

指导教师： 杨涛

提交时间： 2015.3.29

The task of
Digital Image Processing

数字图像处理

School of Computer Science

No: 1

姓名： 曾皓月

学号： 2012302501

班号： 10011205

基于局部光谱一致性和动态变化率稀疏性的图像融合

Chen Chen¹, Yeqing Li¹, Wei Liu² and Junzhou Huang^{1*}

¹University of Texas at Arlington

²IBM T.J. Watson Research Center

摘要

本文中,我们计划用一种新方法实现同一地理位置的一张高分辨率全色图像和一张低分辨率多光谱图像的图像融合。与以往方法不同的是,我们没有对采样后的多光谱图像做任何臆测,而仅仅是假设低采样后的融合图像响应与原始的多光谱图像接近。这里有一个严重的不适定问题,所以,一个动态变化率稀疏性的补偿也因此被提出以规范化这个问题。结合不同频带的内部相关性,这个补偿可以有效地利用全色图像的先验信息(即锐界)。一种新的凸优化算法也被提出来,它可以有效解决这个问题。在四个多光谱数据集上的大量实验证明这个新提出的方法在空间和光谱质量上明显地优于当前先进水平。

1. 介绍

多光谱(MS)图像广泛地运用于许多遥感领域诸如环境监测,农业,矿产勘探等等。然而,高分辨率的MS传感器被板载存储和宽带传输[20]这样的基础设施限制。与此相反,拥有高空间分辨率的全色(Pan)灰阶图像由于有更少的像素,更方便得到。高空间分辨率的Pan图像和高光谱分辨率的MS图像的结合可同时从大部分现存的卫星得到。因此,我们希望通过图像融合(也叫泛锐化)得到同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率的图像。

图像融合是一个典型的逆向问题且一般难以解决。许多常规方法使用投影和替代,包括主成分分析(PCA)[6],加强色相饱和度(HIS)[11],波形[25]和他们的结合。这些方法以如下方式工作:采样,正变换,强度匹配,部分替代和反向转换[2]。在另一种方法比如 Brovey[10]中,假设Pan图像是融合后图像所有频带的线性结合。从现有方法的详细调查中可以发现[2],这些以前的方法有良好的视觉效果,但同时他们也承担了他们的强假设在遥感物理[20]中不现实可能带来的风险。

为了解决频谱失真造成的问题,最近出现了一套变分的方法[3][18][9]。每一种方法都在相对较弱假设的基础上制定能量函数,然后减小一个函数以得到最优解。第一种变分方法 P+XS[3]建立在 Brovey[10]中假设的线性

结合上,并且,它也假设采样后的MS图像是模糊处理后的融合结果。鉴于一个精确的模糊核很难被预先估计,AVWP[18]将这部分用光谱比例限制替换,以保护频谱信息。这也使得融合图像接近小波融合图像[25]。另一种变分模型用于估计融合图像和模糊模型参数反复[9]。我们已经在这些变分方法中取得了可喜的成果,特别是在减少频谱失真方面。然而,由于缺乏有效的模型保存空间信息,可见的虚像可能出现在融合结果中。

在本文中,我们提出了一种新的变分模型在图像融合中弥合这一差距。受融合图像和Pan图像之间地理关系的启发,动态变化率稀疏这个性质被我们发现,定义和利用,以提高空间质量。另外,我们假设减少采样后的融合图像应该接近于MS图像(被配制为最小二乘拟合术语,以保持频谱信息)。该组合模型与以往方法的关键不同之处在于,它不违反遥感物理。此外,我们的方法结合了不同频带的固有的相关性,这在以前也是从未被考虑过的。为了优化我们的整个能量函数,我们提出了一种基于快速迭代收缩阈值算法(FISTA)[4]框架的新算法,有很快的收敛速度。大量的实验结果证明,我们的方法可以显著降低频谱失真,同时保持尖锐物体边界的融合图像。

2. 提出的方法

2.1. 符号

小写字母表示定标器。粗体字母表示矩阵。特别地,

$P \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示Pan图像, $M \in \mathbb{R}^{\frac{m}{c} \times \frac{n}{c} \times S}$ 表示低分辨率的MS

