

基于卷积神经网络的细胞折射率显微图像和明场显微图像的融合方法

刘中法^{1,2}, 杨艺哲^{1,2}, 方宇^{1,2}, 吴晓静^{3**}, 朱思伟³, 杨勇^{1,2*}

¹南开大学现代光学研究所, 天津 300350;

²天津市微尺度光学信息技术科学重点实验室, 天津 300350;

³南开大学人民医院转化医学研究院, 天津 300121

摘要 为了改善细胞折射率显微成像的质量, 提高特征的辨识度, 本文提出了一种基于卷积神经网络算法的细胞折射率显微图像和明场显微图像的融合方法, 该方法克服了传统融合方法人工制定融合规则的困难, 通过训练数据学习自适应强鲁棒融合函数, 获得了最佳的融合效果。主观和客观评价结果表明, 该方法有效地改善了细胞折射率显微图像的分辨率, 提升了特征辨识度。

关键词 图像处理; 图像融合; 折射率显微图像; 明场显微图像; 卷积神经网络; 细胞

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2217001

Fusion of Cell Refractive Index and Bright-Field Micrographs Based on Convolutional Neural Networks

Liu Zhongfa^{1,2}, Yang Yizhe^{1,2}, Fang Yu^{1,2}, Wu Xiaojing^{3**}, Zhu Siwei³, Yang Yong^{1,2*}

¹Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300350, China;

²Tianjin Key Laboratory of Micro-Scale Optical Information Science and Technology, Tianjin 300350, China;

³Tianjin Union Medical Center, Institute of Translational Medicine, Nankai University, Tianjin 300121, China

Abstract To improve the quality of cell refractive index microscopy imaging and enhance feature recognition, this paper proposes a fusion method for cell refractive index and bright-field micrographs based on convolutional neural network algorithm, which overcomes the shortcomings of traditional fusion methods involving manual formulation of fusion rules, and learns adaptive strong robust fusion functions from training data to obtain better fusion results. The subjective and objective evaluation results show that the proposed method effectively improves the resolution of the cell refractive index micrographs, which in turn improves feature recognition

Key words image processing; image fusion; refractive index micrographs; bright-field micrographs; convolutional neural network; cell

OCIS codes 100.2980; 170.3880; 200.4260

1 引言

石墨烯基细胞折射率显微成像方法是一种高灵敏度、高空间分辨率的免标记显微成像技术, 该技术

结合共聚焦成像技术, 通过逐点扫描的方式实现了空间分辨率为 727 nm 和折射率灵敏度为 2.86×10^{-5} RIU 的活细胞折射率显微成像^[1], 并已被成功应用于癌细胞筛选^[2]、细胞生长过程检测^[3]和抗药

收稿日期: 2020-12-20; 修回日期: 2021-01-23; 录用日期: 2021-01-29

基金项目: 国家自然科学基金(12074203, 11774256)

通信作者: *yangyong@nankai.edu.cn; **xiaojingwu@nankai.edu.cn

细胞检测^[1]等领域,在研究细胞代谢、生长、凋亡、药物应答、疾病诊断等领域具有重要的应用价值。然而,折射率显微图像仅反映细胞内部折射率的分布,对于细胞分析研究来说不够直观。此外,由于采用逐点扫描的测量方式,受限于每幅图像的采样时间,高空间分辨率和大视场无法兼得。在实际应用中,为了获得大视场,往往被迫牺牲空间分辨率,降低了细胞折射率显微图像的成像质量。本课题组发现在细胞折射率显微成像过程中可以实时获得高分辨率的明场显微图像(该图像包含细胞的形态信息),因此认为采用图像融合技术将折射率显微图像与细胞明场显微图像进行融合,不仅有助于细胞分析中对折射率图像的理解,还会改善折射率图像的空间分辨率,提高特征的辨识度。

