苏州医工所在多聚焦图像融合领域取得进展

作者：writer 来源：中国科学院

本文原地址：https://www.iikx.com/news/progress/25050.html

本文仅供学习交流之用，版权归原作者所有，请勿用于商业用途！

景深是光学系统中最近和最远的清晰成像平面之间的距离。景深越大，该光学系统可清晰成像的范围就越广。由于光学镜头的景深限制，难以获得全聚焦图像，即其中往往存在一部分模糊区域。解决这一问题的有效方法之一是多聚焦图像融合（MFIF）。MFIF旨在将对同一场景中的不同物体分别进行聚焦得到的多幅局部聚焦图像进行融合，得到所有物体都清晰的全聚焦图像。MFIF可以有效的扩展光学镜头的景深，使成像系统突破景深限制，以获得更高质量的图像。

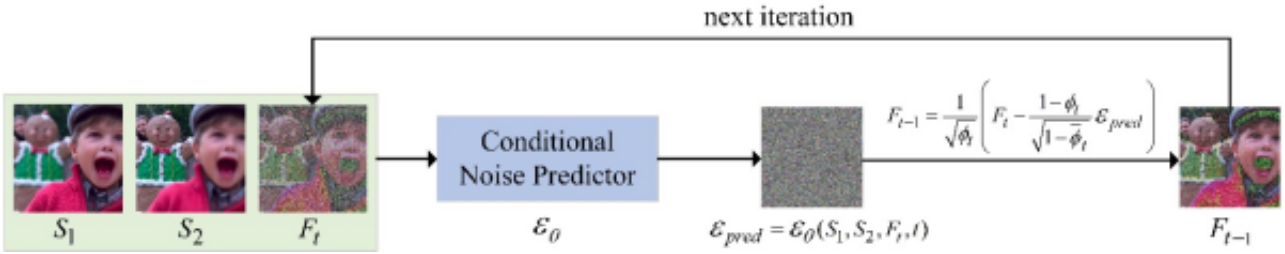
目前，在MFIF领域中，深度学习方法的效果明显优于传统算法。近年来，基于深度学习的MFIF算法发展迅速，但科学家往往致力于设计越来越复杂的网络结构、模块和损失函数来提升算法的融合性能。这意味着必须花费大量的时间来设计巧妙的网络结构，并完成足够多的对比实验。而这不利于算法性能的提升，导致当前的MFIF算法性能遇到了瓶颈。

为此，中国科学院苏州生物医学工程技术研究所付威威团队重新考虑了图像融合任务，并将其建模为一种条件生成模型。该团队结合当前图像生成领域效果最好的扩散模型（Diffusion Models），提出了一种基于扩散模型的MFIF算法——FusionDiff（FusionDiff的图像融合原理如图1所示）。这是该扩散模型在多聚焦图像融合领域的首次应用，为该领域的研究提供了新思路。

经过实验验证，FusionDiff在融合效果和小样本学习性能上均优于其他MFIF算法。FusionDiff在8种评价指标上与13种代表性的MFIF算法进行了对比，取得了最好的融合效果（表1、2）。同时，FusionDiff是一种小样本学习的MFIF算法，仅需要100对训练集就能够取得良好的融合效果。表3展示了不同MFIF算法的训练集规模，FusionDiff的训练集规模降低为其他算法的2%以内。这意味着该算法可能适用于样本稀缺的应用场景，如显微图像融合。

相关研究成果以*FusionDiff: Multi-focus image fusion using denoising diffusion probabilistic models*为题，发表在《专家系统与应用》（*Expert Systems with Applications*）上。研究工作得到山东省自然科学基金和中国科学院青年创新促进会的支持。

