

哈爾濱工業大學

毕业设计（论文）中期报告

题 目：基于深度学习的神经元钙荧光数据处理

专 业      自动化

学 生      汪 岷 丞

学 号      SZ170320115

指导教师      吴晓军教授

日 期      2022 年 4 月 27 日

哈尔滨工业大学教务处制

<b>1</b>	<b>课题主要研究内容及进度</b>	<b>1</b>
1.1	课题主要研究内容 . . . . .	1
1.1.1	问题概述 . . . . .	1
1.1.2	数学描述 . . . . .	1
1.2	进度介绍 . . . . .	1
<b>2</b>	<b>已完成的研究工作及结果</b>	<b>1</b>
2.1	数据集生成 . . . . .	1
2.2	神经网络构架 . . . . .	2
2.3	神经网络训练 . . . . .	3
2.4	结果预览 . . . . .	3
<b>3</b>	<b>后期拟完成的研究工作及进度安排</b>	<b>4</b>
3.1	后期拟完成的研究工作 . . . . .	4
3.2	进度安排 . . . . .	4
<b>4</b>	<b>存在的困难及解决方案</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>论文按时完成的可能性</b>	<b>4</b>
<b>6</b>	<b>主要参考文献</b>	<b>4</b>

# 1 课题主要研究内容及进度

## 1.1 课题主要研究内容

### 1.1.1 问题概述

本课题的主要研究内容是神经元钙荧光成像数据<sup>[1]</sup>中存在的图像非线性形变<sup>[2,3]</sup>。由于大脑的严重流体性质，在成像的过程中不可避免的存在严重的非刚性形变。在提取神经元活动的过程中，我们假设图像的灰度变化完全由神经元活动和噪声构成，而严重的非刚性形变打破了这一假设。由于这一现象的在物理上的成因难以避免，我们希望通过计算机视觉的方式，通过算法校正非刚性形变。

### 1.1.2 数学描述

考虑单张图像的形变校正。假设图像是一个  $H \times W$  的灰度矩阵。对于参考图像  $I_{ref}$  和形变后图像  $I_{warp}$  我们希望找到一个形变场  $\phi$ ，使得图像

$$I_e(x, y) = \phi(I_{warp}) \quad (1)$$

中的每一个像素  $p_e = I_e(x_i, y_i)$  与  $p_{ref} = I_{ref}(x_i, y_i)$  对应相同的物理结构。

本课题的主要研究内容就是提出一个算法  $f$  使得

$$\phi_e = f(I_{warp}, I_{ref}) \quad (2)$$

是  $\phi$  的一个最优估计。

## 1.2 进度介绍

目前已经完成了文章调研，合成数据集生成，神经网络构架设计，代码实现，网络训练等工作。下一步安排是根据结果优化迭代算法。

# 2 已完成的研究工作及结果

## 2.1 数据集生成

在同一个数据集上，非刚性形变变化不大；但在不同的数据集上，因为成像质量，时间，实验动物的不同，形变前差万别。为了广泛的学习到不同的形变场的特征并进行校正，本课题采用了人工合成数据集的方式。在清华大学戴琼海院士组的成像和降噪工作基础上<sup>[4]</sup>，本课题对总共 6000 张图像随机生成了对应的 6000 个形变场，得到了 6000 对扭曲-真实图像的数据对。

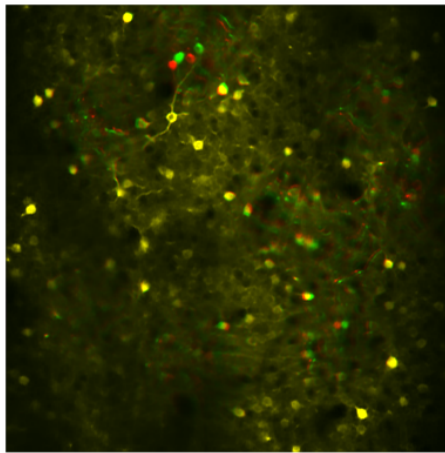


图 1: 数据集预览。红色通道为真实图像，绿色通道为扭曲后的图像。重合部分为黄色

下面详细介绍形变场及其生成。形变场  $\vec{u}$  是一组定义在二维平面上的二维向量集合。

$$\vec{u}(x, y) : R^2 \rightarrow R^2 \quad (3)$$

借用流体力学中的欧拉描述<sup>[5]</sup>，某一位置上的向量表示该位置的形变方向和大小，而不是在这个位置的质点的形变。为了给每一张图生成不同形变场，同时模拟形变的随机性，我们首先在  $N = 10$  个随机位置生成  $N$  个向量作为初始形变向量；为了模拟为了模拟实际形变的空间连续性，我们以初始向量所在位置为中心进行高斯平滑。具体的讲，对于一组给定的初始随机向量  $(X_i, Y_i) \rightarrow U_i$ ，坐标  $(x, y)$  处的向量为：