图像融合的关键在于如何从不同传感器获得的源图像中提取特征,并将其结合起来生成融合图像^[4]。常见的图像融合算法有基于加权平均值(WM)的融合方法、基于非下采样轮廓波变换(NSCT)的融合方法^[5-8]、基于卷积神经网络(CNN)的融合方法^[9-12]等。基于加权平均值的图像融合方法就是对两幅图像的像素求平均,该方法最简单,但是会损伤图像的细节信息,降低图像的对比度。基于非下采样轮廓波变换的融合方法在不同变换域分解及其逆变换过程中耗时长,普遍存在特征提取效率低、信息冗余大等缺点。近几年,随着机器学习的发展,基于机器学习的图像融合算法也开始在各个领域被广泛应用,相比于其他传统的图像融合算法,机器学习通过对大量已知样本进行训练,能够更好地满足对未知样本的操作要求,表现出了更佳

合性能和效率^[13-15]。目前基于机器学习的卷积神经网络算法在图像融合中取得较好效果,例如:周晓玲等^[16]提出了采用脉冲耦合神经网络与诱导滤波相结合的红外图像与可见光图像的融合方法,李恒等^[17]基于 ResNet152 深度学习网络设计了高效的红外图像与可见光图像的融合方法。

本文提出了采用卷积神经网络算法实现细胞折射率显微图像与明场显微图像融合的方法。该方法针对细胞折射率显微图像的特点,将包含细胞形态信息的明场显微图像与折射率显微图像进行融合。主观评价和客观评价表明,本文提出的图像融合方法有效地改善了细胞折射率显微图像的特征辨识度,改善了图像的分辨率,减少了获得高分辨率扫描图像所用的时间。

2 成像系统及算法原理

2.1 石墨烯基折射率显微成像系统

二维材料石墨烯具有很多独特的光电特性,利用石墨烯的偏振选择吸收特性可以实现灵敏度达 10^{-8} RIU 的折射率测量^[18]。采用会聚光束扫描的方式可以实现高折射率灵敏度和高空间分辨率的折射率显微成像^[1]。图 1 所示为石墨烯基折射率显微成像系统原理示意图,采用波长为 532 nm、功率为 16 mW 的 Ventus 532 型激光器作为光源,激光入射到空间光调制器(SLM)后被调制成完美光涡旋(POV)环形光束^[19],POV 光束通过由两个透镜组成的望远系统进行扩束准直,接着经过偏振片和半波片后被调制成一束偏振方向与水平方向呈逆时针

