

معرفی هوش مصنوعی

دکتر احمد تقی نژاد

هوشمند بودن برای انسان‌ها به چه معناست

مقایسه کنید: انسان‌ها -> از تجربه یاد می‌گیرند؛

هوش مصنوعی -> از داده یاد می‌گیرد. و مدل می‌سازد. مدل باعث میشود که تخمین بزنید.

تعریف AI

هوش مصنوعی = «یاد دادن به ماشین‌ها برای فکر کردن و یاد گرفتن.»

مثال: نتفلیکس بر اساس فیلم‌هایی که دیده‌اید، برنامه‌های جدید پیشنهاد می‌کند.

تأکید کنید: هوش مصنوعی جادو نیست — ریاضی، منطق و داده است.

تاریخچه

نقطه عطف ۱: ۱۹۵۶ – کنفرانس دارتموث

نقطه شروع رسمی هوش مصنوعی؛ دانشمندان ایده ماشین‌های متفکر را مطرح کردند و پایه یادگیری ماشین را بنا نهادند.

نقطه عطف ۲: ۱۹۹۷ IBM Deep Blue -

کامپیوتر Deep Blue قهرمان شطرنج گری کاسپاروف را شکست داد و پتانسیل هوش مصنوعی در بازی‌های استراتژیک را نشان داد.

نقطه عطف ۳: ۲۰۱۶ Google's AlphaGo -

AlphaGo با یادگیری عمیق و تقویتی، بهترین بازیکن گو (لی سدول) را شکست و خلاقیت ماشین‌ها را ثابت کرد

نقطه عطف ۴: امروز – کاربردهای گسترده

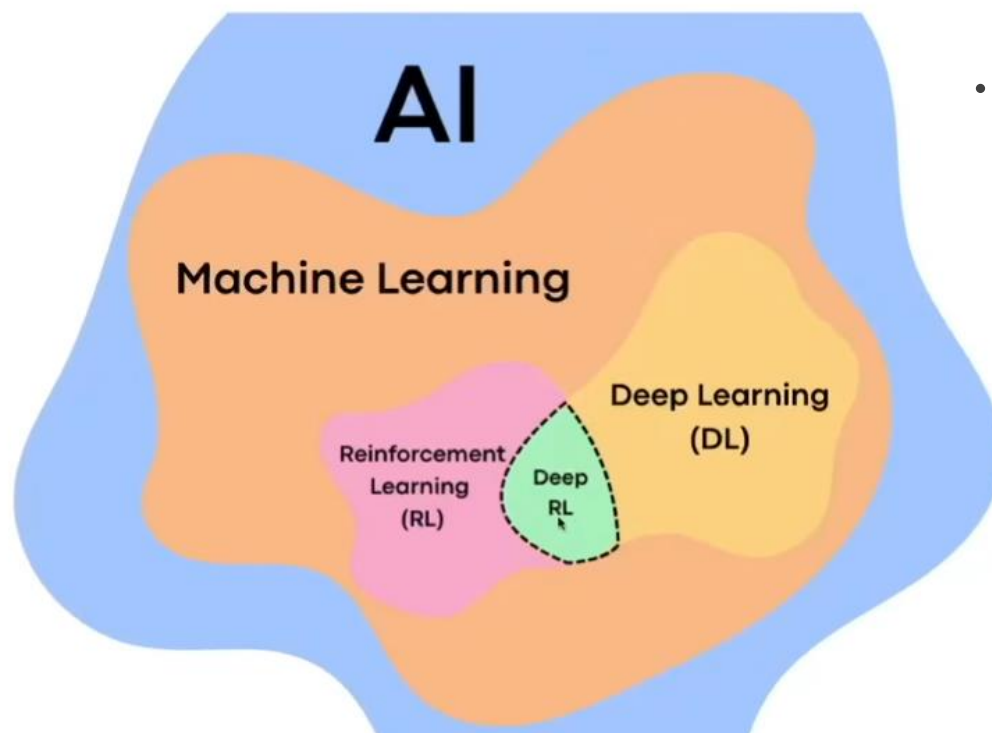
هوش مصنوعی مقاله می‌نویسد، هنر تولید می‌کند و خودروهای خودران را هدایت می‌کند؛ نتیجه داده‌های بزرگ و GPUs قدرمند

یادگیری ماشین چیست؟

- زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی (AI)
- تمرکز بر الگوریتم‌هایی که از داده الگو یاد می‌گیرند
- پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری بدون برنامه‌نویسی صریح
- ستون فقرات کاربردهای مدرن هوش مصنوعی

3 Ways Computers Can Learn

Getting computers to do things without explicit instructions



یادگیری ماشین چیست؟

کامپیوترها به سه روش یاد میگیرند.

۱- یادگیری ماشین

۲- یادگیری عمیق

۳- یادگیری عمیق تقویتی

تفاوت ML و AI

- AI: هر سیستمی که تصمیم خودکار می گیرد
- AI مبتنی بر قوانین: منطق صریح if-then (مثلاً ترموستات)
- ML: یادگیری الگوها از داده، نه قوانین از پیش نوشته شده
- همه یادگیری ماشینها بخشی از AI هستند، اما همه AIها یادگیری

یادگیری ماشین چگونه کار می کند

۱. داده خام را جمع آوری می کنیم (مثلاً عکس، متن، سیگنال).

۲. آن را به ویژگی های عددی تبدیل می کنیم.

۳. مدل ریاضی انتخاب می کنیم (مثلاً رگرسیون، شبکه عصبی).

۴. در فرآیند آموزش، پارامترها را طوری تغییر می دهیم که خروجی درست نزدیک تر شود.

۵. در استنتاج، مدل آموزش دیده را روی داده های جدید اعمال می کنیم.

یادگیری ماشین چگونه کار می کند

- ۱. داده خام را جمع آوری می کنیم: **چند هزار عکس از گربه و غیر گربه جمع می کنیم (خانواده و دوستان هم کمک می کنند 📷).**
- ۲. آن را به ویژگی های عددی تبدیل می کنیم: **هر عکس را می شکنیم به پیکسل ها؛ هر پیکسل یک عدد است که میزان روشنایی یا رنگ را نشان می دهد. مثلاً یک عکس 100×100 ممکن است به $100,000$ عدد تبدیل شود.**
- ۳. مدل ریاضی انتخاب می کنیم: می توانیم مدل شبکه عصبی کانولوشنی (CNN) انتخاب کنیم چون در تشخیص تصویر خوب عمل می کند. (اگر داده ها ساده تر بودند، شاید حتی رگرسیون لجستیک کافی بود.)
- ۴. در فرآیند آموزش، پارامترها را تغییر می دهیم: مدل را با عکس های برچسب دار ("این گربه است" یا "این گربه نیست") تغذیه می کنیم.
- مدل کم کم وزن ها و پارامترهای شبکه را تنظیم می کند تا پیش بینی ها به واقعیت نزدیک تر شوند.
- ۵. در استنتاج، مدل را روی داده جدید اعمال می کنیم: عکسی که مدل تا حالا ندیده را به آن می دهیم؛ مدل بر اساس آنچه یاد گرفته می گوید: «بله، این یک گربه است» یا «خیر، این گربه نیست».

