会议主题：新一代人工智能发展与网络智能服务前沿技术论坛（上午）

会议时间：2018年5月12日 9：00—12:03

会议地点：南京上秦淮假日酒店3楼宴会厅A

主持人：张英海

主持人：各位科学家，各位嘉宾大家上午好，今天我们新一代人工智能发展与网络智能服务前沿技术论坛现在开始。

大家知道很多人认为1956年达根摩斯会议好像是人工智能源起之点，历经了60多年的发展，我们现在感到人工智能已经开始渗入到我们每一个角落，将又一次改变我们的生活，特别是最近几年从阿尔法GO开始，不断有大事件出现，前几天有一个震撼人的一个消息，题目也非常的震撼，叫做“谷歌开始造人”了，人工智能为我们新的科技的发展推到了一个新的阶段，今天我们大家会聚在南京，我们共同来和我们的各位讲演科学家来分享他们在这个领域的科学成就。

今天我们的讲演准备开始。

首先我们讲清楚为我们讲演的是上海交大的徐雷教授，徐雷教授是欧洲科学院院士，IEEE Fellow是大脑科学和技术研究技术首席科学家，神经网络计算研究史中心主任，多数学术旗杆变为和爱太相关领域，学会中担任多种职务，有很多先驱性的成果，获得了国家自然科学奖等多个国内外主要奖项，徐雷教授今天为我们讲演的题目是“人工智能在五个核心方向上的发展及其与未来网络发展的潜在互动”。

徐雷：我的这个题目讲什么呢？要讲学术，又要讲大家听得懂，我考虑有四个原因，一般要介绍自身的工作，但是我还是想重点要放在近期发展趋势上，我们先看一下，这几个要素，我们选择一个题目，首先是人工智能大家知道几乎渗透各个领域，但是跟这个会有关的就是这边的物联网，我们集中在网络有关的地方找课题来讲，另外还有从工业和应用的角度人工智能可以归纳成下面说的三个方向，一个叫做Assisted第二个是Augmented，从网络角度主要是可能将来跟5G有关，这个5G会带来网络和人工智能共同的一个可能的新的挑战和革命，从这个角度我们可以选择题目希望集中在物联网和5G，再看我们网络智能这一块能选什么？从5G讲主要是每个基站的距离特别小，网络特别大，传输的速度特别快，在这样情况下就会给智能可能往网络规划上，或者在出什么事故障诊断上，或者在实际上一个网络，我们所谓人工智能神经网络也是一个网络，如果把我们的通信网络看作是智能网络也可以进行计算，如果计算了这个大网络本身也是个智能网，在传输的过程中实现智能。

5G的这些我们就有些录像就不讲了，时间有限，另外还有因为5G的这个信号传输的特别快，他从人工智能的角度可能也会刷新人工智能的基础研究，因为基本上我缺什么信息缺什么样本的时候我可以主动的提出，实时获取信息，这种自适应的边学边干的智能，也就是在做的过程中智能的操作，在这样的角度看，我大概集中在几个现在的主要题目，一个就是讲一下引起这个人工智能的基础，然后讲下面这个怎么样实际上在通信网络看数据非常大，但是他其实是小样本问题，刚才也谈到阿尔法GO用来做规划做问题切接，下面这个可以用来做咨询，集中在这四个题目上给大家介绍一下跟网络有关的人工智能方面的一些题目，是这样跟我们的网络连起来了，也就是归纳下来如果有时间就是下面的这四个题目，但是我估计是不一定全讲的完。

稍微提一下目前来讲，这些年人工智能在核心方向的发展，第一个大家都知道，就是刷脸，听话这个实际上是人工智能就是相当于人的耳目，这个是人工智能发展的基础，第二个就是双向对偶深度学习，他就包括和很多自我校正、变换啊很多动能，是升级版，具体到下面以IBM系列的相当于人类的军事，阿尔法GO这个虽然是下棋，但是实际上是要做决策，这个就相当于人工智能我们作为领导主帅方面的应用，对于人机交互感知就是人机合起来的处理就比如可穿戴的VR啊等等，下一个就是完全自主的，类人啊，主要是这六个，但是现在能讲3个就不错了，现在就先讲一下基础的，也得给一些不太知道人工智能的稍微扫盲。

人工智能从10年前开始就开始解决小孩人卡片的问题，你看了一个苹果你给他标签写个字叫做“苹果”，有这堆卡片，只不过这个效果用神经网络来影射，就是你看到一个模式给他一个标签，这种工作现在刷脸、语音识别很多的东西都是干的这个，这个东西大概是3岁小孩到4岁、5岁小孩的智能，这个智能为什么变得厉害呢？他比人做的好了，关键是我们只能认几个人，他认几千个人，正是因为这个基础工作，导致了所谓的人工智能大发展，稍微再具体一点，我们想语音识别，它也要像切片一样，告诉他发音是什么东西，这个没有接音响就不放了，同样这个图象，我们看几层图象给他一个标签，这一类的识别知道这个问题转换为这样的，肯定人工智能都玩的转，这是基本上简单的识别问题，其实再往下就是说我们需要有一些平常图象、语音这些数据我们要理解它，什么叫理解？最简单的理解就是填表，比如说你用语音在这边说话，医生手术就可以填表，当然这是初级程度的理解。

这个也实用化了，这个是国外的外科手术做完了以后，医生走在路上可以把他所有的病例很快添完，这个可以由很多利用，办公室自动化、政府啊什么的，现在已经进入了实用了。

再发展一点就需要我们对语音之间不同发音单元搞清楚他们之间的关系，这个就涉及到语音理解了，我们现在真的要完成图象理解，人工智能还不到，实际上要想理解这个图象理解，首先也得把这些不同的相当于卡片全切出来，分割，这个工作是比较难做的，完了以后你才去识别，识别以后还要搞清楚他们的关系，他们的关系还要根据你的问题，还得整理出关系回答他的一个解答，这些目前只能说不会像前面忽悠的那么火，只是在一定的环境下可以做的到，这就是大概人工智能主要的基本现状。

近期也就是去年起，这个深度神经网络有两个成果，我想跟大家分享一下，首先我讲第二个，就是大家顺口说现在的深度学习是没有理论的，不知道什么，这句话已经不能再说了，下面我就讲有一个以色列学者提出来了回答深度，这个深度学习的理论，讲的之前我们先讲一下可能谁都知道深度学习我们尤其我们国内，不断抢计算机GPU的资源，把深度不断提高，花很多的计算资源，问到底需要多少层，是不是程度越深越好，有一些早期深了以后有一些局部极小值会好，为什么要深的，这个是没有理论的，这种数学近似跟我们的理解是不一样的，我们的理解不光要点对点的感到，你看一个东西周围的相互关系，他可能的关系形成一个梳理结构，需要都可以这个问题上联想，我去年的时候也在中国有一个杂志上也解释了，主要的原因就是我们所有不同的模式，所形成不同的树状的结构，防盗深度网络里面越深他不同的东西有相互有交叉越深越放的进去，越深下面也就容易独立也就是规模大了需要层次，需要这种层级结构才可以把这个事情做的好，这个就是说我们这是一种解释，但是我的这种解释是没有理论的，只能叫看法，但是去年这位以色列的教授，我当年在美国的时候也认识他，这个人提出了一个很好的理论，跟我大概差不多的年龄，他在去年提出了他这个理论，这个理论主要是这个是数学，可能很多人看不懂，他是基于信息论来做的，为了数学我们抛开我想办法用简单的思路给大家讲一下，他主要是利用互信息，比如说一个人X和Y，他俩表示什么做什么事没有关系，但是如果我们要求他和他的活动需要联合起来做一些事，就是一个X和Y他需要互动，那就需要另外一个联合的概率的活动描述他的互动，他要互动就需要传递信息，他要把这个信息相互通了才可以互动，他需要传递信息需要多少呢？就是他联合需要动的量那个工作和自己乱动之间的差异，这个差异就反映了他需要完成任务的互信息，这个互信息就被他拿来作为重要的栋梁，这种深度学习网络基本上决定好坏就是决定在最后这一层，他互信息的也就是这个，这个大家可能看不懂，我举个例子，用这张图演示一下这个例子，这个是神经网络这个是输入，如果你把这个互动传到Y这边来，如果你的信息传过来的时候，你还没有传这边和这边相互的互动他的互信息是高的，他在下边这个轴就是度量，他这边的信息就比较高，就是在第一层神经网络往下，走的时候他这个信息这边X方向需要的信息就是这样下来是减下来的，这边是最高的，而你到Y这边信息还没有传过去，这个Y离X很远他几乎是零，你学习的目的就是要把信息从这边传过去，你两个人就可以按照要求来互动了

那这个教授就是根据这个，发现了一个互信息的关系，我们看看他他就发现了这样一个结果，我们把这个去掉，看看它怎么动，在学习的过程中间我不断训练这个网络，他会发现这个互信息的关系，这是1003信息网络他最后会发生一个很有趣的现象，这些通道都通了，他慢慢信息就传过去了，这个是很重要的一条现象发现，这个是什么意思呢？到了100步就到了一个瓶颈，我们为什么神经网络停在那了，大概就是落在这个位置上，继续往下训练传过来的互信息就会不断的增加，不断的往这个过程。经过这个平静瓶颈以外我们就跳过去，再来一遍，他过了这个以后，这个后面就很慢了，要费劲，这个就是后来要快速计算的原因，他搞清楚了以后他就可以解释这个结果，往下收的时候下面表现的误差，然后快速下降，最后就缓慢下降了，到了那个瓶颈了，他需要越往前面走就需要越打通那个层，往那边推进，推进的极限就是反映这个神经网络表现的好坏，这个是很惊喜的结果，他还发现，假如你看学的参数，把这些参数就像学的知识的可靠性，他会发现你学的知识的准确性和可靠性也就噪声会快速的增加，过了一个增线就表明不确定性增加了，怎么样压住这个噪声这就是大样本，这个现象是一个普遍的现象，加入把刚才100道平均了以后更明显，每一条走都有一个拐点，这个拐点就是以前难以逾越的，过了这条线他就拐上来了，越高就表示这个越好，这个理论跟互信息的角度，跟我刚才讲层状的角度，他的意思是什么？每一层神经结构进行自组织，他有不错的演示结果，这是第一层，经过学习到一定的程度它会发生颜色在不断的集中，黄和黑的红的在慢慢的分开，这是第一层，这就是自组织这个过程就出来了，再看后面的成就就更有意思了，第一层不太容易组织的好，加入后面的层，第四层你看他组织的慢慢的基本上快速的就组织成了两个类，最后形成两个曲线。基本上也符合我前面讲的用那个结构的猜测，在这个问题上他也解决掉了。

