

一种新的全色与多光谱图像融合变分模型

马宁^{1,2} 周则明² 张鹏² 罗立民¹

摘要 图像融合是提供包含各输入图像互补信息的单幅图像的有力工具. 本文提出了一种新的用于全色和多光谱图像融合的变分模型. 在 Socolinsky 对比度模型的基础上构造了一个改进的能量泛函最小化问题, 以寻找最接近全色图像梯度的解. 为了提高多光谱图像的空间分辨率, 并尽可能地保持其原有的光谱信息, 还将光谱一致项、波段间相关项和对比度增强项引入融合模型. 在 IKONOS 和 QuickBird 数据集上测试了该模型的性能. 实验结果表明该模型可以生成同时具有高空间质量和高光谱质量的融合图像.

关键词 图像融合, 变分, 能量泛函, 光谱一致性, IKONOS, QuickBird

引用格式 马宁, 周则明, 张鹏, 罗立民. 一种新的全色与多光谱图像融合变分模型. 自动化学报, 2013, 39(2): 179–187

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.00179

A New Variational Model for Panchromatic and Multispectral Image Fusion

MA Ning^{1,2} ZHOU Ze-Ming² ZHANG Peng² LUO Li-Min¹

Abstract Image fusion is a powerful tool to provide a single image which contains the complementary information from the input images. A novel variational model is presented for panchromatic and multispectral image fusion. Based on the Socolinsky's contrast model, an advanced energy minimization problem is posed to find the solution whose gradient is closest to that of the panchromatic image. To improve the multispectral image's spatial resolution and preserve its spectral information as much as possible, spectral coherence, interband correlation and contrast enhancement terms are explicitly enforced into the fusion process. The performance of our model is evaluated on several IKONOS and QuickBird datasets. Experimental results show that our model can produce images with both high spatial and high spectral quality.

Key words Image fusion, variation, energy functional, spectral coherence, IKONOS, QuickBird

Citation Ning Ma, Ze-Ming Zhou, Peng Zhang, Li-Min Luo. A new variational model for panchromatic and multispectral image fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(2): 179–187

受成像系统、探测器特性和卫星姿态等多种观测因素的限制, 许多遥感卫星很难获取一幅同时具有高空间分辨率和高光谱分辨率的图像, 取而代之为提供一幅高空间分辨率的全色图像和若干幅高光谱分辨率的多光谱图像. 例如, IKONOS 和 QuickBird 卫星遥感数据都包含 1 个全色波段和 4 个多光谱波段. 随着对兼具高空间与高光谱分辨率图像的遥感应需求日益增多, 图像融合已成为一种有效的解决方案, 它将获取的全色图像和多光谱图像进行合成, 从而提供单幅具有全色和多光谱图像互补信息的融合图像.

传统的融合方法, 如 IHS (Intensity-hue-

saturation) 变换^[1-3]、主成分分析 (Principal component analysis, PCA)^[2-5]、Brovey 变换^[6-7]、高通滤波^[8] 和 Gram-Schmidt^[9-10] 等, 都存在丢失原图像光谱信息的问题. 小波变换^[7, 11] 是目前遥感图像融合的主流方法, 但是基于小波变换算法得到的融合图像总是出现振铃现象. 多尺度几何分析方法能够更有效地表示图像的几何结构, 从而弥补了小波变换的这一缺陷, 主要包括: 脊波变换^[12]、曲波变换^[13-14] 和轮廓波变换^[15] 等. 然而, 基于多尺度几何分析的融合方法普遍存在计算复杂度高和效率低的问题.

最近, 人们提出了一些基于变分方法的图像融合模型并显示出其良好的融合性能. 这些变分融合模型主要可分为两类. 一类是 Ballester 的地形图 (Topographic map) 模型^[16], 该模型假设全色图像的地形图包含了多光谱图像的几何结构. 然而, 这一假设受到一些限制并且可能会导致光谱失真. Moeller 等将小波变换引入该模型并将其推广到超光谱图像融合^[17]. 另一类是 Socolinsky 的对比度模型^[18], 该模型利用输入图像的梯度信息定义融合图像的目标对比度场并通过最小化目标泛函得到融合

收稿日期 2011-01-12 录用日期 2012-04-20
Manuscript received January 12, 2011; accepted April 20, 2012
国家自然科学基金 (41174164, 41005018) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (41174164, 41005018)
本文责任编辑 戴琼海
Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai
1. 东南大学影像科学与技术实验室 南京 210096 2. 解放军理工大学气象学院 南京 211101
1. Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing 210096 2. Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101
该文的英文版同时发表在 *Acta Automatica Sinica*, vol. 39, no. 2, pp. 179–187, 2013.

结果. Piella^[19] 引入图像增强项^[20], 进一步提高了融合图像的对比度. 但是, 对比度模型没有考虑光谱信息的保持, 因此, 并不适用于遥感图像的融合.

本文提出了一种新的变分模型用于全色图像和多光谱图像融合. 为了提高多光谱图像的空间分辨率并保持其原有的光谱信息, 在 Socolinsky 对比度模型的基础上构造了一个改进的能量泛函, 寻找最接近全色图像梯度的解作为融合图像的梯度. 为了确保融合目标, 变分模型还针对光谱信息保持和对比度增强的需求设计了相应的能量泛函项. IKONOS 和 QuickBird 数据上的实验结果表明, 该模型可以生成同时具有高空间质量和高光谱质量的融合图像.

本文的结构组织如下: 第 1 节简要回顾 Socolinsky 的多波段图像对比度模型; 第 2 节介绍基于变分的全色和多光谱图像融合模型; 第 3 节给出总能量泛函形式和离散数值求解方案; 第 4 节分析实验结果; 第 5 节总结全文并讨论未来的研究方向.

