

引入AI前 你需要评估的



产品经理的 AI 知识库

下面所有内容均来自「[easyAI - 产品经理的 AI学习库](#)」。为了方便大家阅读和保存，整理成了 PDF 专题的形式。

如果觉得内容不错，可以访问我们的网站 [easyAI - 产品经理的 AI 学习库](#) 查看更多关于人工智能的科普文章。

也可以关注我们的公众号：产品经理的 AI 知识库（微信号：[easyai-tech](#)）



目录：

1. 评估全景图
2. 数据篇
3. 特征篇
4. 学习篇
5. 黑箱篇

引入AI前你需要评估的——全景图

想要获得完整图片，可以点击「[原图下载地址](#)」

我的业务适合用 AI 吗？

产品经理的人工智能学习库



很多人都想知道 AI 能给我的业务带来什么好处。但是这个问题很难回答。

我们倒不如针对具体问题来看看 AI 是否能解决它。这样的问题更容易得到明确的答案，也更加实用。

下面是这个专题中的精华内容，另外为大家准备了41页的 PDF，里面包含了完整的文稿内容。

关注我们的公众号（easyai-tech）免费获得完成的 PDF。

下面问题的「YES」越多，越适合用 AI

- ❓ 我遇到的问题表现出来的特征很多吗？
- ❓ 这些特征是否具有很强的不确定性？
- ❓ 这个问题相关因素的数据可以获取吗？
- ❓ 能够获取的数据够全面吗？关键因素的数据可以获取吗？
- ❓ 能获取的数据量大吗？当业务遇到问题时，有反馈数据吗？
- ❓ 反馈数据可以跟其他数据形成闭环吗？
- ❓ 是否不需要解释背后的原因呢？
- ❓ 这个问题允许出错吗？

1 特征角度

特征少+确定性弱：适合人工解决

特征少+确定性强：适合规则解决

特征多+确定性强：适合规则解决

特征多+确定性弱：「可以考虑」 AI 解决



② 数据角度

没有数据，就无从基于数据。所以想要用人工智能，需要考虑业务场

景的数据3要素：数据可获取、数据全面、数据多。

他们3个类似金字塔的结构，先有「数据可获取」再谈「数据全面」，有了「数据全面」再谈「数据多」。



3 学习角度

想要让机器实现持续学习的能力，需要具备2个条件：

1. 是否可以获得反馈数据？
2. 数据是否可以形成闭环？



4 黑箱角度

1. 解决方案越需要解释背后的原因，越不适合用深度学习
2. 对错误的容忍度越低，越不适合使用深度学习
3. 上面2条并非绝对判断标准，还需要看商业价值和性价比，自动驾驶和医疗就是反例。



easyAI – 产品经理的 AI 学习库

<https://easyai.tech>



公众号: easyai-tech

引入AI前你需要评估的——数据篇

这是一个系列文章，从各个角度来评估一个问题：“我的业务要不要用 AI？能不能用 AI？”

本期评估角度——数据。

底层逻辑：数据驱动

基于规则的旧时代

在人工智能普及之前，大家用的产品都是「基于规则」的。

人工智能之前——基于规则

if this then that

easyai-tech

我们通过总结规则，然后让计算机自动的执行这些规则，我们日常工作和生活中很多问题都是基于规则来处理的，比如：

- Excel 中的各种公式的规则就是：将选中的区域进行计算
- 邮件的规则就是：将内容发给收件人
- 公众号的规则就是：将关注的公众号内容推送给你

基于规则的好处就是：所以人都能知道在什么情况下得到什么结果，一切都是可以预判的。

但是基于规则的方法也有很大的弊端：很多问题，很难（甚至无法）总结出有效的规则。

基于规则的优缺点

优点

规则明确
结果可预期

缺点

很多问题没有「有效规则」

easyai-tech

基于数据的 AI 时代

人工智能发展到现在（2019年），最核心的底层逻辑是：「基于数据」。

基于数据的 AI 时代



海量数据



有效模型

easyai-tech

规则能很好解决的问题当然是用规则来解决，因为他的成本低，可解释性强。但是很多问题没有有效个规则，这个时候人工智能的价值就凸显了。

「基于数据」的方法简单说就是：从海量数据中找规律，这些规律是很抽象的，并不能总结成具象的规则。比如：

- 给机器看海量的猫和狗的照片，它就具备了「区分猫和狗」的能力
- 给机器海量的中英文对照文章，它就具备了「中英文翻译」的能力
- 给机器海量的文章，它甚至可以具备「写文章」的能力