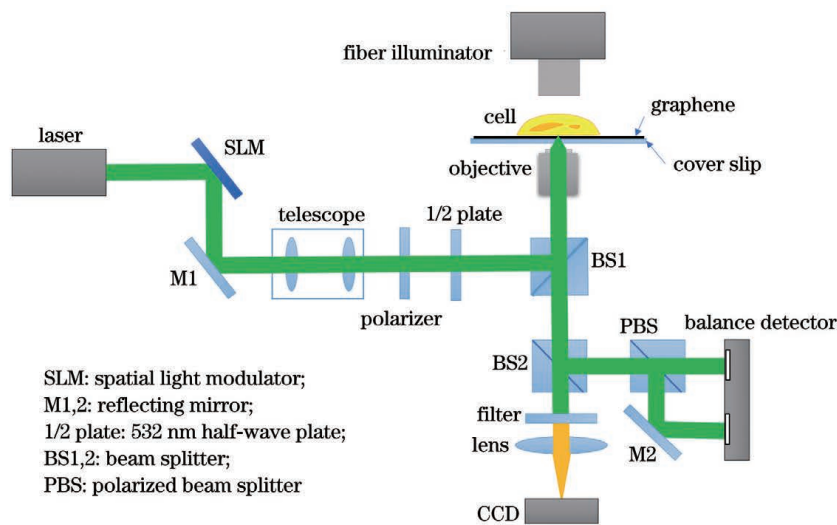


图 1 石墨烯基折射率显微成像系统原理示意图

Fig. 1 Schematic of graphene-based refractive index microscopy system

45°夹角的线偏振光,然后通过数值孔径高达 1.49 的显微镜物镜,以入射角大于临界角的方式入射到表面覆有石墨烯的盖玻片传感芯片底部,发生全内反射。其中,盖玻片厚度为 0.17 mm。根据石墨烯的偏振吸收选择特性,石墨烯对反射光中 S 偏振光的吸收大于对 P 偏振光的吸收,而且 S 偏振光的强度对被测介质的折射率变化非常敏感,通过对 S 偏振光和 P 偏振光进行差分探测可以精确地探测出光斑照射位置介质折射率的变化。在实验系统中,从石墨烯基体上反射的 POV 光束经过分光棱镜 BS1 透射及分光棱镜 BS2 反射后进入偏振分光棱镜 PBS,之后, S 偏振光和 P 偏振光分别入射到 PDB210A 型平衡探测器中进行差分探测,差分信号经数据采集卡采集后在计算机上实时显示。在被测样品上方设置有光纤输出的卤素灯照明光源 (Thorlabs OSL2),为高空间分辨率宽场成像提供照明。如图 1 所示,卤素灯照明细胞样品,光线经过大数值孔径物镜后在 BS1 和 BS2 上透射。大数值孔径物镜(objective)和透镜(lens)组成显微成像系统。滤光片(filter)滤除 532 nm 激光的干扰,信号由 CCD 相机采集。

在活细胞显微成像过程中,细胞内部折射率的实时变化反映了细胞成分、构象及不同分子间的相互作用。通过对折射率显微图像进行分析,可以帮助人们探究亚细胞结构生化过程以及蛋白和其他分

子、离子的转运机制等。通过实验研究发现,细胞折射率图像不同折射率区域之间没有明确的界限,即折射率变化是渐进的,这一点是不同于其他显微图像的。通过对比图 2(b)所示的折射率显微图像(像素数为 100 pixel×100 pixel,图中显示的是放大结果)和图 2(c)所示的明场显微图像(像素数为 700 pixel×700 pixel)可以明显地看到该差别。以探测贴壁细胞边缘为例,细胞内部的折射率高于细胞外部的折射率,但由于探测光束的会聚光斑存在最小的半峰全宽直径,在扫描过程中探测光斑逐渐扫过细胞边缘,如图 2(a)所示的 detection area,得到的折射率显微图像中的细胞边缘被模糊化。同样,在对其他亚细胞结构进行探测过程中也存在该现象,导致细胞折射率显微图像存在特征辨识度下降的问题。此外,现有实验装置采用逐点扫描的方式获得二维显微图像,还存在大视场和高空间分辨率无法兼得的问题。实验中采用 ASI MS-2000 型高精度二维电子平移台,其单步分辨率可达 22 nm。在单点测量时间为 0.1 s,扫描步长为 100 nm,待探测贴壁细胞直径为 20 μm 的情况下,单幅图像扫描需要耗时 4000 s,显然这对于活细胞检测是无法接受的。为了对完整细胞实现成像,人们通常采用的解决方法是增加扫描步长,以减少获取单幅图像的时间,但这样会导致图像分辨率降低。由此可见,现有的系统存在特征辨识度下降以及大视场和高空间分辨率无法兼得的问题。