图像。 c 是一个常量。比如,在快鸟采集中,当Pan图像分辨率为0.6m且MS图像分辨率为2.4m时, $c=4$ 。

将被融合的图像用 $X \in \mathbb{R}^{m \times n \times S}$ 表示。 $\|\cdot\|_F$ 表示Frobenius范数。为了简化, $X_{i,j,d}$ 表示表示 X 中第 i 行,第 j 列和第 d 个频带的元素。 X_d 表示整个第 d 个频带,其因此是矩阵。

2.2. 所在光谱一致性

所有前面的方法[3][18][9]都使用采样的 MS 图像作为先决知识以保留频谱信息。然而，采样的 MS 图像一般都是模糊不准确的。因此，我们仅仅假设减采样后的融合图像接近于原始 MS 图像。在这里用最小二乘拟合对这种关系建模：

$$E_1 = \frac{1}{2} \|\Psi X - M\|_F^2 \quad (1)$$

其中， Ψ 表示下采样操作。局部谱信息必须与每个 MS 像素一致。和以往的工作相同，输入的图像在预处理中被假设标注成了几何图形。由于遥感图像具有地理坐标，图像配准相对容易。

由于极低的减采样率（ $c=4$ 时为 $1/16$ ），最小化 E_1 会是一个严重的不适定问题。没有有力的先验信息， X 几乎不可能被准确地估计出来。这也许就是之前的方法中都不运用能量函数的原因。

2.3. 动态变化率稀疏性

幸运的是，Pan 图像提供了这样的先验信息。由于与融合后图像 X 间紧密的地理联系，Pan 图像早已提供给我们清晰地物体边界信息。许多研究者想要在数学上建立这个联系。然而，从最近的消息[2][20]来看，还不存在这样一个模型可以有效地表征这种关系。

由于遥感图像往往分段平稳，其变化率趋于稀疏且非零点对应于边界。再加之，这些边界的位置应该与 Pan 图像中他们的位置相同。这证明了稀疏性不是确定的而是随相关图像而不断变化的。这种特点之前还没有在稀疏理论中研究过。我们称有这种特性的数据为动态变化稀疏信号/图像。

定义：用 $x \in \mathbf{R}^N$ 和 $r \in \mathbf{R}^N$ 代表信号和相关信号。 Ω_x 和 Ω_r 分别代表它们变化率的支撑集。动态变化率信号被定义为：

$$S_x = \{x \in \mathbf{R}^N : |\Omega_x| = K, \Omega_x = \Omega_r, K \ll N\}$$

使用类似的逻辑，它可以扩展到多通道/频谱信号和图像。在之前的方法中 P+XS[3]和 AVWP[18]。 ℓ_2 常量规范化是用于利用先验的变化率信息，它不会诱导变化率的稀疏，也不会因为补偿大的值而引起图像过度平滑化。在 Fang 的变分法（FVP）[9]中，第一项源自于 P+XS 中的线性结合假设，它不会提升每个频带的稀疏性。与之前的工作不同的是，动态变化率稀疏性在我们方法中是提倡的。除了以前的方法中就尝试使用的先验信息，我们也注意到在不同的频带的内部相关性，因为它们是不同的地面物体的表示。因此，不同频带的变化率应该被松耦合起来。我们都知道 ℓ_1 常量会提高稀疏性而 $\ell_{2,1}$ 常量会提高集合的稀疏性。因此我们提出了一个新的能量函数以同时提升动态变化率稀疏性和集合稀疏性：

$$E_2 = \|\nabla X - \nabla D(P)\|_{1,2} \quad (2)$$

$$= \sum_i \sum_j \sqrt{\sum_d \sum_q (\nabla_q X_{i,j,d} - \nabla_q P_{i,j})^2} \quad (3)$$

其中 $q=1, 2$ 和 $D(P)$ 表示复制 P 为 s 频带。 $\nabla 1$ 和 $\nabla 2$ 表示在第一和第二坐标的正向有限差分算。有趣的是，当不存在参照图像，即 $P=0$ 时，结果与矢量总变化(VTV)最小化后的[5, 12, 7] 相同。为了说明为什么 E_2 促进动态梯度稀疏，我们在图 1 中举了一个简单的一维多通道信号的例子，我们可以发现，如果解决方案因参照量设定而有一个不同的相关支持集，变化率的总稀疏将增加。例(a)-(d)中分别具有不同的集合稀疏性，编号为 8,4,4,2。因此，(a) - (c) 将做出补偿，因为它们在我们的方法中不是稀疏的解决方案。

