

## AI人工智能现在处于什么阶段

谢谢邀请。人工智能开创未来，科技创新发展，人工智能引领时代潮流。人工智能在路上，我们无须谈智能而色变;消灭人类的不是人工智能的科技的发展，而是掌握科技发展的核力量。该来的一定来，人工智能已经向我们走来，用平常的心对待吧，恐怕只是吓自己。

## 人脸识别能力主要的核心点在什么地方

### 01人工设计的LBP特征

在说LBP特征之前，我们先回顾一下特征设计，特征设计最重要的是鲁棒性。比如说一张图片可能被加了不同的光照，有一些角度旋转，或者是被放大缩小。那么怎样使得这个特征在不同的光照旋转或尺度变化中，具有稳定的表达呢？这是特征设计中一个很重要的问题。

说完这个问题以后，我们再看一下LBP特征的具体方法：

给定一张图像，能够提取图像中间的每一个像素点以及周围8个与它相邻的像素点。将相邻的8个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置被标记为1，否则为0。

这样，3\*3邻域内的8个点经比较可产生8位二进制数，即得到该窗口中心像素点的LBP值，来反映该区域的纹理信息。

试想一下，LBP特征怎样与我们刚才说的鲁棒性相对应？

我们看一下光照的鲁棒性：因为LBP特征其实是在某一个像素点以及它的邻域来取值，这个时候如果外界施加了很强的光照，我们可以认为在局部的小区域内，它的光照施加值或者施加的幅度是一致的，这样就形成了局部的光照不变性。

而对于旋转或尺度，如果按照一定的规则来构建二进制串的话，它其实是有旋转不变性。对于尺度来说，就相当于用图像的一个像素点以及它的邻域来构建LBP特征，如果它的尺度发生变化，仍然是可以通过图像中间的某一区域块，以及它的邻域区和邻域块来构建LBP特征。

当我们定义了LBP特征以后，人脸识别的特征提取如下图所示。

首先需要把输入的原始图像转换成LBP图像，其次在LBP图像上进行分块，对于每

一块构建一个值的直方图，最后再把所有区域的直方图一次连接到一起作为特征向量接受下一级的处理。

这里面区域的划分以及LBP图的形成，都有很多不同的变种，这些工作在原始LBP的技术上面也得到了充分的发展。

但是很容易看出，LBP特征其实会有很多问题，比如图片中的人脸出现了一定的侧脸，形成的直方图很有可能与原始的直方图有很大差异性，或者被拍者出现了一些极端的表情，原始的分块方式很可能就不再适用。

总而言之，简单的LBP特征对真实复杂的人脸识别难以适应，复杂的特征非常依赖于专家经验，难以设计。

## 02神经网络特征

当机器拥有强大的计算能力，我们更多地会采用自动学习的神经网络特征。

神经网络特征其实是模拟了人类的细胞或者神经元的传导机制，包括一些权重的连接，对输入信号的处理等。

从局部到中层再到高层，类似于一个不断融合和汇总过程。对应到人脸上其实是一个很好的表达形式，一开始可能关注于人眼的局部，中层特征关注于人眼的区域，高层特征则更加关注人脸的整体性。

现在流行的卷积神经网络，它有两个关键的模块，第一是卷积模块。正如我们刚才所说，构建一个全部连接的神经网络，它的参数量非常大而且可能会有冗余信息。

所以在全连接的技术上面，研究学者提出了局部连接的神经网络。比如可以把眼睛的区域连接到固定的神经元上，嘴巴的序列连接到一个固定神经元上，但这样的过程仍然会有很多冗余计算。所以在此基础上，业内又提出了卷积神经网络，用很多不同的卷积和对图像整体来进行特征提取。

卷积神经网络第二个重要的模块是池化，对某一个区域的整体来进行一些操作。

通过这种池化的操作，能够一定程度上克服图像的一些旋转和局部的细微变化，从而使得这个特征的表达更加稳定。

因为卷积的高效特征提取以及池化的局部不变性，卷积神经网络在图像识别领域大放异彩。

### 03深度学习人脸特征提取的公开方案

下面我们来看一下，基于深度学习的人脸特征提取，一些比较有名和公开的方案。

首先是卷积神经网络在人脸识别中的奠基之作，2014年FaceBook提出了一种名为DeepFace的方法。

这个方法用到了三维的人脸对齐，更重要的是它开启了人脸识别的特征提取模型训练的方案，引入了一种更新更好人脸特征提取的方案。经过很多层的卷积神经网络，最后接入到一个4000类的人脸分类的任务中去，并在这个模型的训练过程中间形成一个特征的表达。

这个特征的训练过程，其实是利用了图像分类的原理，基于这样一套方法，FaceBook提出的这个方案能够很好的在开放环境中进行人脸识别。除了技术之外，在这里我们还要考虑另外一个因素——数据。

