

هوش مصنوعی و محاسبات کوانتومی: پیشران علوم بنیادی

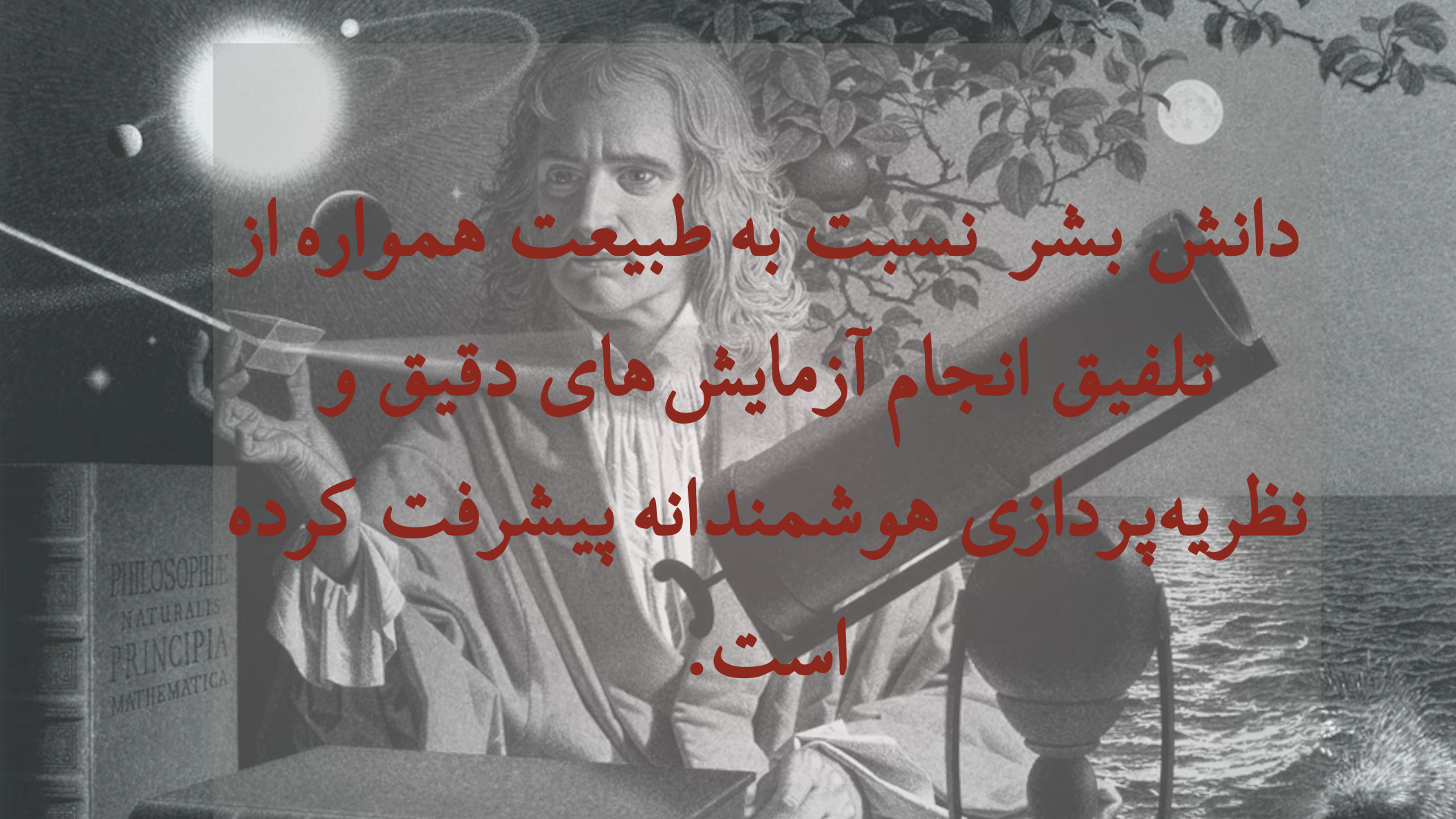
حامد بخشیان



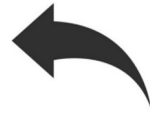
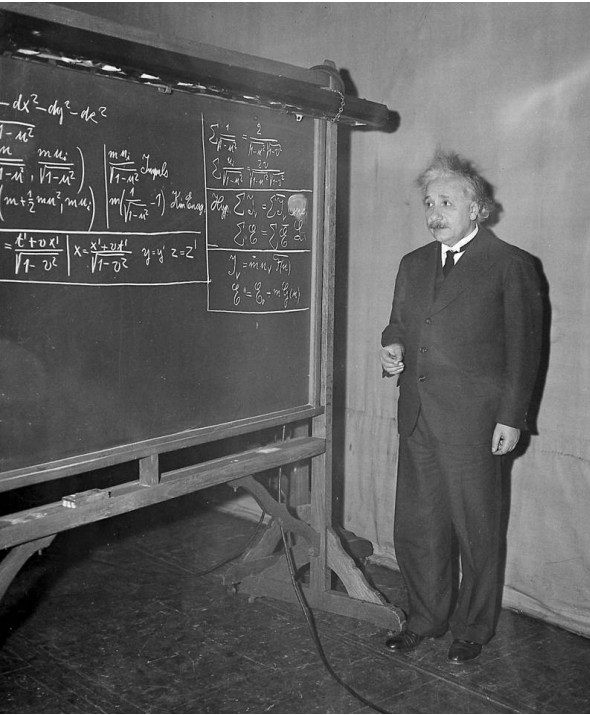
سومین
مدرسه
تابستانه

نوبت دیندار
آفتاب

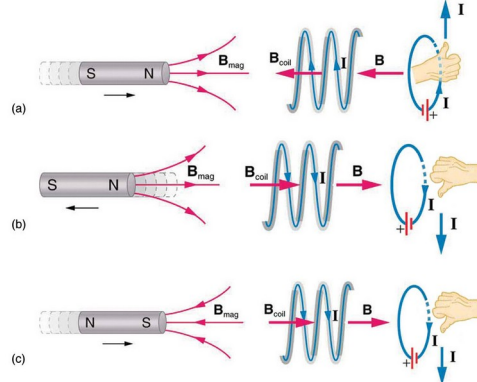
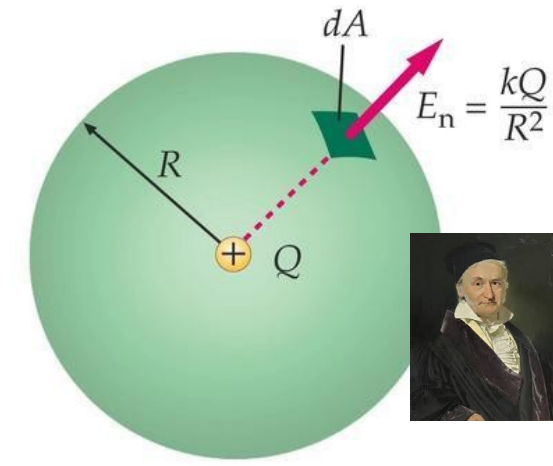
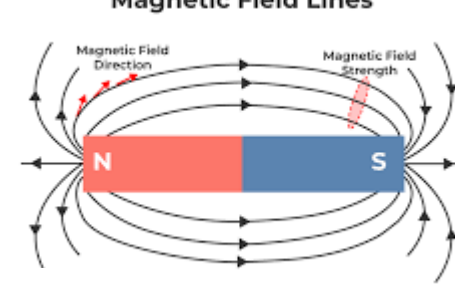




دانش بشر نسبت به طبیعت همواره از
تلفیق انجام آزمایش های دقیق و
نظریه پردازی هوشمندانه پیشرفت کرده
است.



$$\begin{aligned}\nabla \cdot \mathbf{D} &= \rho \\ \nabla \cdot \mathbf{B} &= 0 \\ \nabla \times \mathbf{E} &= -\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial t} \\ \nabla \times \mathbf{H} &= \mathbf{J} + \frac{\partial \mathbf{D}}{\partial t}\end{aligned}$$

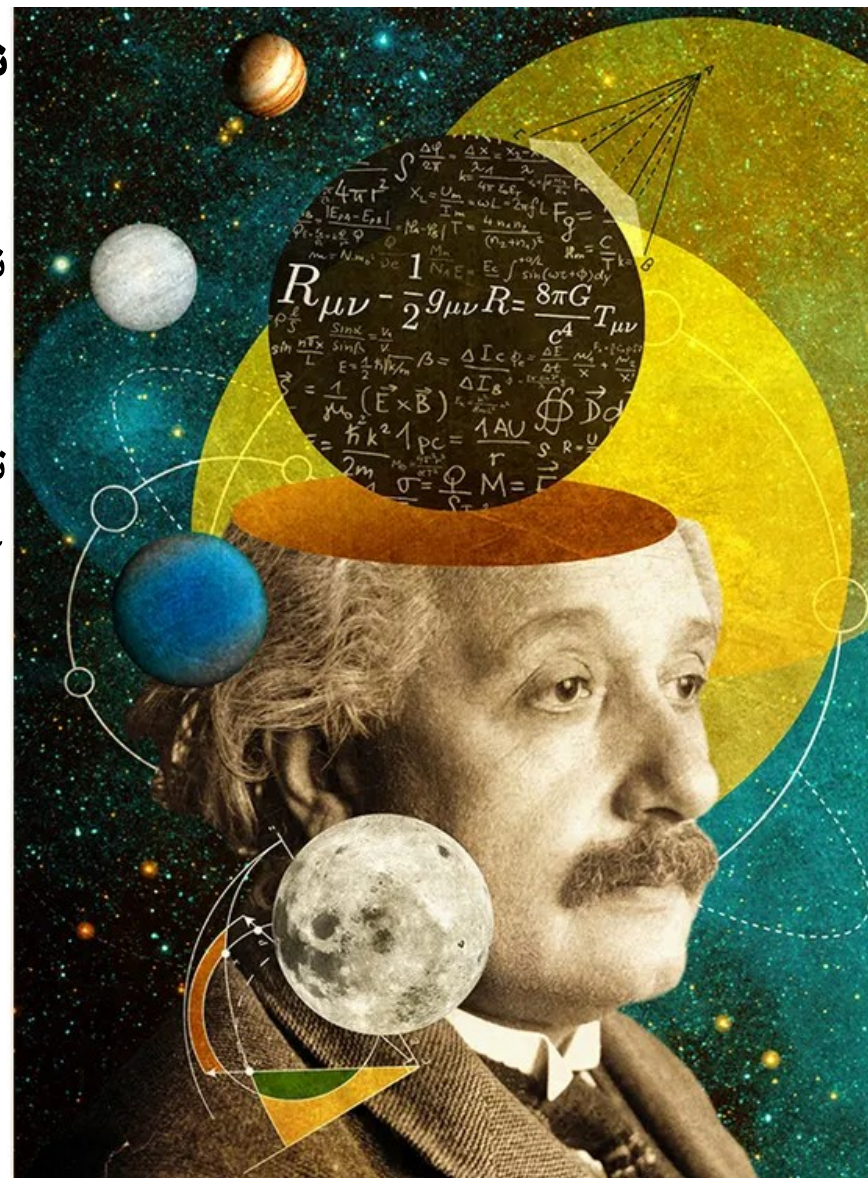
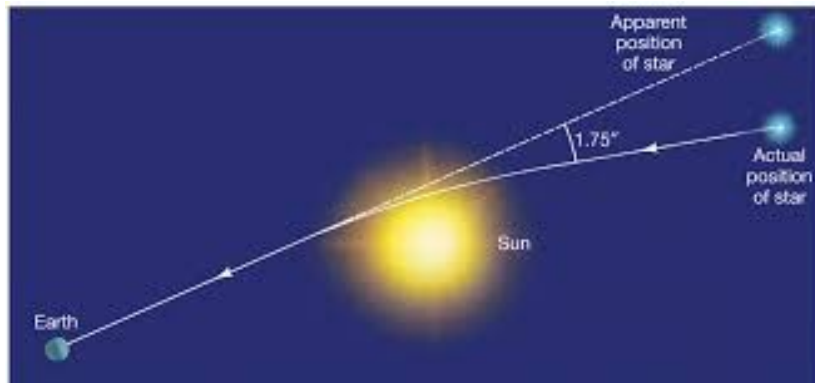


نظريه نسبيت خاص
انيشتين

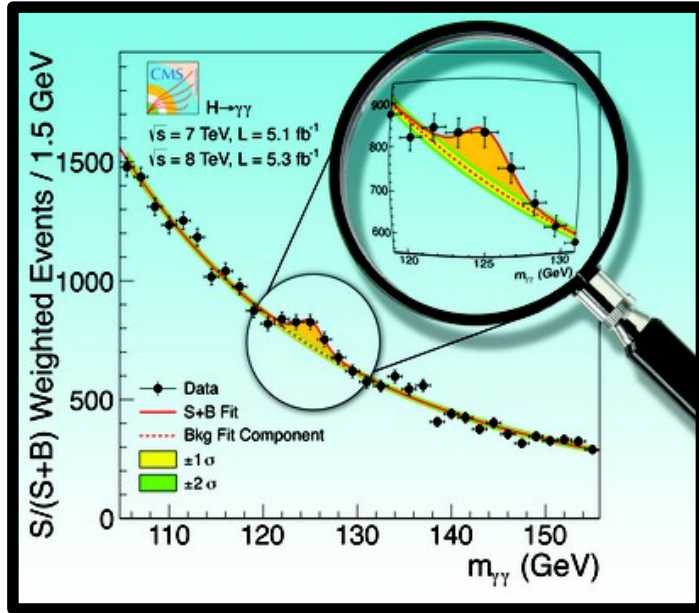
نظریه‌ی نسبیت عام

نظریه پردازی انیشتن، بدون بنیان تجربی محکم از ابتدا

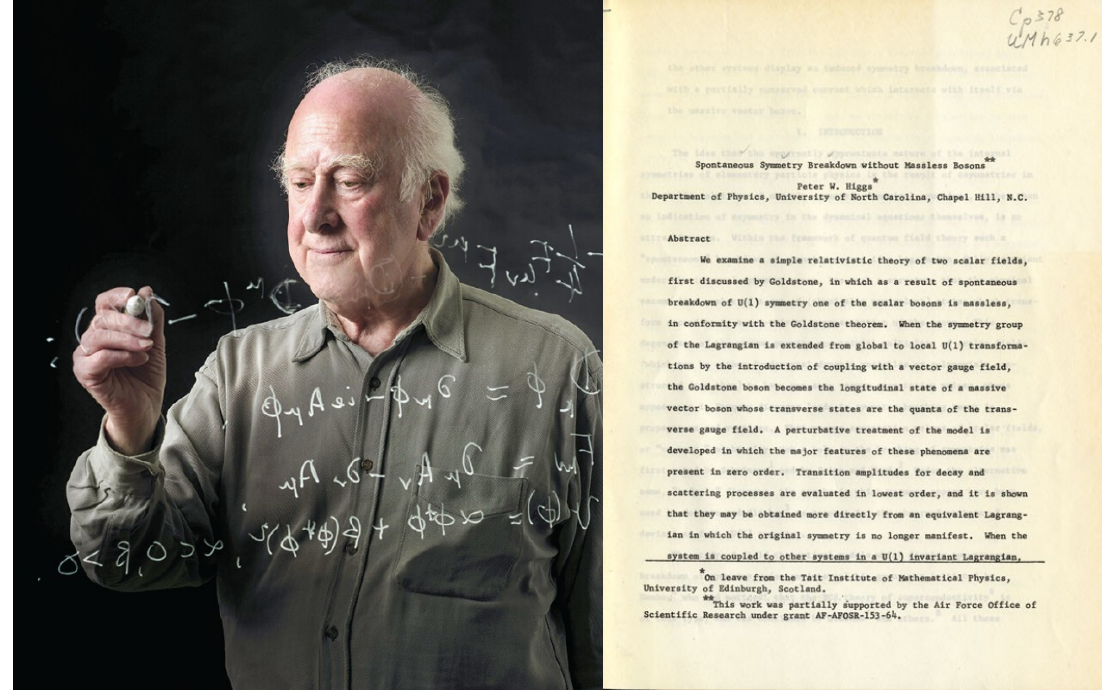
تأیید تجربی خمیده شدن مسیر نور در اثر گرانش پس از
گذشت چندین سال