基于数据的好处是：只要有足够多的优质数据，那么机器就能学会某些技能，数据越多，能力越强。

但是基于数据的方法也有明显的弊端：机器只能告诉你「是什么」，但是无法告诉你「为什么」。

基于数据的优缺点

优点

可以实现「基于规则」做不到的事情
数据越多，效果越好

缺点

无法解释背后的原因

easyai-tech

扩展阅读：

《「2019更新」什么是人工智能？（AI的本质+发展史+局限性）》

《自然语言处理为什么从规则转到统计的方法？》

《人工智能》有详细介绍这段历史

想要用 AI，需要知道数据金字塔

上文已经说明了「基于数据」的逻辑，那么支撑这个逻辑的就是「数据」。

没有数据，就无从基于数据。所以想要用人工智能，需要考虑业务场景的数据3要素：

1. 数据可获取
2. 数据全面
3. 数据多

他们3个类似金字塔的结构，先有「数据可获取」再谈「数据全面」，有了「数据全面」再谈「数据多」。



数据可获取

想要解决问题，就需要具备「跟这个问题相关的数据」。比如上面提到的例子：

给机器看海量的猫和狗的照片，它就具备了「区分猫和狗」的能力。

这里需要的数据不光是照片本身，还需要将照片里的猫和狗标注出来，如下图：

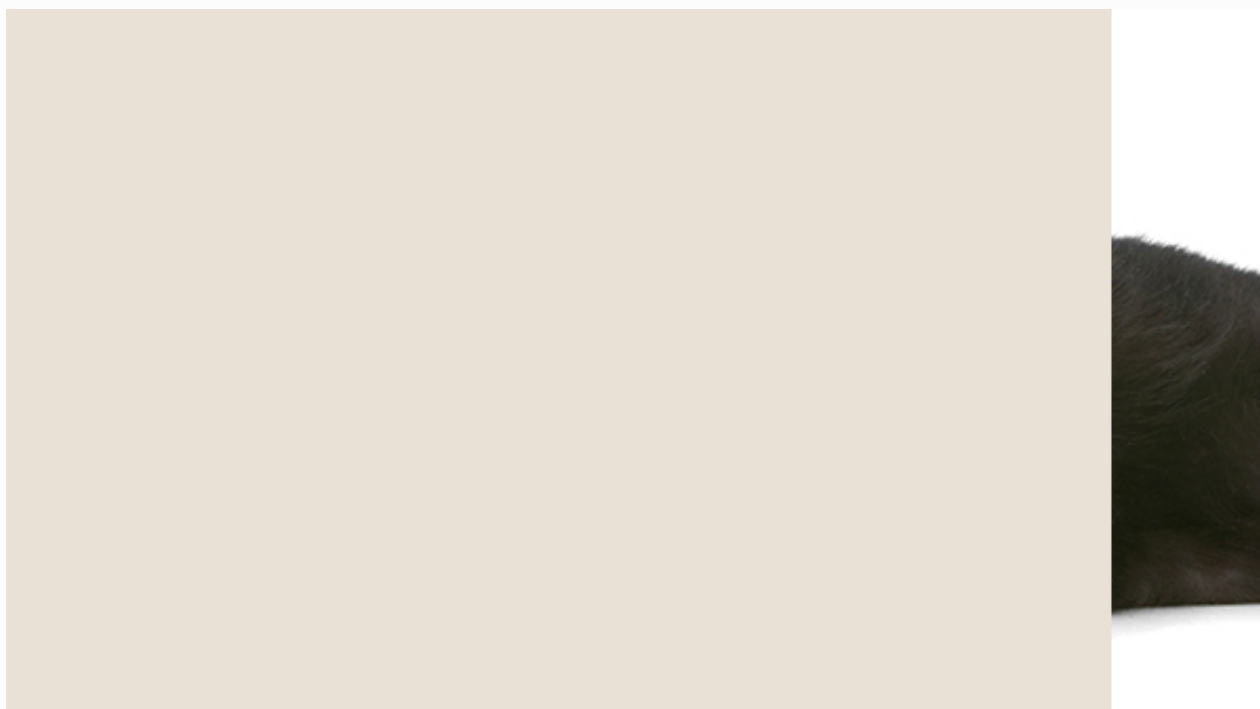


所以，你要考虑的问题是：

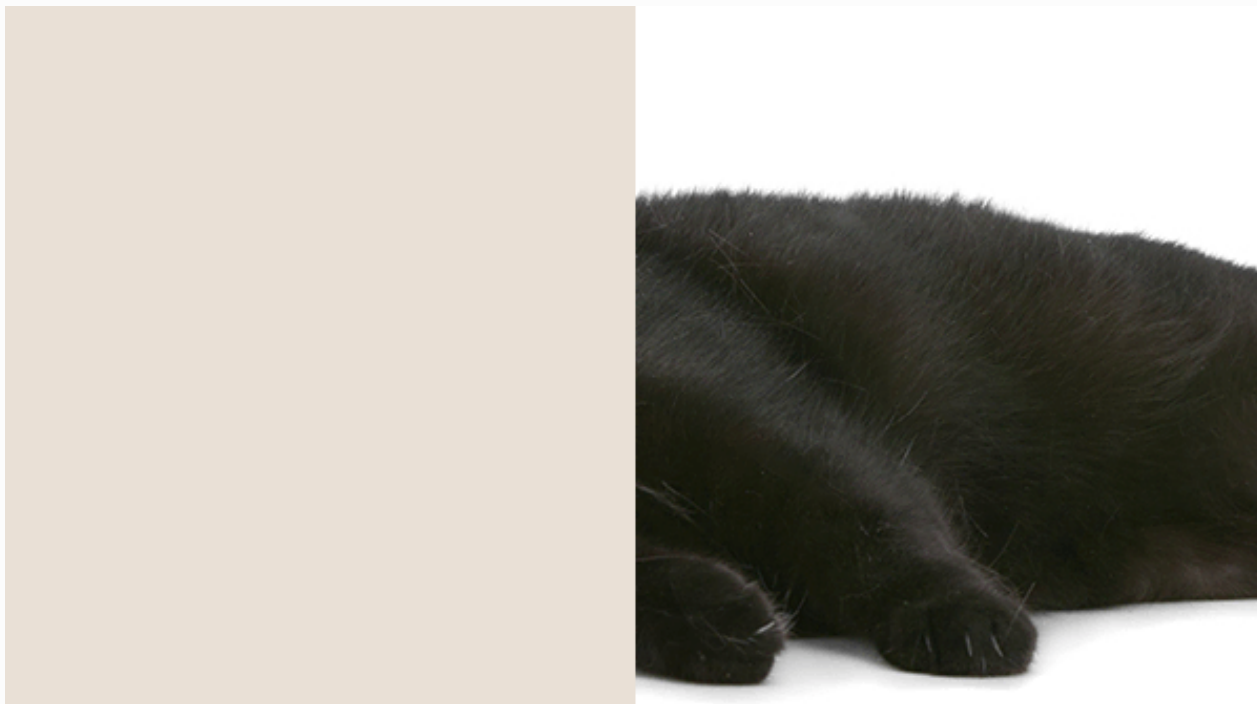
1. 我遇到的问题有哪些影响因素？
2. 这些影响因素是数字化的吗？如果不是，能否数字化？
3. 这些数据是否可以获取？成本高吗？值得吗？

数据全面

假如我们只能看到 10% 的照片，现在让你区分照片中是猫还是狗，这会非常难。如下图：



当我们能看到照片的 50% 时，还能猜一下。



当我们可以看到100%的照片时，就信心十足了。



人是如此，机器也是如此，你都不让我看全，我怎么分析啊！

所以，当我们想要利用人工智能技术来解决实际问题时，你需要仔细分析这个问题：

1. 到底有哪些影响因素？是否有对应的数据？
2. 有数据的因素是否足够全面？
3. 关键因素的数据有遗漏吗？

数据多

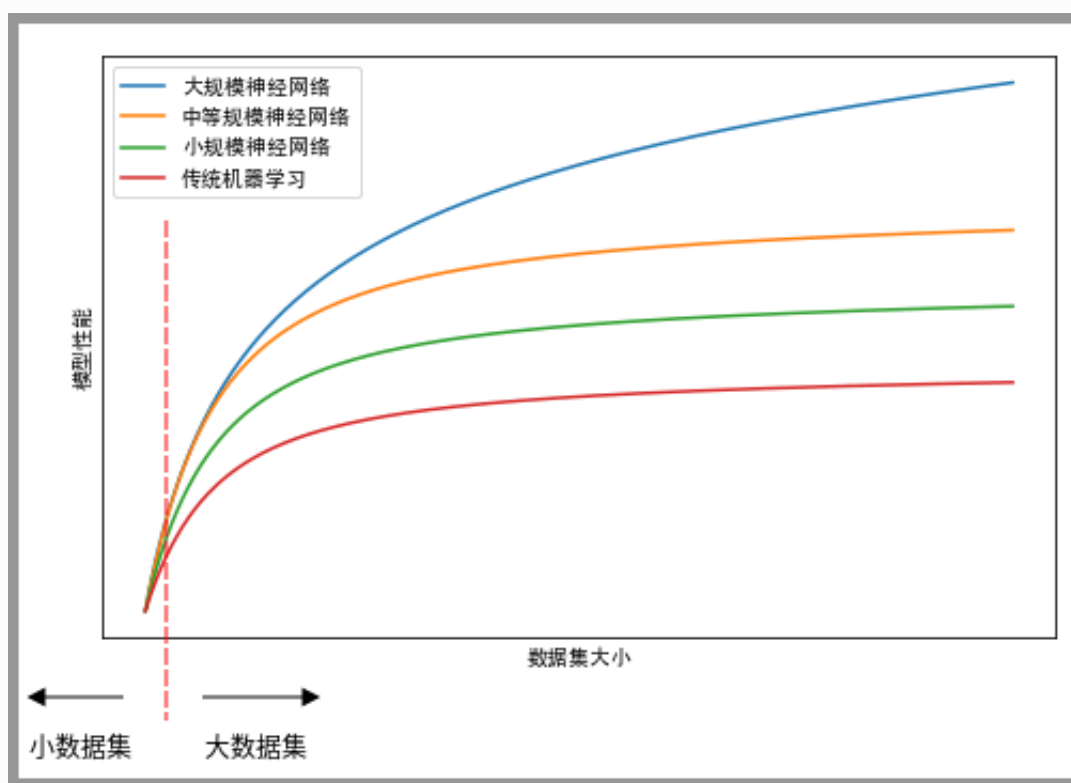
还是区分猫和狗的例子。猫大概有40多个品种，狗大概有接近200个品种。并且照片可以从不同的角度，不同的背景，不同的光线下拍摄，会产生无数种组合。