论文链接



FusionDiff算法的图像融合原理示意图

表1. 在Lytro公开测试集上所有算法的平均得分

Methods	$PSNR$	$Q_{AB/F}$	$SSIM$	$VIFF$	CC	EN	Q_{NCIE}	Q_G
NSCT-SR	74.6930	0.5534	0.8539	1.3978	0.9717	7.6813	0.8391	0.7498
GFF	74.7037	0.5641	0.8536	1.4224	0.9718	7.6821	0.8375	0.7501
CSR	74.6310	0.5799	0.8535	1.3996	0.9715	7.6820	0.8368	0.7404
DSIFT	74.5644	0.5289	0.8524	1.3666	0.9712	7.6797	0.8415	0.7524
CNN	74.6775	0.5406	0.8542	1.3745	0.9718	7.6796	0.8402	0.7516
U2Fusion	71.4127	0.6276	0.7940	1.6407	0.9735	7.5893	0.8221	0.6284
MUFusion	67.7763	0.6304	0.7847	1.6731	0.9675	7.6358	0.8219	0.6325
MFIF-GAN	74.5606	0.5294	0.8524	1.3666	0.9712	7.6796	0.8377	0.7462
ZMFF	74.3894	0.6990	0.8516	1.6281	0.9701	7.6847	0.8266	0.6950
IFCNN	74.8327	0.6845	0.8548	1.5829	0.9731	7.6851	0.8293	0.7252
SDNet	73.2805	0.6516	0.8308	1.6700	**0.9790**	7.6452	0.8240	0.6532
MFF-GAN	72.7623	0.6556	0.8253	1.6774	0.9723	7.6739	0.8237	0.6592
SwinFusion	72.3692	0.6913	0.8576	1.6333	0.9764	**7.6974**	0.8250	0.6931
FusionDiff	**75.1462**	**0.7196**	**0.8633**	**1.6925**	0.9766	7.6853	**0.8446**	**0.7533**

表2. 在MFFW公开测试集上所有算法的平均得分

Methods	$PSNR$	$Q_{AB/F}$	$SSIM$	$VIFF$	CC	EN	Q_{NCIE}	Q_G
NSCT-SR	72.1983	0.6312	0.7957	1.6255	0.9463	**7.3634**	0.8178	0.6239
GFF	72.2489	0.6307	0.8051	1.6547	0.9478	7.3348	0.8187	0.6246
CSR	71.9510	0.6219	0.7891	1.5971	0.9437	7.3457	0.8182	0.6151
DSIFT	71.9127	0.6304	0.7955	1.5872	0.9428	7.3404	0.8187	0.6245
CNN	72.0344	0.6281	0.8072	1.5930	0.9455	7.3261	0.8196	0.6222
U2Fusion	69.1245	0.5452	0.7608	1.6809	0.9588	7.1313	0.8169	0.5452
MUFusion	65.6914	0.5246	0.7411	1.7074	0.9525	7.0654	0.8167	0.5247
MFIF-GAN	71.8126	0.6265	0.7991	1.5784	0.9423	7.3237	0.8196	0.6207
ZMFF	71.7887	**0.6618**	0.8064	1.6741	0.9414	7.3133	0.8195	0.6528
IFCNN	72.9156	0.6071	0.8173	1.6890	0.9584	7.3268	0.8190	0.6026
SDNet	70.4461	0.5647	0.7943	1.6946	0.9638	7.2010	0.8181	0.5628
MFF-GAN	70.4173	0.5708	0.7892	1.7075	0.9557	7.3035	0.8177	0.5672
SwinFusion	71.1711	0.5996	0.7940	1.6893	0.9623	7.1806	0.8187	0.6003
FusionDiff	**72.9973**	0.6516	**0.8422**	**1.7087**	**0.9648**	7.3478	**0.8214**	**0.6545**

表3. 不同MFIF算法的训练集规模

Method	Backbone	Training dataset size
CNN	CNN	1,000,000
p-CNN	CNN	1,450,000
ECNN	Ensemble of CNNs	1,000,000
DRPL	CNN	20,000
SESF-Fuse	CNN	82,783
MUFusion	CNN	21,780
SDNet	CNN	184,790
FuseGAN	GAN	5,850
MFIF-GAN	GAN	11,355
IFCNN	CNN	100,000
ACGAN	GAN	23,714
MFF-GAN	GAN	22,090
DRL-FPD	CNN	31,775
TransFusion-Net	Transformer	18,000
SwinFusion	Transformer	29,595
FusionDiff	DDPM	100

研究团队单位：苏州生物医学工程技术研究所

更多 科学进展 请访问 https://www.iikx.com/news/progress/

本文版权归原作者所有，请勿用于商业用途，爱科学iikx.com转发