1 多波段图像的对比度模型

设 $I_b : \Omega \rightarrow [0, 1]$ 是定义在空间域 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 上的第 b 波段图像 ($b = 1, \dots, B$, B 是波段数). 对于每幅输入图像 I_b 和每个点 $p = (x, y) \in \Omega$, p 点处的结构张量定义如下:

$$\chi^2(p) = \begin{bmatrix} \sum_{b=1}^B \left(w_b(p) \frac{\partial I_b}{\partial x} \right)^2 & \sum_{b=1}^B w_b^2(p) \frac{\partial I_b}{\partial x} \frac{\partial I_b}{\partial y} \\ \sum_{b=1}^B w_b^2(p) \frac{\partial I_b}{\partial y} \frac{\partial I_b}{\partial x} & \sum_{b=1}^B \left(w_b(p) \frac{\partial I_b}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中

$$w_b(p) = \frac{|\nabla I_b(p)|}{\left(\sum_{b=1}^B |\nabla I_b(p)|^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (2)$$

目标梯度 V 则定义为^[20]

$$V(p) = \sqrt{\lambda_p^+ \theta_p^+} \operatorname{sgn} \left(\theta_p^+ \cdot \sum_{b=1}^B w_b(p) \nabla I_b(p) \right) \quad (3)$$

其中, $\operatorname{sgn}(t) = \begin{cases} 1, & \text{若 } t \geq 0 \\ -1, & \text{否则} \end{cases}$, λ_p^+ 为 $\chi^2(p)$ 的最大特征值, θ_p^+ 为 λ_p^+ 对应的特征向量.

对比度模型的能量泛函为

$$E_G(F) = \int_{\Omega} |\nabla F(p) - V(p)|^2 dp \quad (4)$$

其中, F 表示融合图像并且 $0 \leq F \leq 1$. 实际上, 式 (4) 中的泛函 $E_G(F)$ 可以看作融合图像结构 (∇F) 的局部变化与目标图像结构 (V) 变化匹配程度的能量项^[19].

2 基于变分的全色和多光谱图像融合模型

全色和多光谱图像融合的目标是生成一幅具有全色图像和多光谱图像互补信息的融合图像, 既提高多光谱图像的空间分辨率又保持其原有的光谱信息. 然而, Socolinsky 设计对比度模型的初衷是为了从具有任意波段数的图像中获得一幅最优的灰度图^[18]. 因此, 必须改进对比度模型以适用于遥感图像融合.

泛函方法允许将一些不同类型的算法组合在一个变分框架中, 如 Wang 等^[21] 用于多聚焦图像的同时去噪和融合. 为了确保融合目标, 本文将几何结构注入、光谱信息保持和对比度增强能量项引入变分模型.

2.1 几何结构注入项

全色图像的空间分辨率较高并且空间分辨率提高的多光谱图像应该包含全色图像的几何结构, 因此, 本文取全色图像的梯度 (∇PAN) 为融合图像的目标梯度 V . 为了控制全色图像梯度对融合图像空间分辨率的影响, 引入正常数 ζ , 得到泛函形式定义如下:

$$E_G^*(F_b) = \alpha \int_{\Omega} |\nabla F_b(p) - \zeta \nabla PAN(p)|^2 dp \quad (5)$$

其中, F_b 为融合图像的第 b 波段图像, ∇ 表示梯度算子.

由于式 (5) 中的梯度算子对噪声敏感, 为了保证解的平滑性, 在泛函中加入全变分项, 则新的几何结构注入能量项定义为

$$E_G(F_b) = \alpha \int_{\Omega} |\nabla F_b(p) - \zeta \nabla PAN(p)|^2 dp + \beta \int_{\Omega} |\nabla F_b(p)| dp \quad (6)$$

需要注意的是, 式 (6) 的第二项还可用于去除图像中的噪声.

2.2 光谱信息保持项

多光谱图像每个像素的光谱信息对于目标识别与分类等任务都至关重要, 因此, 如何保持多光谱图像原有的光谱信息非常关键. 本文使用光谱角制图 (Spectral angle mapper, SAM)^[22] 对光谱变化情况进行分析.

设 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_B)$ 和 $\hat{\mathbf{v}} = (\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_B)$ 分别为多光谱图像和融合图像某点处的像素值向量, 则两个向量间光谱角的绝对值可由 SAM 表示为

$$SAM(\mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}}) = \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}} \rangle}{\|\mathbf{v}\|_2 \|\hat{\mathbf{v}}\|_2} \right) \quad (7)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数.

当 \mathbf{v} 与 $\hat{\mathbf{v}}$ 平行, 则有:

$$\frac{v_b}{\hat{v}_b} = \frac{v_{b'}}{\hat{v}_{b'}}, \quad 1 \leq b, b' \leq B \quad (8)$$

即 $v_b \hat{v}_{b'} - v_{b'} \hat{v}_b = 0$ 和 $SAM(\mathbf{v}, \hat{\mathbf{v}}) = 0$, 表示光谱无失真.

为了确保光谱相关和保持融合图像与原多光谱图像的相关性, 定义光谱信息保持能量项为

$$E_S(F_b) = \gamma \int_{\Omega} (F_b - MS_b)^2 dp + \eta \sum_{b'=1, b' \neq b}^B \int_{\Omega} (F_b MS_{b'} - F_{b'} MS_b)^2 dp \quad (9)$$

其中, MS_b 表示与融合图像 F_b 相对应的多光谱图像第 b 波段图像. 第一项用于保持融合图像和原多光谱图像的光谱相关, 第二项则用于保持多光谱图像不同波段间的光谱相关性.

2.3 对比度增强项

提高图像对比度的最常用方法是调整图像的像素值分布. 本文引入对比度增强项^[23] 以进一步提高融合图像的视觉质量, 定义如下:

$$E_C(F_b) = \mu \left\{ \frac{1}{2} \int_{\Omega} \left(F_b(p) - \frac{1}{2} \right)^2 dp - \frac{1}{4|\Omega|} \int_{\Omega} \int_{\Omega} |F_b(p) - F_b(q)| dpdq \right\} \quad (10)$$

其中, $|\Omega|$ 表示图像的面积. 该能量项的第一项使 F_b 的均值尽量靠近灰度级的中值, 第二项定义了整幅图像对比度的测度^[23]. 因此, 最小化 E_C 等价于对图像 F_b 做均衡化处理, 同时使整幅图像对比度最大化.

