

# 同济大学大学生创新训练项目

## 季度报告

### 一、项目基本信息

项目名称	三维图像传感器信号增强网络的轻量化方法		
项目编号	X2024492	项目级别	国家级
起止时间 (年月)	2024 年 3 月 至 2025 年 3 月		
项目负责人	林继申	所在院系	计算机科学与技术学院
学号	2250758	专业	软件工程
手机号	15143305542	邮箱	2250758@tongji.edu.cn
指导老师	曾进	所在院系	计算机科学与技术学院

### 二、季度报告内容

1) 项目进展情况			
<input checked="" type="checkbox"/> 按计划进行 <input type="checkbox"/> 进度提前 <input type="checkbox"/> 进度滞后			
2) 项目主要研究			
序号	研究阶段	研究内容	完成情况
1	第一季度	文献调研	已完成
2	第二季度	分析现有方法，记录精度及复杂度	进行中
3	第三季度	将 LRRU+GLRUN 用于 ToF Denoising 并在仿真数据集上训练，在真实数据集上测试，并与 baseline 进行比较	待完成
4	第四季度	结果对比分析与论文撰写	待完成

3) 项目研究成果

序号	季度报告成果名称	成果形式
1	文献调研成果	调研报告

4) 项目季度报告

文献调研：LRRU: Long-short Range Recurrent Updating Networks for Depth Completion

这篇论文提出了一种新型的轻量级深度完成网络框架，称为长短范围递归更新网络（LRRU）。与传统的深度完成方法不同，LRRU 通过初步填充稀疏的输入数据获得初始深度图，然后通过学习到的空间变异核进行迭代更新，从而有效地补全深度图。

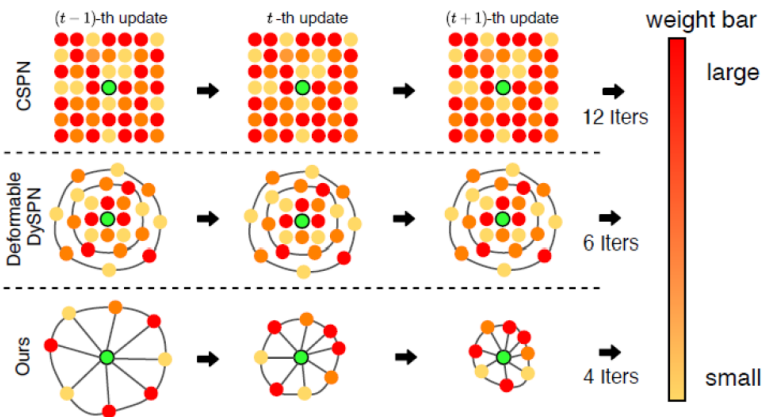


Figure 4. The Long-short Range Recurrent Strategy, which dynamically adjust the kernel scope from large to small during the update process, while existing SPNs keep it unchanged.

(一) 论文主要内容

**问题背景：**深度传感器在获取场景深度时存在稀疏性和不准确性，因此需要从稀疏的深度数据中估计出密集的深度图。现有方法往往通过堆叠大量的网络层来解决这一问题，但会带来计算复杂度高的问题，限制了实际应用。

**方法创新：**LRRU 框架不依赖复杂的特征表示学习，而是通过一个初步的非学习方法获得粗略的初始深度图，然后通过目标依赖的更新单元（TDU）进行迭代更新。TDU 结合 RGB 图像和待更新的深度图特征，动态调整核范围，从长到短，逐步精炼深度图。该方法减少了可学习参数的数量，同时提高了推理效率。

