以下数据是在20newsgroup dataset：

三张图分别是在不同的噪声类型的环境中的

第一组图用来展示不同训练动态模式作为先验时，对于纠正样本数量的影响。

横坐标为噪声比率（Noise Ratio），表示噪声标签的比例。纵坐标为纠正的样本数量（Numbers of samples corrected）。表示在给定噪声比率下，用不同的训练动态模式作为先验时，成功纠正的样本数量。每个曲线代表一种训练动态模式作为先验的情况，通过比较不同曲线的趋势，可以评估不同训练模式对于样本纠正的效果。

第二组图片

用来展示在不同噪声比率下模型的性能表现。横坐标为噪声比率（Noise Ratio），表示噪声标签的比例。纵坐标为准确率（accuracy），表示在给定噪声比率下，模型的预测准确率。每条曲线代表了模型在不同噪声比率下的性能表现，通过比较不同曲线的趋势，可以评估模型对于噪声标签的鲁棒性和性能表现的变化。

论文的主要内容和贡献：

研究主题和目标：论文主要思路是利用训练动态来纠正噪声的预测。作者关注于通过考虑造成样本与其分配的标签簇之间的距离，来改善对噪声预测的校准。

研究方法：作者提出了一种名为DyGen的框架。该框架将训练动态模式与深度生成模型结合起来，以进行噪声标签的学习。

实验验证部分，文章进行了大量实验来验证每个组件的有效性，并展示了DyGen在多个基准数据集上的性能改进。

文章主要的贡献是，这项研究提供新的思路： 使用训练轨迹 处理噪声标签，特别是在校准大噪声比例下的噪声预测方面，更好地利用训练过程中的动态信息来改善模型对噪声的鲁棒性，从而提高模型性能。