

基于点云的户型图重建方法

FloorNet & GAN

想做团队的领跑者 需要迈过这些“槛”

成长型企业，易忽视人才体系化培养
企业转型加快，团队能力又跟不上

VS

从基础到进阶，超100+一线实战
技术专家带你系统化学习成长

团队成员技能水平不一，
难以一“敌”百人需求

VS

解决从小白到资深技术人所遇到
80%的问题

寻求外部培训，奈何价更高且
集中式学习

VS

多样、灵活的学习方式，包括
音频、图文 和视频

学习效果难以统计，产生不良循环

VS

获取员工学习报告，查看学习
进度，形成闭环



课程顾问「橘子」

回复「QCon」
免费获取
学习解决方案

极客时间企业账号 # 解决技术人成长路上的学习问题

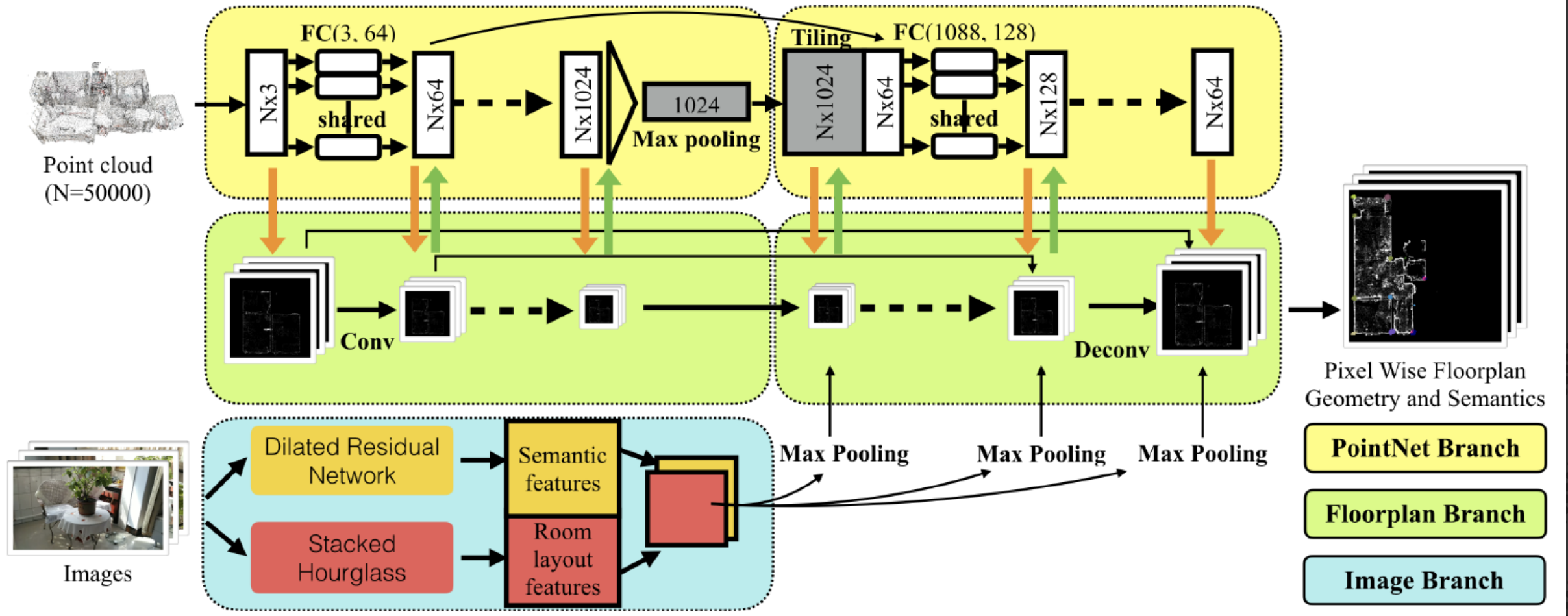
目的

- 输入为点云，输出为户型图（的一部分）
- 目前的目标为帮助摄影师画出一部分墙面，不包括门窗与功能间
- 要求：错误的墙面尽量少，宁缺毋滥
- 误差：不超过10cm
- 评价指标：

召回率	预测正确的墙面数量/真实的墙面数量
错误率	预测错误的墙面数量/预测的墙面数量
距离分类	仅针对正确的墙面
精确匹配	预测墙面与真实墙面的距离小于5cm
不精确匹配	预测墙面与真实墙面的距离在5cm-10cm之间
过远匹配	预测墙面与真实墙面的距离大于10cm

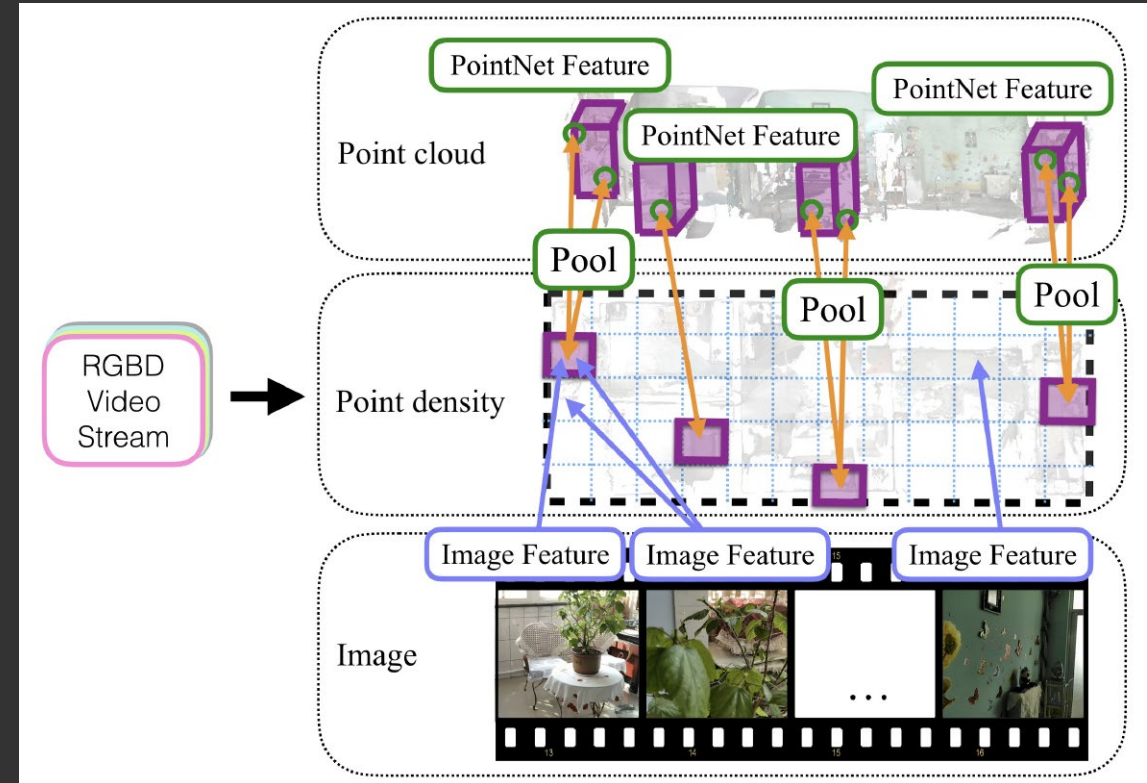
FloorNet 算法简介

网络结构



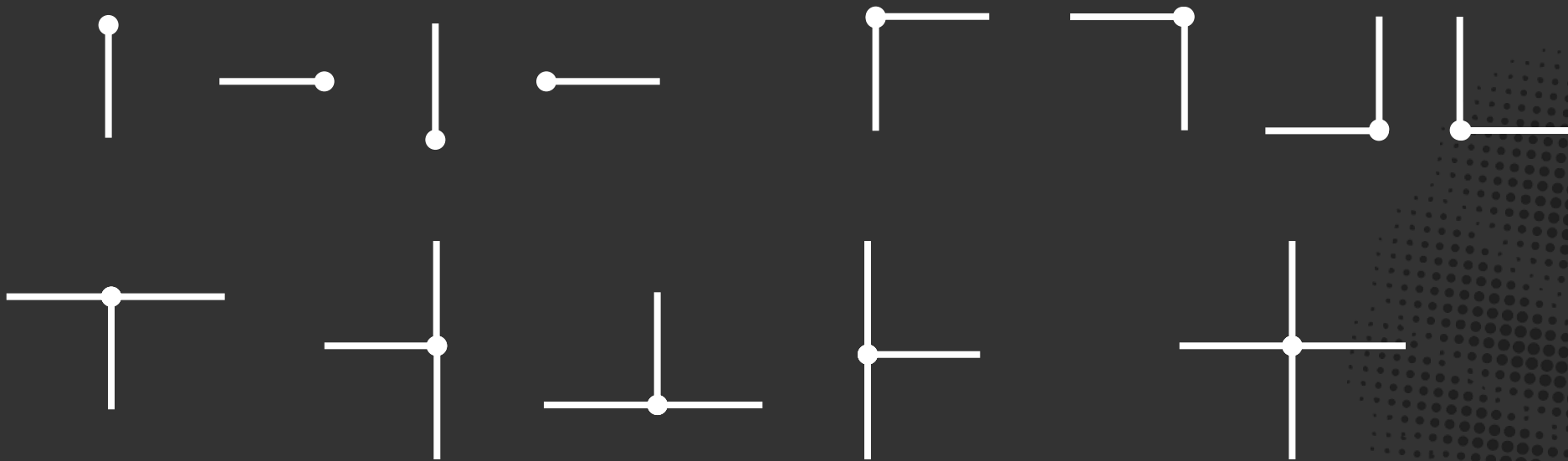
网络结构

- 三个分支：PointNet, FCN, Image
- PointNet: 输入为点云 (9*50000) , 直接在上面进行卷积等操作
- FCN: 输入为俯视的点云密度图, 有 skip connection
- Image: Dilated residual network & stacked hourglass CNN
- 每个分支的每一层之间共享特征



训练数据

- 输入：点云[9*50000]（经过降采样）、图像特征（现在没有）
- 输出：角点的热力图（21种）、功能间的热力图、物品的热力图（现在没有）
- 角点：墙13种（I、L、T、X）、门窗4种、物品4种

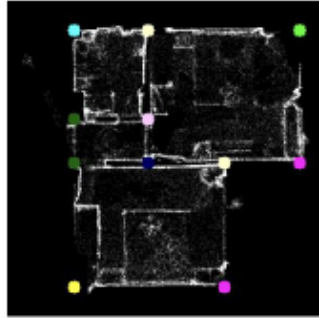


网络输出

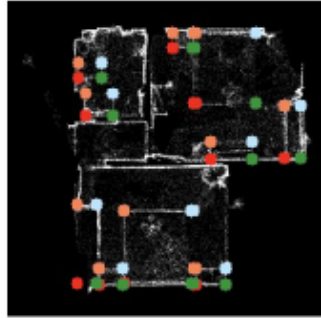


Ground Truth

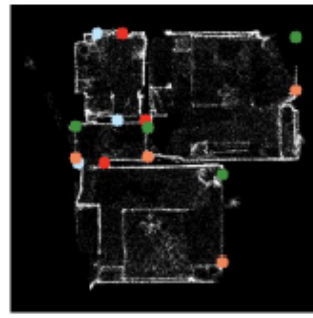
Room Corner



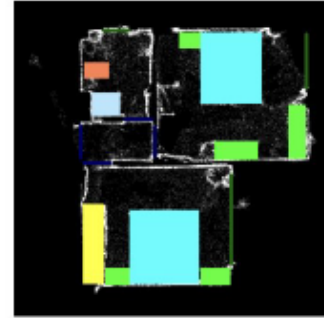
Icon Corner



Door and Window Corner



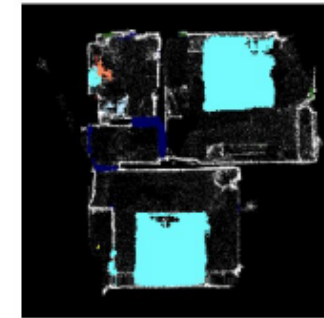
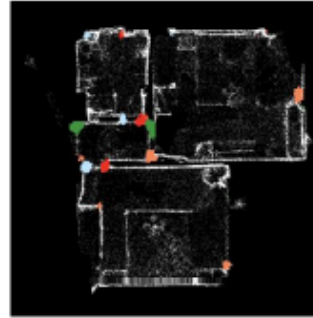
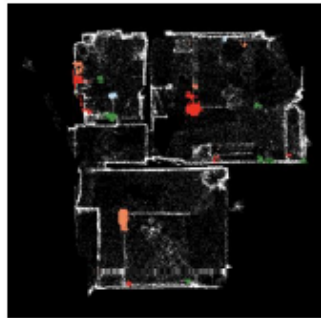
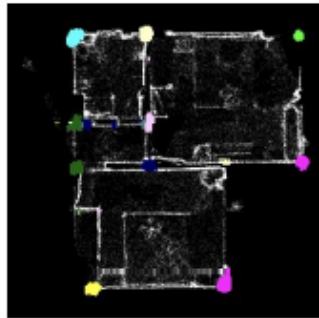
Icon Types