再往前也解决到我们平常理解为什么训练有（英文），（英文）就证明在这种情况下他这个拐点上来了，但是随着你样本不断的增大，他这个拐点就抬上去了，这就是大数据让神经网络成功的原因，它也说明为什么要深，深就是说我如果要有一层层深下去的话，你看现在他有这个一层的时候他有拐点，但是随着层数越来越多，拐点就消失了，效果就越好，但是也说明到了一定的深度就够了，再深下去它有什么好处呢？可能会浪费很多计算的时间，这个是这么几个结论，这几个结论我来不及细讲下去，感兴趣的人可以看一下按照这个互信息的理论，它几乎刷新了学习理论，原来（英文）刷新了，这个是给那些懂行的看一下。

这个大概我给大家介绍一下最新的理论，原来大家觉得卷积神经网络很神奇，他现在提出胶囊神经网络，早期其实也是这样的，只不过现在回归来讲这个，因为说这个要比现有的卷积神经网络要好，这个大家知道，这是大概去年两个比较注目的新发展，我们这个细节就跳过这个。

然后我们再讲下一个题目，前面我们讲了这一套问题是最初步的，就是从一个模式要识别成一个简单抽象标签的任务不是我们智能任务很多，他只是一部分，真的要识别比较复杂的任务他其实是双向的，复杂的表是简化成抽象的理解以后还要来重新来跟现实中复杂的表要来对一下，来检验看他对不对，这个叫双向对偶学习，能解决的问题它是很多的，早期源于我们讲的自编码，这是1988年开始有自编码学习，在1991年我在这个方向也有一些工作，这两年大概2015年实现分割的这一块跟这个也有关，当时2007年的工作也大概是这样一个结构，自编码大概是这样一个东西，就是说加入是通讯就是自己跟自己通讯，这边一个通讯通道把信号压缩以后，然后产生复杂的表，这个表要跟他尽量一样，这就叫自编码，这个结构实际上是跟双向网络相向的，这是深度的神经网络，如果是以这个为轴折一下过来，就变成了我们讲的这个样子，一折下来一后就是对称的结构，不光结构是对称了，节点折过来也是对称了，参数也是对称的，这就是1991年我提出的自主结构，它可以这边上去，重建非监督学习，这边就是标签的学习可以同时做。

这个2007年的结构有对偶性的结构，有参数的对偶性，早在1986年提出来是反传的算法结果不好，后来为什么2006年用的结构好了呢就是先下面往上训练，下面往上走，这个往上走导致了跟刚才我们讲的下面的数据驱动，下面的标签驱动同时进行，才可以导致这样的方式运行，当年我是因为当时，现在我们要算一年的东西，现在一秒钟就算出来了，当时是不可能算出来的，因为有大量的数据。

这个讲最近一个应用就是德国提出2015年的（英文）就是结构对偶性，参数性对偶性神经原，最主要的就是完成分割，图象分割这个工作，这个工作你看出来没多久就引起了很大的应用，这是在医学图象上分割的结果，我们看一下，但是我们要讲这个分割其实不是我们以前讲的分割，现在的一些搞人工智能他们讲的分割都是相对来讲物标之间交叠不是那么多的，总的来讲现在这些年轻人做的分割总的来讲他们是多目标检测做的还是不错的，走到图象分割可能还有距离，这是目前。

我们下面这个结构除了完成重建数据增广，现在叫做对抗学习也是完成这种类型的，去产生其他的影射，深入创意影射，这种模式A到B的转换，都属于双向的学习，这种双向的学习其实在1995的时候我在会议上我提出了贝叶斯阴阳和谐理论，很多现在这个东西跟这个都有一定的关系。

这是当时的工作，其实这里面稍微介绍一下，1995年以前我可能是中国人里面比较早（英文）的，我跟这里面的两个大牛有合作的文章，实际上当时我其实是大中华区域的，不过那是1995年之前的，这个会现在还是人工智能最顶级的会。

我是这个团队里面最早的博士后有这个画红杠的五个人，当时有7个人，这个表不是所有人都放上去的，最后是我，我是算他的原始股，这也让大家相信我讲的还是有点源自于权威的。

这些理论跟它有什么关系，都来不及讲了，我们可以从这个模式同侧他怎么小，或者图象推测他动态了，或者英语推测为法语都是这一块的问题。还有创意上，我画一下什么东西，他自动给你画一堆的东西，这是我学生做的，在交大。

前两块只是基础的应用，我们现在智能叫分任务运用，真正形成系统很重要，一个就是华盛顿系统，他实际上已经也了很多实用，尤其是把很多推理的内容放进去，他跟自然源推理也包括深度学习，他是一个综合决策知识系统，这个系统我觉得我们这地方没有时间讲，我觉得中国人研究的太少了，我们应该在这个方面应该下点力量去做，比如说光检大家都在做，他主要是应用于故障诊断。

现在大家知道它在医疗上有很大的应用，在金融很多其他政府都有很多应用，在医疗上号称是几中癌比人类大夫都做的好了，大概我们国家还没有让他进来，这种系统。

在这一个系统走下去推理现在近期结合两个方向，一个方向就是尽量利用深度学习来辅助（英文）的获取和（英文）推理的开始，用深度学习，另外这个推理尽量是找因果关系，这两年也是重要的课题，这样就走到了传统人工智能，这个专家是图灵奖拿到人，他对推理的研究这是个圣经了，在因果也有研究，考虑因果关系是比较难的。

1956年是由这个学者开始跟因果关系跟观察数据其他系统观察数据的相关有关系，这个是什么呢？他是两个变量不能确认因果关系，至少在3个变量，后来我跟这个专家有合作，3个变量的因果研究，还有多个变量的因果研究也有研究。

我讲一下阿尔法GO，他是只有你有一种任务，你这个任务要分很多的阶段，每一个阶段都有若干种选择，在这种选择中怎么样做出正确选择的问题都属于阿尔法GO要面临的问题，这方面的问题它给他快速解释一下有点相当于一个领头人带一堆人在这，到底往哪边走，他要找到策略，这个策略的问题选择的问题，这个策略的选择问题我们又没有孙子来告诉我们怎么样走，他就用的是神经网络，就用这个来告诉你这个策略，这个策略像阿尔法GO先开始是用过去的棋局学出来了，现在是靠自己的对拟看出来了。

然后用一个前瞻性评估，通过无数次策略学出来你就等于两件事情可以由了，还有一个就是再往下怎么样办，要先实验，摸着石头过河，我鼓励创新，我派侦察兵，到下面找这个各种信息回来试点，侦查，这个就是所谓的蒙特卡洛树搜索，就是侦查更好一点的东西，这个东西30多年前我做博士生的时候我们也提出来一个树搜索的方面，基本上跟这个也一致的，我们也端过来改一个了，是是1987年的时候一个很老的东西了，基本上跟蒙特卡洛差不多。

我们最后因为时间有限我这个结束的稍微让大家知道一下，大家不要以为中国人工智能就是这一波人起来的，我们的人工智能在70年代文化大革命后曾经最优秀的科学家都在人工智能的领域里，包括钱学森先生、王湘浩先生，还有吴文俊先生啊等等，希望现在的年轻人不要忘记他们。

最后我稍微招兵买马说一句话，尤其是国家张江实验室大量的招人，但是要求很高，待遇也很好，我因神经网络计算研究中心主任的身份鼓励有志的年轻人，我们从几个水平都可以，就是助理教授、副教授有的条件也可以谈，上海交大也在招人，我以首席科学家的身份也鼓励大家，国外大家有朋友也可以，我自己的也要招人，这个主要是年轻的教授博士后，你们在国外的有兴趣的可以跟我联络。谢谢大家。

主持人：谢谢徐雷教授，特别是在讲台上不能讲的时候徐雷教授在这样的位置为我们做了精彩的报告，让我们掌声对他表示感谢。

下面我们将清楚北京邮电大学钟义信教授，他是发展中世界工程技术科学院院士、北京邮电大学智能科学中心教授，他出版了18本学术专著和200多篇学术论文，他获得了多项国家级和部级科技奖项，他曾经是我们国家863计划通信主题的首届首席专家，国务院信息化专家委员会常务委员，中国人工智能学会第四届第五届理事会理事长，是中国神经网络委员会主席，世界工程组织联合会副主席和WFEO信息与通信委员会主席。

今天他为我们讲演的主题是“人工智能基础理论研究的新进展”，有请钟教授。

钟义信：尊敬的各位同行和非同行早上好，刚才徐雷教授做了一个非常生动、形象而且很丰富的报告，我自己听了也很有收获，我们两个人是老朋友了，今天我这个报告可能跟这个报告形成了两级，他讲讲话的丰富多彩形象生动，我希望利用这点时间跟大家回顾一下同时分析一下人工智能宏观的情况，因为你对一个学科的发展在宏观上可以把握好，那么你理解好了其应用就比较心中有数，所以我们看刚才讲的题目就是对人工智能的一个评论，这个评论包含两个部分，一个是它有什么问题？我是喜欢泼冷水的，讲讲他的问题，因为现在发烧过热，我要讲讲他的问题，然后讲改我们对他这个问题的解决，取得的让我们自己很高兴的成果，大家听了是否高兴我不知道，我们这个团队里面觉得这个成果很值得向大家做一个简单的介绍。

首先看看人工智能简单的历史，但是会有一个比较明确的影响，所以这个叫做“历史现状和面临的问题”。

它的历史非常简单，3段，如果在理论或者一般的思考，真正从比较科学研究这个角度看，人工智能的研究从1943年，两位发表了一篇文章，就是关于神经原的梳理研究模型，这就开始了人工智能研究的最早的阶段，就是神经网络，它是受到人的智能的启发，大家都认为人的智能主要定位在大脑，大脑里面主要又是大脑皮层，这个皮层里面主要又是新皮层，而新皮层是由10的10次方甚至11次方这么多的神经元互相之间错综复杂的连接，具有非常复杂而且很先进的应生系统，所以不同的神经元形成了连接，这样就构成了网络，我们有这个非常简单的说法，就是结构主义模拟，这样一种人工智能的研究方法，现在大家都知道叫神经网络。

