

基于先验知识的三维重建

汪世鸿 2020.08.19

目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

背景及实验目标介绍

- 实验背景：

三维重建需要对目标在不同的方向上进行大量的采样.

高度信息尤其重要，需要在高度向进行密集采样.

但是由于成本等限制，会在高度向上形成欠采样.

- 实验目标：

通过更少的高度向观测对目标三位信息进行重构

背景及实验目标介绍

- 实验原理及猜想：

虽然采样次数有限，但是依然获得了目标的**部分信息**.

通过**先验知识**，加上采样获得的信息**有可能**恢复三维信息.

- 先验知识：

在某种成像模式下，从欠采样结果到目标结果，具有与个体
信息无关的固定模式.

背景及实验目标介绍

- 猜想：

BP是通过回波在空间域的**相干叠加**实现的.

对于点目标，回波往往具有**旁瓣和噪声**的干扰.

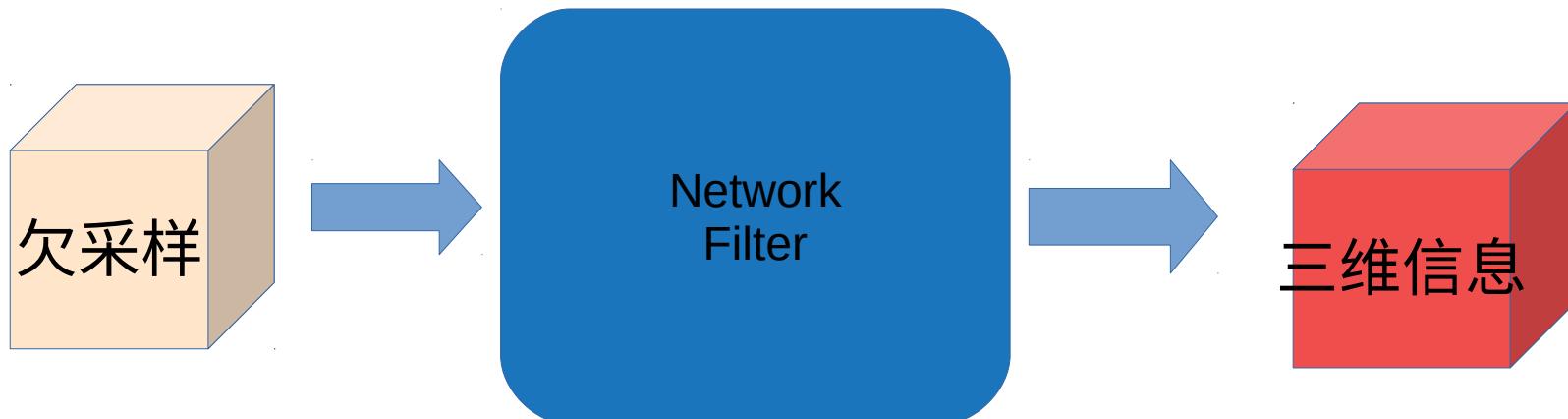
较少的观测轨道，意味这**更低的信噪比**，这使得相干叠加的部分**隐藏**在旁瓣和噪声中.

通过**学习一种滤波器**，一定程度上去除噪声和旁瓣的干扰，恢复隐藏于其中的目标信息.

背景及实验目标介绍

- 实验思路：

通过深度学习，训练一个网络作为我们需要的滤波器 $f(z)$.