Floorplan

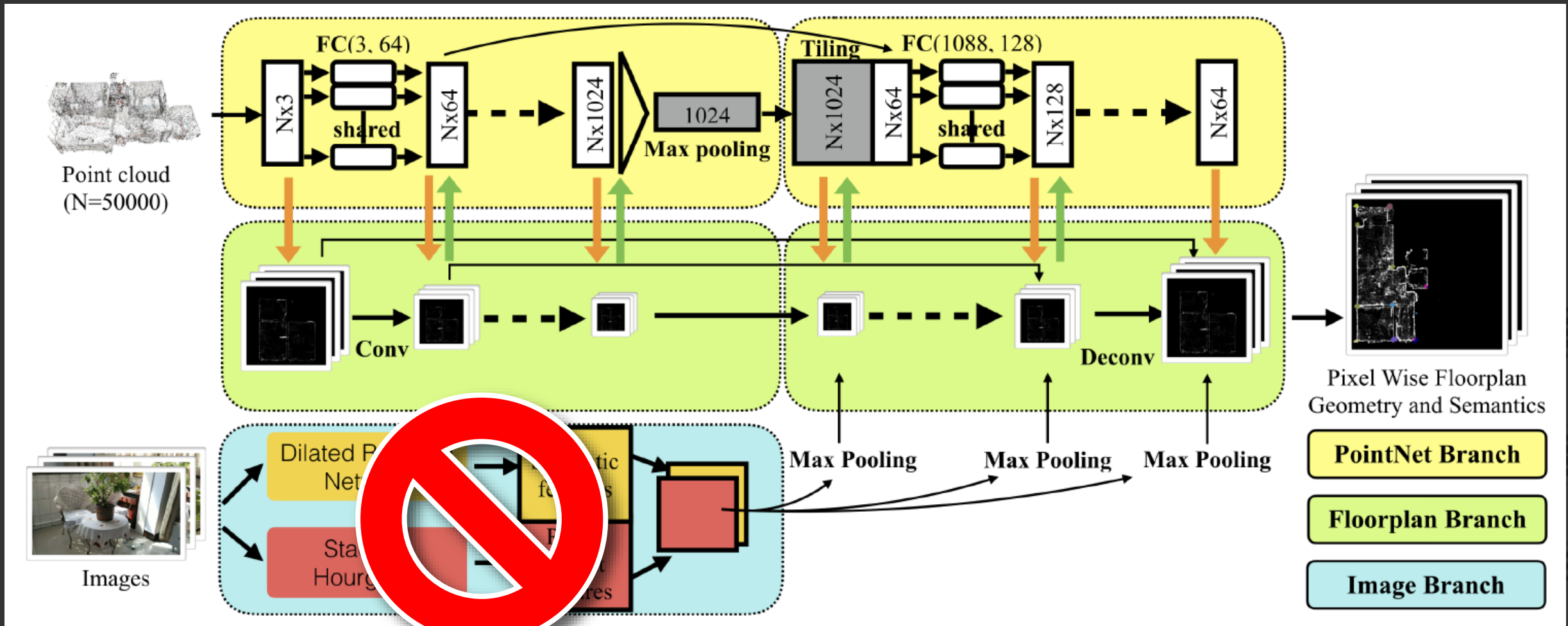


Ours



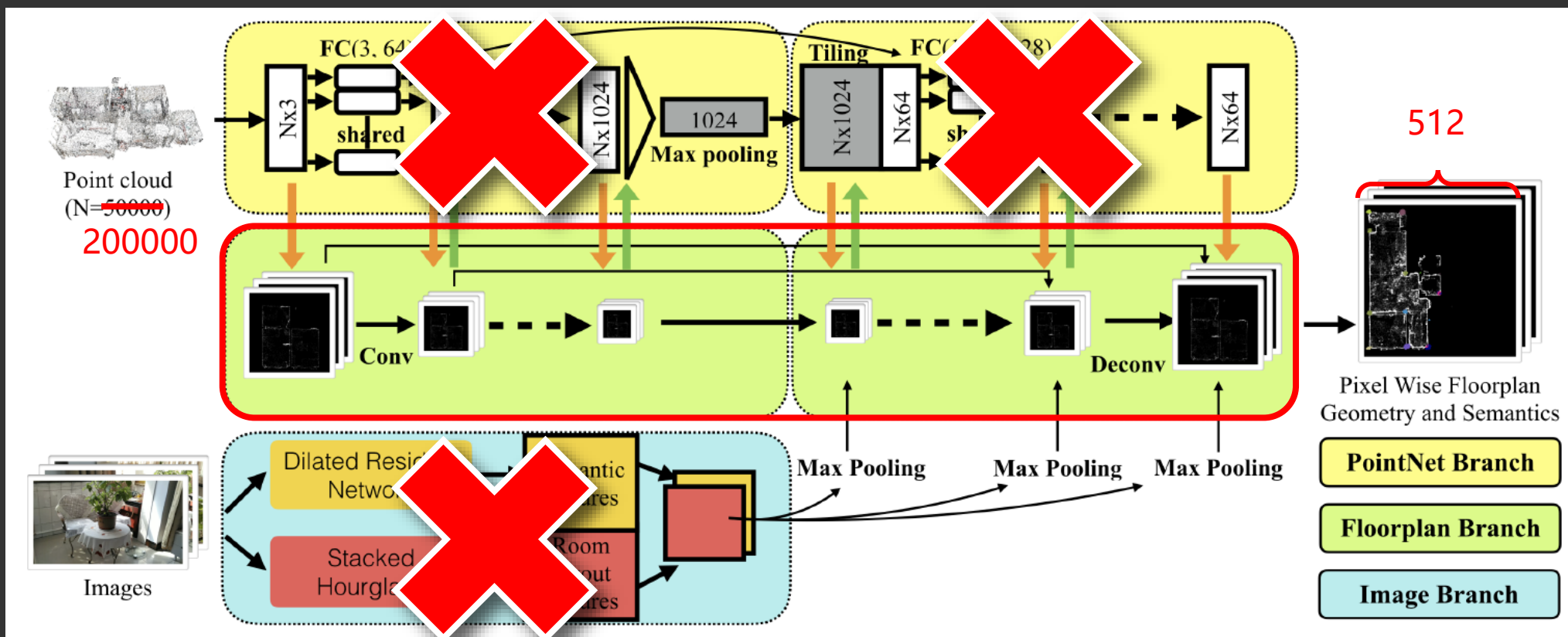
问题

- 数据缺失：没有图像特征数据、没有物品数据



改进

- 将点数从50000增加至200000，边长从256增至512
- 对网络进行简化，只保留FCN部分



结果：还不错

- 模型缩小，训练速度加快
- 性能并没有降低太多（论文里其实已经给出对比结果了）

召回率：88.68%

错误率：7.54%

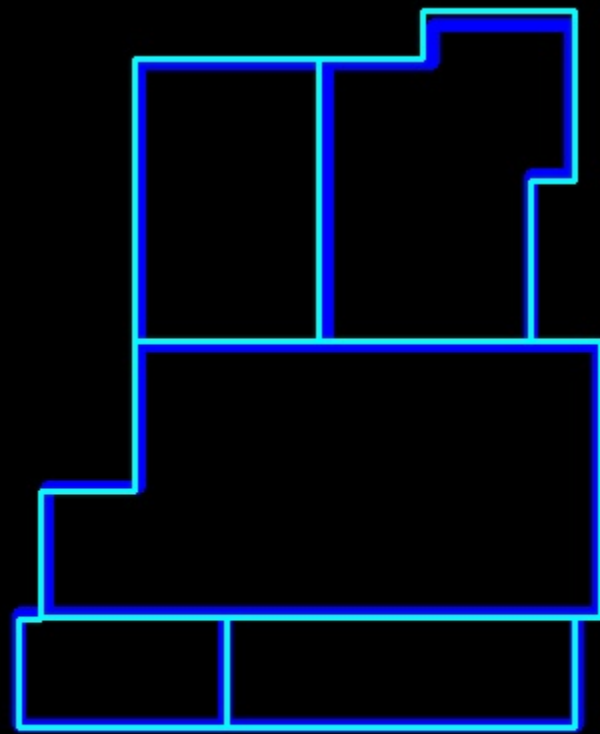
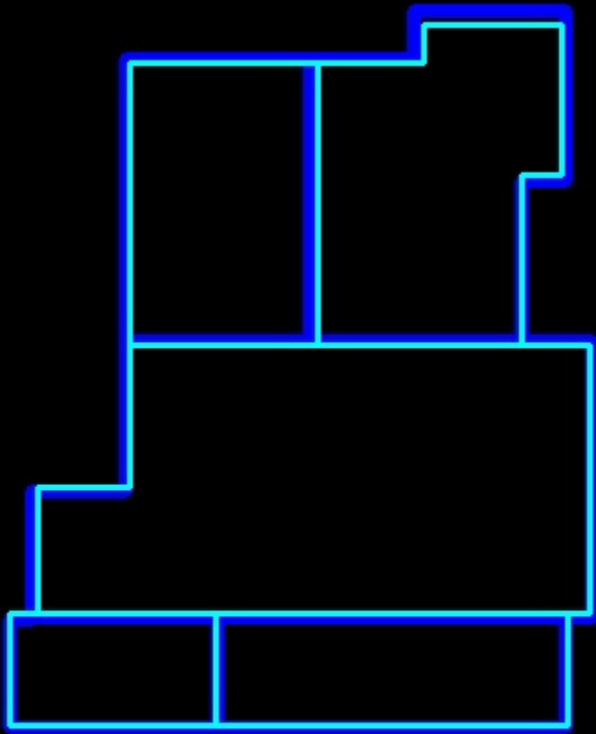
精确匹配：71.61%