**实验结果：**实验结果表明，LRRU 的多个变体在不同的参数范围内均表现出色，尤其是在 NYUv2 和 KITTI 数据集上，LRRU-Base 模型在提交时在 KITTI 深度完成基准上排名第一。

**主要贡献：**本文的主要贡献包括提出了一种轻量级的深度完成网络架构、提出了动态调整核范围的长短范围递归更新策略、并通过大量实验验证了方法的有效性。

在攻读这篇文献的时候，我们同样遇到了一些问题。

## （二）长短范围递归更新策略（Long-short Range Recurrent Update Strategy）

**难点：**该策略涉及动态调整核范围，使得在深度更新过程中，从捕捉长距离依赖到短距离依赖逐步过渡。理解这种调整的必要性和机制可能会有些抽象，尤其是在核范围如何影响深度图的精细化过程方面。

**理解：**可以将这个策略类比为聚焦镜头的过程。初始状态下，网络对全局场景进行粗略观察，类似于长距离观察场景，因此核范围较大，关注的邻近像素距离较远。而随着迭代的进行，网络逐渐聚焦到更精细的局部区域，类似于逐渐缩小观察范围，因此核范围变小，关注的邻近像素距离较近。结合文献中的图 5 和图 6，理解每次迭代中核范围和像素距离的变化，有助于掌握这个策略的动态调整过程和其作用。

## （三）残差学习（Residual Learning）

**难点：**文中提出通过学习目标深度图的残差来提升结构细节并抑制噪声，这一思想虽然直观，但如何在实际网络中实现可能不容易理解，尤其是在如何构造残差图像方面。

**理解：**首先复习残差学习在其他领域（如图像识别中的 ResNet）的应用原理，理解其在减少模型复杂度的同时增强模型学习能力的作用。在本论文中，残差学习的作用是通过逐步修正初始的粗略深度图，来避免一次性回归导致的误差累积。因此，可以将其理解为在每次迭代中对预测结果进行微调，使得每次的调整幅度较小但更加精准。

## 文献调研：Denoising strategies for Time-of-Flight Data

这篇论文的核心内容围绕 Time-of-Flight (ToF) 数据的去噪问题展开，主要探讨了不同去噪策略的选择以及去噪步骤在整个处理流程中的最佳位置。

### （一）论文主要内容

**问题背景：**Time-of-Flight (ToF) 相机在获取深度数据时，受限于硬件和信号处理技术，生成的图像通常带有显著的噪声。这些噪声不仅影响最终的深度图精度，还会在后续处理过程中被放大，进而影响高层次计算机视觉算法的效果。因此，对 ToF 数据进行有效去噪是一个关键问题。在进行 ToF 数据去噪时，存在两个主要问题：选择合适的去噪方法并将其适配于 ToF 数据，以及确定去噪步骤在整个处理管道中的最佳位置。不同的位置选择可能对最终的去噪效果有显著影响，因此需要系统研究。

**方法创新：**论文中研究了适用于 ToF 数据的几种常见去噪方法，特别是双边滤波（Bilateral Filtering）和全变分去噪（Total Variation, TV），并探讨了这些方法在 ToF 数据中的适应性调整。例如，通过调整滤波器的参数以适应 ToF 数据中噪声的空间变化，或使用各向异性滤波来增强边缘保留效果。一个重要的创新点在于论文探讨了去噪方法在处理管道中的不同位置应用的效果。作者系统研究了将去噪方法应用于原始

数据、复数数据和最终深度数据的不同效果，得出了对于每种去噪方法的最佳应用位置。

**实验结果：**通过在真实数据和合成数据上的一系列实验，论文评估了不同去噪方法在不同位置的性能。重点关注了噪声去除效果、边缘保留、处理效率等指标。对于 TV 去噪，实验结果表明将其应用于处理流程的最后阶段效果最佳，因为此时数据已经经过了其他处理步骤，可以更好地保留深度图的边缘和细节。对于双边滤波，最佳效果是在原始数据上进行滤波，尤其是结合后续的中值滤波处理，可以显著降低均方误差（MSE），提供较好的噪声去除效果和边缘保留能力。

**主要贡献：**论文系统研究了适用于 ToF 数据的几种去噪方法，提供了关于方法选择、参数调整以及应用位置的深入分析。通过实验结果，论文为实际应用中的 ToF 数据去噪提供了指导，明确了不同去噪方法的最佳应用位置。这为后续开发新的去噪算法提供了重要参考。论文通过实验验证了提出的去噪策略框架，展示了其在提升 ToF 数据质量方面的有效性，为进一步的研究提供了基础。