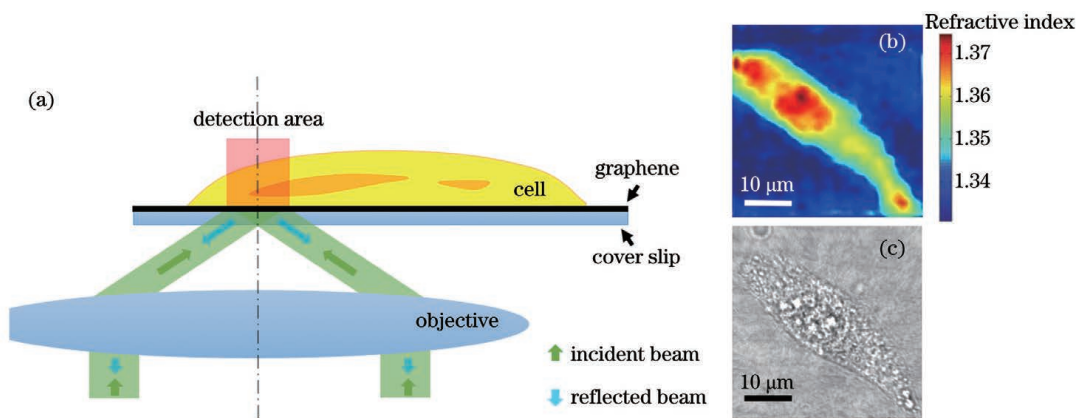


图 2 原理分析和显微图像。(a)探测光束扫描测量细胞折射率的原理示意图;(b)实验获得的细胞折射率显微图像;(c)实验获得的细胞明场显微图像

Fig. 2 Analysis of principle and microscopic images. (a) Schematic of the principle of probe beam scanning to measure the refractive index of the cell; (b) microscopic image of cell refractive index obtained in experiment; (c) experimentally obtained bright-field micrograph of the cell

针对上述两个问题,本课题组提出了一种采用卷积神经网络算法实现折射率显微图像与高分辨细胞明场显微图像进行融合的方法——FusionCNN,该方法不仅可以最大限度地利用细胞折射率信息

以及细胞明场显微图像中的细胞形态信息,提高特征辨识,还可以通过高空间分辨率的细胞明场显微图像大幅提升折射率显微图像的空间分辨率。

2.2 基于机器学习的卷积神经网络算法 FusionCNN

针对细胞折射率显微图像和明场显微图像的特点,本文采用基于卷积神经网络的图像融合算法 FusionCNN^[20]对折射率显微图像和明场显微图像进行融合。经典的神经网络算法通常包括数据层、卷积层、激活函数、池化层等^[12],其中:数据层是完整神经网络中的最基础结构,可以在数据层对输入图像进行初始设置;卷积层是神经网络算法中的最重要部分,就是利用卷积操作将输入图像与相应的卷积核相乘;卷积函数通常包括激活函数和损失函数两部分,前者将卷积输出的结果从线性转化为非线性,后者用来评价卷积神经网络最后的训练结果是否正确;池化层可以减少特征图维度,减轻前面卷积操作给后续程序带来的巨大负担^[12]。

在细胞图像融合过程中,需要计算细胞折射率显微图像及明场显微图像的相对像素,将它们的像素分别定义为 $R(i, j)$ 和 $B(i, j)$,并将融合后得到的融合像素定义为 $F(i, j)$ 。图像融合可以分为基于像素的融合和基于图像区域的融合^[21],本文采用的是后者,即:利用神经网络的卷积操作分别计算 $R(i, j)$ 和 $B(i, j)$ 周围的像素,并将其分别定义为 R_{near} 和 B_{near} ,然后将它们进行融合得到最终的融合

图像。

R_{near} 和 B_{near} 是通过卷积神经网络的卷积运算得到的。对折射率显微图像和明场显微图像分别进行核大小为 $N \times N$ 的卷积运算得到 R_{near} 和 B_{near} ,然后再使用 1×1 大小的卷积核对 R_{near} 和 B_{near} 进行卷积即可得到融合图像 F ^[22]。单纯的卷积运算是一个线性操作,为了提升模型的融合能力,在卷积之前再进行一次非线性运算,最终该方法的卷积运算定义为^[22]

$$F = \text{ReLU}(X * w), \quad (1)$$

其中,

$$\text{ReLU}(x) = \max\{0, x\}. \quad (2)$$

式中: X 为卷积输入; w 为卷积核;ReLU 是一个非线性激活函数;* 表示卷积操作。

融合模型 FusionCNN 见图 3。 R^1 中的待融合像素是通过原始折射率显微图像中每个像素近邻 $N \times N$ 窗口中的像素进行卷积计算得到的, R^2 和 R^3 分别是在前一次卷积结果上再进行一次 $N \times N$ 卷积得到的。 B^1 、 B^2 和 B^3 也是采用相同的计算方法得到的。计算公式为

