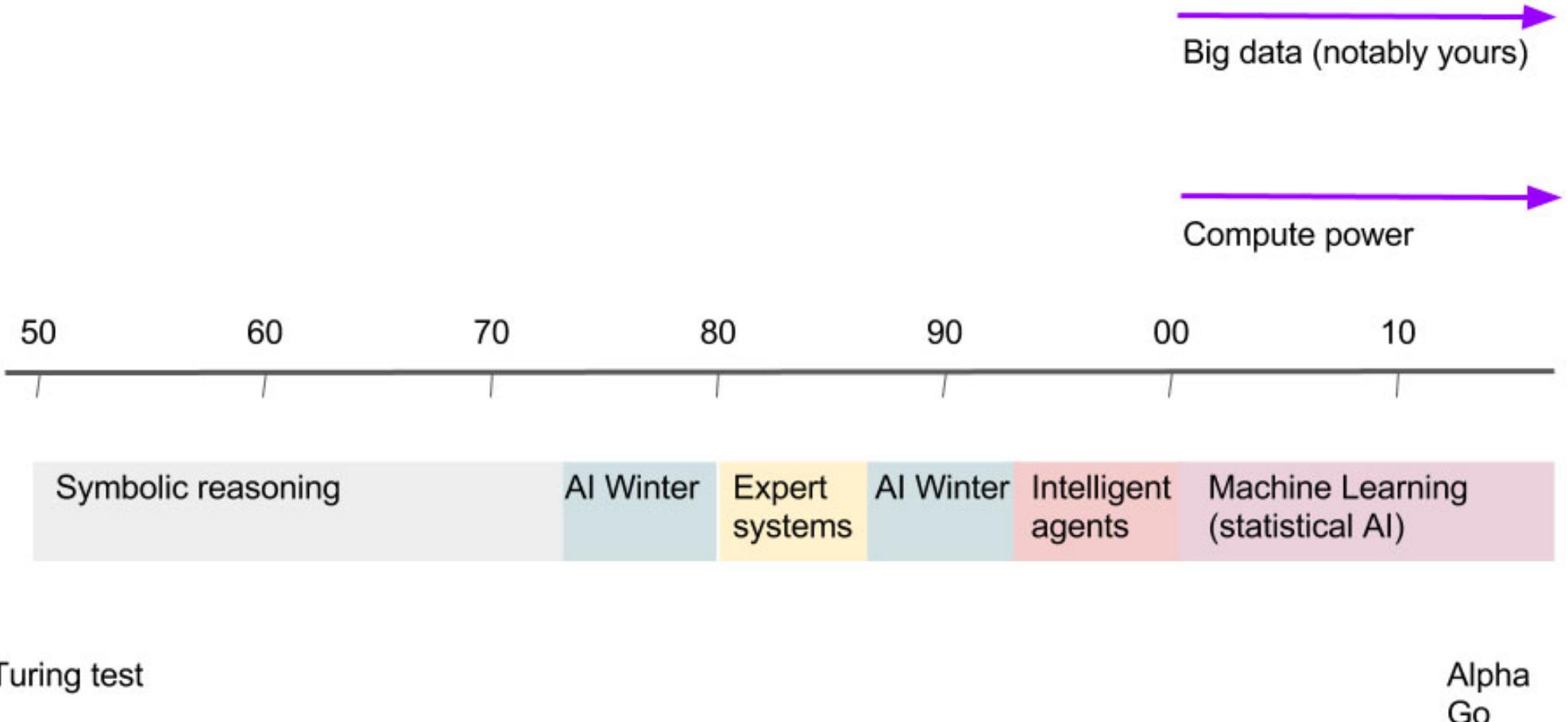
## ادعاهای گزارفته کوتاه‌مدت در مورد یادگیری عمیق را باور نکنید!

### DON'T BELIEVE THE SHORT-TERM HYPE

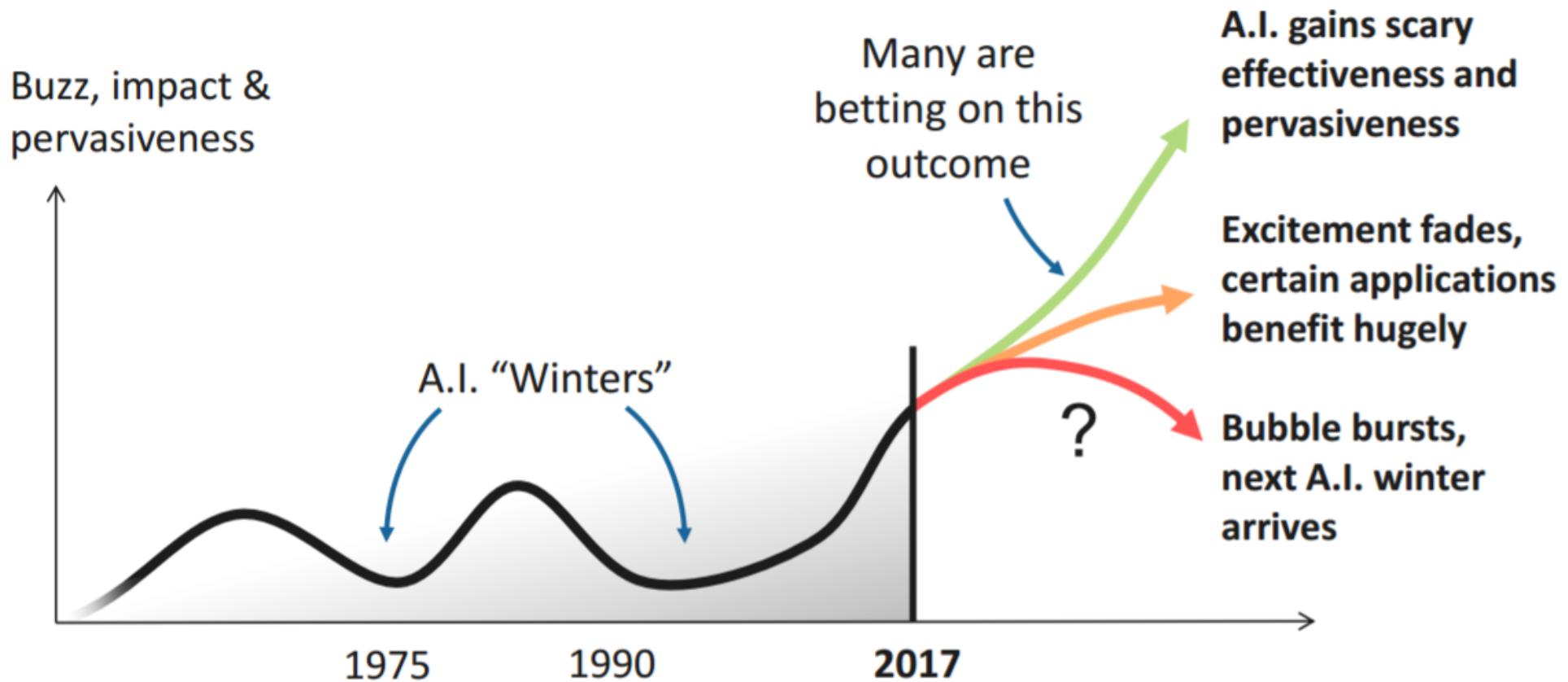
اگرچه یادگیری عمیق به دستاوردهای قابل توجهی در سال‌های اخیر منجر شده است،  
اما نباید انتظاراتمان برای پیشرفت‌های کوتاه‌مدت را بالا ببریم.



