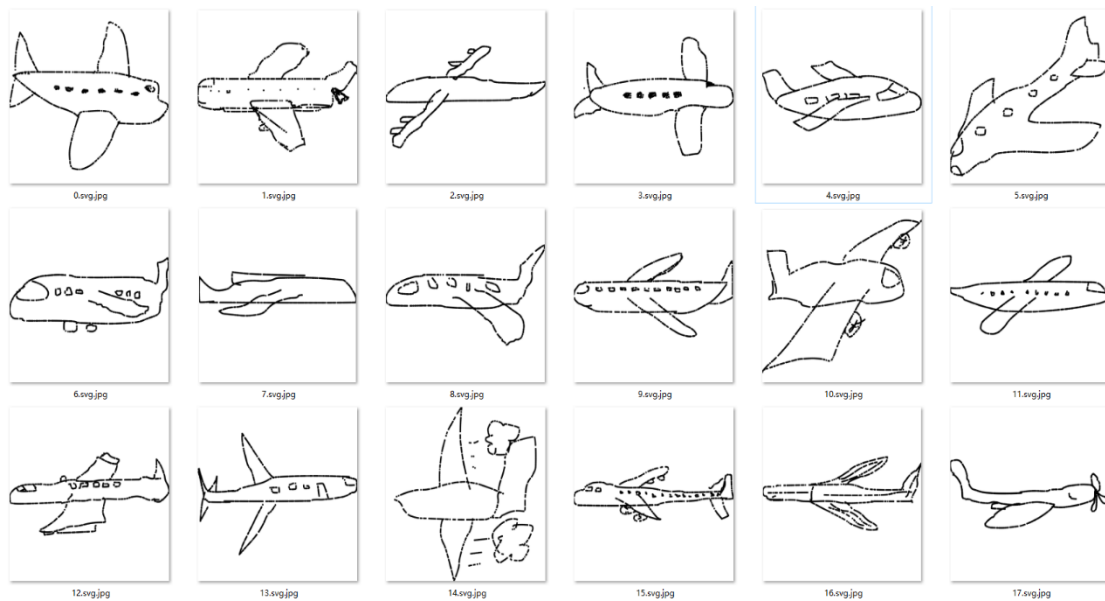


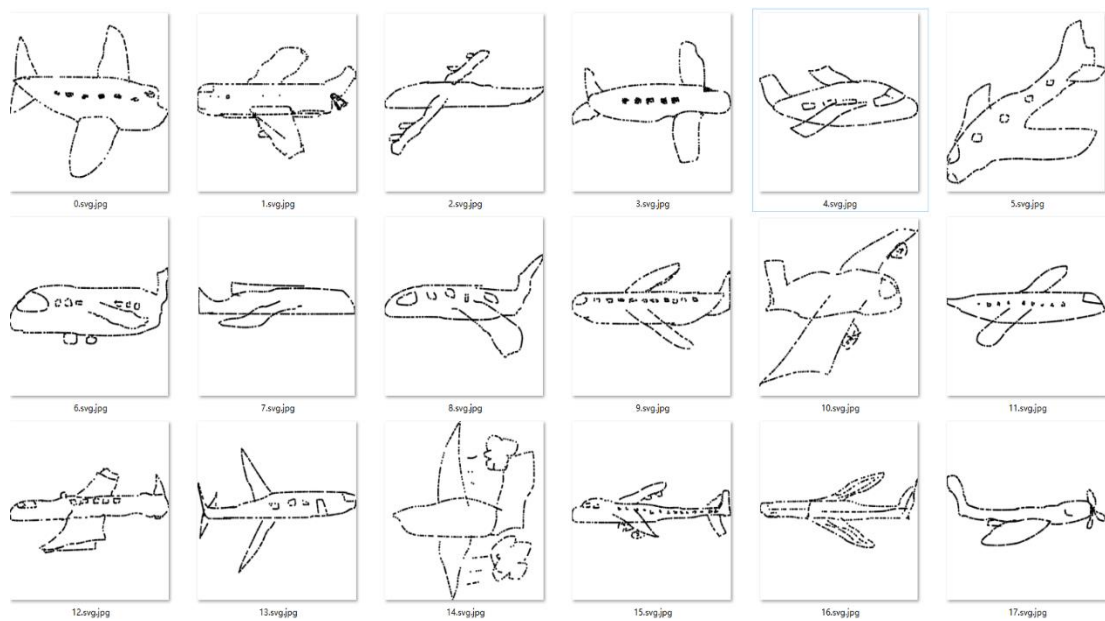
## 1. Dropout 的相关实验

对每个样本按照 $\theta$ 进行 dropout(即每个点有 $\theta$ 的概率被移除)。 $\theta$ 的取值范围为 0 到 0.95。

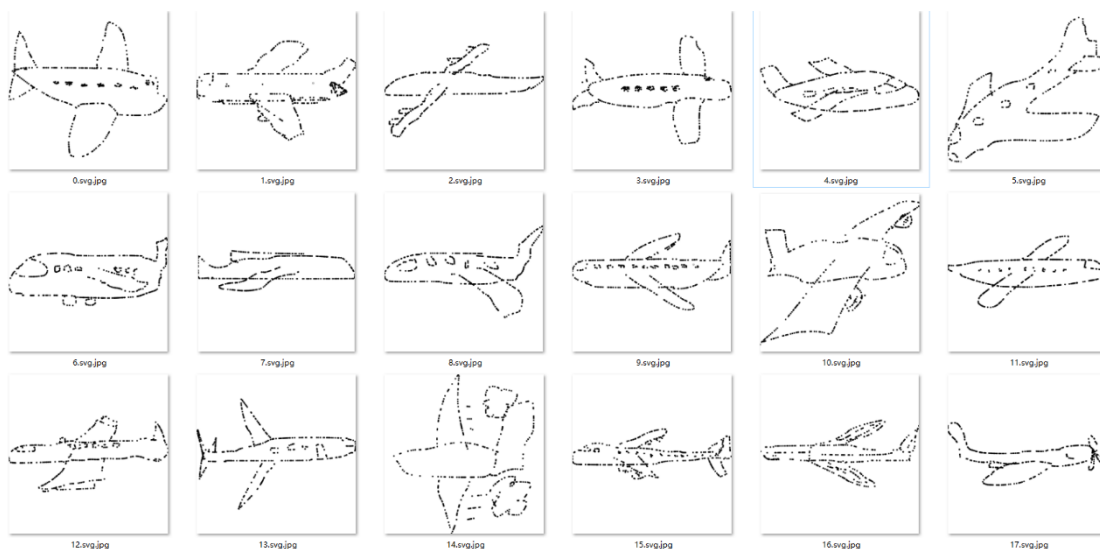
以下是按照不同的 $\theta$ 对点进行 dropout 的效果展示图。



$\theta = 0.2$



$\theta = 0.4$



Theta = 0.6

总结: **dropout** 在解决点云之间稀疏程度不同具有良好效果, 对于相同的物体模型, 可能存在不同密集程度的点集, 为了提高的模型的泛化能力, 加入 **dropout**. 但是在草图数据, 点是延笔画均匀采样的, 不存在疏密程度不同的问题。