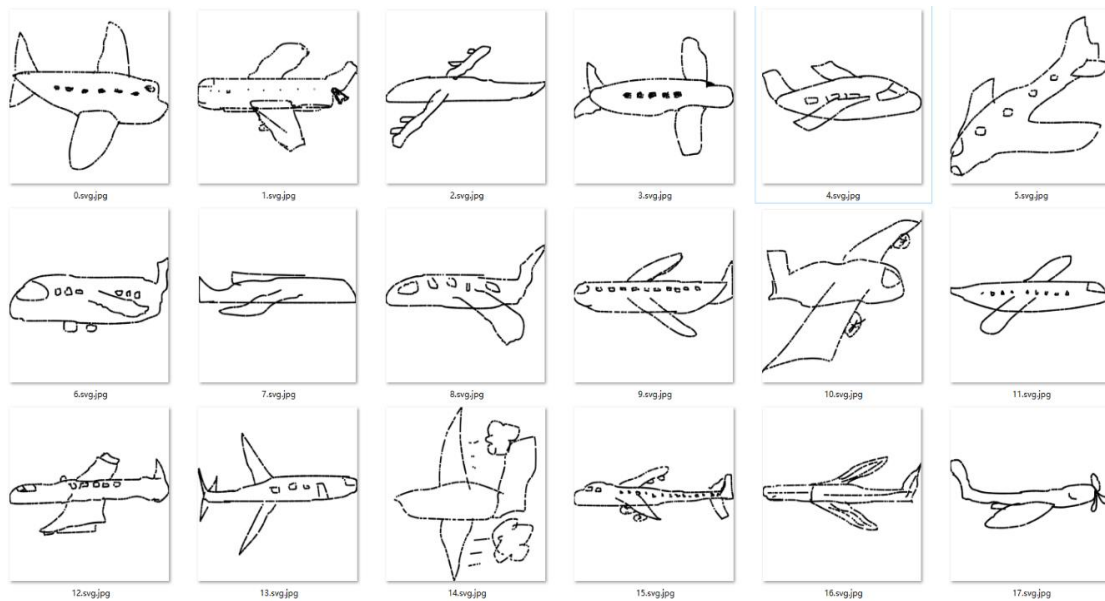


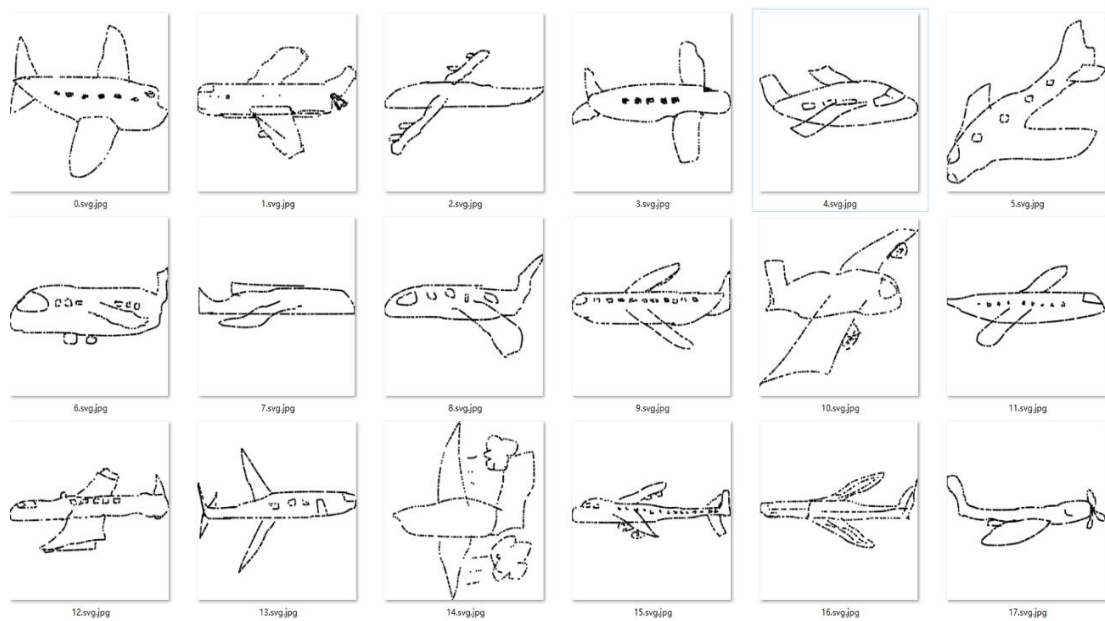
1. Dropout 的相关实验

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

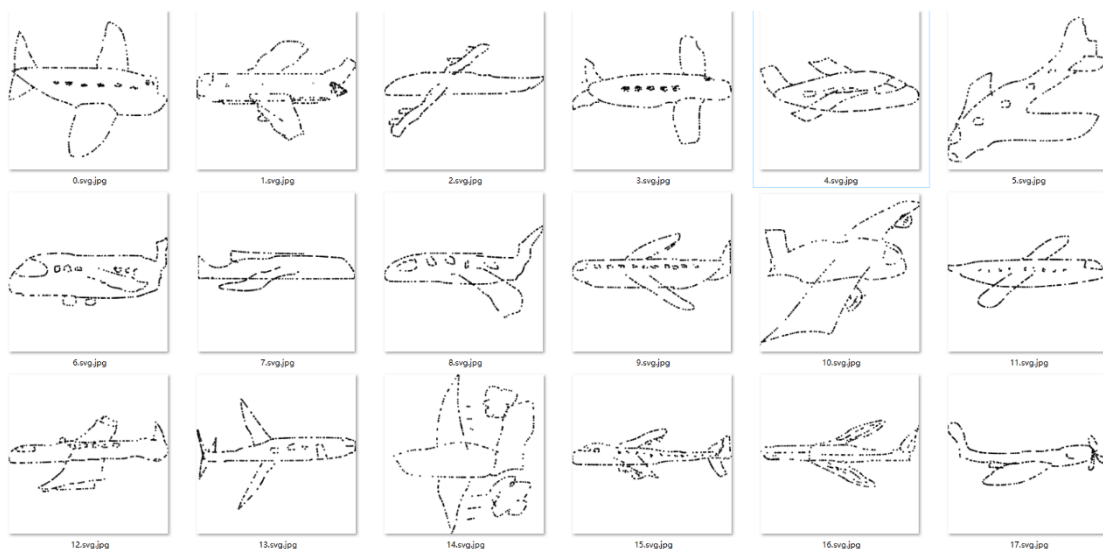
以下是按照不同的 θ 对点进行 dropout 的效果展示图。



$\theta = 0.2$



$\theta = 0.4$