3 总能量泛函形式和离散数值求解方案

将“几何结构注入”泛函式(6)、“光谱信息保持”泛函式(9)和“对比度增强”泛函式(10)进行组合, 得到总的能量泛函, 形式如下:

$$E(F_b) = E_G + E_S + E_C = \alpha \int_{\Omega} |\nabla F_b - \zeta \nabla PAN|^2 dp + \beta \int_{\Omega} |\nabla F_b| dp + \gamma \int_{\Omega} (F_b - MS_b)^2 dp + \eta \sum_{b'=1, b' \neq b}^B \int_{\Omega} (F_b MS_{b'} - F_{b'} MS_b)^2 dp +$$

$$\mu \left\{ \frac{1}{2} \int_{\Omega} \left(F_b(p) - \frac{1}{2} \right)^2 dp - \frac{1}{4|\Omega|} \int_{\Omega} \int_{\Omega} |F_b(p) - F_b(q)| dpdq \right\} \quad (11)$$

且 $0 \leq F_b \leq 1$. 需要注意的是, 式(11)最后一项中的负号导致 $E(F_b)$ 是非凸的. 然而, 泛函 E 存在最小值¹.

对于第 b 波段图像, 计算各能量项的一阶变分:

$$\frac{\delta E_G}{\delta F_b} = 2\alpha (\zeta \operatorname{div}(\nabla PAN(p)) - \Delta F_b(p)) - \beta \nabla \cdot \frac{\nabla F_b(p)}{|\nabla F_b(p)|} \quad (12)$$

$$\frac{\delta E_S}{\delta F_b} = 2\gamma (F_b(p) - MS_b(p)) + 2\eta \times \sum_{b'=1, b' \neq b}^B (F_b(p) MS_{b'}(p) - F_{b'}(p) MS_b(p)) MS_{b'}(p) \quad (13)$$

$$\frac{\delta E_C}{\delta F_b} = \mu \left\{ F_b(p) - \frac{1}{|\Omega|} A(q : F_b(q) < F_b(p)) \right\} \quad (14)$$

其中, $A(\cdot)$ 表示满足条件的像素数, $\alpha, \beta, \gamma, \eta$ 和 μ 都是正的权重参数, 用于平衡各能量项对融合图像的贡献.

为了最小化能量泛函, 引入时间变量 t 并基于梯度下降法求解:

$$\frac{\partial F_b}{\partial t} = - \frac{\delta E(F_b)}{\delta F_b} \quad (15)$$

则式(15)可被离散数值化求解为

$$\frac{F_b^{k+1}(p) - F_b^k(p)}{\Delta t} = 2\alpha (\Delta F_b^k(p) - \zeta \operatorname{div}(\nabla PAN(p))) + \beta \nabla \cdot \frac{\nabla F_b^k(p)}{|\nabla F_b^k(p)|} + 2\gamma (MS_b(p) - F_b^k(p)) - 2\eta \sum_{b'=1, b' \neq b}^B (F_b^k(p) MS_{b'}(p) - F_{b'}^k(p) MS_b(p)) MS_{b'}(p) + \mu \left\{ \frac{1}{|\Omega|} A(q : F_b^k(q) < F_b^k(p)) - F_b^k(p) \right\} \quad (16)$$

本文设初始图像 F_b^0 为原多光谱图像的对应波段². 梯度算子由前向差分近似, 散度项

¹文献[23]说明了对于图像 $I_b : \Omega \rightarrow [0, 1]$, E_C 具有最小值. 因为 E_G 和 E_S 都有下界, 可以得到 E 存在最小值.

²如前所述, 如果取初始图像为加权组合 $\sum_{b=0}^3 w_b(p) I_b(p)$, 则得到融合图像的灰度图形式. 这里, $b=0$ 表示全色图像, $b=1, 2, 3$ 分别表示多光谱图像的红、绿、蓝通道. 为了保持原多光谱图像的光谱信息, 取 $F_b^0 = MS_b$.

$\text{div}(\nabla PAN)$ 则由 ∇PAN 的后向差分近似. 拉普拉斯算子采用 5 点法近似:

$$\Delta F_b^k(x, y) = F_b^k(x+1, y) + F_b^k(x, y+1) + F_b^k(x-1, y) + F_b^k(x, y-1) - 4F_b^k(x, y) \quad (17)$$

对于边界, 采用对称拓展方法.

为了提高对比度增强项的计算速度, 在每次迭代前需将 F_b^k 映射到 $[0, L]$ 并将各灰度级的像素数存储在数组里用于计算 $A(\cdot)$. 每次迭代之后, 都要保持 F_b^k 取值在 0 到 1 之间, 对于超出范围的部分做截断处理.

由式 (16) 可知: 本文提出的模型能够同时处理所有波段, 一次迭代的时间复杂度为 $O(N)$, N 是图像的总像素数.

4 实验结果

为了验证模型的有效性, 利用 IKONOS 和 QuickBird 数据进行了对比实验. 全色图像和多光谱图像对已经过几何配准. 表 1 给出了实验数据的相关信息.

表 1 实验数据说明

Table 1 Experimental data summary

	Ik1	Ik2	Qb
地点	Sherbrooke, QC, Canada	Fredericton, NB, Canada	Fredericton, NB, Canada
多光谱图像大小	172×275	128×128	512×512
全色图像大小	688×1100	512×512	2048×2048

多光谱图像采用双立方插值法上采样到全色图像大小. 实验图像如图 1 所示.