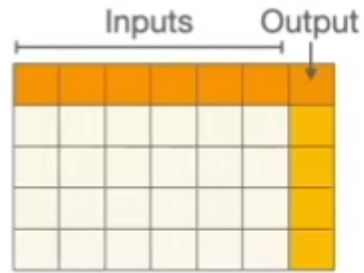
یادگیری ماشین چگونه کار می کند؟

1. چرا در مرحله اول یادگیری ماشین به جمع آوری "داده خام" نیاز داریم؟
2. منظور از تبدیل داده خام به "ویژگی های عددی" چیست و چرا این کار ضروری است؟
3. در مثال داده شده، چگونه یک عکس 100×100 به داده عددی تبدیل می شود؟
4. چرا برای تشخیص تصویر، "شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)" پیشنهاد شده است؟
5. چه تفاوتی بین CNN و رگرسیون لجستیک در انتخاب مدل وجود دارد؟
6. هدف اصلی فرآیند "آموزش" مدل چیست و چگونه انجام می شود؟
7. در مرحله آموزش، منظور از "تنظیم وزن ها و پارامترهای شبکه" چیست؟
8. مرحله "استنتاج" در یادگیری ماشین به چه معناست؟
9. چگونه مدل در مرحله استنتاج تشخیص می دهد که یک عکس، گربه است یا خیر؟
10. اهمیت "عکس های برچسب دار" در کدام مرحله از فرآیند یادگیری ماشین بارز است؟

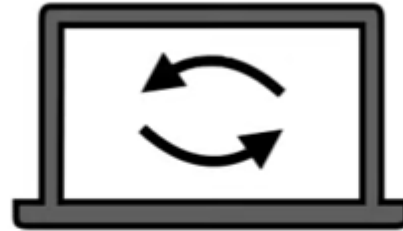
یادگیری ماشین چگونه کار می کند؟

- برای آموزش مدل، ابتدا داده های خام را جمع آوری می کنیم و آنها را به ویژگی های عددی تبدیل می کنیم تا الگوریتم بتواند آنها را پردازش کند. مثلاً یک عکس 100×100 به $10,000$ عدد (مقادیر پیکسل ها) تبدیل می شود.
- برای تشخیص تصویر، **CNN** انتخاب خوبی است چون الگوهای فضایی را به خوبی می شناسد، در حالی که **رگرسیون لجستیک** برای مسائل ساده تر مناسب است.
- در آموزش، با استفاده از داده های برچسب دار، وزن ها و پارامترهای مدل را طوری تنظیم می کنیم که پیش بینی ها دقیق تر شوند.
- در استنتاج، مدل آموزش دیده روی داده های جدید اعمال می شود و بر اساس آموخته هایش پیش بینی یا تشخیص می کند.

Training (Phase 1)



Training Data



Learning Algorithm



ML Model

Inference (Phase 2)



New Data



ML Model



Prediction

Inference (Phase 2)

Using a model to make predictions

The diagram illustrates the linear regression inference equation: $\hat{y} = mx + b$. The variables are highlighted with colored boxes: $\hat{y}$ is in a yellow box, x is in a green box, and m and b are in blue boxes. Arrows point from the labels 'Prediction', 'Input', and 'Parameters' to their respective variables.

$\hat{y}$ = Tomorrow's high temp (prediction)

x = Today's high temp (actual)

m, b = Model parameters

پارامترهای مدل یادگیری ماشین و بهینه‌سازی

برای یک مثال عملی، یک الگوریتم رگرسیون خطی ساده برای پیش‌بینی قیمت فروش خانه بر اساس ترکیب وزنی سه متغیر را در نظر بگیرید: متراژ مربع، سن خانه و تعداد اتاق خواب‌ها. هر خانه به عنوان یک جاسازی بردار با ۳ بعد نشان داده می‌شود: [متراژ مربع، اتاق خواب‌ها، سن]. یک خانه ۳۰ ساله با ۴ اتاق خواب و ۱۹۰۰ متر مربع می‌تواند به عنوان [۳۰, ۴, ۱۹۰۰] نشان داده شود (هرچند برای اهداف ریاضی، این اعداد ممکن است ابتدا مقیاس‌بندی یا نرمال‌سازی شوند تا به محدوده یکنواخت‌تری برسند). الگوریتم یک تابع ریاضی ساده است:

$$\text{قیمت پایه قیمت} + (\text{سن} \times C) - (\text{اتاق‌ها تعداد} \times B) + (\text{مربع متراژ} \times A) = \text{قیمت}$$

در اینجا، A ، B و C پارامترهای مدل هستند: تنظیم آن‌ها تعیین می‌کند که مدل هر متغیر را چقدر سنگین وزن‌دهی کند. هدف یادگیری ماشین یافتن مقادیر بهینه برای چنین پارامترهای مدل است. در حالی که بیشتر موارد واقعی یادگیری ماشین الگوریتم‌های پیچیده‌تر با تعداد بیشتری متغیر ورودی را شامل می‌شود، اصل همان است: بهینه‌سازی پارامترهای قابل تنظیم الگوریتم برای دستیابی به دقت بیشتر.

انواع روشهای یادگیری ماشین

نام الگوریتم	نوع کاربرد	تابع خطا (Loss Function)	توضیح
رگرسیون خطی (Linear Regression)	رگرسیون	MSE (میانگین مربعات خطا – Mean Squared Error)	پیش‌بینی خروجی پیوسته با برازش یک رابطه خطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها.
رگرسیون لجستیک (Logistic Regression)	دسته‌بندی	آنترופی متقاطع باینری (Binary Cross-Entropy یا Log Loss)	مدل‌سازی احتمال یک خروجی دو مقداری (باینری) با استفاده از تابع لجستیک (سیگموید).
درخت تصمیم (Decision Tree)	هر دو (دسته‌بندی و رگرسیون)	معیارهای ناخالصی (Impurity Measures) مانند جینی (Gini)، آنترופی (Entropy)، یا MSE	تقسیم داده به شاخه‌ها بر اساس مقادیر ویژگی‌ها به منظور پیش‌بینی.
جنگل تصادفی (Random Forest)	هر دو	مشابه تابع خطای درخت تصمیم	مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم که نتایجشان میانگین‌گیری (در رگرسیون) یا رأی‌گیری (در دسته‌بندی) می‌شود.
ایکس‌جی‌بست (XGBoost)	هر دو	قابل سفارشی‌سازی؛ اغلب Log Loss یا MSE	چارچوب گرادیان بوستینگ که درخت‌ها را به‌صورت تدریجی برای اصلاح خطاهای قبلی می‌سازد.
ماشین بردار پشتیبان (SVM – Support Vector Machine)	هر دو	Hinge Loss (برای دسته‌بندی) یا Epsilon-insensitive Loss (برای رگرسیون)	یافتن ابرصفحه بهینه که کلاس‌ها را جدا یا داده‌ها را برازش کند.