## （二）处理 ToF 数据固有噪声的复杂性（Complexity of dealing with noise inherent in ToF data）

**难点：**Time-of-Flight（ToF）数据的噪声特性并非简单的高斯噪声，而是随着信号幅度的变化而变化。噪声的分布通常是非均匀的，这意味着在图像的不同区域，噪声水平可能差异很大。尤其是在信号较弱的区域，噪声会显得尤为严重。这种噪声特性的复杂性使得传统的去噪方法（如高斯滤波）难以有效应对。ToF 相机的噪声与信号的幅度（Amplitude）密切相关，信号强度较低的区域往往会产生更高的噪声。这种噪声依赖于信号幅度的特性，使得去噪过程变得更加复杂，因为去噪方法需要针对不同的信号强度进行自适应调整。

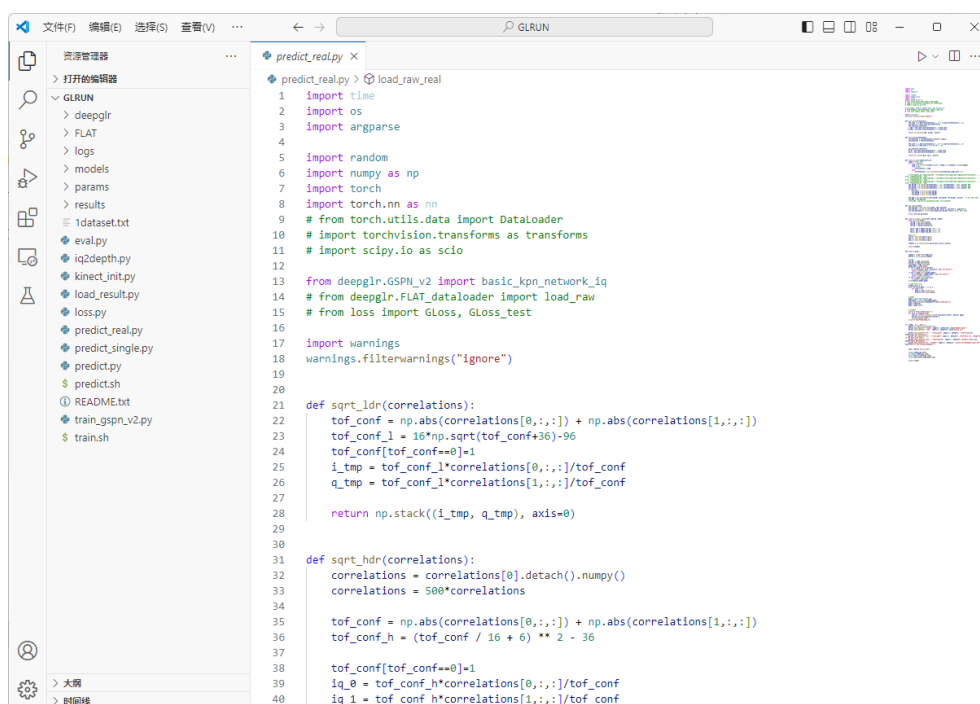
**理解：**可以通过将 ToF 数据的处理类比为“逐块优化”的过程来理解。由于不同区域的噪声水平不同，去噪算法必须针对每个区域的具体情况做出调整。理解这一点的关键在于认识到 ToF 数据的噪声并不是“一个滤波器可以处理所有情况”的简单问题，而是需要通过自适应方法，逐块进行优化处理。在应对噪声建模困难时，理解不同的噪声模型和调整算法之间的关系至关重要。可以通过实验的方法，逐步调整模型参数，并在多种场景下测试算法的性能，以确定最优的去噪参数和方法。理解这种实验调整的方法，有助于设计更鲁棒的去噪策略。使用可视化工具（如热图或分布图即图 4 和图 5）来展示噪声的空间变异性和幅度依赖性，可以直观地理解噪声的分布情况。通过观察这些可视化结果，能够更好地理解为什么某些区域比其他区域更容易受到噪声影响，以及去噪算法在这些区域中的表现。