کشف این ذره در سال ۲۰۱۲ توسط آزمایشهای CMS و ATLAS در سرن



پیش بینی وجود یک ذره (به نام هیگز بوزون) که مسئول جرم دار کردن بقیه ی ذرات است (دهه ی ۱۹۶۰ میلادی)



چگونه هوش مصنوعی مرزهای **علوم بنیادی** را گسترش می دهد

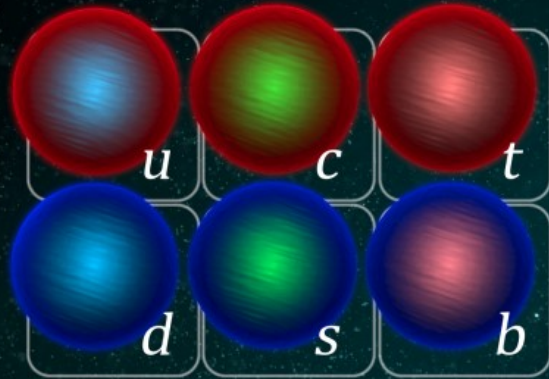
the human pursuit of knowledge in its purest form; the process by which we develop new theories and start to explain what we can't understand.

ذرات بنیادی - کیهانشناسی

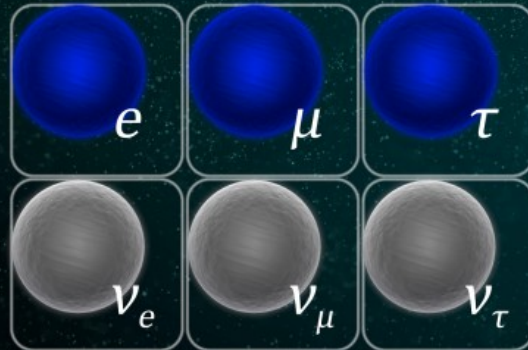
مطالعه ی فسیل دایناسورها

مدل استاندارد ذرات بنیادی:

تمام دانش ما نسبت به ذرات سازنده‌ی عالم و برهم‌کنش‌های آنها



Quarks



Leptons



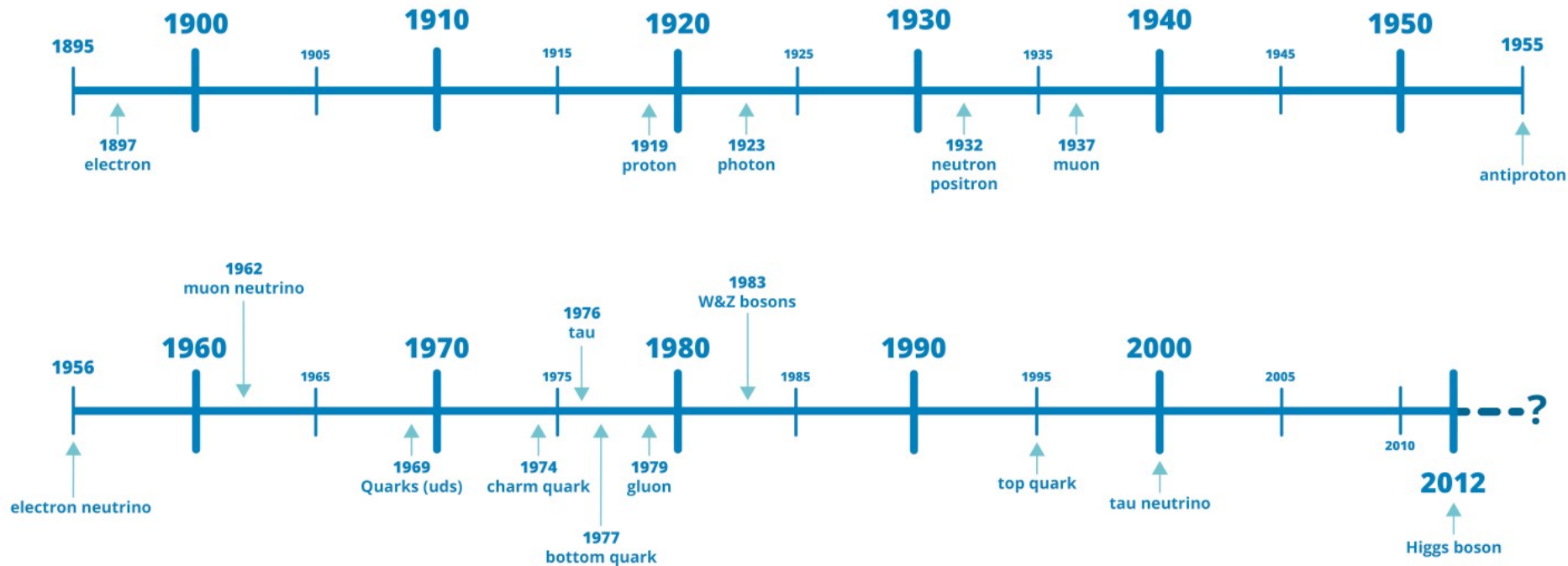
Higgs boson



Forces

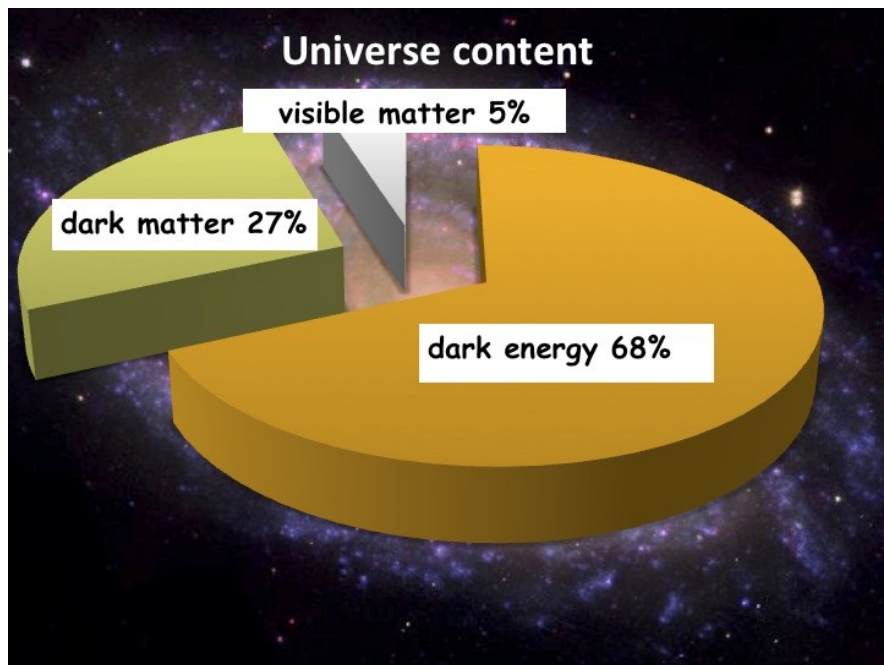
قدرت پیش‌بینی خیره‌کننده در توصیف آزمایش‌های بسیار دقیق
توانایی بسیار بالا در پیش‌بینی ذرات جدید

Key particle discoveries



مدل استاندارد دقیق است؛ اما

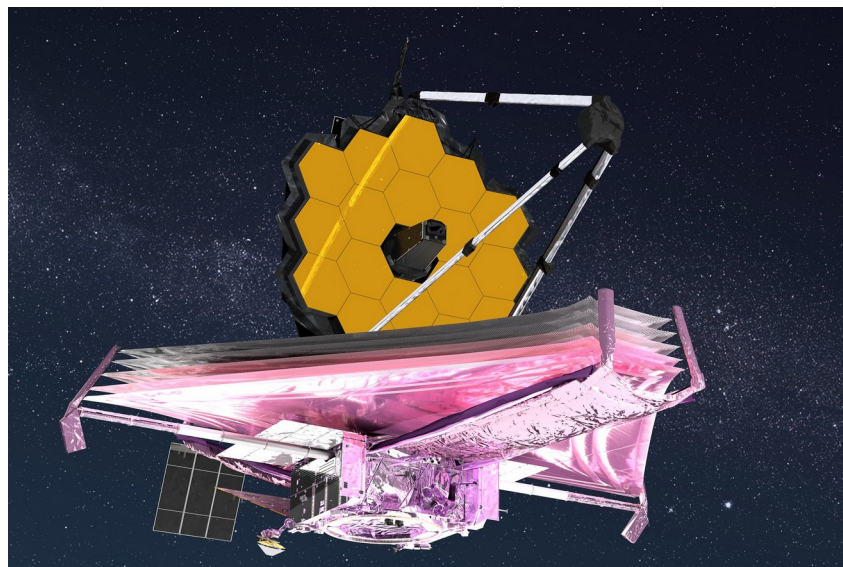
رازهای زیادی از طبیعت را هنوز نمی تواند توضیح دهد:



- عدم تقارن ماده و پادماده
- منشأ مادهی تاریک
- نحوه ی اعمال نیروی « گرانش »
-

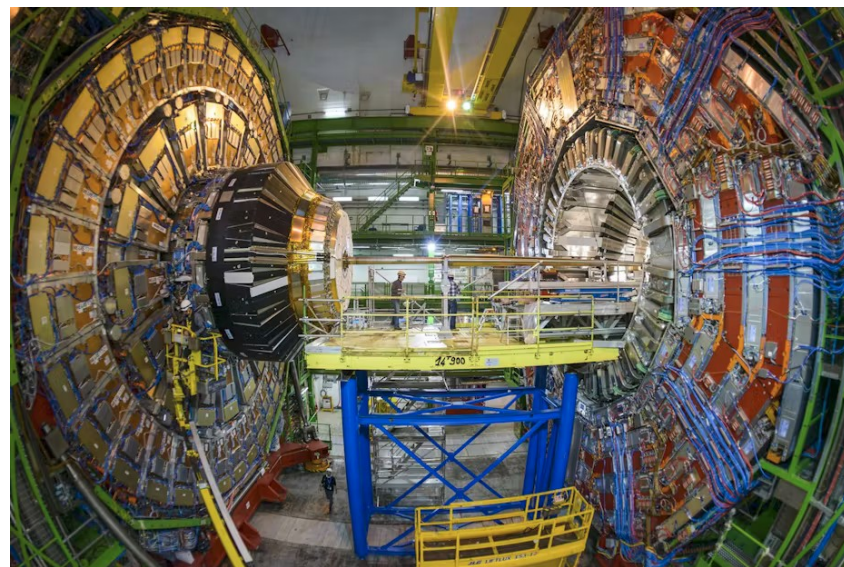
کلید پیشروی: آزمایش

کیهان‌شناسی



تلسکوپ‌های بزرگ (جیمزوب/ناسا)

ذرات بنیادی



برخورد دهنده‌های ذرات (سرِن)

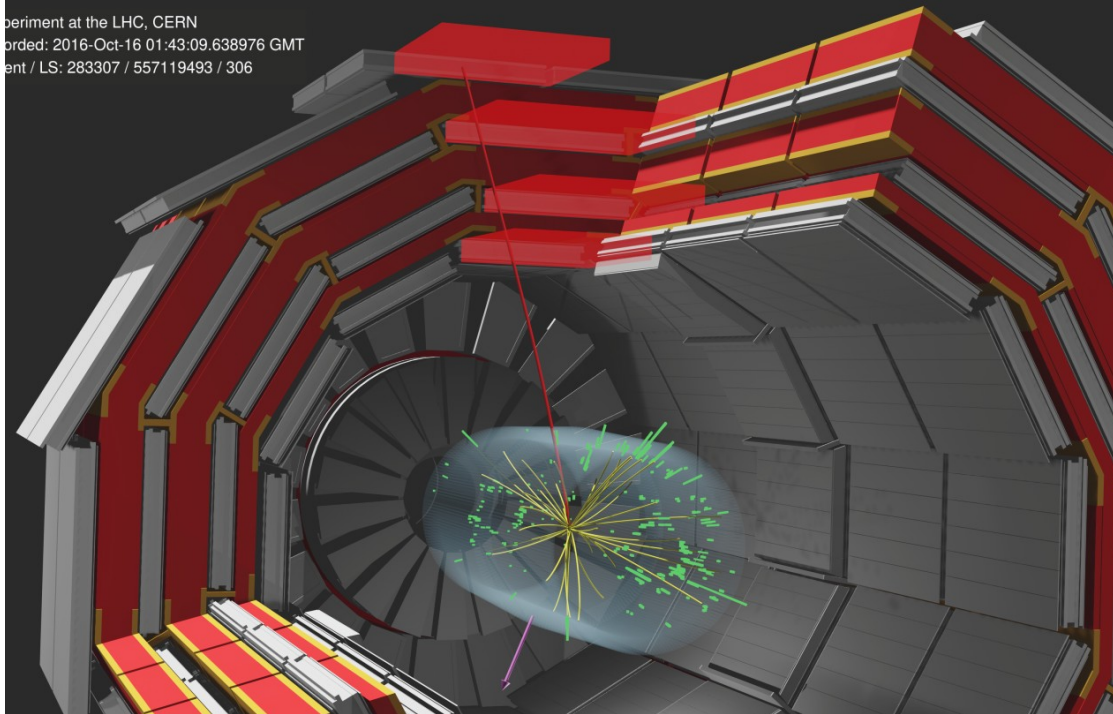
برخورد دهنده‌ی بزرگ هادرونی : LHC



- تونلی به محیط ۲۷ کیلومتر و ۱۰۰ متر زیر زمین در مرز سوئیس و فرانسه
- شتاب دهنده و برخورد دهنده‌ی پروتون‌ها در انرژی بسیار بالا
- ۴۰ میلیون برخورد در هر ثانیه

Large Hadron Collider (LHC)													HL-LHC				
Run 1		LS1		Run 2				LS2		Run 3			LS3		Run 4 - 5...		
7 TeV — 8 TeV		13 TeV						13/14 TeV									
2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	...2038	

آشکارسازی برای ضبط نتایج برخورد پروتون‌ها : CMS



- استوانه‌ای با قطر ۱۴ متر و طول ۲۱ متر
- در اطراف محل برخورد پروتون‌ها
- تشکیل شده از لایه‌های مختلف برای تشخیص تمام ذرات تولید شده
- وزن : ۱۴ هزار تن
- میدان مغناطیسی : ۴ تسلا
- توانایی گرفتن ۴۰ میلیون عکس در ثانیه
- ...