结合两个能量函数，图像融合问题可以被规定为：

$$\min_X \{ E(X) = E_1 + \lambda E_2 \quad (4)$$

$$= \frac{1}{2} \|\Psi X - M\|_F^2 + \lambda \|\nabla X - D(P)\|_{2,1} \}$$

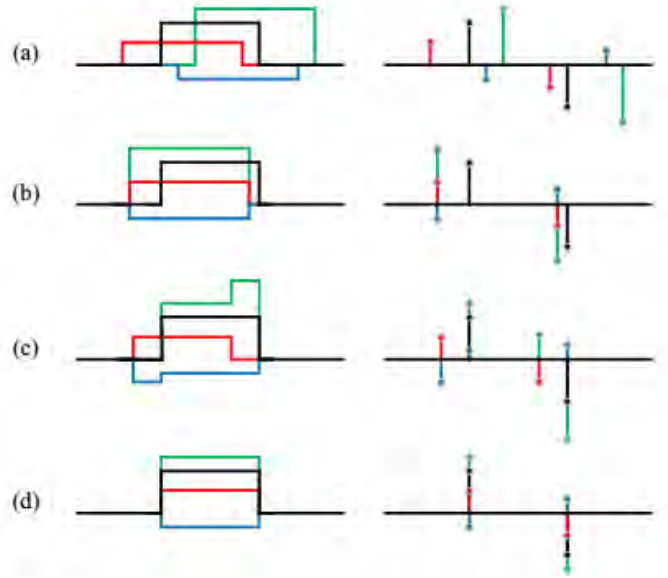


图 1. 基于补偿的不同变化率的可能解决方案示意图。RGB 颜色线条代表不同模型的解决方案。左：1D 信号。右：相应梯度。

(a) TV 的一种可能解决方案：RGB 通道的变化率是稀疏的但可能不相关。(b) VTV 的一种可能解决方案：R,G,B 通道的变化率是集合稀疏的，但可能与参照信号无关。(c) FVP[9]的一种可能解决方案：不单独提高任意一个通道的稀疏性。(d) 动态变化率稀疏正规化的一个可能的解决方案：变化率只能是集合稀疏的而且受参照信号影响。

其中 λ 是一个正的参数。我们的方法与现有方法 [3][18][9] 相比，我们的方法的首要的好处是来自自身频谱约束。它不依赖于采样的 MS 图像和线性组合的假设。因此，只有准确的光谱信息被保留。它可以来自不同的来源或不同时间的采集而进一步应用到图像融合。其次，我们提出的动态变化率稀疏性仅仅会使支持集合变得一致，而并不要求变化的趋势和该信号的幅度一致。这些性能使得它能在逆向[20]和光照条件不敏感的条件下

保持不变。最后，只有我们的方法可以同时融合多个频带，它提供了对噪声[15][13]的鲁棒性。这些就是我们的方法的独有优势。

2.4.算法

很明显这个问题是突出的而且具有全局最优解。第一个条件是平滑的而第二个不是。这促使我们要解决在 FISTA 框架[4,14]中的问题。FISTA 已被证明对一阶方法可以达到最佳的收敛速度。即

$E(X^k) - E(X^*) \sim O(1/k^2)$ ，其中 X^* 是最佳的解决方案， k 是迭代计数器。我们在算法 1 中总结了泛锐化的算法。

在这里， ψ^T 表示 ψ 的逆算子。 L 为 $\psi^T(\psi X - M)$ 中的 Lipschitz 常数，它可以在这个问题中被设置为 1。我们可以观察到该解决方案在 X^k 和 X^{k-1} 的基础上被更新，而在以前的方法中使用的 Bregman 方法[3][9]的更新 X 仅基于 X^k 。这是我们的方法收敛更快的一个原因。对于第二步， $L=1$ 且

$$X^k = \arg \min_X \left\{ \frac{1}{2} \|X - Y\|_F^2 + \lambda \|\nabla Z\|_{2,1} \right\} \quad (5)$$

令 $Z = X - D(P)$ 我们可以把上式写为：

$$Z^k = \arg \min_Z \left\{ \frac{1}{2} \|Z - (Y - D(P))\|_F^2 + \lambda \|\nabla Z\|_{2,1} \right\} \quad (6)$$