目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

整体实验设想

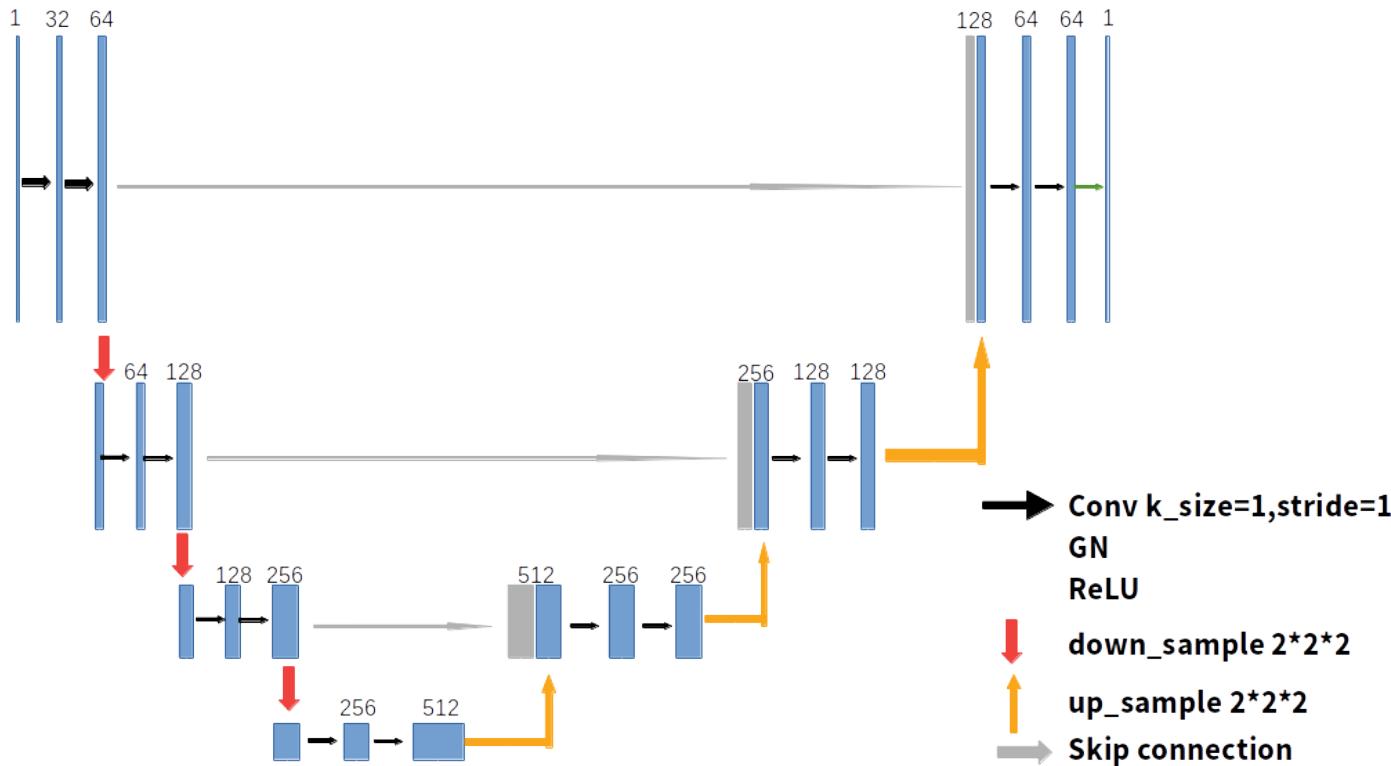
- 整体实验预想分为3步：
 - 输入为3轨BP的仿真数据，gt为仿真的全采样BP结果.
 - 输入为3轨BP的仿真数据，gt为仿真的CS结果.
 - 输入为3轨BP的真实数据，gt为真实的CS结果.
- 目前实验进展：Step 1.

目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

网络模型

- 采用encode+decode UNet网络模型



目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

数据准备

- Civilian targets of Ohio State Uni in 2010
- center_freq=9.6GHz, BW=5.35GHz
- Azim=0:0.0625:360,Elev=30:0.0625:60
- Totally 9 cars.



I:小汽车*6



II,III:valid
I,IV:train



III:高后备箱轿车*1

II:皮卡车*1



IV:Jeep车*2



数据准备

- 网络输入:采用3个相隔1度的轨道BP,如[45,46,47]
- GT:利用所有高度向和方位向的数据BP.



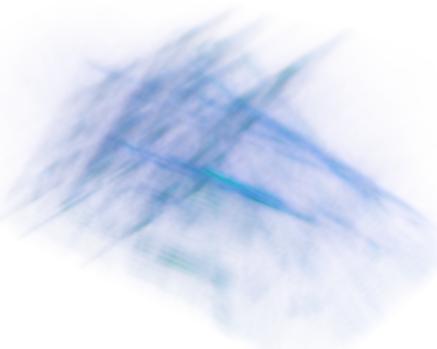
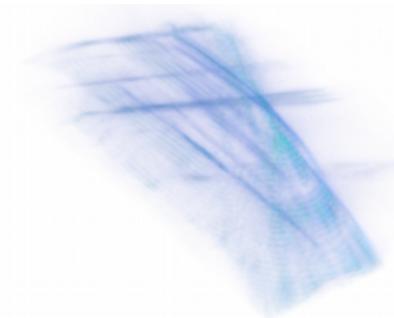
输入