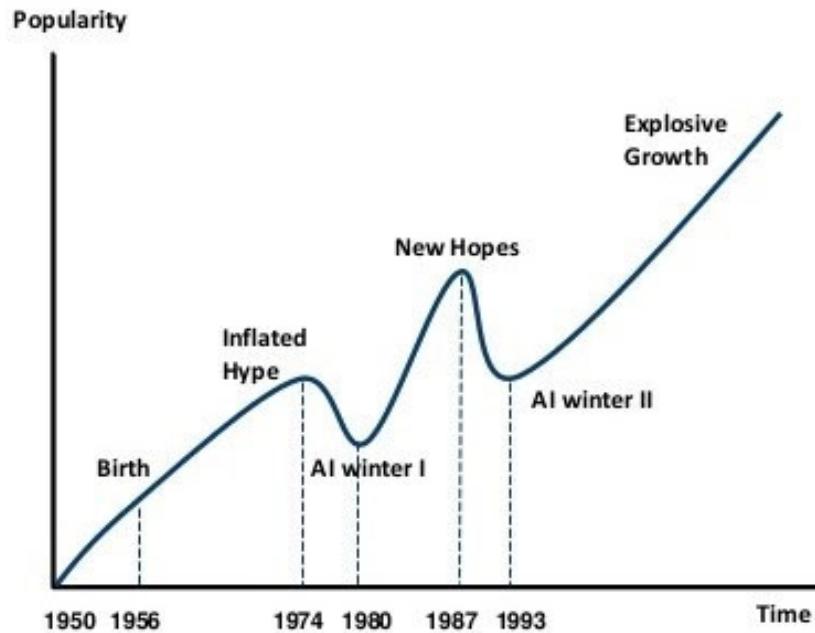
هوش مصنوعی تاکنون دو بار با زمستان مواجهه شده است و  
ممکن است ما در معرض زمستان سوم هوش مصنوعی باشیم.



## AI is enjoying significant hype and investment



## AI HAS A LONG HISTORY OF BEING “THE NEXT BIG THING”...



### Timeline of AI Development

- 1950s-1960s: First AI boom - the age of reasoning, prototype AI developed
- 1970s: AI winter I
- 1980s-1990s: Second AI boom: the age of Knowledge representation (appearance of expert systems capable of reproducing human decision-making)
- 1990s: AI winter II
- 1997: Deep Blue beats Gary Kasparov
- 2006: University of Toronto develops Deep Learning
- 2011: IBM's Watson won Jeopardy
- 2016: Go software based on Deep Learning beats world's champions

## وعده‌ی هوش مصنوعی

### THE PROMISE OF AI

اگرچه ممکن است انتظارات کوتاه‌مدت غیرواقعی از هوش مصنوعی داشته باشیم،  
اما تصویر بلندمدت، روشن به نظر می‌رسد.

*Don't believe the short-term hype, but do believe in the long-term vision.*

ادعاهای کوتاه‌مدت را باور نکنید، اما چشم‌انداز بلندمدت را باور کنید.

مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق

۳

پیش  
از  
یادگیری  
عمیق

## پیش از یادگیری عمیق: تاریخچه‌ی مختصری از یادگیری ماشینی

### BEFORE DEEP LEARNING: A BRIEF HISTORY OF MACHINE LEARNING

یادگیری عمیق به سطحی از توجه عمومی و سرمایه‌گذاری صنعتی رسیده است که هرگز در تاریخچه‌ی AI دیده نشده است، اما یادگیری عمیق، نخستین صورت موفق از یادگیری ماشینی نیست.

یادگیری عمیق، همیشه ابزار درستی برای هر کاری نیست.

## پیش از یادگیری عمیق

### مدل‌سازی احتمالاتی

#### PROBABILISTIC MODELING

#### مدل‌سازی احتمالاتی

*Probabilistic Modeling*

استفاده از اصول علم آمار برای تحلیل داده‌ها

#### رگرسیون لجستیک

*Logistic Regression (logreg)*

یک الگوریتم طبقه‌بندی  
که احتمال تعلق به یک طبقه را تخمین می‌زند.  
\* اولین گزینه برای کار با یک مسئله‌ی طبقه‌بندی

#### بیز ساده

*Naive Bayes*

استفاده از قضیه‌ی بیز (برای طبقه‌بندی)  
با فرض استقلال همه‌ی ویژگی‌ها  
در داده‌های ورودی

## پیش از یادگیری عمیق

### شبکه‌های عصبی اولیه

#### EARLY NEURAL NETWORKS

### شبکه‌های عصبی اولیه

*Early Neural Networks*

### مبدأ شکل‌گیری شبکه‌های عصبی عمیق

دهه‌ی 1950:

ارائه‌ی اولین گونه‌های شبکه‌های عصبی: عدم ارائه‌ی الگوریتم برای آموزش شبکه‌های بزرگ

دهه‌ی 1980:

ارائه‌ی الگوریتم پس‌انتشار و استفاده از آن در آموزش شبکه‌های عصبی

سال 1989:

ارائه‌ی اولین کاربرد عملی موفق شبکه‌های عصبی توسط Yann LeCun در Bell Labs

شبکه‌ی LeNet: ترکیب ایده‌های شبکه‌های عصبی کانولوشنال و پس‌انتشار

برای مسئله‌ی طبقه‌بندی ارقام دست‌نویس

کاربرد: خودکارسازی خواندن کد پستی روی پاکت نامه‌ها در سرویس پست ایالات متحده

## پیش از یادگیری عمیق

### روش‌های کرنل

#### KERNEL METHODS

### روش‌های کرنل

*Kernel Methods*

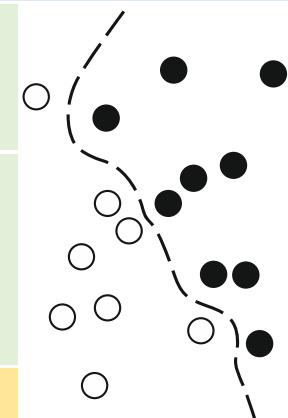
گروهی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی که معروف‌ترین آنها ماشین بردار پشتیبان *SVM* است.

#### هدف *SVM* حل مسائل طبقه‌بندی

از طریق یافتن مرزهای تصمیم خوب بین دو مجموعه از نقاط متعلق به دو دسته‌ی مختلف است.

#### روش *SVM* برای یافتن مرز تصمیم:

- نگاشت داده‌ها به یک بازنمایی با بعد بالا که در آن مرز تصمیم با یک ابرصفحه قابل بیان باشد.
- یافتن مرز با ماکزیمم‌سازی حاشیه (با هدف افزایش تعمیم‌پذیری)



#### ترفند کرنل:

با استفاده از **تابع کرنل**، نیاز به محاسبه‌ی صریح بازنمایی جدید نقاط مرتفع می‌شود. فاصله‌ی نقاط در فضای جدید به صورت تابعی از فاصله نقاط در فضای اصلی محاسبه می‌شود.

در زمانی که *SVM* توسعه می‌یافت، دارای کارآئی مرز دانش برای مسائل طبقه‌بندی ساده بود و یکی از محدود الگوریتم‌های یادگیری ماشینی دارای تئوری گسترده و قابل تحلیل ریاضی جدی بود.

اما *SVM* برای مجموعه داده‌های بزرگ و مسائل ادراک (مانند طبقه‌بندی تصاویر) به دشواری مقیاس‌پذیر است؛ زیرا یک روش کم‌عمق است و اعمال آن به مسائل ادراک نیازمند استخراج دستی ویژگی‌های مناسب است.