انواع یادگیری ماشین

- یادگیری نظارت شده – یادگیری از داده برچسب دار
- یادگیری بدون نظارت – یافتن الگوهای پنهان در داده بدون برچسب
- یادگیری تقویتی – یادگیری از راه آزمون و خطا با دریافت پاداش

انواع یادگیری ماشین

مثال‌های یادگیری:

- پیش‌بینی نمره امتحان بر اساس ساعات مطالعه (داده ورودی همراه با نمره واقعی) =؟
نظارت شده
- خوشه‌بندی کاربران سایت بر اساس رفتار خرید
بدون نظارت
- آموزش یک ربات برای راه رفتن با دادن پاداش در صورت ایستادن و حرکت در مسیر درست
تقویتی

یادگیری نظارت شده

🗨 توضیح تکمیلی:

دو زیرنوع اصلی دارد:

- دسته‌بندی (**Classification**): خروجی به شکل برچسب (مثلاً اسپم/غیراسپم)
- رگرسیون (**Regression**): خروجی به صورت عددی پیوسته (مثلاً دما یا قیمت)

📌 مثال‌ها:

- پیش‌بینی قبولی یا مردودی دانشجو
- تخمین قیمت بیت‌کوین

یادگیری بدون نظارت

- بدون نیاز به برچسب
- یافتن الگوها، خوشه‌بندی‌ها و همبستگی‌ها
- مثال‌ها:

- بخش‌بندی بازار
- شناسایی تقلب
- کاهش ابعاد

 مثال‌ها:

- گروه‌بندی آهنگ‌ها بر اساس سبک موسیقی بدون لیبل اولیه
- شناسایی تراکنش‌های بانکی غیرعادی که نشانه تقلب است

یادگیری تقویتی

- عامل از طریق تعامل با محیط یاد می‌گیرد
- استفاده از وضعیت‌ها، اقدام‌ها، پاداش‌ها
- کاربردهای گسترده در:
 - رباتیک
 - بازی‌ها
 - مدل‌های استدلالی
 - مثال:
- آموزش یک پهپاد برای عبور از مسیر با موانع
- هوش مصنوعی AlphaGo که بازی Go را از طریق میلیون‌ها بازی آزمایشی یاد گرفت

یادگیری عمیق

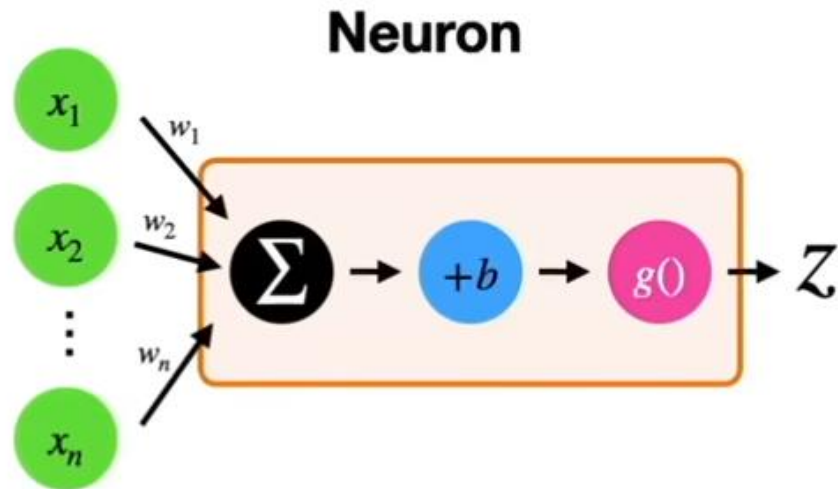
- زیرمجموعه‌ای از ML با استفاده از شبکه‌های عصبی
- یادگیری خودکار الگوهای پیچیده
- نیازمند داده‌های زیاد و GPU
- قدرت‌بخش AI مدرن:
 - بینایی کامپیوتر
 - مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs)
 - هوش مصنوعی مولد

شبکه عصبی: یک مجموعه ای از عملیات ها که میتوانند هر عملیاتی را پیشبینی کنند

Neural Networks (NN)