黑点就是源，还有很多的模型包括我们徐教授讲了很多，深度神经网络，咱们用这个典型来代表，这个模型应该是很有前途的，但是非常困难，因为你要做到真的跟人脑的神经网络一样复杂，那么工艺上分析上都会面临很多的困难，但是如果你把它简化行不行呢？工艺上可以简化，简化以后他智能的能力又消退了，进有实践上的困难，退也有问题，所以叫进退两难，在四五十年代大家觉得前景很好，但是困难太大。

这是1956年，1956年出现了这样的人工智能，是模拟人脑思维的功能，用计算机作为硬件编制聪明的软件来解决问题，这样一个为什么大家现在把它看作是人工智能起点呢？有一个原因就是因为人工智能这个词是这次会上才提出来的，但是研究是老早就开始了，如果只问这个名词你可以承认是1956年开始，如果是实质的研究应该是1943年就开始了，到现在70多年了，不是60多年。

这个办法你看，虽然现在做了很多非常多的成果，他最简单的模型就是这个模型，把专家的知识获取过来表示为一定的形式，把用户的问题也获取了也表示了一定的形式，这些大家用同样的形式就可以找到专家的什么知识可以解决用户的什么问题，关键是要有一个好的管理策略，不然答案在这，问题在这你找不到解决的问题。这条路看上去容易，实际不容易，不容易在哪里你要有很多的知识，不同的问题需要不同的知识，如果你要解决问题比较复杂就需要比较复杂的知识而这个知识到底边界在哪里，如何获得知识很困难，人工获得太麻烦，机器获取质量太低，获取了怎么表示要用逻辑，而现在的逻辑贫乏，标准的逻辑能力有限，非标准能力跟标准逻辑的兼容，以及这种标准逻辑跟那种标准逻辑的交融都有很多问题，判断也难，获取也难，现在的表示方式也有限，用逻辑表达、纵性表态表达，就是知识的瓶颈，好像一个非常窄的地方，这个好像很容易，但是实际上由于受到知识瓶颈的约束也非常的难，因此又有一帮人说我们还要找一条更好做的路，这样就出来了，就是1990年前有人开始做，但是真正表现出来是1990年是人工智能实验室的主任，提出了一种，这种办法跟前面两种不同，第一种是结构模拟，这个是功能模拟，这个不断什么样的结构不能什么样的功能只模拟这个智能系统的刺激，我们把这个刺激相应感知工作模拟出来，启不是也把这个行为模拟在机器上了，这个叫行为主义，有什么刺激把他识别出来，第一类刺激出来了我产应了动作来响应他，比如我们人今天凉快穿上外衣，如果是升温了我们要减掉外衣，就是外界的刺激跟我们要表达出来的东西是有这种常识知识在支持。

这个办法看上去就很容易做了吧？但是这种容易做的办法也有一个致命的特点，就是他模拟的比较浅层，深层推理这种东西他不能表现，所以一直到现在还是这三种方面在发展，每一种都有他的优点也都有它的缺点，目前的状态仍然是这样的。

那个是个历史，进展太丰富来不及讲，比如说神经网络，现在最热闹，听的最多的就是深层神经学习，他支持深层学习，就像阿尔法GO，很好的成果，做完这样的系统早一点1997年有（英文）打败了世界冠军，还有（英文）打败了两位问题两大的全美冠军，这个是阿尔法GO战胜了全球顶点的象棋高手。

现在有各种各样的机器人，特别强调是有智能的机器人，当然智能水平由低到高不断的发展，每一个办法就是三个路线都有自己非常精彩甚至是吓人的，阿尔法GO出来就把大家吓一跳，所以成果还是不错的。

但是面临着一个非常关键的问题，就是三条研究的路线每一条根据别的两条都不合作，所以人工智能到今天为止没有统一的理论，这件事可能问题就很严重，这是一个最大的问题，具体表示一个3条路线互不沟通，就分成3条路，分成三个片。另外现在的人工智能对信息的理解非常的浅薄，只利用了形势信息，没有利用他的内容和价值，但是智能智能，你如果不了解，试问你可以做决策吗？所以只看到这个形势对我们一般来讲就是叫1001这种数字串、波形，只了解这种对我们有害还是有益，这些就使得人工智能的理解能力非常有限，至于有一些识别，包括阿尔法GO做的很好，那是那些研究人员费劲了心机找到了一个最好的表现场景，因为下棋第一棋盘未知，棋局有限，规则有限，第三你走步我走步信息都透明，他处于这种一种对机器特别有利，对人类来讲非常的困难，因为变换多端，人脑算不过来，人工智能到今天就可以无往而不胜，哪里都可以用，远远不是这个状态，就是因为他还没有一个统一的理论，就因为他还不够深入，特别是对信息的理解，为什么对信息的理解不够深入是有问题的，信息是产生智能的源泉，只要有了信息才可以提炼出知识，有了知识才可以提炼出智能，第一关信息就是一个潜能的，注定你后面不可能全面真正的解决问题，这就是它现在的问题，这个问题的根源在那里，不是说我们的算法不够优秀，也不是程序编的不够有效，更不是因为硬件的速度不够，现在硬件的速度相当的快，如果量子计算再出来那个速度更是不得了，现在都不是克服他问题的关键，因为你看，分成三片光度上，深度上分成三成，只用了一成，这个办法的根源就是经典物理科学、经典物质科学的方法论，就是面对负责问题要分而自知然后合成还原，毛病在方法论上，不在编程、硬件，所以你要解决这个问题的话必须要找他的根源，这个根源就是分而自知。

怎么办？我觉得有两种比较要紧的做法，一种是现有的基础上继续向前推进，这个很重要，因为我们可以已经取得的成果把他改善，然后应用，甚至有可能形成产业，这条路我觉得大部分人都会在这提出，因为这样以来我们就可以把它的成果广大的公众可以用上，不然的说人工智能吹到天上去了老用不上，那不行，所以我觉得大部分的研究工作者应该走这条路，把现有的成果进一步推广、应用。

应用三个方法都有，值得用的地方，这个不细讲了，但是同时不能没有另外一条路，这条路就是“创新研究”应该说每一个人都应该去做，但是我估计真正有志于真正做这件事一定是少数人，有一位教授说创新这个字眼很亮丽，但是你真正做这件事你会感觉很孤单，这个可能是少数人去做。

这个就是要改变它的方法论，方法论是科学研究的范式，才可以利用潜能的继续，才可以解决这个问题，这样的一种研究我觉得如果不做的话我们就会有比较大的麻烦，比如说芯片，美国把高端芯片一卡，我们很多地方系统就不行了，做不出来了，而人工智能基础理论他的重要理论比技术理论的芯片还要更深刻、更普遍，所以要做基础研究。

我们有那么一小批我叫做“敢死队”就是喜欢这件事，没有资助也干这个事，我们干成了一件事，这样给大家一个印象，就是人工智能发展到今天他新的范事已经有了很多的成果，这个成绩我们还没有正式发布，但是可以给大家一个初步的印象，什么叫范事，这个简单说一下，科学研究一般有这么几个层次，受到你对你研究对象要有一个一般的研究，不是低层，就像世界观，你对这个世界增加认识，人工智能这件事你在观念上怎么认识，有了这个认识怎么去做，就是叫做行为方式，这个就是方法论，不是具体的公式，是原则上宏观上怎么做这件事，这两个都是看不到摸不着的，好像是在天上，但是它智慧着你研究的行为，所以这两层如果做的不好，那么你后面肯定要出偏差的。

有了这两层，我们关注的是最底层，就是我们要知道有什么样的概念支撑这个学科，有什么样的原理来解决这个问题，但是有了科学观和方法论比较有很好的转换，这个转换就是要有一个模型，一个恰当的，合理的模型来概括你的研究对象，模型不对，研究一定有问题，有了模型还不够，面对这个模型你到底怎么研究这个路径，从这种路径去研究还是去那个路径研究，路径选的不好研究也会出问题，这些问题都解决了，然后你就知道要有多少概念来支持这个学科。概念之间互相用什么原理联系起来，成为一个整体的有机理论。

其中这几个层次当中最上面这个一般人把它叫做“科学研究的范事”就是你的研究观和方法论，这两个是很重要的，但是又看不到摸不着，无胜于有，一般人往往不太关注这个事情，我觉得在这要呼吁一下大家，我们就想从上面做起，做了上面下面这个根的也要变，我们的观点现在的人工智能有一点张冠李戴，如果把这个范事比一顶帽子，人工智能是用了科学论的方法上来做它的这个问题，所以他可以在局部理论，这三个碎片，每一个碎片都可以取得成果就是不能形成合理，那么我们就想，要把这顶帽子拿掉，这叫做颠覆，然后自己要总结一个适合人工智能研究的帽子，人工智能研究的范事戴在自己的头上，这样的人工智能才有可能，才有可能解决这个问题。

所以我们看，现在我们做出来的结果这个图这边在我的右手边左手边是讲现代人工智能的层次，这边是我们新的人工智能理论得到的结果，我们只给大家对比，具体内容太多了，从我个人讲，从1987年开始研究人工智能到现在，30多年了，所以要在这个地方像大家详细汇报就没有可能，但是有一个结果就是可以很简明用一个列表的办法就可以。

科学观是用了物质的科学观，信息跟物质是两种基本对象，但是性质上有原则的区别，虽然也有联系，所以他物质科学的科学观，我们就总结了一套信息科学的科学观，书上就有这就没有办法跟大家详细解释了。

方法论现在人工智能用了经典物质科学的分而自知，见了什么都分，当然简单的不分，凡是复杂的东西都要分，人工智能智能要分了神经网络、机器人，但是信息上形势信息、内容信息、价值信息，形势现在比较容易，那两个就扔掉了，这个是比较大的问题，是个根源。

现在的人工智能基本上是以脑作为他的研究模型，当然脑是很重要的，但是不是全部，因此我们的研究模型叫做“主题与客体相互作用的一个演进模型”这个相互作用过程中脑发挥作用，但是如果没有输入，脑是空空如也，如果没有输出你的脑子做了再聪明的问题无法发挥实践效果，这个脑到底怎么做要取决于主题的目的，所以这个模型突破了，他的范事颠覆了，不是说把物质科学的整个范事颠覆了，是颠覆了它在人工智能这个地方发挥的通用作用，这个帽子戴错了要搬回去。