## پیش از یادگیری عمیق

درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی، ماشین‌های بوستینگ گرادیانی

### DECISION TREES, RANDOM FORESTS, AND GRADIENT BOOSTING MACHINES

درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی، ماشین‌های بوستینگ گرادیانی

*Decision Trees, Random Forests, and Gradient Boosting Machines*

#### ماشین بوستینگ گرادیانی *Gradient Boosting Machine*

ترکیبی خطی از یک سری مدل‌های ضعیف برای ایجاد یک مدل نهایی قوی به صورت گام به گام (مدل ضعیف در اینجا: درخت تصمیم)

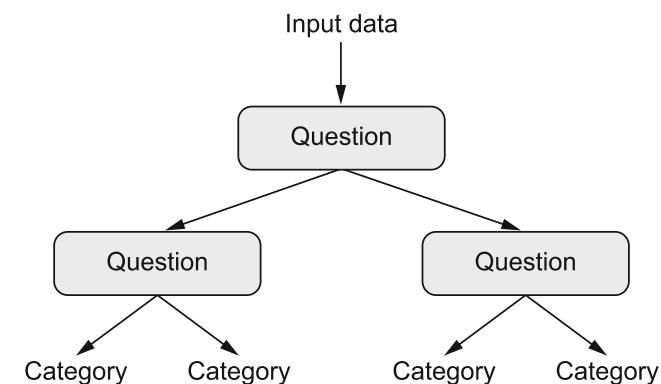
#### جنگل تصادفی *Random Forest*

یادگیری درخت تصمیم در عمل: ایجاد تعداد بزرگی از درخت‌های تصمیم خاص و سپس ترکیب خروجی‌های آنها

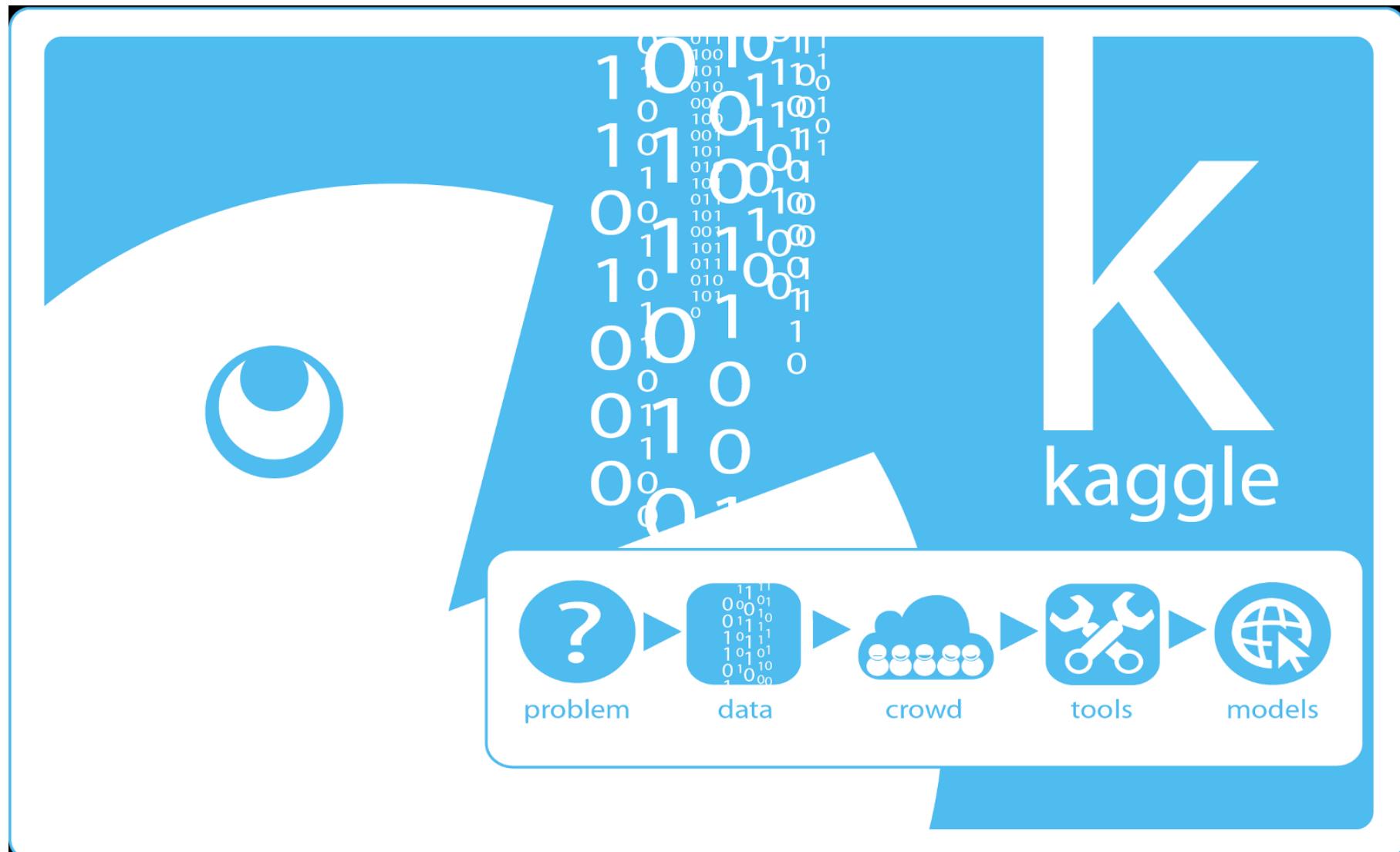
#### درخت تصمیم *Decision Tree*

ساختارهای درختی مشابه فلوچارت برای طبقه‌بندی داده‌ها / پیش‌بینی خروجی

یکی از بهترین الگوریتم‌ها برای کار با «داده‌های غیر ادراکی»



# kaggle™



<https://www.kaggle.com/>

We use cookies on kaggle to deliver our services, analyze web traffic, and improve your experience on the site. By using kaggle, you agree to our use of cookies.

Got it

Learn more

Sign In

## Competitions

Documentation

 InClass

General

InClass

Sort by Grouped

All Categories

Search competitions 

### 17 Active Competitions



TWO SIGMA

#### Two Sigma: Using News to Predict Stock Movements

Use news analytics to predict stock price performance

Featured · Kernels Competition · 6 months to go · news agencies, time series, finance, money

\$100,000  
2,902 teams



#### LANL Earthquake Prediction

Can you predict upcoming laboratory earthquakes?