A series of operations that can approximate (practically) any function

تابع فعال سازی غیر خطی g = انحراف $+b$ + وزنهای x یک سری ورودی

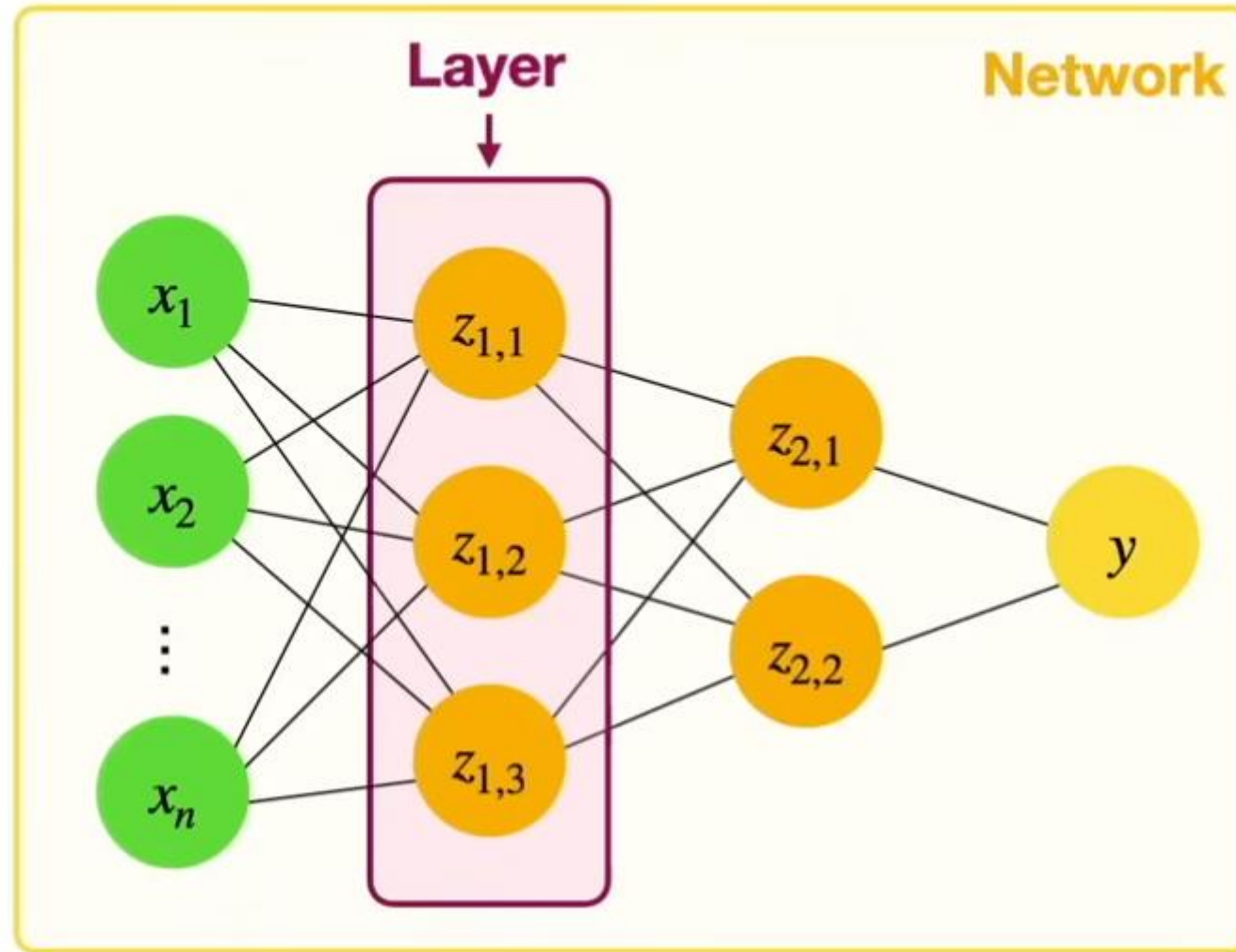


Fundamental building block of NN

Output $z = g(\sum w_i x_i + b)$ Inputs Parameters

Neurons organized in layers, which are stacked into networks

شبک



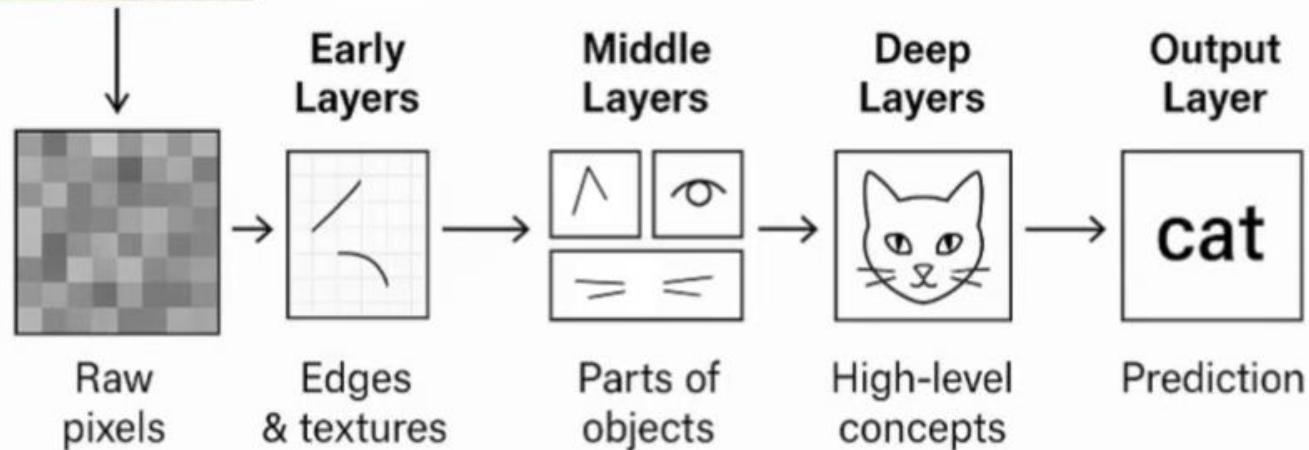
Way 2: Deep Learning (DL)

Neural networks that learn *optimal* features (on their own)

یادگیری عمیق



Deep Neural Nets Learn Features



پیکسل خام

لایه های اولیه لبه ها
و زمینه
را تشخیص می دهد

بخشی از اشیا
را تشخیص
میدهد

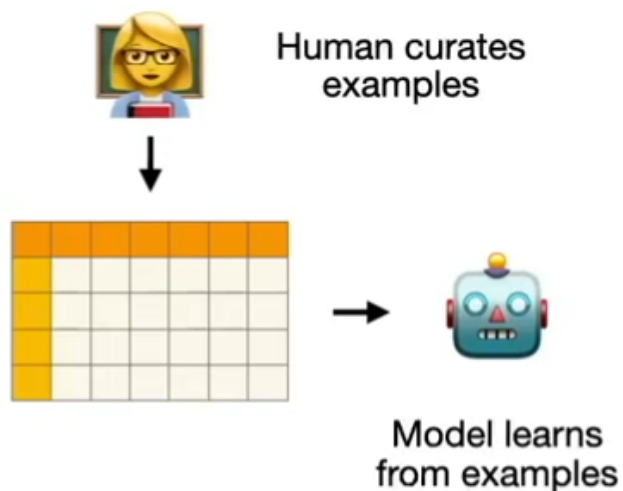
مفهوم سطح
بالتری
تشخیص
میدهد

تشخیص
نهایی

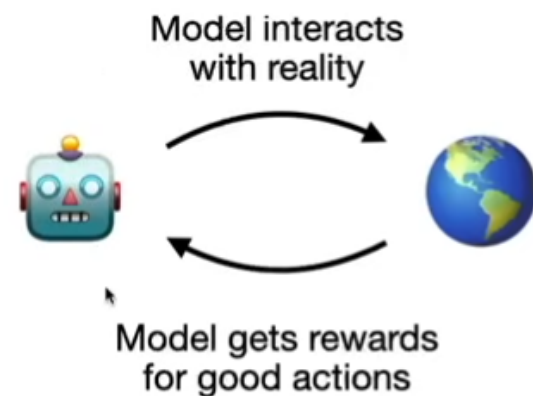
Way 3: Reinforcement Learning (RL)