不精确匹配：21.04%

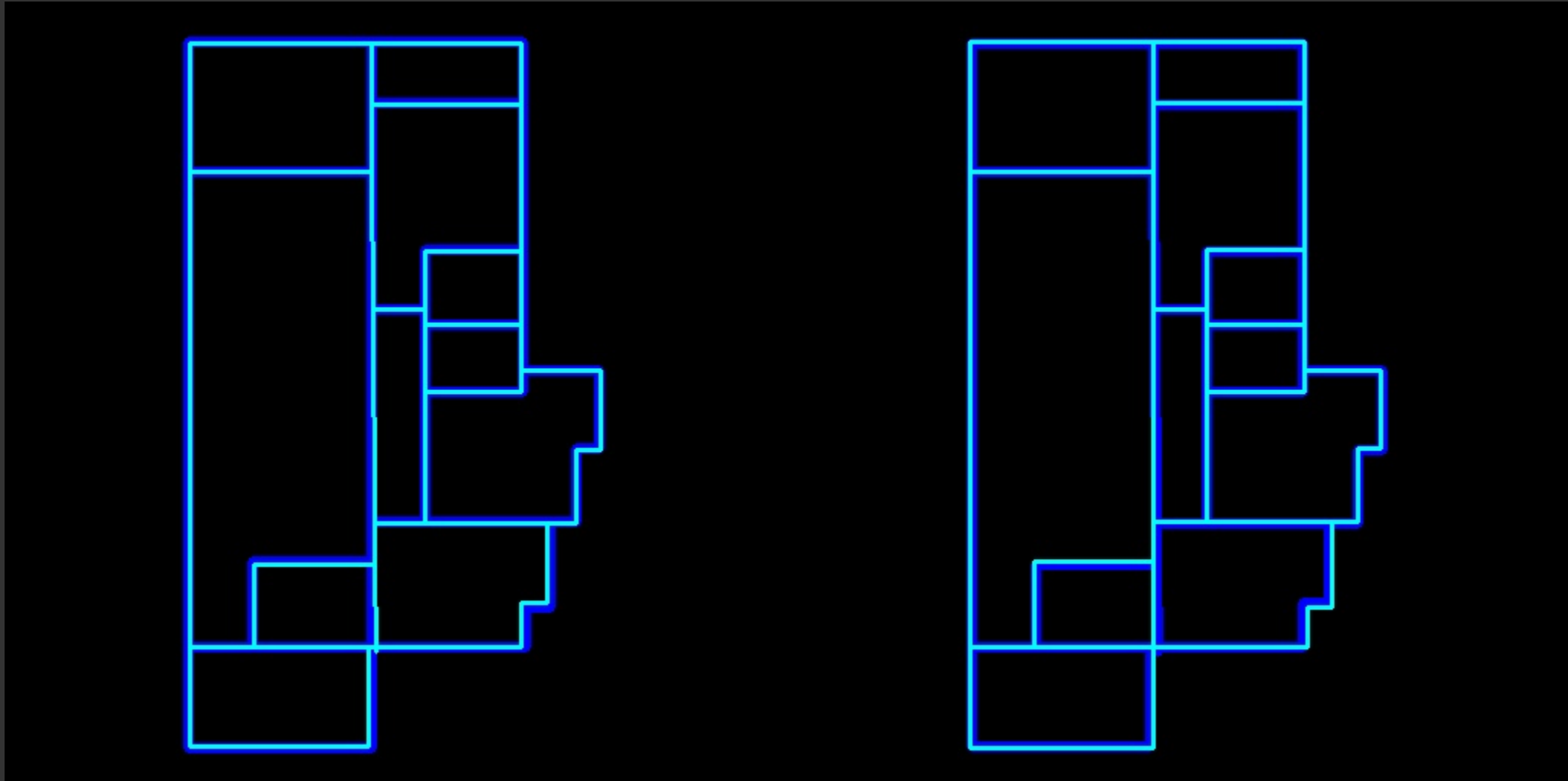
过远匹配：7.34%



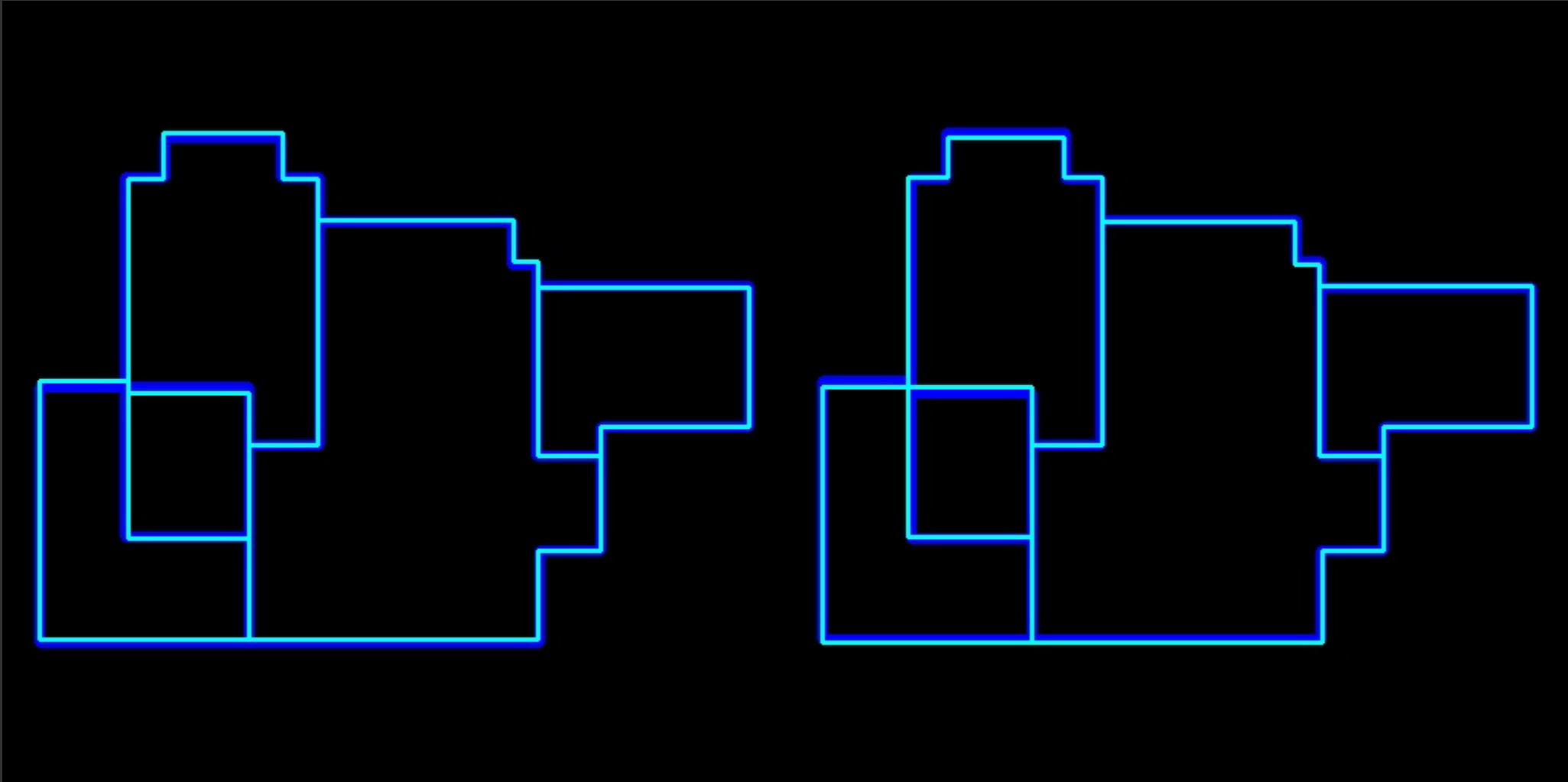
结果：正确



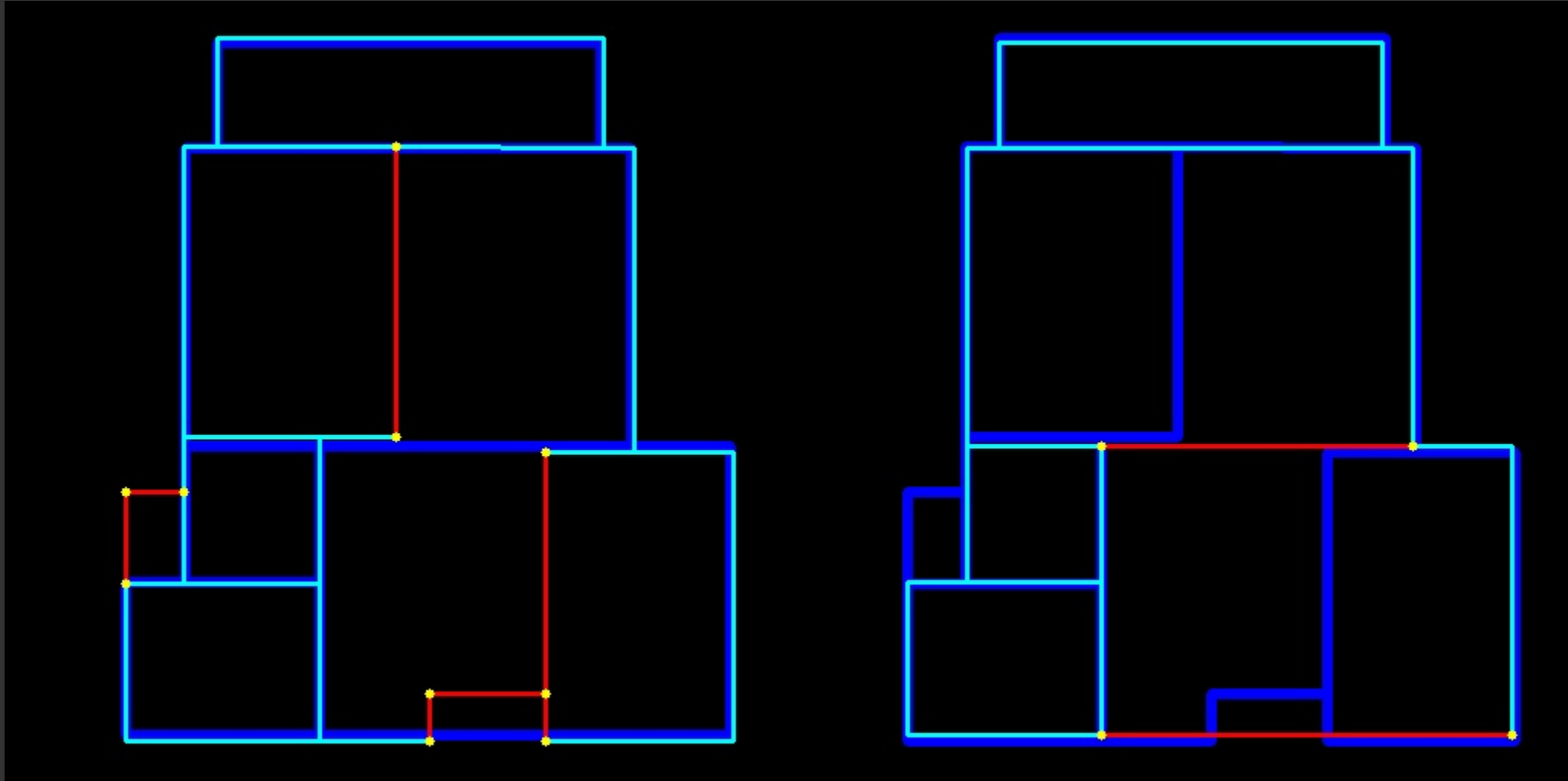
结果：正确



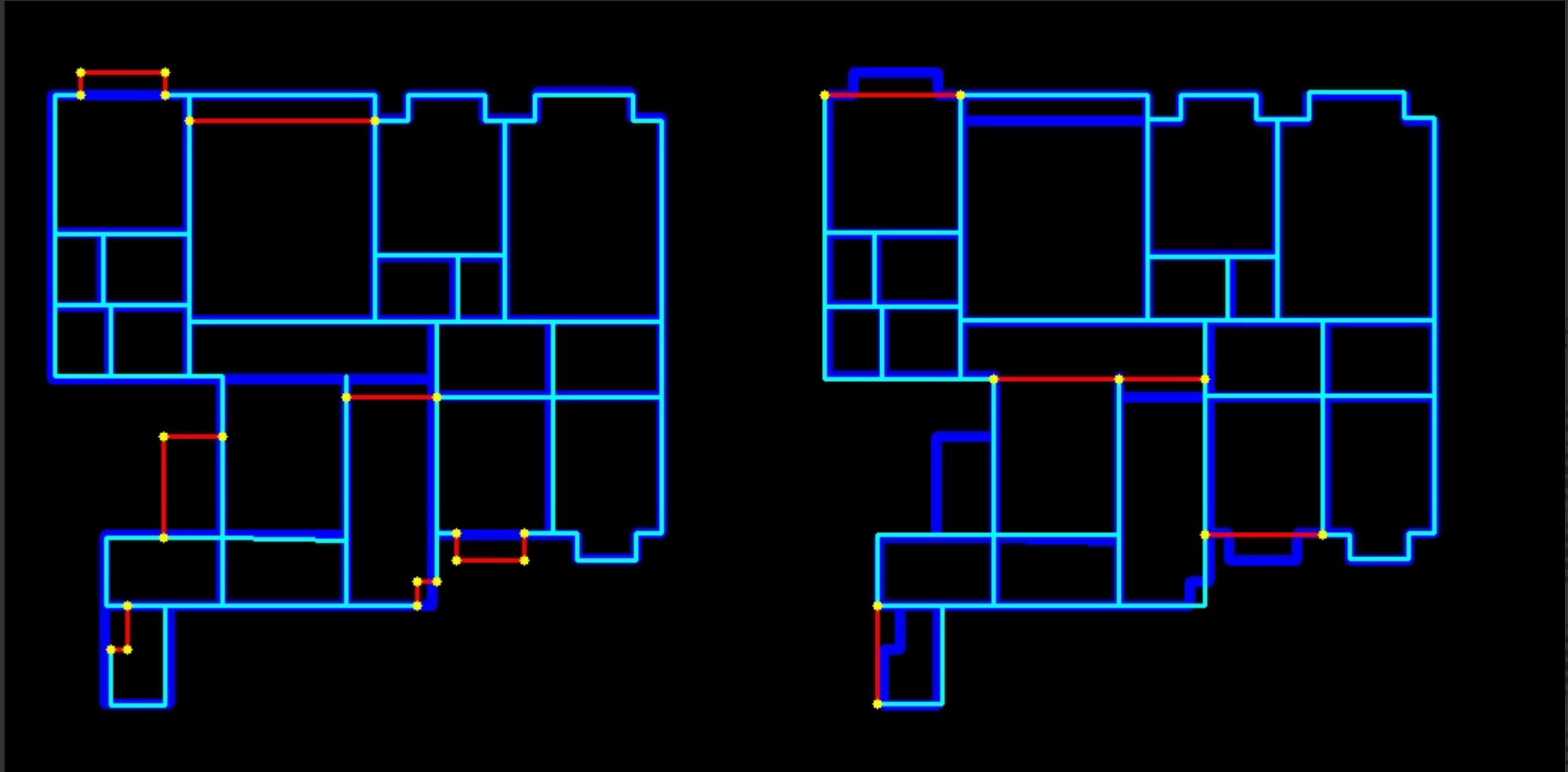
结果：正确



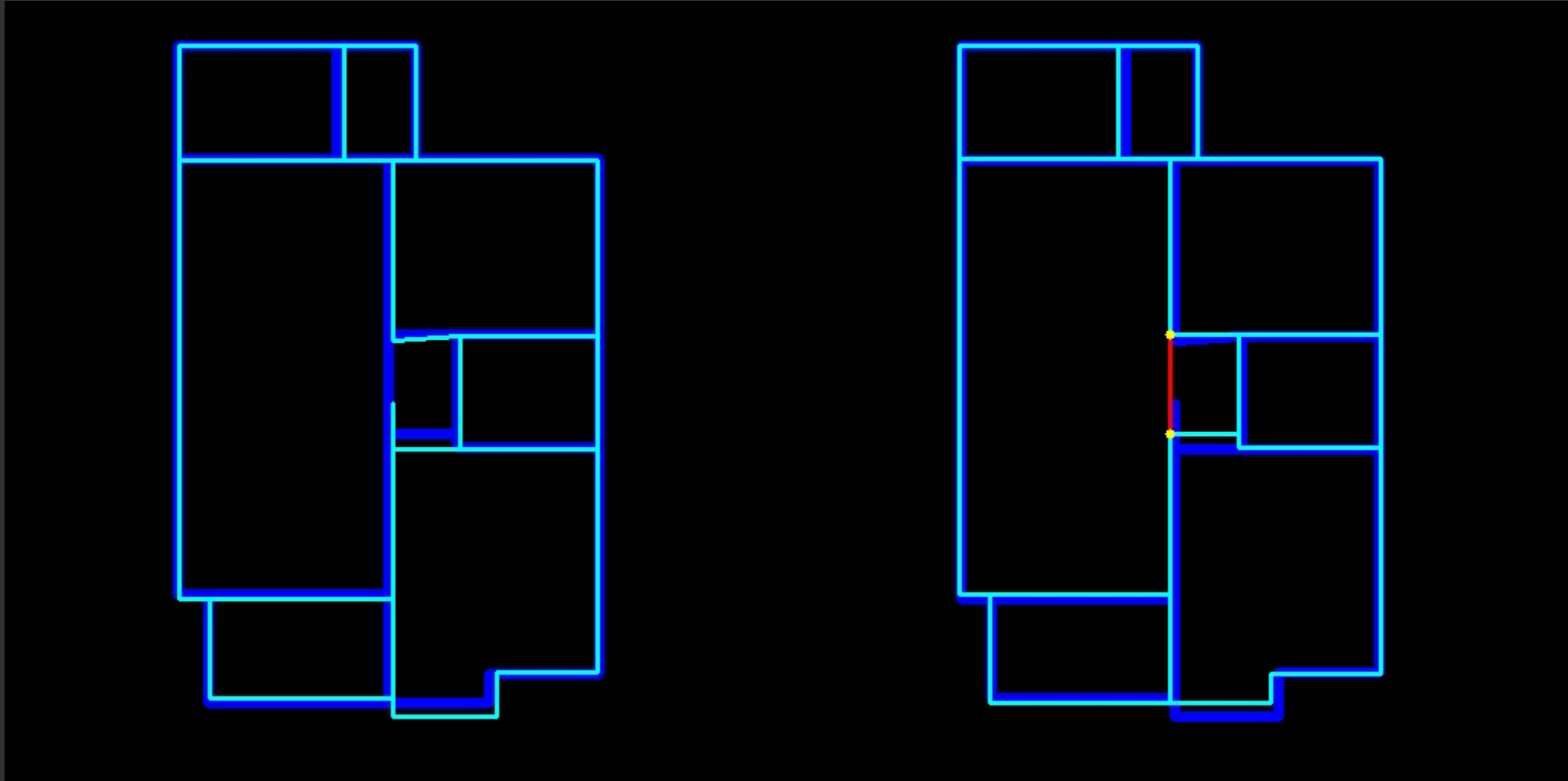
结果：有缺少&错误的墙面



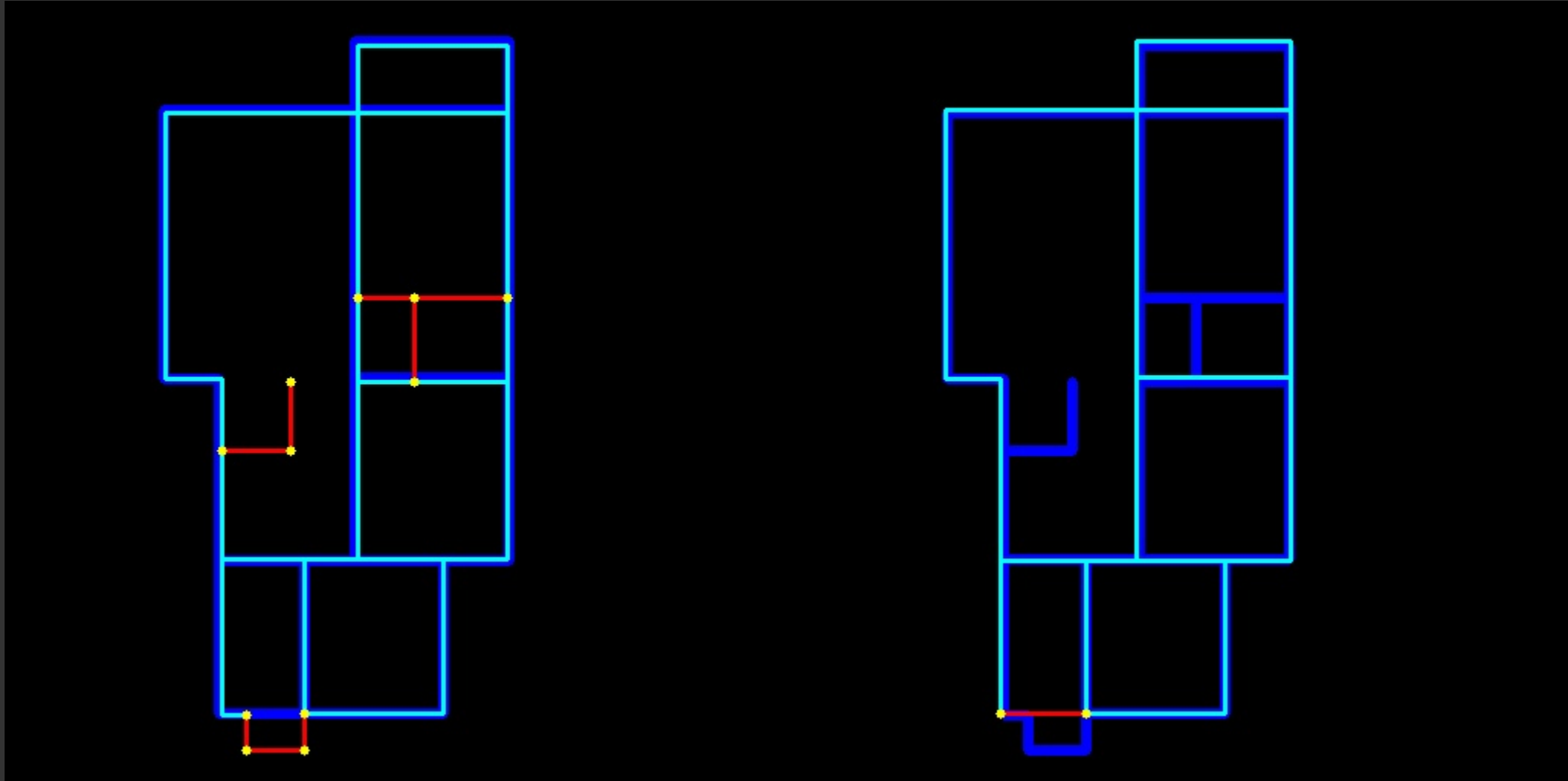
结果：有缺少&错误的墙面



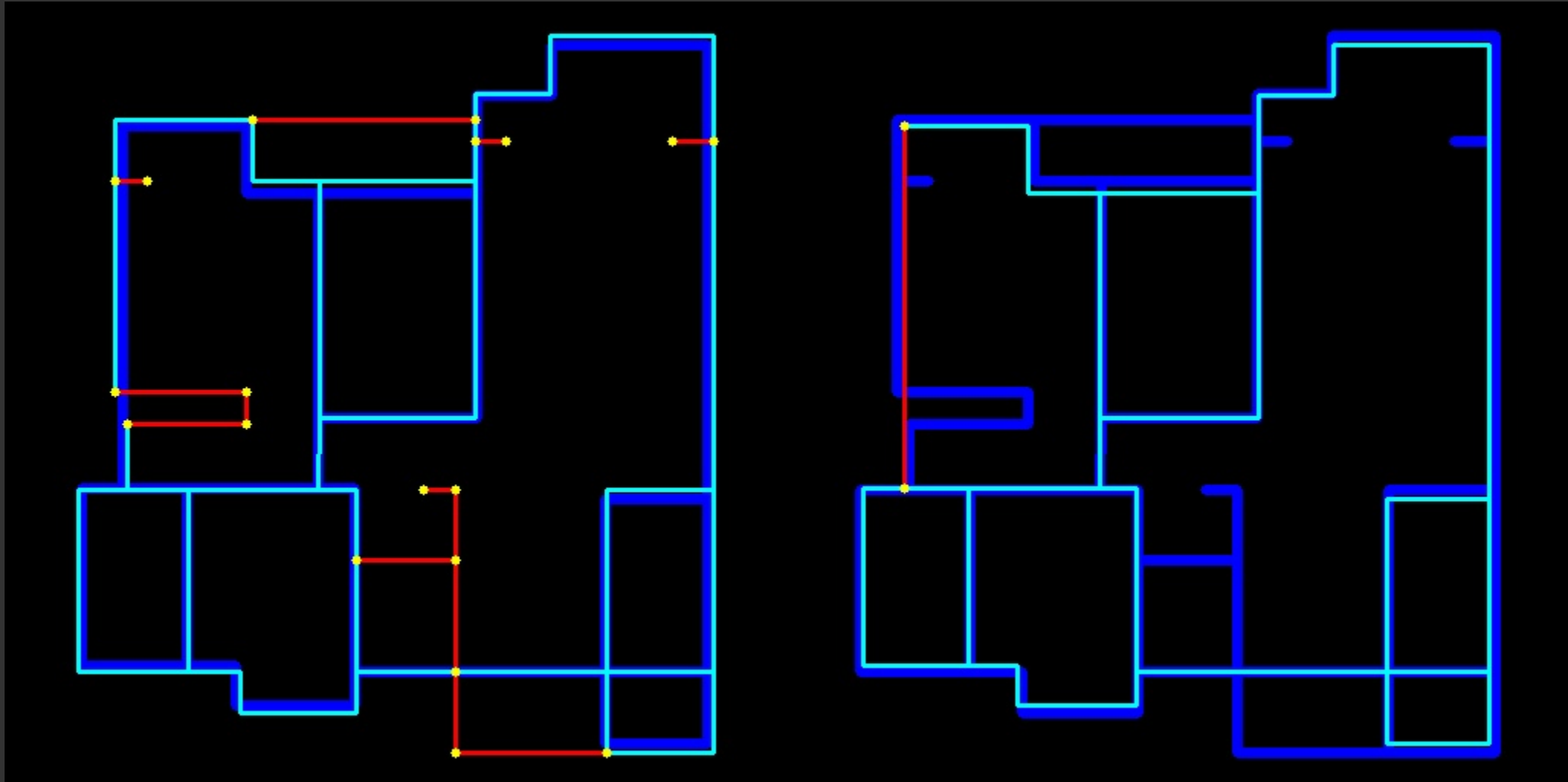
结果：无法正确预测不封闭的墙面



结果：无法正确预测不封闭的墙面

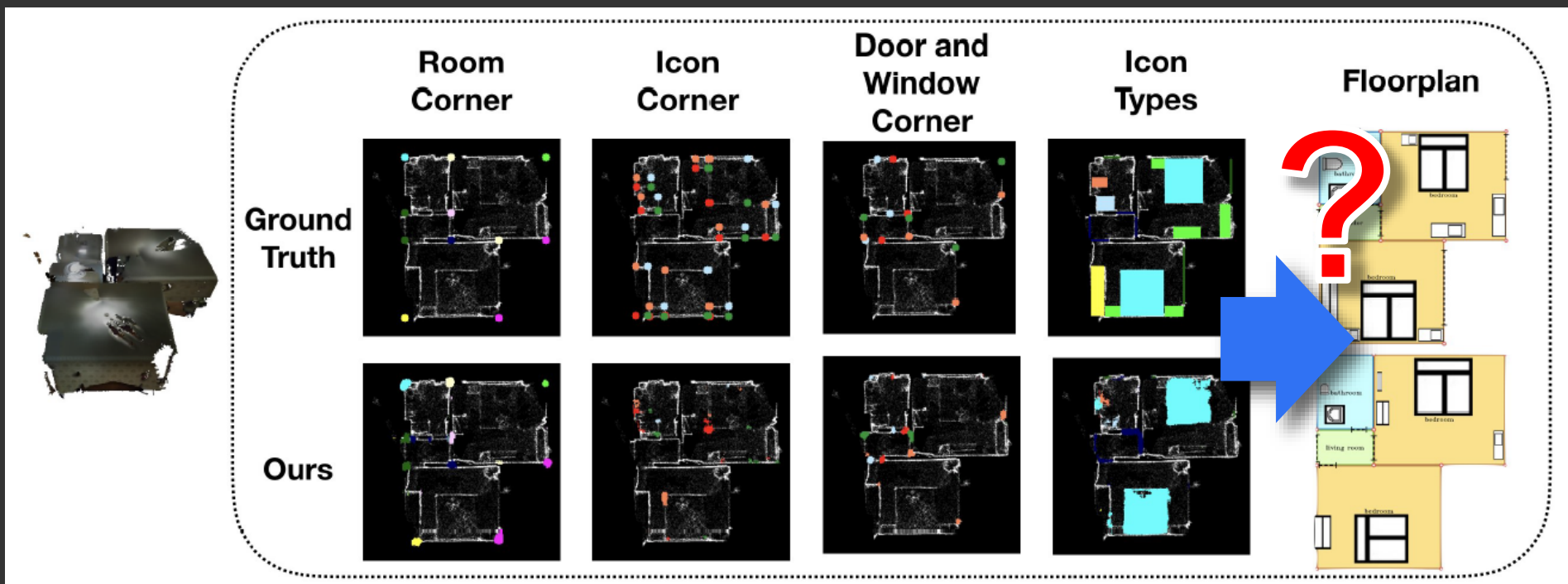


结果：无法正确预测不封闭的墙面



问题

- 网络输出结果通过一系列复杂规则转化为矢量的户型图（利用Gurobi建模）