在变分框架中, 参数的选取对于融合结果具有重要的影响. 根据各能量项的物理意义, 参数 α 、 ζ 、 μ 与空间分辨率相关, 参数 γ 、 η 与光谱分辨率相关, 参数 β 用于保持解的平滑性. 根据不同的应用目标 (提高空间分辨率或者保持光谱信息) 可以调整相应的权重参数来决定能量泛函中各能量项的影响. 实际应用中往往需要在空间分辨率和光谱分辨率之间作适当的平衡. 本文实验中的参数设置如下: $\alpha = 0.2$, $\zeta = 4$, $\beta = 0.001$, $\gamma = 0.5$, $\eta = 0.4$, $\mu = 0.3$, 时间步长 $\Delta t = 0.25$. 收敛条件设为相邻两次迭代的均方差小于 0.5%.

为了验证参数设置的有效性, 首先比较不同参数组合的融合性能. 表 2 给出了对比实验使用的 5 组参数集合.

需要注意的是, 参数集 A 和 B 分别对应泛函 E_G 和 E_C ³. 参数集 C 用于获取高空间质量的融合图像, 参数集 D 用于获取高光谱质量的融合图像,

³泛函 E_S 对应 $\alpha = \beta = \mu = 0$. 当取初始图像为 MS_b 时, 式 (16) 的解显然是 MS_b .

参数集 E 则用于得到光谱质量较高但空间质量较低的融合图像.

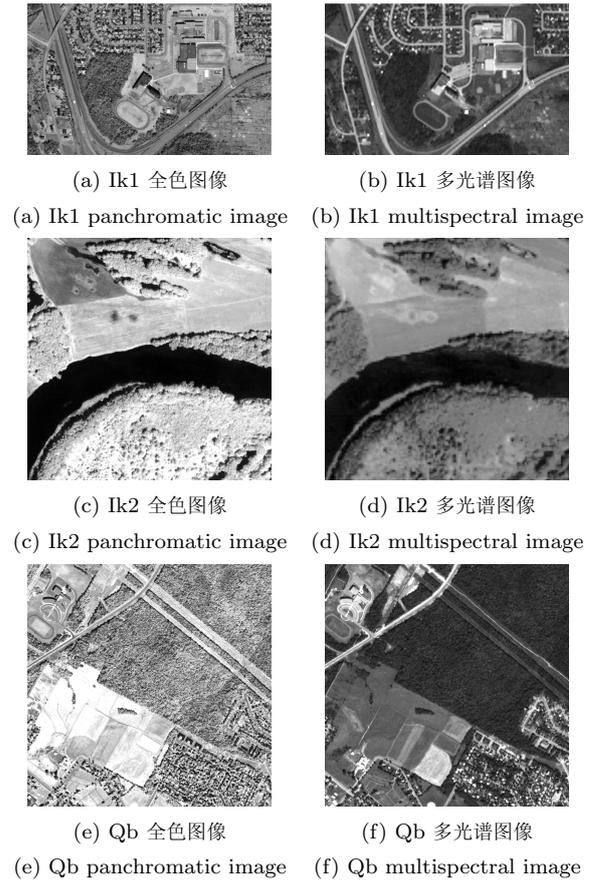


图 1 实验图像

Fig. 1 Experimental images

表 2 参数集选择

Table 2 Choice of parameter set

	α	ζ	β	γ	η	μ
A	0.2	2	0.001	0	0	0
B	0	—	0	0	0	0.2
C	0.5	5	0.001	0	0	0.4
D	0.1	1	0.001	1	1	0.1
E	0.1	2	0.001	0.5	0.4	0.2

图 2 给出了各参数集在 IKONOS 数据 Ik1 上的融合结果. 数据 Ik1 既有城市特征 (如建筑和高速公路) 也有自然特征 (如树).

为了客观评价融合效果, 采用平均梯度 (Average gradient, AG)、相关系数 (Correlation coefficient, CC)^[24]、相对整体维数综合误差 (Erreur globale adimensionnelle de synthèse, ERGAS)^[24] 和通用图像质量指数 (Universal image quality index, UIQI)^[25] 作为评价标准.

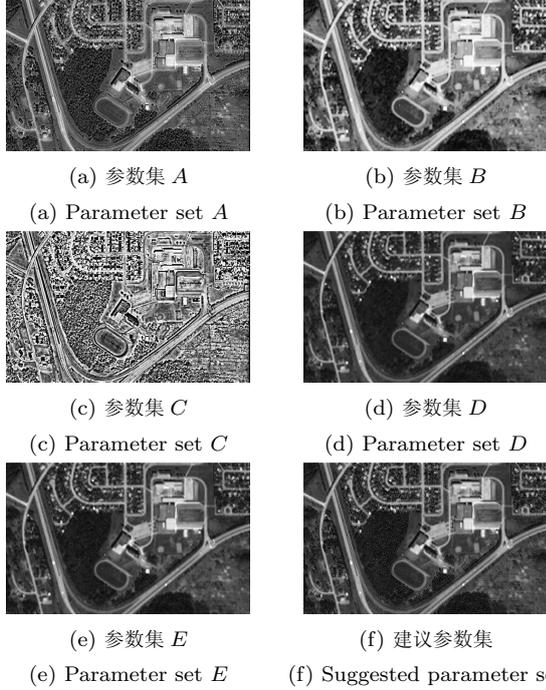


图 2 各参数集在 Ik1 上的融合结果

Fig. 2 Fusion results of the different parameter sets on dataset Ik1

CC 用于评价融合图像与原多光谱图像的相关性, 定义如下^[24]:

$$CC_b = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F_b(x, y) - \hat{\mu}_b) (MS_b(x, y) - \mu_b)}{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F_b(x, y) - \hat{\mu}_b)^2 \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (MS_b(x, y) - \mu_b)^2}} \quad (18)$$

其中, μ_b 和 $\hat{\mu}_b$ 分别表示多光谱图像 MS_b 和融合图像 F_b 的均值. CC 的理想值为 1.