想要有效的区分猫和狗，需要大量的不同的照片才行。kaggle（很权威的 AI 竞赛网站）上有很多区分猫和狗的训练数据，大部分都是上万的量级（1w+的猫和1w+的狗）。

到底多少算够用呢？

区分猫和狗这种非常简单的任务都需要上万的数据，对于更复杂的任务，就需要上百万甚至上亿的数据。具体要多少跟你要解决的问题复杂度，模型选择，预期结果都有关系。

不过有一条原则是不会变：**数据越多，效果越好！**



案例分析

假如你是游戏公司的老板，想利用人工智能技术提升游戏的收入，从数据角度评估一下是否可行？

电商平台通过推荐算法可以让购物者花更多钱，那么在游戏里结合推荐算法，理论上也可以让玩家花更多的钱。

推荐算法的本质是：挖掘用户需求，将匹配需求的商品推荐给用户。

应用到游戏里则是：挖掘用户的需求和他的消费能力，将匹配需求的道具，以合适的价格推荐给用户。

案例问题剖析

挖掘用户的需求和他的消费能力

将匹配需求的道具，以合适的价格推荐给用户

 easyai-tech

第一步：数据是否可获取？

游戏算是数字化程度很高的领域了，但即便如此，还是有部分因素并没有数据化。比如：

- 一些游戏玩家都会在微信群里聊天和互动，这部分数据游戏是没有的
- 老婆发现老公在游戏里泡妞，被迫卸载了游戏。这种游戏外发生的事情有时候也会影响到游戏内。
- 玩家的心理活动也是没有数据的（这次活动打折好厉害，但是我要忍住！不然又要吃一星期泡面了~）

够不够用呢？下一步全面性的时候再分析。

「数据可获取」看似是一个很白痴的问题，但是很多行业的数字化程度非常低，这个问题对于他们来说并不简单。

第二步：数据全面性是否够用？

想要判断玩家的需求和消费能力，大致有下面一些影响因素：

1. 用户属性

1. 玩家属性（年龄、性别、地理位置...）

2. 角色属性（等级、装备情况、剩余钻石数量...）
2. 行为数据
 1. 游戏行为（买过什么东西、参与过什么玩法、打过什么副本...）
 2. 消费行为（活动页面停留时长、买过什么东西、花过多少钱...）
 3. 玩家互动（跟谁组过队、跟谁打过架、跟谁参加过活动...）
 4. 聊天数据（跟谁、说过什么话、游戏内+游戏外）
 5. 心理活动（想要什么、喜欢什么、觉得多收钱值...）
3. 商品属性
 1. 商品价格
 2. 商品作用
 3. 商品特点
 4. 购买条件



还是参考电商的经验，亚马逊、阿里巴巴都已经验证过：

在缺失「聊天数据」「心理活动数据」「电商平台外数据」的情况下，依然能有效的挖掘出用户需求，刺激消费。

而游戏不但有推荐的权利，还有定价权，可以通过降价进一步的刺激消费。所以全面性角度是 OK 的。

PS：所以在全面性的评估上，不需要理论上 100% 全面，而是达到可用的程度即可，这个事前只能找案例参考。

第三步：数据够不够多？

推荐系统是一种特殊性的情况，他对数据量的要求很有弹性，在数据量少的事情有很多手段来解决冷启动的问题。随着数据量的增多，算法的作用逐步加大。

一个新用户下载了淘宝，依然不妨碍推荐，只不过用的越多推荐的越靠谱一些而已。

PS：在评估数据是否足够时，尽量找经验丰富的技术咨询一下。

所以，经过3个数据角度的评估，「通过推荐算法提升游戏收入」的设想应该是可行的。

总结

评估能不能用人工智能技术时，「数据」可以说是最重要的一个维度。

具体评估时，想清楚下面3个问题：

1. 数据可获取吗？
2. 数据全面吗？
3. 数据多吗？

3个问题需要同时满足，才算是「貌似可行」。

扩展阅读：

《机器学习实操的7个步骤》

《数据收集六步曲，打好机器学习模型基础》

《AI 数据集最常见的6大问题（附解决方案）》



easyAI – 最好的人工智能科普网站
<https://easyai.tech>



公众号：easyai-tech

引入AI前你需要评估的——特征篇

这是一个系列文章，从各个角度来评估一个问题：“要不要用 AI？AI 能否解决我的问题？”本期评估角度——特征。

评估角度：特征？

这篇文章切入的角度是：特征

还记得我的初中老师给我们讲过一个进化的知识点：俄罗斯常年寒冷，俄罗斯人的鼻子就进化的很长，这样进入体内的空气需要在鼻子里走更长的路，就不会太冷了。所以俄罗斯人有一个很明显的特征：就是鼻子长！



但是并非所有鼻子大的都是俄罗斯人，非洲人也有鼻子大的！



所以，我们想要判断是否是俄罗斯人，需要更多的特征（证据）：

- 鼻子长
- 个子高
- 蓝色眼睛
- 白色皮肤
- 眼窝比较深
- 体毛发达

当我们发现一个人同时具备上面的所有特征时，那么这个人是俄罗斯人的概率就大很多。

- 这个人能说一口流利的俄罗斯语

当我们发现上面这个特征（证据）时，基本可以断定这个人就是俄罗斯人。因为这个特征太强了，或者说太有说服力了。

插播——人工智能基本原理

回顾一下上面的过程：

当我们看过很多俄罗斯人和其他国家的人时，我们就会根据经验总结出俄罗斯人的特征：鼻子长、个子高、蓝眼睛、白皮肤、眼窝深、剃毛发达、说俄罗斯语...