- 代码冗长，维护不便；且规则严苛，经常出现重建失败的情况
- 所有房间必须封闭、无法重建斜向墙面等



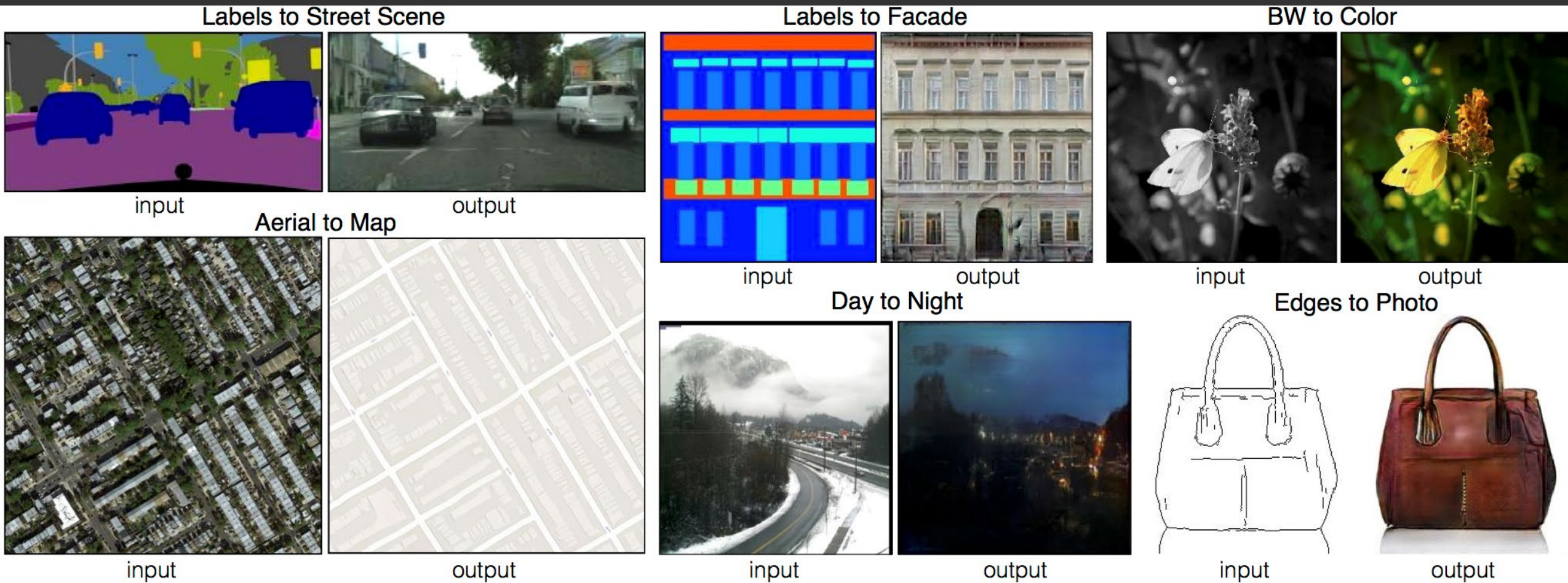
基于GAN的户型图重建算法

对抗生成网络简介

- GAN的基本原理非常简单，这里以生成图片为例进行说明。假设我们有两个网络G和D：
- G是一个生成图片的网络，它通过一个随机噪声生成图片。
- D是一个判别网络，判别一张图片是不是“真实的”。
- 在训练过程中，生成网络G的目标就是尽量生成真实的图片去欺骗判别网络D。而D的目标就是尽量把G生成的图片和真实的图片分别开来。这样，G和D构成了一个动态的“博弈过程”。
- 最后博弈的结果是什么？在最理想的状态下，G可以生成足以“以假乱真”的图片。对于D来说，它难以判定G生成的图片究竟是不是真实的。
- 这样我们就得到了一个生成式的模型G，它可以用来生成图片。

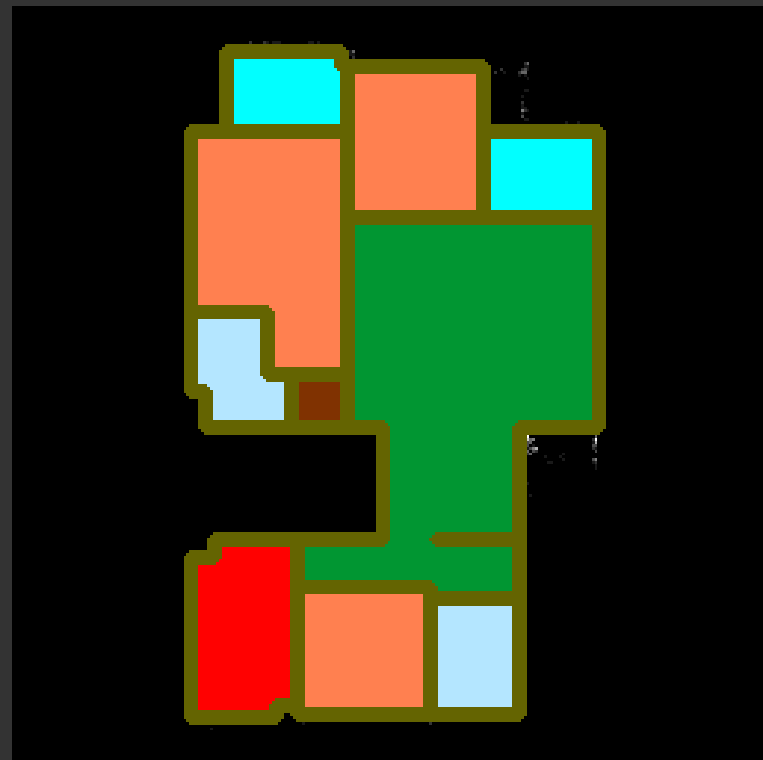
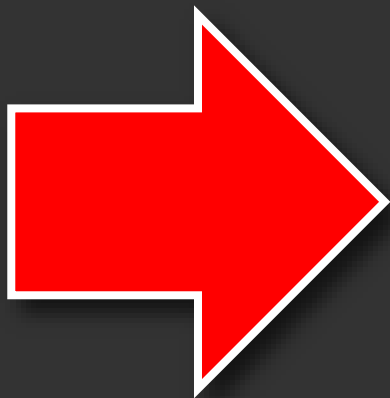
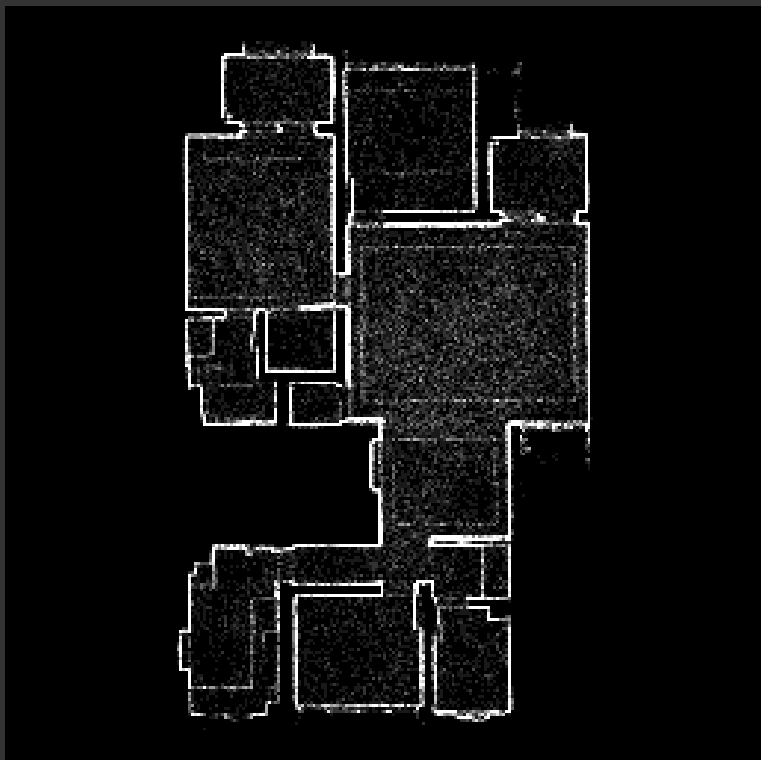
GAN的一种实现: pix2pix