首先模型突破了，这个是很重要的一个突破，原则途径也突破了，刚才我们看到三种原则路线得到了突破，我们的路线就是机制主义就是我面对一个问题怎么才能够智能化的解决这个问题，不是看我的结构，也不是看的行为，这些都是表面的，面对这个问题你有你的目的，你有你的知识，怎么样去生长出一个智能的策略，产生智能这个机制是什么？有了这个机制任何问题来了我都用这个机制去对付它，这样就可以解决这个问题。

所以机制是根本的，至于我用这个机制解决问题的时候需要什么样的机构依赖于问题，会表现什么行为那我们机制实现结果自然就会表现出一定的行为，所以结构功能都是服从于机制，而这个行为是机制必须的结果。

这样以来就产生了很多概念上的突破和深化，你看人工智能的概念当然很多，但是最重要的三个概念一个是数据，尤其是大家今天对这个数据高度重视，也有点像智能一样发烧，但是智能现在的热度也已经发烧了，不过我们今天没有时间讲，数据智能，我们研究的人工智能领域概念很多，这也是列出其中比较有意义的一部分，没有原则的信息，信息的概念有客体的信息，有主体感知的详细，这个主体可以是一个人，也可以是一群人，大家的目的是一样的，可以是生物也可以是物体，都叫做主体，有语法信息、有语义信息、有语用信息，没有这个完整的信息你做决策是盲目的，只有在很多很特殊的场合你的决策可能会对，但是一般而言，你会犯错误，知识要分经验知识、规范知识、常识知识，还有本能知识，这几个知识是后天学的，本能知识是首先遗留下来积累给我们的。

认知的基础上就会产生意识、情感、理智，现在的人工智能根本都不管意识，从来没有管过意识，因为不知道怎么做，我估计今天多数人还不知道意识怎么做，但是我们做下来意识的技术实现是完全可以做的，当然做不到跟人一样完美，但是原理技术上实现是可行的。

情感，人工智能很长时间不敢问津，最近做了一些都是技术上自表面的情感表现，都不是内在生成的机制，我们掌握了他的机制这些问题都可以解决了，更多的概念没有时间解释，就是刚才两个可能他没有而必须要有的这些东西。

原理人工智能没有，它肯定有原理但是没有人总结，我们的理论有一组信息转化原理，你可以看到信息是个源头，代表问题，最终智能代表我们解决问题的方法，同这到那有一系列复杂的转换，而且要有创作性的转换，包括技术上大家关注的涌现，不是数学共识推推推就推出来的，凡是用数学公式推出的东西都不是人工智能，你一个方程初始的状态给你，结果推出来。人工智能是面临大量的不确定性，你有了原始数据到底怎么到达这个结果，不清楚有很多未定的因素，这样才把它定义叫做智能，当然我说公式推出来不叫智能也不好，这是人类智慧的结晶，但是里面有不确定性，有这样大的区别。

现在的人工智能发展下来用了分而自知的方法论和经典范事，产生了人工智能三大理论，就是人工行为专家理论，专家系统，最早叫物理符号系统，然后智能机器人理论，我们统一叫人工智能理论，这种人工智能理论跟人类的智能还是很多地方相通，这个非常有意义的。

我最后用一个模型表现一下我们做的那个结果，上面是主体，这是客体，主体跟客体相互作用，他给它一个信息刺激它，经过这么一个复杂的过程产生一个智能行为反作用它，我们人生活在这个世界上就是这样，各种问题刺激我们，我们经过各式各样的研究找到了解决这个问题的研究。

这叫发现问题，认识问题、解决问题，就在不断发现解决问题过程中人类不断的前进，如果没有这些问题我们就停留在原始状态。

这个是感知和注意，搞研究的人都研究注意，加入这个是个大数据的话那么这个大数据进来你每一个地方都要对付这个大数据，这个大概就是死路一条，我们的人工智能系统我们的这一统一理论由于有一个注意的机制，人就有这个能耐，世界信息无穷无尽，但是我的目的是有一定的目的的，如果这些信息跟我的目的没有关系的话，对不起，忽视，视而不见、听而不闻，过滤掉叫做“舍得”，舍那些跟我无关的信息，把我有关，无论是什么信息是跟我有关，这个大数据经过这一关变成了小数据，了不起了中数据，这样最后才好处理。

美国白宫总统科学委员会有一个文件很长，定义了这个大数据，今天我们至少咱们中国人可能把这个定义都忘了或者根本都没有注意，大数据有4个微，最后归结成一句话就是大数据复杂到这么一个地步，现在的信息技术无法处理，你有办法处理的都不叫大数据，所以你不要信现在的媒体甚至我们的中央台经常说大数据调研结果如何如何，然后过春节派出10多个记者，到时候找一个人，您认为幸福是什么？调查了以后告诉我们大数据告诉我们幸福是什么？这哪里是大数据、是小数据，不普遍的，现在很多大数据的结果，如果各位有研究大数据的我就冒犯了，都不是大数据，中数据、小数据都有可能，但是都不是大数据，我们把大数据变成了小数据，然后如果有关跟我们的目的有关，产生了感知信息，这个地方我有形势、有内容、有价值，所以我知道怎么后续处理，通过认知对这个问题就有本质深刻的认识，认识深刻了不等于我们就会解决了，所以要在这个上面把这个信息种到上面，产生技术意识，如果问题比较简单，技术意识靠本能靠尝试就可以产生反映。如果比较复杂就是经验知识情感，如果更复杂要用规范性的知识，包括前面一些值都一样，理智，每一个都可以产生反映，理智跟情感要结合，还是完全靠理智去做，这地方产生了综合策略，通过执行机构智能行为，第二个就是相互作用，一个客体作用于主体，主体反作用于客体，如果很理想这个问题就解决了，一般来说不行，因为很复杂，我们就会有一个误差，对这个误差我们就有一个评判，这个评判如果说有误差返回到这里来重新再走一遍，误差就是一个新的信息，然后你要改进策略，最后作用它的误差就会介绍，如果还不够就是再来一次，螺旋式的，每一圈都会更解决，这就是我们通用人工智能理论的模型。

这个模型通用人工智能理论怎么用就是这么用各行各业将来用这个办法来产生你的智能系统，你面对的问题，椭圆这个面对的问题，上边的蓝字就是你的意志，就是这些问题我就很多都舍了，进来的问题就跟我们有关了，这个问题是它挑选出来了，有了问题他告诉你解决到什么程度就算达到了目标，同时告诉你解决这个问题需要多少知识，在这个条件下人工智能机器就干这个红的这个字，就是信息转换与创造模型，产生了这个以后它就有了智能的行为来反作用这个问题，去求解，所以将来哪行哪业要做人工系统用这个理论的话，你要把问题定义清楚，把经济的目标要告诉我，必要的领域知识一定要提供，你就做这三件事，其他的不用管，得到了这个问题的信息通过复杂的转换变成知识，通过更复杂的转换变成知识策略，有误差的时候误差反馈学习优化，一步步逼近这个目标，这是个通用模型，这个模型得到了一个非常好的结果，就是信息转换与智能产生，是跟物质科学两个定理并列的，一个是物质定理和能量定理，物质定理是无物质转换为物质不能逾越，第二个能量，能量转换以能量守恒，能量也有守恒这个规律，这两个就是我们面对的客观世界这两个规律，但是在这个规律下我们人怎么认识问题，解决问题，求得更好生成发展的机会呢？就是用这个信息了转换与智能创生，利用这个，利用那两个就是可以在现实的世界中不断的认识世界、感知世界不断的发展。

谢谢大家。

主持人：谢谢钟校长。钟校长在担任校长期间我很有幸做了他很多年的助理，所以受益匪浅。让我们再次感谢钟教授。

下面我们要请出的是，崔曙光教授他是香港中文大学的讲习教授，还是该校深圳物理研究院的副院长，他大数据集合分析，物联网系统设计以及认知网络优化。

2014年崔曙光教授被科学观察网评为全球最优影响力的科学大脑，入选研究院名单，为多种期刊担任副编辑，是多种期刊的主题。

今天他要演讲的主题是“Self-Organizing Networks With Reinforcement Learning”有请崔教授。

崔曙光：刚才大家都听了徐雷老师还有钟老师的对人工智能的介绍，他们是做人工智能理论的前辈，我是一个应用者，我是把人工智能应用到无线控制里面，我的背景实际上是做无线网络的。

所以我今天主要是想讲人工智能里面的一个方向，也是刚才钟老师讲的知识转换里面的一个分支就是强化学习。我考虑到听众里面跟我的背景大部分是相似的，以前是做网络信号处理的，所以我想花一点时间快速的介绍一下强化学习，并且点出强化学习一个最新的一个架构，这也是我们那来用到网络控制里面的结果，如果你可以听懂我们前面的简介那就对我讲的就很容易理解了。

如果大家有兴趣学强化学习的话我发现这本书是强化学习讲的最清楚的，在这个领域里面他坚持做相关研究超过30年，谷歌团队里有超过一半的雇员都是这个毕业的，现在专门在他大学附近做了一个分院，所以这本书写的非常详细和清楚的。

刚才两位老师都讲了所以就不详细说基础的概念，大家知道机器学习分为三大块，就是分监督学习，最简单的，你对数据本身每一个样本你对他没有任何的判断，只能进行非监督学习，对数据进行分类，如果你知道对错那我们就可以做这种监督式学习，但是这两种学习都有一个共同的特点，就是我给你一组数据，你对这个数据进行学习，在这个期间你对产生数据的环境是没有任何交互的，所以你可以把它想象成离线的学习。

有什么问题呢？当你学出来这个知识，换了一个环境就不适用了，解决这个问题相应就有第三种机器学习的方式就是强化学习。

我们有一个环境，这个环境里面会产生各种的信息，然后我们有一个（英文）对这个信息进行收集处理分析，然后根据经验做一个判断实施一个（英文），然后（英文），就这样一轮一轮的，他会学习的很多，他所产生的方法就可以达到你想要的目的。

所以这个架构就是强化学习的架构，可以看到当这个环境变化的时候，一个（英文）从办法的信息里学到新的东西，那我的（英文）也可以使用于这个环境，所以就使用于非频稳的应用。