$$R^k = \text{ReLU}(R^{k-1} * w_R^k), \quad (3)$$

$$B^k = \text{ReLU}(B^{k-1} * w_B^k), \quad (4)$$

式中: $B^0 = B$; $R^0 = R$; w 为卷积核; k 为卷积的次数。

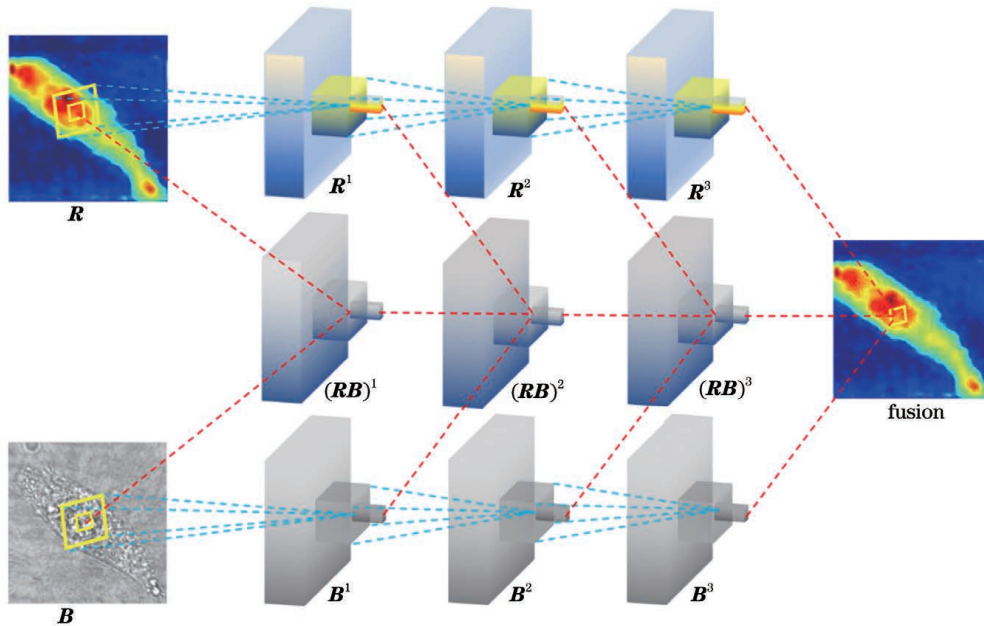


图 3 融合模型 FusionCNN

Fig. 3 Fusion model FusionCNN

$(RB)^k$ 以及融合图 (fusion) 是原始折射率显微图像和明场显微图像在受到不同大小邻近区域的影响下,根据待融合像素进行 1×1 卷积计算的结果,

并且每一级融合都会考虑上一级融合的结果,最终的融合图像是不同尺度下融合图像整合的结果。 $(RB)^k$ 和 F 的计算公式分别为

$$(\mathbf{RB})^k = \text{ReLU}\{[\mathbf{R}^{k-1}, \mathbf{B}^{k-1}, (\mathbf{RB})^{k-1}] * \mathbf{w}_{\mathbf{RB}}^k\}, \quad (5)$$

$$\mathbf{F} = \{[\mathbf{R}^{k-1}, \mathbf{B}^{k-1}, (\mathbf{RB})^{k-1}]\} * \mathbf{w}_{\mathbf{F}}, \quad (6)$$

式中: $[\]$ 代表特征 Map 通道方向的拼接。

FusionCNN 算法的框架如图 4 所示^[20]。该算法首先利用选定的训练数据集训练融合模型(该模型具有端到端属性),然后将配准之后的折射率显微图像和明场显微图像输入到训练好的融合模型中,得到最终的融合图像。