第一步：总结俄罗斯人的特征



当我们遇到一个没见过的外国人时，我们就用这套「经验」来套在这个人身上，看是否符合，如果很多特征都符合，那么就会猜测这个俄罗斯人。

第二步：用总结的经验判断其他人



人工智能的原理基本就是上面的过程，如下图：

第一步：训练模型

用数据训练

可用的模型

第二步：使用模型

新的数据

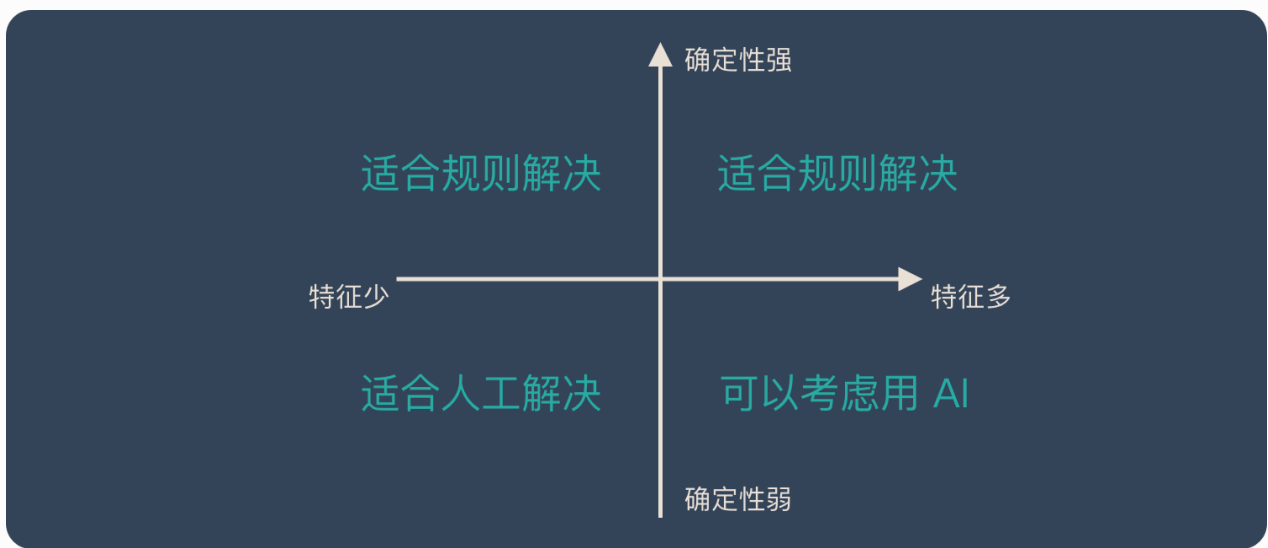
可用的模型

预测结果

特征象限图

但是并非所有问题都需要 AI 来解决，AI 的优势是可以处理海量的特征，不但可以处理表面的特征，还能找到背后隐藏的特征。但是很多情况下，没必要用大炮打蚊子。

当我们把特征数量和确定性画一个坐标，就能指导我们什么问题适合用 AI，什么问题不适合用：



特征少+确定性弱：适合人工解决

特征少+确定性强：适合规则解决

特征多+确定性强：适合规则解决

特征多+确定性弱：「可以考虑」AI 解决

PS：这里其实还有很多其他因素：成本、风险、是否可测量...这里统统不考虑，不然太复杂了。

案例说明

上面的象限太抽象了，下面举一个真实的案例来说明。

游戏行业有一种东西叫「外挂」，简单说外挂就是作弊器，打破了游戏的公平，让自己在游戏里更有优势。

几乎所有知名的游戏都有外挂，因为外挂很赚钱！所以游戏厂商必须要做好跟外挂战斗的准备。

游戏厂商都希望第一时间发现玩家使用外挂。

外挂 = 作弊器

我有一个朋友负责一款知名的格斗手游，他们也有很多外挂，一开始他们使用了一些固定的规则来发现外挂。效果还不错，但是还是会有漏网之鱼。

于是他们尝试使用 AI 来抓外挂，做了很长时间后，发现效果并不比固定规则好多少。

同样是打击外挂，在一些复杂度高，灵活度高的游戏里（例如吃鸡、CS），规则就不好使了，因为很难总结出来固定的规则。

这个时候 AI 就能大显身手了。CS: GO 和吃鸡都有比较成功的案例了：

《以彼之道还施彼身——用机器学习揪出外挂狗》

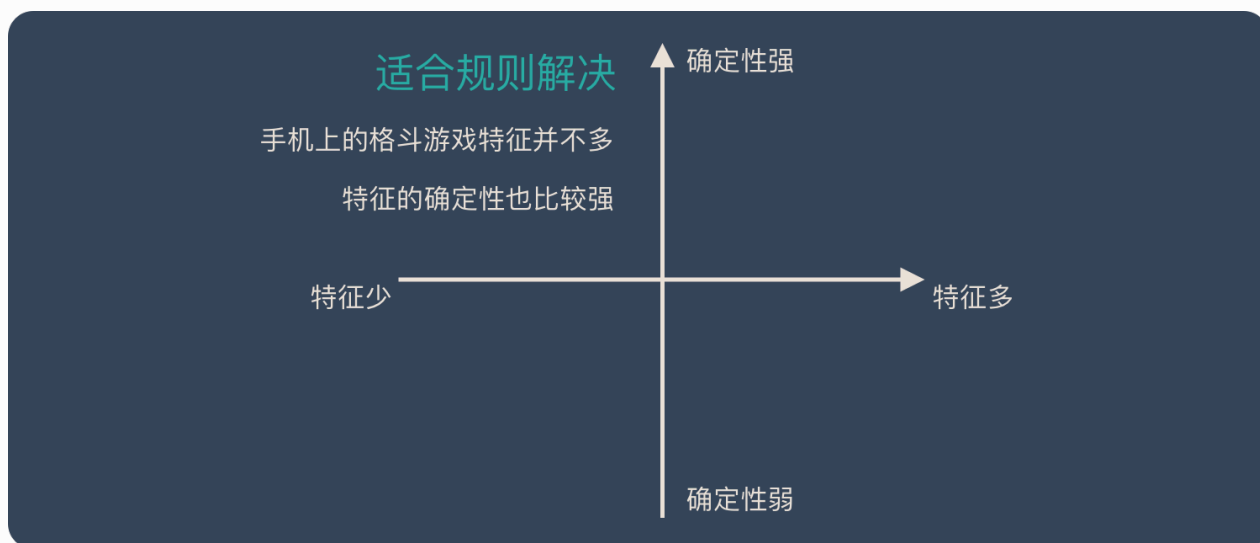
《人工智能在游戏里竟然有这些应用方式，来看看你知道几种？》

应用特征象限：

手机上的格斗游戏，自由度并不高，玩家只能控制移动、攻击、技能、闪避，这4种核心操作。策略性并没有太强，所以大致上符合「花钱+花时间≈实力」的逻辑。

所以只需要把握一个原则：玩家是否做了远超自己实力的事情？

通过观察玩家的战斗力，敌人难度，战斗时间等方式就可以比较有效的判断玩家是否使用了外挂。对于这种人都能与有效判断的问题，不需要使用 AI，反而会把解决方案搞复杂。



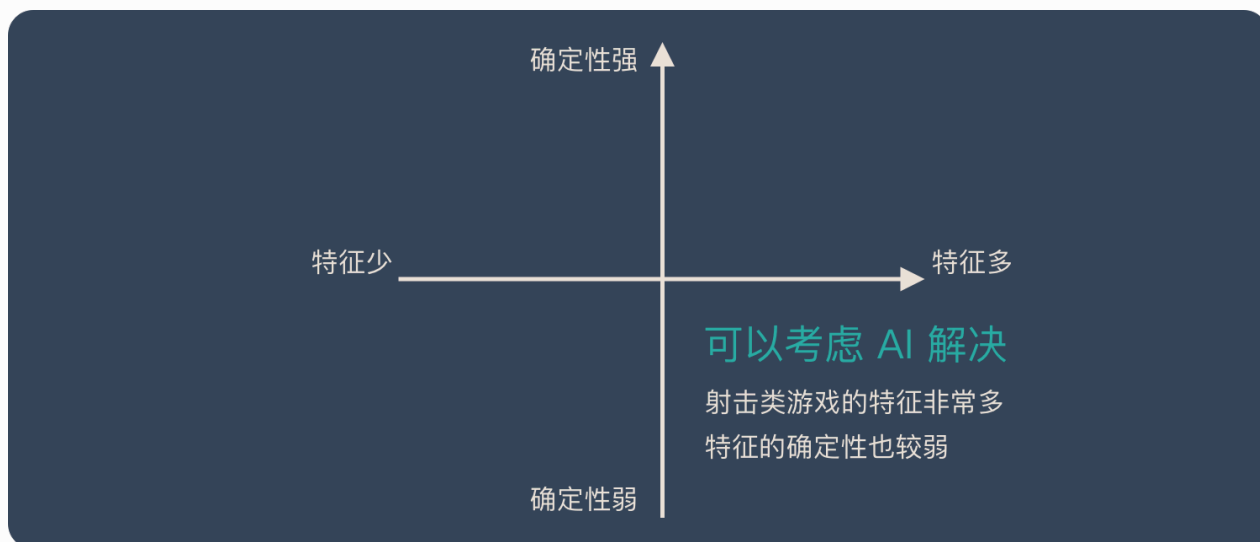
先让我们来看看吃鸡都有哪些奇葩的外挂：《[吃鸡外挂大全，让你一秒识破对方直接举报！](#)》