Research · 4 months to go · earth sciences, physics, signal processing

\$50,000  
549 teams



#### Elo Merchant Category Recommendation

Help understand customer loyalty

Featured · a month to go · banking, tabular data, regression

\$50,000  
2,862 teams



#### Google Analytics Customer Revenue Prediction

Predict how much GStore customers will spend

\$45,000  
1,104 teams

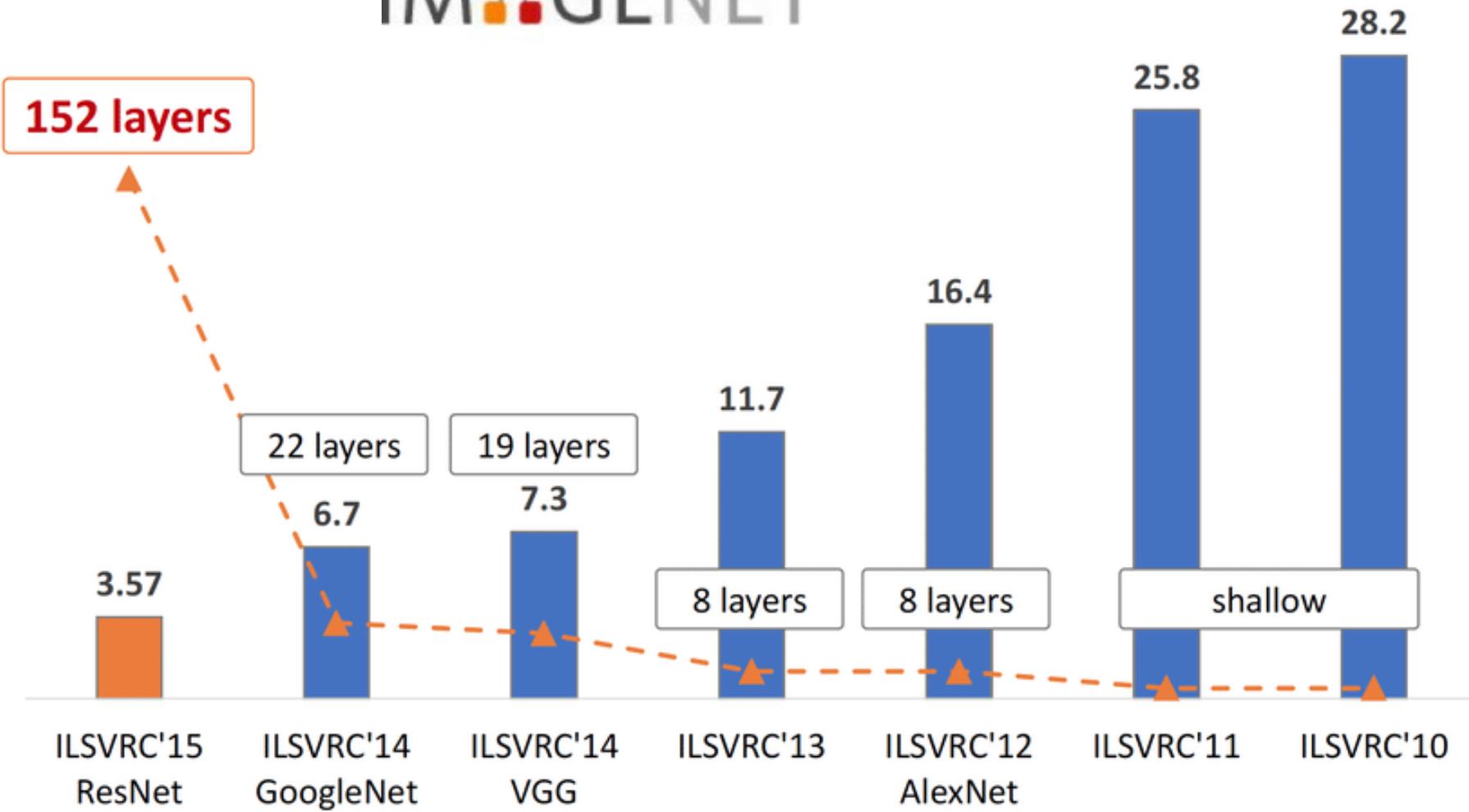
## بازگشت به شبکه‌های عصبی

### BACK TO NEURAL NETWORKS

در حدود 2010، اگرچه شبکه‌های عصبی در محافل علمی تقریباً به طور کامل خاموش شده بود، بعضی افراد هنوز بر روی آن کار می‌کردند و موجب پیشرفت غیرمنتظره‌ی مهمی شدند:

- **Geoffrey Hinton** at the University of Toronto
- **Yoshua Bengio** at the University of Montreal
- **Yann LeCun** at New York University
- **IDSIA** in Switzerland.

# IMAGENET



## چیزی که یادگیری عمیق را متفاوت می‌کند

### WHAT MAKES DEEP LEARNING DIFFERENT

۱) ارائه‌ی کارآیی بهتر برای بسیار از مسائل

۲) حذف مرحله‌ی مهندسی ویژگی‌ها

۳) روش یادگیری لایه به لایه، افزایشی  
به‌گونه‌ای که به‌طور فراینده بازنمایی‌های پیچیده توسعه داده می‌شوند.

۴) بازنمایی‌های افزایشی میانی توأمًا مورد یادگیری قرار می‌گیرند.

## چشم انداز یادگیری ماشین مدرن

### THE MODERN MACHINE-LEARNING LANDSCAPE

بر اساس مشاهده‌ی رقابت‌های یادگیری ماشین در Kaggle :

ماشین‌های بوستینگ گرادیانی  
*Gradient Boosting Machines*

برای داده‌های ساخت‌یافته

یادگیری عمیق  
*Deep Learning*

برای مسائل ادراکی



مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق

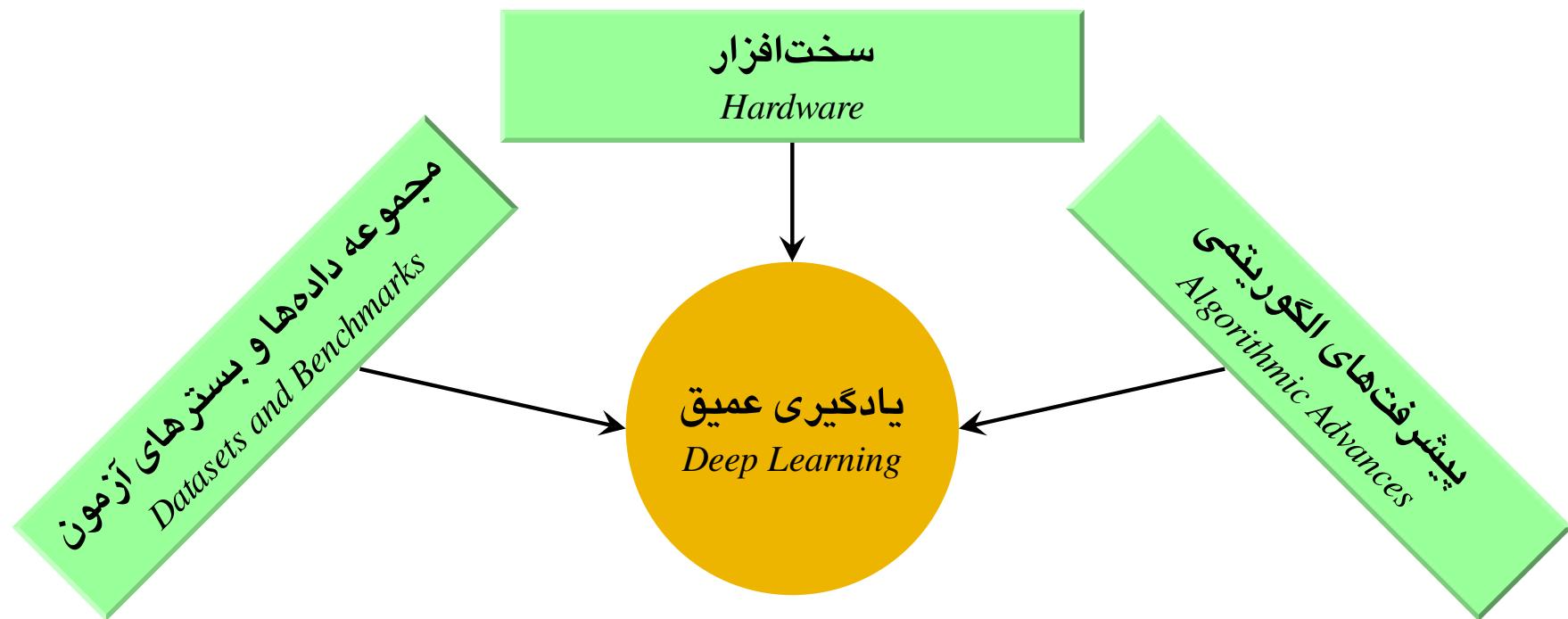
۳

چرا  
یادگیری  
عمیق؟  
چرا  
اکنون؟

## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

### WHY DEEP LEARNING? WHY NOW?

دو ایده کلیدی یادگیری عمیق برای بینایی کامپیوتری (CNN و پسانشوار) از ۱۹۸۹ شناخته شده بودند.  
 الگوریتم LSTM برای یادگیری عمیق در سری‌های زمانی نیز در ۱۹۹۷ توسعه داده شد.  
 اما چرا یادگیری عمیق از ۲۰۱۲ به بعد اوچ گرفت؟