这种替代的问题因而成为了一个 VTV 去噪问题[5, 12, 7]， X^k 可以被更新为 $Z^k + D(P)$ 。低速版的 VTV 去噪算法的加速是基于 FISTA 框架解决的(6)，这些算法被总结在[12,7]中。快速的收敛速度 $O(1/k^2)$ 理论上由 FISTA 保证[19, 4]。

算法 1 DGS-融合

Input: $L, \lambda, t^1 = 1, Y^0$

for $k = 1$ to Maxiteration do

$$Y = Y^k - \psi^T(\psi X - M) / L$$

$$X^k = \arg \min_X \left\{ \frac{1}{2} \|X - Y\|_F^2 + \lambda \|\nabla X - \nabla D(P)\|_{2,1} \right\}$$

$$t^{k+1} = [1 + \sqrt{1 + 4(t^k)^2}] / 2$$

$$Y^{k+1} = X^k + \frac{t^k - 1}{t^k + 1} (X^k - X^{k-1})$$

end for

3.实验

该方法在快鸟，Geoeye，SPOT 和 IKONOS 卫星的数据集进行验证。Pan 图像的分辨率范围为 0.41 m 至 1.5 m。所有相应的 MS 图像分辨率都较低，为 $C=4$ ，并且包含蓝，绿，红和近红外波段。为方便起见，我们仅将 RGB 带呈现。由于缺乏相同的场景的多分辨率图像，低分辨率图像只能在地面实况下采样。这种策略是很常见的比较融合算法（例如，[21][22][3][18][9]）。

我们将我们的方法与传统的方法诸如 PCA[6]，IHS[11]，波形[25]，Brovey[10]和变分的方法的 P+XS[3]，AVWP[18]比较后发现。我们的方法的有效性可通过大量的可视化和定量分析实验进行验证。与 P+XS[3]和 AVWP[18]比较也证明了其效率。根据作者的建议，该参数分别为每个方法进行调整，针对每种方法，都选择了最好的一套参数。所有的实验都是用 Matlab 在 3.4GHz 的 Intel 酷睿 i73770 CPU 的桌面上运行过的。

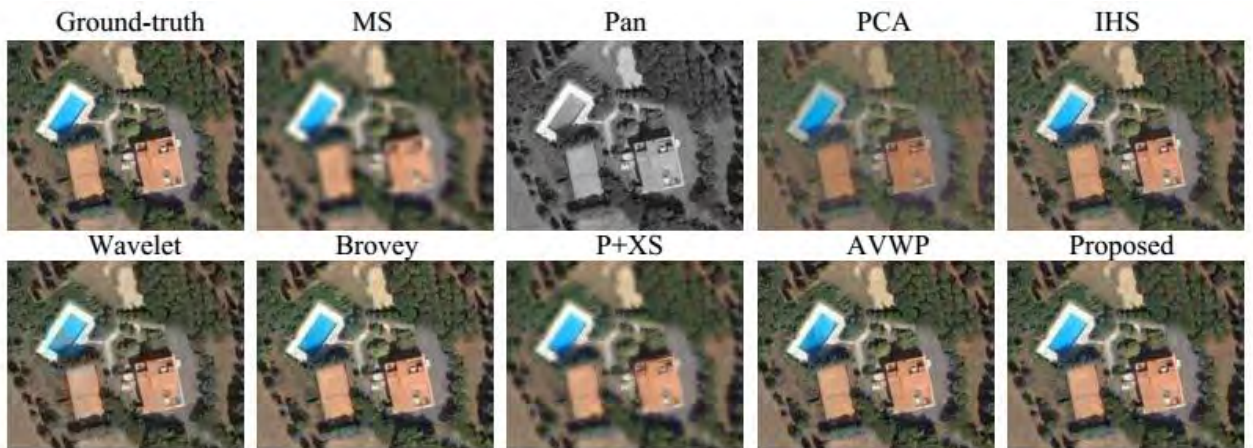


图 2.融合结果的比较（来源：快鸟）。Pan 图像有 200x160 像素。版权所有 DigitalGlobe 公司。



图 3. 与图 2 相应的误差图像。较亮的像素代表较大的误差。

3.1. 视觉比较

首先，我们将我们的方法的融合结果和这些以

前的工作结果进行比较[6][11] [25] [10][3] [18]。图 2 显示了融合结果以及由快鸟卫星捕获的原始图像。所有的方法都可以产生比原来的 MS 图像更好的视觉图像。显然, PCA[6]执行最差。IHS[11]和 Brovey[10]产生的图像没有发现虚影。然而,仔细观察后发现,这些图像的颜色是趋于改变的,特别是在树木和草上。这是频谱失真[20]的一个标志。波形融合[25]同时具有频谱失真和块状虚影(比如在游泳池)。边缘模糊是 P + XS[3]融合图像中的普遍问题。AVWP[18]的表现比他们都好很多,但它继承了波形融合有块状虚影的缺点。

