

人工智能、智能革命 和人类简史

黄广斌

江苏省江都中学84级87届学生

新加坡南洋理工大学电子电气工程学院教授

**Guang-Bin Huang, Professor of School of Electrical and Electronic
Engineering**

Nanyang Technological University, Singapore

母校江苏省江都中学 报告

04.27.2018



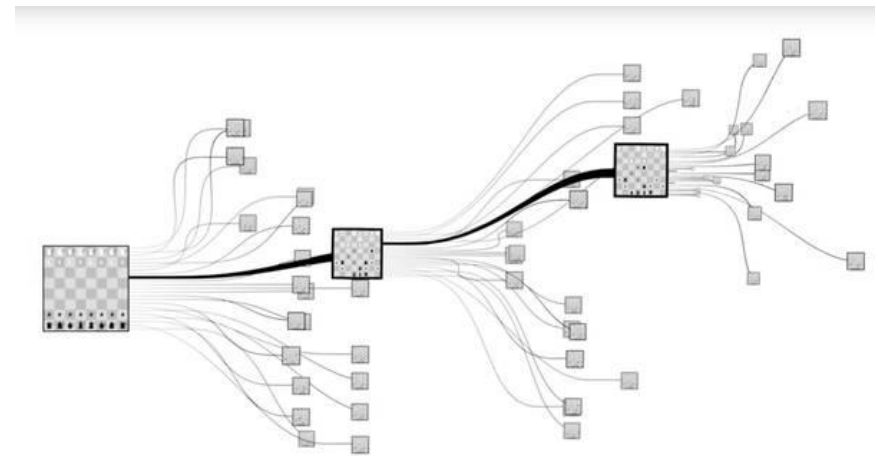
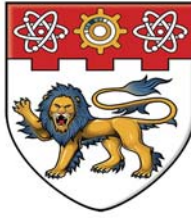
新加坡南洋理工大学简介
Brief Introduction to (NTU, Singapore)

人工智能

Artificial Intelligence

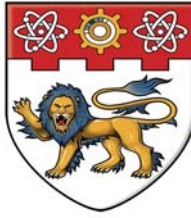


人工智能应用



AlphaGo (阿法狗)

人工智能应用



无人车



无人船

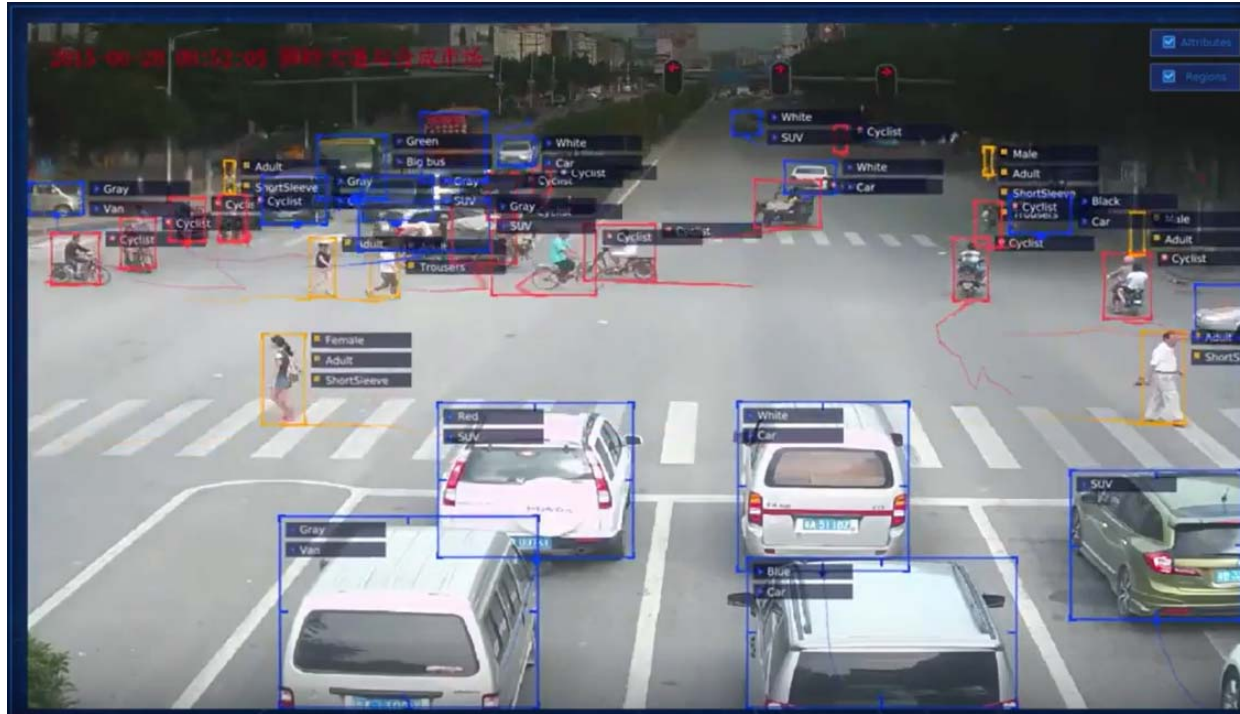
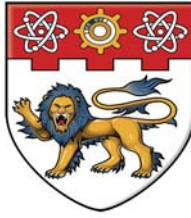


无人机



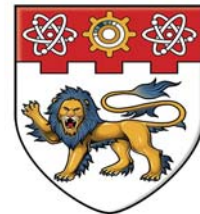
机器人

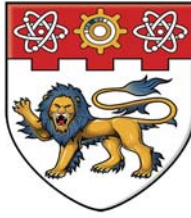
人工智能应用



监控

人工智能的10大应用





历史进程：人工智能和机器学习的三浪发展

1950s
- 1980s

预热

特点： 计算机能力有限，没有有效算法，没有足够多的数据
形势： 华人创造性地把计算机翻译成**电脑**，是巧合、梦想还是预见？

1980s
- 2010

研究驱动

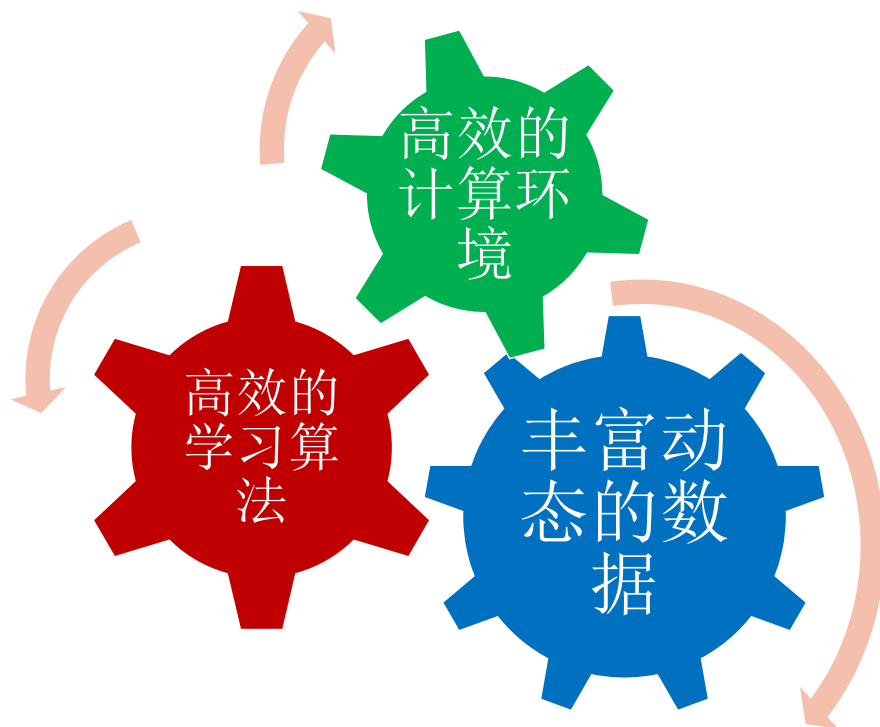
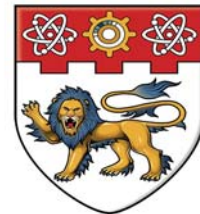
特点： 计算机功能足够强大，开发出许多算法，许多情况下没有足够多的数据
形势： 少工业产业驱动，研究更多的来自研究人员和学术界的自发自我追求

2010
- 现在

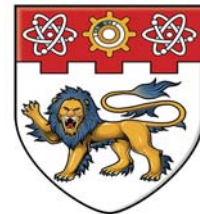
数据/产业驱动

特点： 计算机功能足够强大，处处是智能传感器和智能单元，数据超大，有效算法逐步推进人类从此也变成了一个“超级智能传感器”
形势： 不管人们信不信，人们只能愈来愈依赖人工智能和机器学习；相比于“农业革命”和“工业革命”，“智能革命”影响更大、更深远

机器学习时代的必要条件



自从2010年开始这三个必要条件已经同时满足，虽然还处在及其初级阶段，还在不断发展提高，但这并不影响广泛应用和需求



深度学习不是生物学习，但有效（许多情况下，但不是通用方法）

深度学习 Deep Learning

对网络结构大小极其敏感

极其”痛苦”的人工”调参”

在并行和硬件实现上比较难

很难微型实时学习；需要大量的时间；很难实现多通道数据实时融合和决策系统实时同步

很难实现在线串行数据学习（sequential learning）和数据流学习（stream data learning）

大数据高精度；许多简单的应用也需要才能大数据实现

需要海量计算资源（通常几千几万个快速计算单元的并行运算）

学习速度极其低速，在学习精度上极其“贪婪”

总是先有应用，再去找寻相匹配的“个性化”强的学习算法

生物学习 Biological Learning

对生物神经元网络模块大小不是苛求，稳定性很高（每个模块大小不等：几十~几万个神经元）

并没有什么“人”在“脑”中不时“调参”

并行和硬件实现是生物学习机制的天然实现模式

微型实时学习；天然实现多通道数据实时融合和决策系统实时同步

天然在线串行数据学习和数据流学习

用小数据解决许多复杂应用

低速的神经元并行学习

讲究高学习速度，高的准确率，但不过分“贪婪”于学习精度

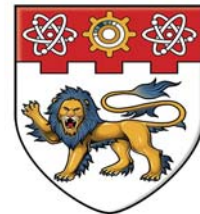
总是先有普适的“脑”，再有应用

生物学习的奥秘

Secret of Biological Learning



(人工/生物) 学习理论 – 超限学习机 (ELM) 理论



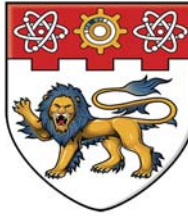
• 人工神经网络应用的 (存在性) 理论基础

- 万能逼近能力定理 [1980s-1990s众多科学家]: 任何连续目标函数可以用前馈神经网络以任意小的误差近似逼近。
- 万能分类能力定理 [Huang, et al 2000]: 任何理论上可以分开的目标都可以用人工 (前馈) 神经网络加以分开。
- 次优学习定理 [Huang, et al 2012]: SVM (支持向量机) 提供次优学习解, Kernel (核) 函数不必是黑箱, 可以通过ELM特征影射透明化

• 人工智能和生物神经网络的理论基础

- 万能逼近和分类能力定理: (机器或生物) 学习可以不需要调整隐层节点, 给定任何连续目标函数或可分类目标, 只要神经元是非线性阶段连续的, (人工或生物的) 神经网络无需调整隐层神经元就能任意逼近目标连续函数或对分类目标加以分类。 [Huang, et al 2004, 2006, 2007, 2012]

超限学习机（ELM） vs 生物学习 vs 计算机



- 计算机之父冯·诺伊曼的困惑 [Neumann 1951, 1956]

- 和计算机需要完美硬件连接组成所不同的是，为什么一个看上去不完美的包含许多看似随机连接的（生物）神经网络却能够可靠地实现完美的学习功能？ [Rosenblatt 1958]

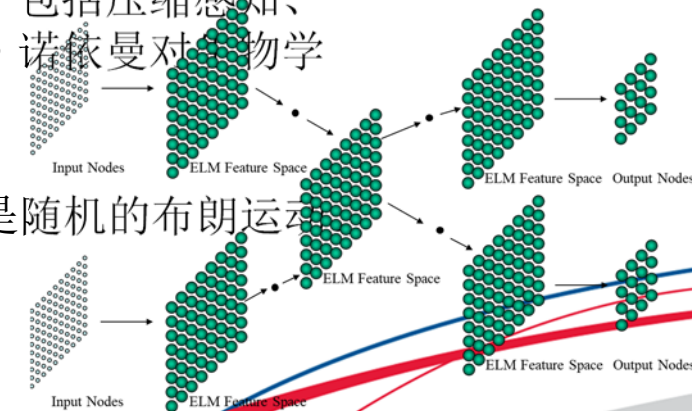


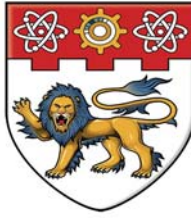
- 60年后…

- ELM学习理论给出回答 [Huang, et al 2006, 2007, 2008, 2014]

- 网络的整个多层结构（人工神经网络或生物网络）是结构化且有序的，但它们在某一个神经元层或神经模块片中看起来「混乱、非组织结构化」。从局部来看，「硬连线」可以是全连接或部分连接。这种全局结构化而局部随机连接的看似「不完美」结构，却正好构成了基本的完美的学习能力，包括压缩感知、特征学习、稀疏编码、聚类、回归和分类等。这就解决了冯·诺依曼对生物学习的迷惑。

- 自然界和脑是如此的同样“美”：自然界是总体有序，局部是随机的布朗运动。ELM学习理论：脑也是总体有序局部无序。



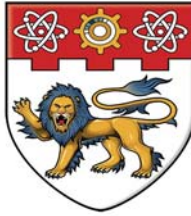


超限学习机（ELM）的核心考虑



如果学习速度快几千倍？ – 生物学习的奥秘

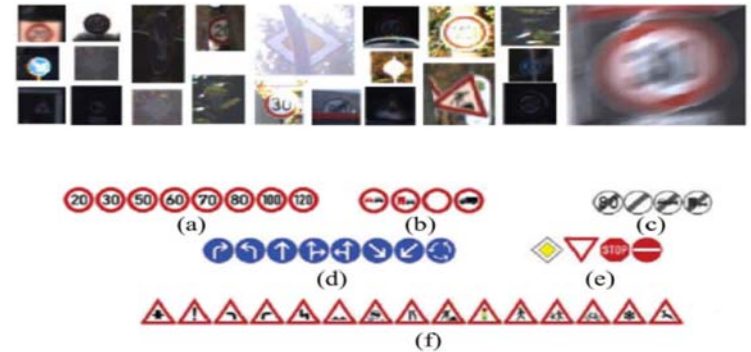
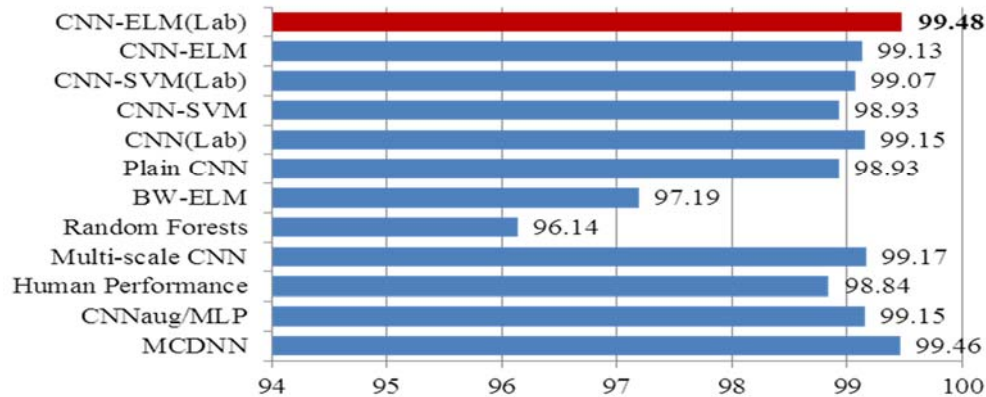
What if learning algorithms' speed increases thousands times? – Secrete of Biological Learning



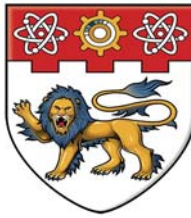
ELM应用：交通路牌识别

学习方式 (for GTSRB dataset: 39209 training data, 12630 testing data, 43 classes)	测试精度	训练时间
HOG+ELM	99.56%	209秒 (普通PC)
CNN + ELM Based	99.48%	5小时 (普通PC)
MCDNN	99.46%	37小时 (GPU实现)