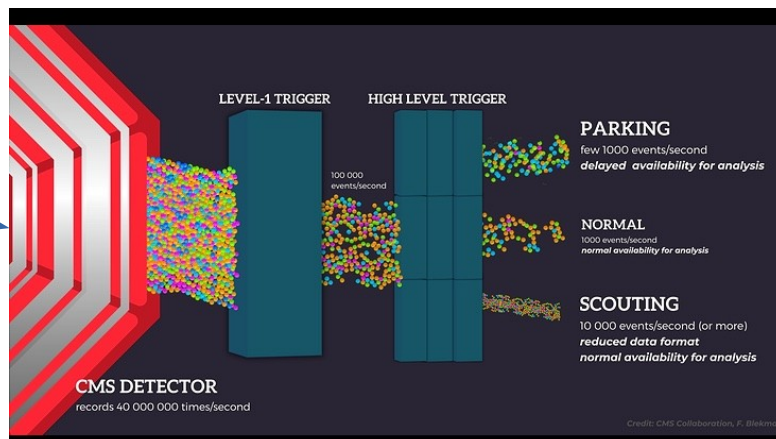
دانشگاه صنعتی اصفهان از سال ۱۳۹۸ عضو این آزمایش است

از داده‌های خام تا فیزیک

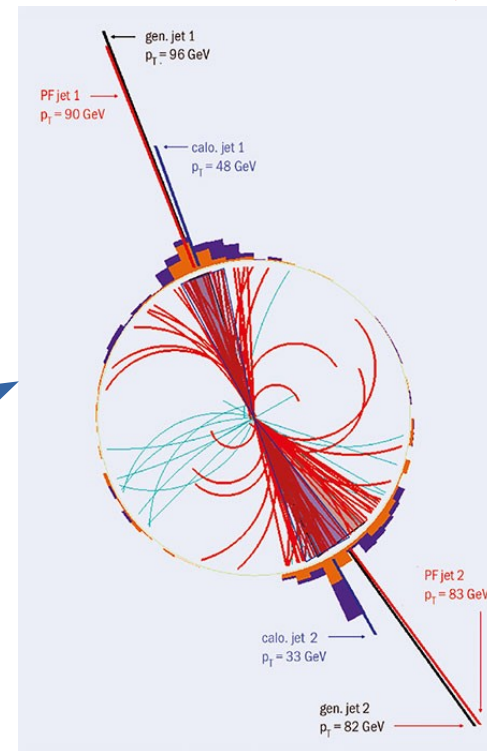
خروجی آزمایش: صفرویک



تصمیم‌گیری آنلاین برای ذخیره‌ی داده‌ها

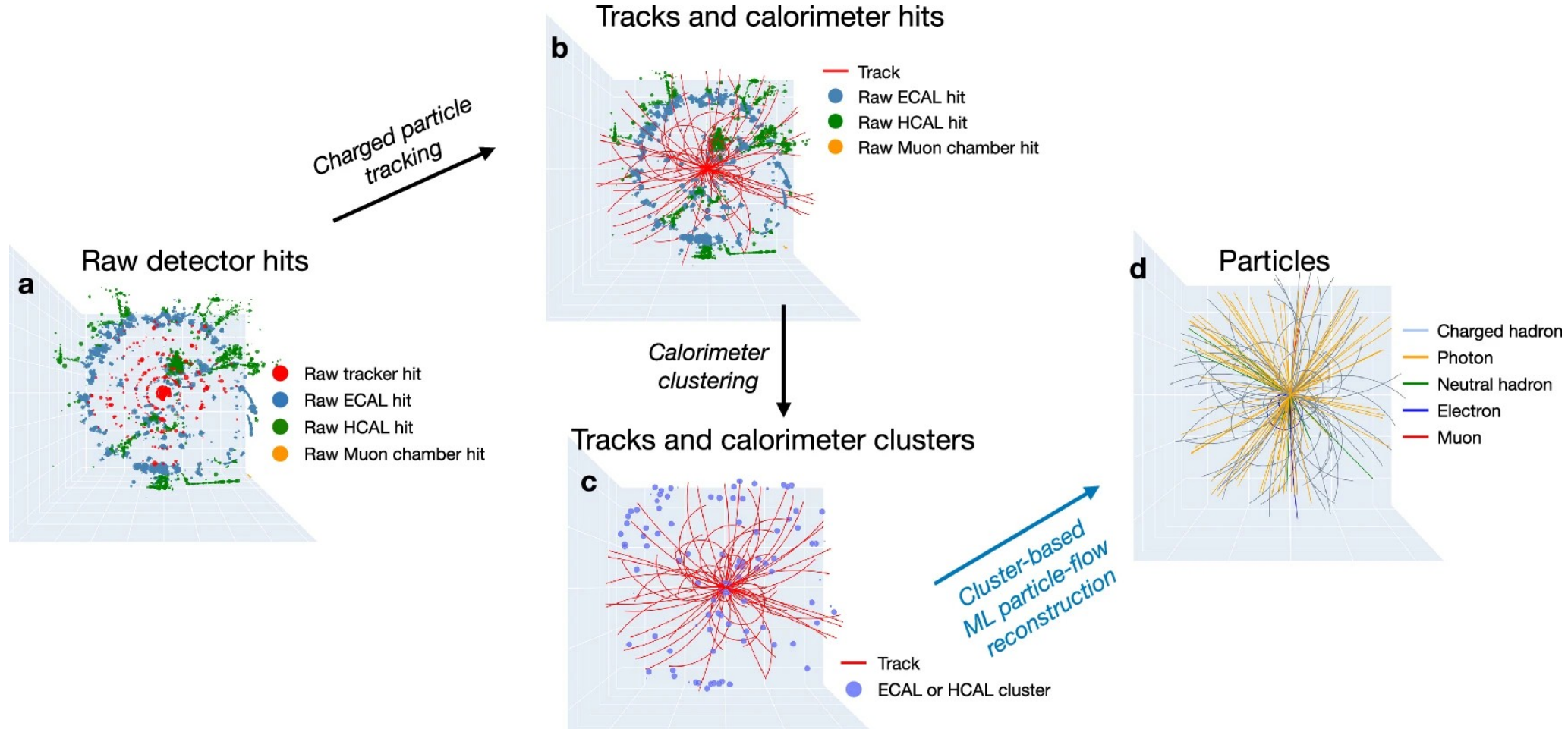


بازسازی حاصل برخورد
پروتون‌ها از صفرویک‌ها



بازسازی رویداد:

اتصال صفرویک ها برای پیدا کردن محصولات برخورد

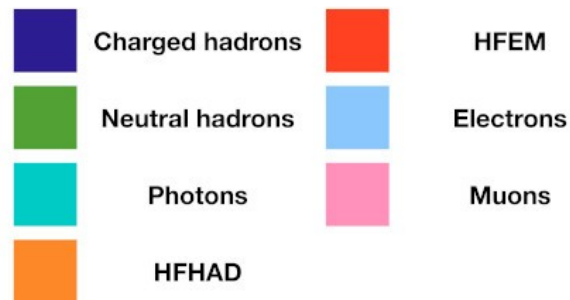
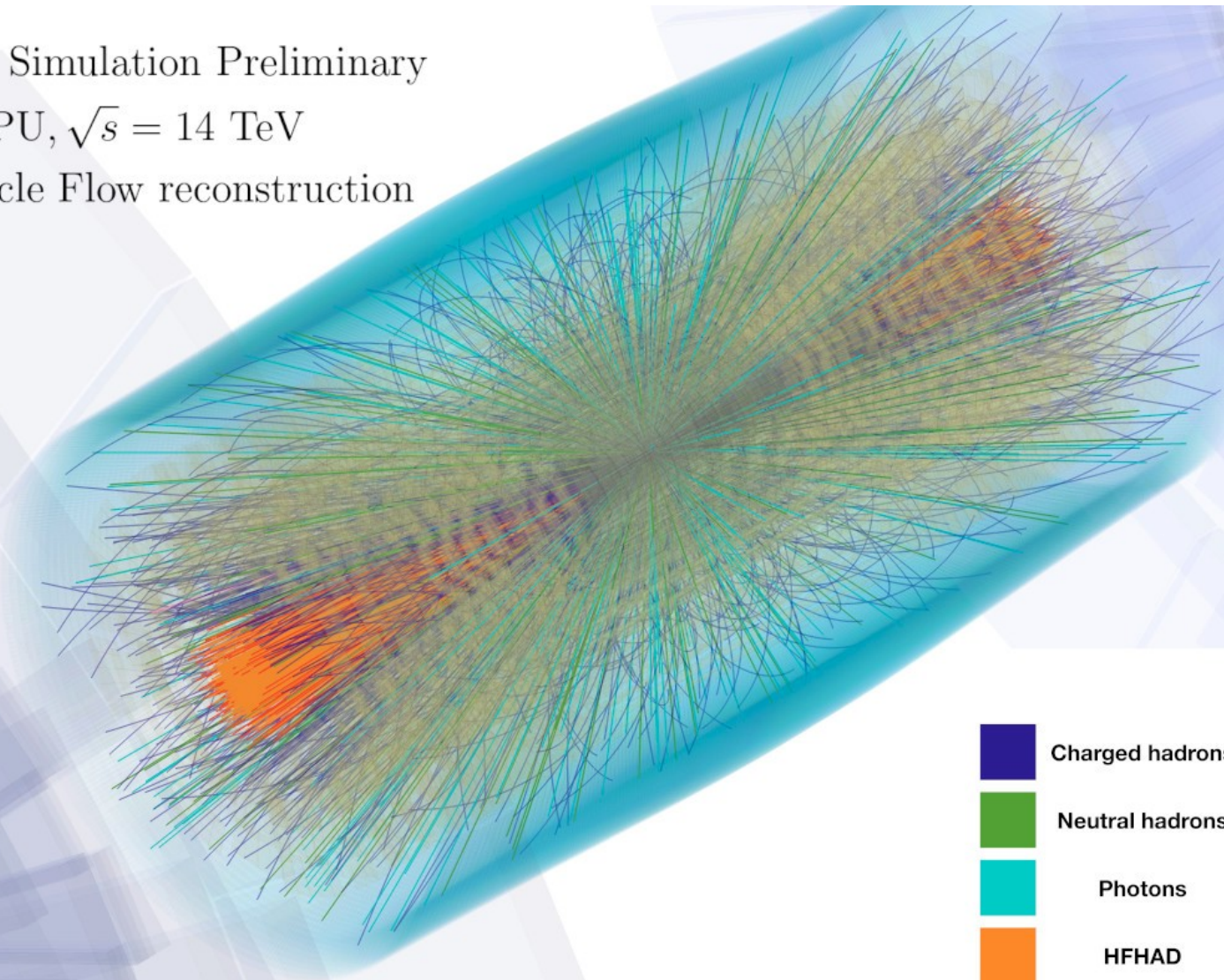