对于CS：GO、吃鸡这种射击类游戏，场景十分复杂（地图大，有房间，有遮挡物...）

玩家的行为也很复杂（移动、判断敌人位置、找掩护、切换武器、瞄准、射击...）

在这种情况下，很难用明确的规则来判断玩家是否使用了外挂。你不能说反应快就算使用了透视外挂，有些人反应就是快；你也不能说爆头多了就用了锁头挂，有些人枪法就是准。

所以想要发现这些外挂，就需要分析大量的数据，从中间找出「不那么明显的特征」，这时候 AI 就有其特殊的价值了。



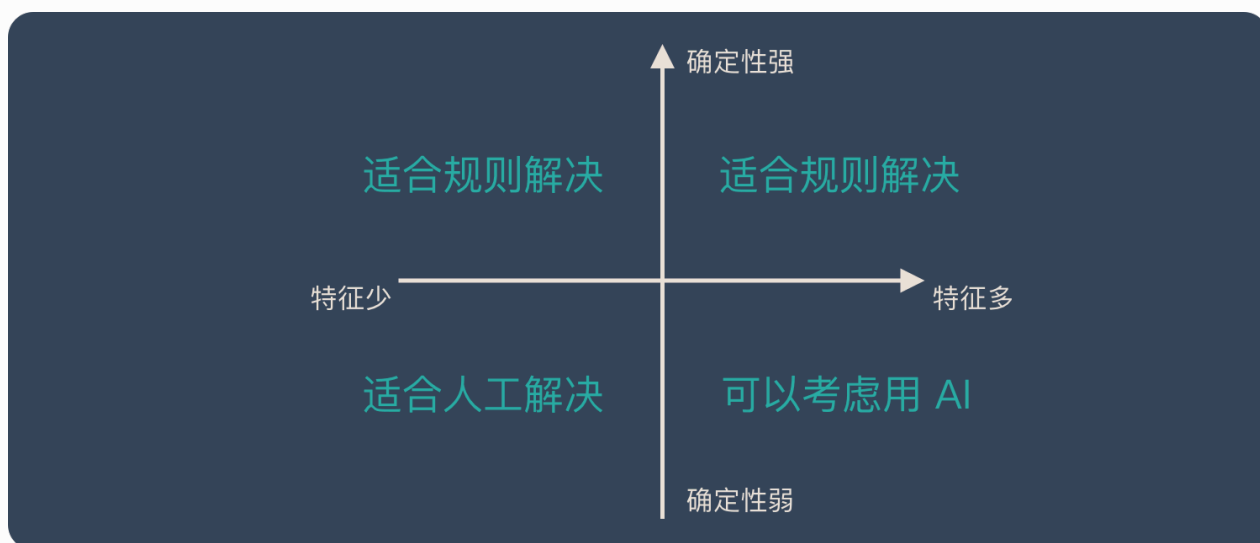
总结

今天我们从「特征」角度说明了哪些问题适合用 AI，哪些问题不适合用。

如果一句话来概括的话就是：

能够有效归纳出一些规则的问题，都不太需要 AI，而那些很难总结归纳出规则的问题可以考虑使用 AI 来解决。

如果想要评估可以套用下面的特征象限来看看你的问题是否适合使用 AI 技术：





easyAI – 最好的人工智能科普网站
<https://easyai.tech>



公众号: easyai-tech

引入AI前你需要评估的——学习篇

这是一个系列文章，从各个角度来评估一个问题：“我的业务要不要用 AI？能不能用 AI？”

本期评估角度——学习

「持续学习」是人工智能的灵魂

前两篇已经解释了，基于规则的能力边界很小，很多实际问题无法通过规则的方法来解决。人工智能可以扩大计算机的能力边界。

除了扩大能力边界外，人工智能还有一个非常重要的特性——持续学习，不断提升能力上限。

人工智能可以扩展计算机的能力边界和能力上限



大家都知道 AlphaGo 在围棋上战胜了世界上最厉害的围棋高手，但是大家可能不知道的是：

AlphaGo Zero （AlphaGo 的升级版），从空白开始自学围棋，3 天就战胜了 AlphaGo，战绩是 100 : 0。

也就是说：机器通过 7x24 的持续和快速的学习，只需要 3 天时间就能超越人类十几年的积累。



AlphaGo 的例子有些极端，很多场景下机器的学习速度不会那么的快，我想表达的重点是：

过去，计算机的能力上限就是人类赋予的，需要人类告诉计算机怎么做才行。

现在，人工智能可以自学成才，不受人类认知边界的束缚。

未来，人们担心机器会全面超越人类，甚至对人类产生威胁。

事实上，人工智能在图像识别、人脸识别、语音识别等很多领域已经超越

过去 计算机的能力上限就是人类赋予的。

现在 人工智能可以自学成才，不受人类认知边

未来 机器会对人类造成威胁吗？

 easyai-tech

对于人工智能能力有多大的问题，人类已经给人工智能分好了级别：

- 目前大家看到的都是「弱人工智能」；
- 当 AI 像人类一样，能做很多事情时，就达到了「强人工智能」；
- 当 AI 在各方面的能力已经远远超过人类时，就实现了「超人工智能」