- 像素与像素对应的图片风格转换



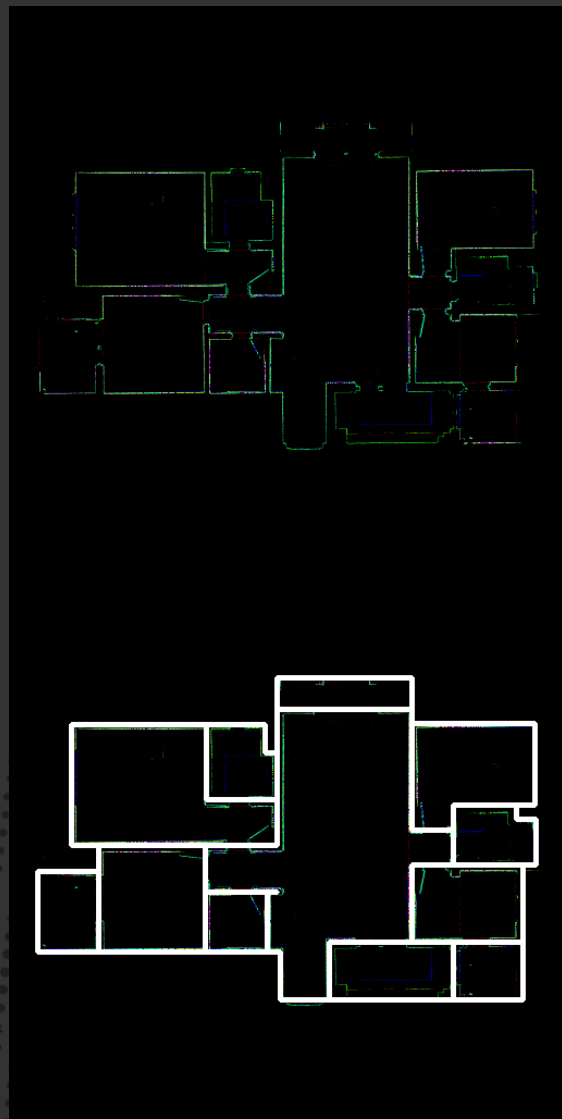
GAN的一种实现：pix2pix

- 像素与像素对应的图片风格转换
- 恰好用于生成户型图？



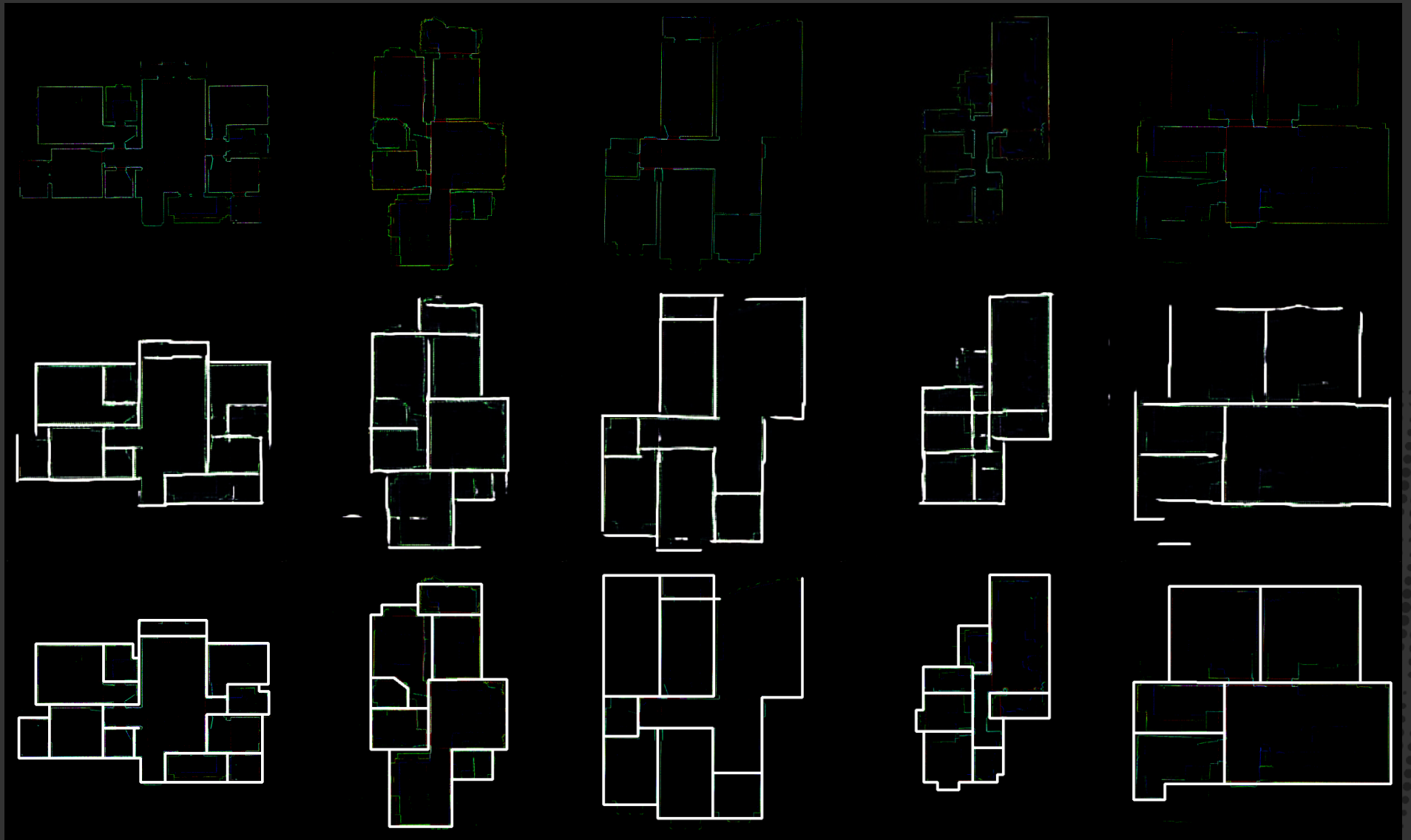
数据准备

- 考虑到俯视的点云密度图中会丧失点的高度信息，因此将点云按照高度（0~0.3、0.3~0.7、0.7~1）划分为3份，分别填入RGB图像的三个通道中（因为图像数据只有3个通道）
- 去掉小于50的像素以抑制噪声
- 点云密度图的分辨率为512*512像素，因为pix2pix网络的原始输入为256像素，虽然输入大小不受限制，但是如果继续扩大则会因为网络容量的限制而导致性能下降
- 墙面使用白色，宽度为4像素，如果再细，则输入与输出差距不明显，难以训练
- 墙面直接绘制在点云密度图上，直接绘制在空白图像中效果不佳，考虑是点云引入了一定的参考信息