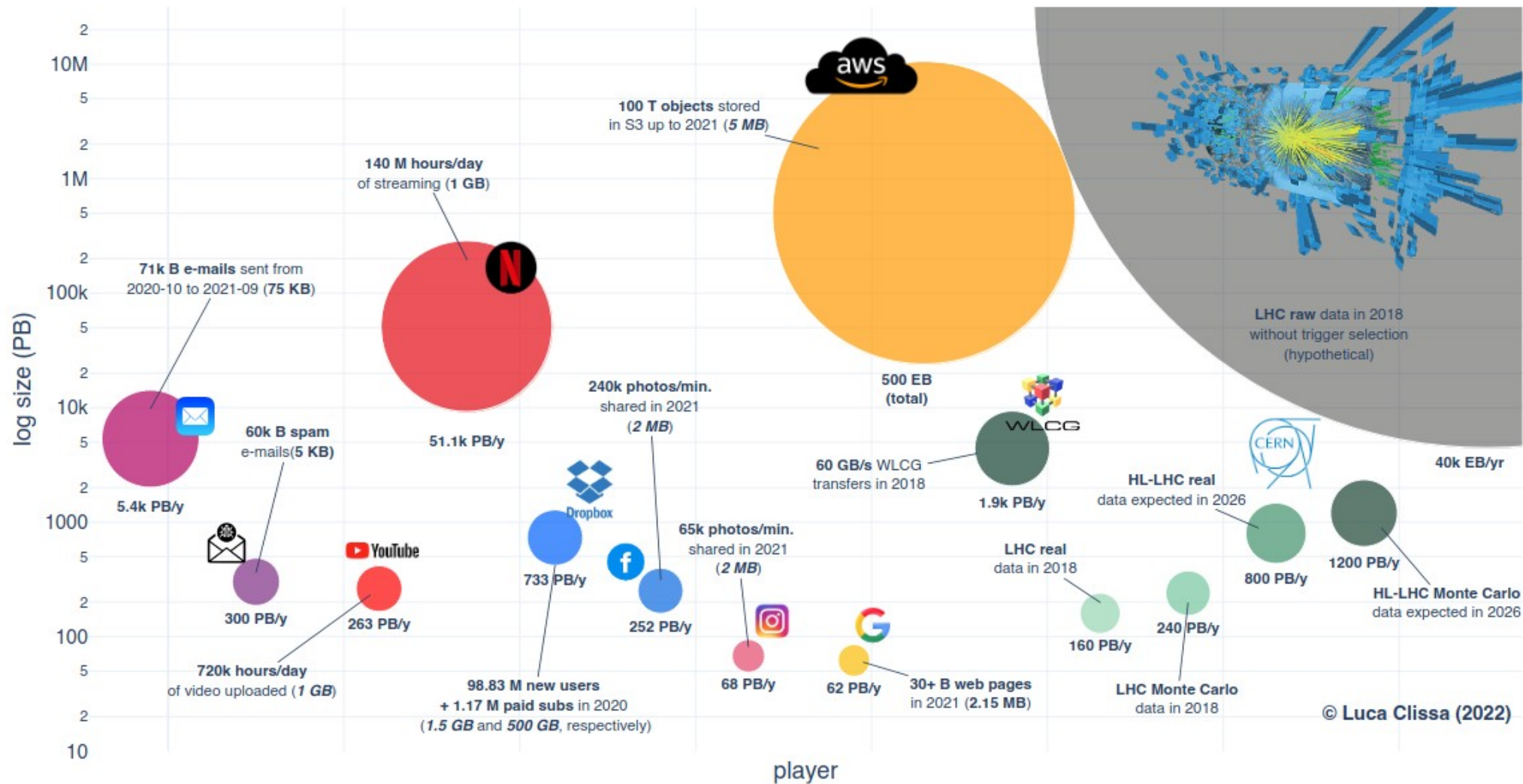


CMS Simulation Preliminary

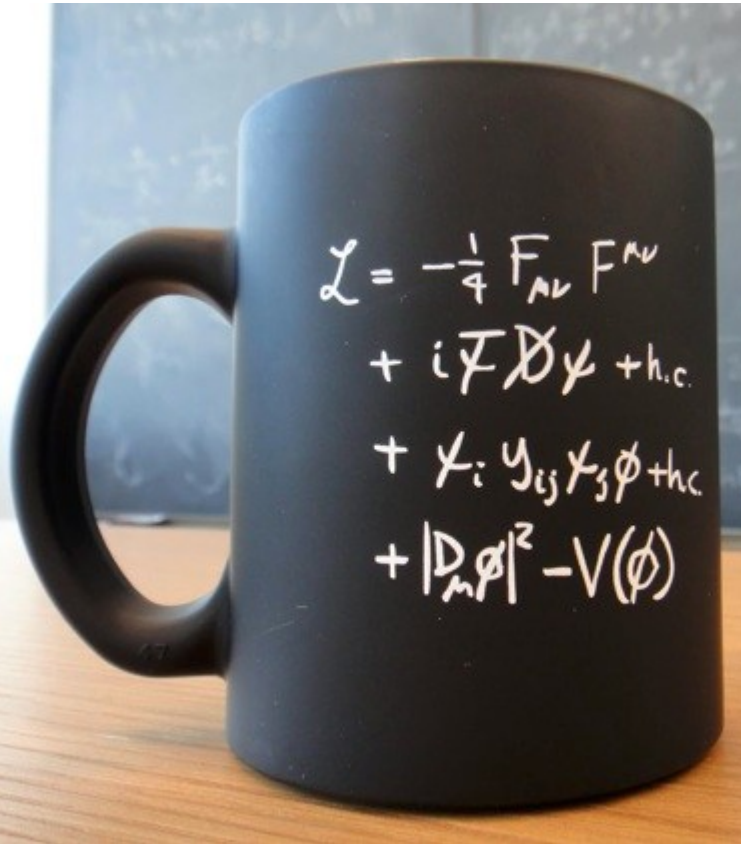
$t\bar{t} + \text{PU}, \sqrt{s} = 14 \text{ TeV}$

Particle Flow reconstruction



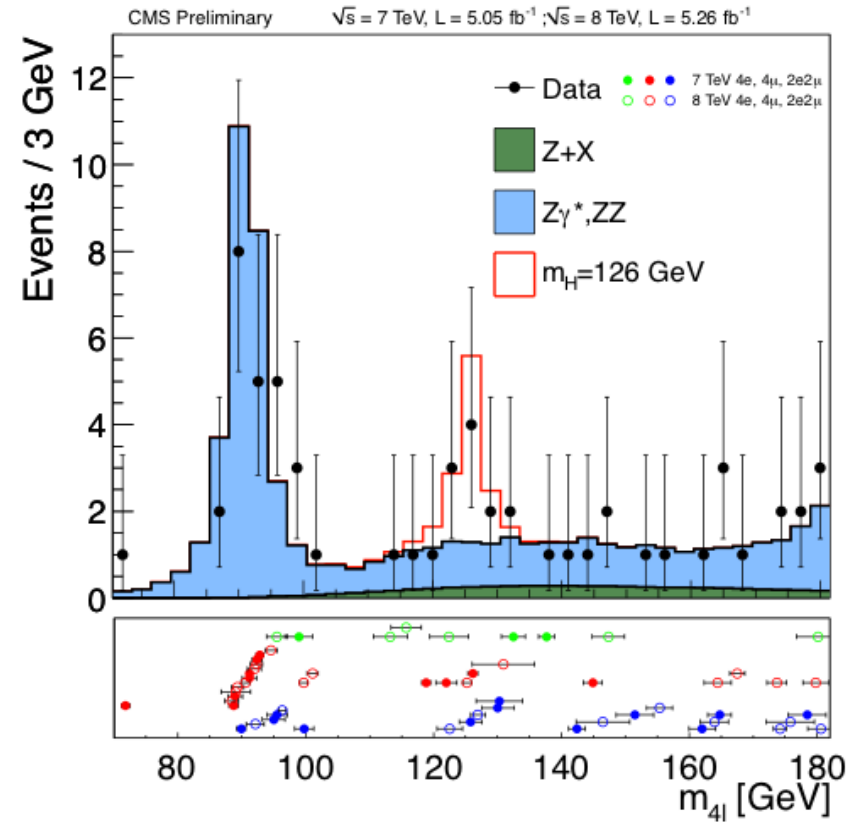
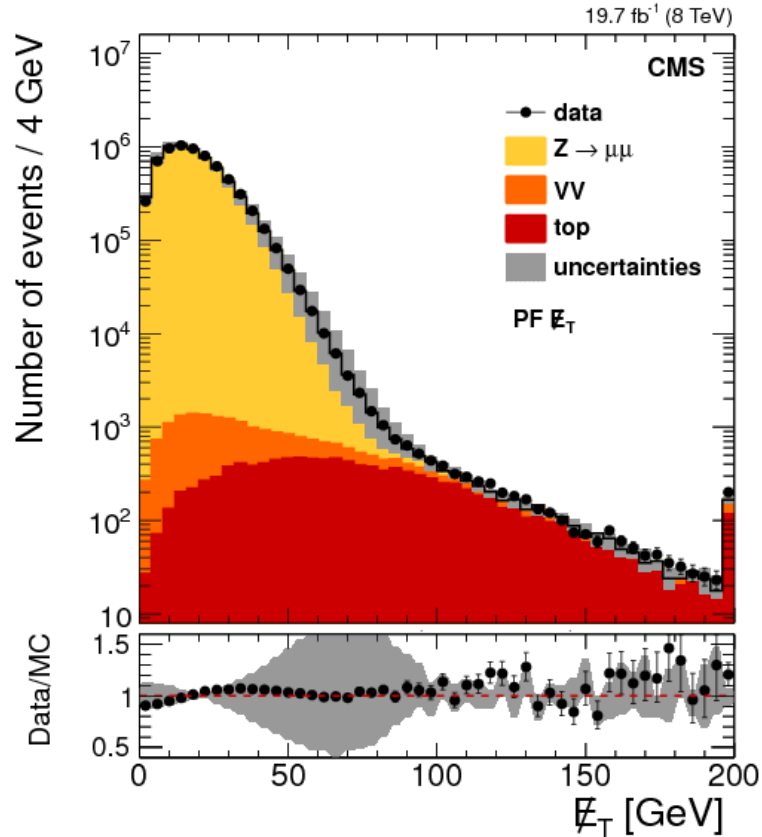


شبیه‌سازی: ابزار درک سریع داده‌ها



- رد یا قبول نظریه‌ها: مقایسه‌ی داده‌ها با نظریه
- شبیه‌سازی: تبدیل فرمول‌های ریاضی به چیزهای قابل مقایسه با داده
- تمام اتفاقاتی که در دنیای واقعی بر سر ذرات میاید را باید شبیه‌سازی کنیم

شبیه‌سازی: ابزار درک سریع داده‌ها



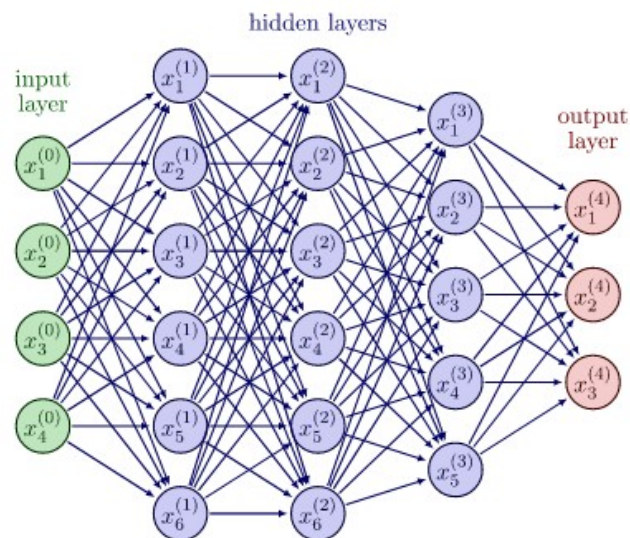
یادگیری ماشین و هوش مصنوعی



یادگیری چیست؟



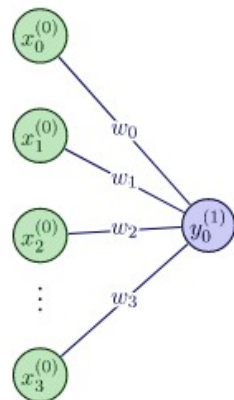
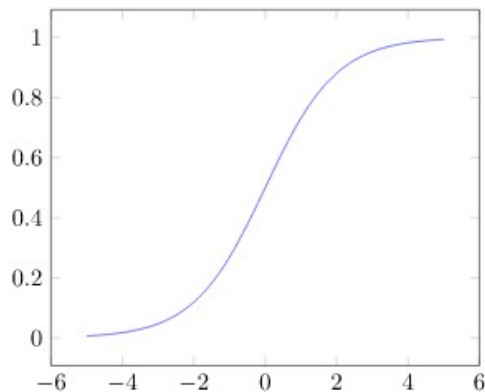
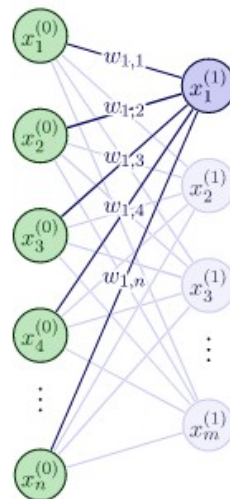
The Universal Approximation Theorem



$$W^{(l)} = \begin{pmatrix} w_{1,1}^{(l)} & w_{1,2}^{(l)} & \dots & w_{1,n}^{(l)} \\ w_{2,1}^{(l)} & w_{2,2}^{(l)} & \dots & w_{2,n}^{(l)} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ w_{m,1}^{(l)} & w_{m,2}^{(l)} & \dots & w_{m,n}^{(l)} \end{pmatrix}$$

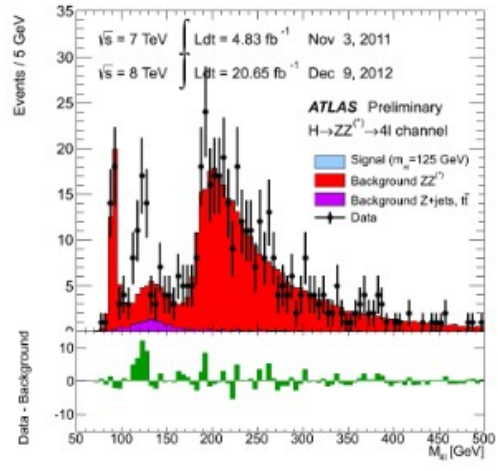
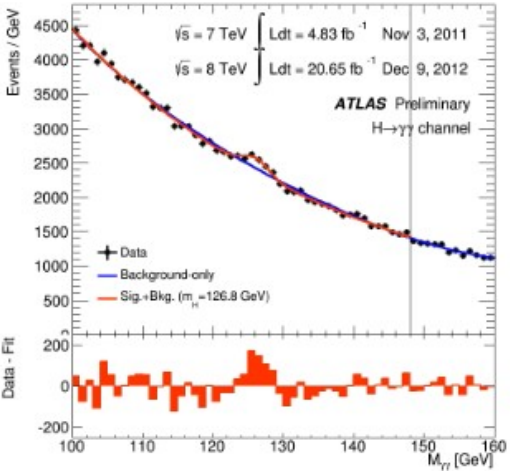
$$\psi(x) := \sigma \left(\sum_{i=1}^n x_i w_i - b \right) \\ = \sigma \left(\underbrace{w^\top \bullet x - b}_{\in \mathbb{R}} \right),$$

$$\int_{x \in \mathbb{R}^n} \sigma(w^\top x - b) d\mu(x) = 0 \quad \forall w \in \mathbb{R}^n, b \in \mathbb{R}$$



July 2012

نوبل ۲۰۱۳



ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

نوبل ۲۰۲۴
Hinton

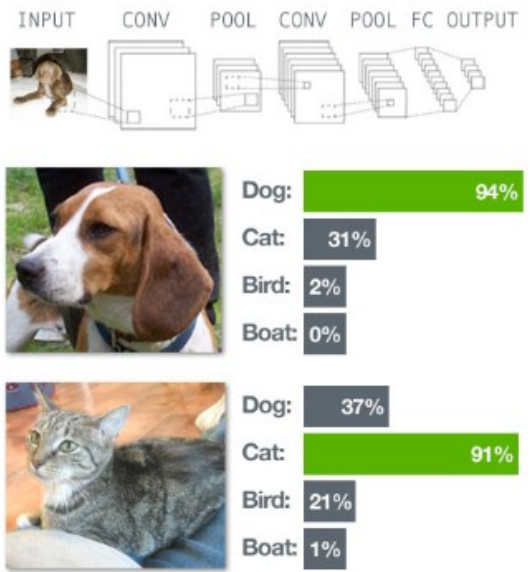
Alex Krizhevsky
University of Toronto
kriz@cs.utoronto.ca

