

尊敬的评委老师们：

大家好，我是陈博，今天带来我们组课程设计：《时-空-谱融合计算成像综述与实验研究》的答辩。[Click](#)

主要分为以下几个部分：[click](#)

首先是课题概述，高光谱图像（HSI）是指能够在数十至数百个窄波段上获取同一场景的图像，它显著提升了目标识别、遥感分类等任务的性能。然而，现有相机无法同时在空间分辨率上和光谱分辨率上同时取得理想效果，因此，成像技术应运而生，其目标是将同一场景下的低分辨率 HSI 与高分辨率 MSI 融合，重建出高分辨率高光谱图像。[Click](#)

根据我们的调研，我们将该领域方法先分为两大类：时域和空谱域，然后空谱域上再分为基于传统设计和基于深度学习方法两类。而对于时域部分，相关工作较少，实验对硬件要求较高，所以本次课程设计未在该方面做深入调研。[Click](#)

接下来是各类方法的详细介绍 [click](#)

首先是基于传统设计的方法，左边是全色锐化，它最早将单波段影像与多光谱影像融合，但这方面的方法不同程度存在光谱失真、易丢失细节等缺陷。

右边是基于贝叶斯的方法：它通过引入先验分布，构建融合模型，能够有效利用多光谱信息。但这种方法对噪声敏感，且往往需要高昂的计算代价。[Click](#)

其次是矩阵分解和张量分解。前者将高维数据分解，后者则在保留三维结构的同时利用先验知识进行图像融合。两者都具有可解释的参数和无需训练的优势，但在大规模场景下缺乏灵活性。[Click](#)

接着是基于深度学习的方法 [click](#)

基于 CNN 的方法通过端到端网络同时从两种图像中学习特征。近年来的一系列网络不断优化光谱与空间细节的提取与融合。尽管如此，CNN 方法仍存在感受野较小、泛化能力不足等问题。[Click](#)

除此之外，研究者们引入生成对抗网络，利用对抗损失督促生成器还原更逼真的空间细节与光谱分布，取得了不错的效果。[Click](#)

近年来，Transformer 架构在该领域也有较多应用，从最开始仅在空域上分 patch 计算自注意力，到后来时域和光谱域上做交叉注意力，基于 Transformer 的方法显著提升了融合精度与跨模态建模能力。[Click](#)

接着是实验与分析部分，对于每一类方法，我们选择 1-2 种代表性算法进行实验，在 CAVE 和 Harvard 数据集上，从多角度评估他们的性能 [click](#)

其中，我们详细分析了 MHF-Net 及其网络结构，一种可解释的创新深度学习模型，核心创新在于将传统设计的优化方法与端到端的神经网络结合，每个模块都具有明确的物理意义，具有很好的研究启发性 [click](#)

以下是我们最终的实验结果，通过观察对比各项指标，我们发现基于深度学习的方法在评价指标、模型参数和推理时间方面表现较为均衡，而传统设计的方法对数据集先验知识的要求较高，模型表现不是很稳定。 [click](#)

除此之外，我们绘制了残差图，可视化预测结果与真实图像之间的差异，可以发现 [click](#)，部分方法出现伪影；所有方法中，基于深度学习方法表现较为稳定且效果较好 [click](#)

在 Harvard 数据集上，我们选取三张细节、边缘数目不等的图像进行分析 [click](#)，可以发现，图像本身对模型的预测结果有较大影响，模型普遍善于重建平坦区域，对于边缘的重建效果欠佳。 [Click](#)

最后，总结该课程设计，我们认为，对于方法的选择，应该因地制宜，结合条件选择最好的方法。从我们实验角度的出发，未来可以多吃一些遥感、卫星方面的图像重建，而对于该领域提升模型效果来说，模型的轻量化和结合先验知识提升细节部位重建能力可能是未来发展的方向。 [Click](#)

我的答辩到此结束，谢谢大家！