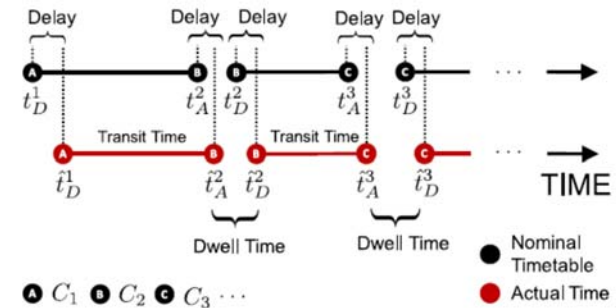
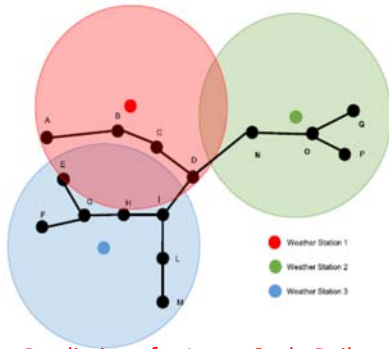
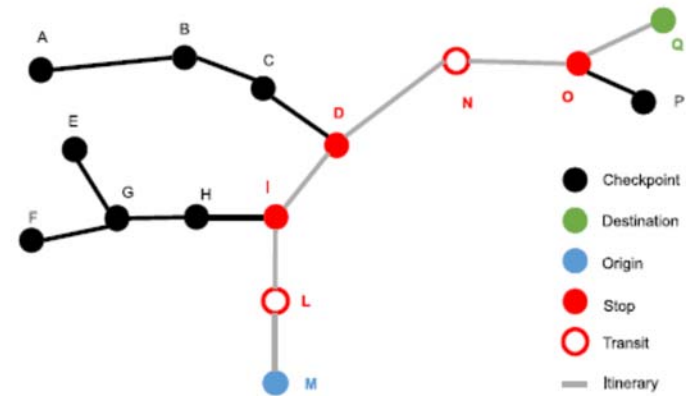
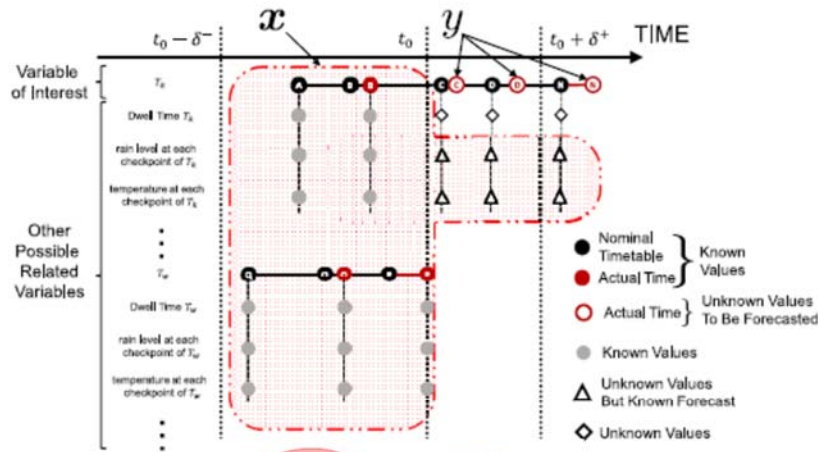
Recognition Accuracy [%]



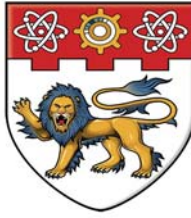
Z. Huang, Y. Yu, J. Gu, and H. Liu, "An Efficient Method for Traffic Sign Recognition Based on Extreme Learning Machine," *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016



ELM应用：意大利列车动态延迟预测系统

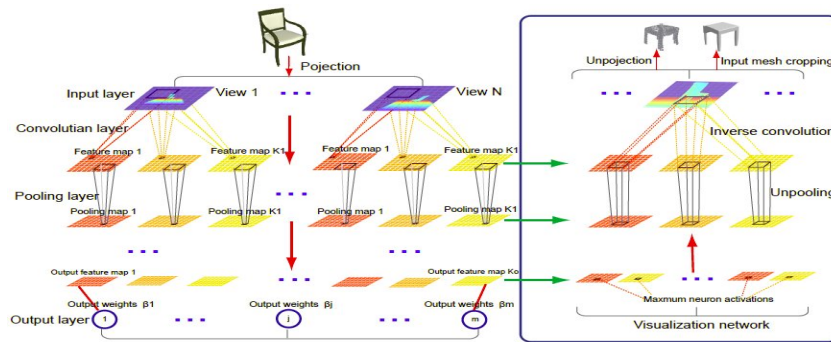
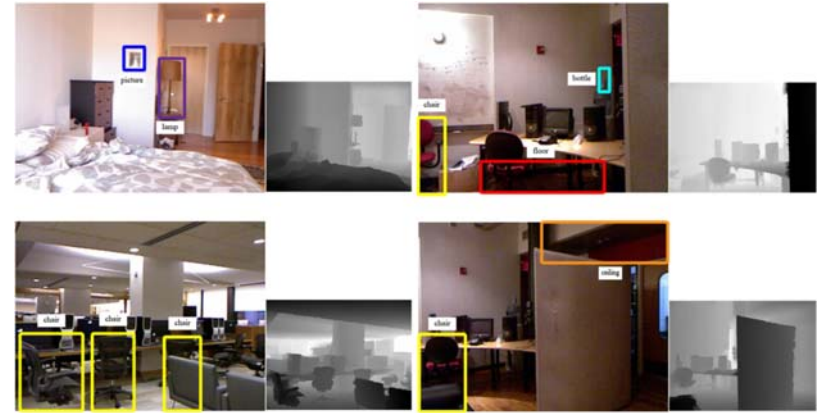


L. Oneto, et al, "Dynamic Delay Predictions for Large-Scale Railway Networks: Deep and Shallow Extreme Learning Machines Tuned via Thresholdout," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Systems*, vol. 47, no. 10, pp. 2754-2767, 2017.



ELM vs 深度学习

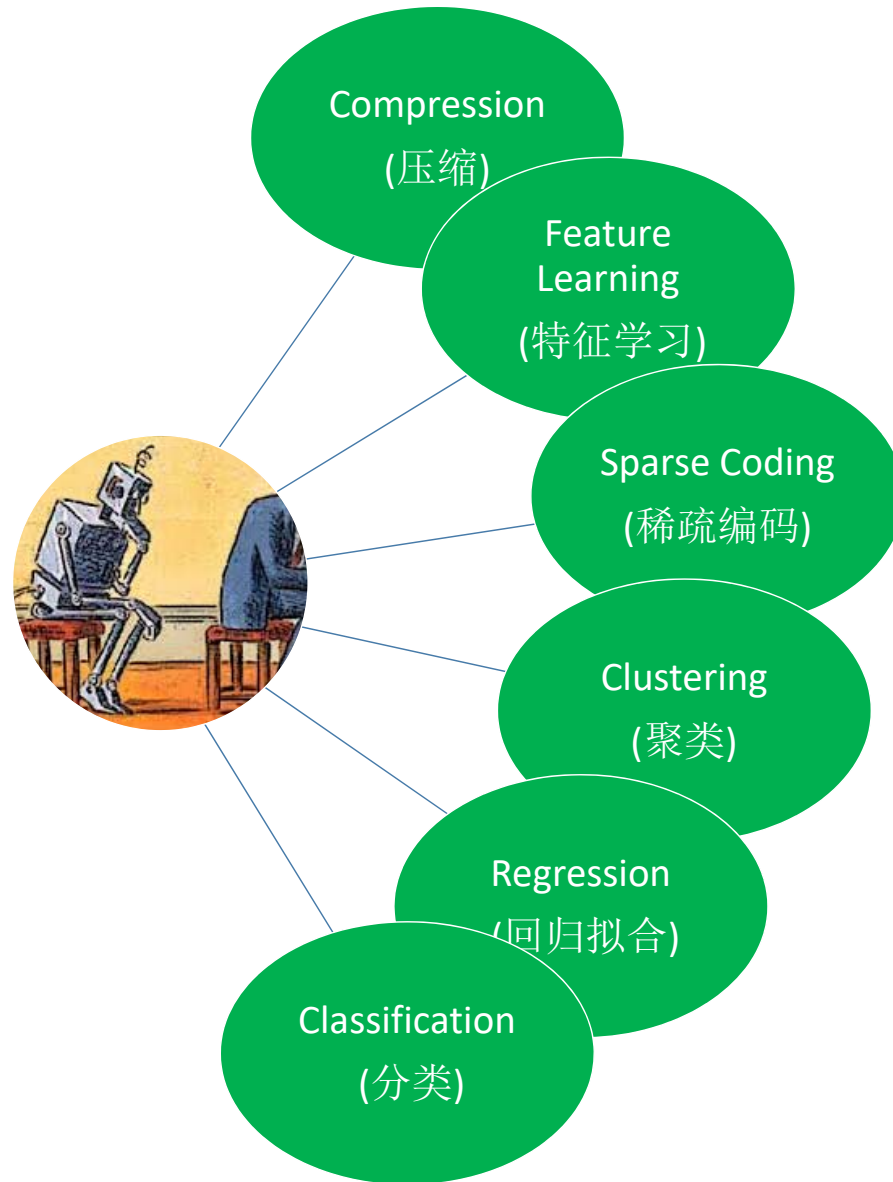
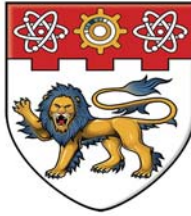
学习方式	测试精度	训练时间
MVD-ELM	81.39%	306.4秒(CPU)
CDBN	77.32%	> 2天 (GPU)



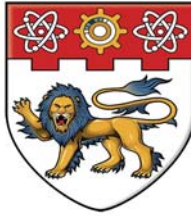
ModelNet40: 10695 training data, 8567 testing data, 40 categories

Z. Xie, et al, "Projective Feature Learning for 3D Shapes with Multi-View Depth Images," The 23rd Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, Tsinghua University, China, October 7-9, 2015.

ELM: 感知和推论的基础



ELM vs 生物学习



ELM

对网络结构大小不太敏感

对人工参数不太敏感

容易并行和硬件实现

较易微型实时学习；需要较少的时间；较易实现多通道数据实时融合和决策系统实时同步

交易实现在线串行数据学习（**sequential learning**）和数据流学习（**stream data learning**）

理论上可以用小数据解决复杂的应用

易于低功耗硬件实现

学习速度极其快速，在学习精度上讲求高准确度上的动态平衡

可以先有通用算法和硬件

生物学习

对生物神经网络模块大小不是苛求，稳定性很高（每个模块大小不等：几十~几万个神经元）

并没有什么“人”在“脑”中不时“调参”

并行和硬件实现是生物学习机制的天然实现模式

微型实时学习；天然实现多通道数据实时融合和决策系统实时同步

天然在线串行数据学习和数据流学习

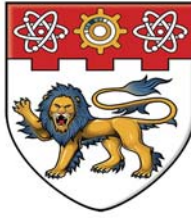
用小数据解决许多复杂应用

低速的神经元并行学习

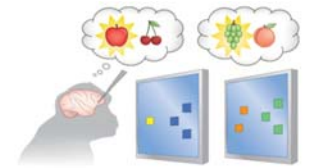
讲究高学习速度，高的准确率，但不过分“贪婪”于学习精度

总是先有普适的“脑”，再有应用

超限学习机（ELM）的生物学验证



–ELM理论在提出后约10年，哈佛、哥伦比亚大学、斯坦福、MIT、IBM Watson、Georgia Tech等研究人员分别在老鼠的嗅觉系统【2013】、猴子的视觉系统【2015, 2016】、人的感知系统【2015】以及果蝇的嗅觉系统【2017】直接或间接的得到验证。

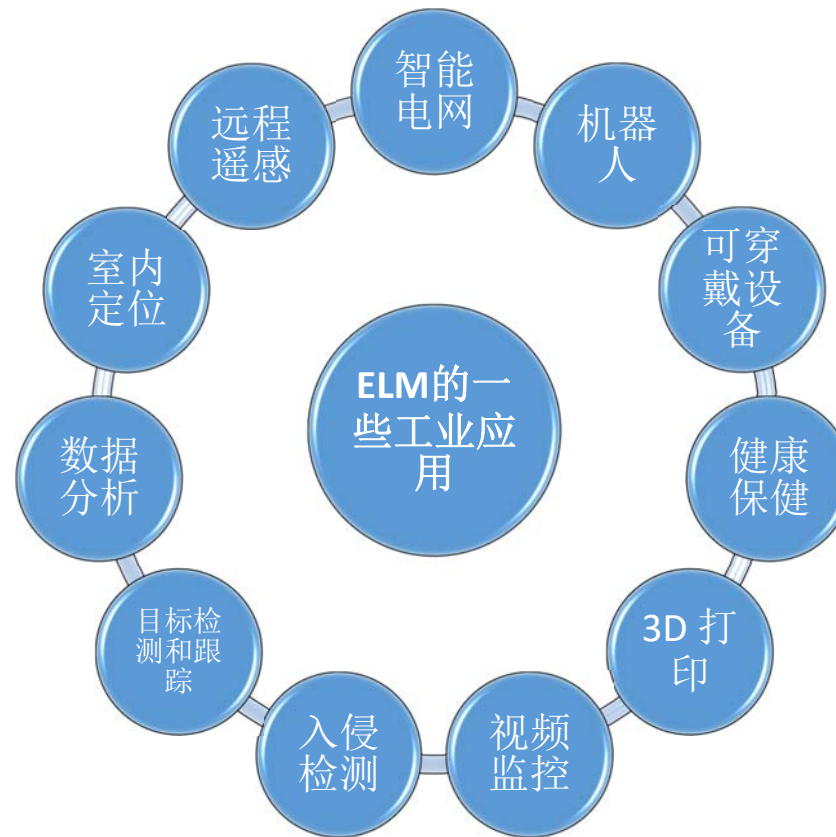
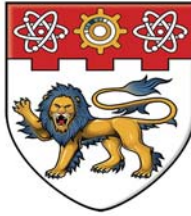


–作为ELM的一个特例（傅立叶变换作为隐层输出），RKS在Google、微软、斯坦福等广泛应用 [Rahimi and Recht 2009]。

–2016年IBM研究出基于ELM的第一个类生物神经元。

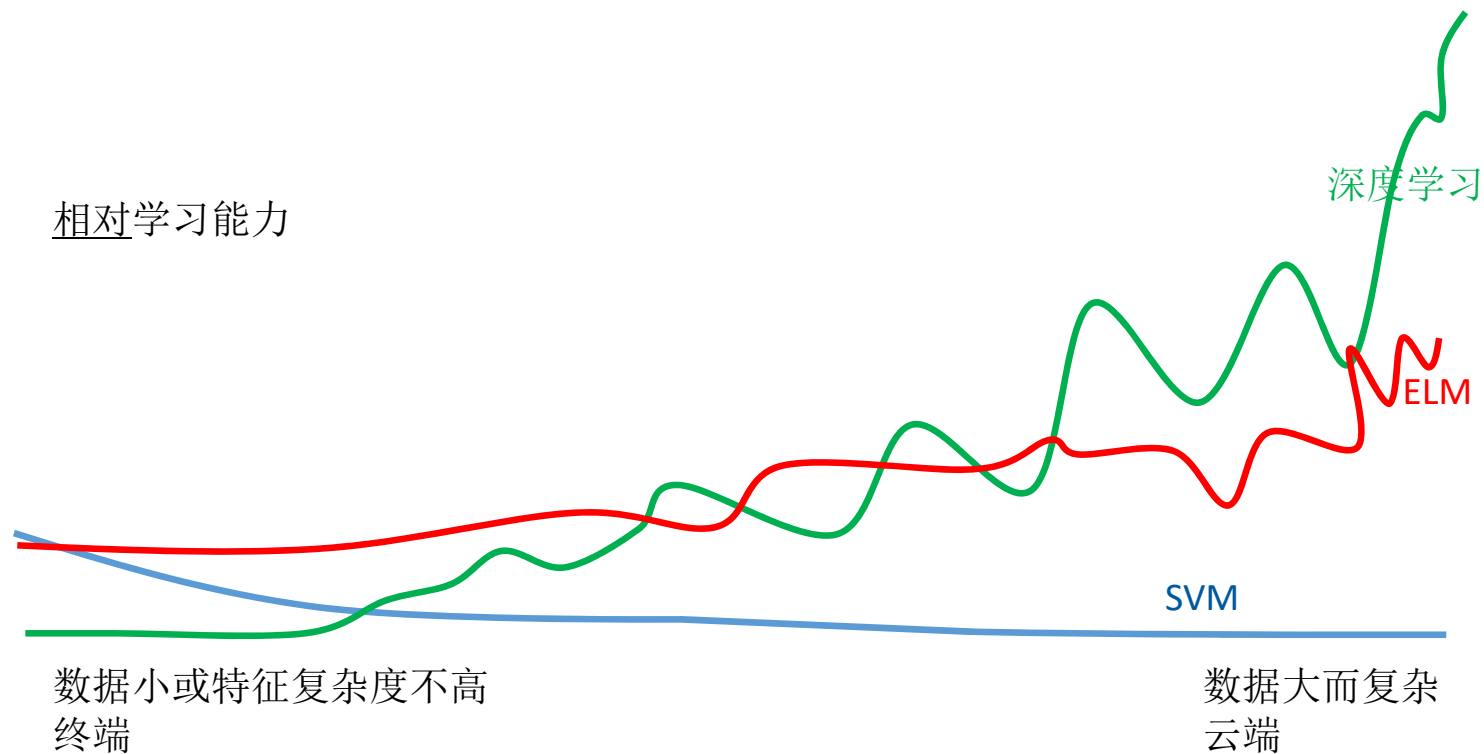
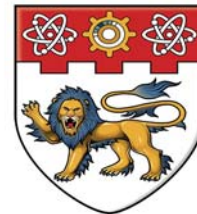
–随机神经元/随机连接也逐步在越来越多的深度学习中使用（Google、Intel、Facebook、微软等）。ELM提供了使用的理论基础。