ERGAS 反映了光谱质量变化的整体情况, 定义如下^[24]:

$$ERGAS = 100 \frac{d_h}{d_l} \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \left(\frac{\text{RMSE}(F_b, MS_b)}{\mu_b} \right)^2} \quad (19)$$

其中, d_h/d_l 为全色图像和原多光谱图像空间分辨率之比, 对于 IKONOS 和 Quick-Bird 数据均为 1/4, $\text{RMSE}(F_b, MS_b) = \frac{1}{MN} \sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F_b(x, y) - MS_b(x, y))^2}$. ERGAS 的理想值为 0.

UIQI 用于评价融合图像与原多光谱图像的结

构失真程度^[25], 定义如下:

$$UIQI_b = \frac{\sigma_{F_b MS_b}}{\sigma_{F_b} \sigma_{MS_b}} \cdot \frac{2\hat{\mu}_b \mu_b}{\hat{\mu}_b^2 + \mu_b^2} \cdot \frac{2\sigma_{F_b} \sigma_{MS_b}}{\sigma_{F_b}^2 + \sigma_{MS_b}^2} \quad (20)$$

其中

$$\sigma_{F_b} = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F_b(x, y) - \hat{\mu}_b)^2}$$

$$\sigma_{MS_b} = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (MS_b(x, y) - \mu_b)^2}$$

$$\sigma_{F_b MS_b} = \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (F_b(x, y) - \hat{\mu}_b) (MS_b(x, y) - \mu_b)}$$

如果两幅图像完全一致, 则 UIQI 达到最大值 1.

图 2 中各参数集融合结果的定量评价结果见表 3. 其中, \overline{AG} 、 \overline{CC} 和 \overline{UIQI} 分别表示多光谱图像所有波段的 AG 、 CC 和 $UIQI$ 指标的平均值.

表 3 图 2 中各参数集的定量评价结果

Table 3 Quantitative results of the different parameter sets in Fig. 2

参数集	\overline{AG}	\overline{CC}	\overline{UIQI}	$ERGAS$
A	0.0507	0.7778	0.9833	0.0156
B	0.0300	0.9640	0.9106	0.0175
C	0.1253	0.2502	0.7563	0.0438
D	0.0217	0.9985	0.9994	0.0016
E	0.0319	0.9722	0.9946	0.0060
F (建议)	0.0482	0.9157	0.9943	0.0101

从图 2 和表 3 中, 可以发现参数集 C 的 \overline{AG} 最大, 但是光谱质量最差 (见图 2(c)). 图 2(b) 表明参数集 B 会引起少量的光谱失真. \overline{CC} 、 \overline{UIQI} 和 $ERGAS$ 表明参数集 D 光谱信息保持最好, 然而正如图 2(d) 所示, 其融合结果的空间质量并不理想. 图 2(a)、图 2(e) 和图 2(f) 表明参数集 A、E 和 F 都能获得较好的空间质量, 但是从 \overline{CC} 、 \overline{UIQI} 和 $ERGAS$ 来看, 参数集 A 的光谱信息保持不如参数集 E 和 F. 对比参数集 E 和 F 的融合结果, 可以发现参数集 E 保持了更多的光谱信息, 而参数集 F 融合结果的空间分辨率更高, 这说明本文提出的变分模型可以通过调整权重参数来产生满足不同应用需求的融合图像.

为了进一步评价模型的融合性能, 本文与基于 PCA、离散小波变换 (Discrete wavelet transform, DWT) 和非下采样轮廓波变换 (Non-subsampled contourlet transform, NSCT)^[15] 的融合方法进行了对比实验. 所有方法都在 Matlab 下实现, 实验环境为 Dell 台式机, 处理器为 Intel Core i7, 主频 3.4 GHz, 内存 3 GB. DWT 采用 Daubechies 对

称样条小波基函数 DBSS(2, 2), 分解层数为 3 层. NSCT 的低通滤波器为 “maxflat”, 方向滤波器为 “dmaxflat”, 分解层数为 3 层, 且高频由低到高分别分解了 1、2、8 个方向子带. DWT 和 NSCT 的融合策略为低频系数取多光谱对应波段的低频系数, 高频系数取相应子带的最大绝对值.

本文还与对比度模型、Piella 的对比度增强模型进行了比较. 对比度模型将初始图像设为全色图像与多光谱图像的加权组合:

$$F_b^0 = w'_b(p)MS_b(p) + (1 - w'_b(p))PAN(p)$$

其中, $w'_b(p) = \frac{|\nabla MS_b(p)|}{(|\nabla MS_b(p)|^2 + |\nabla PAN(p)|^2)^{1/2}}$. Piella 模型取目标梯度 V 和初始图像 F_b^0 为: 1) V 定义同式 (3), $F_b^0 = w'_b(p)MS_b(p) + (1 - w'_b(p))PAN(p)$; 2) 与本文模型相同, 即 $V = \nabla PAN$, $F_b^0 = MS_b$. Piella 模型

(见附录 A) 的参数选择如下: $\eta = 0.1$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.5$, 时间步长 $\Delta t = 0.15$, ω 为标准差是 0.1 的高斯函数, $n = 7$, $\alpha = 10$, $k = 0.25$.

各方法在数据 Ik1 上的融合结果如图 3 所示.

从图 3 可以发现, 除了图 3(g), 其余所有融合图像中建筑物和高速公路等特征都比原多光谱图像的更加清晰. 为了更好地评价融合结果, 图 4 还给出了图 3 中操场区域的局部放大.

从图 4(b)、图 4(e) 和图 4(f) 中可以发现, PCA 方法、对比度模型和 Piella 模型 A 都产生了明显的光谱失真. DWT 方法沿着操场轮廓呈现出少量的光谱失真 (见图 4(c)). 图 4(g) 中, Piella 模型 B 保持了原多光谱图像的光谱信息但是没有明显地提升其空间质量. 这也说明提出的目标梯度和初始图像选取方案并不适用于 Piella 模型. 如图 4(d) 和 4(h) 所示, NSCT 方法与本文模型的融合结果的视觉质量相近, 但是本文模型的融合图像保持了更多的细节信息, 如左下角的树林区域.

