我们是机器学习的刘承奇、杨俊豪、孙震寰小组。我们组的选题是面部表情识别。（点）

首先是我们选择这个题目的原因。最重要的一个原因是人机交流的需要，人们对于和机器的正常交流需求日益强烈。如果机器人都能够识别出人类的表情，这显然是很吸引人的一事情。（点）其次是它的商业化应用很广泛。企业能够根据用户的表情自动判断他们对产品的满意程度。（点）另外这也是一个研究的热点话题，研究比较多。早在1971年，Ekman 和 Friesen就把人类的表情分为了6种基本表情，我们的数据集也是根据这个标准分类的。（点）此外这个项目很有趣，至今还存在很多开放性问题。比如表情识别容易因为数据集不足而出现过拟合现象；比如容易受到拍摄环境影响导致噪声比较大；此外数据的类内方差也比较大，较难分类；以及表情比较细微和抽象，不像人脸识别那样直接。（点）

首先我们找到了kaggle上的一份最新的数据集，拥有128k张图片。（点）原始的图片被分成了七个类，除了六个基本表情之外还有一种正常表情。我们为了简化任务，又把这些表情重新分成了三类。（点）（指）一类是消极表情，标记为0，自然表情标记为1，积极的表情标记为2。（点）

在数据的预处理阶段除了刚才所说的重新分类之外我们还进行了其它的操作，比如将图片从彩色转换成黑白，让图像的维度降低到了原来的三分之一；我们还对数据进行了标准化；还用主成分分析做了降维处理，从原来的60×60维降到了20维。（点）

我们首先尝试了比较简单的逻辑斯蒂回归模型。然而它的实际表现不是很好，在训练集、验证集和测试集上面都只拿到了40%左右的精度。这边是混淆矩阵，可以看到它把很多原本应当属于消极和自然表情的错误分为了积极表情。（点）

于是我们考虑了集成学习方法。这种方法尝试将好几个简单的分类器叠加成一种更高效的复杂分类器。集成学习分为序列集成学习和并行集成学习两种方法。在序列集成学习中，我们尝试了adaboost和gradient boost两种方式；在并行集成学习中，我们尝试了bagging和随机森林这两种方式。（点）

首先是序列集成学习部分，adaboost在每一轮更新样本的权重，而gradient boost则在每一轮拟合减小上一轮的残差。（点）测试效果gradient boost明显表现更好。它在混淆矩阵中每一种的分类正确率都会更高。（点）

然后是并行集成学习部分，bagging使用多次不放回的抽样生成了很多小的数据集，然后每个小的数据集训练一种分类器，再由所有的分类器投票决定最终的分类。这里我们直接用了逻辑斯蒂回归作为基础分类器。随机森林则是使用决策树的方式作为基础分类器。（点）测试结果二者都表现的不够好，分类精度大致都在40%。（点）可以看到和bagging相比随机森林把更多错误的样本和更多正确的样本都标为了积极的表情。（点）

由于之前的分类精度不高，我们决定使用更先进的神经网络。我们找到了一种2015年提出的名为残差神经网络的方法。它是用神经网络额外对数据残差进行处理，较好地解决了梯度消失和梯度爆炸的问题。这种神经网络能够叠加成百上千层也能起到很好的效果。（点）

在之前预处理经验的基础上，这次我们一开始就进行了标准化和PCA，使用了三种颜色的图片，使用了图像数据增强的方法，还利用电脑的GPU加快了代码的运行速度。（点）

我们只使用了三层的神经网络，取得了很不错的效果。分类精度比之前的算法明显都要高。（点）在混淆矩阵中，每一种的正确率都远高于之前的。（点）

最后总结一下我们的项目。我们用了五种传统算法对kaggle的新数据做了表情识别，随后在总结之前经验的基础上使用了残差神经网络取得了更好的效果。（点）

分析之前精度不足的原因可能有三点，一个是图片太小，非常不清晰，现在人脸识别对清晰度有较高要求；另一个是图片受到拍摄环境影响，噪声很大；此外也和我们三个分类的样本数量不均衡有关系。（点）

未来的改进方向可以使用更清晰的样本，如果对同一个表情能拍摄多个角度则更好。此外应当使用一些方式均衡样本数量。另外，我们仅仅采用了3层的残差神经网络，而它可以叠加几百层。增大层数和复杂度也能取得性能提升。（点）

我们的展示结束，谢谢各位。