یادگیری ماشین، ریاضیات یا فیزیک نیست که در آن پیشرفت‌های عمدۀ بتواند با یک قلم و کاغذ اتفاق بیفتد.  
 یادگیری ماشین یک علم مهندسی است و با یافته‌های تجربی هدایت می‌شود تا تئوری.

## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

سخت‌افزار

### HARDWARE

سرمایه‌گذاری میلیاردا دلاری بر روی GPU‌ها در دهه‌ی 2000 تا 2010  
توسط شرکت‌هایی چون NVIDIA و AMD

با هدف فراهم کردن توان گرافیکی برای بازی‌های ویدئویی دارای تصاویر واقع‌گرایانه



جامعه‌ی علمی از این سرمایه‌گذاری سود برد:

با ارائه‌ی CUDA (واسط برنامه‌نویسی برای GPU‌ها) توسط NVIDIA در سال 2007.



مدل‌سازی در فیزیک (کاربردهای متنوع با قابلیت موازی‌سازی بالا)



پیاده‌سازی‌های شبکه‌های عصبی با CUDA در حوالی 2011



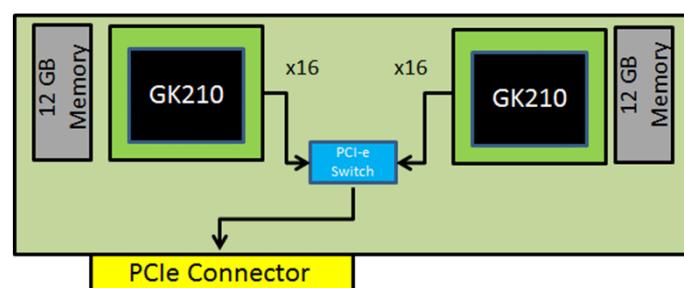
## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

سخت افزار

### HARDWARE



Tesla K80 Block Diagram



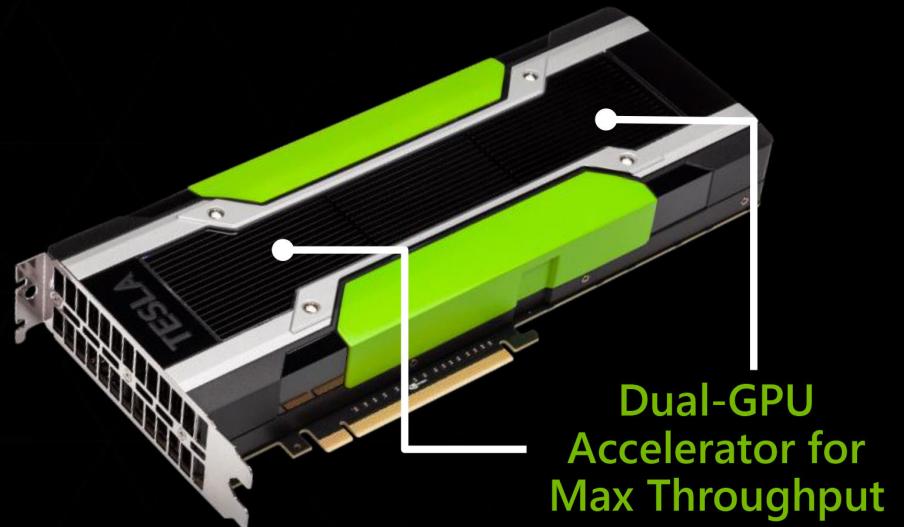
Today, the **NVIDIA TITAN X**, a gaming GPU that cost \$1,000 at the end of 2015, can deliver a peak of 6.6 TFLOPS in single precision: 6.6 trillion float32 operations per second.

That's about 350 times more than what you can get out of a modern laptop.

Meanwhile, large companies train deep-learning models on clusters of hundreds of GPUs of a type developed specifically for the needs of deep learning, such as the **NVIDIA Tesla K80**.