传统的强化学习实际上就是一个简单的通过以前的历史知识进行不断的施措，不断改进自己的问题。强化学习真正强大的地方不是说我可以做纯数据驱动的学习模式，这个当然也可以，尤其是当我们有大量数据样本的时候，你做纯数据驱动的没有问题，最强大的问题就是数据驱动跟非数据驱动相结合，这是我们应用人员最想看到的一种情况，比如说我们做无线通信网络的控制，如果说你抛弃我所有的以前的知识，这个其实是蛮可惜的，让我做纯数据驱动的，这个时候就是说你得到的结果不见得是最有效的，最有的方式就是我现在不断收集驱动我也结合之前做的，产生的策略可能是更优一些。对我们无线通信背景来也是有优势，我们的优势是在于我们知道怎么做这个模型。

传统的纯数据驱动的模式，在这种架构下的强化学习可以理解为这个架构，就是你跟环境交互，然后你收集他的信息，产生一个策略，对这个策略评，然后产生的数据收集起来就是（英文）。传统的强化学习就是通过这个（英文）设置一个评估函数，这个可以想象成一个列表，这个列表有两列，第一列是环境状态跟你（英文），右边这一列是对应这个你能得到的对未来所估计的收益及所以它就是一个打分，第一类是你的（英文），如果你在这个情况下做这个方案你会得到什么样的收益，你对这个表格做好以后对（英文），进来在你系统达到一个状态的时候哪一个（英文）是最优的呢？那这个自然而然就给了我们最优策略的架构，这就是最简单的数据驱动的方法。

这个架构没有问题，如果你有足够大的训练样本，足够长的等待时间，这样的话你就可以把这个表格很快的建立起来，建立起来以后就是一个很容易的工作，但是很多时候我们没有那么足够多的样本，我们也等不了那么长的时间，这个时候就是第二种，模型，因为好多时间我们这个系统有一定的显见之识，比如说我们现在做无线网络控制，我们对用户功率的控制以前已经有非常好的模型了，它可能在非平纹模式下达不到一个最好的效果。

怎么样结合？我这个模型出发点是一个非完整的模型，在这个学习的过程中可以不断的改进自己。比如说这个模型通过历史数据可以直接在里面调用有用的信息作为自我改善的机制，同时他本身可以不断模拟真实的环境产生一下虚假的训练环境，这个模拟的数据本身可以加速自己自我改进的进程，然后跟这个并行，比如说是周期性的，我可以通过模型数据跟本身的真实的数据相结合改善我对这个估值函数的估计。就比如刚才的表格做纯数据的分析的话很慢，用我这个表格的话就可以很快，这个是我们在科研里面我自己的科研里面想用的一个模式。

现在讲一些基础细节，想理解强化学习首先要理解他最基本的数学模型，就是MDP，这个里面有一个状态空间，S就是规范整个环境的变化，有一个A规范了你所有可以选择的级，然后又一个应P描述了这个动态环境的规律，然后又一个（英文）。这就是它需要做的事情，（英文）我们需要一个函数R，给另一个（英文）进行打分，这个打分是在每一个时刻都进行一次的，（英文）我们需要定义一个（英文）。如果这是无线厂控制过程的话我们就需要（英文）来保证你打分的值是可以收敛的，所以我们就需要一个（英文）。

（英文）

基于这个我们可以对状态ST进行一个估值，这两个可以互换，就是等价，可以基于Q也可以基于V，这个核心就是对这两个函数或者其中一个进行（英文），这个建立以后可能最简单的算法就可以达到最优的策略。

最优的策略是什么意思呢？根据状态值的分析进行整个控制目标就是找到一个最优的（英文）来最大化，从每一个状态开始我可以得到最大的（英文），解这个过程就是解MDP的核心。

大家为什么喜欢这个格式呢？因为他有一定的（英文）尤其是你的环境符合环境的时候，这个值的结构有一个很好的架构，你会看到目标本身包含了你要估计目标的下一个时态的值，这个就暗示了我们可能会有非常高效的算法来帮助我们去估计这个函数值，同样的Qπ也有一个架构。所有的理论基于MDP关于强化学习的归根到底都是跟这个有关系的。

大家可以看到（英文）是可解的，如果你知道所谓的（英文）但实际系统里我们是不可能知道所有的（英文），如果你知道的话你完全可以基于模型叫做（英文）来把这个系统问题解决掉，如果不知道的话这个时候其实就回到了一开始的点就是强化学习，强调学习是什么呢？就是在不知道系统动态变化规律的情况下怎么去解，怎么去解MDP的问题，所以强化学习的数学定义就是这么简单。

如果你的状态空间跟你（英文）都是可数的，这个情况就非常容易剪的，这里面比较经典的办法比如说TD（英文）。在大部分的控制场景下可能都是连续的不可数的有无限的选择，这样的话可能就不能用了，这个时候就归结到第二个最有用但是最难的情况，这个情况还是没有很多理论的，这个就是近似的办法，怎么做呢？你在无线的控制里面找你的最优级，这个时候就用连续的一个办法，比如说你想最大化一个连续函数再一个连续空间里，自然而然大家就想到梯度下降法或者上升法，如果是在一个无线空间里，你要解决（英文）函数，这个时候我们可以幸得这个梯度最大化或者最小化。

同时还有另外一个极端，与其先做（英文）这样做我们也可以做另外一个方式，就是直接对（英文）这个其实就是现在最新的强化学习的理念。

我们需要在一个无限大的空间里去最大化或者最小化，其实就是近似这个函数，什么样的策略是优的去近似这个函数呢？先说最简单的，我可以假设这个函数是线性的，你想逼近它这个我们是有很成熟的理论去做的，大部分的功率都是非线性，这个时候怎么解这个问题？自然而然跟最新的多层神经网络的结果就产生了联系，对于一个多层的神经网络它理论上比较明确的描述就是如果当程序足够多的时候他可以近似模拟任意一个线型函数，我们就是利用这个结果融入到了强化学习里面。

比如说传统的强化学习，我们叫做Q（英文），你用多层神经网络逼近这个Q函数，大家可能（英文），这个就是它的原因，就是（英文）。这个就是我们想要用的方式。

也里面涉及到两种做多层升级网络做函数，一种就是（英文）一种是（英文）直接做多层神经网络的逼近，这两种方式对应不同的算法。细节我就掠过了，但是你用多层神经网络逼近这个Q函数那你的算法就是Q（英文）。

同样你可以用多层神经网络的办法去逼近这个（英文）函数，这个里面就有很多的延伸的，比如说我建立一个函数，这个函数是（英文）做梯度上升，我们是最大化的是叫梯度上升而不是梯度下降。根据这个梯度算法的理论数学上可以表述为这样，这个时候就涉及到复杂的函数的（英文），这个时候就是用多层神经网络做，我们可以用DP算法，但是如果你直接那样做的话可能他的（英文）会比较大，所以大家发明了（英文）的算法，如果你把这个（英文）对这个微函数当前的估计的话这个算法就叫做（英文），同时你想对这个算法进行加速，你可以把这个观测到的增益函数替换到一个递归的目标函数，这个目标里包含了你的量，这个可能是当前最快的算法，他叫做（英文）的算法，这个意思就是（英文）虽然你是（英文）直接进行梯度搜索，所以你看这里面也有V，这个就是（英文）的部分。

（英文）的部分就是说（英文），整个算法的架构叫做（英文），里面用到了两个地方，用到了深度神经网络，（英文）是通过多层神经网络实现的，在每一个我要对当前的值函数进行估计，这也是多层神经网络实现的，所以一个叫做（英文）一个（英文）这个也是阿尔法GO最核心的架构。

接下来我们就看看我们怎么用这个结构去做网络控制，如果你对这个理解了，其实你对网络控制这部分也理解了。

人工智能尤其是前期的人工智能的结果已经在网络里面应用了，因为什么呢？比如说自组织的网络已经提出了很长时间了，就是自我控制的网络，以前可能是基于专家系统的还不够智能，我之前想找一个应用的例子自然而然就想到了这个，用新的强化信息的结果去改善这部分，去比较我们可以得到的增益，三大部分我们就用（英文）就是小区切换的控制，这个大家都知道校区切换是无线网络里面如果这个你控制不好的话那么多用户频繁进行切换对性能的影响很大，所以我们就想减少次数，在保证一定量的时候就达到了我们的目的。

当前的标准里面用的就是比较简单的门限，基于门限的办法，很多人都做过这方法的研究，另外就是我假设对整个系统的动态变化规律都是知道的，那我们就直接解这个（英文），那这个（英文）就是我们通常说的（英文），这个其实就是可以做为一个（英文）但是它的负责度是不可控的。

我们强化学习的办法将来基于两者之间，我们看一下它的性能，具体的细节我们可以不讲，但是有一个大的考量我想讲一下，如果你想强化学习用到蜂窝网里面，那一个东西就必须考虑，他的用户量是非常大的，如果每一个用户进来，我都需要重新运行一遍我的强化学习算法来得到我自身的策略，这个效率非常低的，对整个资源的浪费也是非常大的，我希望我整个的算法架构是这样的，就是用户越多，学习时间就越短，这样才是比较好的算法，可以支持更大的网络系统。

首先在一个环境里面，我们有多个用户的话，我们进行观测，理论上来讲每一个用户学习多的策略应该可以帮助别的用户，我们希望每一个用户学到的东西可以帮助另一一个用户学习加速的东西，我们首先要保证在互相帮助的这一组拥护里面，他们观测到的环境是相关的，那么一个大的系统比如整个南京市的蜂窝网络跟东南大学本部里面的用户这两个用户完全不一样。所以我们第一个想要做的是在第一大系统里面把所有的用户进行聚类，保证一个类里面的用户看到的类是相关的，这样学习才可以促进，所以我们整个算法的第一层架构是做分配，你想想你做的环境是什么，做切换的控制，这个用户的移动规律，我们做分类的时候（英文），把它建成一个大的（英文）然后根据这个进行相对比较简单一点的算法，这个我们就不讲了，但是目的我想大家一定要清楚，就是要抱着每一个群组里面的用户是相关的，现在假设这个簇已经分好了，他们是相关的，这个时候他们怎么互相促进呢？他们首先是要共享信息，加入我们每一个簇里面有一个（英文），每一个用户都单独强化一个学习机制，那我们（英文），最重要的信息就是这个梯度值，那我们保证在每一个时刻，每一个用户都要报告他自己的梯度值去报告到这个（英文）然后把这个全球变量推送给用户，这个就保证了他互相的信息是交互的。