表 1 展示了加入 **dropout** 和不加 **dropout** 的实验结果对比 (完整的训练的过程为三步训练, 我们展示在第一步训练的结果)。

表 1 加入 dropout 的实验结果

|             | eval acc |
|-------------|----------|
| dropout     | 68.1%    |
| non-dropout | 70.8     |

## 2. 特征可视化

为了可视化我们学习的草图的特征, 我们统计了 split 1 训练集所有样本的所有的 group 在 PN-1 (如图 1 所示) 的  $M_3^1$  个维度的响应。将每个 hidden units 最大响应对应的的前 100 个 group 中的点 aggregate 在一起。

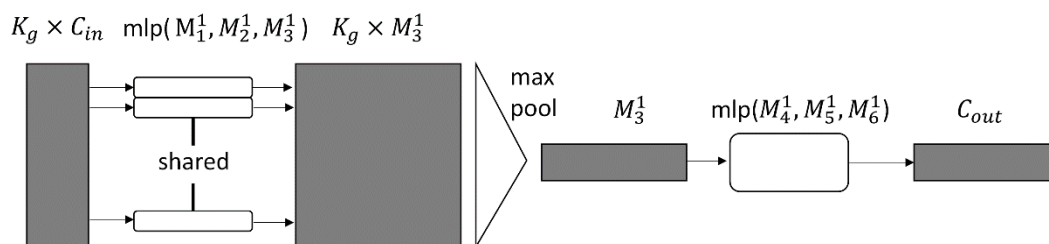


图 1 PN-1 的网络结构

下图为部分隐层单元学习到的特征。