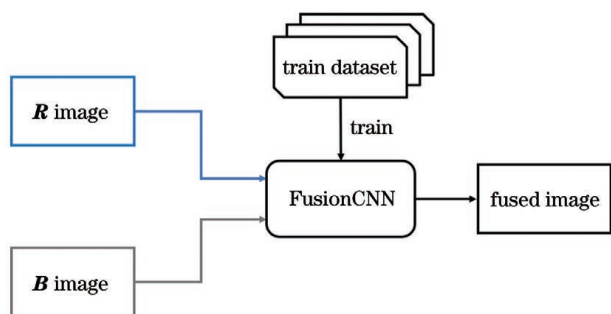


图 4 FusionCNN 算法框架

Fig. 4 The framework of FusionCNN algorithm

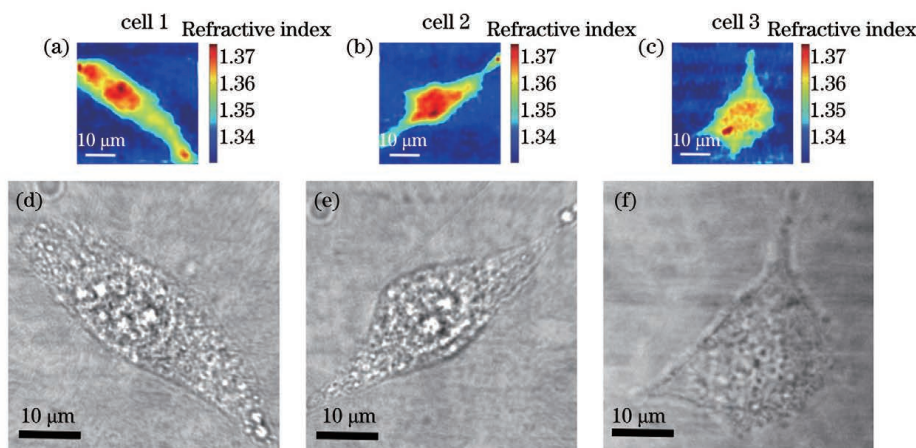


图 5 3 个细胞的折射率显微图像和明场显微图像。(a)~(c) 折射率显微图像;(d)~(f) 相对应的明场显微图像

Fig. 5 Refractive index micrographs and bright-field images of three cells. (a)~(c) Refractive index micrographs of cell; (d)~(f) the corresponding cells bright-field images

分别采用 GTF、WL 与 FusionCNN 方法对上述三组细胞图像进行融合实验,融合结果如图 6 所示。图 6(a)~(c)为原始折射率显微图像,可以看出,由于所获得的折射率显微图像的分辨率受限,细胞内部部分特征结构不清晰,例如如图 6(a)局部放大图中展示的细胞核仁边缘模糊。在图 6(b)、(c)中也存在同样的现象。采用 FusionCNN 方法得到的融合结果如图 6(d)~(f)所示,可以看出,通过与高分辨率的明场显微图像融合,折射率显微图像的质量明显提升,从局部放大图中可以明显地看出细胞核仁的特征,细胞其他结构的边缘也变得更加清晰。

3 实验结果与分析

为了验证本文所提融合方法对细胞折射率显微图像和可见光图像融合的有效性,选用三组实验获得的细胞图像进行融合实验,并将融合结果与现有的另外两种图像融合算法的结果进行比较。这两种算法分别为基于梯度转移的融合方法(GTF 方法)^[23]和基于小波变换的融合方法(WL 方法)^[24]。为了评价不同方法的融合效果,本文分别采用主观评价指标和客观评价指标对图像的融合效果进行评价。

3.1 主观视觉评价

图 5 (a)~(c)为三个不同的细胞折射率显微图像,图 5 (d)~(f)分别为相应的细胞明场显微图像。折射率显微图像采用 $0.4 \mu\text{m}$ 的扫描步长采集,图像范围为 $40 \mu\text{m} \times 40 \mu\text{m}$,像素数为 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$,采集耗时 16 min。采用 Hamamatsu C11440-22CU 型 CCD 相机采集细胞的明场显微图像,该相机的有效像素数为 $2048 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$,截取后被测细胞明场显微图像的尺寸为 $700 \text{ pixel} \times 700 \text{ pixel}$ 。

图 6(g)~(i)是采用 GTF 方法得到的融合结果,图 6(j)~(l)是采用 WL 方法得到的融合结果。可以看出,这两种方法虽然在一定程度上改善了原始折射率显微图像的成像质量,但效果明显不及 FusionCNN 方法。由此可见,FusionCNN 方法将细胞明场显微图像中的细胞形态信息与细胞折射率信息进行融合,有效提高了特征辨识度。