ELM: 目前的应用领域



美国太空总署NASA将ELM列为其故障诊断开源工具包中的主要算法之一，比传统飞机故障诊断预测算法快几百倍

ELM vs 深度学习

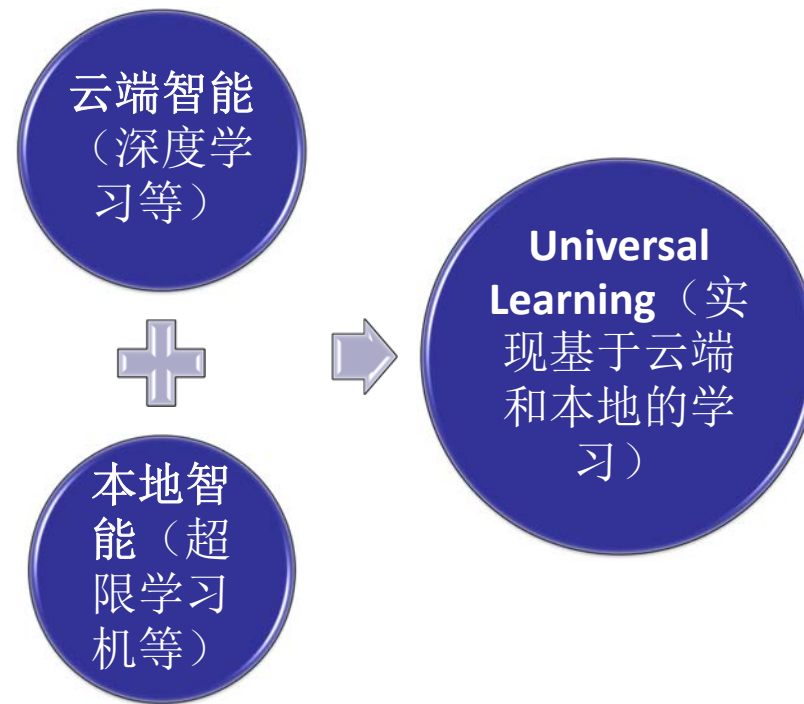
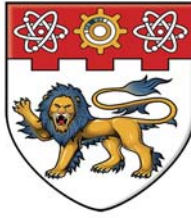


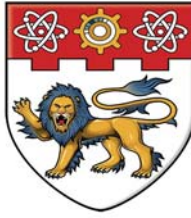
人工智能的趨勢

New Trend of Artificial Intelligence



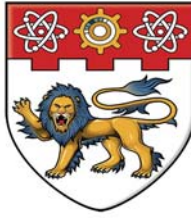
新趋势：云端学习和本地学习的汇合



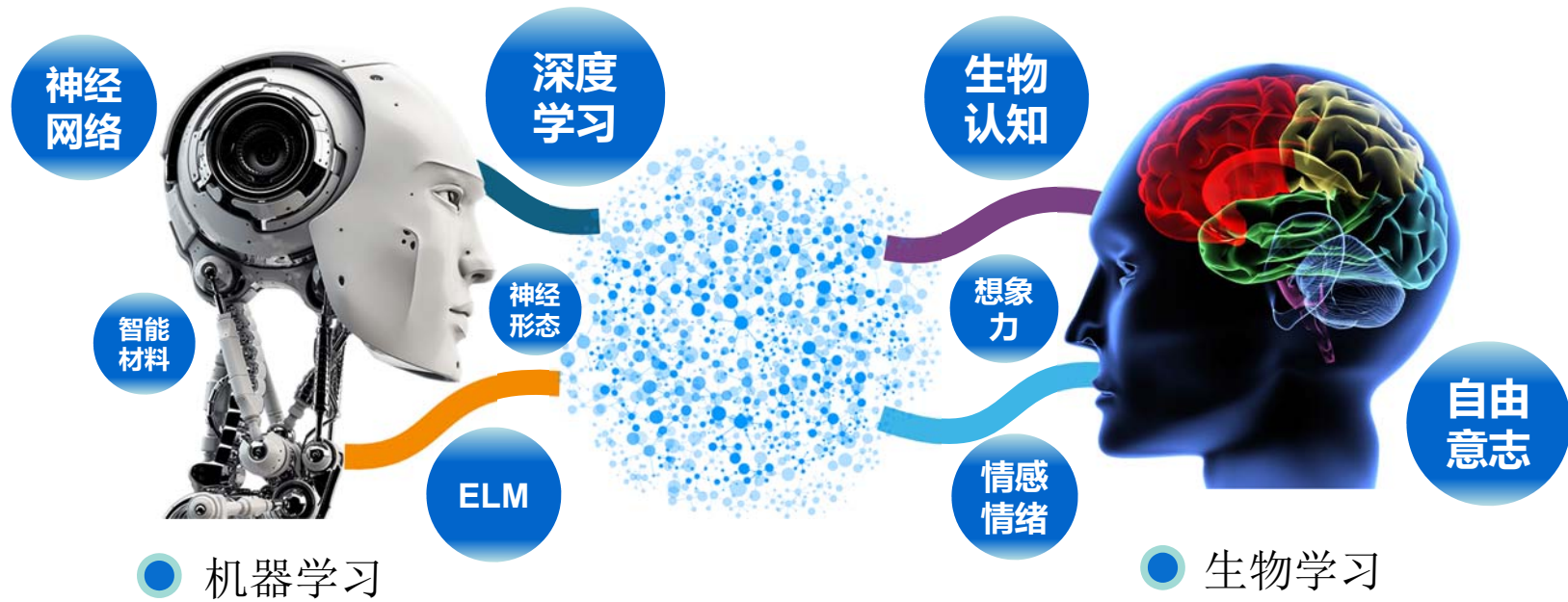


新趋势：云端智能和本地智能的有机融合

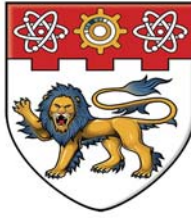




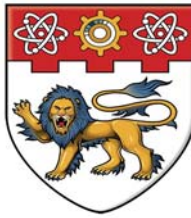
新趋势：机器学习和生物学习的汇合



新趋势：普适学习/普适智能

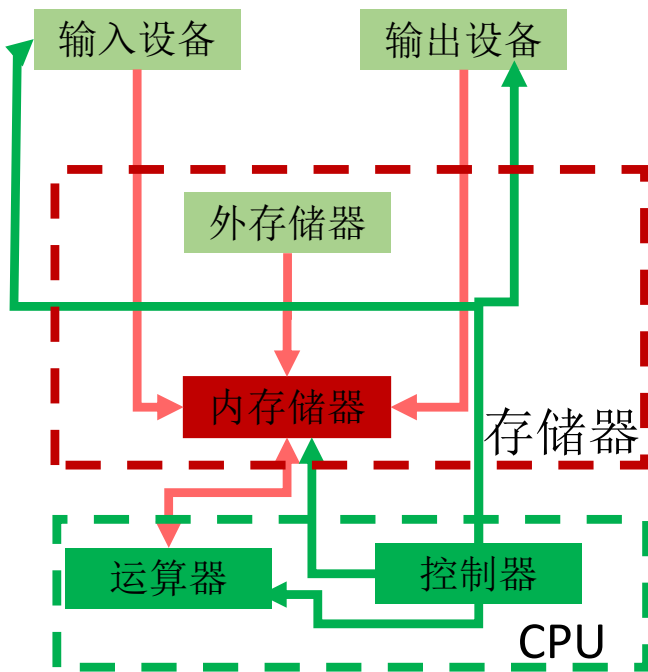


无所不在的智能

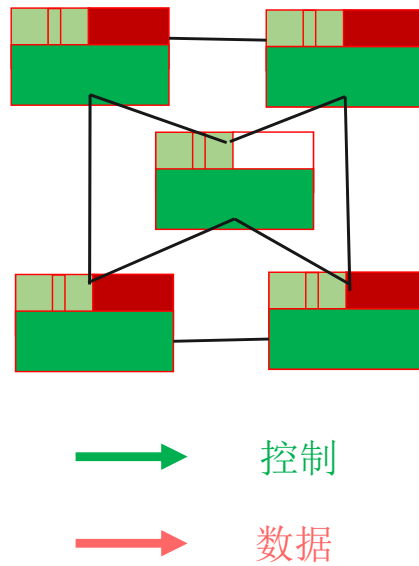


新趋势：非冯·诺依曼结构智能

冯·诺依曼结构



非冯·诺依曼结构特点



计算+存储
神经单元



外部内部的存
储单元统一



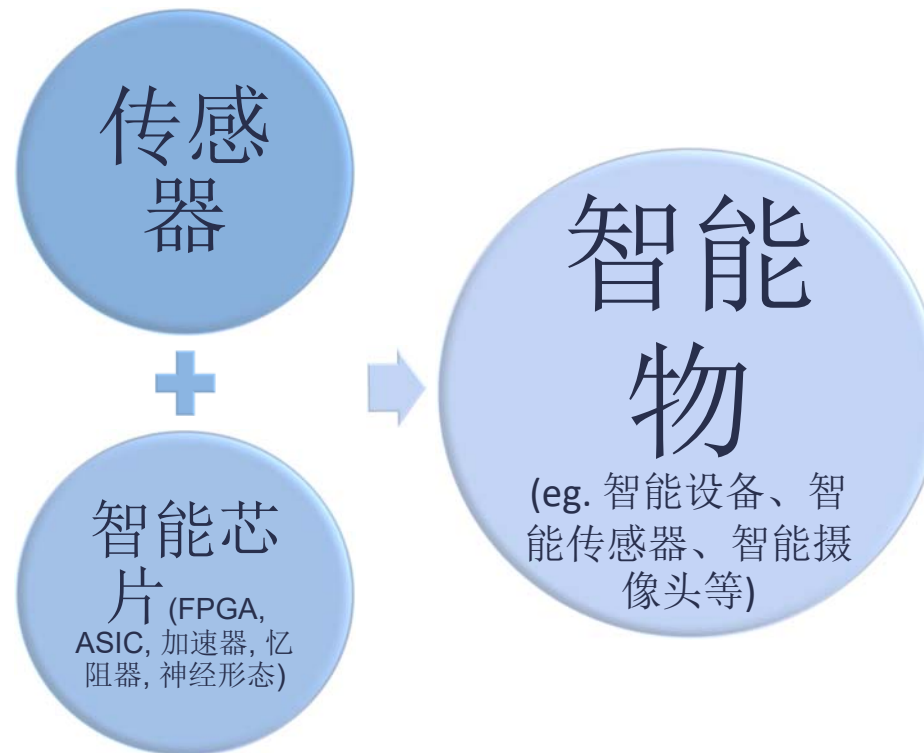
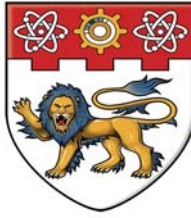
智能材料



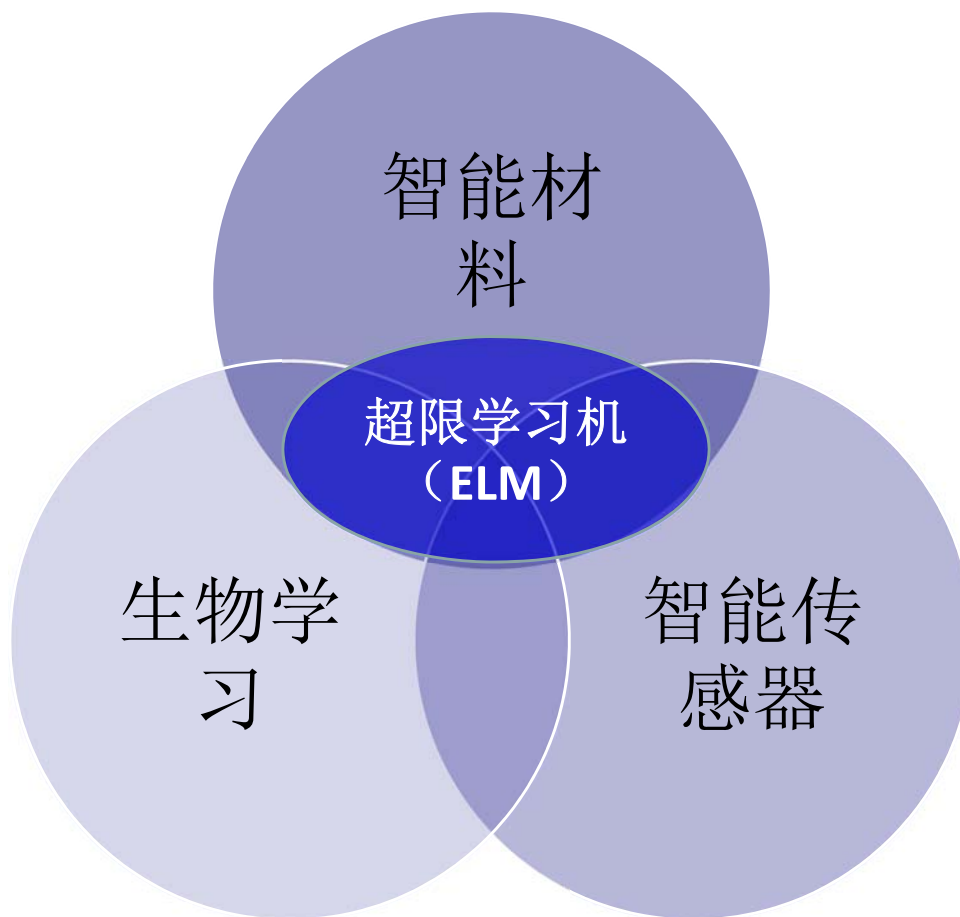
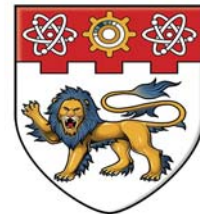
特殊算法