为了更好地观察比较,我们在在图 3 中,以相同的比例呈现了与地面实况图像和误差图像。从这些误差的图像中可以清楚地观察到频谱失真,块状虚影和模糊。

这些结果和之前的工作[18]提出的结果一致。由于频率失真,现有方法不适合用于植被研究[20]。以前变分法[3] [18]尝试通过组合几个弱假设来打破这种强的假设。然而,这种组合包含了太多需要调整的参数。而且采样后 MS 图像的融合结果往往不准

确。相反,我们为了与原始 MS 图像的局部连贯性而仅仅压缩融合图像的频谱信息。从视觉观察的结果来看,融合结果非常好。

3.2.定量分析

除了先前使用的图像,我们还从快鸟, GeoEye, IKONOS 和 SPOT 的数据集中采集了大小不同的 157 测试图像 (128x128x512), 其中包含植被(例如森林, 农田), 水体(如河流, 湖)和城市的场景(如建筑, 道路)。这个测试集合比以前变分方法考虑的所有数据集还大得多 ([3]中图 31, 7 中图[18]和[9]中图 4)。图 4 展示了示例图像。

为了评估不同方法的融合质量, 我们用四种指标来衡量光谱质量和一种度量标准来测量空间质量。光谱指标包括合成(ERGAS) [1], 光谱角映射器(SAM) [1], 万向图象质量指数(C-平均值) [23]和相对平均光谱误差(RASE) [8]中的相对无量纲全局误差。过滤的相关系数(FCC) [25]被用作空间质量度量。此外, 当与地面实况相比时, 峰值信噪比(PSNR)和均方根误差(RMSE)和平均结构相似度(MSSIM) [23]被用来评估融合的精度。

Method	ERGAS	QAVE	RASE	SAM	FCC	PSNR	MSSIM	RMSE
PCA [6]	5.67±1.77	0.664±0.055	22.3±6.8	2.11±1.35	0.972±0.014	20.7±2.7	0.799±0.067	24.1±6.7
IHS [11]	1.68±0.86	0.734±0.011	6.63±3.4	0.79±0.54	0.989±0.006	31.2±4.6	0.960±0.035	8.1±4.2
Wavelet[25]	1.18±0.45	0.598±0.113	4.50±1.6	2.45±1.18	0.997±0.002	36.1±3.6	0.983±0.009	4.5±1.9
Brovey [10]	1.22±1.08	0.733±0.011	5.18±4.6	0.61±0.58	0.940±0.170	38.2±5.6	0.989±0.008	9.1±19.7
P+XS[3]	0.89±0.33	0.720±0.036	3.47±1.3	0.66±0.36	0.898±0.024	25.9±3.5	0.854±0.051	14.7±5.4
AVWP[18]	0.46±0.17	0.733±0.013	1.81±0.6	0.69±0.70	0.996±0.002	40.0±3.5	0.991±0.006	2.9±1.0
Proposed	0.07±0.03	0.746±0.004	0.3±0.1	0.18± 0.11	0.997±0.002	47.5±3.6	0.998±0.001	1.1±0.5
Reference Value	0	1	0	0	1	+∞	1	0

表 1.在 158 张遥感图像上的表现比较.