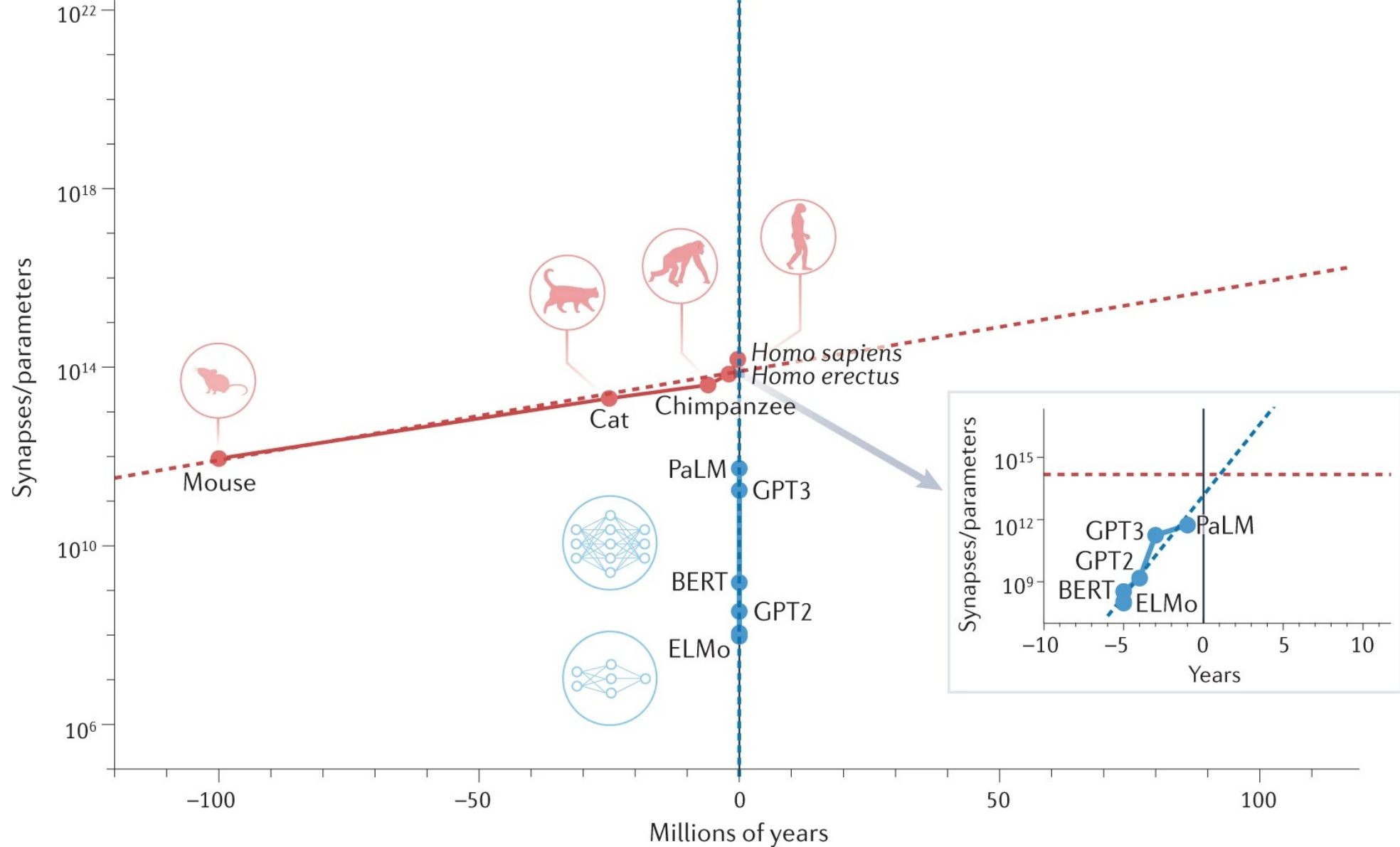
Ilya Sutskever
University of Toronto
ilya@cs.utoronto.ca

Geoffrey E. Hinton
University of Toronto
hinton@cs.utoronto.ca

Abstract

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.2 million high-resolution images in the ImageNet LSVRC-2010 contest into the 1000 different classes. On the test data, we achieved top-1 and top-5 error rates of 37.5% and 17.0% which is considerably better than the previous state-of-the-art. The neural network, which has 60 million parameters and 650,000 neurons, consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and three fully-connected layers with a final 1000-way softmax. To make training faster, we used non-saturating neurons and a very efficient GPU implementation of the convolution operation. To reduce overfitting in the fully-connected layers we employed a recently-developed regularization method called "dropout" that proved to be very effective. We also entered a variant of this model in the ILSVRC-2012 competition and achieved a winning top-5 test error rate of 15.3%, compared to 26.2% achieved by the second-best entry.



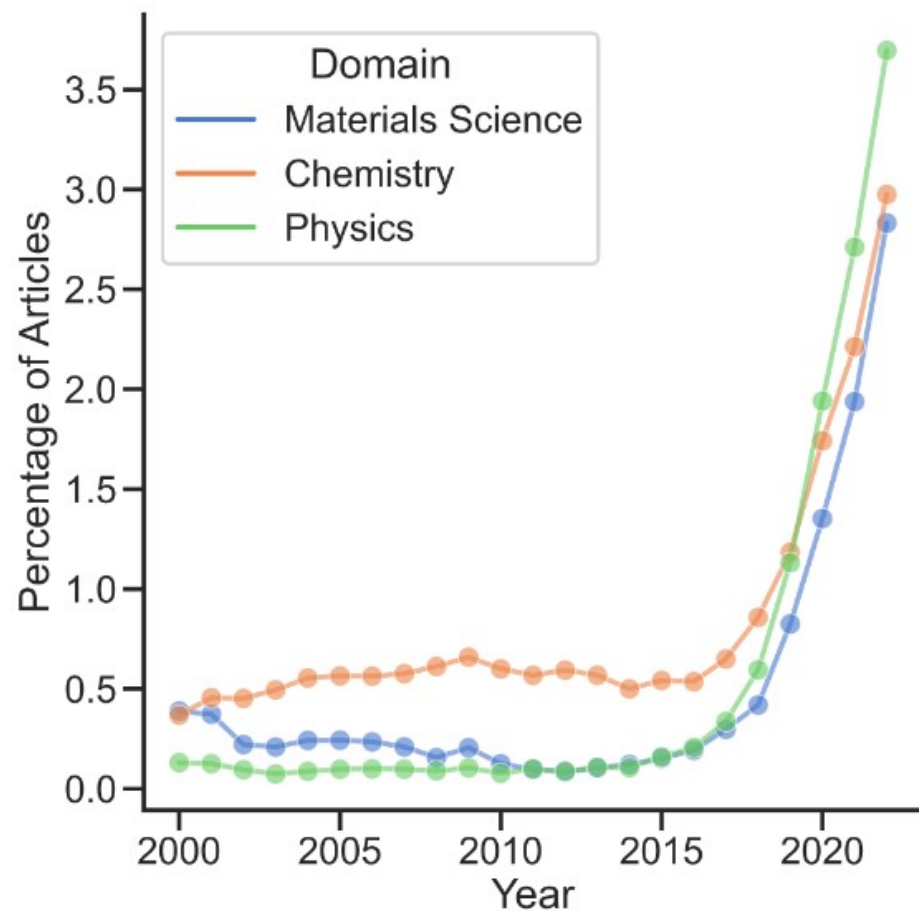
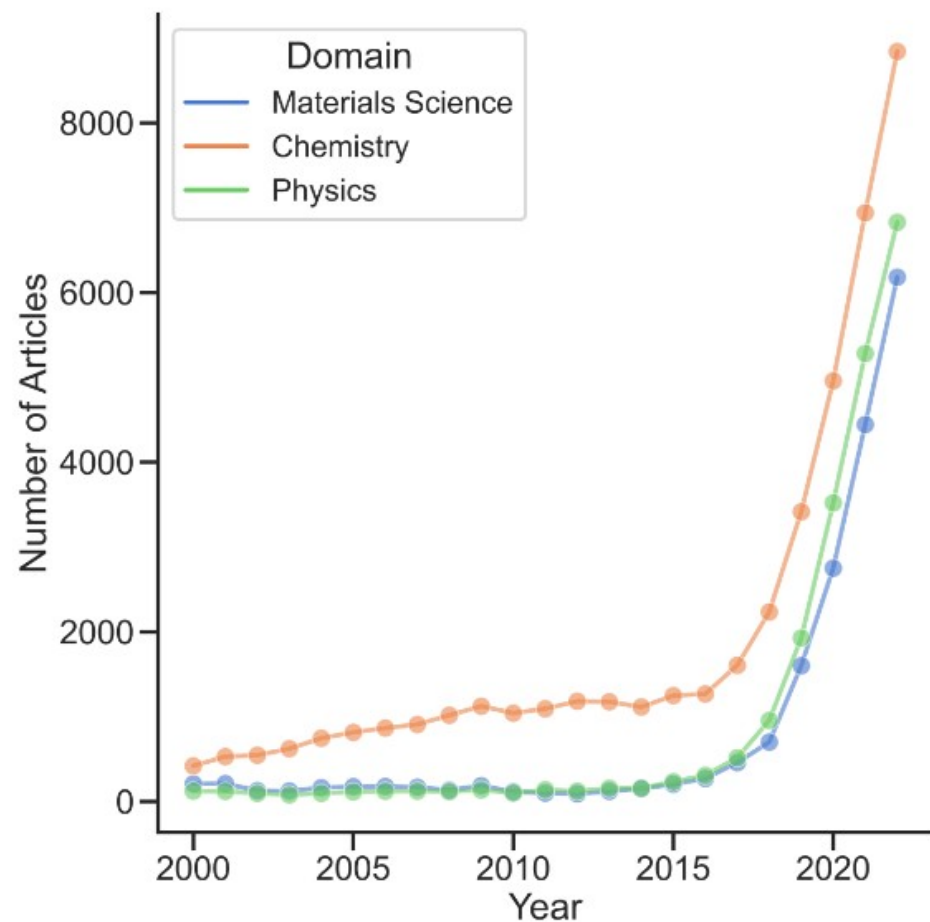


"New directions in science are launched by new tools much more often than by new concepts. The effect of a concept-driven revolution is to explain old things in new ways. The effect of a tool-driven revolution is to discover new things that have to be explained."

– FREEMAN DYSON



ML Publications in Science



سابقه‌ی یادگیری ماشین در فیزیک ذرات تجربی

The use of neural networks in $\gamma-\pi^0$ discrimination

Wayne S. Babbage and Lee F. Thompson

Department of Physics, University of Sheffield, Sheffield, S3 7RH, England, UK

Received 21 October 1992

Pattern recognition in high energy physics with artificial neural networks – JETNET 2.0

Leif Lönnblad, Carsten Peterson and Thorsteinn Rönvaldsson

Department of Theoretical Physics, University of Lund, Sölvegatan 14 A, S-223 62 Lund, Sweden

Received 27 August 1991

Higgs search by neural networks at LHC

P. Chiappetta^a, P. Colangelo^b, P. De Felice^{b,c}, G. Nardulli^{b,c} and G. Pasquariello^d

^a *Centre de Physique Théorique, CNRS Luminy, Marseille, France*

^b *INFN, Sezione di Bari, Bari, Italy*

^c *Dipartimento di Fisica, Università di Bari, Bari, Italy*

^d *Istituto Elaborazione Segnale Immagini, CNR, Bari, Italy*

Received 10 December 1993

Editor: R. Gatto

JETNET 3.0 – A versatile artificial neural network package

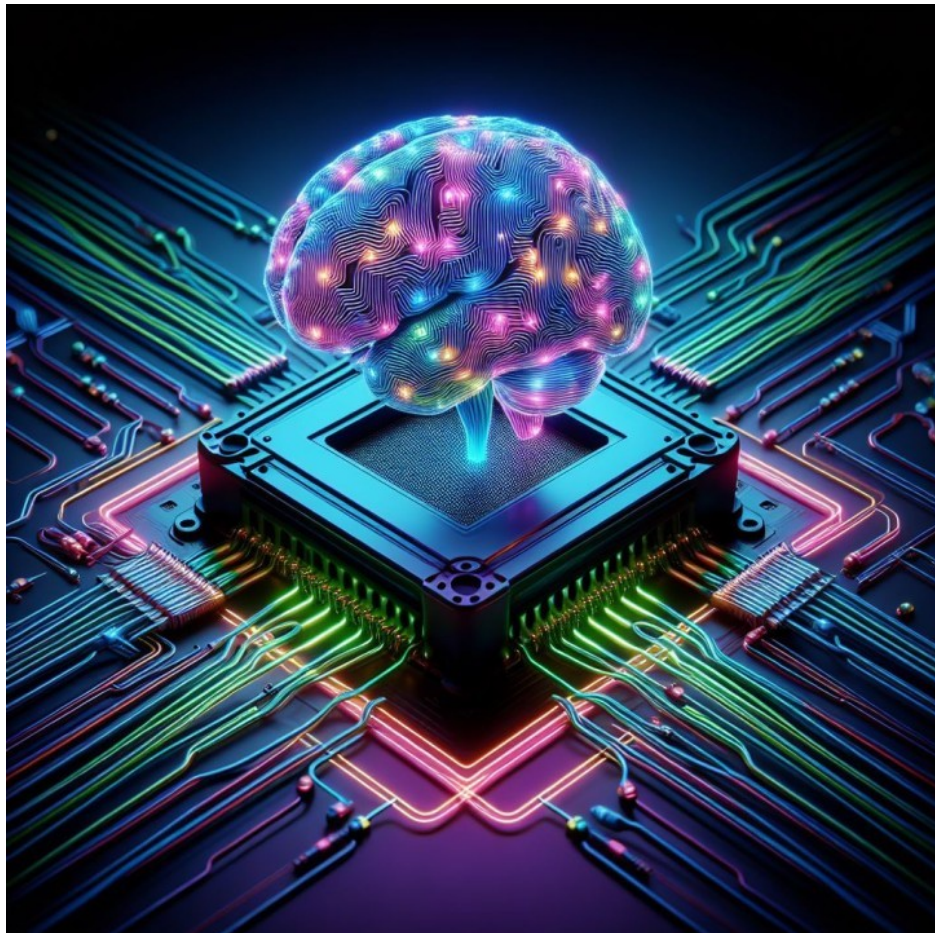
Carsten Peterson^a, Thorsteinn Rönvaldsson^a, Leif Lönnblad^b

^a *Department of Theoretical Physics, University of Lund, Sölvegatan 14 A, S-223 62 Lund, Sweden*