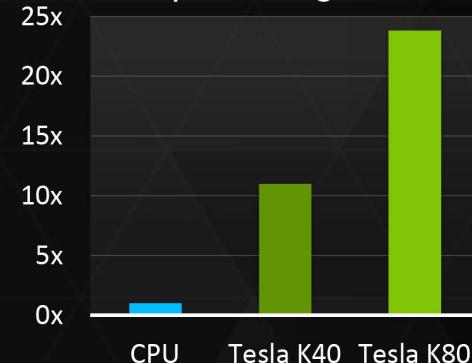
# TESLA K80

WORLD'S FASTEST ACCELERATOR  
FOR DATA ANALYTICS AND  
SCIENTIFIC COMPUTING

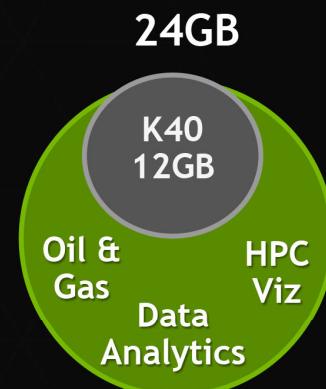


**2x Faster**  
2.9 TF | 4992 Cores | 480 GB/s

Deep Learning: Caffe



**Double the Memory**  
Designed for Big Data Apps



**Maximum Performance**  
Dynamically Maximize Perf for Every Application



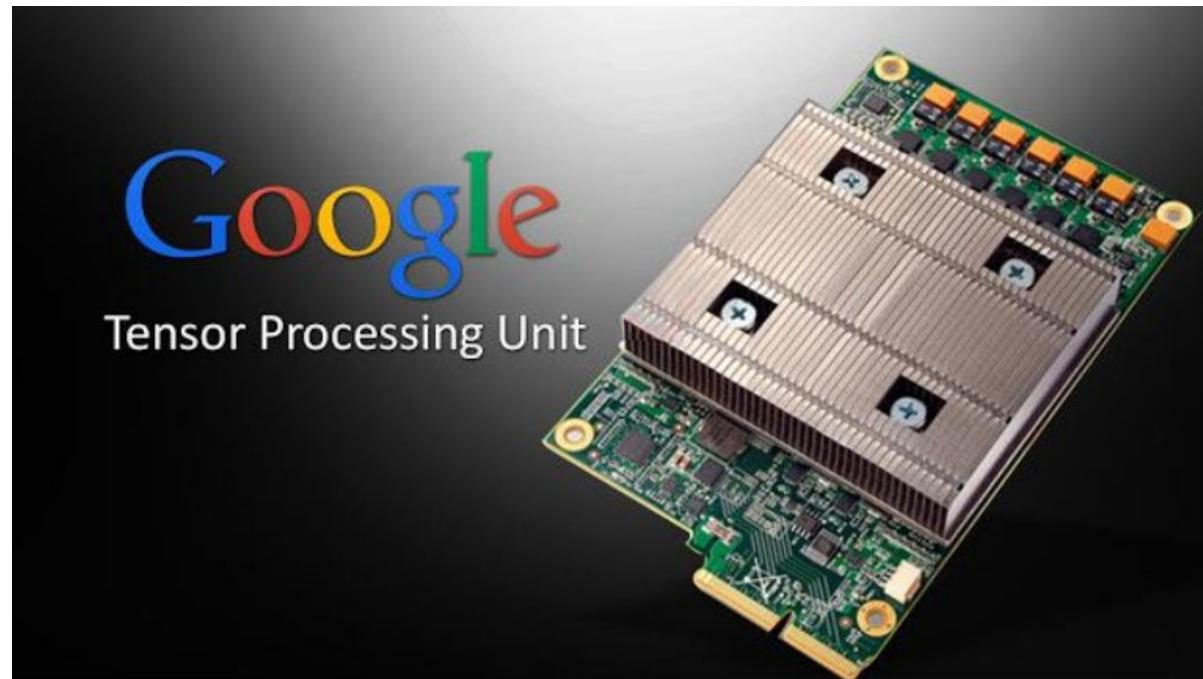
**GPU Boost**

Caffe Benchmark: AlexNet training throughput based on 20 iterations, CPU: E5-2697v2 @ 2.70GHz. 64GB System Memory, CentOS 6.2

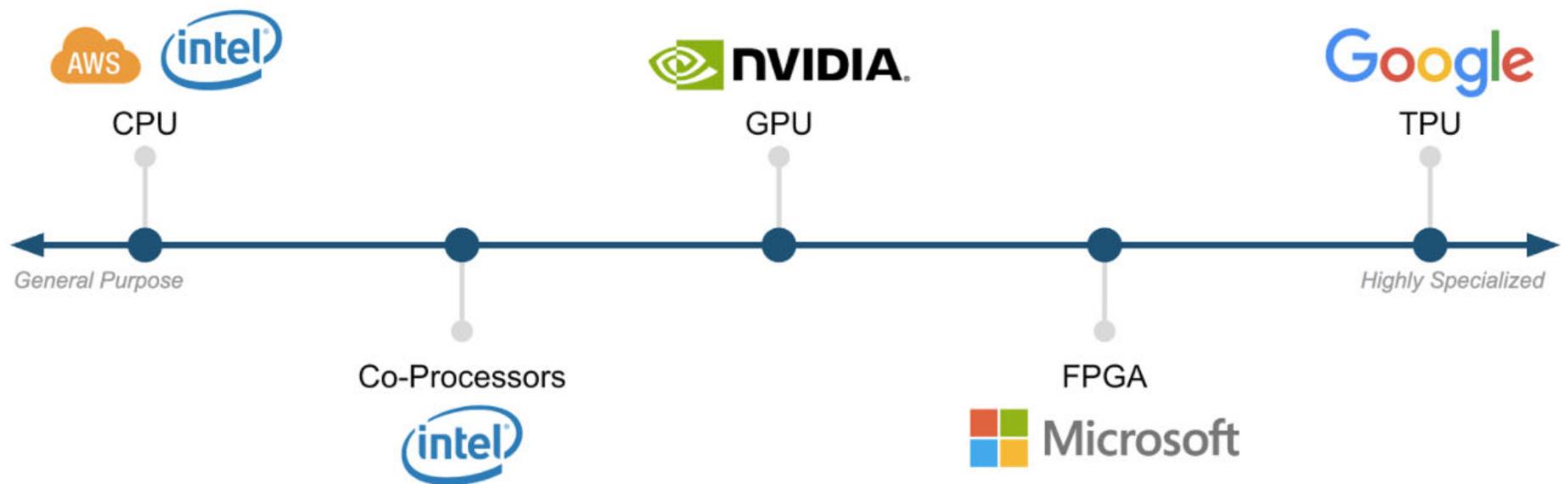
## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

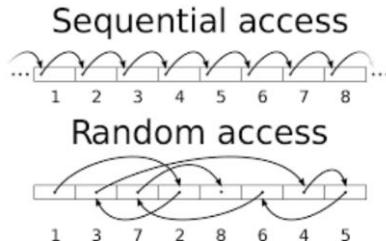
سخت‌افزار: واحد پردازش تانسوری

### TENSOR PROCESSING UNIT (TPU)

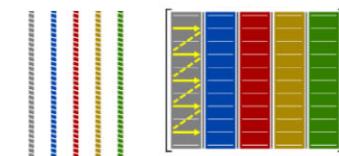
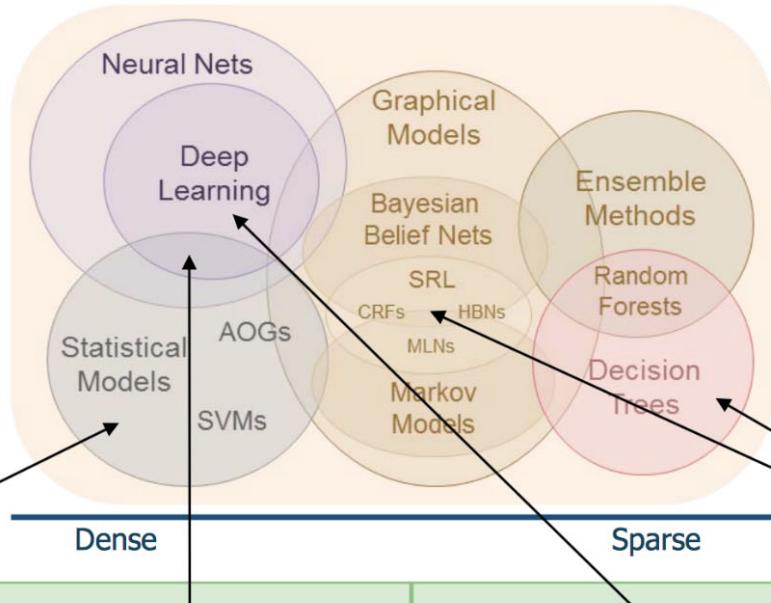


In 2016, at its annual I/O convention, Google revealed its **tensor processing unit (TPU)** project: a new chip design developed from the ground up to run deep neural networks, which is reportedly **10 times faster** and **far more energy efficient** than top-of-the-line GPUs.