图 4.我们实验中所用的示例图像。Quickbird, Geoeye and IKONOS 为 DigitalGlobe 公司版权所有，SPOT 为 CNES 公司版权所有。

此测试组的平均结果和方差见表 2。对于每个度量标准的理想值显示在最后一排。变分法[3] [18] 在 ERGAS 和 RASE 中的结果比常规方法[6][11] [25] [10]低得多的值。QAVE 和 SAM 的结果与常规方法相当。我们可以得出结论，这些变方法可以保存更多的频率信息。由于模糊，P+XS 在空间分辨率上略逊于 FCC。就错误和相似性指标(PSNR, MSSIM, RMSE)而言, AVWP 和 P+XS 总是分别为第二好和第二差的。除了同样使用 FCC 的波形融合，我们的方法始终比所有以前的方法在所有指标方面都做得更好。这些结果足以证明我们的方法的成功之处——动态梯度稀疏能够保持锋利的边缘，光谱约束可以保持准确的光谱信息。它可以在 PSNR 方面超越的第二好的方法 (AVWP) 7dB。

如果我们考虑一下我们用的先验信息，每种算法的表现就很好解释了。传统的投影替代方法只是将输入图像作为矢量信息（即 1D）。所不同的只是在不同的投影空间进行置换。然而，诸如边界这样的 2D 信息并没有被使用。虽然变分法 P + XS [3]和 AVWP[18]的模型并不能有效地利用先验信息，但边界信息已在这些方法中被考虑进来。传统的方法，特别是 AVWP，已经取得了可喜的成果。通过使用上文提到的动态变化率稀疏性，我们的方法已成功地从 Pan 图像中得到了更多的先验信息。由于在不同的频带的集合稀疏性，我们的方法对干扰更加不敏感，这就是为什么我们的方法始终优于其他方法。

3.3.效率比较

为了评估所提出方法的效率，我们将这个方法与之前变分法 P + XS [3]和 AVWP[18]在精度和计算成本进行比较。用 PSNR 来测量融合精度。图 5 说明了图 2 中不同图像相应的算法的收敛速度比较。我们的方法继承了 FISTA[4]框架的优点，通常收敛在 100~150 外迭代。AVWP 经常收敛在 200 到 400 次迭代。P+ XS 使用传统的变化率下降法甚至还不能达到收

敛在 600 次迭代。每次算法迭代后，我们的方法可以在 PSNR 方面大约超过 AVWP 5 dB。注意，后者是以前研究中性能第二好的方法。

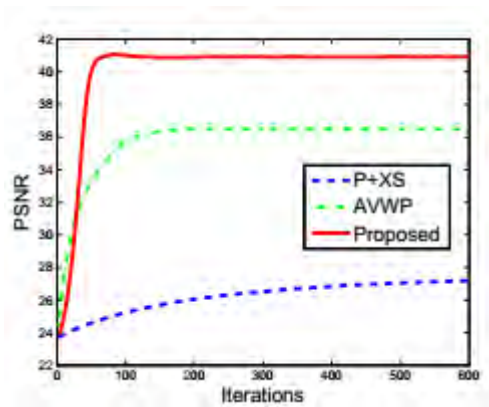


图 5. P+XS, AVWP 和本文提出的方法收敛速度比较。该结果与图 2 对应。

这三种方法的平均计算成本都根据测试图像的不同大小列在表 3 中。本文方法和 AVWP 都会在将超出设定的范围（例如，X 的相对变化是 10^{-3} ）。时终止。从这些结果可以发现，我们的方法的计算成本往往是线性的。即使是第二快的方法 AVWP,对于一个 512×512 像素的图像，也要比我们的方法多花 50% 的时间。这些比较足以显示我们的方法的效率和的有效性。

	128× 128	256× 256	384× 384	512× 512
P+XS	6.7	16.0	48.3	87.4
AVWP	1.7	8.3	28.2	54.7
Proposed	1.4	5.0	19.3	36.8

表 2. 计算时间（秒）比较。

3.4.讨论

之前的变化率信息和联合结构在其他图像增强任务已经被单独使用[16,17]。这样的成功进一步证明了我们的模型的有效性。我们提出的方法对某个特定的下采样方案不敏感。当实际采用的下采样是

三次插值时，用任一立方或双线性内插也能获得同样的结果。当用平均策略时，结果更糟。

4. 结论

我们提出了一种新的，强大的变换模型通过局部光谱的一致性和动态变化率稀疏性实现的泛锐化。该模型包含高分辨率 Pan 图像提供的变化率先验信息和 MS 图像提供的频谱信息。此外，我们的模型还利用了融合图像本身的波段相关性，这是在任何以前的方法中尚未被考虑过的。我们设计了一个有很快收敛速度的高效的优化算法来解决问题。我们在 158 个不同来源的图像上进行了大量的实验。由于技术的独特性，我们的方法被证实始终在空间和频谱质量上优于世界一流水平。

感谢

我们衷心感谢 Dr. Darin Brezeale 阅读这项工作的初步版本，并提供有价值的反馈。

参考

[1] L. Alparone, L. Wald, J. Chanussot, C. Thomas, P. Gamba, and L. M. Bruce. Comparison of pansharpening algorithms: Outcome of the 2006 grs-s data-fusion contest. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 45(10):3012–3021, 2007.