扩展阅读：《[3分钟理解人工智能的3个级别？（弱人工智能-强人工智能-超人工智能）](#)》

所以：让机器持续的学习，是人工智能的灵魂。想要利用人工智能技术来解决实际问题，你必须考虑2个问题：

1. 我需要解决的问题是动态变化的吗？需要持续学习的能力吗？
2. 我能否让人工智能实现持续学习（下面要讲的内容）？

如何让机器持续的学习？

如何让机器持续的学习？



反馈数据



形成闭环

easyai-tech

想要让机器实现持续学习的能力，需要具备2个条件：

1. 是否可以获得反馈数据？
2. 数据是否可以形成闭环？

是否可以获得反馈数据？

想想我们小时候是怎么学习识字的，一开始出错概率很高，每次出错的时候父母和老师都会告诉我们哪里错了，应该是什么。就是在这种「行动 - 反馈 - 修正 - 再行动」的循环中实现了有效的学习。

人类学习过程



easyai-tech

跟人类识字的学习过程类似，机器也需要「有效的反馈」来实现持续的学习，如果没有反馈数据，那么有问题的地方会一直存在问题，永远无法进步。

机器想要实现「学习」，就需要反馈数据



easyai-tech

所以，有效的反馈数据是学习的重要环节，解决了「学习」问题。

数据是否可以形成闭环？

当我们可以获得反馈数据的时候，机器就可以实现学习了，下一步就是解决「持续」的问题。

还是举识字的例子。假如有2个小朋友同时开始学识字。

- 小朋友A有一个老师可以随时辅导，纠正错误
- 小朋友B每个星期只有1天可以接受老师的辅导

毫无疑问，一定是小朋友A学的更快，更好。

反馈越高频，学习效果越好



每天辅导 🌟



一周辅导一次

easyai-tech

机器也是如此，让数据形成闭环，就是希望能够获得「实时」的反馈数据，跟小朋友A一样获得贴身辅导。

所谓的数据闭环就是将上面的「行动 - 反馈 - 修正 - 再行动」循环自动的在机器上运转，完全不需要人参与。



在实际应用中有一个很典型的例子就是电商平台里的推荐系统。你刚看完一双篮球鞋，瞬间就会给你推荐一大堆篮球鞋。

—❤️ 你可能还喜欢 —



年终盛典 Nike耐克官方NIKE AIR FORCE 1 '07 AF1男子运

享 退货运费险 商场同款

¥749 5726人已买



年终盛典 Nike 耐克官方 KYRIE 6 EP 男子篮球鞋女码

享 退货运费险 商场同款

¥999 2630人已买

所以，数据形成闭环，可以让机器实现了持续学习，解决的是「持续」问题。

案例分析



Google 相册里的人脸识别是怎么收集反馈数据和形成数据闭环的？

现在很多相册 App 都有人脸识别的功能，能自动帮你将照片按照不同的人来做分类。但是实际使用中一定会遇到很多判断错误的情况。

如果不收集反馈数据，让数据形成闭环，错误会一直持续下去！

第一步：主动询问用户

有些照片清晰度不高，或者某些人发型变化很大，或者某些人卸了妆...

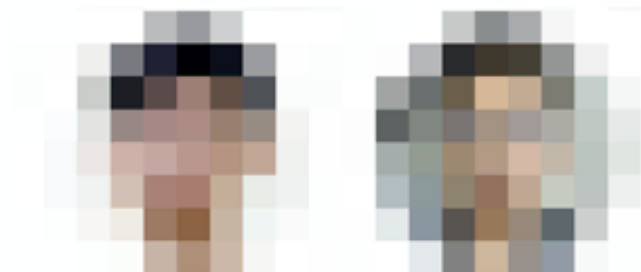
有很多原因导致机器拿不准自己的判断，这个不怪机器，很多女性化了妆自己的亲人都认不出来。

这个时候，Google相册会主动询问用户，2个头像是否是同一个人，如下图：

🔍 改进搜索结果

第 1 条，共 2 条 ^

是同一个人还是不同的人？



同一人



不同的人



不确定

第二步：能力升级

假如我选择了「同一人」，当机器收集了用户的反馈后，第一件事情就是将他们的照片合并到一起。

还有一件更重要的事情，机器学会了一些东西：

- 机器知道了化妆：原来这个人化妆后是这样的。
- 机器知道了长胖：原来长胖后变成这样了。
- 机器知道了变老：人老了会原来会有这些变化。

人工智能告诉我们，蜘蛛侠变老是这样的：



总结

人工智能之所以被大家寄予厚望，有一个很重要的原因就是：

AI 可以通过持续不断的学习，突破人类的能力上限。甚至有人预估机器会在所有方面都超越人类。

为了让机器实现持续不断的学习，我们需要实现2个条件：

1. 不断的获得反馈数据，让机器知道自己哪里好，哪里不好
2. 将反馈数据加入闭环，机器能否持久的学习，提升能力



easyAI – 最好的人工智能科普网站

<https://easyai.tech>



公众号：easyai-tech

引入AI前你需要评估的——黑箱篇

这是一个系列文章，从各个角度来评估一个问题：“我的业务要不要用 AI？能不能用 AI？”

本期评估角度——黑箱

黑箱是人工智能的缺点

并非所有人工智能都是黑箱的，大家说的黑箱主要指当下最热门、效果也最好的「深度学习」。

在我之前写的《[一文看懂深度学习](#)》中，举过一个水龙头的例子，从那个例子就可以看出：深度学习的工作原理不是讲逻辑（基于规则），而是大力出奇迹（基于统计）。

深度学习基于数据，而不讲逻辑



✗ 并非基于逻辑



✓ 基于数据统计

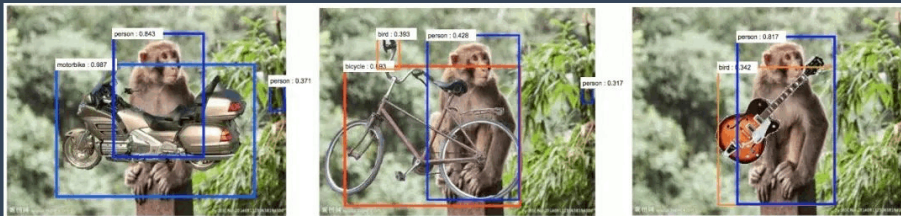
easyai-tech

大力出奇迹会导致几个结果：

1. 深度学习只能告诉你「是什么」，但是不能告诉你「为什么」
2. 没人能预知在什么情况下会出现错误

下面的图片就会展示一些人工智能所犯下的「低级错误」。

AI 犯的低级错误



左：摩托车的遮挡让 AI 把一只猴子误认为人类。

中：自行车的遮挡让 AI 把猴子误认为人类，同时丛林背景导致 AI 将自行车把手误认为是鸟。

右：吉他把猴子变成了人，而丛林把吉他变成了鸟

 easyai-tech

而最可怕的是：当我们发现问题时，并不能针对具体问题来对症下药。

我们过去的计算机科学大部分是基于规则的，很像一台汽车，我们很清楚的知道这台车是如何组装起来的，所以发现螺丝松了就拧紧，哪个零件老化了就换一个。完全可以做到对症下药。