新趋势：从物联网到智能物联网



新趋势：机器学习和生物学习的交融、收敛和汇合



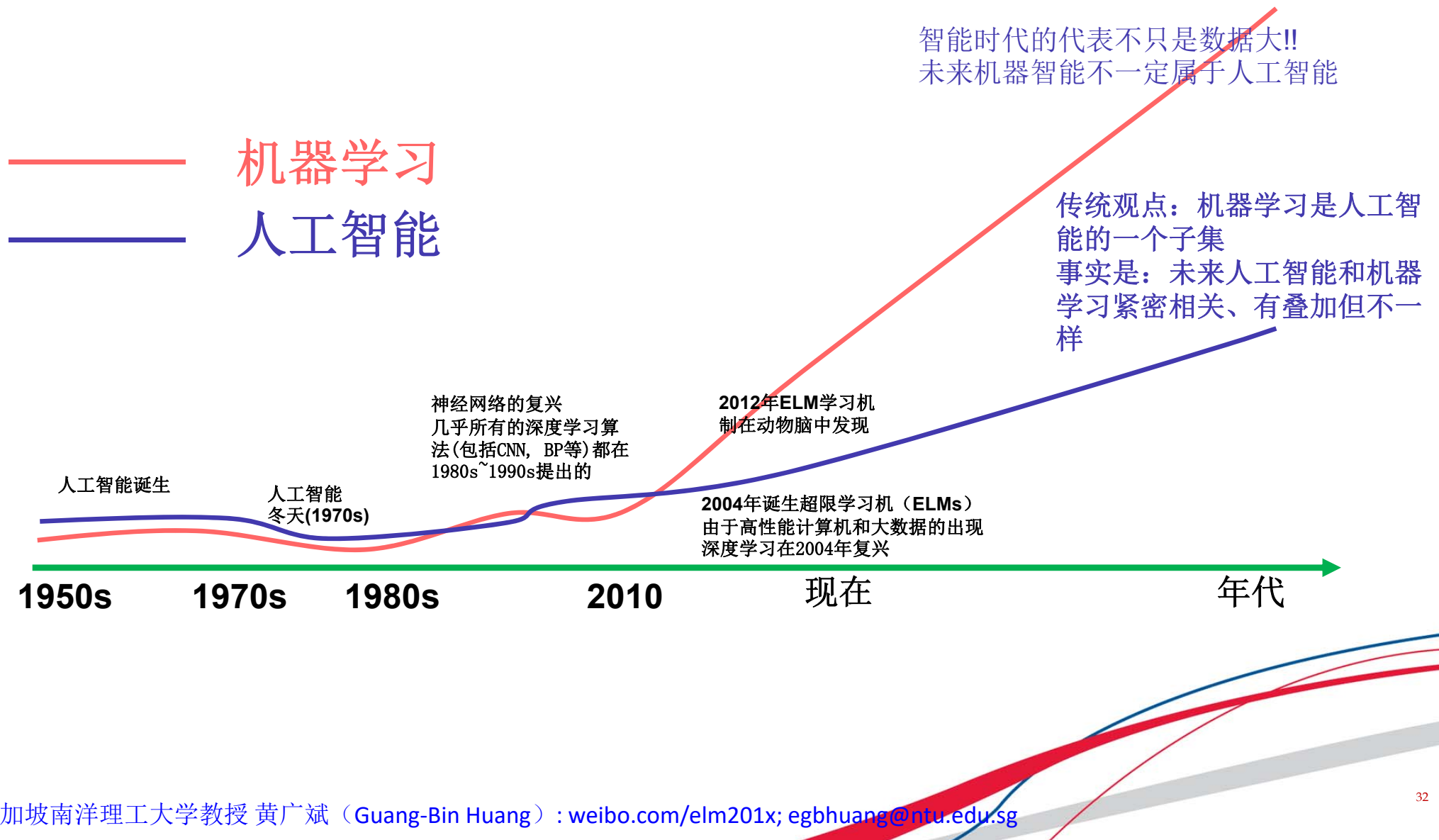
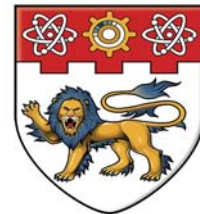
ELM: 做为存在于机器学习和生物学习的共同基本学习单元（基本“学习粒子”）- 实现梦想中

智能革命的影响

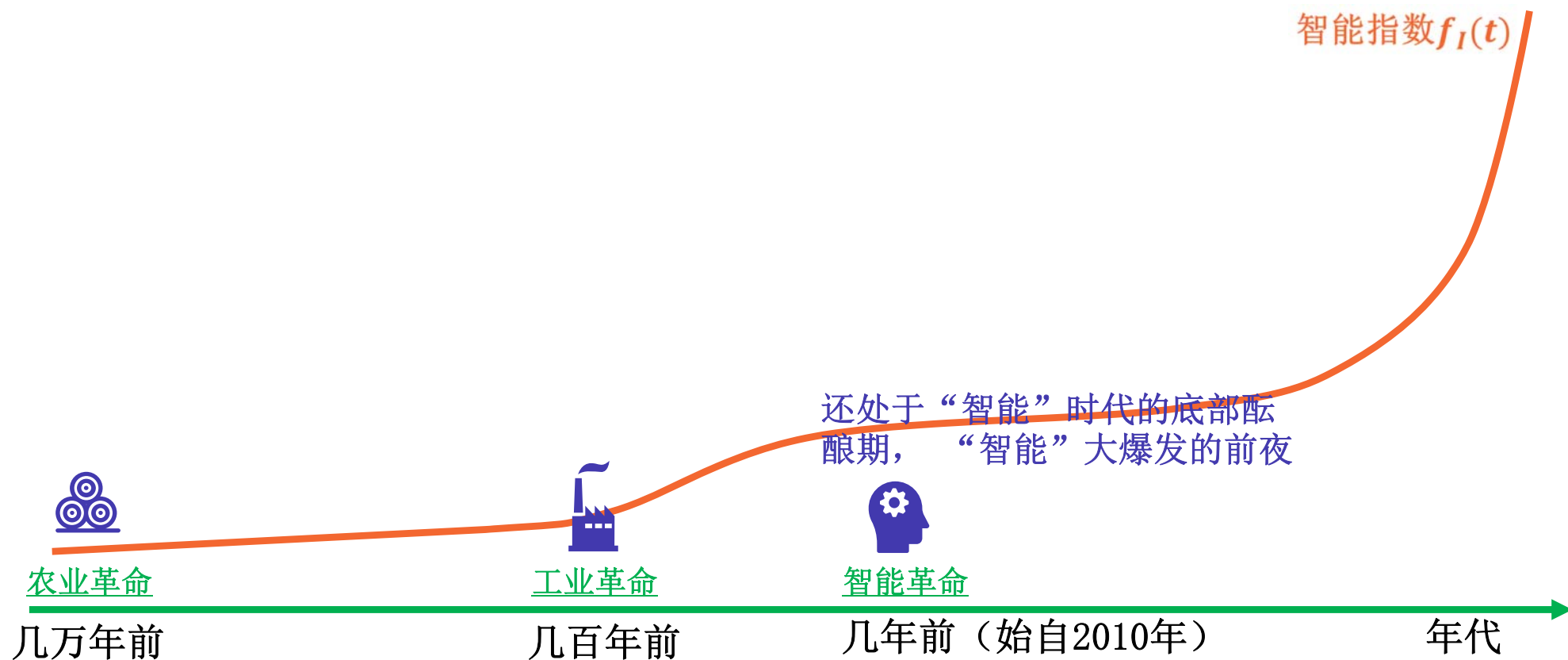
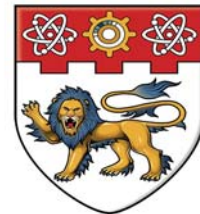
Impact of Intelligent Revolution



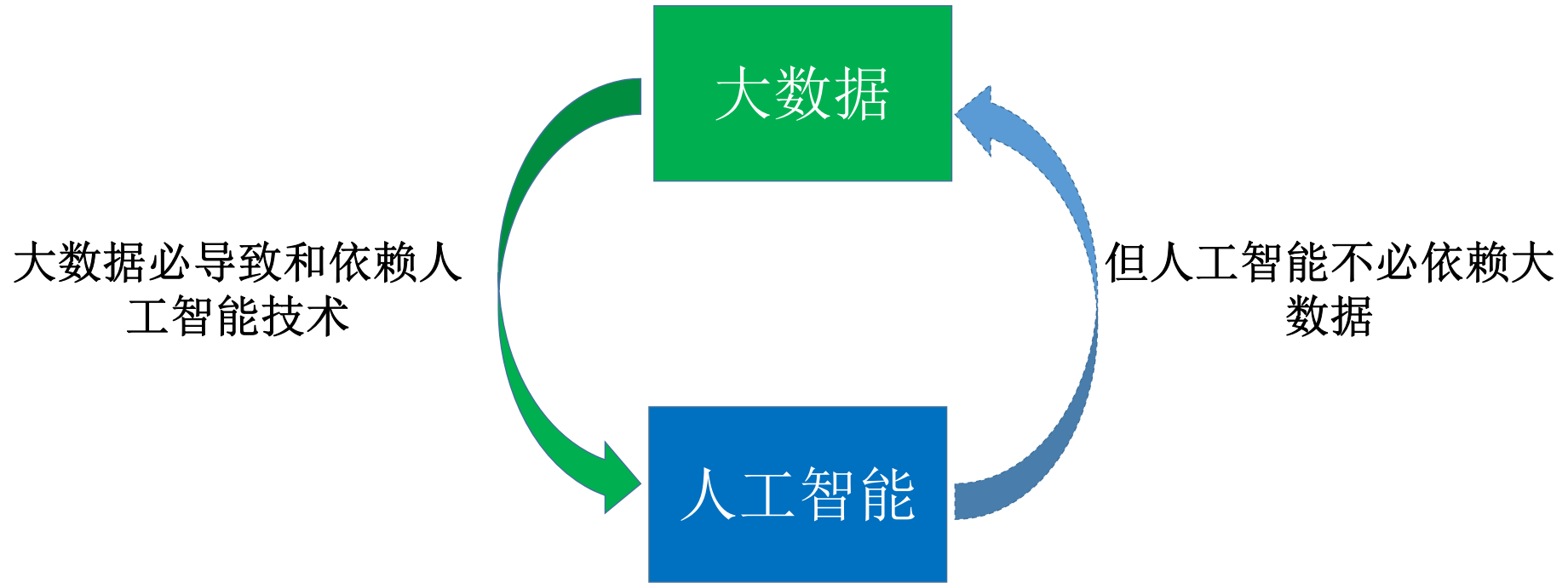
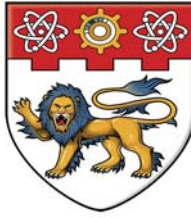
再思考人工智能和机器学习的内涵和发展趋势



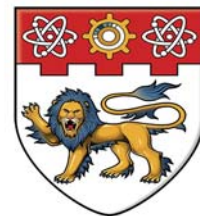
历史进程：三大革命



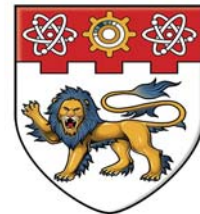
大数据≠人工智能



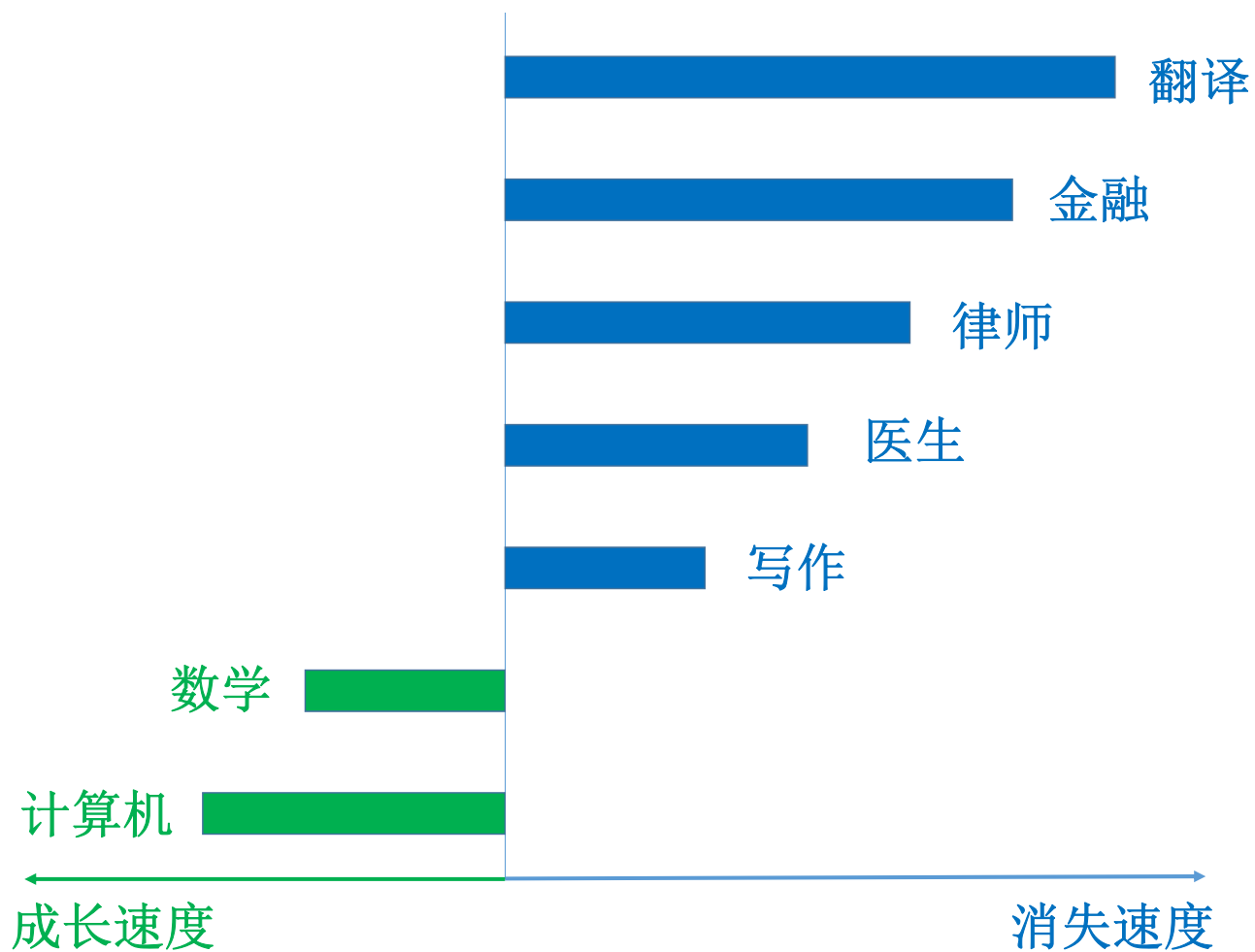
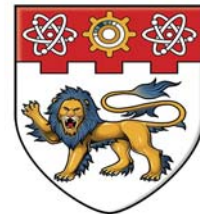
人工智能应用场景



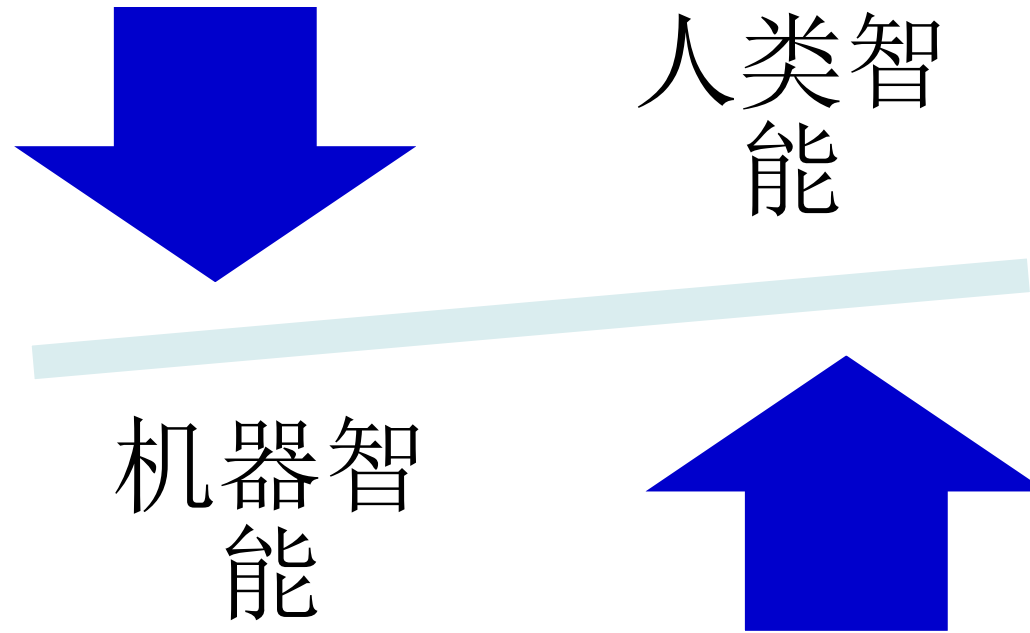
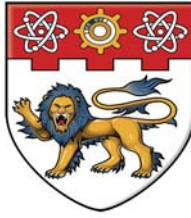
智能物联网和新经济模式



人工智能影响下的行业变迁

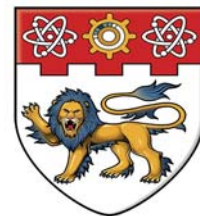


机器智能 vs 人的智能



人的能力在下降？机器智能在提高？
在许多情况下，给定一个特定的智能任务，机器智能最终会超过人的能力

智能革命的10大影响



1

数据驱动的科学和工程学（数学、信号处理等）

2

人工智能和机器学习的分化

3

智能从云端走向普物

4

智能材料

5

机器智能和进化论

6

智能物联网和新经济模式

7

衔接机器学习和生物学习

8

智能拐点

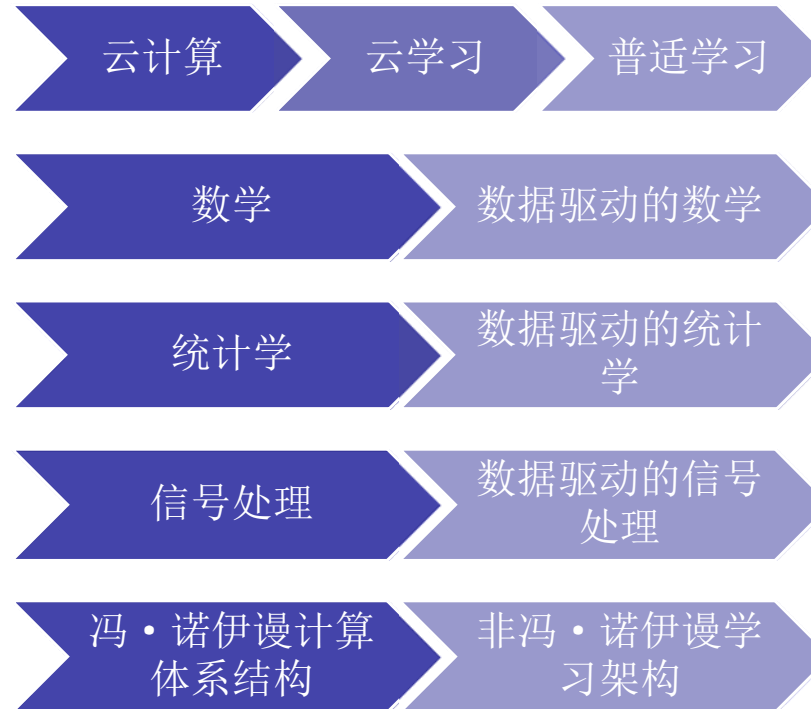
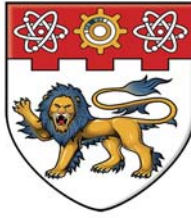
9