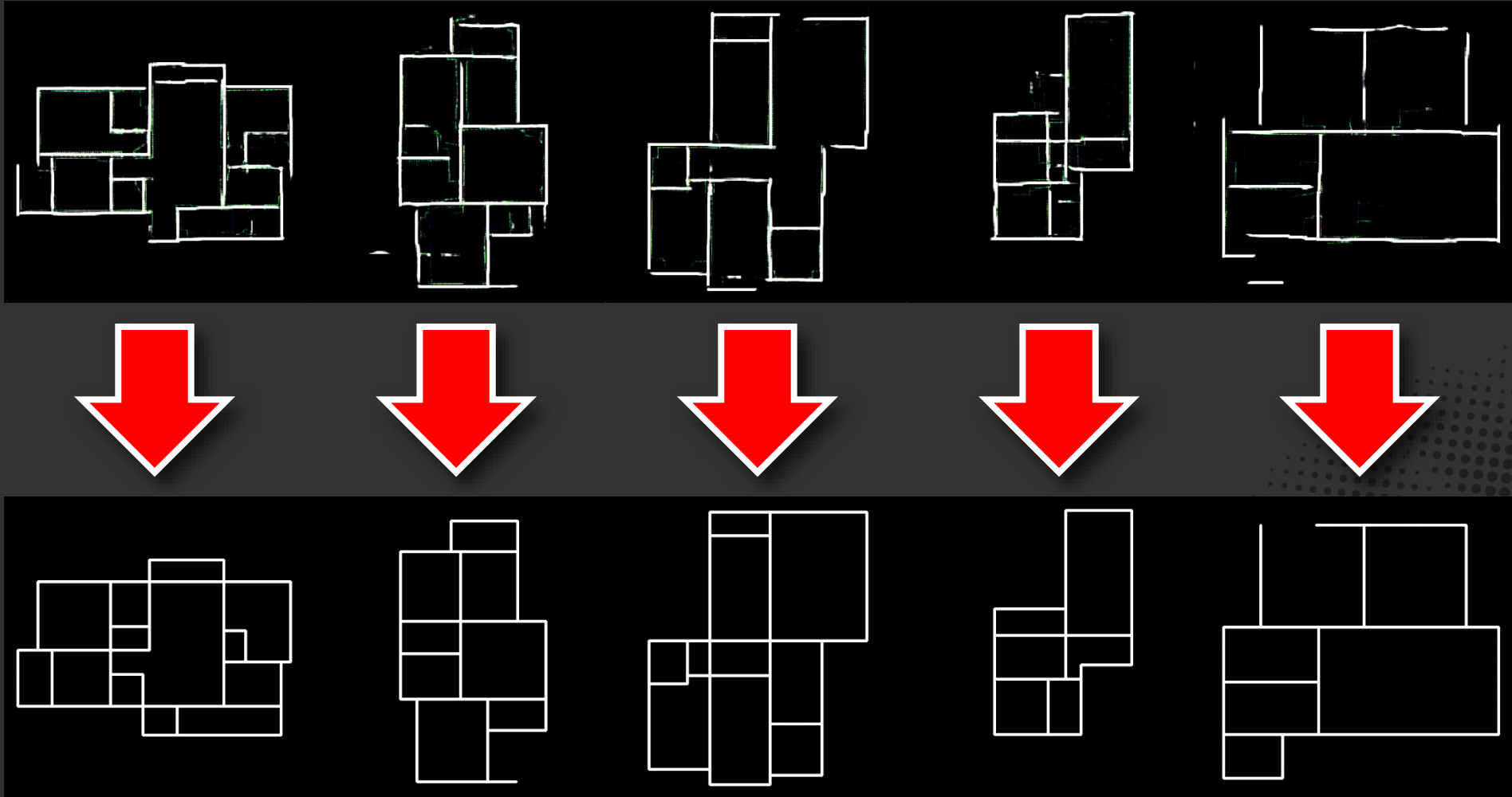


训练结果

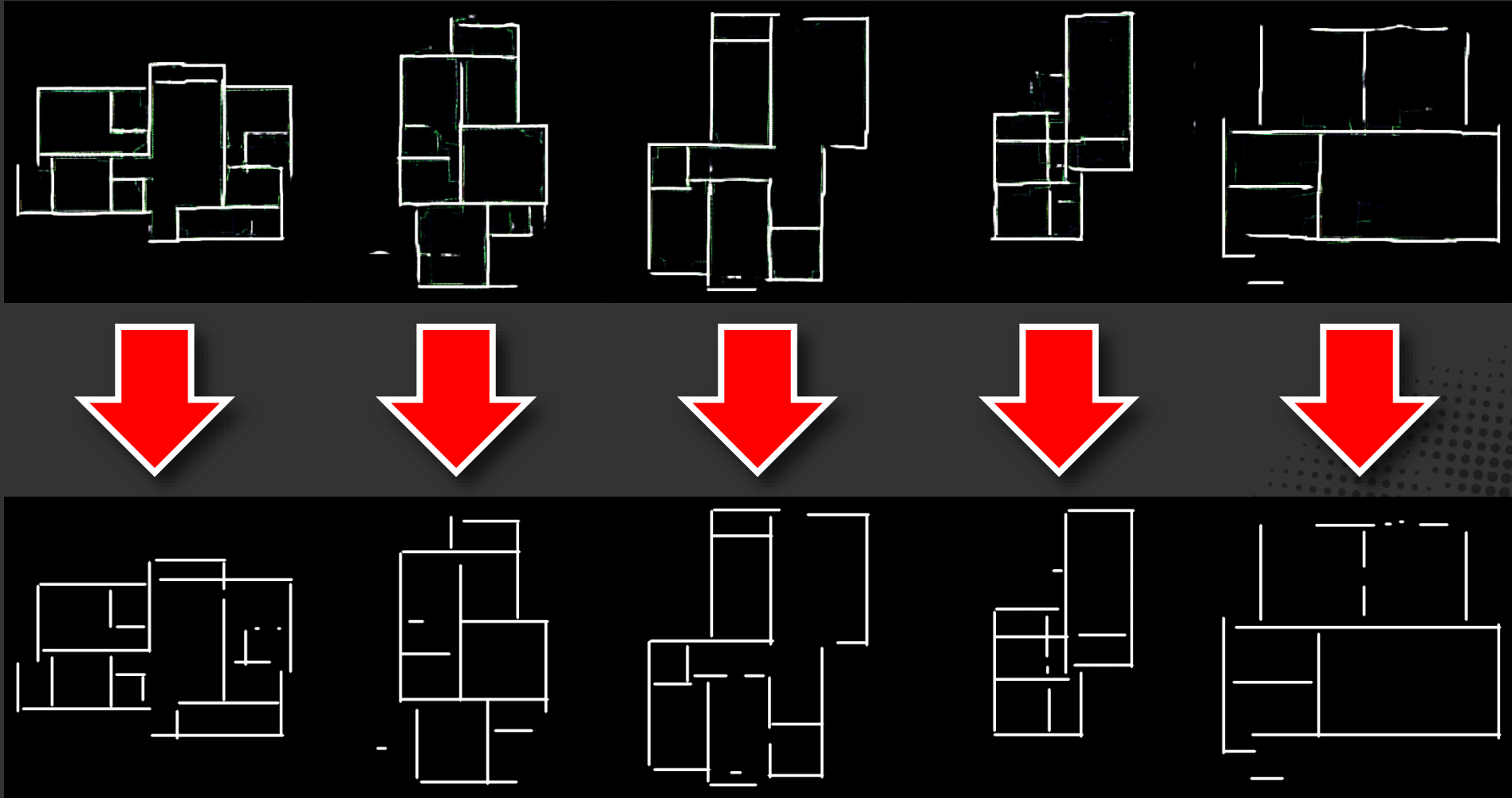
- 点云输入
- 预测值
- 真实值



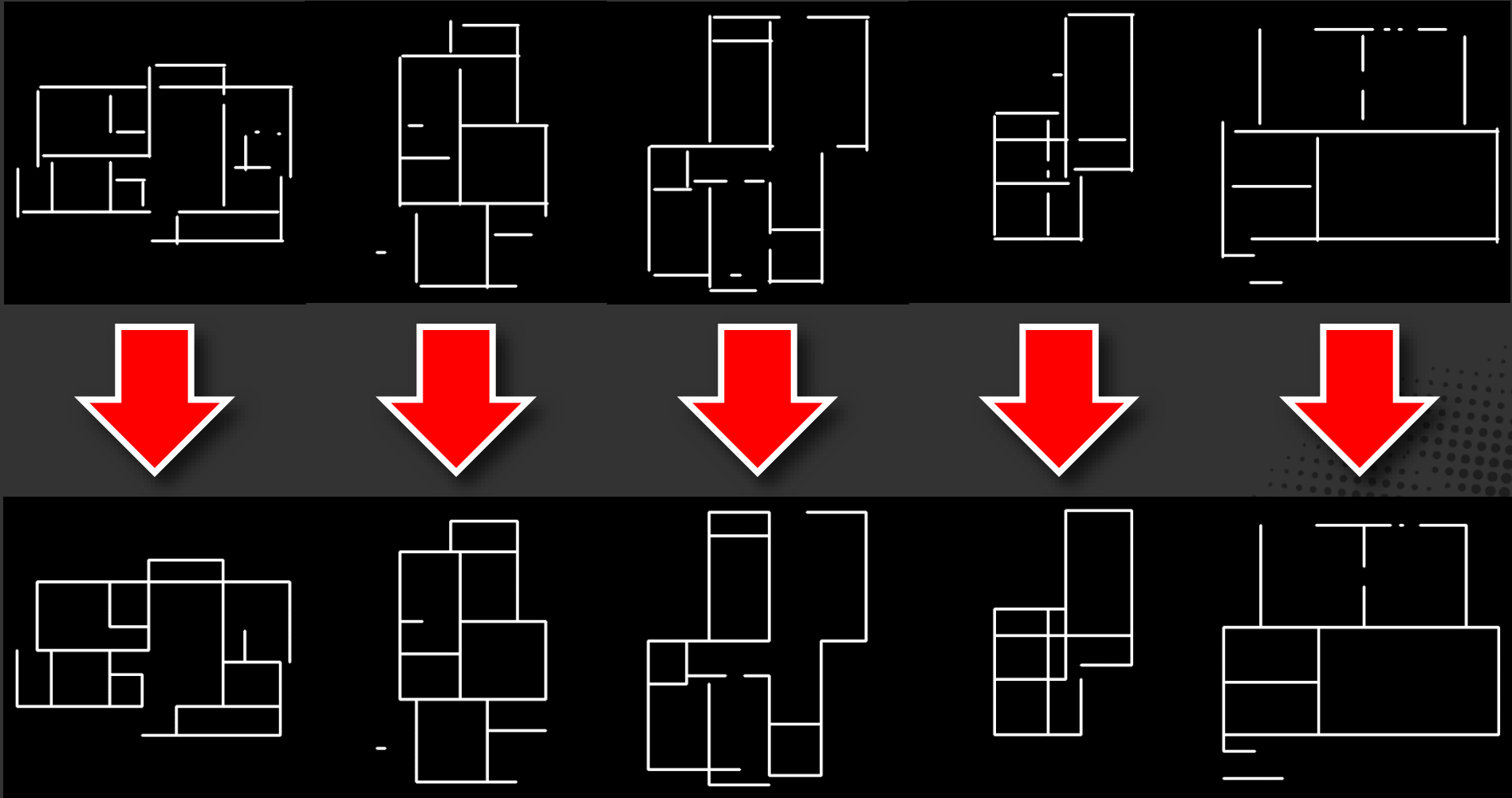
矢量化?



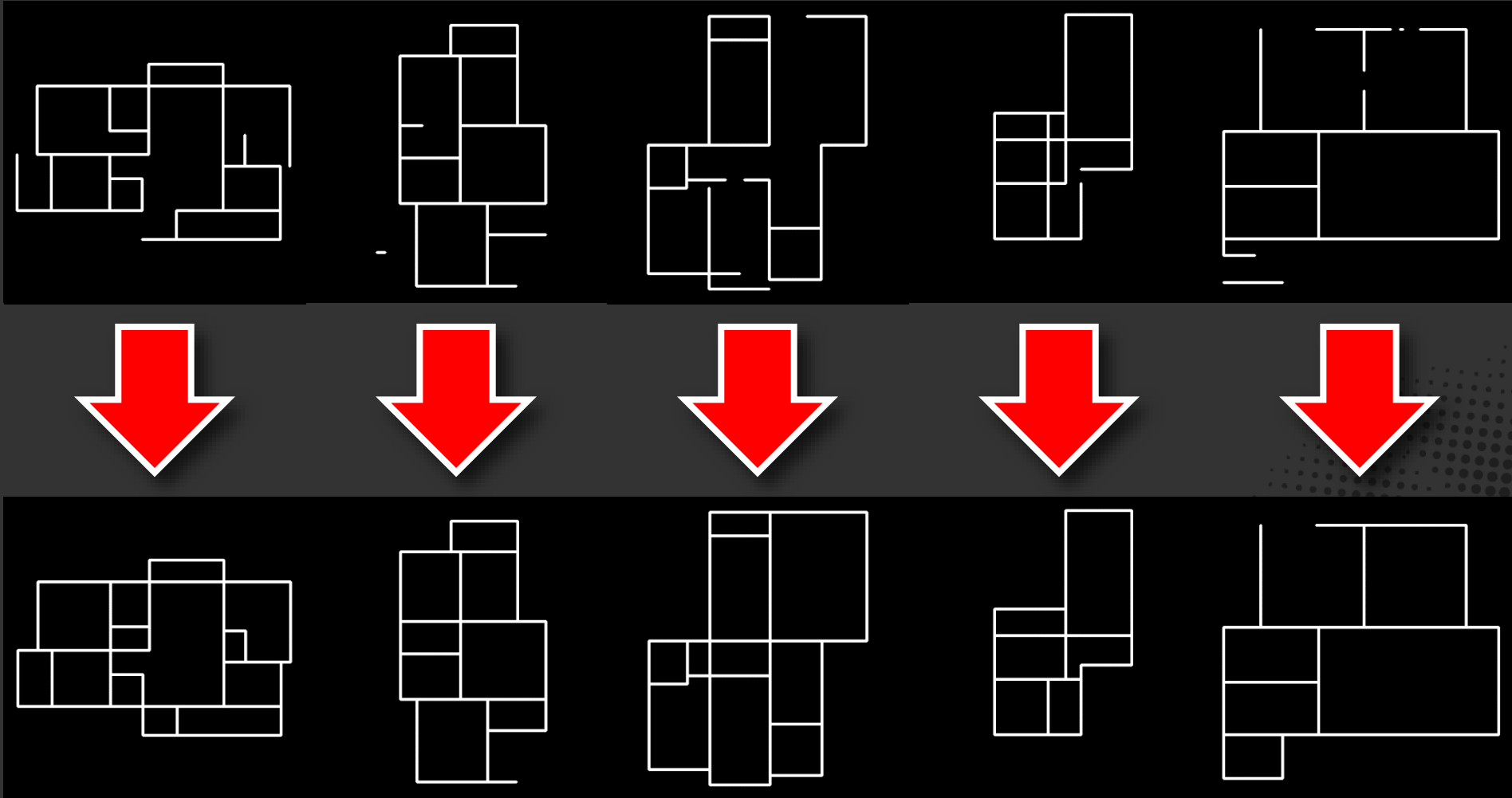
墙面提取结果



端点调整结果

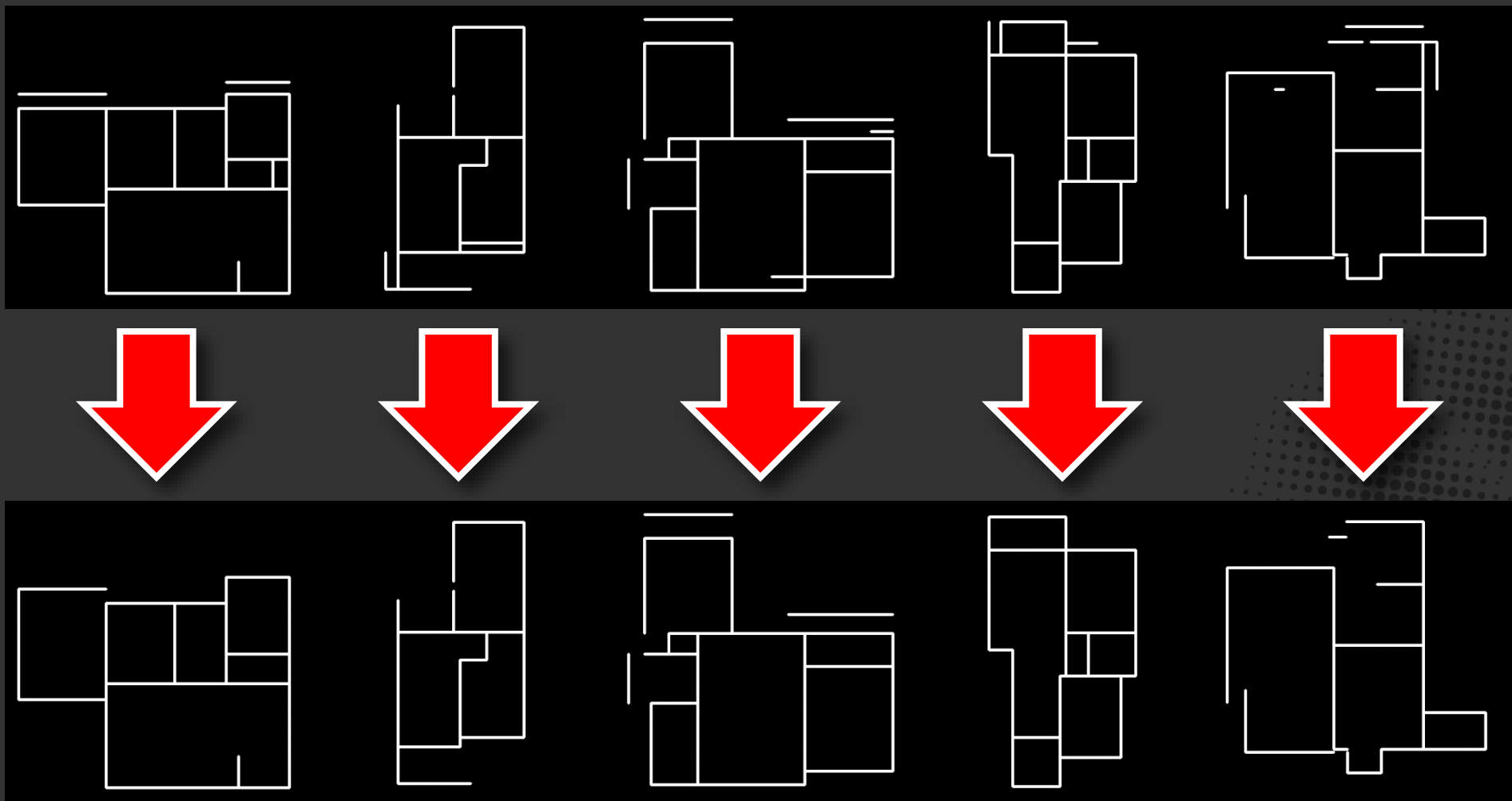


结束了吗？还可进一步优化.....