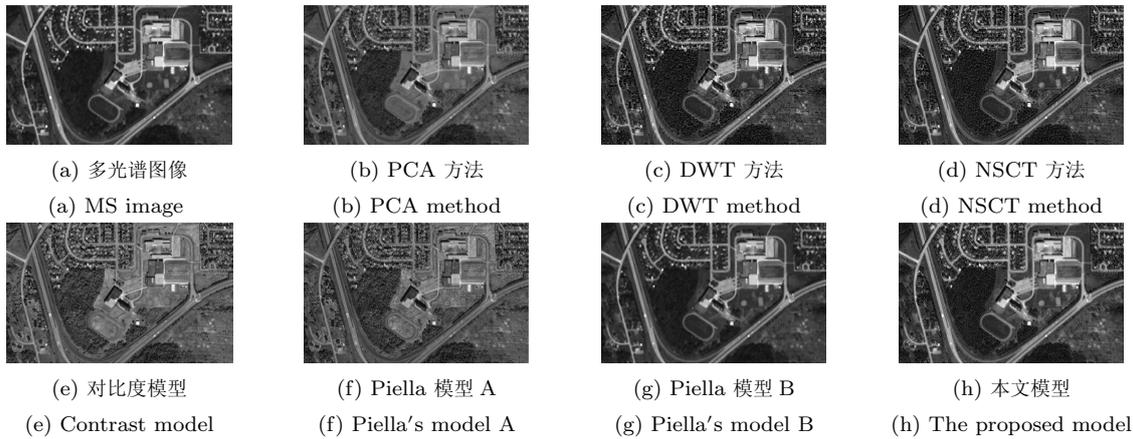


图 3 数据 Ik1 上各方法的融合结果

Fig. 3 Fusion results of various methods on Ik1

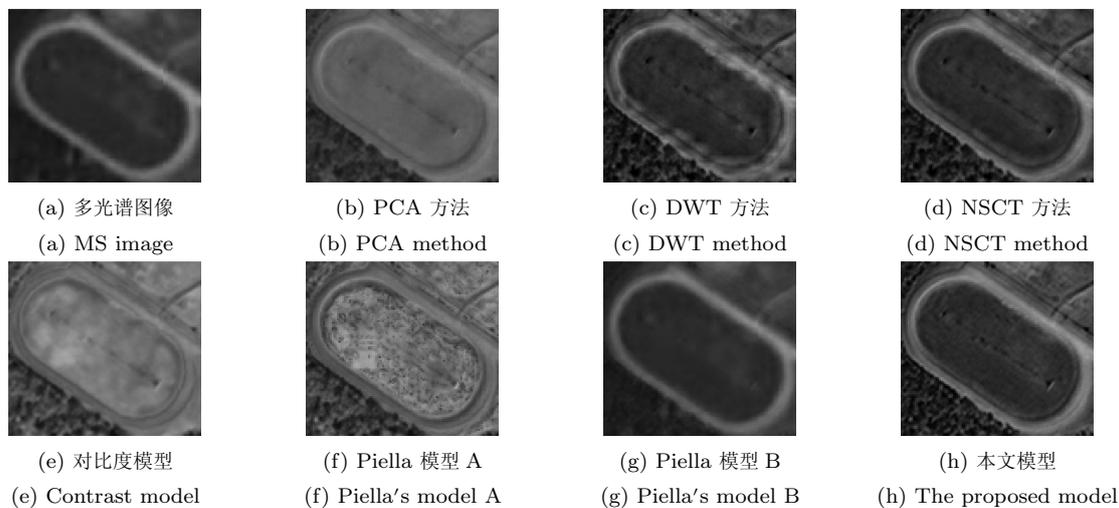


图 4 图 3 中操场区域的局部放大图

Fig. 4 Subscenes playground of Fig. 3

本文在另一组 IKONOS 数据 Ik2 上也做了相应的实验. 数据 Ik2 的特征大多为水和森林等自然景物. 图 5 给出了各方法在 Ik2 上的融合结果.

图 5 中, 除了 Piella 模型 B 的融合结果 (图 5(g)), 其他方法融合图像的空间分辨率都得到了显著的提升. 在图 5(b)、图 5(e) 和图 5(f) 中, PCA

方法、对比度模型和 Piella 模型 A 的融合结果仍然存在着明显的光谱失真. 图 5(c) 沿河流区域的边缘附近存在振铃效应.