Computers learn through trial and error

Supervised Learning



Reinforcement Learning



More RL Techniques

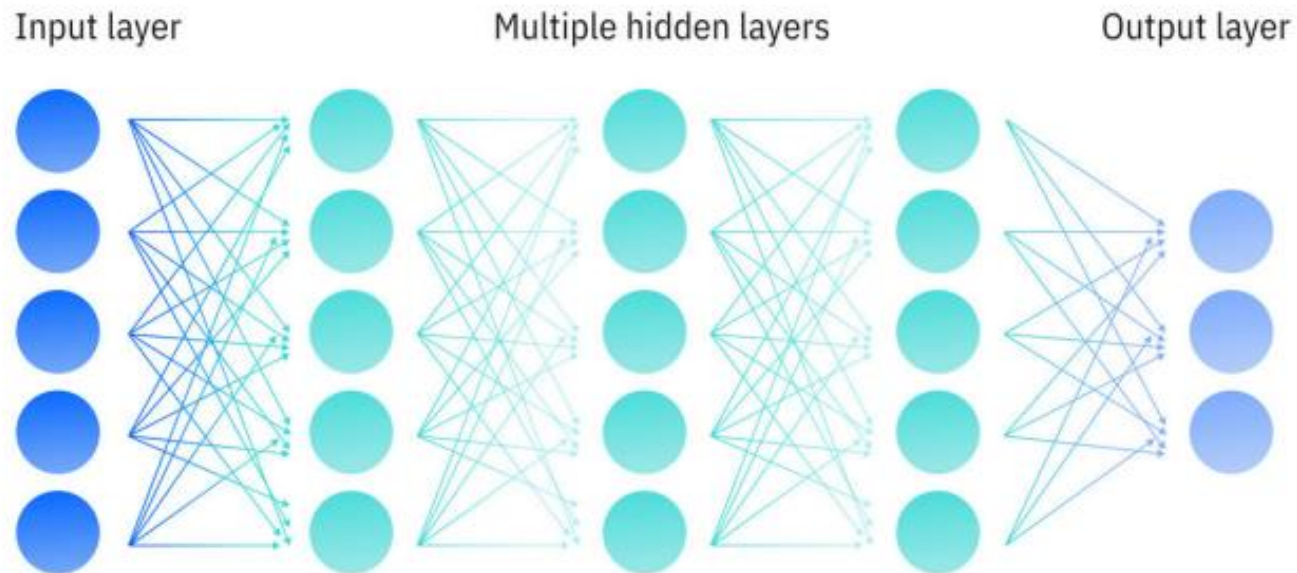
یادگیری تقویتی

Variants of REINFORCE to improve stability and efficiency

Name	Key Idea	Objective Function
REINFORCE	Monte Carlo policy gradient using full returns.	$J(\theta) = \mathbb{E} [\nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(a_t s_t) \cdot R_t]$
TRPO	Constrain policy updates with a KL-divergence trust region to ensure stable improvements.	$J(\theta) = \mathbb{E}_t \left[\frac{\pi_{\theta}(a_t s_t)}{\pi_{\theta_{old}}(a_t s_t)} \cdot A_t \right] \quad \text{s.t.} \quad \mathbb{E}_t \left[D_{\text{KL}} \left(\pi_{\theta_{old}}(\cdot s_t) \parallel \pi_{\theta}(\cdot s_t) \right) \right] \leq \delta$
PPO	Approximates TRPO using a clipped surrogate objective for practical stability and performance.	$J(\theta) = \mathbb{E}_t \left[\min \left(r_t(\theta) A_t, \text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) A_t \right) \right], \quad \text{where } r_t(\theta) = \frac{\pi_{\theta}(a_t s_t)}{\pi_{\theta_{old}}(a_t s_t)}$
GRPO	Encourages exploration by optimizing relative advantages within action groups, not globally.	$J(\theta) = \mathbb{E}_{q, \{o_i\}_{i=1}^G} \left[\frac{1}{G} \sum_{i=1}^G \frac{1}{ o_i } \sum_{t=1}^{ o_i } \left\{ \min \left[\frac{\pi_{\theta}(o_{i,t} q, o_{i,<t})}{\pi_{\theta_{old}}(o_{i,t} q, o_{i,<t})} \hat{A}_{i,t}, \text{clip} \left(\frac{\pi_{\theta}(o_{i,t} q, o_{i,<t})}{\pi_{\theta_{old}}(o_{i,t} q, o_{i,<t})}, 1 - \epsilon, 1 + \epsilon \right) \hat{A}_{i,t} \right] - \beta D_{\text{KL}}[\pi_{\theta} \parallel \pi_{\text{ref}}] \right\} \right]$

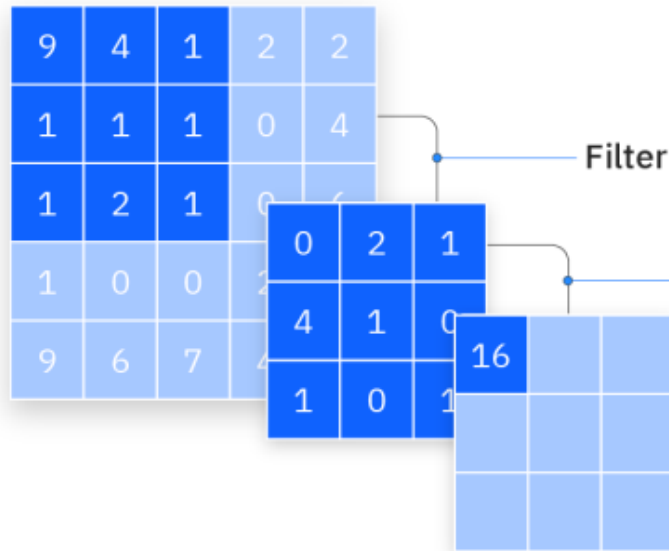
شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs)

- شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs) لایه‌های کانولوشنی به شبکه‌های عصبی اضافه می‌کنند.
- در ریاضیات، کانولوشن عملیاتی است که یک تابع شکل دیگری را تغییر می‌دهد (یا کانولوش می‌کند).
- در CNNها، لایه‌های کانولوشنی برای استخراج ویژگی‌های مهم از داده‌ها با اعمال “فیلترهای” وزنی استفاده می‌شوند. CNNها عمدتاً با مدل‌های بینایی کامپیوتری و داده‌های تصویری مرتبط هستند، اما موارد استفاده مهم دیگری نیز دارند.



شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs)

Input image



Output array

$$\begin{aligned} \text{Output}[0][0] &= (9*0) + (4*2) + (1*4) \\ &+ (1*1) + (1*0) + (1*1) + (2*0) + (1*1) \\ &= 0 + 8 + 1 + 4 + 1 + 0 + 1 + 0 + 1 \\ &= 16 \end{aligned}$$

۱. تصویر ورودی (Input Image)

تصویری که می‌خواهیم پردازش کنیم، اینجا به شکل یک جدول اعداد نمایش داده شده (این اعداد در واقع روشنایی یا شدت پیکسل‌ها هستند).

۲. فیلتر یا کرنل (Filter / Kernel)

یک جدول کوچک‌تر (اینجا 3×3) که مثل یک ذره‌بین مخصوص روی تصویر حرکت می‌کند. این فیلتر به دنبال الگوهای خاصی در تصویر می‌گردد؛ مثلاً خط‌ها، لبه‌ها یا شکل‌ها.

۳. نحوه‌ی محاسبه

فیلتر را روی یک بخش کوچک از تصویر ورودی می‌گذاریم. سپس:

- هر عدد از فیلتر را ضربدر عدد متناظر آن در تصویر می‌کنیم. همه این حاصل ضرب‌ها را با هم جمع می‌کنیم. این ۱۶ اولین عدد در آرایه خروجی است.

- ۴. حرکت فیلتر
- فیلتر کمی به سمت راست یا پایین حرکت می‌کند و همین کار را دوباره تکرار می‌کند تا کل جدول خروجی ساخته شود.

۵. نتیجه

- آرایه خروجی در واقع یک نقشه‌ی ویژگی (Feature Map) است.
- این نقشه به CNN کمک می‌کند تا بخش‌های مهم تصویر را تشخیص دهد.

شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNNs)

■ شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) برای کار با داده‌های دنباله‌دار ساخته شده‌اند، مثل متن، صدا یا داده‌های زمانی.