而深度学习则完全不一样，当我们发现问题时，不能做到对症下药，只能全局优化（比如灌更多的数据）。

扩展阅读：

《深度 | Nature：我们能打开人工智能的“黑箱”吗？》

《打破人工智能算法黑箱》


哪些问题不适合「依赖」AI？

由于深度学习的黑箱特性，并非所有问题都适合用深度学习来解决。


我们评估哪些问题适合，哪些问题不适合的时候，可以从2个角度来评估：

- 1. 是否需要解释
- 2. 错误容忍度


评估是否可以「依赖」AI 的 2 个维度



是否需要解释



错误容忍度

 easyai-tech

我们先从这2个角度来看普及率较高的AI应用：

案例	是否需要解释	错误容忍度
语音识别	用户只关心效果好不好，并不关心背后的原理是什么	偶尔出现一些错误并不影响对整句话的理解。少量出错是可以接受的。
人脸识别	同上	相比语音识别，用户对出错的容忍度要低一些，因为需要重新刷脸。
机器翻译	同上	跟语音识别类似，只要大面上准确，并不影响整体的理解。

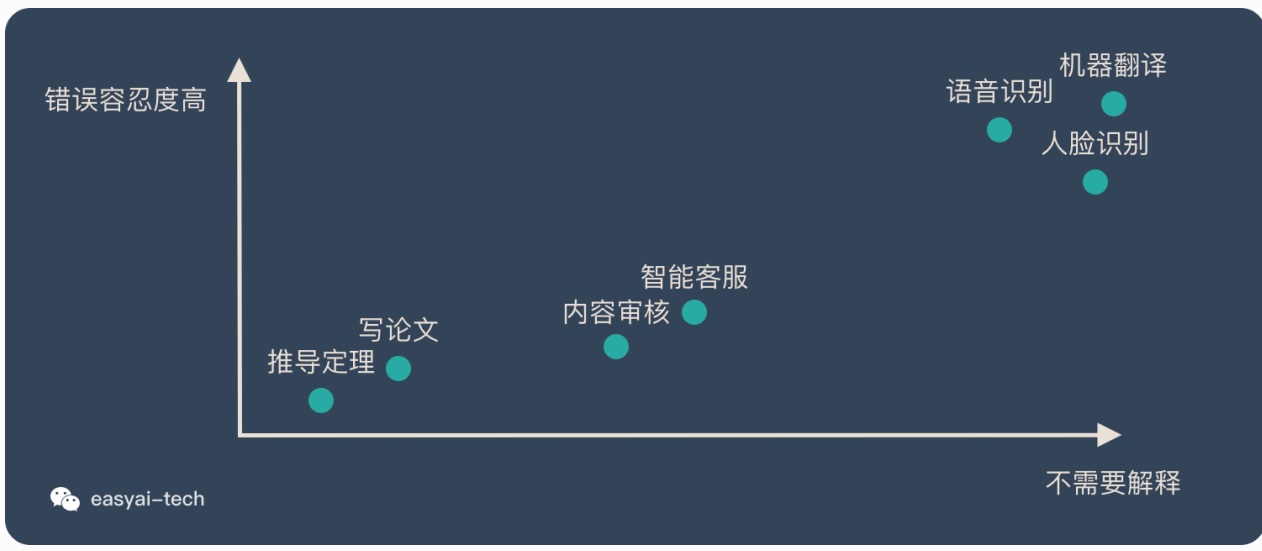
我们再看一些 AI 和人力结合的具体应用：

案例	是否需要解释	错误容忍度
智能客服	用户不关心是人工服务还是机器服务，只要能解决我的问题就行	如果机器客服不能理解我的意图，无法帮我解决问题，用户会很不满意。所以当机器搞不定 的时候需要人工来补位
内容审核	对于审核不通过的内容，需要解释原因。通过的内容不需要解释为什么。	有一种职业叫「鉴黄师」，目前正在逐步被机器替代，但是并没有完全替代，因为有时候机器会拿不准，这个时候人工来复审

最后看一些不适合AI落地的场景：

案例	是否需要解释	错误容忍度
推导定理	科学是绝对严谨的，一定是从逻辑上推导出来的，而不是统计出来的。	如果有例外就不能称作定理，一定是绝对正确没有错误的。
写论文	人工智能已经可以写小说，诗歌，散文。但是论文这种文体要求非常严谨的上下文逻辑。	论文里是不允许有错误的，全文的逻辑要非常清晰，哪怕一个细节出现了逻辑问题，也会造成整篇论文没有价值。

如果我们把上面提到的案例全部放在象限中，大致如下：



所以，在评估的时候有3条原则：

1. 解决方案越需要解释背后的原因，越不适合用深度学习
2. 对错误的容忍度越低，越不适合使用深度学习
3. 上面2条并非绝对判断标准，还需要看商业价值和性价比，自动驾驶和医疗就是反例。

案例分析：医疗

人工智能在医疗行业的应用被大家广泛看好，因为医疗行业有很多痛点：

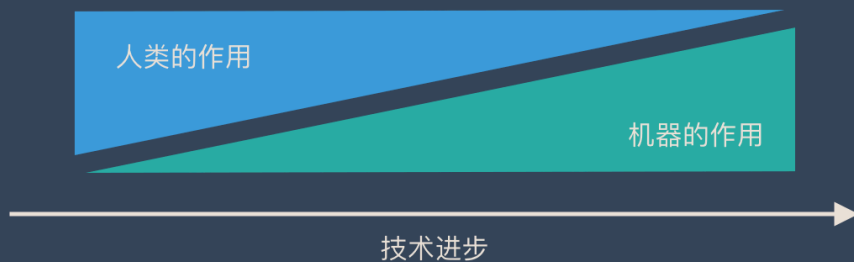
1. 医疗资源不足，尤其是优质的医生
2. 医疗资源的分配极度不均衡，中国很多疾病只有北京能治
3. 其实医生的误诊率也很高（恶性肿瘤误诊率40%，器官异位误诊率60%）