表 4 列出了各融合方法在每个数据上的定量评价结果和运行时间. 为了评价各方法在大尺寸遥感图像上的运行效率, QuickBird 数据 Qb 的定量评

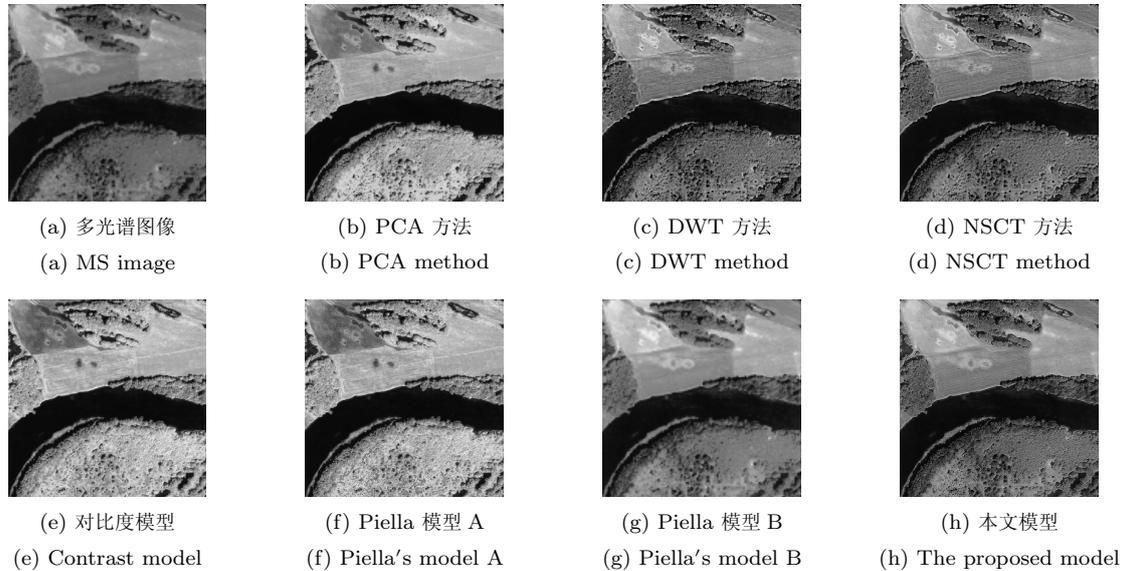


图 5 各方法在数据 Ik2 上的融合结果

Fig. 5 Fusion results of various methods on Ik2

表 4 各融合方法的定量评价结果

Table 4 Quantitative results of different fusion methods on each data

数据	方法	\overline{AG}	\overline{CC}	\overline{UIQI}	$ERGAS$	运行时间 (s)
Ik1	PCA	0.0248	0.8604	0.9172	0.0143	—
	DWT	0.0459	0.8792	0.9577	0.0114	—
	NSCT	0.0443	0.8957	0.9907	0.0106	469.6
	对比度模型	0.0313	0.6808	0.8550	0.0202	21.3
	Piella 模型 A	0.0379	0.6640	0.8798	0.0188	48.4
	Piella 模型 B	0.0144	0.9966	0.9165	0.0105	32.9
	本文模型	0.0482	0.9157	0.9943	0.0101	9.1
Ik2	PCA	0.0338	0.7641	0.7701	0.0330	—
	DWT	0.0457	0.8791	0.9278	0.0124	—
	NSCT	0.0448	0.8871	0.9502	0.0118	360.7
	对比度模型	0.0322	0.7352	0.7903	0.0321	17.4
	Piella 模型 A	0.0422	0.7231	0.8055	0.0316	31.3
	Piella 模型 B	0.0172	0.9956	0.8983	0.0074	18.6
	本文模型	0.0470	0.9127	0.9528	0.0109	8.9
Qb	PCA	0.0317	0.8101	0.6370	0.0083	—
	DWT	0.0477	0.8590	0.9281	0.0095	—
	NSCT	0.0468	0.9111	0.9344	0.0042	5960.9
	对比度模型	0.0441	0.5830	0.5684	0.0314	317.6
	Piella 模型 A	0.0451	0.5513	0.5832	0.0306	568
	Piella 模型 B	0.0159	0.9941	0.9491	0.0041	349.6
	本文模型	0.0506	0.9349	0.9525	0.0038	151.5

价结果也一并列出。

从表 4 可知, 本文模型的融合指标 \overline{AG} 和 \overline{UIQI} 最高, 表明其提升空间信息的能力最强. 指标 \overline{CC} 和 \overline{ERGAS} 表明 Piella 模型 B 的光谱信息保持最好, 但 \overline{AG} 表明其空间质量提升最差. NSCT 方法的视觉质量与本文模型的结果相近, 但是其计算效率较低, 运行时间比本文模型慢约 40 倍.

综合主观和客观评价结果, 本文模型在空间质量提高与光谱信息保持之间提供了一个较好的平衡.

5 结论

本文在 Socolinsky 对比度模型的基础上提出了一种新的变分模型用于全色图像和多光谱图像的融合. 为了确保融合目标, 模型引入了几何结构注入、光谱信息保持和对比度增强三个能量泛函项. IKONOS 和 QuickBird 数据集上的融合实验结果验证了模型的有效性. 本文模型中的权重参数可根据不同的融合需要进行调整以生成相应的融合图像. 同时, 本模型无需任何假设即可扩展用于任意波段数目的图像融合.

下一步的研究方向是如何应用优化方法以更合理地选择权重参数. 另一个值得重视的研究方向是如何更准确地抽取输入图像的几何结构信息, 以及如何将轮廓波或带状波等多尺度几何分析技术引入到融合过程中以获得更优的融合性能.

致谢

感谢 Zhang Yun 教授、Wang Zhi-Jun 博士提供的 IKONOS 和 QuickBird 数据. 感谢 Zhou Jian-Ping 教授提供的 NSCT 工具箱.

附录 A Piella 模型

Piella 模型的能量泛函定义如下^[19]:

$$E(F) = \eta \int_{\Omega} |\nabla F(p) - V(p)|^2 dp + \beta \int_{\Omega} \left(F(p) - \frac{1}{2}\right)^2 dp + \gamma \int_{\Omega} (F(p) - F_0(p))^2 dp - \int_{\Omega} \int_{\Omega} \omega(p, q) J(F(p) - F(q)) dpdq \quad (\text{A1})$$

$0 \leq F(p) \leq 1$. 这里, V 为输入图像的目标梯度 (定义同式 (3)), F_0 为输入图像所有波段的线性组合 (如平均), $J: \mathbf{R} \rightarrow [0, \infty)$ 为凸偶函数, $\omega: \Omega \times \Omega \rightarrow \mathbf{R}^+$ 表示正的归一化权重函数.

式 (A1) 的离散数值求解方案为

$$\frac{F^{k+1}(p) - F^k(p)}{\Delta t} = 2\eta (\Delta F^k(p) - \text{div}(V(p))) + 2\beta \left(\frac{1}{2} - F^k(p)\right) + 2\gamma (F_0(p) - F^k(p)) + \frac{R_F^k(p)}{2} \quad (\text{A2})$$

其中, $R_F^k(p) = 4 \sum_{q \in \Omega} \omega(p, q) J'(F^k(p) - F^k(q))$.