GT

实验结果

无噪声

输入



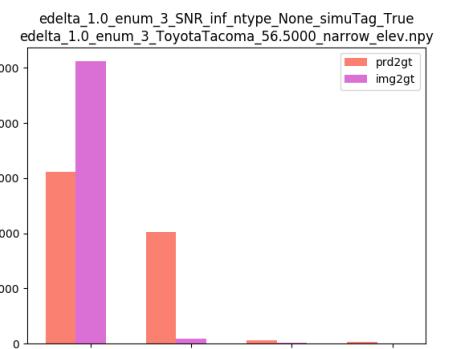
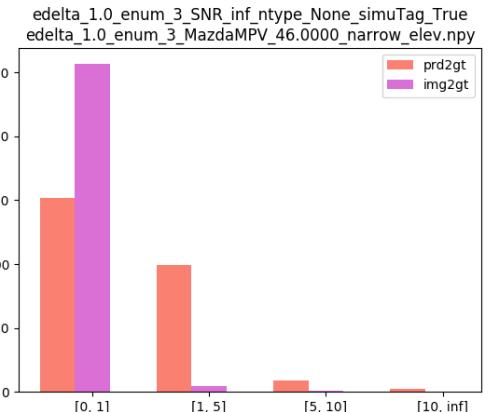
输出



GT



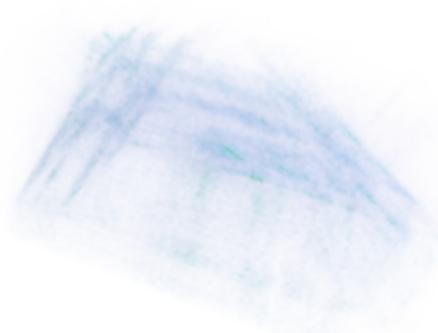
统计



试验结果

乘性噪声:Rayleigh SNR:10

输入



输出

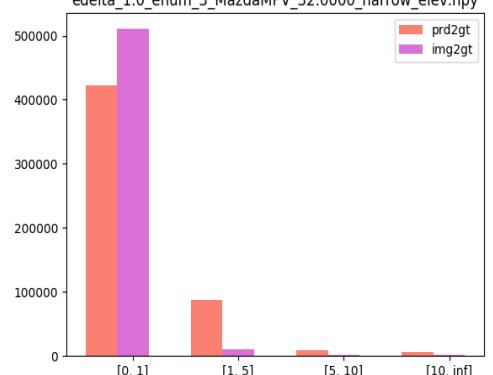


GT

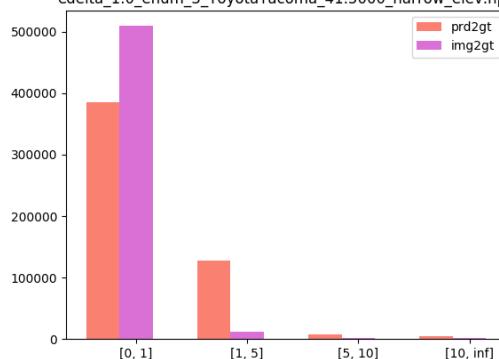


统计

edelta_1.0_enum_3_SNR_10_ntype_Rayleigh_simuTag_True
edelta_1.0_enum_3_MazdaMPV_32.0000_narrow_elev.npy

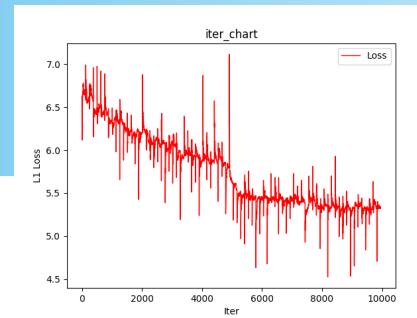


edelta_1.0_enum_3_SNR_10_ntype_Rayleigh_simuTag_True
edelta_1.0_enum_3_ToyotaTacoma_41.5000_narrow_elev.npy