Sequential access is good for dense data  
Sparse data requires random access



#### Lower level primitives

(5x5 Matrix)

- 25 Scalar operations
- 5 Vector operations
- 1 Matrix operation

<b>Intel CPU</b>	<b>Nvidia GPU</b>	<b>Google TPU</b>	<b>HIVE</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sequential processing</li> <li>• Sequential memory access</li> <li>• Slow (20GB/s) to memory</li> <li>• Limited scalability (16GB/s)</li> <li>• Optimized for Statistics</li> </ul> <p>Source: Intel</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Parallel processing</li> <li>• Sequential memory access</li> <li>• Faster (288GB/s) to memory</li> <li>• Limited scalability (20GB/s)</li> <li>• Used for CNNs</li> </ul> <p>Source: Nvidia</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Parallel processing</li> <li>• Sequential memory access</li> <li>• Slow (20GB/s) to memory</li> <li>• Limited scalability (16GB/s)</li> <li>• Optimized for DNNs</li> </ul> <p>Source: Google</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Parallel processing</li> <li>• Parallel memory access</li> <li>• Fastest (TB/s) to memory</li> <li>• Higher scalability (TB/s)</li> <li>• Optimized for Graphs</li> </ul>

Applications (top) and performance (bottom) comparisons between Intel CPUs, Nvidia GPUs, Google TPUs, and DARPA's proposed HIVE processor. (Source: DARPA)

## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

### داده‌ها

#### DATA

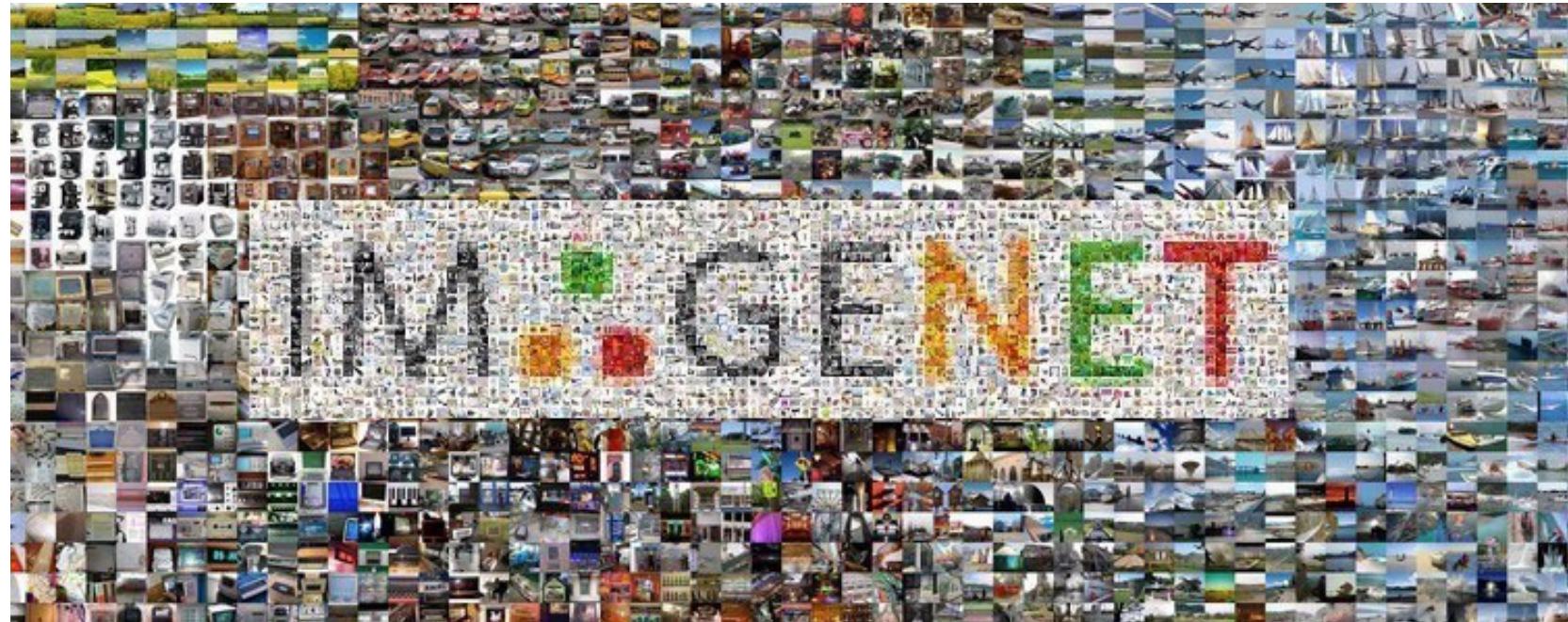
هوش مصنوعی بعضًا به عنوان انقلاب صنعتی جدید اعلام شده است.

اگر یادگیری عمیق موتور بخار این انقلاب صنعتی جدید باشد،  
آن‌گاه داده‌ها در نقش زغال‌سنگ در این انقلاب است.

- \* پیشرفت توانی در سخت‌افزار ذخیره‌سازی طی ۲۰ سال گذشته (قانون مور)
- \* فراهم شدن امکان جمع‌آوری و توزیع مجموعه داده‌های بسیار بزرگ برای یادگیری ماشینی به واسطه‌ی رشد اینترنت

User-generated image tags on [Flickr](#), for instance,  
have been a treasure trove of data for computer vision.

So are [You-Tube](#) videos. And [Wikipedia](#) is a key dataset for natural-language processing.



The ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC),  
[www.image-net.org/challenges/LSVRC](http://www.image-net.org/challenges/LSVRC)

## چرا یادگیری عمیق؟ چرا اکنون؟

### الگوریتم‌ها

#### ALGORITHMS

تا اوخر دهه‌ی 2000 راه قابل اطمینانی برای آموزش شبکه‌های عصبی بسیار عمیق وجود نداشت.

**مشکل:** انتشار گرادیان در پشت‌ای از لایه‌ها:

سیگنال فیدبک مورد استفاده برای آموزش شبکه‌ی عصبی با افزایش تعداد لایه‌ها، به مرور محو می‌شد.

**بهبودهای الگوریتمی ساده اما مهم که امکان انتشار بهتر گرادیان را فراهم کردند:**

توابع فعالیت بهتری برای لایه‌های شبکه عصبی ارائه شد. مانند ReLU	توابع فعالیت <i>Activation Functions</i>	روش‌های مقداردهی اولیه‌ی وزن‌ها <i>Weight-initialization Schemes</i>	2009 2010
روش‌های بهتر برای مقداردهی اولیه‌ی وزن‌ها با شروع از پیش‌آموزش لایه به لایه	روش‌های بهینه‌سازی <i>Optimization Schemes</i>	روش‌های پیشرفته‌تر انتشار گرادیان <i>Even More Advanced Ways to Help Gradient Propagation</i>	2014 2015 2016
روش‌های بهتر برای بهینه‌سازی مانند Adam و RMSProp			
روش‌های پیشرفته‌تر انتشار گرادیان مانند residual connections، batch normalization و depthwise separable convolutions			

امروزه می‌توانیم مدل‌هایی با عمق هزاران لایه را از صفر آموزش بدھیم.

## موج جدید سرمایه‌گذاری

### A NEW WAVE OF INVESTMENT

پس از اینکه یادگیری عمیق مرز جدید دانش بینایی کامپیوترا در 2012 تا 2013 و سرانجام مرز جدید دانش برای همه‌ی وظایف ادراکی شد، رهبران صنعتی به آن توجه کردند.

- **2011:** the total venture capital investment in AI was around \$19 million, which went almost entirely to practical applications of shallow machine-learning approaches.
  - **2014:** it had risen to a staggering \$394 million (after deep-learning hype). Large tech companies such as Google, Facebook, Baidu, and Microsoft have invested in internal research departments.
    - **2013:** Google acquired the deep-learning startup DeepMind for a reported \$500 million—the largest acquisition of an AI company in history.
    - **2014:** Baidu started a deep-learning research center in Silicon Valley, investing \$300 million in the project.
  - **2016:** The deep-learning hardware startup Nervana Systems was acquired by Intel for over \$400 million.
- Machine learning—in particular, deep learning—has become central to the product strategy of these tech giants.

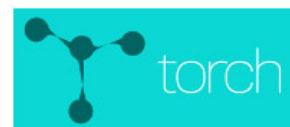
به عنوان یک نتیجه‌ی این موج سرمایه‌گذاری، تعداد افرادی که روی یادگیری عمیق کار می‌کنند طی پنج سال از چند صد نفر به دهها هزار نفر افزایش یافت.