智慧星际旅行、时空倒转

10

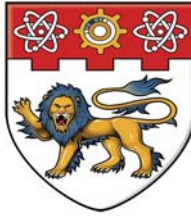
伦理“智控”

数据驱动的科学和工程学



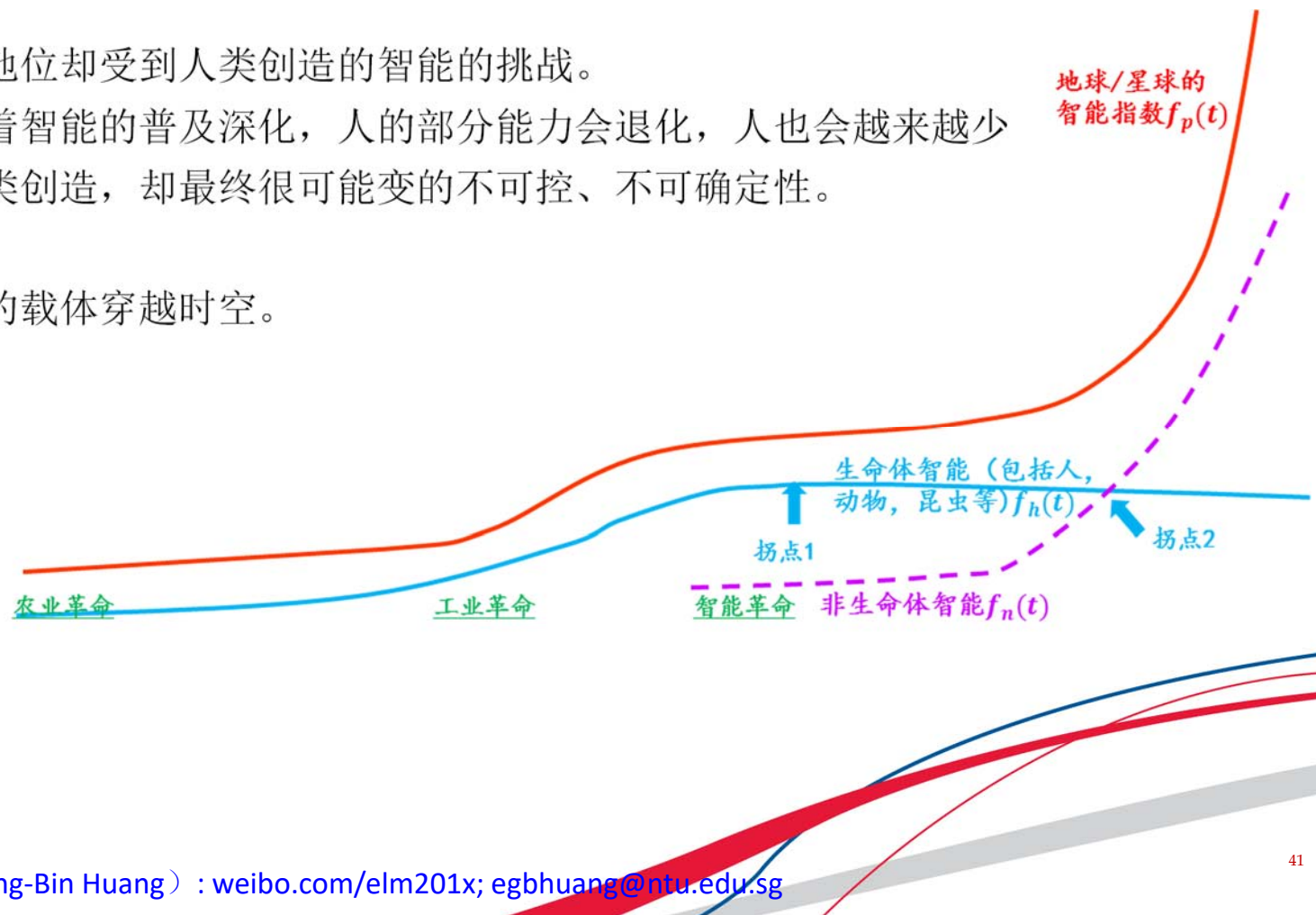
2016年11月在牛津大学报告时提出需要从人工智能和机器学习工程迈向人工智能和机器学习科学

智能指数 (Intelligence Index)

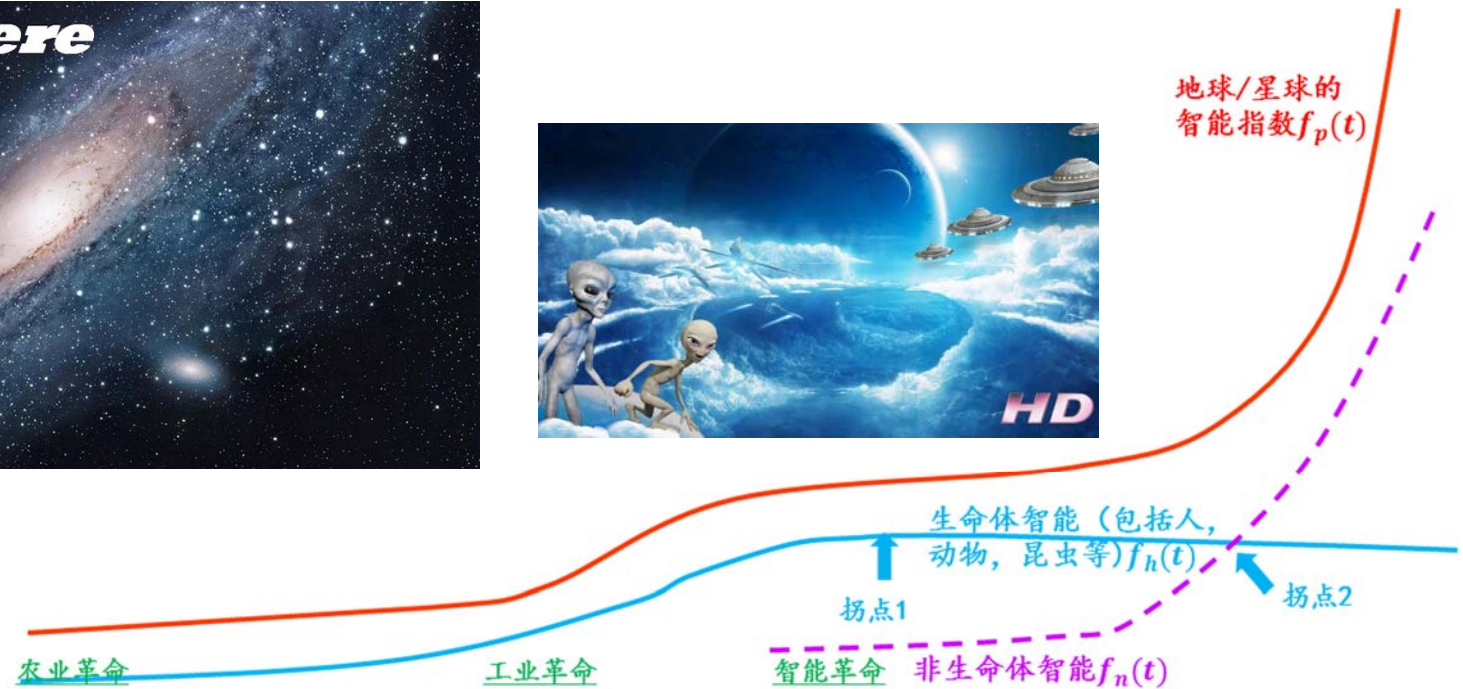
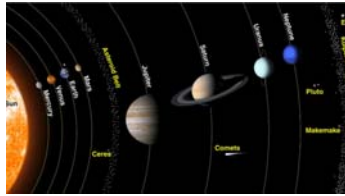
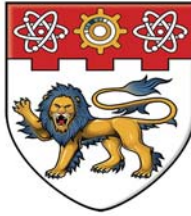


- 有生命和无生命的智能会普遍化
- 地球总体智能指数在迅速提升，爆发阶段即将到来
- 担心/矛盾：

- 人类和生物智能的主宰地位却受到人类创造的智能的挑战。
- 根据达尔文进化论，随着智能的普及深化，人的部分能力会退化，人也会越来越少
- 虽然非生命体智能由人类创造，却最终很可能变的不可控、不可确定性。
- 正面/负面智能？
- 最终是智能而不是智能的载体穿越时空。



UFO?



外星智慧存在，（根据ELM理论，智慧源自无序中的有序，有序中的无序）但：
地球上的智能尚不能让人类离开地球和太阳系，外星人如果能远道到地球，
外星人所在星球的智能指数会远超地球几千年（考虑星际间的“光年”距离），
这样很难有传统人的存在

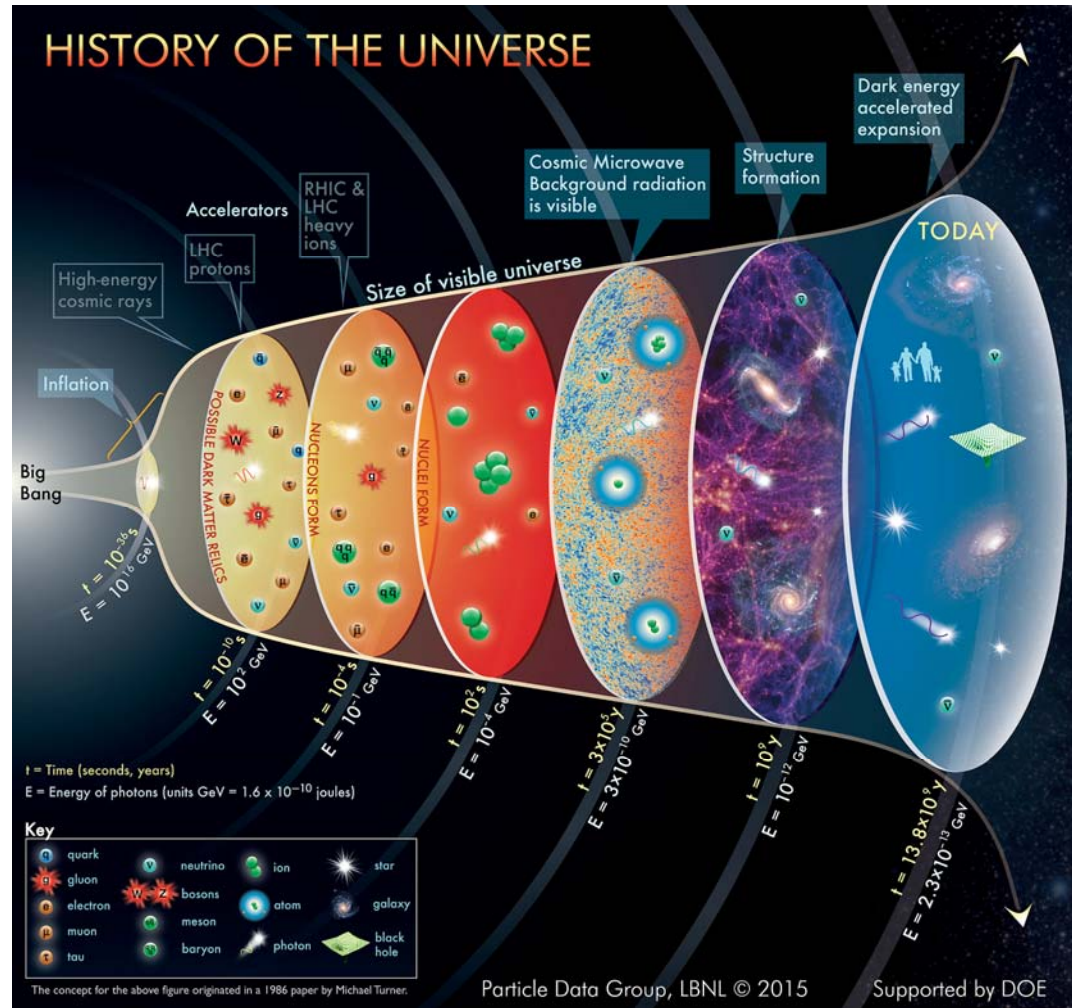
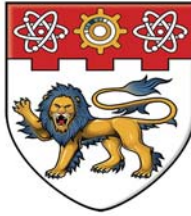
地球几十亿年

人类简史

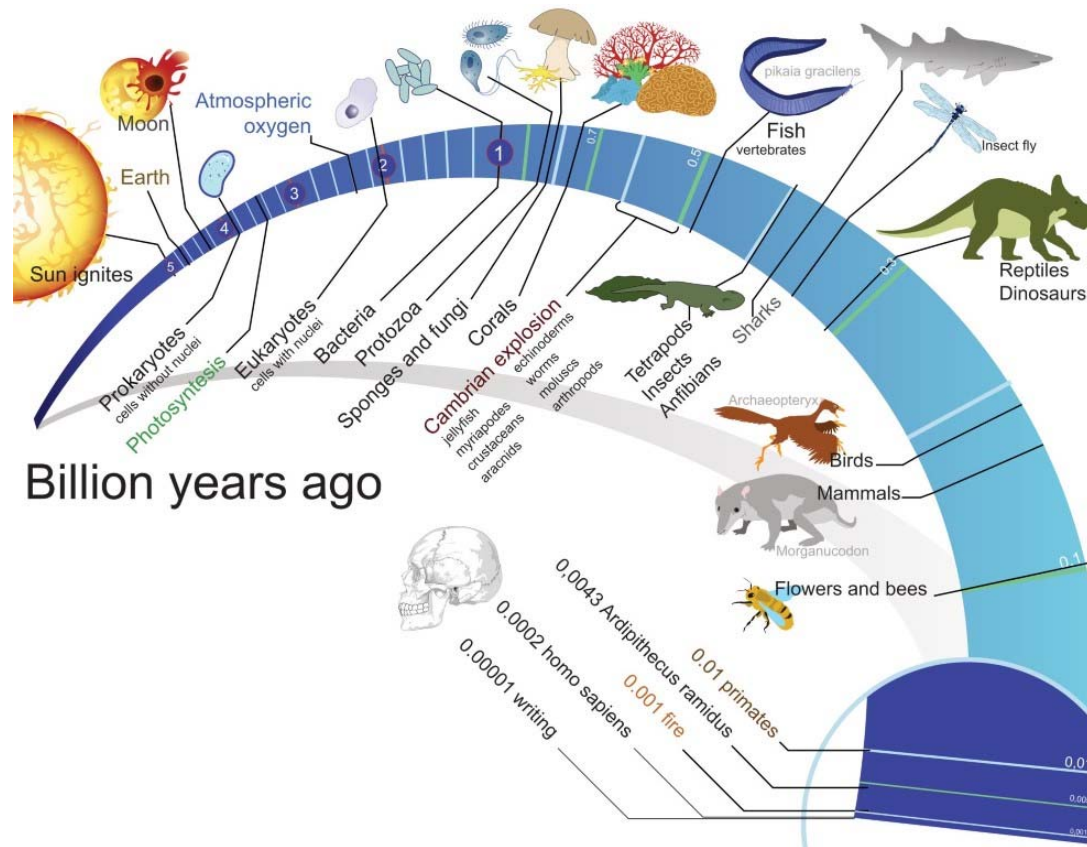
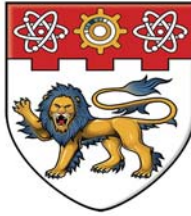
Brief History of Human