为了验证高空间分辨率明场显微图像与折射率显微图像融合可以改善折射率显微图像的空间分辨率,本课题组分别采用高空间分辨率明场显微图像、低空间分辨率明场显微图像与折射率显微图像进行

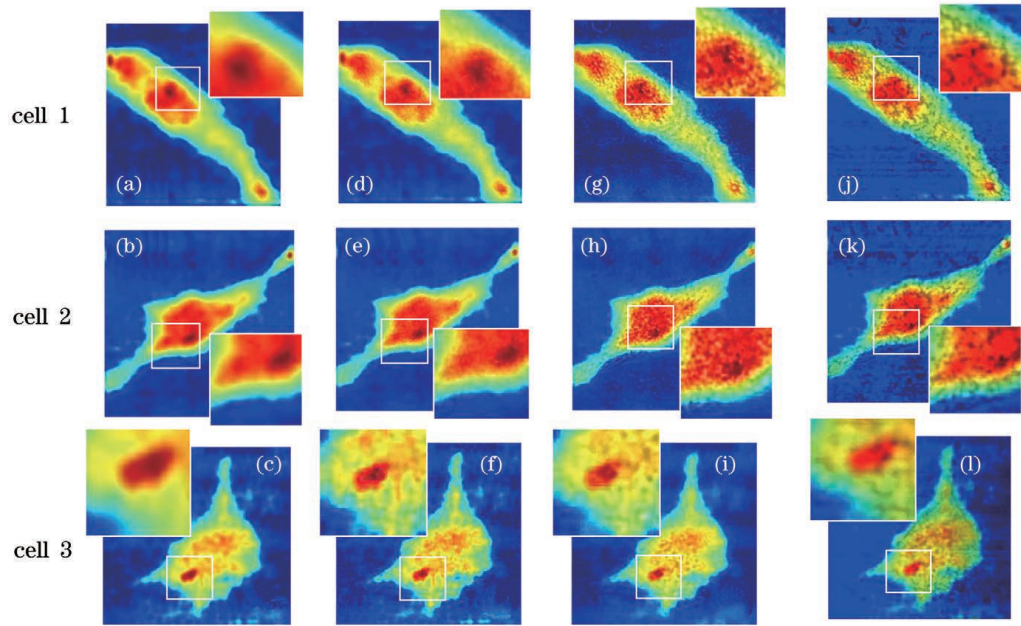


图 6 采用 GTF 方法、WL 方法和 FusionCNN 方法对三组细胞折射率显微图像和明场显微图像进行融合的实验结果。(a)~(c)原始折射率显微图像;(d)~(f) FusionCNN 方法的融合结果;(g)~(i) GTF 方法的融合结果;(j)~(l) WL 方法的融合结果

Fig. 6 Experimental results of fusion of refractive index micrographs and corresponding bright-field images of three groups of cells using GTF (gradient transfer fusion) method, WL (wavelet transform-based fusion) method, and FusionCNN (CNN algorithm-based fusion) method, respectively. (a)~(c) Original refractive index micrographs; (d)~(f) fusion results obtained using FusionCNN method; (g)~(i) fusion results obtained using GTF method; (j)~(l) fusion results obtained using WL method