然后多个神经网络的架构我们用的是哪一种呢？考虑到我们蜂窝网的移动是比较慢的，他有记忆效应，所以我们采取了有记忆应的多层神经网络，就是这个一种，叫做LSTM，这个核心你会看到它有两大部分，一个是（英文）一个是（英文）就是对应（英文）的两个部分。

具体性能怎么样？首先我们看一下收敛的情况，一种就是单用户和多用户，我希望我用户越多收敛越快效果越好，比如说我们用一个红线跟绿线，他们的场景是一样的，红线跟绿线比，性能超高了绿色，这就在大规模系统里面应用就比较广泛了。

另外一个红线跟黄线都是10用户，（英文）他什么意思呢？（英文）这个里面就是我刚才讲的怎么基于模型的知识融合进来，有了这个SL的（英文）红线比黄线的效果好了很，验证了我们刚才一些观察，具体的切换性能怎么样呢？我们刚才说了我们想（英文）的次数。

UCB是个什么呢？我们要跟当前最新的结果进行比较，他是最好的一个算法，我们跟他比，绿线是UCB能达到的次数，这个红线我们可以看到远远低于他，这就是我们所能取得的增益。

（英文）如果我们可以找到好的积极学习的架构，结合我们的模型的知识，因为我们的背景都是做网络的，做无线的，其实这个结合是有可能产生很好效果的，所以我也希望我的讲座能鼓励尤其是年轻的学生或者老师能加入到研究领域里面，我觉得是非常有意思的。

谢谢大家。

主持人：谢谢崔教授给我们做的精彩报告，下面我们请出的是加拿大圭尔夫大学教授杨先一先生，他的研究领域包括智能系统、机器人、传感器和多种传感器融合，无线传感网络、控制系统、软件计算和计算神经科学，他在实时运动规划，仿生和机器人方面做出了创新性的贡献和重大的贡献。

有请。

杨先一：刚才徐教授和钟教授都对人工智能做了很全面的演讲，我讲的是受生物启发的智能及其多个带有网络的应用。

我总体介绍的话人工智能的话总的来说有几大类，比如说神经网络，现在比较（英文），他主要的在学习以及神经动力学是一个实时的系统，我们这边主要是在（英文），他模拟人的（英文）在很多机器人里面也用的非常多，我们（英文）通过一些行为的一些方法用的到的，接下来还有其他的人工智能方法一大类比如说（英文），都是一些优化的，所以我这里强调就是说，现在人工神经网络（英文），大家对它的兴趣也是越来越多，如果你（英文）关键词在搜索里面你会发现越来越多的应用。

它早前我们的研究的话，最早我原来本科是学物理，后来是学生物物理，当时对生物就一直很有兴趣，比如说细胞膜的模型，大家可能在高中就学过了，他解释系统的动态平衡，（英文），是一个神经网络专家，他用的（英文）解释动物对自然出现变化的快速反应，比如说我们在物理面光线辐射把光关掉你会觉得很黑，过一会儿就没有那样黑了，我们最早把这中反映用到了机器人，后来也用到了其他的控制，还有一些干燥控制等等，今天主要是介绍在机器人方面的应用，因为时间关系。

因为内容比较多，我这里主要是讲讲我们当初想的思路的一个想法，具体的算法的话在网络还有发表的文件详细了学术了，我就不讲了。

早期的研究的话就是我原来在读硕士在科学物理研究所，我们早期做的是生物方面的，我们早期是做生物系统，这个是（英文），视觉系统我们可以建立一个神经网络，可以模拟他动态的行为，包括对运动的感知以及对视觉早期的反应。我们当时在实验室做的是运动飞行控制系统，现在用的比较多的是很多人用水库、桥梁房屋监督，还有运动控制的话比如说蝗虫翅膀的飞行，有中枢神经系统还有传感系统，这里面有神经网络可以通过学习有它的传感器，就是（英文），即使情况非常复杂，所以我们用（英文）也可以很方便的解决一下问题。

这是早期的一个工作就是从我的博士开始然后到今年或者去年都有相关文章的发展，基于刚才讲的神经动力学的方法，然后提出来了一个理论，最后把它用道不同的系统，然后有一些扩展。他的思路就是说神经源之间的理解描述了动态的变化，刚才讲到的变化的时候，系统会有动态进行快速反应，所以这边方法的话，他的优点是对于动态的方法有非常的（英文）。

他考虑的话整个算法只有一个公式，来自细胞膜的模型，他演义的话就是目标吸引机器人，（英文）到了理论上的话严格的理论证明他的稳定性或者收敛性，在静态的情况下比较简单，刚才讲了是个动态的系统，比如说目标在走的时候他也在跟着走，这是神经动力学的衰减，根据动态的环节做一个追踪，文章本身有很多的例子，我这里选了一点点。

有很多的领域，比如说汽车一样的机器人碰到障碍物的时候他可以很快的绕开，后来的应用的话有的研究的话常常是我们当初受到生物的启发提出来这样的想法，很多人觉得很有趣，我要改进的话可以做的更快，所以（英文）说的更快一些，但是思路还是来源于人类的生物启发，这个应用的话在去年我们在（英文）有一篇文章，就是用到多个网络化的移动机器人，然后它也可以就是在比较复杂的环境里面可以优化解决扫地的问题，扫地的话是简单的，在覆盖有很多领域，我们这方面的文章也有一系列的，这个是其中的一篇。

在后来的话我们也用德国机器人，比如说目标在移动，刚开始的时候目标是不知道的，三个过程，第一个是探索，然后布阵，然后抓。

这个方法用于不同的领域，自然也很简单，主要是思路问题，这个的话我们可以走的更快一点，这个方法很多人听的非常有趣，可不可以继续往前走，像波的传播的话可以更快一点，波的神经网络，然后做的话可以做的更快一点，所以在TN2000年就发了一篇长的文章。

这个就是把它用到网络里面，今天的会是以网络为主，徐教授也讲到网络跟人工智能的关系，我们把这个方法推展到网络里面，这个方法实际上就是我们在机器人里面有用的这，路径的规划是找最短的路，用网络他会有延迟，我们在百度也好，高德的地图也是，他会有交通的延迟，我们就加到了（英文）网络里面，找到最优的方法跟传统的方法进行比较。

这个是把它用到真实的系统里面，比如说水下的机器人，他里面有控制器，所以在2016年有篇长文章就介绍了，结合具体的动力学把它解决这个问题。用到那个水下机器人的话大家可以想到，原来的二维变成三维，包括突然出现障碍物或者目标的运动。

这个是另外一个有趣的研究，就是说在一个系统里面有很多的目标和机器人，我们怎么用简单的方法做任务分配，我们当时用的是自组织神经网络，这里面比如说是一个动态相识，方块是目标，红点是机器人，在一个很简单的方法，通过竞争和协同的关系，它可以找到一个路线，这个思路比如说刚开始有一个目标来的以后，他（英文）然后进行学习。

这个是多种例子，比如说多种目标还有机器人的概述，在不同的情况有的机器人需要在动态过程中死掉了，或者有的目标在运动，我们又规划到不同的领域比如说三维，我们（英文）2012年就把它用到水下机器人里面。

这是去年的一篇文章，也是把它用到三维的（英文），也是一个比较人们的话题，是有很多的机器人怎么可以进行任务分配，控制它的运动，所以我们在动态的环境里面把刚才的方法回到三维里面。

刚才是位置的控制，现在是速度的控制，因为控制在不同的程度，把传统的方法和现在的方法结合在一起，传统的方法有速度的更新，我们把神经动力学加进去，进行理论的证明，所以他速度要更快一些，离散的情况也是一样的。

我们把他规道不同的领域，比如说水面机器人，跟汽车还是不一样的，因为船的话可以被风吹着走，思路是一样的。

再往下的话比如“蛟龙号”载人的水下机器人，我们把这个方法用到了蛟龙号了里面，7千米以下有人的，我们也是算的它的控制，这是他的模型，这是算法，然后它可以用生物学的方法和传统方法的看出。

最后我们用到了空中的机器人，比如说用不同的系统，空中的机器人也是类似的，它有四个（英文），进行控制，我们把它分解成不同的运动，就是水平的运动，然后最后用同样的方式把神经动力学的方式找出了他跟传统方法的不足之处，用神经动力学的方法进行解决。

这是一个早期的一个例子，我们用到了刚才说的神经动力学，传统的也用了些，我们类似于昆虫的就是（英文），它的传感器有摄像头之类的，他有行为的控制，没有完整的逻辑推理，他不需要反应，比如说视觉的话告诉他跟踪移动目标，每一个就是一个行为，这是传感器的位置，这（英文），因为控制的话有很多的（英文）。

我们强调的是智能系统，所以我们用GA的方法进行识别，我们做了一些调整，因为机器人是动的，他可以通过GA做的比较快，我们做（英文）躲障碍物，如果你要用模型的话是很难做到的，我们用示意图，输出是方向，比如说很近的时候通过不同的反应进行控制。

这里面比较复杂一点，就是说大家知道，（英文）都是（英文），用到一个具体的基键系统的话稳定性比较困难，我们通过（英文）函数的方法，证明了它的稳定性，这是参数选择范围。

最近的话我们扩展到了比较复杂的（英文）一个车子（英文），我们可以做一种（英文）然后这是有一串（英文）的情况，有人机障碍物，可以方便躲开障碍物。

这是（英文）就是一群机器人在走的时候有移动的障碍物可以躲过去。

这是前几天讲的，今天的报告就讲到这里，谢谢大家。

主持人：谢谢杨教授为我们做的讲演。接下来我们邀请出的是吴文峻教授，在美国期间主持和参加了很多美国的NSF重要的科研项目，包括计算科学和行为科学智能分析平台，开放生命科学和知识网络，与多媒体交互学习环境等等，他支持参加了国家基金重点863、973项目多次担任学术会议和主席和委员，他的研究方面包括群体智能、大规模研究教育、分布计算、海量科学数据组织和管理等等。

今天吴教授为我们演讲的主题是“面向新一代人工智能的群体智能”。有请。

吴文峻：今天很高兴跟大家交流这方面的问题，这些材料实际上是根据国家工程院的领导下经过两年多的论证集体研究的结果，我是代表跟大家做一个交流。

我们都知道国家工程院启动了重大战略咨询的认证，这个认证的结果在2017年在国家新一代的人工智能的规划发布了，当然构想就是人工智能发展到今天有了很大的变化，过去的人工智能强调的是人类社会和物理社会里面模拟的过程，走到了三维空间里面有很多新的智能形态，包括人机制混合智能系统，包括下面向大家交流的群体智能的系统，以及更复杂的城市职能的系统等等。