试验结果

乘性噪声:Rayleigh SNR:5

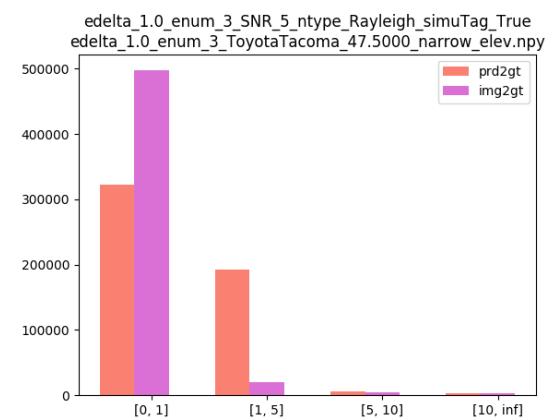
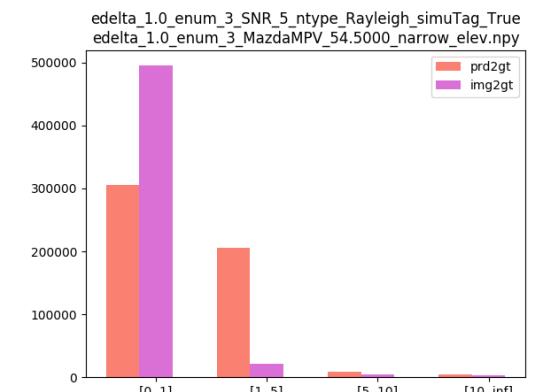


输入

输出

GT

统计



目录

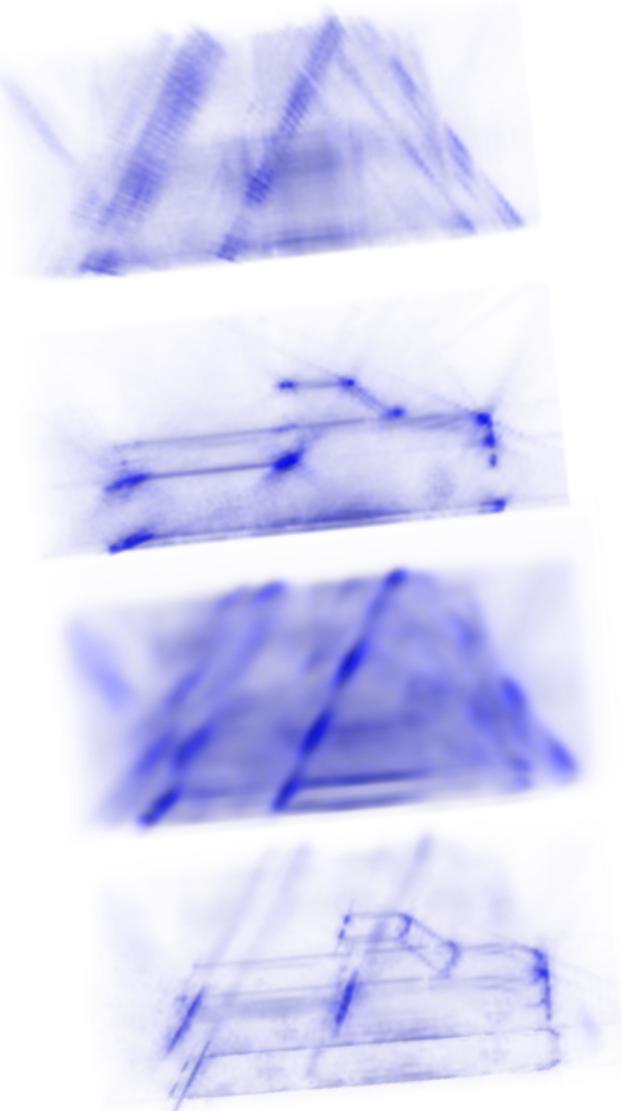
- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

实验结果讨论

- 从最后的统计数据来看，输入图像image的统计数据在分布上优于网络预测的结果，但是从直观的视觉图片上，却明显是预测结果更符合我们想要的结果。
- 可能的原因猜想：网络预测是对0~正无穷进行预测，这种预测容易具有偏差，并且绝对的偏差可能较大。
- 可能的改进尝试：对网络输出进行归一化，如采用sigmoid函数，并且对gt也进行相应的归一化处理。
- 改进尝试的初步结果：在L1 LOSS的约束下，网络收敛很快，但是预测的结果差距很大，在视觉效果上基本和输入图像没有区别。需要继续改进。