■ تفاوت اصلی آن‌ها با شبکه‌های عصبی پیش‌خور (Feedforward) اینه که در RNN، خروجی هر مرحله دوباره به خودش برمی‌گردد تا در مرحله بعدی استفاده بشه.

■ به این ترتیب، RNN یک حافظه داخلی به نام حالت پنهان (Hidden State) داره که اطلاعات مرحله‌های قبلی رو نگه می‌داره و کمک می‌کنه ترتیب و زمینه رو بفهمه.

■ مثال ساده:

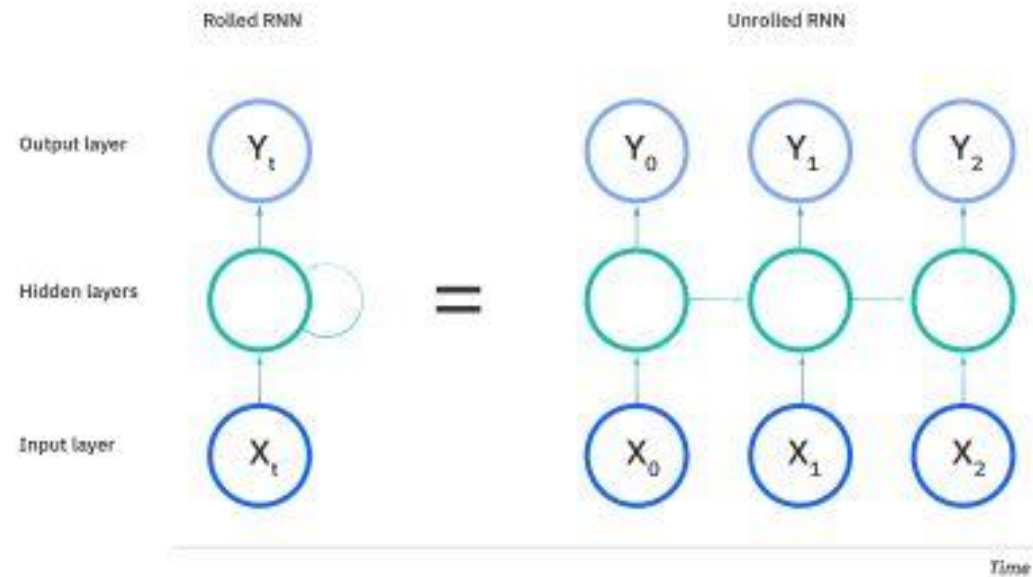
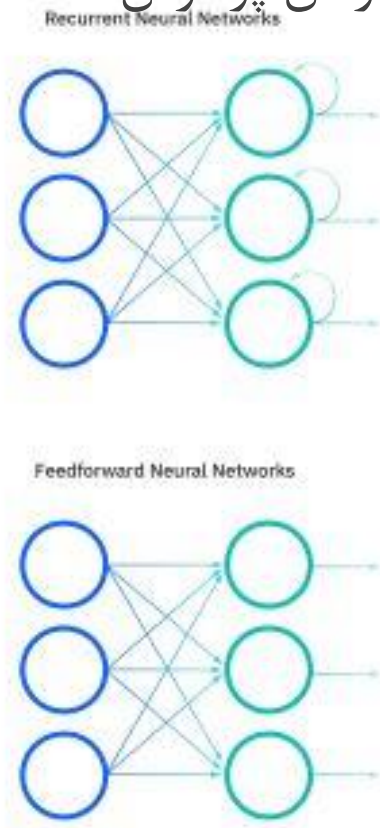
■ وقتی داری یه جمله رو کلمه به کلمه می‌خونی، یادت می‌مونه کلمه قبل چی بوده تا معنی جمله رو درست بفهمی این همون کاریه که RNN انجام میده.

شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNNs)

در تصویر:

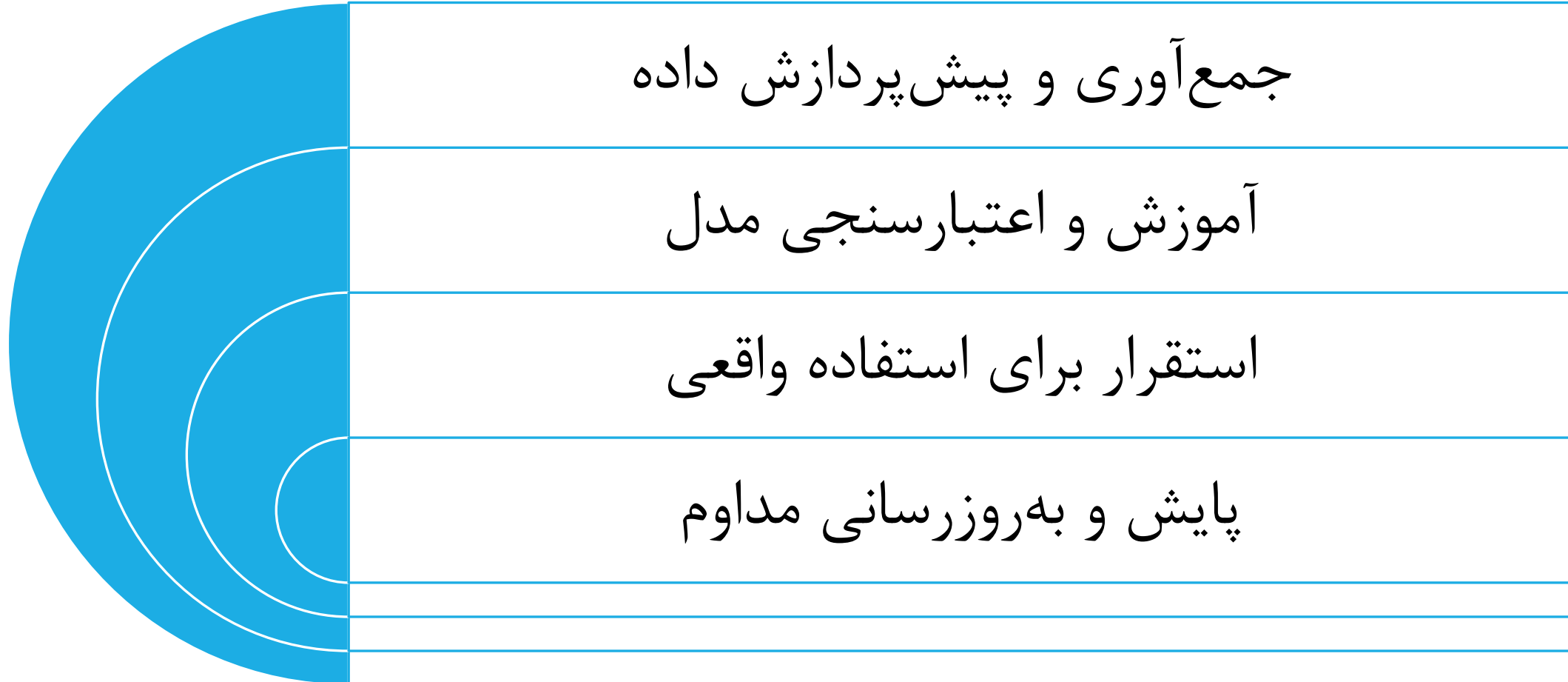
- سمت چپ بالا: شکل بسته RNN (هر گره به خودش وصل میشه).