^b *Theory Division, CERN, CH-1211 Geneva 23, Switzerland*

Received 17 January 1994

• چه انتظاراتی می توان از «هوش مصنوعی» در علوم بنیادی داشت



– سرعت و دقت بیشتر در محاسبات

• تحلیل داده های بیشتر

• شبیه سازی سریع تر و دقیق تر نظریه ها

– یافتن راه های جدید برای تعبیر نتایج

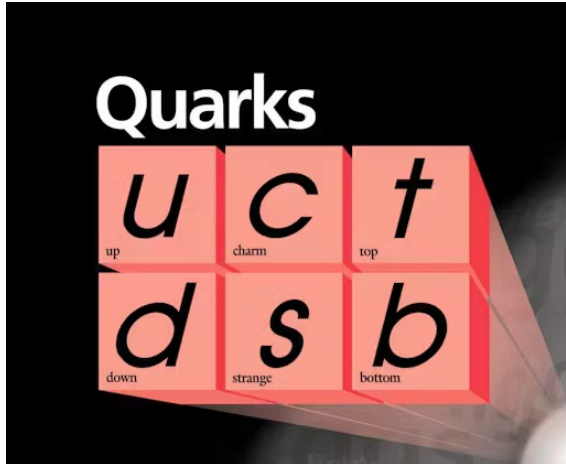
– تشخیص ناهنجاری ها

– یادگیری مجدد قوانین

–

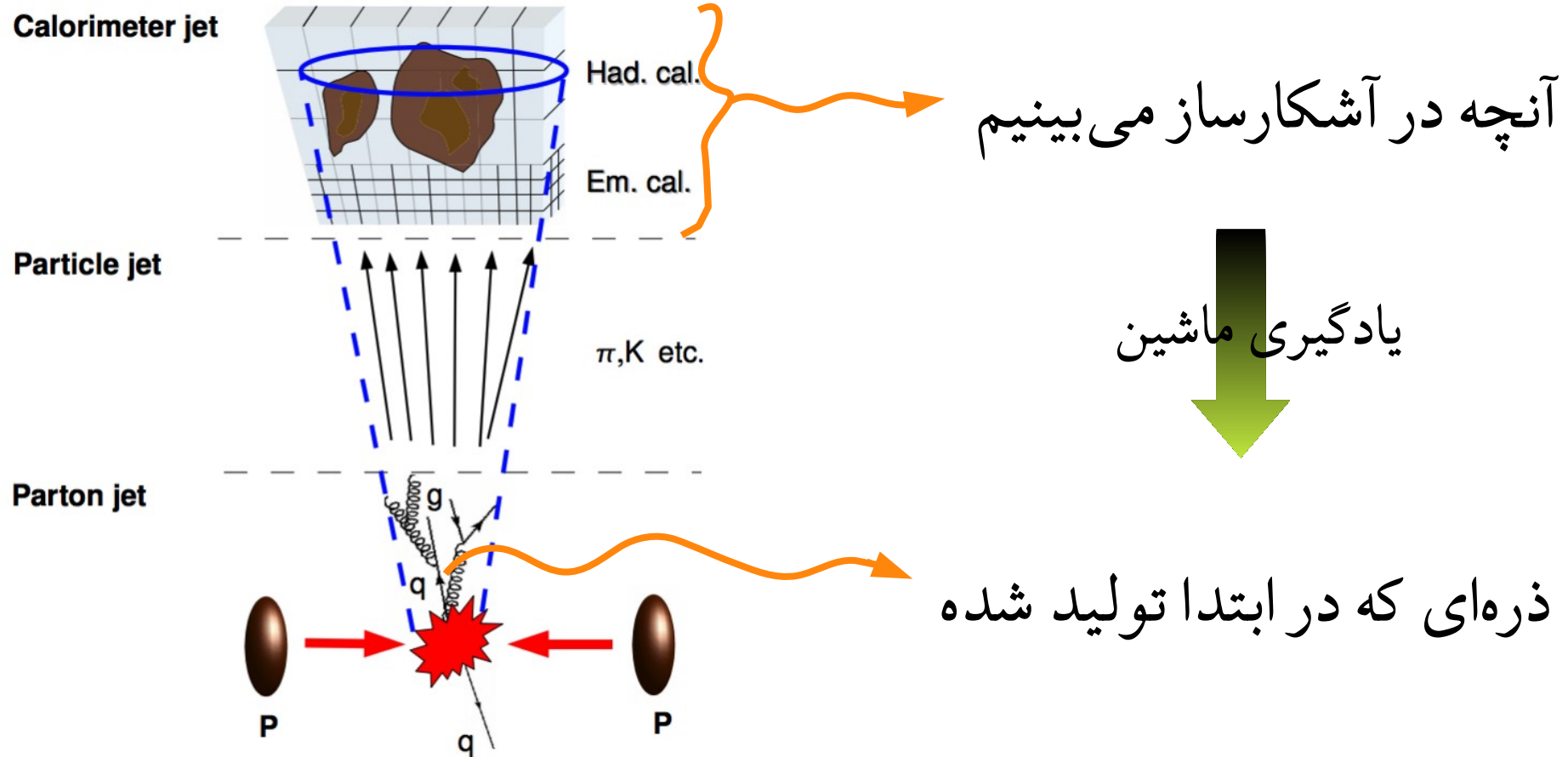
مثال ۱: تشخیص دقیق تر نوع کوارک

- کوارک‌ها سریعاً بعد از تولید تبدیل به تعداد زیادی ذره‌ی دیگر می‌شوند
- از کنار هم قرار دادن ذرات حاصل (جت)، به وجود یک کوارک پی می‌بریم

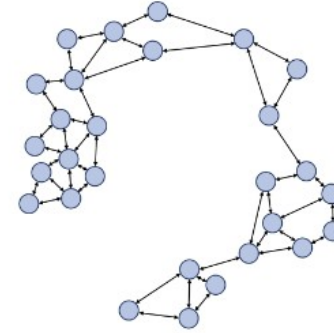
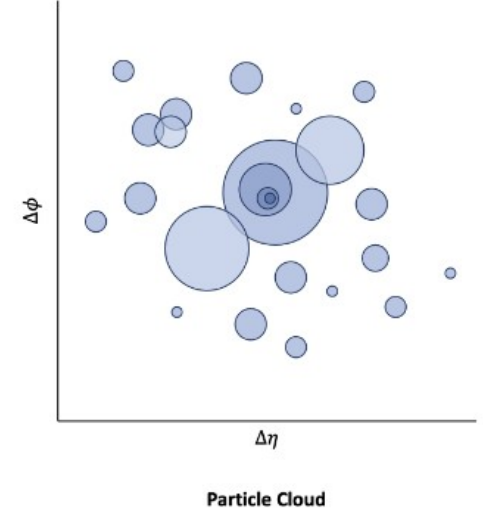
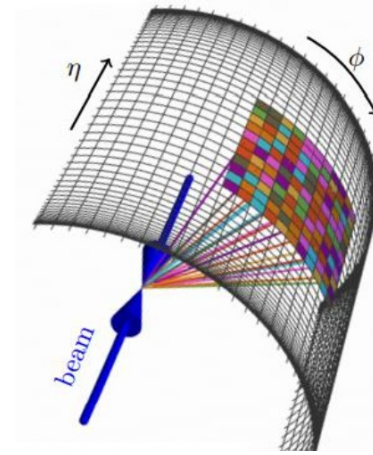
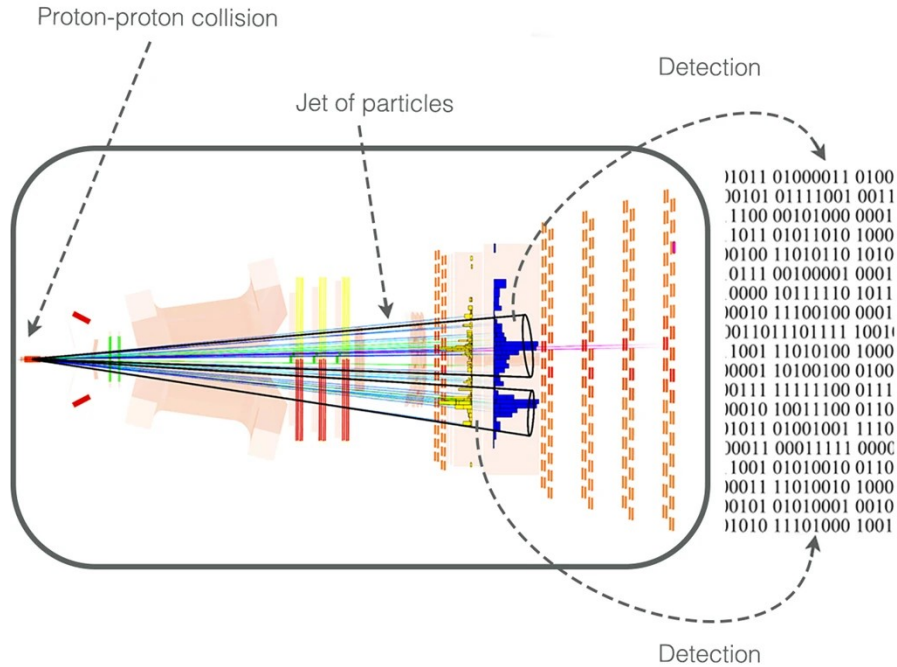


- صورت مسأله: هر جت حاصل از چه نوع کوارکی است؟

مثال ۱: تشخیص دقیق تر نوع کوارک

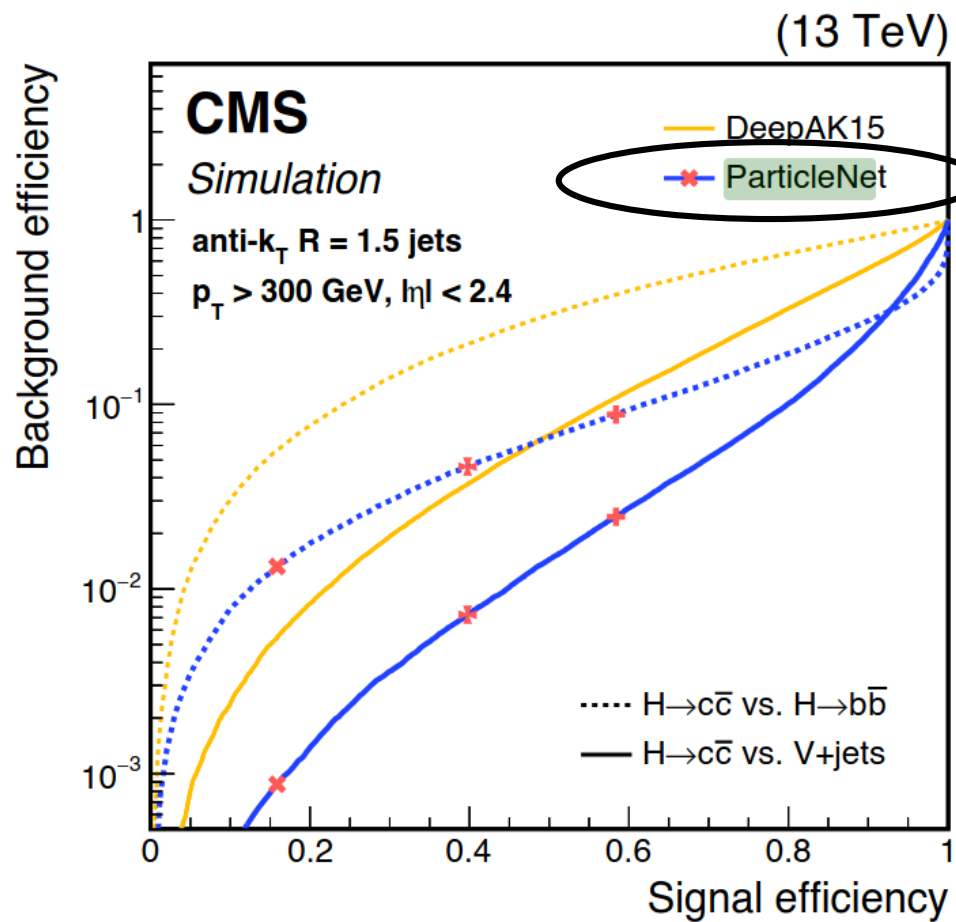


اطلاعات جت را چگونه به شبکه‌ی عصبی بدهیم؟



Graph-Based Representation

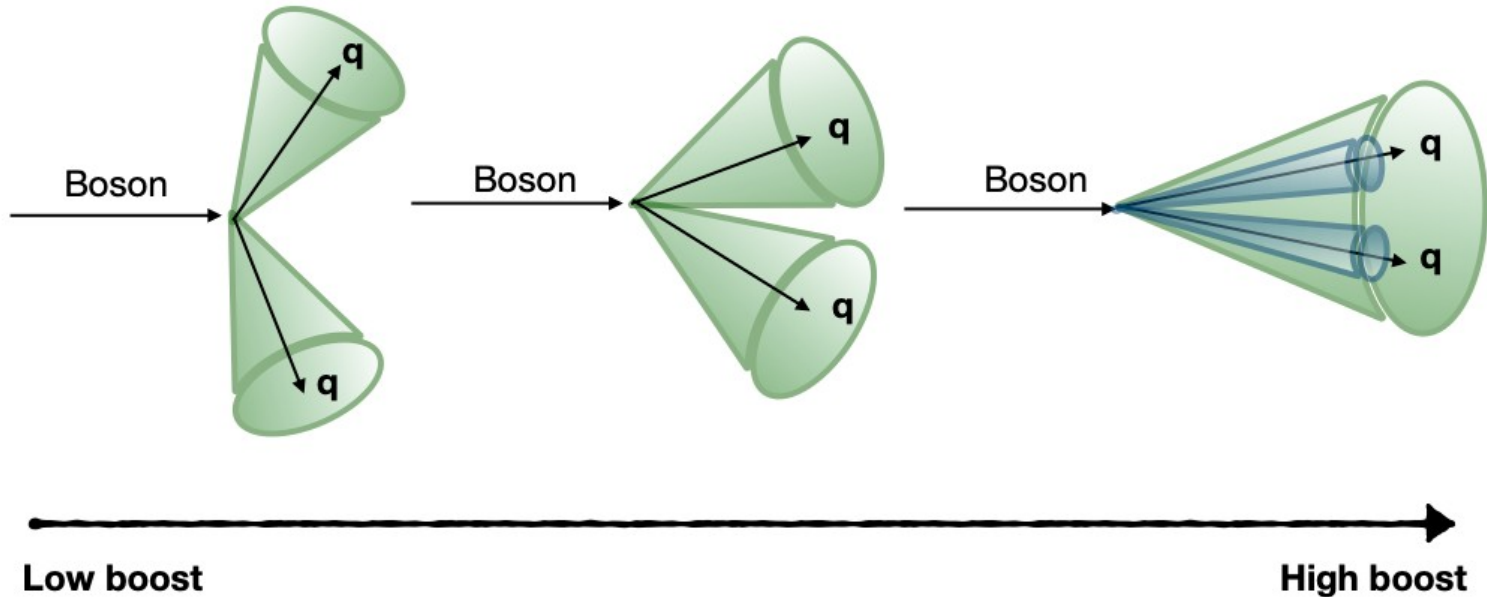
مثال ۱: نتایج



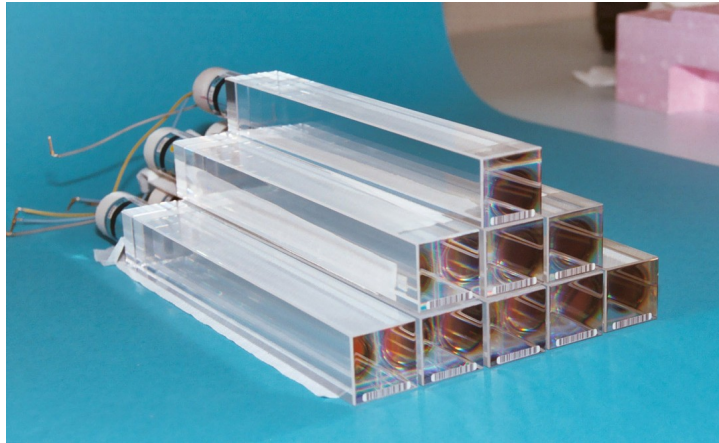
اندازه‌گیری دقیق احتمال واپاشی هیگز
به کوارک افسون (charm)