## دموکراتیزاسیون یادگیری عمیق

### THE DEMOCRATIZATION OF DEEP LEARNING

یکی از عوامل کلیدی ورود چهره‌های جدید به یادگیری عمیق، دموکراتیزه کردن مجموعه ابزارهای مورد استفاده در این حوزه است.

در ابتدا ورود به یادگیری عمیق نیازمند تخصص بالا در CUDA و C++ بود که افراد کمی آن را در اختیار داشتند، اما امروزه مهارت در اسکریپت‌نویسی Python برای انجام پژوهش‌های پیشرفته‌ی یادگیری عمیق کافی است.



theano



**Keras**

TensorFlow / Theano / CNTK / ...

CUDA / cuDNN

BLAS, Eigen

GPU

CPU

Set up Anaconda, Jupyter Notebook  
Install TensorFlow and Keras  
for studying Deep Learning



## تداوم یادگیری عمیق

یادگیری عمیق خصوصیات متعددی دارد که قرار گرفتن آن به عنوان انقلاب هوش مصنوعی را توجیه می‌کند:

- حذف نیاز به مهندسی ویژگی‌ها

- جایگزینی مراحل پیچیده، شکننده و سنگین مهندسی با مدل‌های ساده و آموزش‌پذیر انتها به انتها که معمولاً از پنج یا شش عملیات تانسوری ساخته می‌شود.

**سادگی**

*Simplicity*

- بسیار مناسب برای موازی‌سازی روی GPU‌ها و TPU‌ها

- امکان آموزش (دسته‌ای) روی مجموعه داده‌هایی با اندازه‌ی دلخواه

- تنها گلوگاه: میزان توان محاسباتی موازی (قانون مور)

**مقیاس‌پذیری**

*Scalability*

- امکان آموزش مدل‌های عمیق روی داده‌های اضافی بدون نیاز به شروع مجدد از صفر (برخلاف روش‌های پیشین یادگیری ماشینی)

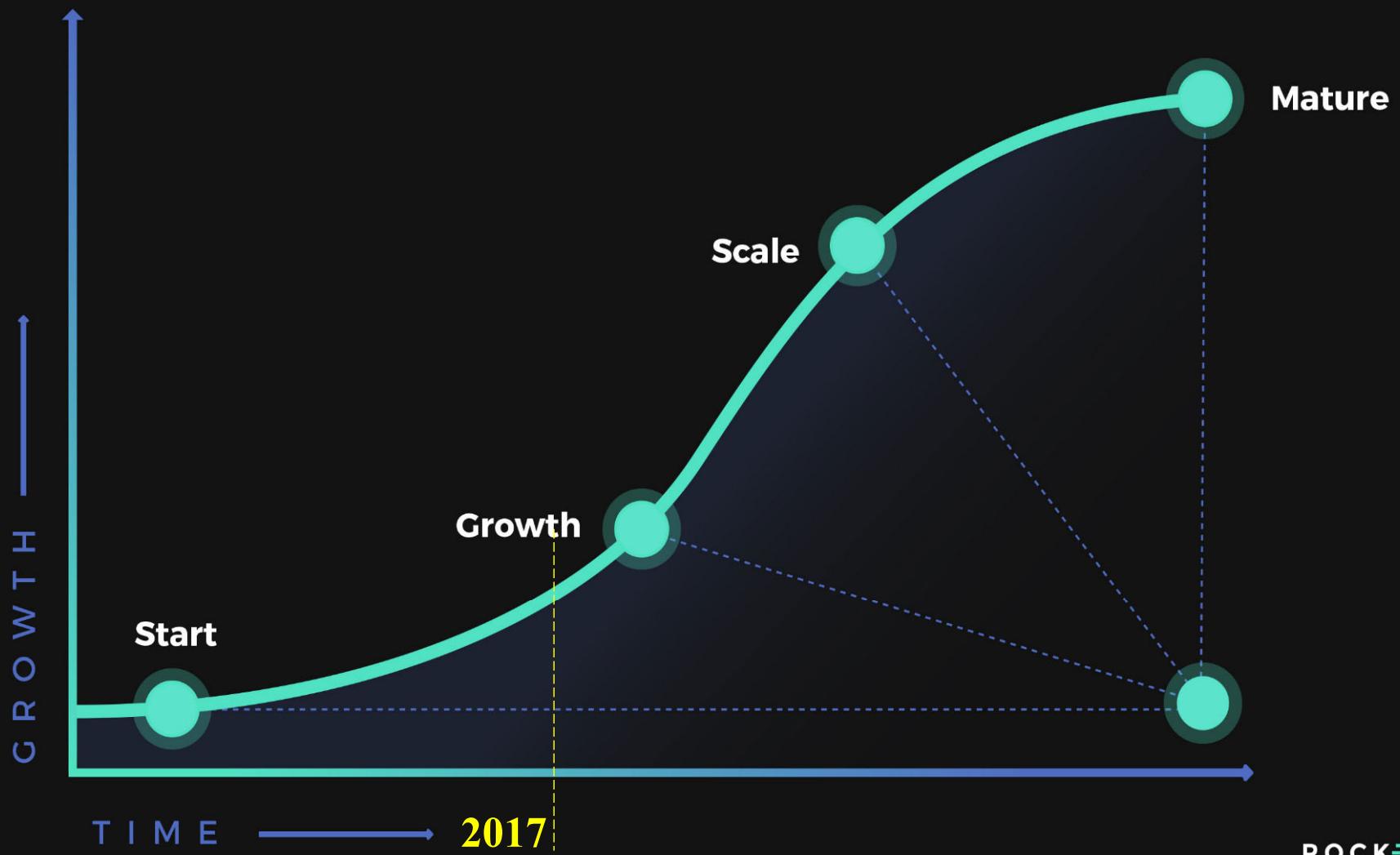
- امکان یادگیری برخط پیوسته - امکان تغییر منظور و باز استفاده‌ی مدل‌های یادگیری عمیق

**همه‌کارگی و قابلیت استفاده‌ی مجدد**

*Versatility and Reusability*

# THE TIMELESS CYCLE OF GROWTH

---



مقدمه‌ای بر یادگیری عمیق

۴

## منابع

## منبع اصلی

# *Deep Learning with Python*

FRANÇOIS CHOLLET



François Chollet,  
**Deep Learning with Python**,  
 Manning Publications, 2018.

## Chapter 1

### *What is deep learning?*

1

#### **This chapter covers**

- High-level definitions of fundamental concepts
- Timeline of the development of machine learning
- Key factors behind deep learning's rising popularity and future potential

In the past few years, artificial intelligence (AI) has been a subject of intense media hype. Machine learning, deep learning, and AI come up in countless articles, often outside of technology-minded publications. We're promised a future of intelligent chatbots, self-driving cars, and virtual assistants—a future sometimes painted in a grim light and other times as utopian, where human jobs will be scarce and most economic activity will be handled by robots or AI agents. For a future or current practitioner of machine learning, it's important to be able to recognize the signal in the noise so that you can tell world-changing developments from overhyped press releases. Our future is at stake, and it's a future in which you have an active role to play: after reading this book, you'll be one of those who develop the AI agents. So let's tackle these questions: What has deep learning achieved so far? How significant is it? Where are we headed next? Should you believe the hype?

This chapter provides essential context around artificial intelligence, machine learning, and deep learning.