因此提出了新一代人工智能的发展，在我们国家新一代人工智能战略布局主要是有5个新的智能的方面，一个是大数据智能、群体智能、人机混合智能、自主无人智能、跨媒体智能，就是这5主要的方向。

我今天主要讲的是群体智能，历史是非常悠久的，我们人类社会基本上就是一个群居的社会，这个词在科技文献里面最早是在1906年在参加英国的农业博览会上，他当然有一个观察，猜牛的重量，你参与的人数越多，最后把这个猜的值求和取平均以后就非常接近的值，因此他提出了群体智慧，从现在这个角度看是统计学经典的利用而已，这个例子可以很多放到人类社会的决策上。因此群体之是一个重要的领域。

在我们国家钱学森也提到到了综合集成研讨厅的概念，有远程研讨人参加，有专家群体在中心研讨厅进行最终研讨决策，我们在今天有开放环境下的群智决策，我们网上、网下专家以分布式的交互，通过充分信息的交互分布反馈形成更智能的更准确的判断，因此我们在国家论证当中提出的群体智能的概念，也就是从群体智慧提出了面临人工智能的群体智能，这个定义主要是3个部分，一个是在形成群体智能过程当中一定有智能的人机系统，这样的人机系统可能有大数据的支撑，在这个组织的系统结合下通过大量的数据结合起来，这个定义实际上也可以这样说，从现在的角度它更强调的是人类的群体智能和机器智能相互作用的方式，也就是说是人类和机器教与学的一种交互，首先是我们人产生了海量的数据，形成了网络的空间的数据，这些数据实际上形成了大数据资源可以用来通过积极学习的方式来训练机器，这实际上是任教机器的一个过程，反过来说机器的智能足够先进了以后，它在人的交流、判断当中会起到引导作用，通过人机的互相作用形成更为先进的智能形态。

这里面实际上有很多可以看到的例子，比如说谷歌公司做的这个系统，大家在填写各种验证码的时候，实际上是为真正的古典数据家旧的报纸进行智能的OCR的处理，比如说大家都熟知的（英文），产生了千万量级的数据，对现在CNN这样深度学习的系统有很大的提升，这里数据的来源实际上都是在（英文）成千上万的人对他进行标注才可以做的到的。

ImageNet每年采用竞赛的方式，让大家提交各自的算法进行比拼，汇集大家对于神经网络用在机器学习图象识别这种算法不断提升它的性能，从而使得在专门的领域机器识别的领域已经超过了人类。

所以这就是大数据加上深度学习能够推进人工智能发展的典型的例子，现在的网络已经远远超过我说的上百层的网络，现在已经是几千层的网络了。

还有这个小样本先验知识的AI学习方法，我就不多说了，根据小样本提供这个网络，可以利用人类的先进知识来进行智能。

前面提到的这几种模式跟群体智能都有关系，比如说我们最早的符号主义理念利用知识理论和推理来构建专家系统，这里面专家库和知识来源往往是不完备的，通常的都是需要人提供新的知识，不断的更新这个专家知识库。

现在大数据与统计学习包括经典的定期学习方法、深度学习的方法能力逐渐的提高，但是有很多的问题，比如说缺乏可解释性，数据来源的保证性，可以不断提供新的标注，同时对模型进行合理化的解释，形成对于可信、可依赖的机器学习模型，同时在强化学习当中，虽然强化学习强调的是机器自己进行探索，但实际上也有所谓逆强化的方式，通过人类进行展示，通过案例从那里反向提取优化的（英文），快速的形成机器应该执行的策略，这样的话可以避免说为了实现一个简单的共融需要进行反复的施措所带来的代价。

这些模式的特点就是通过信息化的网络支持把海量的人聚集起来完成传统意义上的单个单位无法聚集的人类的力量形成丰富的知识、创新的成果等等。

实际这种方式已经广泛应用于科学研究和智能创新，比如说最近这里面发表的（英文）科学实验，就是发动10万的支援者，实际上就是通过人产生实际的随机数，来验证爱因斯坦局部性的假设和端研，这是非常经典的例子。

在美国已经广泛的应在像对于天文数据的分析上，比如说蛋白质结构的探索上，甚至以米波物理这上面。

群体智能总的来说是两个形态，一个是通过人类群体贡献大数据就是人工智能，第二个是基于互联网的群体使能的人类智能，在知识、月侧、数据、服务都是有人机融合的系统。

在研究这样形态的里面我们提出了4个问题，因为这样的问题在控制论里面跟其他的人工智能有一个不一样的地方就是人的因素比较复杂，除了有理性的（英文）以外，更是非理性队伍，无法用理性解释的东西来影响它，怎么把它组织好，怎么样涌现可以控制的智能可以有效保证智能的质量，以及通过计算的方法能够实现，这些都是需要解决和攻克的问题。

我们都知道人的人质局限实际上在社会学和认知学里有大量的研究，人的决策能力要受到时间、经历、知识、阅历和掌握知识范围的影响，很多时间我们做的决策并不是基于优化的非常理性的决策，他存在知觉偏见，为了快速作出判断，是通过直觉做到的。

还有很多刚才我提到的因素，在股市上面，社交网方面都做的到，一个是多样性，参与的人是多样的，这些人比较是独立思考、独立工作的，第三个是分布式的组织第四是相对集中的方式，这四条特别是像独立性、独立思考等等，在现实生活当中我们知道并不容易做到，比如说像2016年的美国大选，有剑桥的公司就利用这个（英文）影响大选，实际上就是影响选举的群体的决策和群体的技能，我们许多对群体智能的研究构成真正的AR的平台，这个平台可以机理人们发挥自己的智能，同时可以平衡和协调，特别是要注意消除群体认知里面可能存在的各种偏见和负面的严肃，以至于在很多噪音的情况下人们可以在真正的理性决策当中可以做到判断决策，从而实现不同来源、或者相互冲突的群体智能的有效的会聚，实现群体智能的涌现，这就是我们讲的四个方面里面最关键的地方。

人类的认知学的研究实际上做了很多年，包括我们深度的研究都密切相关，对于不同层面的对于认知，一般的感知，因果分析，规律的判断逻辑推理等等都有大量的原则，通过符号的系统，通过贝叶斯概率刻画来刻画，我们把人类的认知和机器的认知结合起来，形成群体化的智能，这就是我们研究的基本的分子和思路。

在这种思路的指导下，我们首先要有一个交互性的学习框架，包含了很多经典的机制，迁移学习、强化学习等等，以便可以构建可以解释、可以面向多任务的返还能力的方法。

同时我们以前经典的人工智能系统，特别是基于符号主义逻辑的系统应该增强他们的学习能力，这里面的开放逻辑和大量的动态的逻辑系统其实也具备在开放式的环境下自我增加逻辑性的学习能力，在数据和知识层面进行多范事有效的融合，能够产生我们需要的智能，在这个过程当中，因为它有足够交互的方式，可以把人类标注可信的数据灌输进去。

我们目前认为大体上群体智能有主要的形态，在这样的形态里面他们具有不同的任务，同时他们的组织方式可以是各式各样的，比如说通过市场的方式，有的是通过社区的方式，人跟人之间可以进行有效的认知和交流，开展相应的任务，同时人机的设计是高度综合和整合在一起的。

我们最后举两个例子帮大家理解这个系统，大家都知道智能问答系统非常的火热，目前主要的像谷歌、苹果公司做的都有典型的系统做的，最近给个的（英文）有典型的表示，所以他已经具备了自然对话的能力，把这样的系统放在特定的领域里面其实它其是很不够的，如果把这样的系统放在开元开放的社区的管理里面仍然不够，在左边这张突出了我们已经有的AIP的知识包括逻辑的系统放到里面，同时下面需要有人类的智能来帮助他，一方面可以对他生成的答案进行融合，同时可以在不同的领域里面会聚新的支持，同时在特定的有价值的规范和行为规范要求的地方，可以让人类更好的对这样的系统进行约束，比如说在美国用的时候会产生一些偏差，如果有人进行有效的控制对这个问题是可以避免的。

在英国也有人用聊天机器人来动态收集大家的信息，我们相信动作群制会以更多的领域发挥它的作用。

第二个场景就是所谓在软件开放过程中怎么样运用群制，软件开发本来是一个高智力的活动，设计很难，并且软件微机的说法很多年，我们怎么样利用我们人工智能的方法可以有效提升软件开发的周期，提升它的质量，可以降低成本，特别是安全关键的软件里面我们怎么样能够，因为我们所有整个的设备，怎么样做到安全可靠，这是实际上长久研究的一个问题，在新的人工智能的时代里面首先软件开发的过程在一定程度上是群制化了，很多的软件我们都来源于开元软件，汇集了群体智慧，同时我们可以利用群体智能来构建面向理论的知识突出，对于软件的模型生成以及代码生成一系列的问题都可以变得更加简化，另外一个思路就是在过去我们对于程序分析大部分是通过逻辑角度思考的，但是现在的研究可以结合起来，这个分成两个层面，一个是对于一个代码和程序他的各种描述本身是自然语言描述表达的。第二个程序语言被认为是语言程序，可以进行分析和研究，结合这样新的方法论我们就可以构造在设计、编码、继承和代码的验证测试等等很多环境里面利用研究智能的方法构造可以支持程序自动化的工具，我们相信这一天一定会到来，通过这个例子我们可以战时出人类的群制怎么样可以更好的帮助机器提高它的能力，同时反过来支持我们人类自己的智力创造活动。

我的报告就到这里，谢谢大家。

主持人：谢谢吴文峻教授给我们做的讲演王小捷教授，他是北京邮电大学智能科学技术中心主任，也是智能科学与技术专业的负责人，他现在担任中国人工智能协会常务稀释，中国人工智能自然语言理解专委会和教育工作副主任，他主要的研究领域和方向是自然语言处理和人工智能计算等等，今天他给我们带来的主旨讲演是人工智能与人才培养探索，有请王教授。

王小捷：非常高兴来到这来，我认为人才是最核心的最主要的，所以人才的培养我们应该未雨绸缪，就人才培养这方面讲点我的一些体会。

AI人才这方面最近这几年的需求非常的强劲，我举了几个简单的数据，他们说从2014年到2016年AI职位的发布增加了8倍，腾讯研究一院从2017年全球人工智能人才报告说这几年增长了8倍，导致了我们对人才做培养的工作，我今天主要是这两个方面，一个是我们国家本身的人才培养的情况，然后再介绍一下我们北邮在人才培养过程中的实践。