- سمت راست: وقتی این حلقه باز (Unroll) میشه، می‌بینیم که RNN ورودی‌های X_1, X_2, X_3 رو به ترتیب زمان پردازش می‌کنه و هر مرحله از حافظه مرحله قبل هم استفاده می‌کنه.



مدل‌های ترانسفورمر

- **ترانسفورمرها (Transformers)** که اولین بار سال ۲۰۱۷ معرفی شدند، انقلاب بزرگی در دنیای هوش مصنوعی و مدل‌های زبانی ایجاد کردند.
- آن‌ها مثل RNN‌ها برای کار با داده‌های دنباله‌ای مثل متن ساخته شدند، اما با یک نوآوری مهم به نام **مکانیزم توجه (Attention)**.
- این مکانیزم کاری می‌کند که مدل بتواند در هر لحظه به بخش‌های مهم‌تر داده نگاه کند، بدون اینکه مجبور باشد مرحله به مرحله مثل RNN همه را به ترتیب پردازش کند.
- نتیجه؟ یادگیری سریع‌تر، توانایی فهم ارتباطات دور در داده، و قدرت کارآمد روی انواع مختلف داده‌ها (نه فقط متن).
- مثال: مثل خواندن یک کتاب و سریع‌رفتن سراغ بخش‌های مهم، به جای خواندن خط به خط.



- یادگیری عمیق: TensorFlow, PyTorch, Keras, Hugging Face
- یادگیری ماشینی سنتی: Scikit-learn, XGBoost, Pandas, NumPy
- بصری‌سازی: Matplotlib, Seaborn

بخش دو: ابزارهای هوش مصنوعی

1- Chatgpt

2- Grok

3- Perplexity

4-qwen ai

5- AI google

بخش دو: ابزارهای هوش مصنوعی

The screenshot shows the Google AI Studio 'Stream realtime' interface. At the top, a blue banner states: 'Google AI Studio uses cookies from Google to deliver and enhance the quality of its services and to analyze traffic. [Learn more.](#)' with an 'OK, got it' button. The left sidebar contains navigation options: Studio (with sub-items Chat, Stream, Generate media, Build, History, and an 'Enable saving' button), Dashboard, Documentation (with a disclaimer: 'Google AI models may make mistakes, so double-check outputs.' and a 'Get API key' button), and Settings. The user's profile 'a0taghinezhad...' is at the bottom. The main area is titled 'Stream realtime' and 'Talk to Gemini live'. It features a large text input field with the placeholder 'Start typing a prompt', a '+' icon, and a 'Run Ctrl+Enter' button. Below the input are three buttons: 'Talk' (with a microphone icon), 'Webcam' (with a camera icon), and 'Share Screen' (with a screen icon). The right sidebar shows 'Run settings' for 'Gemini 2.5 Flash Preview Native...', including 'Voice' (set to 'Zephyr'), 'Media resolution' (set to '258 tokens / image'), and three toggles: 'Turn coverage' (off), 'Affective dialog' (off), and 'Proactive audio' (off). Below these are 'Session Context', 'Tools', 'Function calling' (with an 'Edit' button and a toggle), and 'Automatic Function Response' (a toggle).

ابزارهای هوش مصنوعی عصر: <https://notebooklm.google.com/>

NotebookLM

Settings

All My notebooks Featured notebooks **New!**

✓   Most recent  **+ Create new**

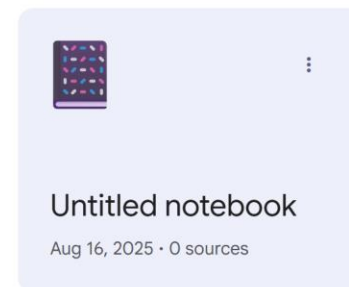
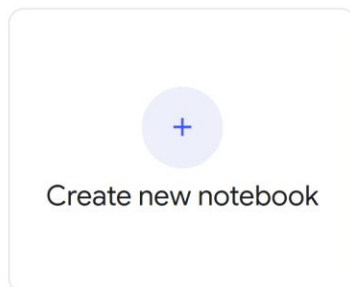


Featured notebooks



See all >

Recent notebooks



ابزارهای هوش مصنوعی عصر: <https://notebooklm.google.com/>

سازوکار یادگیری ماشین

+

Add

Discover

Select all sources

سازوکار یادگیری ماشین

Chat

سازوکار یادگیری ماشین

1 source

این منبع به تشریح مراحل اساسی عملکرد یادگیری ماشین می‌پردازد. ابتدا، جمع‌آوری داده‌های خام مانند هزاران عکس از گریه‌ها و غیر گریه‌ها را شرح می‌دهد. سپس، چگونگی تبدیل این داده‌ها به ویژگی‌های عددی، برای مثال شکستن عکس‌ها به پیکسل‌ها و نمایش آن‌ها با اعداد، توضیح داده می‌شود. در ادامه، بر انتخاب یک مدل ریاضی مناسب، مانند شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص تصویر، تأکید می‌کند. بخش حبابی بعدی، فرآیند آموزش است که در آن مدل با داده‌های برچسب‌دار تغذیه می‌شود و پارامترهای خود را تنظیم می‌کند تا پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر شوند. نهایتاً، منبع به مرحله استنتاج اشاره می‌کند، جایی که مدل آموزش‌دیده برای تشخیص یا پیش‌بینی روی داده‌های جدید به کار گرفته می‌شود.

Save to note

Add note

Audio Overview

Mind Map

Start typing...

1 source

چگونه داده‌ها برای فرآیند یادگیری ماشین آماده و مدل‌سازی می‌شوند؟

استفاده از یک مدل یادگیری ماشین کدامند؟

Studio > Note

سازوکار یادگیری ماشین: راهنمای جامع

(Saved responses are view only)

راهنمای مطالعه جامع: سازوکار یادگیری ماشین

هدف: این راهنمای مطالعه برای مرور عمیق و تقویت درک شما از فرآیند کارکرد یادگیری ماشین بر اساس مطالب ارائه‌شده طراحی شده است.

ساختار:

خلاصه کلی: مروری اجمالی بر مراحل اصلی یادگیری ماشین.

جزئیات مراحل: توضیح دقیق هر مرحله با ذکر نکات کلیدی.

کاربردهای ضمنی: فهمیدن کاربردهای هر بخش از فرآیند.

خلاصه کلی فرآیند یادگیری ماشین

یادگیری ماشین فرآیندی شامل پنج مرحله اصلی است که از جمع‌آوری داده‌های خام آغاز شده و با اعمال مدل بر روی داده‌های جدید جهت پیش‌بینی یا تشخیص به پایان می‌رسد. این مراحل عبارتند از: جمع‌آوری داده‌های خام، تبدیل آنها به ویژگی‌های عددی، انتخاب مدل ریاضی مناسب، آموزش مدل از طریق تنظیم پارامترها و در نهایت، استنتاج یا پیش‌بینی روی داده‌های جدید.