目前的人工智能已经可以帮助人类做诊断并提供治疗手段。

奇怪的是：无论是从可解释性还是从错误的容忍度上来讲，医疗诊断都不适合用人工智能。

但当我们把人工智能作为一种辅助，最终还是靠人类来做判断和下决定时。人类和机器可以形成很好的互补。

随着技术发展，机器的作用会越来越大



easyai-tech

工厂的发展也是类似的路径：

- 一开始机器只做辅助，人力是最重要的
- 机械化和自动化的程度越来越高，机器的作用越来越大
- 最终实现无人工厂（已经实现）

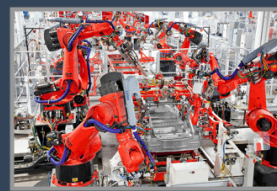
工业化发展历程



机器辅助人类



人类辅助机器



无人工厂

easyai-tech

所以从「可解释性」和「错误容忍度」上可以评估出来哪些问题不适合「完全依赖人工智能」。

但只要商业价值足够大，还是有解决方案的——人类和机器相互配合，共同解决问题。并且随着技术的进步，不断减少对人力的需求。

扩展阅读：

《人工智能辅助医生“阅片”：诊断准确率已超过95%》

《人工智能能够帮助快速诊断疾病 但却无法取代临床医生》

《2019中国人工智能医疗白皮书发布（附下载）》



easyAI – 最好的人工智能科普网站
<https://easyai.tech>



公众号：easyai-tech

关于EASYAI

初衷

笔者是非技术，十分看好人工智能这个领域，也希望在这特领域里做些事情，于是开始了自学。

在网络上找了很多文章和书籍，呈现明显的两极分化：

- 要么是纯技术，满屏的代码，很难看懂
- 要么就完全不涉及技术本身，只谈大趋势，大方向

做市场可以不动技术，但是做产品经理如果完全不动技术，根本提出了不了合适的解决方案。人工智能更是如此！

于是笔者开始自学一些技术，然后用通俗易懂的语言将技术的逻辑表达出来，而不涉及具体代码。

欢迎大家跟笔者交流，我的微信：**pkqiang49**

产品经理的AI学习库

访问我们的网站 <http://easyai.tech/>，网站有很多名词解释和优秀的文章：

产品经理的人工智能学习库

产品经理的AI宝库

前往AI宝库

新推出：人工智能导航

1. 专注人工智能领域

2. 海量人工智能资源

3. 书籍培训网站公号

4. 每周更新最新资源

去看看

AI 算法

强化学习-Reinforcement learning | RL

深度学习 - Deep learning | DL

卷积神经网络 - CNN

机器学习 - machine learning | ML

循环神经网络 - Recurrent Neural Network | RNN

基础科普

人工智能 - Artificial intelligence | AI

监督学习 - Supervised learning

无监督学习 - Unsupervised learning | UL

算法 - Algorithm

回归评估指标——准确率、精准率、召回率、F1、ROC曲线、AUC曲线

数学基础

随机梯度下降法 (Stochastic gradient descent | SGD)

标量 (scalar)

张量 - Tensor

梯度下降法 - Gradient descent

约束优化 (Constrained optimization)

机器学习

强化学习-Reinforcement learning | RL

深度学习 - Deep learning | DL

机器学习 - machine learning | ML

监督学习 - Supervised learning

Encoder-Decoder 和 Seq2Seq

深度学习

强化学习-Reinforcement learning | RL

深度学习 - Deep learning | DL

卷积神经网络 - CNN

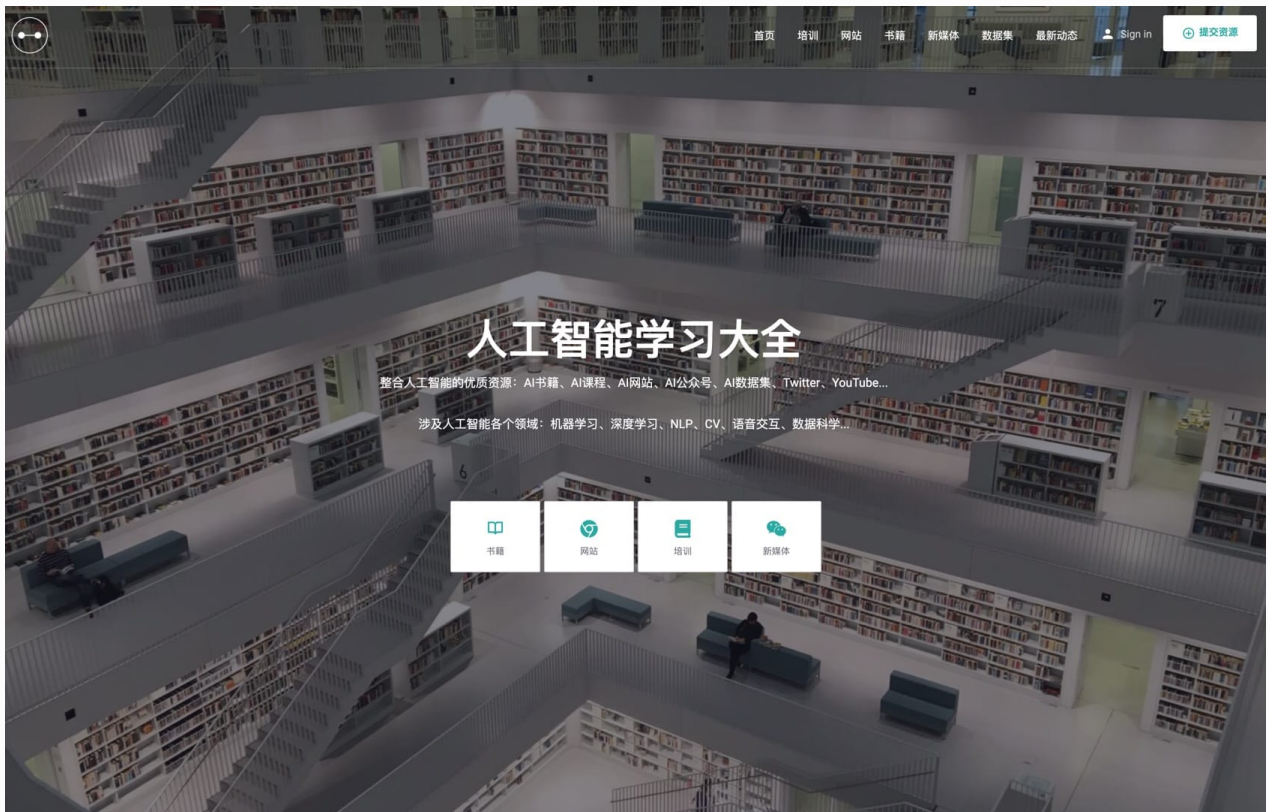
循环神经网络 - Recurrent Neural Network | RNN

Attention 机制

人工智能学习资源大全

除此之外，笔者在自学的过程中，花了大量的时间来找学习资源，这个工作很花精力，如果从0开始找，效率很低。

于是我还整理了大量的学习资源，包含书籍、网站、培训、公众号、YouTube频道等，方便大家挑选适合自己的学习资源。大家可以访问 <https://www.easyaihub.com/> 来查看所有资源。



我们的公众号

最后，欢迎大家关注我们的公众号，我们有内容更新时，会第一时间推送给大家

名称：产品经理的 AI 知识库

账号：easyai-tech