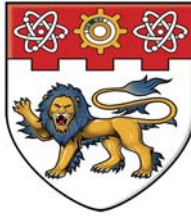
宇宙的简史



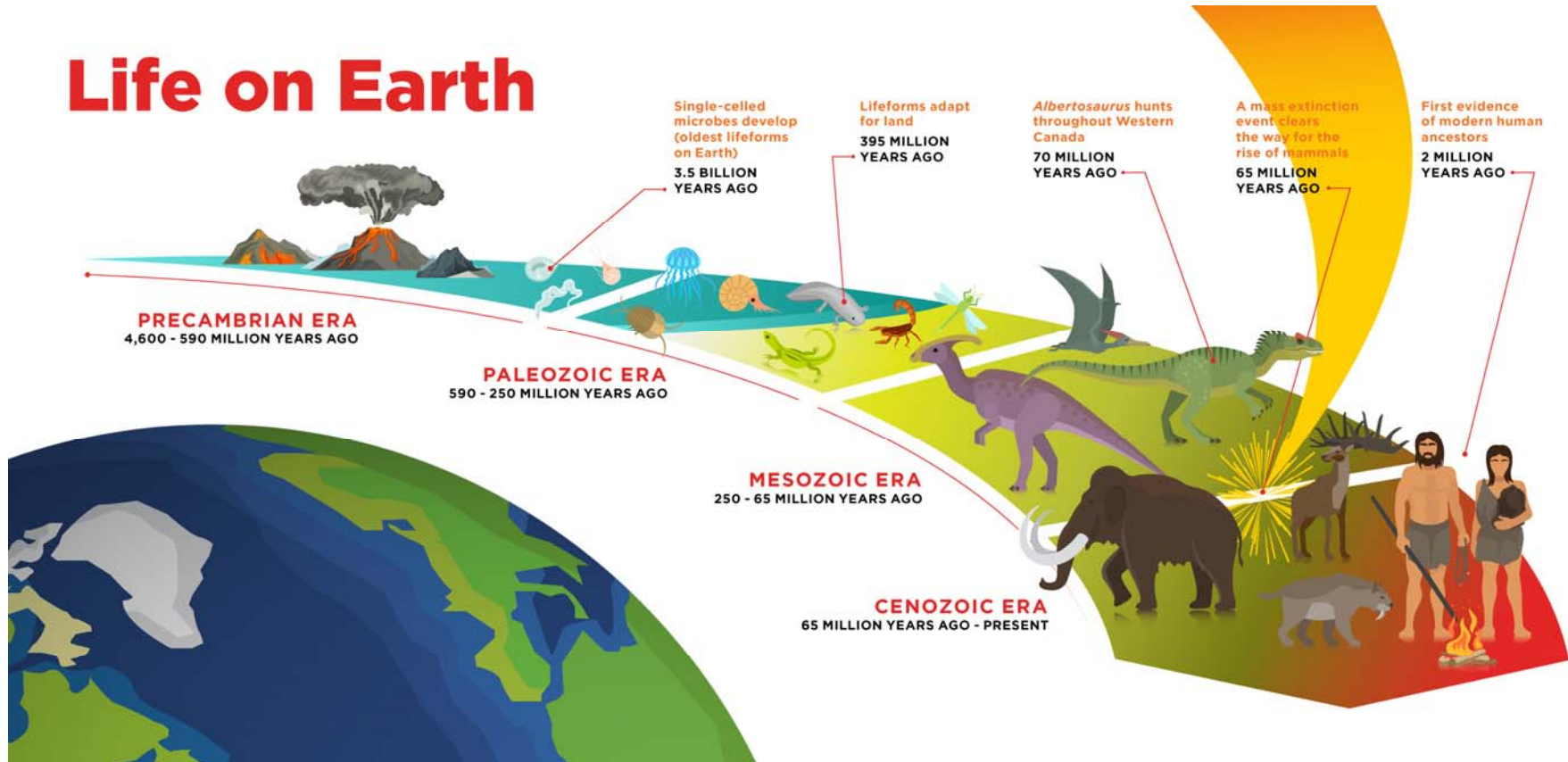
生命的简史



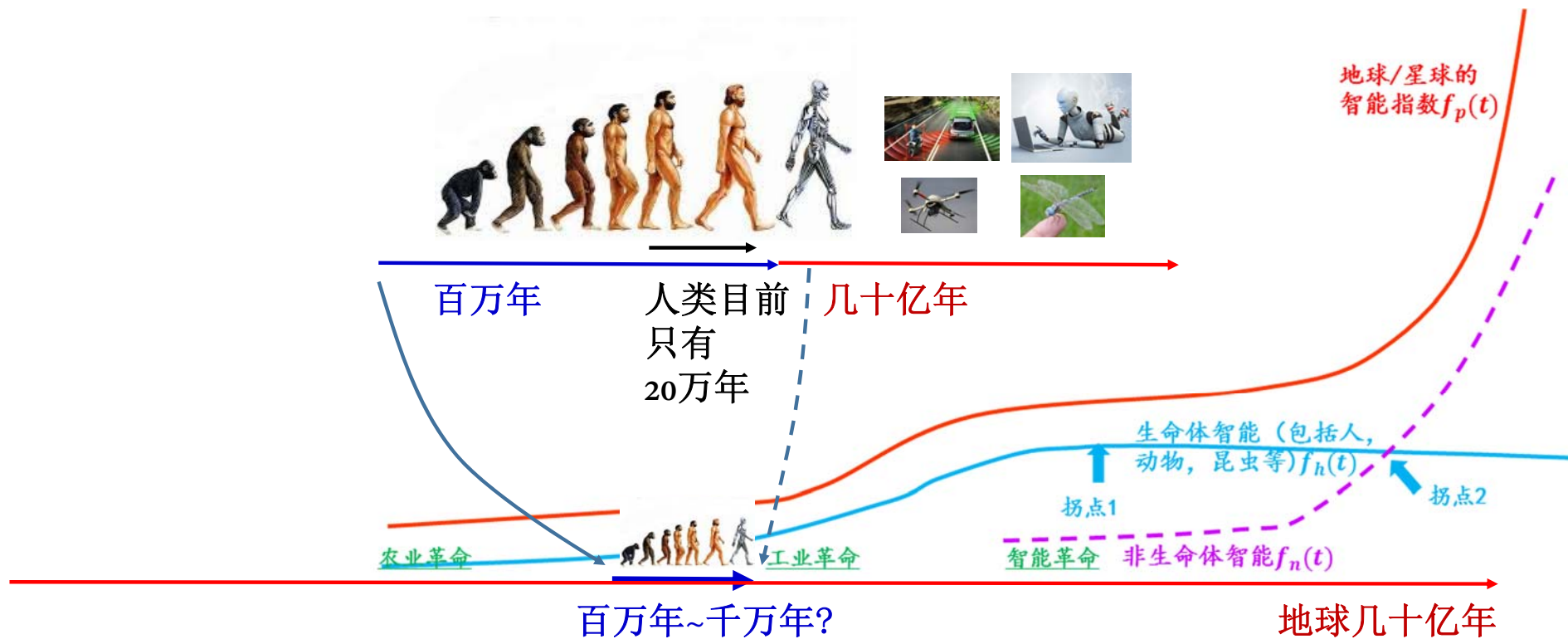
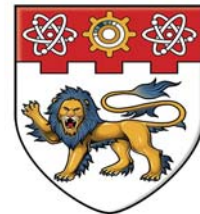
生命的简史



Life on Earth



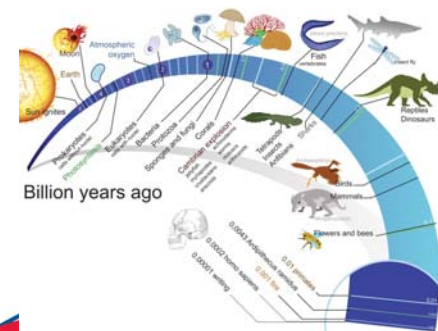
生命的简史



3亿年前恐龙诞生、现在已经绝迹；2亿年前鸟类诞生，现在几乎消失；更多生物消失中。问题是：

类的历史比恐龙、鸟类等都短，会消失吗？

人类的智能会被其它智能体取代吗？智能体不一定需要水和氧气、不一定市有机物

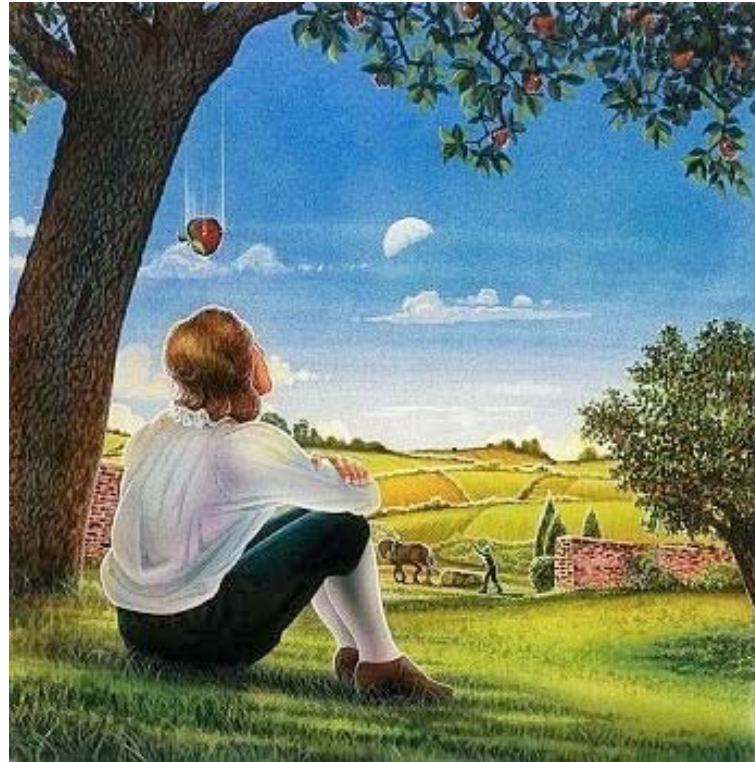
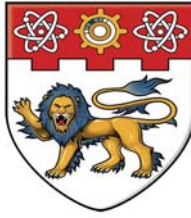


人工智能：能与不能？

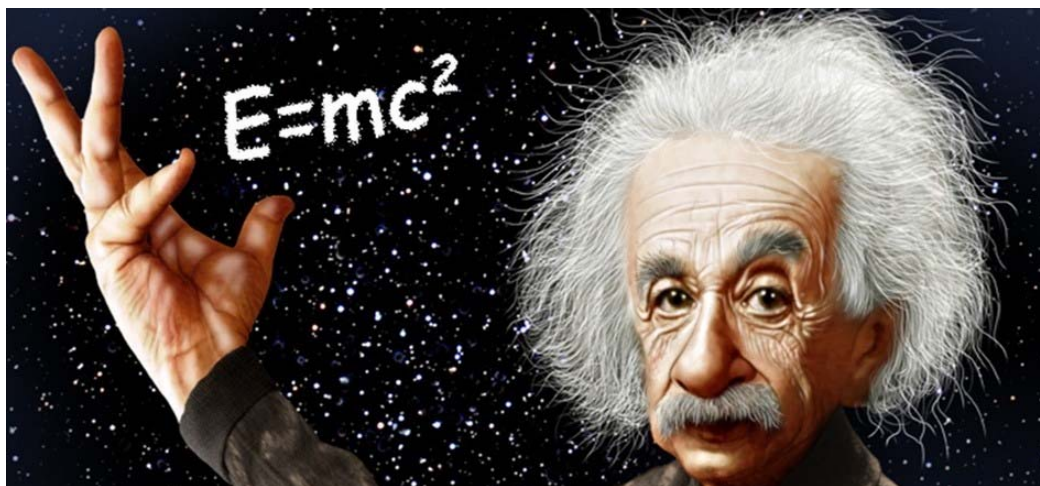
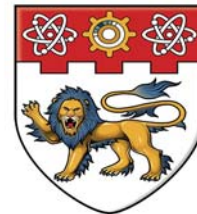
Artificial Intelligence: Can or Cannot?



人工智能：非万能

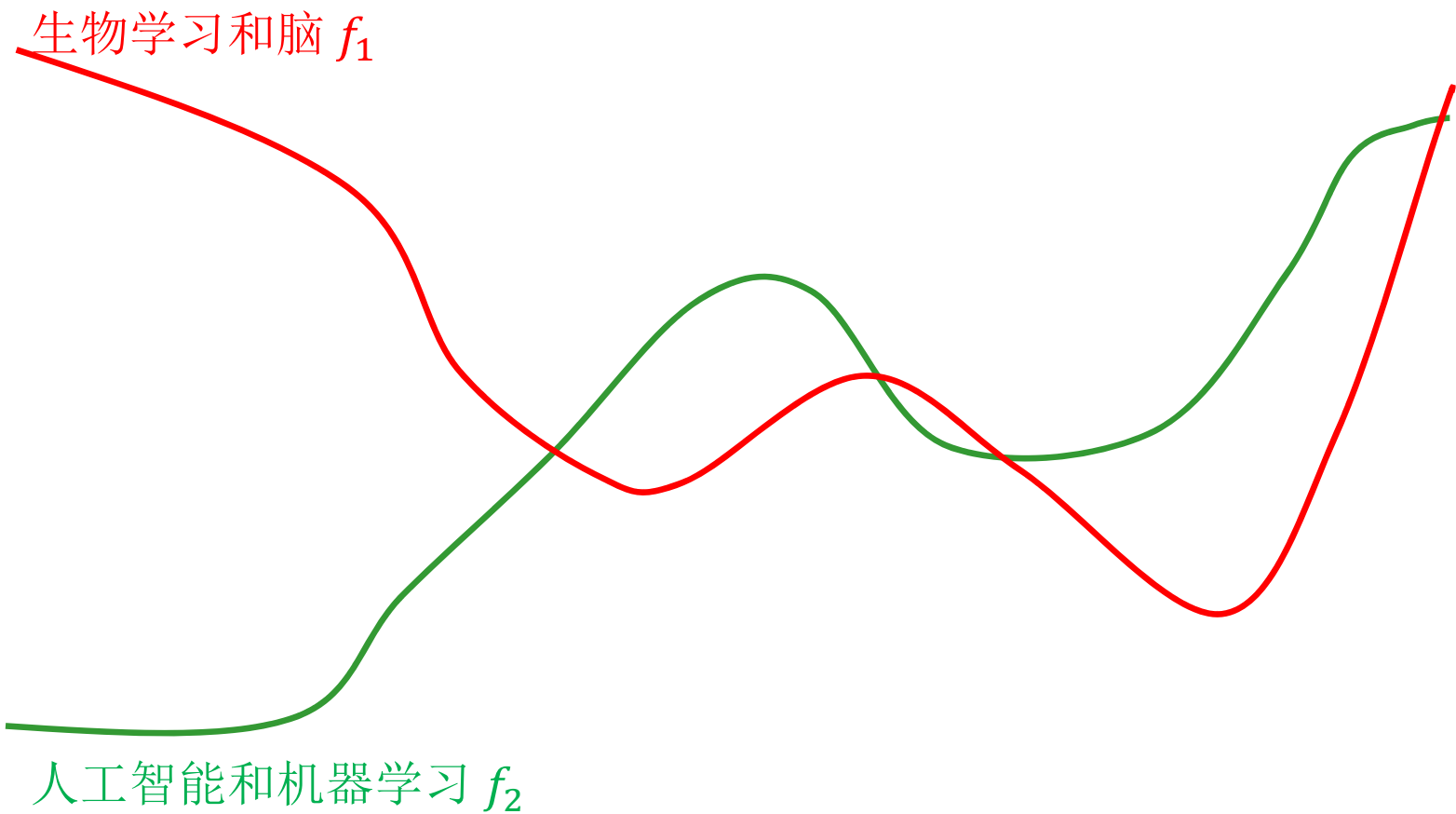
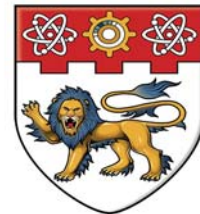