对于式 (A1) 中的函数 J , Piella 使用了与文献 [20] 相同的方法, 取其导数为 Sigmoid 类型函数, 如

$$J'(r) = k \arctan(\alpha r), \quad k > 0, \alpha > 1 \quad (\text{A3})$$

函数 $J'(F(p) - F(q))$ 可由变量 $F(q)$ 的 n 阶切比雪夫多项式近似表示为

$$J'^{(n)}(F(p) - F(q)) = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^n a_i (F(q))^i \quad (\text{A4})$$

其中, $a_i = \sum_{j=0}^i (-1)^{j-i+1} c_j \binom{j}{i} (F(p))^{j-i}$, c_j 为 J' 的切比雪夫系数.

将 J' 替换为 $J'^{(n)}$, 则 $R_F(p)$ 的 n 阶近似可以表示为

$$R_F^{(n)}(p) = \sum_{i=0}^n a_i \sum_{q \in \Omega} (F(q))^i \omega(p, q) \quad (\text{A5})$$

为了加速计算, 使用快速傅里叶变换对式 (A5) 的内积和进行预计算, 则式 (A2) 的时间复杂度由 $O(N^2)$ 降为 $O(N \log N)$, N 为图像的总像素数.

References

- 1 Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multi-spectral image data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1990, **56**(4): 459–467
- 2 Chavez P S Jr, Sides S C, Anderson J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1991, **57**(3): 295–303
- 3 Tu T M, Huang P S, Hung C L, Chang C P. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, **1**(4): 309–312
- 4 Chavez P S Jr, Kwarteng A Y. Extracting spectral contrast in Landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1989, **55**(3): 339–348
- 5 González-Audícana M, Saleta J L, Catalán R G, García R. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(6): 1291–1299

- 6 Civco D L, Wang Y, Silander J A. Characterizing forest ecosystems in connecticut by integrating Landsat TM and SPOT panchromatic data. In: Proceedings of the 1995 Annual Convention and Exploration. Charlotte, USA: ASPRS/ACSM, 1995. 216–224
- 7 Zhou J, Civco D L, Silander J A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, **19**(4): 743–757
- 8 Shettigara V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, **58**(5): 561–567
- 9 Laben C A, Brower B V. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpener, U. S. Patent 6011875, January 2000
- 10 Aiazzi B, Baronti S, Selva M. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS + Pan data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, **45**(10): 3230–3239
- 11 Zhang Y, Hong G. An IHS and wavelet integrated approach to improve pan-sharpening visual quality of natural colour IKONOS and QuickBird images. *Information Fusion*, 2005, **6**(3): 225–234
- 12 Chen T, Zhang J P, Zhang Y. Remote sensing image fusion based on ridgelet transform. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Seoul, South Korea: IEEE, 2005. 1150–1153
- 13 Choi M, Kim R Y, Nam M R, Kim H O. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the curvelet transform. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(2): 136–140
- 14 Nencini F, Garzelli A, Baronti S, Alparone L. Remote sensing image fusion using the curvelet transform. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 143–156
- 15 Yang Xiao-Hui, Jiao Li-Cheng. Fusion algorithm for remote sensing images based on nonsubsampling contourlet transform. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(3): 274–281 (杨晓慧, 焦李成. 基于非子采样 Contourlet 变换的遥感图像融合算法. 自动化学报. 2008, **34**(3): 274–281)
- 16 Ballester C, Caselles V, Igual L, Verdera J, Rougé B. A variational model for P+XS image fusion. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **69**(1): 43–58
- 17 Moeller M, Wittman T, Bertozzi A L. A variational approach to hyperspectral image fusion. In: Proceedings of Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery XV. Orlando, USA: SPIE, 2009. 73341E–73341E-10
- 18 Socolinsky D A, Wolff L B. Multispectral image visualization through first-order fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(8): 923–931
- 19 Piella G. Image fusion for enhanced visualization: a variational approach. *International Journal of Computer Vision*, 2009, **83**(1): 1–11
- 20 Bertalmio M, Caselles V, Provenzi E, Rizzi A. Perceptual color correction through variational techniques. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(4): 1058–1072
- 21 Wang W W, Shui P L, Feng X C. Variational models for fusion and denoising of multifocus images. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008, **15**(1): 65–68
- 22 Yuhas R H, Goetz F H A, Boardman J W. Discrimination among semiarid landscape endmembers using the spectral angle mapper (SAM) algorithm. In: Proceedings of the 1992 Summaries of the 3rd Annual JPL Airborne Geoscience Workshop. Pasadena, USA: JPL, 1992. 147–149
- 23 Sapiro G, Caselles V. Histogram modification via differential equations. *Journal of Differential Equations*, 1997, **135**(2): 238–268
- 24 Ranchin T, Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, Wald L. Image fusion-the ARSIS concept and some successful implementation schemes. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003, **58**(1–2): 4–18
- 25 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, **9**(3): 81–84



马宁 东南大学影像科学与技术实验室博士研究生. 主要研究方向为图像处理和模式识别. 本文通信作者.

E-mail: flywithyu@yahoo.com.cn

(MA Ning Ph. D. candidate at the Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University. His research interest covers image processing

and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



周则明 解放军理工大学气象学院副教授. 主要研究方向为计算机视觉, 医学图像处理 and 遥感影像分析.

E-mail: zeming-zhou@yahoo.com.cn

(ZHOU Ze-Ming Associate professor at the Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology. His research interest covers computer vision, medical image processing, and remote sensing image analysis.)



张鹏 解放军理工大学气象学院讲师. 主要研究为雷达气象学, 图像处理和模式识别. E-mail: radarpeng@126.com

(ZHANG Peng Lecturer at the Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology. His research interest covers radar meteorology, image processing, and pattern recognition.)



罗立民 东南大学影像科学与技术实验室教授. 主要研究方向为医学成像, 图像分析和计算机视觉.

E-mail: luo_list@seu.edu.cn

(LUO Li-Min Professor at the Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University. His research interest covers medical imaging, image

analysis, and computer vision.)