$$u(x, y) = \sum_{U_i} U_i \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{(x-X_i)^2+(y-Y_i)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

得到形变场之后，我们就可以对图像进行形变。为了解决图像形变中的非整数坐标问题<sup>[6]</sup>，本课题采用了常用的双线性插值方法<sup>[6]</sup>，最终也使得对图像的形变运算可以进行反向传播。

## 2.2 神经网络构架

网络的大致思路采用了在医学图像领域被广泛应用的 U-Net<sup>[7]</sup> 为骨架，采用了不同分辨率间的特征融合进行推理。

在形变场预测上，我们由 LiteFlowNet<sup>[8]</sup> 得到启发，设计了在不同层级预测形变场并进行残差连接的方法。在深度卷积网络的研究领域，我们假设并一定程度上证明了，神经网络会将原始图像映射到一个高位特征空间，我们通过高位特征来对任务进行推理。本课题的研究内容是图像的非刚性形变，作为网络输入的图像对在内容信息没有任何的区别，我们认为二者只在特征位置上产生了偏差。

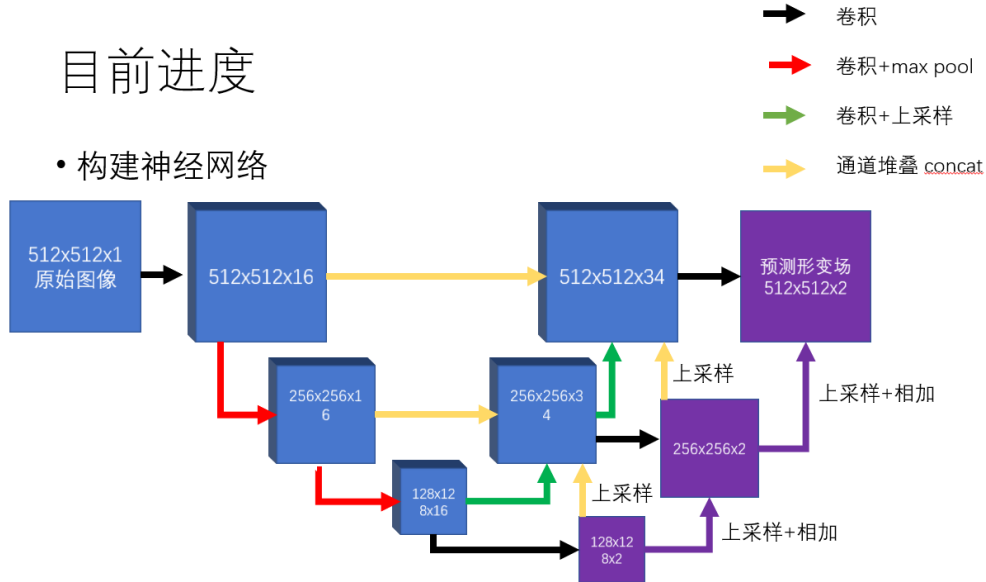


图 2: 神经网络构架

基于上述假设，我们认为两张图像的在层级  $i$  上特征图之间也可以由一个确定的形变场  $\phi_i$  进行转换，在较浅层级的网络特征中，该形变场与原始图像所对应的形变  $\phi$  是一致的。本课题提出的网络在等效卷积视野最大同时也是分辨率最粗的特征  $F_3$  上预测得到  $\phi_3$ 。我们期望这一层级的特征把握了图像大尺度上的信息，从而能够预测一个全局粗略的形变场。剩下的细节部分依次由等效卷积视野越小，分辨率越细的特征上预测得到，这部分预测得到的形变场是上一部分预测之后在细节上缺失的部分，我们可以认为他是一种残差。