人工智能：非万能



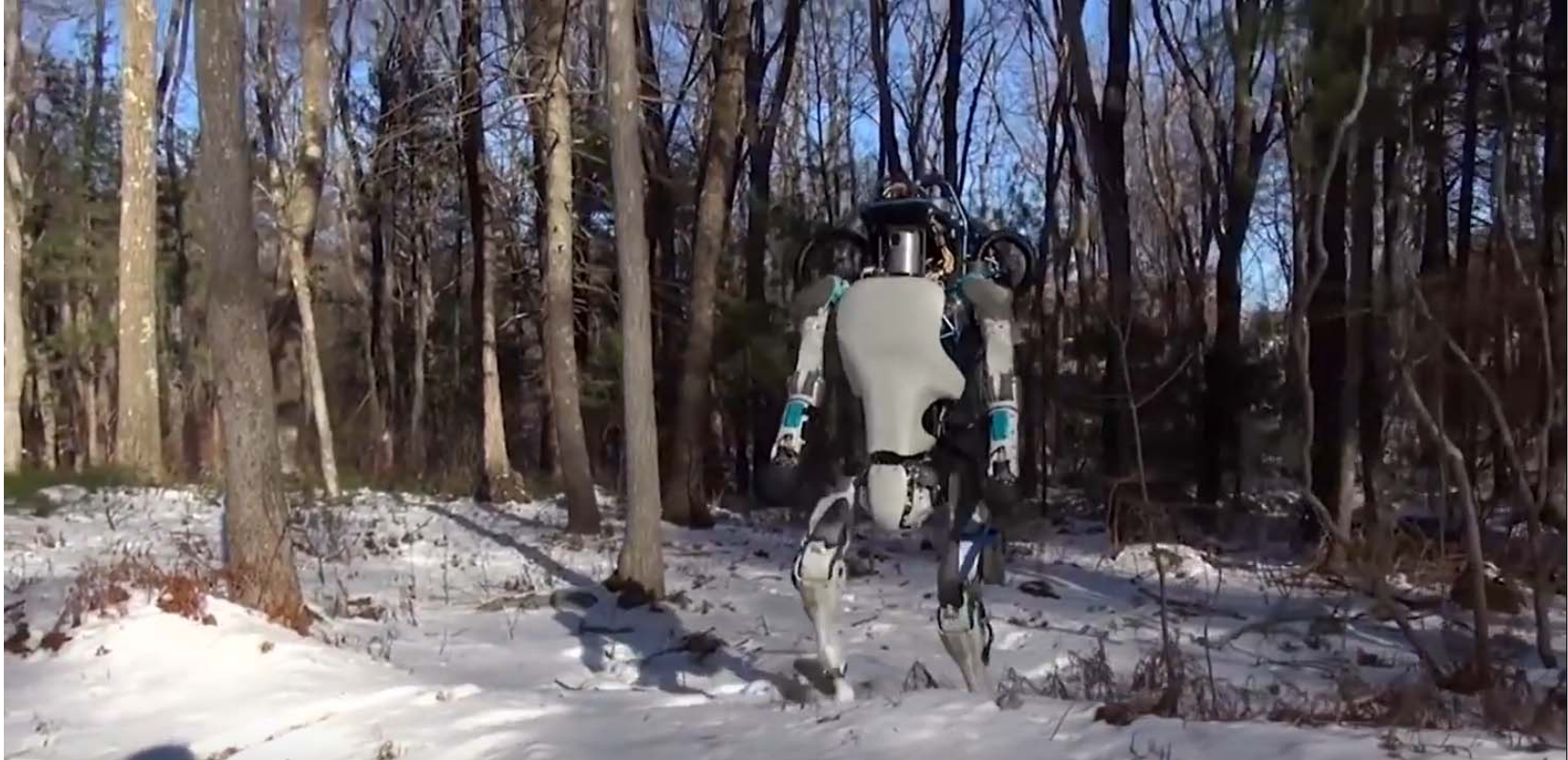
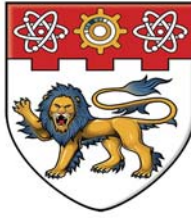
在初期20年没有多少人理解

人和人工智能的“能与不能”



生物学习和人工智能不必一样：各有优势和局限性

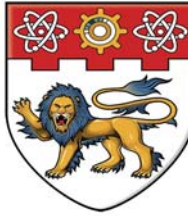
机器智能的两面性：正面和负面



科技进步，从来不易
Never Easy to Discover Great Things

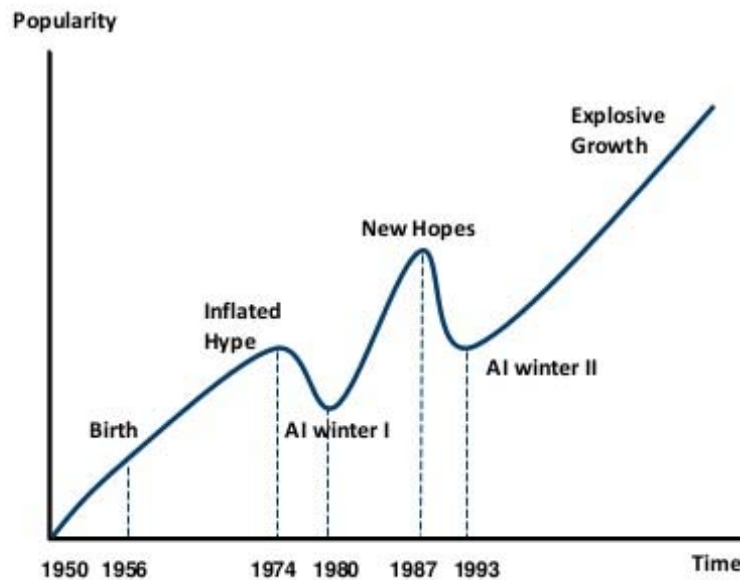


科技发展 - 不平坦之路



Artificial Intelligence

AI HAS A LONG HISTORY OF BEING "THE NEXT BIG THING" ...



Source: Literature review, Qiao Feng analysis

7

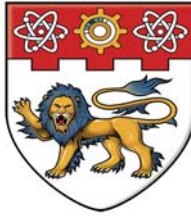
Team Finland Future Watch Report, August 2017

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

Team
FINLAND

图灵奖获得者、人工智能之父Marvin Minsky对 Frank Rosenblatt提出的人工神经网络模型的批评最终导致1970年的人工智能冬天。而这个人工神经网络模型60年后的今天掀起了智能革命

科技发展 - 先驱不易



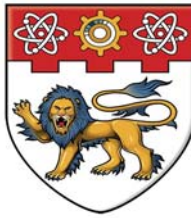
图灵奖获得者、人工智能之父Marvin Minsky对 Frank Rosenblatt提出的人工神经网络模型的批评最终导致1970年的人工智能冬天。而这个人工神经网络模型60年后的今天掀起了智能革命



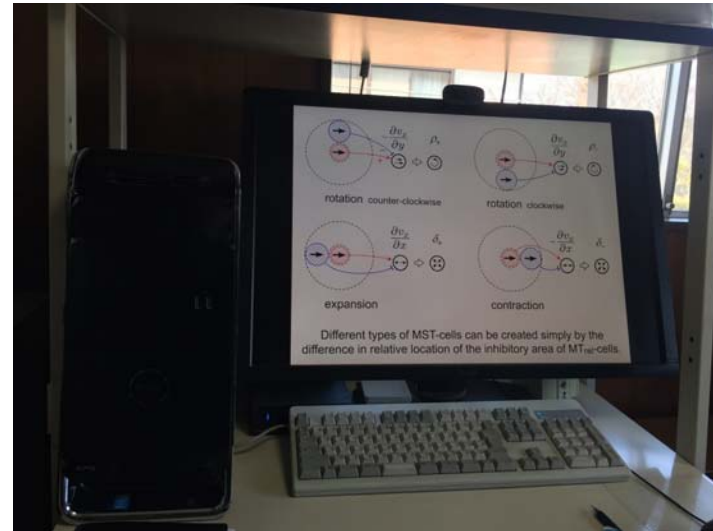
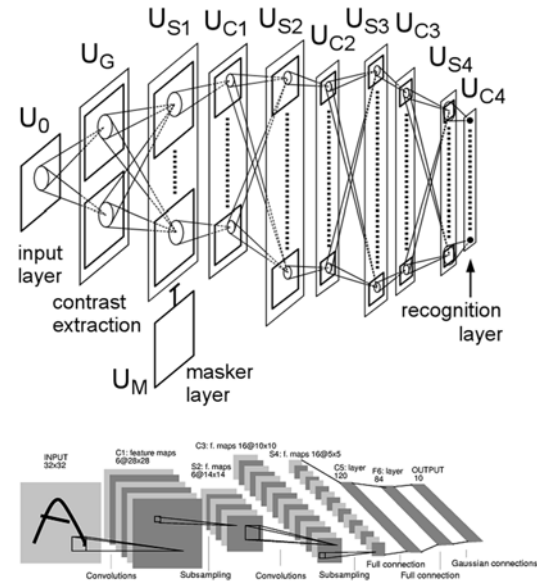
Cognition: "Based on Rosenblatt's statements, The New York Times reported the perceptron to be "the embryo of an electronic computer that [the Navy] expects will be able to walk, talk, see, write, reproduce itself and be conscious of its existence [1957]

认知：“根据罗森布拉特的说法，纽约时报报道人工神经网络感知器是”预期能够行走、谈话、看书、写作、自我复制并意识到其存在的计算机的胚胎

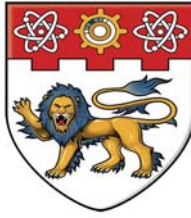
科技发展 - 需要默默探索



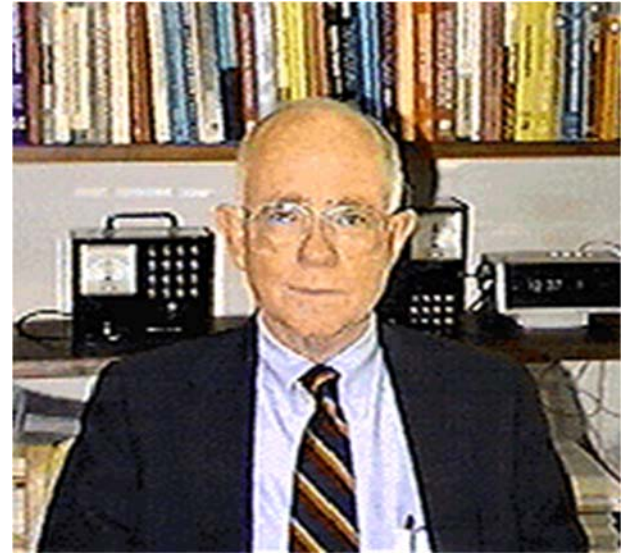
日本学者福岛邦彦 (Kunihiko Fukushima) 40年前提出深度学习原型，在几乎容不下两个人的小屋内潜心研究50年。



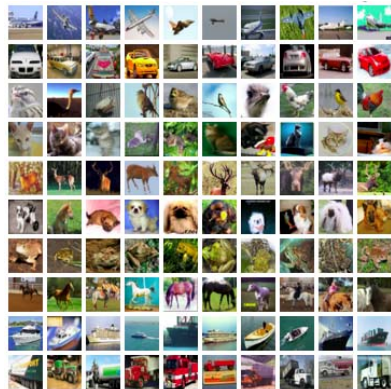
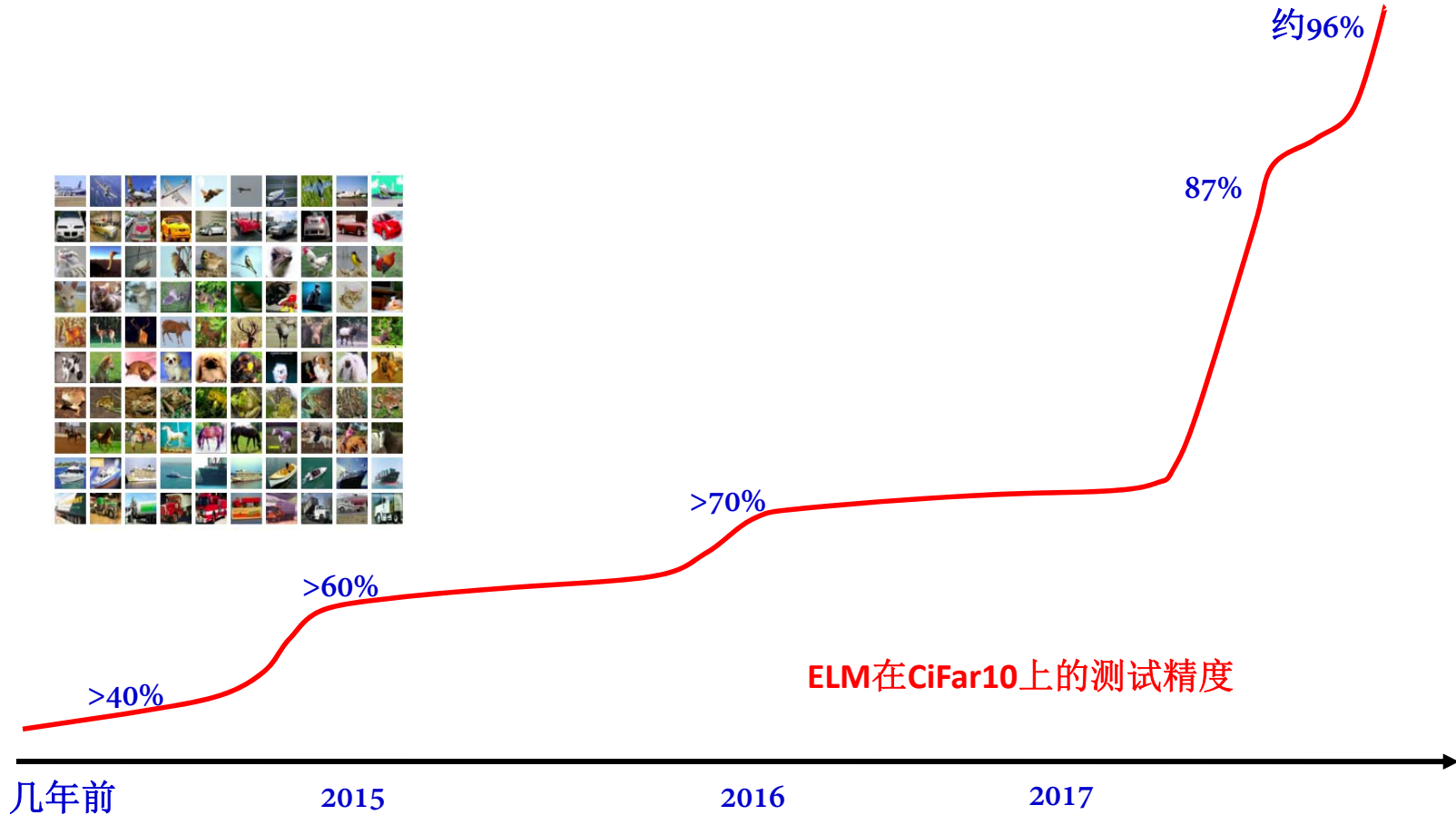
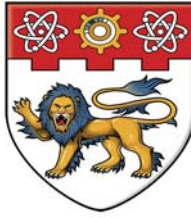
科技发展 – 需要担当和豁达



神经网络之父斯坦福教授Bernard Widrow原来也对Frank Rosenblatt的神经网络模型也有保留意见，在后来一次私人交流中说：“原来我也误解他了”。

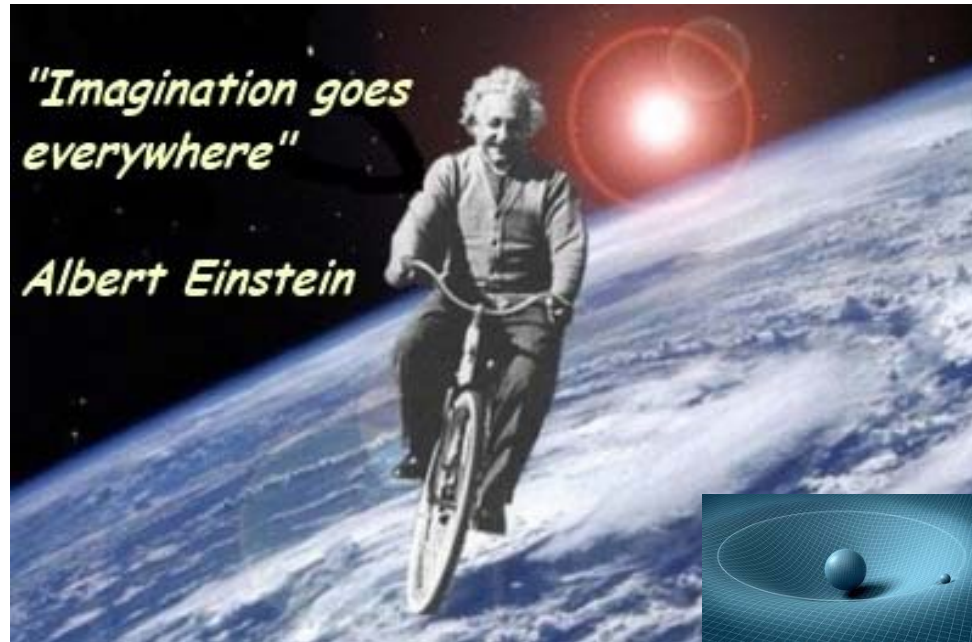
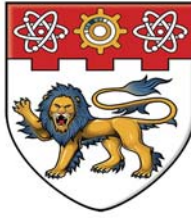