مثال ۲: جدا کردن ذرات خیلی نزدیک به هم

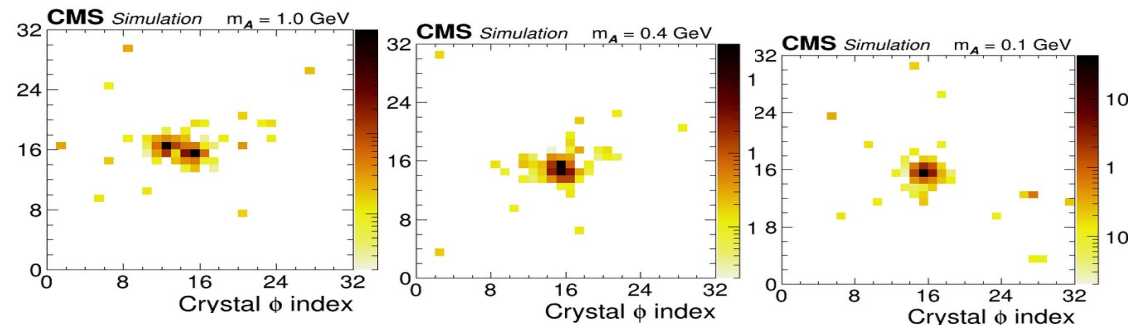
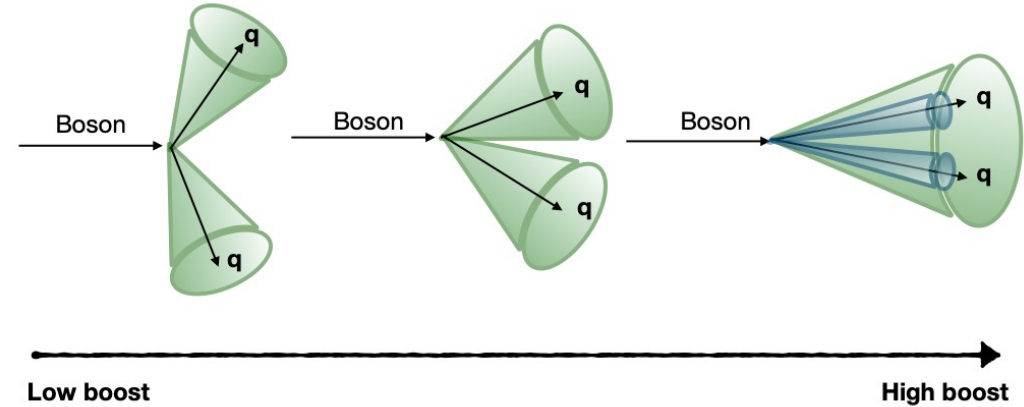
- واپاشی ذره با تکانه‌ی بسیار بالا به دو ذره:



مثال ۲: جدا کردن ذرات خیلی نزدیک به هم

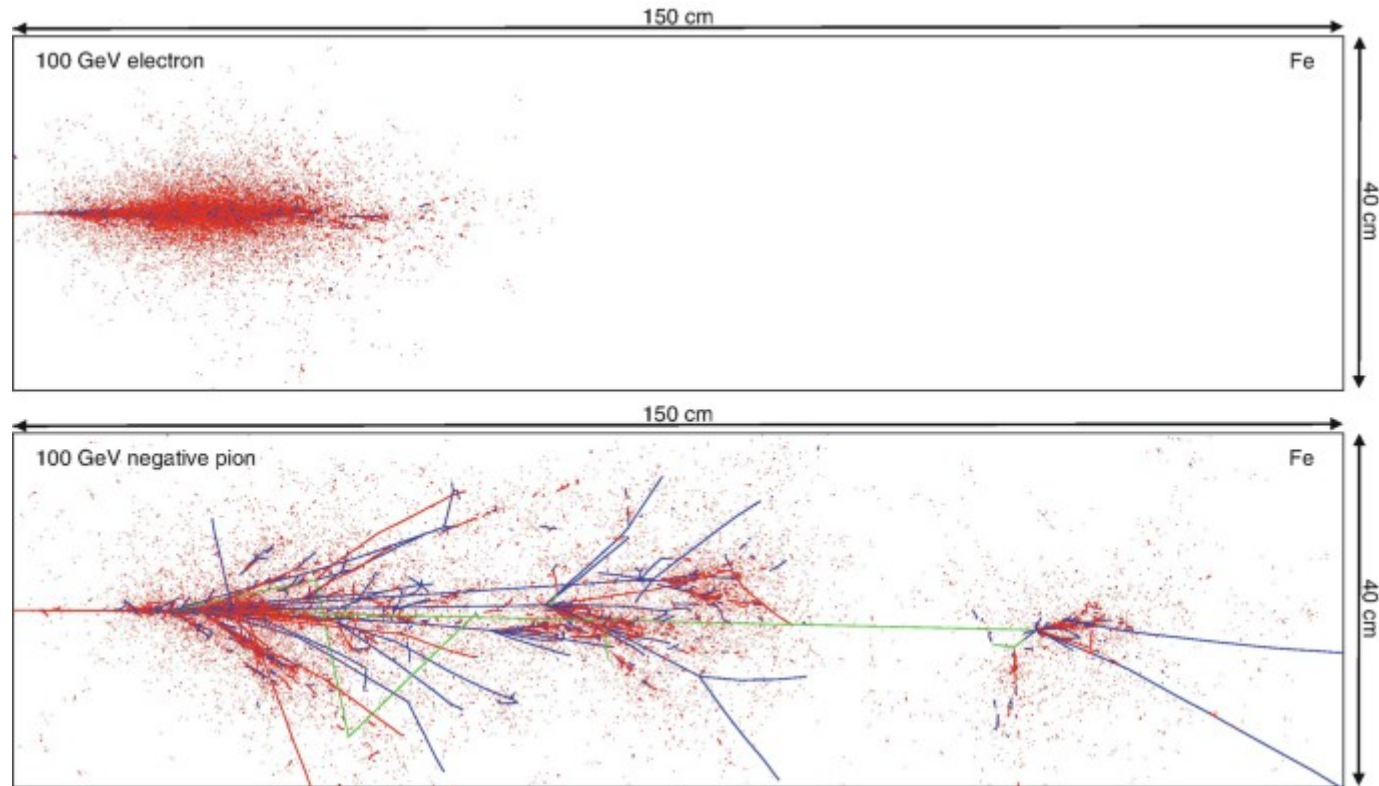


استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین
دقت اندازه‌گیری را به شدت افزایش
داده است



مثال ۳: شبیه سازی

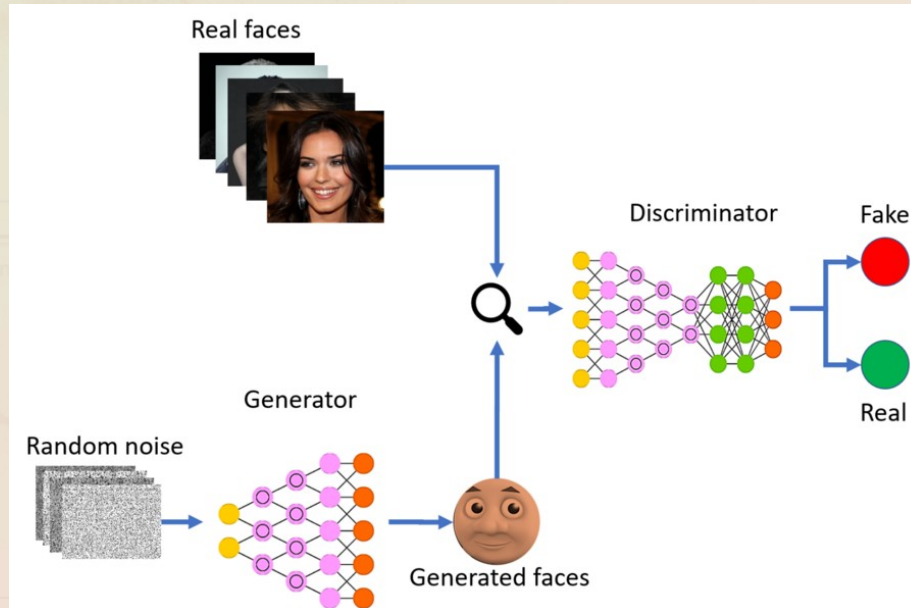
- چالش: شبیه سازی اثر برخورد ذرات به گرماسنج بسیار پرهزینه است



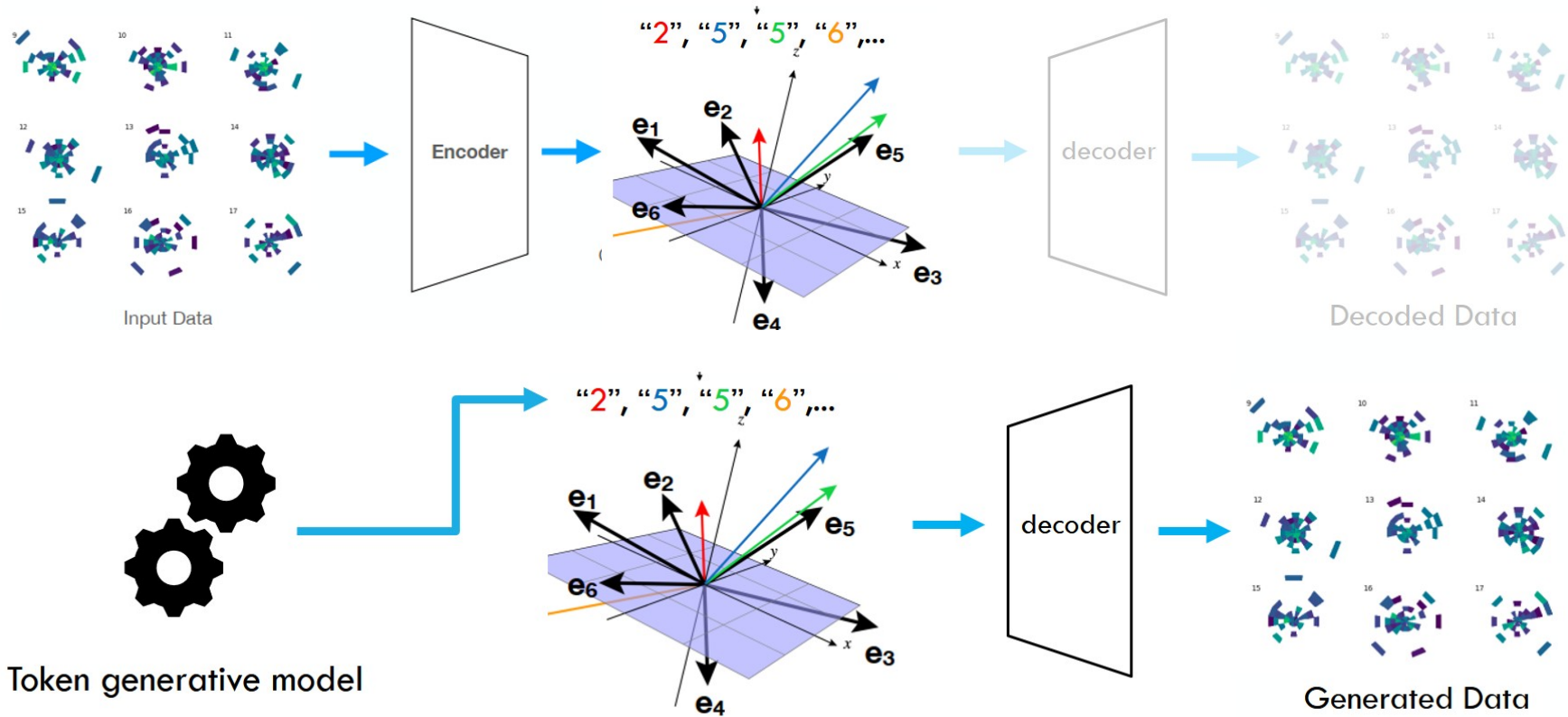
مثال ۳: شبیه سازی

- چالش: شبیه سازی اثر برخورد ذرات به گرماسنج بسیار پرهزینه است

پیشنهاد: استفاده از شبکه های زیای رقابتی (GAN)



مثال ۳: شبیه سازی



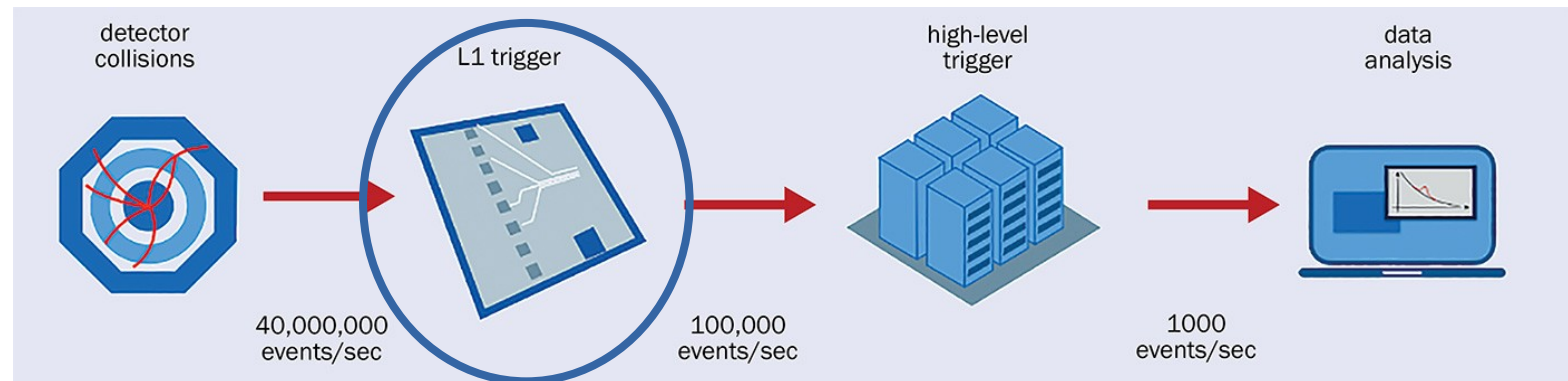
علی رغم مطالعات بسیار زیاد در این زمینه، هنوز دقت و بازده کافی به دست نیامده