## 2.3 神经网络训练

基于 pytorch 框架，我们自行构建了训练流程，在计算集群上进行训练。训练配置采用 16 核 GPU，NVIDIA RTX3090 训练，迭代 1000 epoch。损失函数为均方误差

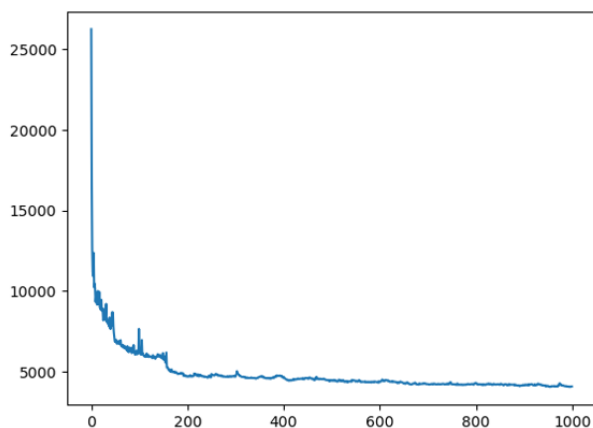


图 3: 训练过程中 loss

## 2.4 结果预览

目前已经可以生成大体上符合预期的形变场，但图像边缘存在一定瑕疵。

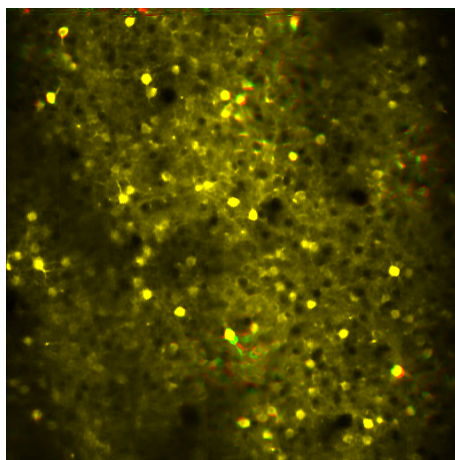


图 4: 结果。红色通道为真实图像，绿色通道为校正后图像。重合部分为黄色

### 3 后期拟完成的研究工作及进度安排

#### 3.1 后期拟完成的研究工作

如上所示，目前模型得到的结果差强人意，下一步主要工作是面向任务设计更合理的 loss 函数，同时设计更好的评价指标衡量结果。如果时间允许，还希望根据目前结果调整模型结构，进一步面向实际数据场景进行实验，甚至完善 workflow，算法封装等。

#### 3.2 进度安排

- 3 月：完成 NCC loss 函数实现，继续训练模型。
- 4 月：设计评价指标，修改模型，论文撰写。
- 5 月：后期工程，完善论文撰写。

### 4 存在的困难及解决方案

问题：

1. 模型结果不完美，需要优化
2. 合成数据集上得到的结果未在真实数据集上验证

解决方案

1. 修改迭代优化整体算法，力求完美
2. 讲修改后的模型在实际数据集或更接近实际数据集的模型上进行测试

### 5 论文按时完成的可能性

目前进度良好，和开题时预估的进度一致。已经完成了大部分前期工作，进入修改迭代优化阶段。按时完成论文有充足保证。

### 6 主要参考文献

- [1] Smetters D, Majewska A, Yuste R. Detecting Action Potentials in Neuronal Populations with Calcium Imaging[J/OL]. Methods, 1999, 18(2): 215-221. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1046202399907740>.
- [2] Dubbs A, Guevara J, Yuste R. moco: Fast motion correction for calcium imaging[J]. Frontiers in neuroinformatics, 2016, 10: 6.
- [3] Stosiek C, Garaschuk O, Holthoff K, et al. In vivo two-photon calcium imaging of neuronal networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2003, 100(12): 7319-7324.
- [4] Li X, Zhang G, Wu J, et al. Reinforcing neuron extraction and spike inference in calcium imaging using deep self-supervised denoising[J]. Nature Methods, 2021: 1-6.
- [5] Batchelor C K, Batchelor G. An introduction to fluid dynamics[M]. [S.l.]: Cambridge university press, 2000.
- [6] Jaderberg M, Simonyan K, Zisserman A, et al. Spatial transformer networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.

- [7] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. 2015 : 234-241.
- [8] Hui T-W, Tang X, Loy C C. Liteflownet: A lightweight convolutional neural network for optical flow estimation[C] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018 : 8981-8989.