实验结果讨论

ToyotaTacoma_31.0000_narrow_elev.npyimage-gt-pred-delta



改进思路：

采用归一化的方式之后，整体的目标可以转化为分割网络，对不同的像素点进行标记，得到需要的结果。

可以参考别人的分割网络在数据处理和损失函数上是如何决定的。

思考：

这种统计方式在之后的实验步骤中是否可用。

对于非归一化的结果，之后的gt是cs的结果，但是cs只是最优解，并不是实际全采样的结果。

对于归一化按照分割目标的结果，这种统计方式就不适用了。

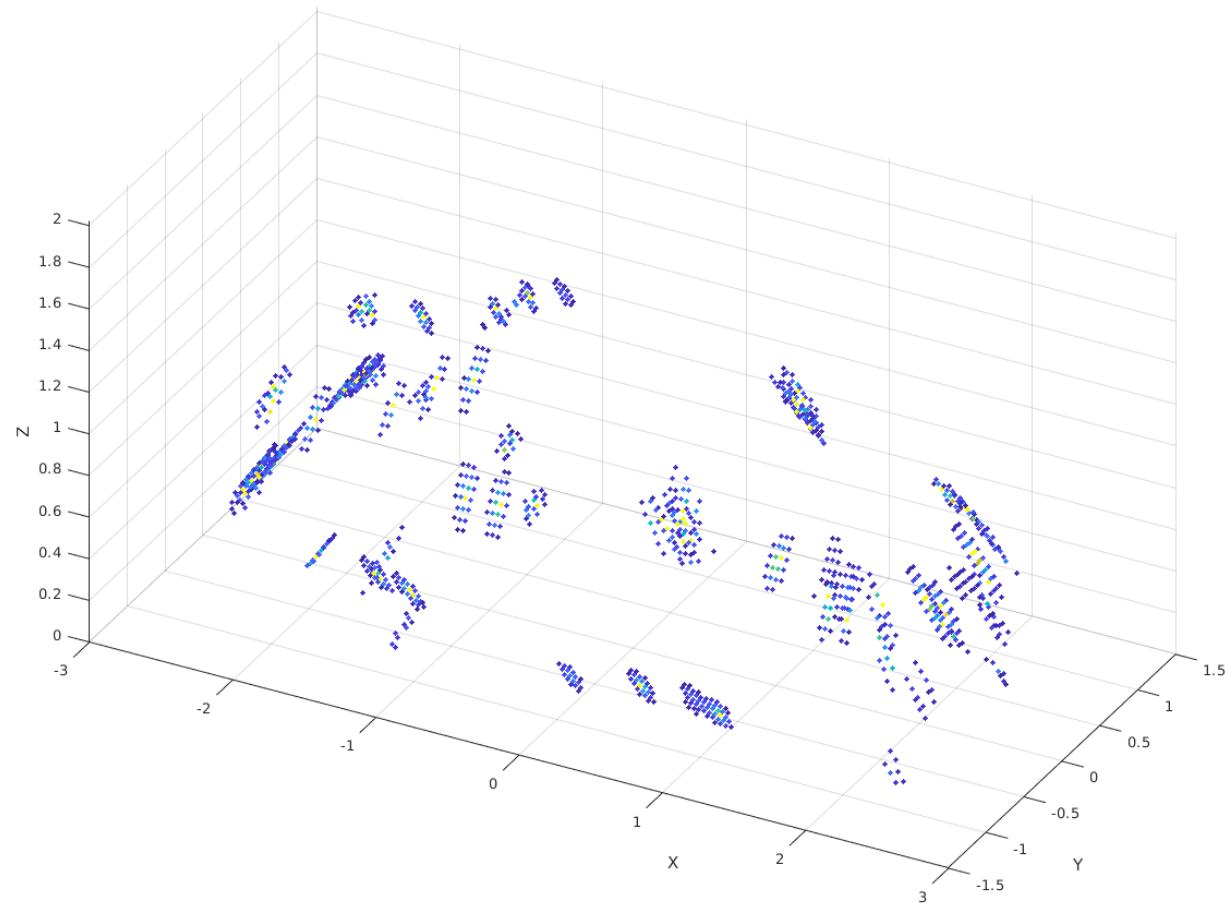
目录

- 背景及实验目标介绍
- 整体实验设想
- 网络模型
- 基于全采样的仿真实验结果
- 实验结果讨论
- 后续实验设想与问题

后续实验设想和问题

- 后续实验需要用到采用CS方法成像作为GT对网络进行训练。按照理论来说，应该是以全采样的结果为目标进行逼近。
- 但是在实际数据中，目标的后向散射参数无法直接获得，并且可以使用的轨道数也较少。
- 参考CS论文，有在实际数据上的成像结果，自己复现之后的效果比较差，个人感觉无法直接作为GT使用。

后续实验设想和问题



3D CS results(Camry_CS.mkv)

后续实验设想和问题