یادگیری بی نظارت

مثال ۴: تشخیص نابهنجاری

- آیا هوش مصنوعی می تواند خودش داده های جالب و متفاوت را بیابد؟
- کاربرد پیشرفته: کشف فیزیک جدید ★
- کاربرد (نسبتاً) ساده: کمک به نگهداری هوشمندانه ی داده ها

پیاده سازی روی
FPGA



مثال ۵: کامپیوتر نظریه پرداز

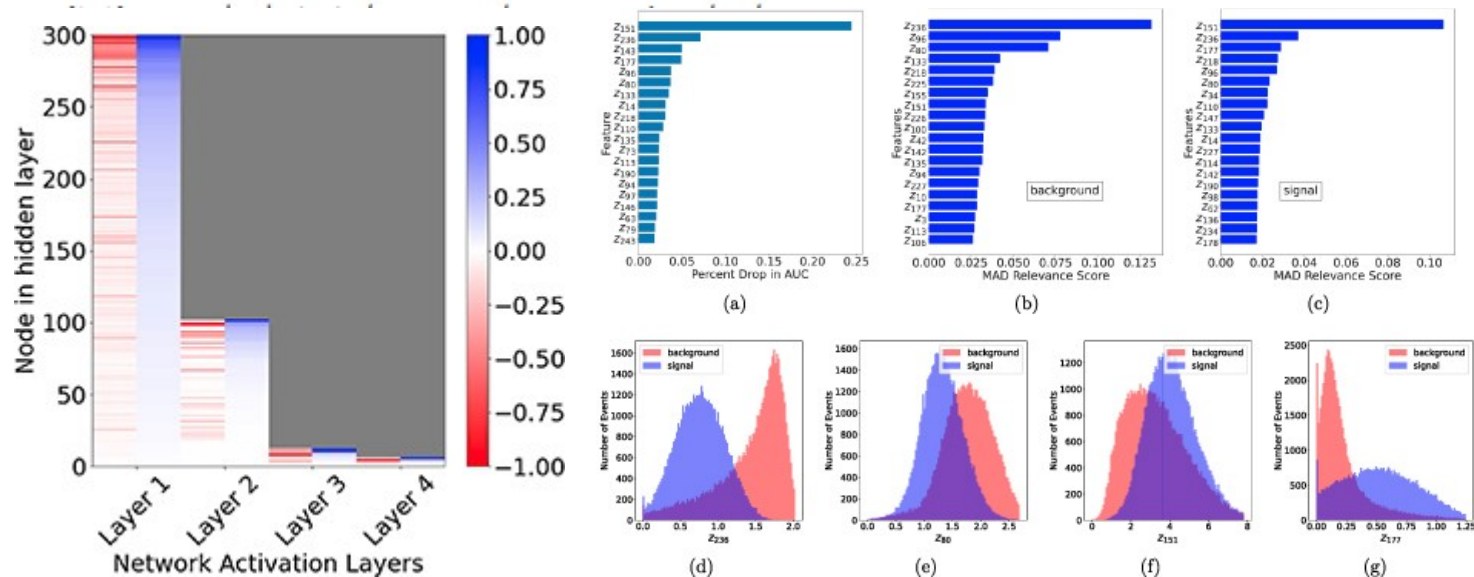
یادگیری فیزیک جدید از ماشین

A detailed study of interpretability of deep neural network based top taggers

Ayush Khot¹ , Mark S Neubauer¹  and Avik Roy^{2,1} 

Published 11 July 2023 • © 2023 The Author(s). Published by IOP Publishing Ltd

[Machine Learning: Science and Technology](#), Volume 4, Number 3



محاسبات کوانتومی

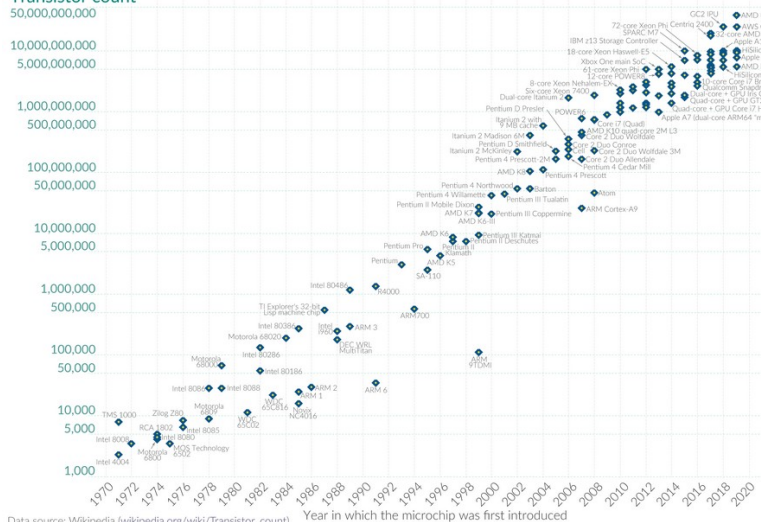
و یادگیری ماشین کوانتومی

قانون مور

Moore's Law: The number of transistors on microchips doubles every two years

Moore's law describes the empirical regularity that the number of transistors on integrated circuits doubles approximately every two years. This advancement is important for other aspects of technological progress in computing – such as processing speed or the price of computers.

Transistor count



Data source: Wikipedia (wikipedia.org/wiki/Transistor_count)
OurWorldinData.org - Research and data to make progress against the world's largest problems. Licensed under CC-BY by the authors Hannah Ritchie and Max Roser

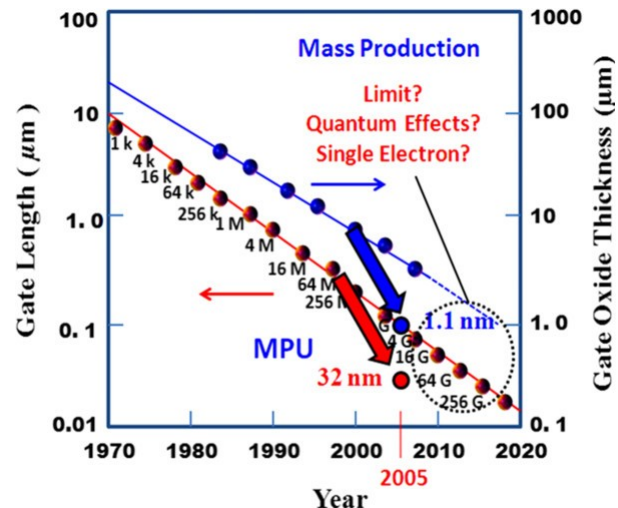
- بنابراین ساینز ترانزیستورها به صورت
نمایی با زمان کاهش می یابد

• یک قاعده‌ی سرانگشتی: تعداد

ترانزیستورهای روی یک تراشه با مساحت

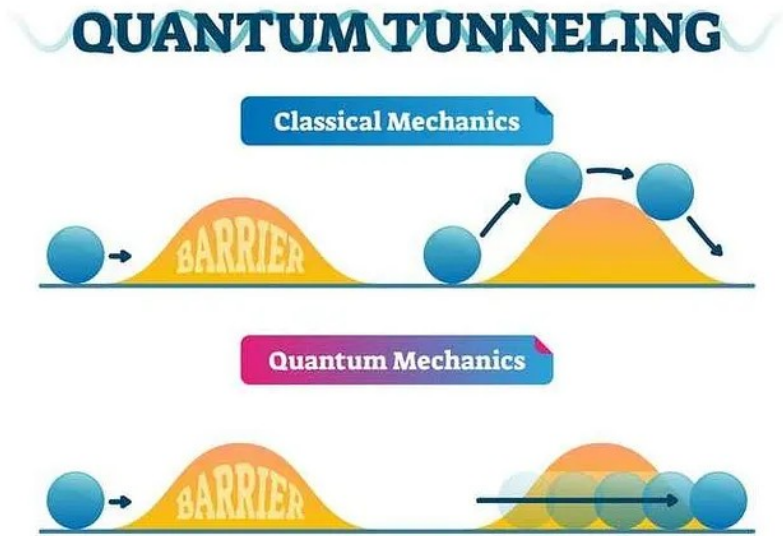
ثابت هر ۲ سال، به طور تقریبی دو برابر

می شود.



کامپیوتر کوانتومی

- ساخت ترانزیستور با سایز کمتر از یک اتم به خاطر خواص کوانتومی الکترون غیر ممکن است



- در این دهه، عملاً به مرز کلاسیک قانون مور رسیده‌ایم
- آیا کوانتوم می‌تواند برای محاسبات به کار برود؟

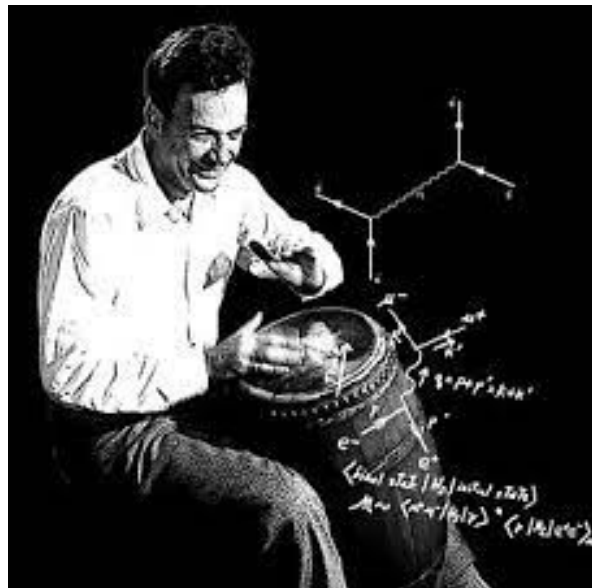
محاسبات کوانتومی

- پیشنهاد شده توسط فاینمن در سال ۱۹۸۱

- امکان شبیه سازی دقیق فیزیک با کامپیوتر

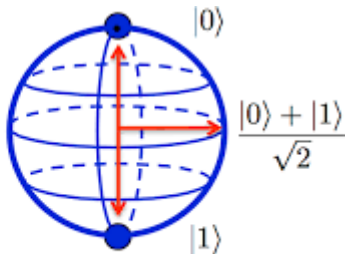
- کیوبیت به جای بیت های کلاسیک

- جزئیات : سخنرانی دکتر فضیله



● 0

● 1



Classical Bit

Qubit

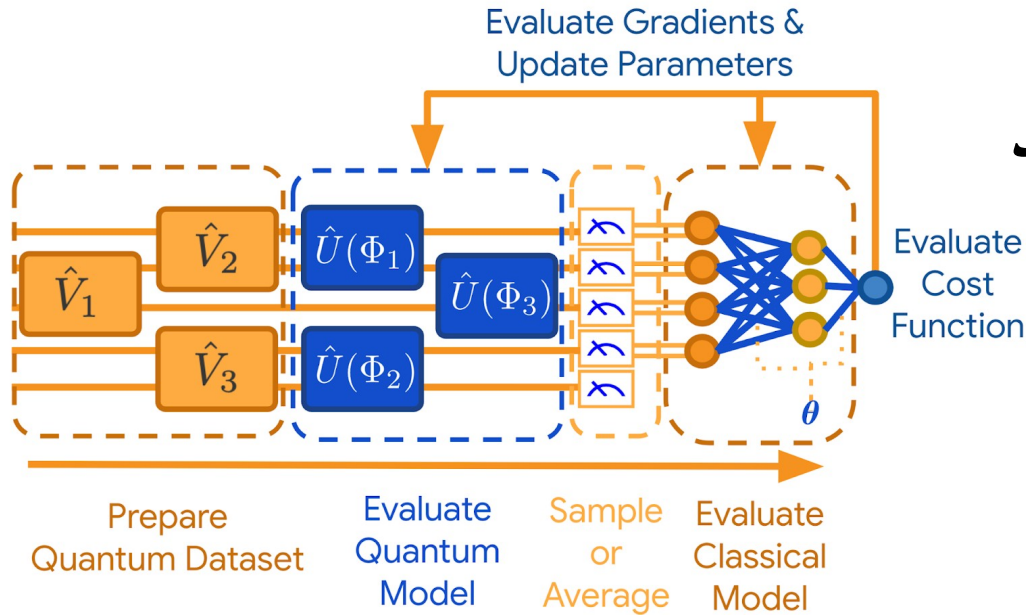
یادگیری ماشین کوانتومی

- آموزش مدارهای کوانتومی

- ورودیها (داده‌ها) باید qubit باشند

- خروجی باید اندازه‌گیری شود

- نتیجه احتمالاتی است



محاسبات کوانتومی و فیزیک بنیادی

- چگونه محاسبات کوانتومی در آینده دانش فیزیک بنیادی را افزایش می‌دهد؟

- مطالعات بسیار زیادی در حال حاضر در حال انجام است

- با شبیه سازی کامپیوترهای کوانتومی

- نتیجه (؟): به نظر میرسد ماشین‌های کوانتومی با داده‌های کمتری آموزش می‌بینند

مراحل انجام شبیه سازی

- تقلیل ابعاد داده ها
- بارگذاری داده ها روی حالت های کوانتومی
- طراحی شبکه ی عصبی پارامتری کوانتومی
- طراحی تابع هزینه ی مناسب با استفاده از نتایج اندازه گیری ها
- پیدا کردن پارامترهای بهینه

جمع بندی

- هوش مصنوعی نقش غیر قابل اغماضی در پیشبرد علوم بنیادی در آینده (و حال) خواهد داشت
- نقش آن در تحلیل و درک ما از داده‌های آزمایش با چند مثال از فیزیک ذرات بنیادی آزمایشگاهی مرور شد
- سؤال باز: آیا ماشین می‌تواند نظم‌های موجود در طبیعت را درک و فرمول بندی کند؟
- نقش محاسبات کوانتومی: یک موضوع باز و داغ (:)