[2] I. Amro, J. Mateos, M. Vega, R. Molina, and A. K. Katsaggelos. A survey of classical methods and new trends in pansharpening of multispectral images. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2011(79):1–22, 2011.

[3] C. Ballester, V. Caselles, L. Igual, J. Verdera, and B. Rouge. A variational model for P+XS image fusion. *IJCV*, 69(1):43–58, 2006.

[4] A. Beck and M. Teboulle. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems. *SIAM J. Imaging Sciences*, 2(1):183–202, 2009.

[5] X. Bresson and T. F. Chan. Fast dual minimization of the vectorial total variation norm and applications to color image processing.

Inverse problems and imaging, 2(4):455–484, 2008.

[6] P. S. Chavez, Jr, S. C. Sides, and J. A. Anderson. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat tm and spot panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(3):295–303, 1991.

[7] C. Chen, Y. Li, and J. Huang. Calibrationless Parallel MRI with Joint Total Variation Regularization. In *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pages 106–114, 2013.

[8] M. Choi. A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 44(6):1672–1682, 2006.

[9] F. Fang, F. Li, C. Shen, and G. Zhang. A variational approach for pan-sharpening. *IEEE Trans. Image Processing*, 22(7):2822–2834, 2013.

[10] A. R. Gillespie, A. B. Kahle, and R. E. Walker. Color enhancement of highly correlated images. i. decorrelation and hsi contrast stretches. *Remote Sensing of Environment*, 20(3):209–235, 1986.

[11] R. Haydn, G. W. Dalke, J. Henkel, and J. E. Bare. Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement. In *Proc. International Symposium on Remote Sensing of Environment*, 1982.

[12] J. Huang, C. Chen, and L. Axel. Fast Multi-contrast MRI Reconstruction. In *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, pages 281–288, 2012.

[13] J. Huang, X. Huang, and D. Metaxas. Learning with dynamic group

- sparsity. In *Proc. ICCV*, pages 64–71, 2009.
- [14] J. Huang, S. Zhang, H. Li, and D. Metaxas. Composite splitting algorithms for convex optimization. *Comput. Vis. Image Und.*, 115(12):1610–1622, 2011.
- [15] J. Huang, T. Zhang, and D. Metaxas. Learning with structured sparsity. *J. Mach. Learn. Res.*, 12:3371–3412, 2011.
- [16] D. Krishnan and R. Fergus. Dark flash photography. In *Proc. SIGGRAPH*, 2009.
- [17] M.-Y. Liu, O. Tuzel, and Y. Taguchi. Joint geodesic upsampling of depth images. In *Proc. CVPR*, pages 169–176, 2013.
- [18] M. Moller, T. Wittman, A. L. Bertozzi, and M. Burger. A variational approach for sharpening high dimensional images. *SIAM J. Imaging Sciences*, 5(1):150–178, 2012.
- [19] M. W. Schmidt, N. Le Roux, F. Bach, et al. Convergence rates of inexact proximal-gradient methods for convex optimization. In *Proc. NIPS*, pages 1458–1466, 2011.
- [20] C. Thomas, T. Ranchin, L. Wald, and J. Chanussot. Synthesis of multispectral images to high spatial resolution: A critical review of fusion methods based on remote sensing physics. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 46(5):1301–1312, 2008.
- [21] V. Vijayaraj, C. G. O’Hara, and N. H. Younan. Quality analysis of pansharpened images. In *Proc. International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004.
- [22] L. Wald, T. Ranchin, and M. Mangolini. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6):691–699, 1997.
- [23] Z. Wang and A. C. Bovik. Modern image quality assessment. *Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing*, 2(1):1–156, 2006.
- [24] M. Yuan and Y. Lin. Model selection and estimation in regression with grouped variables. *J. the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 68(1):49–67, 2005.
- [25] J. Zhou, D. L. Civco, and J. A. Silander. A wavelet transform method to merge landsat tm and spot panchromatic data. *International J. Remote Sensing*, 19(4):743–757, 1998.