这个工作使用了大概400万张照片，这个数据量相对于当时的传统方法来说是非常巨大的，所以这个工作其实也一定程度上的反应了数据取得成功。

接下来是港中文提出的DeepID方法，在FaceBook基于分类任务的基础上，提出了一些额外的优化函数设计，主要是将优化目标从单独的分类变成了分类与比对相结合的方案。这个方案更加接近于我们实际中的使用。

这个方案能够使得分类比对相互促进，使得表达能力更加的强大。因为港中文的数据远远少于FaceBook之前的工作，为了弥补数据量的不足，港中文的工作也提出了将人脸划分成不同的区域、尺度，通过尺度和区域特征的融合，达到效果的最大化。

人脸特征提取里面最近最经典的论文，是谷歌在2015年提出的FaceNet。我们之前说过，Facebook提出的方法其实利用了分类准则，使得特征具有类别的区分性，而港中文的方法面对着我们最终要使用的人脸相似度比对，加入了一些人脸比对的准则。

谷歌的方法表现更加直接，即根据人脸比对来进行优化函数的设计。这个优化函数可以理解成，当我们有一个锚点，同时又有同类别的另外一个样本，以及不属于这个类别的样本。我们的目标就是使得同类之间的样本距离足够小，不同类的样本距离足够大。这种思路隐含着类内距离和内间距离的同时优化，可以看成是人脸特征比对定制的一个目标函数。

当然，谷歌提出的方法同样是基于他们后端庞大的数据库来构建，论文中间宣称他们已经有超过了2亿张的图像。此方法也更加符合工业界的应用，因为工业界不缺样本。

## 04人脸识别的进程

除了算法和方案，我们仍然需要关注最近人脸识别的发展进程。

对于学术界而言，可能大家会比较关注一些优化函数的设计。举个例子，如果直接利用分类准则去训练模型的话，假设有十类的分类任务，那么模型训练后特征的分布就如下图所示，是散斑状。

对于这种形式有一些容易混淆的样本，使得它的实际分类准确率没有那么多高。目前学术界针对这样的情况有几种处理的方案：

第一种基于类中心的优化，把它从一个散斑状的状态变成空间中间团聚的状态；还有一些是这个散度不断的减小，使它类似于发射的直线。还有一些是几何球面的约束，来优化最终结果。

工业界则可能更加关注数据迭代的构建，这里面有个词叫涟漪效应。多涟漪效应，或者说多数据的涟漪构建，其实就是相当于利用某一个特定场景的数据，来提升针对这个场景所训练出的模型效果。同时又能将这个场景的数据与其他场景的数据结合起来，提升通用的泛化能力。

当然，一种典型的数据迭代模式，是我们提供了一些算法、集成上线、上线以后要进行不断的数据回收、清洗筛选，最后这些数据又能够充分加入到算法优化过程中去。

这里面我们要强调的是，好的数据带来的提升往往大于好的算法，但处理海量数据的能力还需要有强大的算法支持。

## 人工智能在教育产业有哪些应用

假打，中国人口超级多，多少失业人，你还倡导人工智能教育，不合国情。教育非产业，应为国税支撑福利为民生。人工智能可用于教学补充资源，不可太过分，教育还是高人传后人。

## 学习人工智能都要了解哪些方面

作为一名计算机专业的教育工作者，我来回答一下这个问题。

首先，人工智能专业属于计算机大类专业之一，虽然是新兴专业，但是由于当前人工智能领域的发展前景比较广阔，同时一系列人工智能技术也进入到了落地应用的阶段，所以当前人工智能专业也是热点专业之一。

人工智能专业有三个特点，其一是多学科交叉，涉及到计算机、数学、控制学、经济学、神经学、语言学等诸多学科，因此整体的知识量还是比较大的，其二是学习难度较大，人工智能本身的知识体系尚处在完善当中，很多领域还有待突破，其三是实践场景要求高。

基于这三个特点，要想在本科阶段有较好的学习效果，要有针对性的解决方案。针对多学科交叉的情况，在大一期间一定要多做加法，尤其要重视编程语言的学习，基于编程语言来打开计算机技术大门，进而学习机器学习，而机器学习则被称为是打开人工智能技术大门的钥匙。

其二是选择一个自己的主攻方向，围绕该主攻方向来制定学习和科研实践计划。人工智能领域的方向非常多，大的方向就包括nlp、cv、机器学习、机器人学等，选择一个主攻方向会更容易形成突破。从目前的知识体系成熟度和落地应用情况来看，可以重点关注nlp、cv这两个方向。

其三是要重视为自己营造一个较好的交流和实践场景，这对于学习效果有较大的影响，建议在大一、大二期间积极参加人工智能相关的课题组。在选择课题组的时候，要考虑到自己的兴趣爱好、课题周期、实践资源等因素，从这个角度来看，学校的科研资源对于人工智能专业的同学有较大的影响。

我从事教育、科研多年，目前在带计算机专业的研究生，主要的研究方向集中在大数据和人工智能领域，我会陆续写一些关于互联网技术方面的文章，感兴趣的朋友可以关注我，相信一定会有所收获。

如果有互联网、大数据、人工智能等方面的问题，或者是考研方面的问题，都可以私信我！