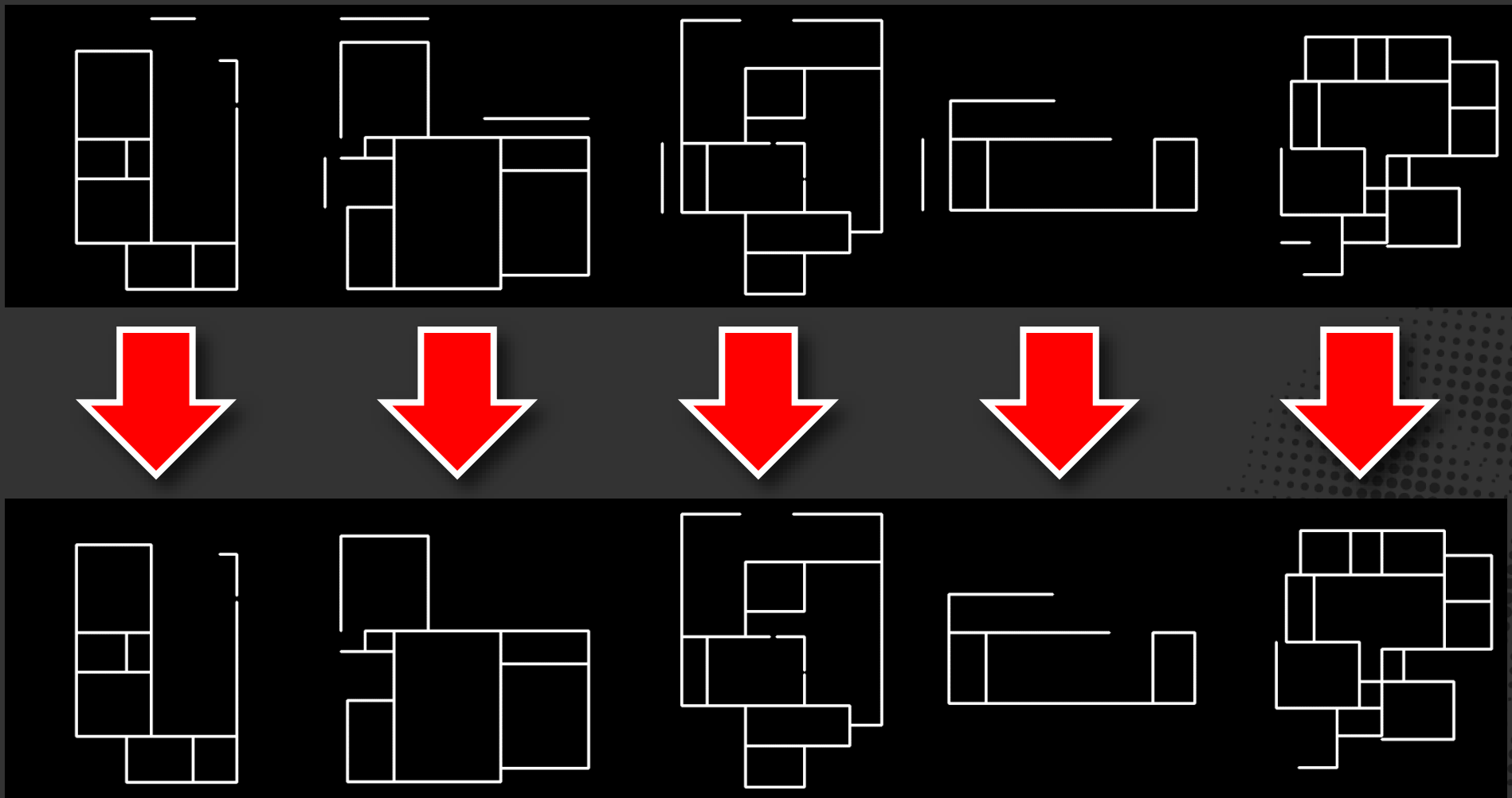
6. 删除重叠的墙

- 两个距离过近的有重叠部分的墙面会被删除其中一个



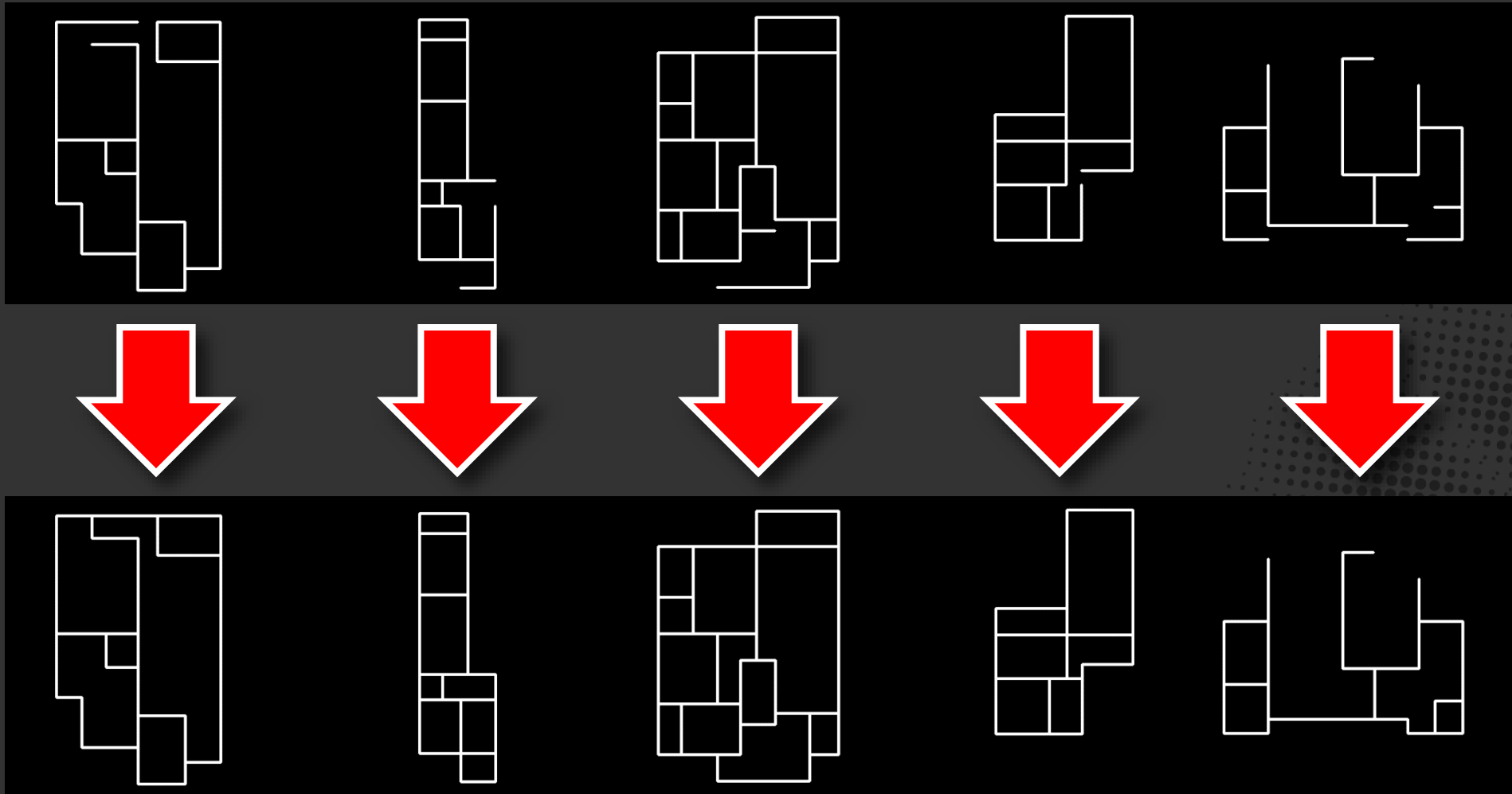
删除单独的墙

- 不与任何墙面有连接的墙面会被删除



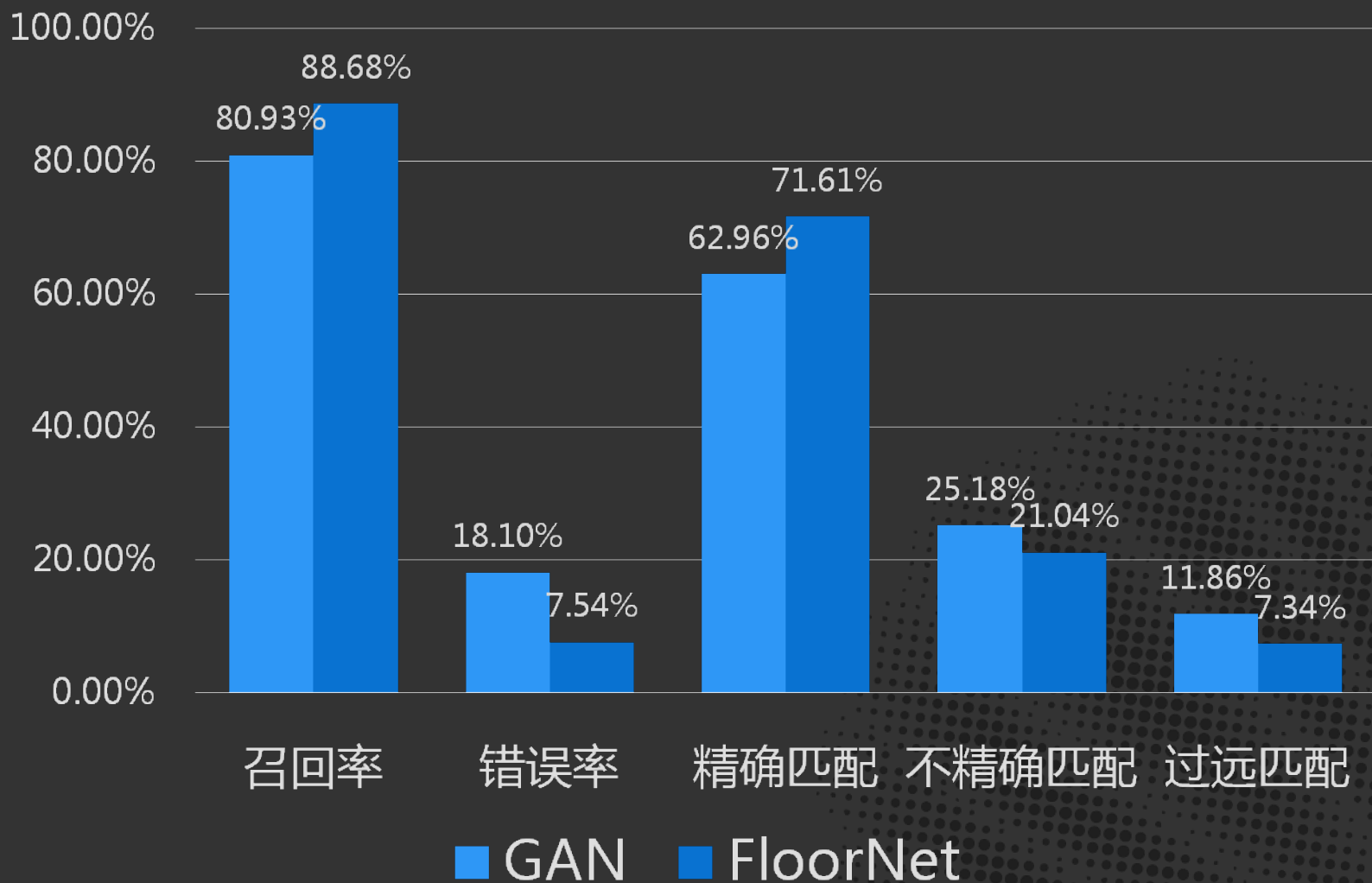
增加墙面

- 将孤立的墙面端点与离它最近的墙面相连

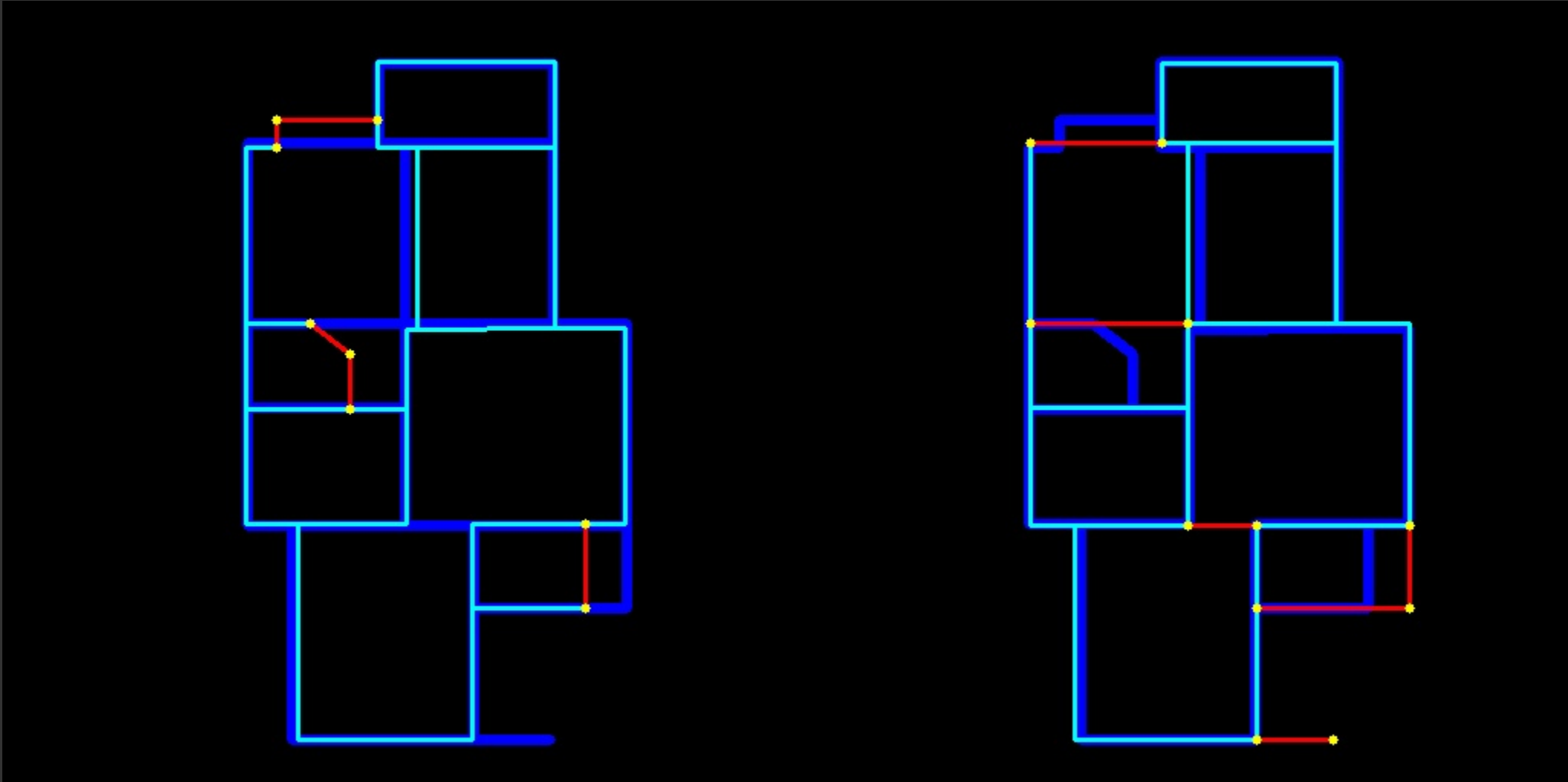


结果：不如FloorNet

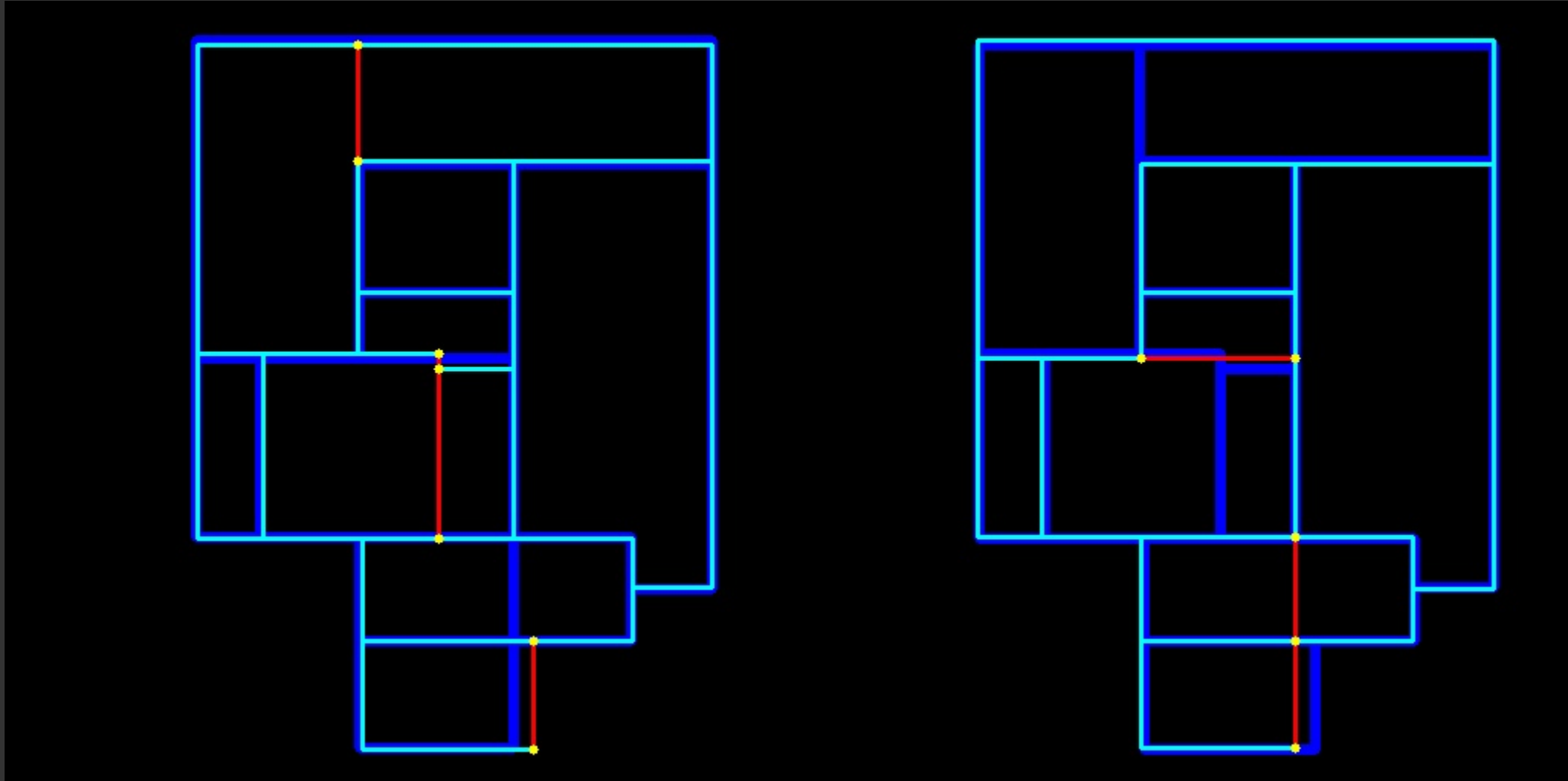
- 因为可以调节各个算法的阈值，所以最终结果是可以改变的。
- 而召回率与错误率是相伴相随的，即召回率升高时错误率也会随之上升，反之亦然。