## （三）不同去噪方法在不同位置的均方误差（MSE）比较

**难点：**ToF 数据的处理管道涉及多个阶段，包括原始数据、复数数据处理、深度数据生成等。每个阶段的数据特性不同，噪声特性也不同，因此在不同阶段应用去噪方法会对最终结果产生不同的影响。确定最佳去噪位置需要在多种可能的管道配置中进行实验比较，这增加了研究的复杂性。不同去噪方法有不同的优势和劣势。例如，双边滤波在保留边缘细节方面表现优异，但在处理高噪声区域时可能会产生伪影。全变分去噪在平滑噪声方面较为有效，但可能会导致边缘细节丢失。选择合适的去噪方法并在管道中找到最佳应用位置是一个多重优化问题，需要平衡不同的性能指标（如 MSE、边缘保留、噪声抑制等）。虽然 MSE 是衡量去噪效果的一个重要指标，但它并不能全面反映去噪方法的实际性能。MSE 侧重于全局误差的度量，但可能忽略了边缘细节和特定区域的去噪效果。例如，一个方法在降低 MSE 的同时，可能会导致边缘模糊或细节丢失，因此仅依赖 MSE 可能会误导去噪方法的选择。

**理解：**可以通过逐步分析去噪方法在每个处理阶段的效果，分别计算和比较 MSE。这种分阶段的分析有助于理解不同位置上去噪效果的差异，并帮助识别出每种方法在特定阶段的优劣势。通过实验调整去噪方法的参数（如滤波器的大小、正则化参数等），可以在不同阶段取得最佳 MSE 表现。这种实验调整过程不仅帮助找到最优的去噪位置，还能揭示不同方法在应对噪声时的行为特性。将去噪后的图像与原始图像及地面真值（ground truth）进行对比，结合 MSE 指标，直观理解去噪效果。通过可视化 MSE 分布，可以识别出噪声抑制与细节保留之间的平衡点，并有助于找到去噪方法的最佳应用位置。

## GLRUN 代码环境配置



```
1 import time
2 import os
3 import argparse
4
5 import random
6 import numpy as np
7 import torch
8 import torch.nn as nn
9
10 # from torch.utils.data import DataLoader
11 # import torchvision.transforms as transforms
12 # import scipy.io as scio
13
14 from deepglr.GSPN_v2 import basic_kpn_network_iq
15 # from deepglr.FLAT_data_loader import load_raw
16 # from loss import GLoss, GLoss_test
17
18 import warnings
19 warnings.filterwarnings("ignore")
20
21 def sqrt_l2r(correlations):
22     tof_conf = np.abs(correlations[0,:,:]) + np.abs(correlations[1,:,:])
23     tof_conf_l = 16*np.sqrt(tof_conf+36)-96
24     tof_conf[tof_conf==0]=1
25     i_tmp = tof_conf_l*correlations[0,:,:]/tof_conf
26     q_tmp = tof_conf_l*correlations[1,:,:]/tof_conf
27
28     return np.stack((i_tmp, q_tmp), axis=0)
29
30
31 def sqrt_h2r(correlations):
32     correlations = correlations[0].detach().numpy()
33     correlations = 500*correlations
34
35     tof_conf = np.abs(correlations[0,:,:]) + np.abs(correlations[1,:,:])
36     tof_conf_h = (tof_conf / 16 + 6) ** 2 - 36
37
38     tof_conf[tof_conf==0]=1
39     iq_0 = tof_conf_h*correlations[0,:,:]/tof_conf
40     iq_1 = tof_conf_h*correlations[1,:,:]/tof_conf
```

### 5) 经费开支情况

名目	金额（元）	用途	备注
1. 业务费	386.25	模型训练	GPU 服务器
（1）计算、分析、测试费	386.25	模型训练	GPU 服务器
（2）能源动力费	0	无	无
（3）会议、差旅费	0	无	无
（4）文献检索费	0	无	无
（5）论文出版费	0	无	无
2. 仪器设备购置费	0	无	无
3. 实验装置试制费	0	无	无
4. 材料费	0	无	无

### 6) 项目后期具体工作计划

- a) 分析现有方法，记录精度及复杂度
- b) 将 LRRU+GLRUN 用于 ToF Denoising 并在仿真数据集上训练，在真实数据集上测试，并与 baseline 进行比较
- c) 结果对比分析与论文撰写

## 三、项目组成员签名

林继申 刘垚 刘淑仪 梁斯凯 杨宇琨

## 四、指导老师意见

导师签字：

年 月 日

## 五、院系意见

教学负责人（签章）：

年 月 日

## 六、学校大学生创新创业训练计划专家组意见

负责人（签章）：

年 月 日