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, 我统计了 **split 1** 训练集前 100 个样本的所有的 **group** 在 **PN-1** (网络结构在后面展示) 的 M_3^1 个维度的最大响应。如下图所示, 横坐标表示 M_3^1 (实验中为 64 个) 个 **hidden units** 的 **index**。纵坐标表示在对应 **hidden units** 产生最大响应 **group** 的个数。

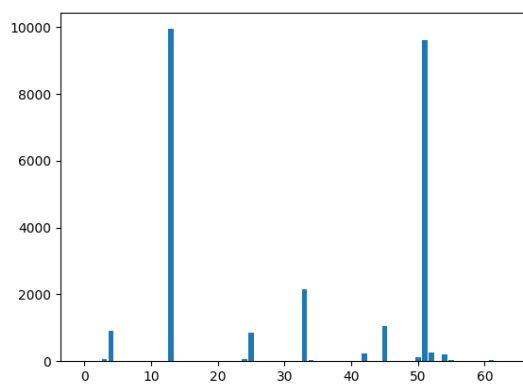
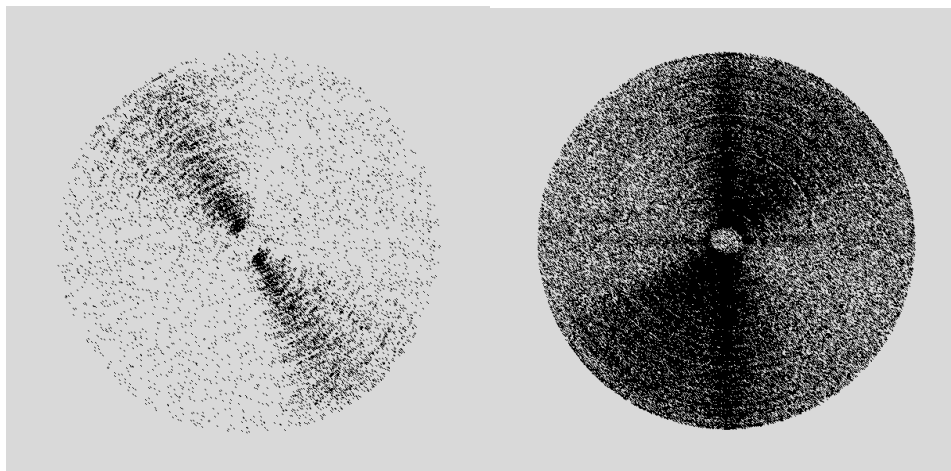