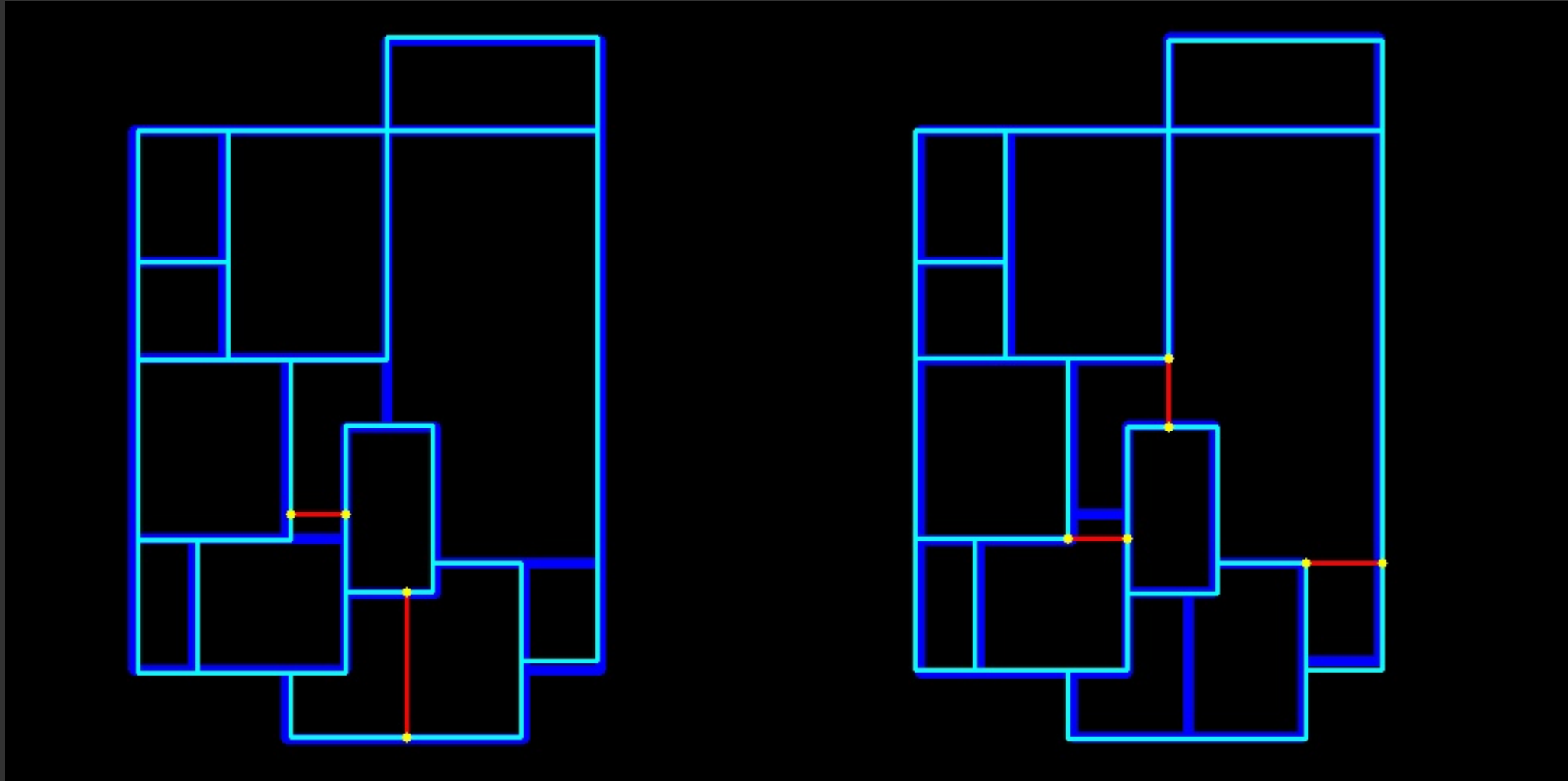
结果



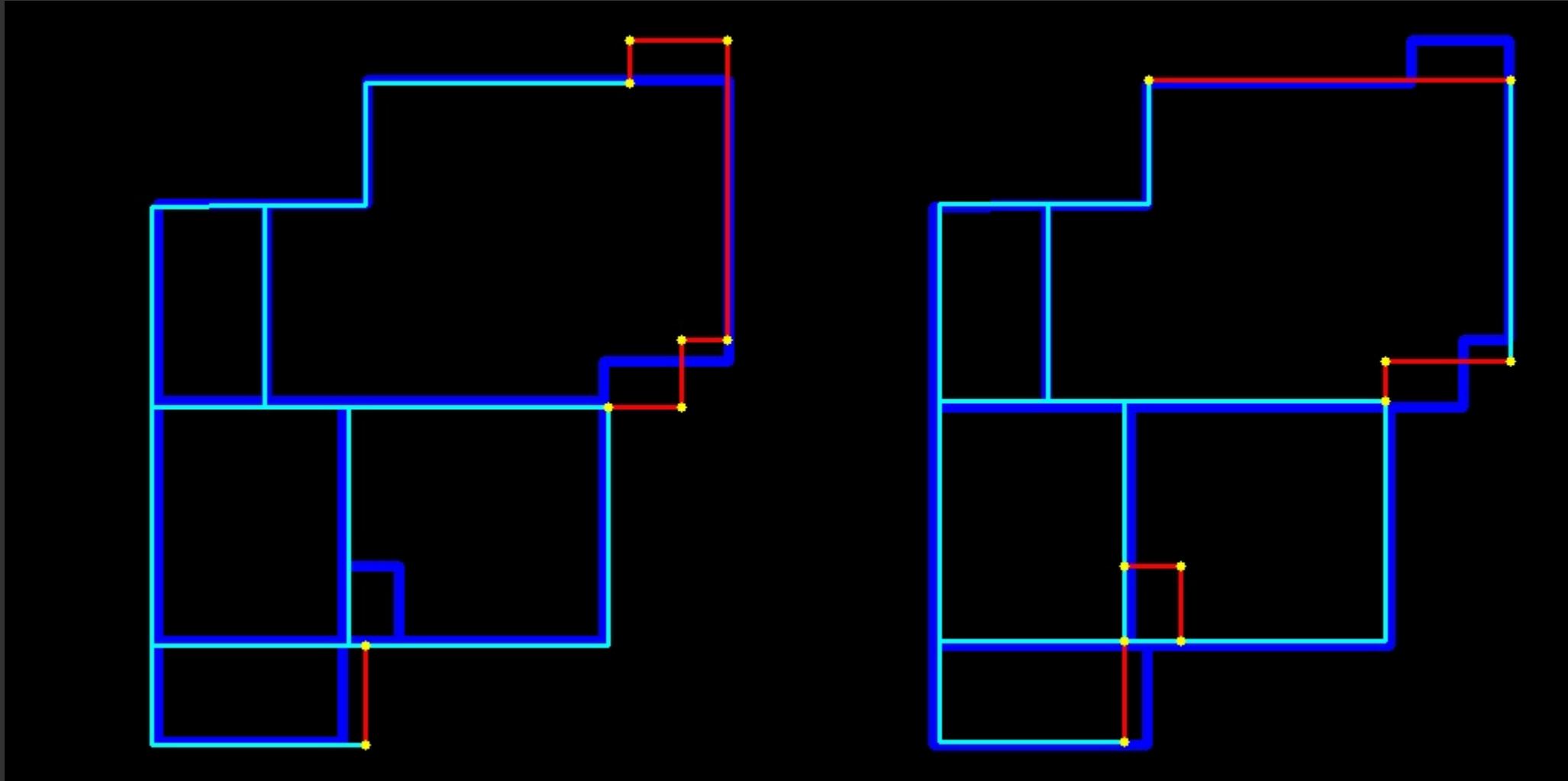
结果



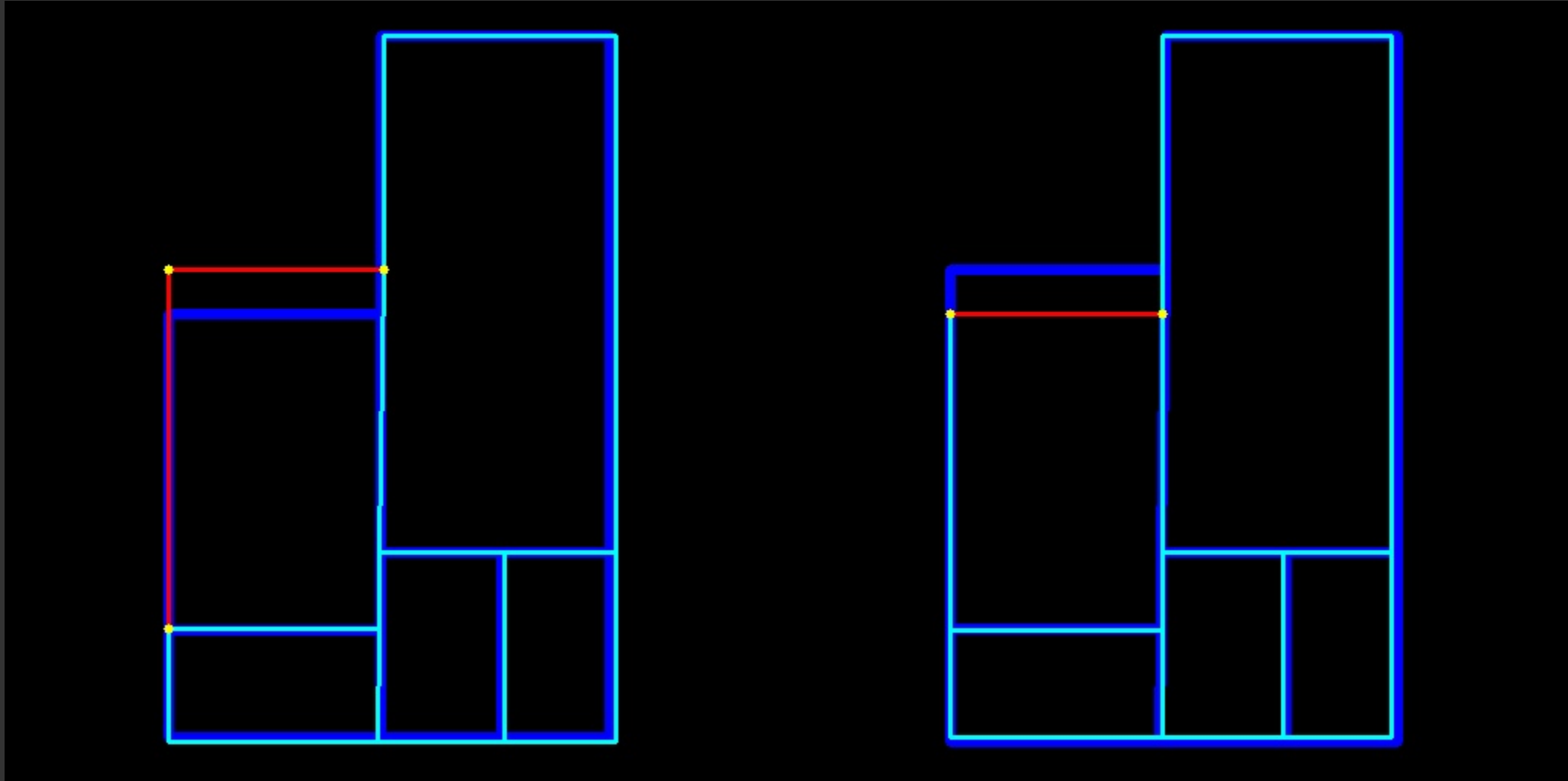
结果



结果



结果



算法对比

- FloorNet的输入为 $[9*200000]$ 的点云，而GAN的输入为 $[512*512*3]$ 的图片，因此GAN的准确率低在情理之中
- FloorNet可能会出现重建失败的情况，而GAN无论如何都会输出一些结果
- FloorNet比GAN的速度慢
- 都无法重建非水平竖直的墙面

影响准确率的原因

- 强光下的点云信息缺失
- 卧室的柜子覆盖了整面墙，使得原始墙面的位置没有点云
- 户型图标注标准不统一（是否标注墙角的柱子等）
- 户型图精度不足（训练集的精度就无法达到5厘米）

改进方向

- FloorNet:

- (1) 去掉功能间和门窗的loss
- (2) 不使用已有的矢量化代码，自己从网络的输出提取结果以提高重建成功率
- (3) 后续尝试在网络中补全物品位置和图像特征的信息

- GAN:

- (1) 增加点云密度切分的层数以增加数据量，或将输入从点云密度图改为模型俯视图
- (2) 将阈值由像素改为真实距离
- (3) 不断优化对网络输出矢量化的各种策略



全球技术领导力峰会

Geekbang> | TGO 鲲鹏会
极客邦科技

500+ 高端科技领导者与你一起探讨 技术、管理与商业那些事儿



🕒 2019年6月14-15日 | 📍 上海圣诺亚皇冠假日酒店



扫码了解更多信息