جزئیات مراحل

1. جمع‌آوری داده خام:

هدف: فراهم آوردن ورودی اولیه برای مدل.

مثال: هزاران عکس از گریه و غیر گریه.

نکات کلیدی: کیفیت و کمیت داده‌ها در عملکرد نهایی مدل بسیار مؤثر است. کمک گرفتن از منابع مختلف (مانند خانواده و دوستان) برای جمع‌آوری داده‌ها نشان‌دهنده ماهیت جمعی این فرآیند است.

2. تبدیل داده به ویژگی‌های عددی:

هدف: آماده‌سازی داده‌ها برای پردازش توسط مدل‌های ریاضی. مدل‌ها با اعداد سروکار دارند، نه با تصاویر خام.

به 100,000x100 پیکسل: شکستن عکس به پیکسل‌ها؛ هر پیکسل یک عدد (نشان‌دهنده روشنایی یا رنگ) است. یک عکس 100 عدد تبدیل می‌شود.

نکات کلیدی: این مرحله نشان می‌دهد که چگونه اطلاعات بصری به فرمتی قابل درک برای محاسبات کامپیوتری تبدیل می‌شوند.

1. انتخاب مدل ریاضی:

هدف: انتخاب الگوریتم مناسب برای حل مسئله مورد نظر.

برای تشخیص تصویر مناسب است. برای داده‌های ساده‌تر، رگرسیون لجستیک نیز ممکن (CNN) مثال: شبکه عصبی کانولوشنی است کافی باشد.

نکات کلیدی: انتخاب مدل به پیچیدگی داده‌ها و نوع مسئله بستگی دارد. مدل‌های مختلف برای انواع مختلف داده و وظایف، کارایی متفاوتی دارند.

2. تغییر پارامترها در فرآیند آموزش:

Convert to source

NotebookLM can be inaccurate; please double check its responses.

37

ابزارهای هوش مصنوعی عصر: <https://notebooklm.google.com/>

 سازوکار یادگیری ماشین

Sources

+ Add

Discover

Select all sources

 سازوکار یادگیری ماشین

Chat

 سازوکار یادگیری ماشین

1 source

این منبع به تشریح مراحل اساسی عملکرد یادگیری ماشین می‌پردازد. ابتدا، جمع‌آوری داده‌های خام مانند هزاران عکس از گربه‌ها و غیر گربه‌ها را شرح می‌دهد. سپس، چگونگی تبدیل این داده‌ها به ویژگی‌های عددی، برای مثال شکستن عکس‌ها به پیکسل‌ها و نمایش آن‌ها با اعداد، توضیح داده می‌شود. در ادامه، بر انتخاب یک مدل ریاضی مناسب، مانند شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص تصویر، تأکید می‌کند. بخش حیاتی بعدی، فرآیند آموزش است که در آن مدل با داده‌های برچسب‌دار تغذیه می‌شود و پارامترهای خود را تنظیم می‌کند تا پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر شوند. نهایتاً، منبع به مرحله استنتاج اشاره می‌کند، جایی که مدل آموزش‌دیده برای تشخیص یا پیش‌بینی روی داده‌های جدید به کار گرفته می‌شود.

Save to note

Add note

Audio Overview

Mind Map

Start typing...

1 source

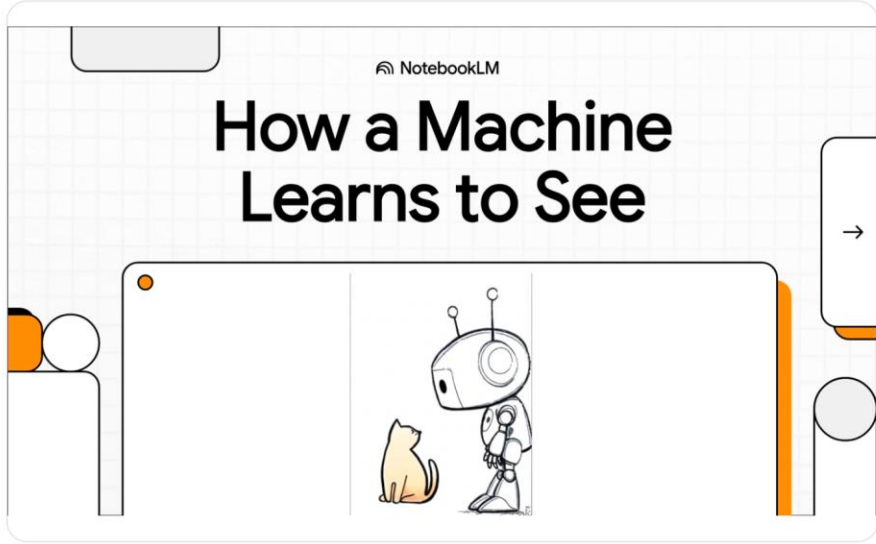
چگونه داده‌ها برای فرآیند یادگیری ماشین آماده و مدل‌سازی می‌شوند؟

استفاده از یک مدل یادگیری ماشین کدامند؟

Studio > Video Overview

How a Machine Learns to See

Based on 1 source



00:10

05:06

1X

🔄

⏮

⏪

⏩

🔍

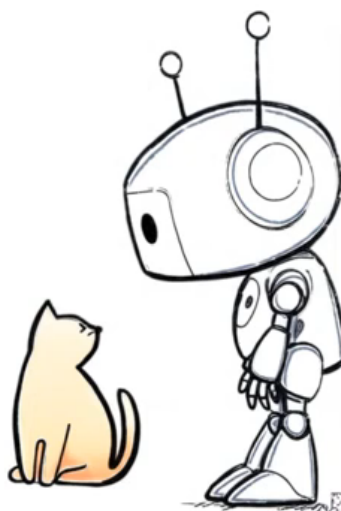
Good video

Bad video

NotebookLM can be inaccurate; please double check its responses.

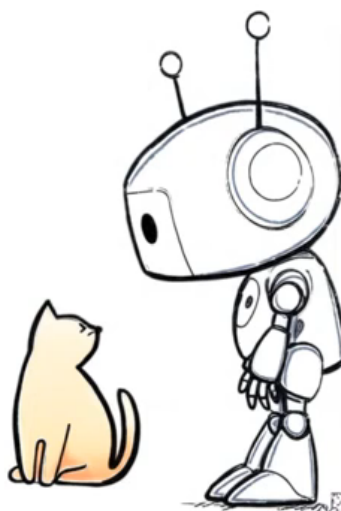
NotebookLM

How a Machine Learns to See



NotebookLM

How a Machine Learns to See



ابزارهای هوش مصنوعی عصر: <https://notebooklm.google.com/>



ابزارهای هوش مصنوعی عصر: <https://notebooklm.google.com/>