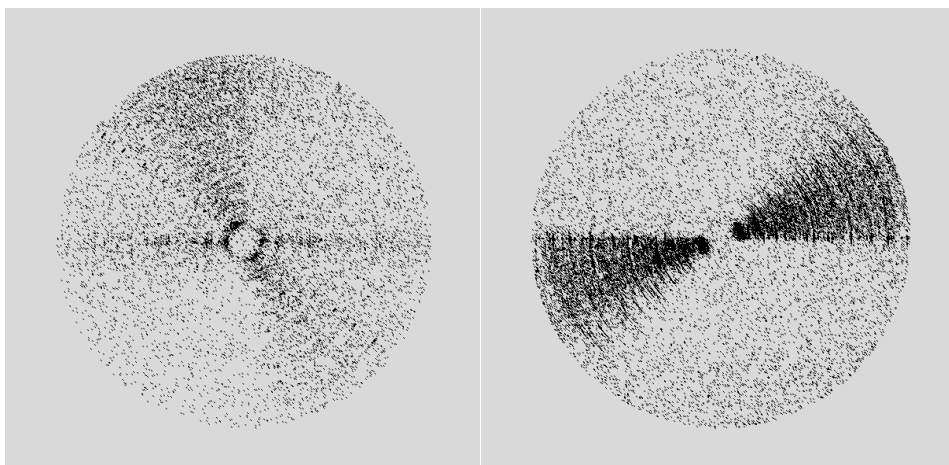
图 1 每个 hidden units 产生最大响应 group 的个数

在 M_3^1 个 hidden units 中，第 4、13、25、33、45 和 51 hidden units 中产生最大响应的 group 的个数较多。我们将产生相同最大响应（如两个 group 都在第 4 个 hidden units 产生最大响应）的 group 中的点 aggregate 在一起，如下图所示，每个图的下标对应着 hidden units 的 index。



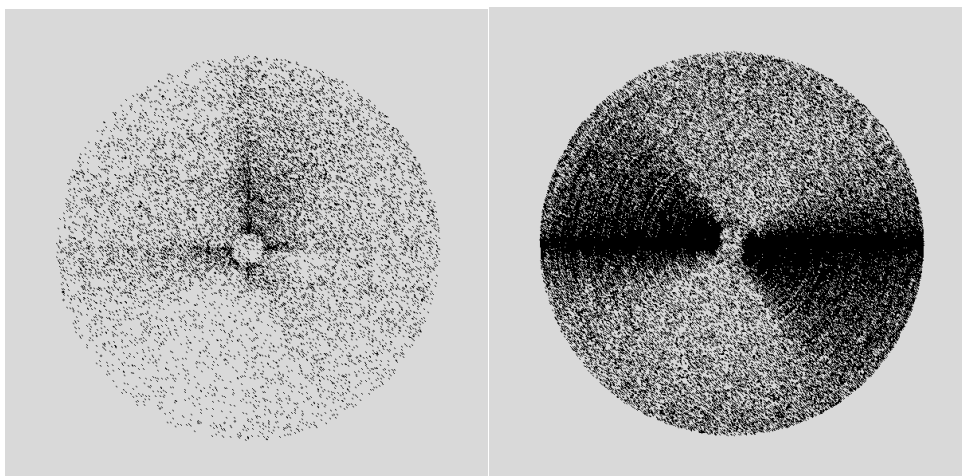
4

13



25

33



45

51

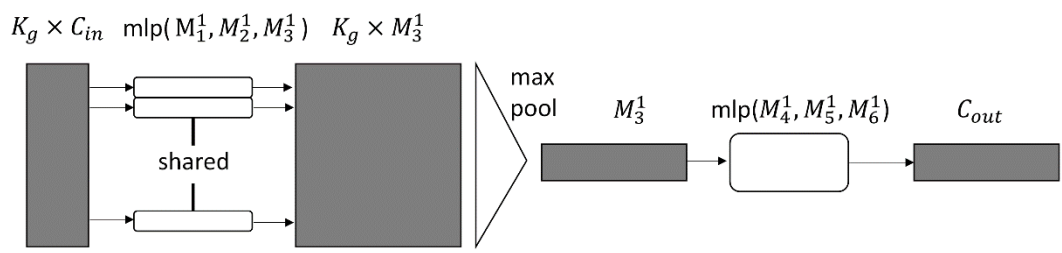


图 2 PN-1 的网络结构