前几天我不知道大家注意没有，很多朋友全说有一个大学要办人工智能专业，我们国内的人才培养从这个角度来说是有先见之明的，我们有一批有识之士，我记得在2001年12月的时候，CAAI-9提出在我国逐步建立智能科学技术本科专业，在2002年9月的时候北京大学智能科学系成立，是国内第一个智能科学系。在2002年12月的时候第一届全国智能科学与技术教育学术研讨会召开，在2004年初北京大学智能科学与技术本科专业再教育部备案，在2005年初，北京邮电大学、南开大学开了这个专业。

在本科教育的同时，学会提到了要开展研究生的专业的教育，北大北邮都设置了二级学科的硕士和博士的授权点，当然还有更多的学校他们在原来和智能相关的学科下面做硕士和博士的培养。

与此同时在很多学校开办这个专业的一段时间以后，2013年的时候同样也是AI提出了要构建智能科学技术这个专业教材的事情，这个事情为此成立了全国高等院校智能科学与技术专业系列教材编审委员会，他是要确定智能科学与技术专业的核心课程并审议教材编写，我们国家在办智能科学与技术专业的时候各个学校有非常多的不同的背景，这个事情当时提出来一系列的大概是5个智能科学与技术的核心课程。

第一个是智能科学与技术导论，它主要是做一个引导，可以包括智能科学与技术的基本概念，发展历史，知识结构，学科定位以及发展前景，给学生一个整体入门的介绍。

第二个脑与认知科学基础，一方面是从大脑大体解剖、神经细胞等多个层面了解作用智能最佳原型的生脑大脑、生物认知活动、产生这些认知活动的神经机理。

第三个就是不确定性数学，这里面包含着在现有的数学课程之外，但是我们认为对于智能科学与技术这个方面有非常有价值的数学工具或者数学思想，有很多跟不确定性有关的比如概率的模数。

第四个就是机器智能，这个类似于传统的大家可能在很多其他的专业也碰到人工智能这课程，在智能科学与技术专业里面，我们这个把它叫做机器智能，这里面不光要包含传统的，刚才几位讲者都说人工智能基础的技术，不同流派的成果，也应该包括目前比较好的新的方法思想，以及一些新的技术当然这个做一个导引的部分。

第五个是《科学史与方法论》。

在这之后2015年的时候教育部高等学校计算机类专业教学指导委员会智能科学与技术专业教学指导工作组，这个主要是制定智能科学与技术专业规划，这个专业规范里面最重要的就是第二个部分，就是关于教学内容和知识体系、课程体系。有三个层次构建这个体系，知识领域首先第一部分就是共性技术知识，主要里数理基础，脑与认知的基础，还有智能科学的基础。

下面这个大家可以看到为什么我们要找这个核心供应课程，就是在我们制定这个专业规范的时候，我们当时有二三十所高校老师在一起，就发现有些高校是从计算机原来的专业里面开始做的，有的是从自动控制，有的是从电子，所以他们分别需要利用自己原有的学科背景，学校的优势出发来构建他们智能科学与技术的观念，大家都认为人工智能具有某种的普遍性，可能在不同的学科里面都存在着智能化的趋势，不同的学科里面需要发展智能化的发展技术，当时的一个办法就是我们设立了一个知识模块叫做“背景学科的基础知识”，这块可以选择，如果你的学校是从计算机专业发展出的话就完成计算机科学的技术，如果你是从电子科学里面你就是另一部分，我们作为第二部分，这个是根据你的不同背景来进行选择可以的。

第三个部分就是智能系统及应用，这个考虑主要是从目前的人工智能的一个发展的考虑，目前人工智能很大程度上还是一个应用驱动的，所以我们作为智能科学与技术应用本科专业认为学生除了这些基础技术以外应该在在一个技术领域或者方向上有专长，可能在很多领域都可以用，但是在我们本科教育上应该找到一个他擅长的领域，所以制定了一系列的应用领域课程的规范，这里面提到了几个例子，最后一个部分就是我们觉得是我们人工智能，智能科学与技术的这方面需要关注的，基于这方面的社会舆论也非常多，包括这个普通大众对这方面的讨论也非常多，这个东西可能会影响社会的某些普遍的担忧和对于这种人工智能发展的一些考量，所以这部分我们觉得是非常有必要在对我们的人才进行教育，要把这个东西纳入在里面。

前面我们说的就是我所知道的，我们国家在本科教育方面就智能科学与技术的一个工作，这是一个粗的线条，具体的工作没有仔细说到。

接下来我们想说北邮，在最初我们最早2005年开始，其实2004年开始就申报，2005年得到了最终的批复，2006年我们就提出了第一章培养规范，然后我们就在这基础上进行建设。在2008年的时候我们专业方向的调整，我们这个专业是从计算机科学这个角度出发，从2009年针对这个背景学科问题进行了一系列的调整。在这与此同时我们也建立了硕士、博士授权点，我们谱系是非常强的，从本科到硕士到博士都有完整的培养体系。

在整体的培养体系方案成熟了以后我们在2013年逐渐投入到更细致的教材的建设方面，这也和全国教材的建设是一个同步的发展过程，那我们目前主要是在刚才说的核心课程方面做了一系列的建设，包括导论、技术智能、不确定性、数学、认知科学方面做了一系列的工作。

我们的培养目标主要是这三个方面，你给学生什么知识，赋予学生什么能力，能给他什么未来，从这几个角度来去涉及人才培养的目标，这具体的我就不多说了，大家有一个概念。

我们的这个专业特色主要是从两个角度来说，一个是专业角度的特色，我们刚才也说了作为智能科学与技术的专业在某一个领域具有某一个特强，我们选择的主要是两个智能领域，第一个是面对大规模网络信息处理，第二个是智能交互，我们这里虽然也叫机器人，但是我们的重点在于基于这个语言、视觉这方面的交互，后面我们会稍微详细一点说一下，一方面我们强调熟练掌握这个人工智能技术，目前的人工智能可能是一个应用驱动，所以对技术的真我是非常重要的方面。

另外一个方面我们还是强调有比较的智能科学理论与方法论的塑像，这是我们强调的。

这是我们整个的课程体系，基本上是按照我们专业规范的来，同下面的梳理基础到计算机基础到数理基础，下面的就是我们同学要面向特定的领域专场，我们主要是面向两个方面，一个是语言视觉感知方面，一个是语言的信息处理方面，面向的的应用就是两个平台，一个就是智能人机交互一个是智能信息网络，这个是两个小的点，另外一个就是大规模的网络。

这是整个的一个大概的结构，我那张图，可能看不太清楚，具体而言计算机基础可能跟大家计算机学生培养的前面一段大概2、3年级的课程结构大部分是类似的。

我们涉及了L性的智能基础，大家可能觉得这个基础是在下面，你这个还要L上去，一个是考虑到智能本身是有一些有效基础的理论方法和技术，可以放在前面，同时智能科学或者人工智能它还在不断的尤其是这些年非常活跃，很多东西在不断的发展中，他的基础也是在不断的发展中，这几年也是感觉到人工智能有很多技术，他投出来到应用时间是很短的，我们也希望在本科教育的时候就可以跟踪这些东西。

这个是智能技术的方面，然后下一个就是我们说的我们自己两个特色的方面，主要是两个方面，这两个方面又可以交叉，一个是视觉，一个是语言处理。这两个方面一方面自己有自己的线索，处理自己的一个培养的课程的体系，以及他实验教学的体系，同时他们两者又有交互，存在在某些课程中比如像多模态的信息出来要存在一定的交互，使得他们能够有机会，同学们可以由机会把这两条线的知识结合在一起使用。

然后比较重要的一块就是我们的实验环节，我们刚才也提到说目前还是应用驱动为主，所以对于我们人才培养这方面还是特别重视，除了我们课程的实验，综合的课程设计我们还特别的在大四的专业实验上做了一系列新的探索，比如说我们建立了导师制，我们从3年级开始就是一个老师带5个学生左右这样一种形势，首先我们把传统的大概3年级下来以后去企业实习的方面我们把他从后面的串联起来，在4年际没有开始之前就有倒是带领学生去做实训，在这个以后希望跟企业一起发现可以让学生在一年中可以做的局部的问题，让学生带着这个问题回到学校，我们在大四前半个学期有针对研究班的小班的，通过专业小班的选修课获得这个能力，在剩下的时间里我们就做这个过程，从企业获得问题到最终解决问题并且把这个问题做一定的泛化的能力，我们去年做了实验，我们没有整个的铺开，但是在20%的学生中做了这样一个试点，感觉还是可以的，进一步希望有更多的企业来一块有意愿的话可以跟我们一起做这个事情。我们3、4年级的学生的水平还是挺高的，有能力做一些这个事情。

后面我想不是特别仔细的讲，按照工程认证的问题有12块，我们怎么融入到这个智能科学与技术专业的体系当中来，具体的我就不去说了。

我简单说一下大概这几年的就业情况，我们的人才培养的这个成果应该说还可以，就是对于我们预期的目标我们想还是能够初步达到我们预期的目标的，比如说这个大概升学和就业1比1的样子，有40%左右的同学会进一步去读研究生，大概40%的同学是就业，他都会按照我们大数据信息网络或者智能交互的方向就业，并且在企业的时间就我们叫做职业保持率还是相当比较高的，然后进一步深造的还是有一些的，通过我们本科的教育获得了它能外之外他也可以获得继续做人工智能研究的兴趣。

这是咱们优秀学生的事例。

最后我简单总结一下，根据我们这段时间的工作，简单的一些体会，就是第一个我们的整个培养体系我们想既要有专业规划，同时要有特色，这是第一个，我想这也是我们现在做整个专业规范里面想体现的点，我们在做的时候也是想体现的。第二个是就是要重视实践，极大化实践的能力，同时要注重基础，这两方面都需要同时去抓。第三个就是既要重视高校的基础，还要企业的助力。

这个就是我的简单的介绍。谢谢各位。

主持人：谢谢王小捷教授，各位同仁，短短的3个多小时，我们聆听了来自国内外6位教授的讲演，让我们再一次以热烈的掌声向他们表示感谢。

今天上午的讲演就到此结束，今天下午1点半在这个会场我们继续开始，谢谢大家。

——（上午场结束）——