科技发展 - 不轻言放弃



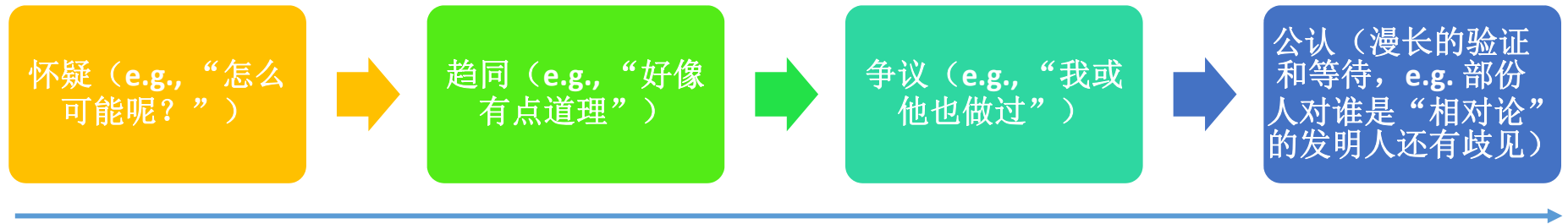
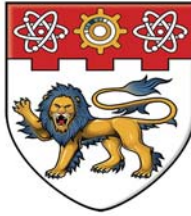
ELM在CiFar10上的测试精度

科技发展 - 需要想像力

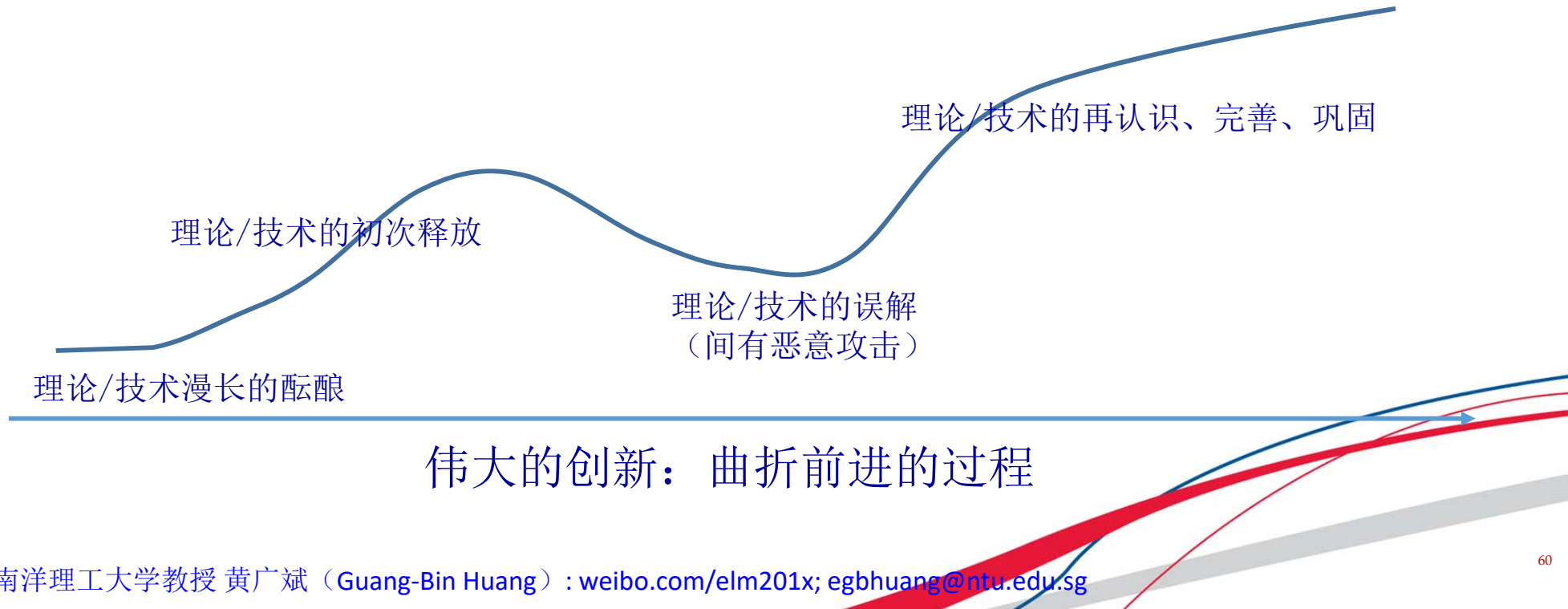


伟大的发现需要非凡的想像力、毅力，一般很难理解和、很难短期内得到验证。

科技发展 - 需要承受力

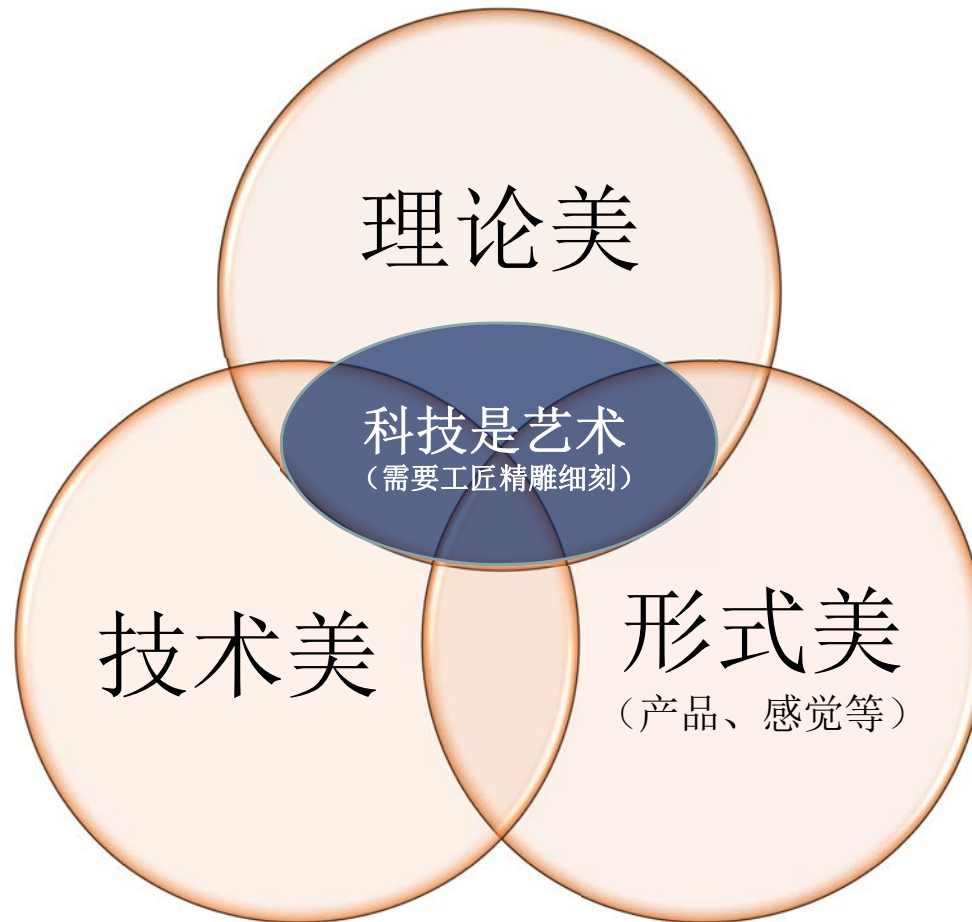
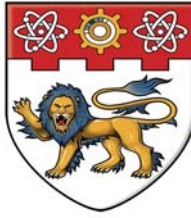


伟大的创新：漫长寂寞的过程



伟大的创新：曲折前进的过程

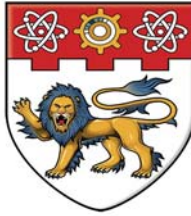
科技发展 - 需要工匠精神



中国人工智能的现状

Current Situation of Artificial Intelligence in China





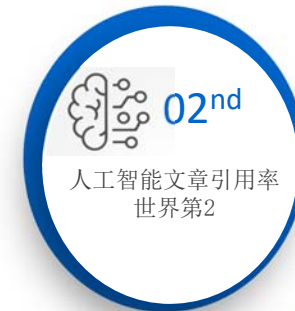
“谁也输不起的人工智能”战略

美国： 高科技公司领导世界人工智能应用方向、大学酝酿新技术

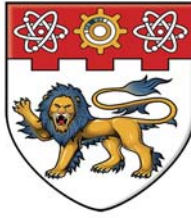
中国： 人工智能国家战略、人工智能产业园、人工智能小镇

法国： 约120亿RMB投入发展人工智能

新加坡： 约7.5亿RMB投入发展人工智能基础研究和产业化，鼓励本地企业发展人工智能，但要和大学教授合作；大学酝酿新技术



中国的人工智能机遇

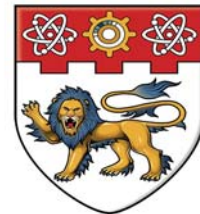


经济基础：40年的改革开放，成为世界第二大经济体

技术基础：40年的积累，处于大爆发期

创意基础：几千年的文化沉淀和诗情画意般的奔放想象力

人工智能市场和技术 - 双剪刀差



中国：投入和应用大爆发、
大场景、多门类、大数据

国外主要人工智能中心：掌握核
心算法、核心芯片、人才高度聚
集、匠心精神

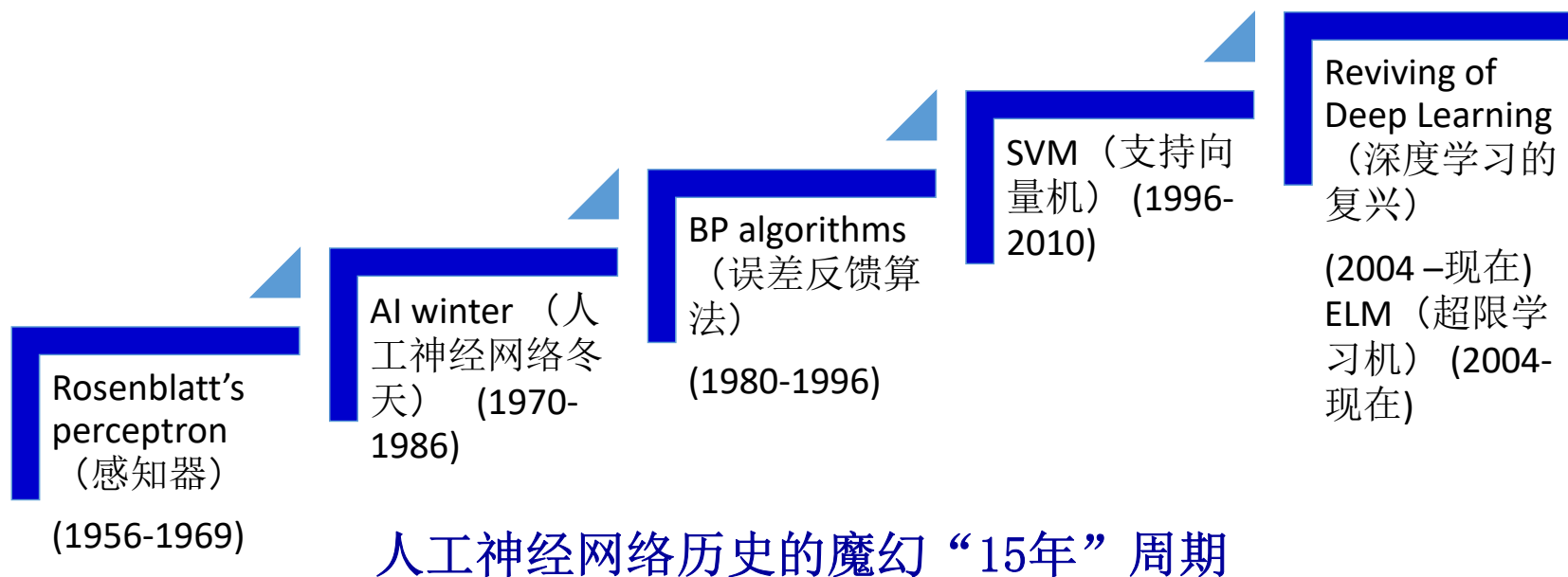
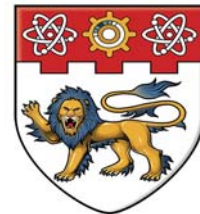


市场和应用



核心技术

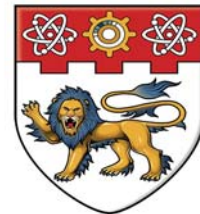
人工智能制高点 - 2030?



按照魔幻“15年”周期率，要在2030年占有世界人工智能制高点，必须现在全面布局

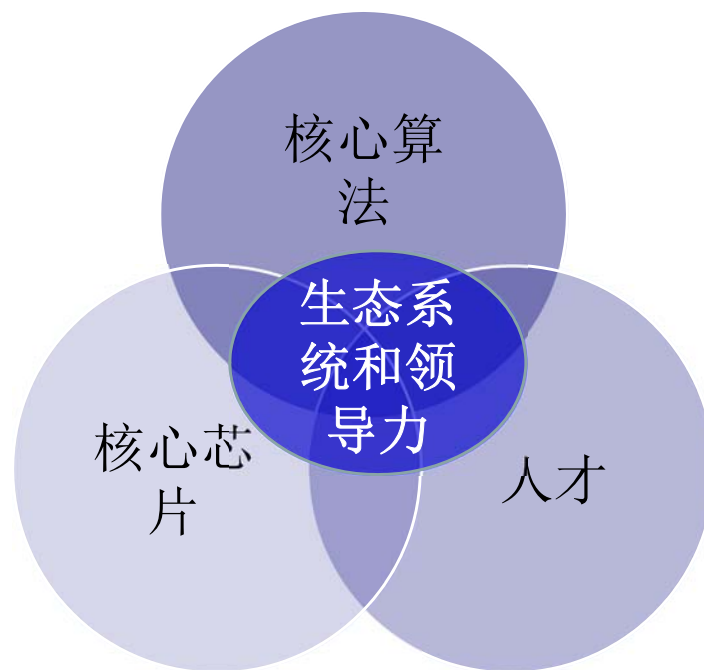
制高点的衡量标准：有没有自己的核心算法和核心芯片

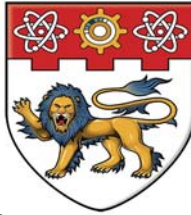
机遇 ≠ 弯道超车



机遇并不意味着一定能弯道超车、一定可以弯道超车，**如果**教授、专家花费大量时间、资源忙于各种评比、争取各种称号、待遇、追求短期收获。。。？

必要条件：“踏实专研、工匠精神”、“生态系统”和“人文条件”





“三个字母”的故事

约2011年，访问国内国防科技大学，和某前辈愉快晚餐、轻松对话 “三个字母”：

前辈：“牛顿最伟大的贡献是什么？”

答：“当然是万有引力定律。”

前辈：“不对，不对，你再想想？”

困惑：“哦？！不是万有引力定律？！？！那是什么？”

前辈：“是牛顿第二定律！没有比牛顿第二定律再美的东西了，三个字母表达出完美的自然规律！”（意指“ $F = ma$ ”）

答：“确实是，一个两个字母不能表达完整的意思，至少三个字母。”

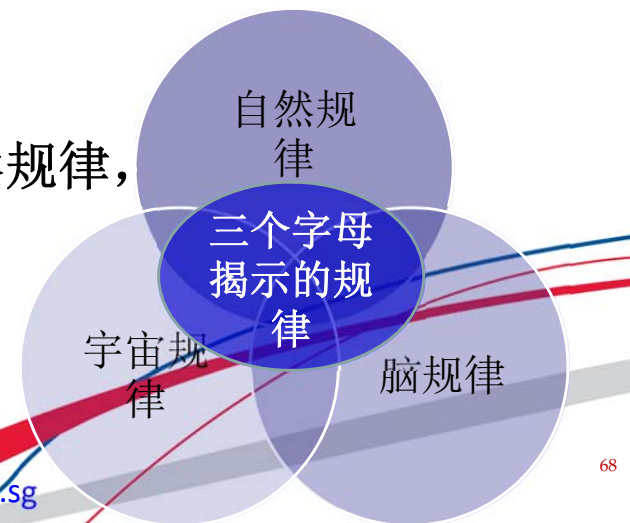
略思考，惊喜：“爱因斯坦相对论也是这么美， $E = mc^2$ ”。

答完，暗自窃喜，联想到超限学习机理论（ $H\beta = T$ ），没有敢继续引申外延下去。。。☺

几天后，和其他学者聊天，讲了前面的对话。

朋友：“你更厉害！牛顿第二定律的三个字母解释了自然规律，爱因斯坦相对论三个字母解释了宇宙规律，超限学习机三个字母解释了脑的规律！”

仅供一笑而已：研究的乐趣是无穷的



谢谢!
Thank you!