了融合实验,实验结果如图 7 所示。图 7(a)为采用 700 pixel×700 pixel 明场显微图像与 100 pixel×

100 pixel 折射率显微图像进行融合的实验结果,图 7(b)为采用 100 pixel×100 pixel 明场显微图像

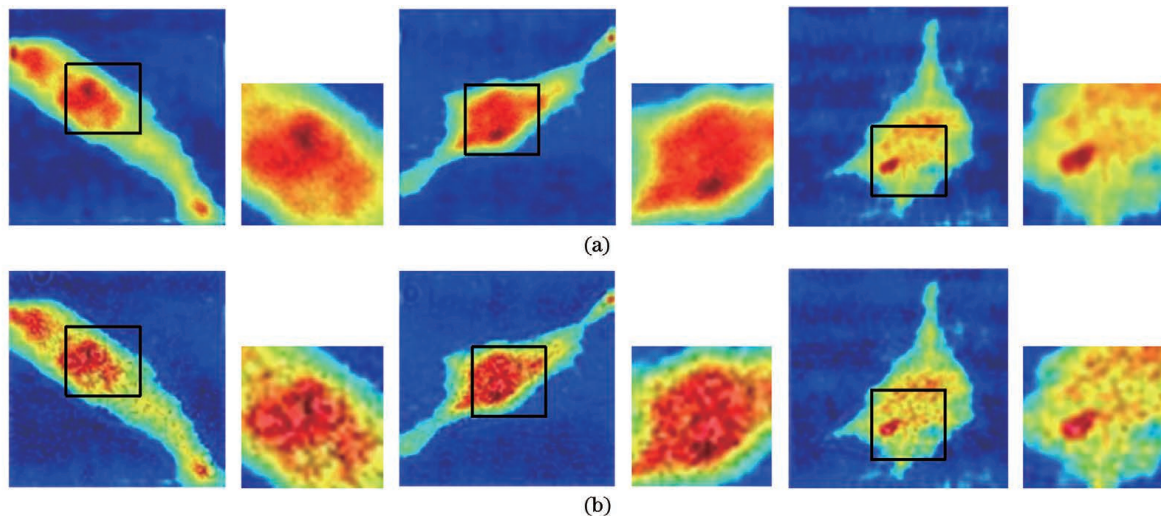


图 7 高空间分辨率明场显微图像、低空间分辨率明场显微图像分别与折射率显微图像进行融合的实验结果。(a)700 pixel×700 pixel 明场显微图像与 100 pixel×100 pixel 折射率显微图像的融合结果;(b)100 pixel×100 pixel 明场显微图像与 100 pixel×100 pixel 折射率显微图像的融合结果

Fig. 7 Fusion of high spatial resolution bright-field image or low spatial resolution bright-field image with refractive index microscopic image. (a) Fusion using 700 pixel×700 pixel bright-field image and 100 pixel×100 pixel refractive index microscopic image; (b) fusion of 100 pixel×100 pixel bright-field image and 100 pixel×100 pixel refractive index microscopic image

与 100 pixel×100 pixel 折射率显微图像进行融合的实验结果。通过对比可以明显发现,采用高空间分辨率的明场显微图像可有效改善融合图像的分辨率。在实际的折射率显微成像过程中,获得高空间分辨率的折射率显微图像相对困难,原因是需要更多的扫描点和更长的探测时间,而高分辨率明场显微图像的获得相对容易,将低分辨率折射率显微图像与高分辨率明场显微图像融合可以有效改善折射率显微图像的分辨率。

3.2 客观评价

为了进一步对上述采用不同融合方法所得的细胞融合结果进行客观分析,采用峰值信噪比(PSNR)、信息熵(ENT)及平均梯度(AG)这三个指标进行客观评价,这三种评价方法的定义见表 1。

表 1 客观评价指标^[21]

Table 1 Objective evaluation indicators^[21]

Evaluation indicator	Formulaic expression	Physical significance
PSNR	$\frac{255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i,j) - R(i,j)]^2}$	Reflects the difference between two images at a specific pixel, the higher the peak signal-to-noise ratio, the closer it is to the ideal image and the better the result
ENT	$-\sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2(P_i)$	Reflects the amount of information in an image. The more information an image contains, the better the result
AG	$\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \sqrt{\Delta f_x^2 + \Delta f_y^2}$	The larger the average gradient, the clearer the detail representation in the image

表 2 不同方法融合性能的比较

Table 2 Fusion performance comparison of different methods

Cell and fusion method	PSNR	ENT	AG	
Cell 1	FusionCNN	24. 7191	6. 7251	0. 0365
	GTF	24. 2505	6. 5551	0. 0367
	WL	11. 7205	6. 3839	0. 0283
Cell 2	FusionCNN	25. 7789	6. 3278	0. 0314
	GTF	25. 6525	6. 1210	0. 0303
	WL	11. 4884	6. 0491	0. 0024
Cell 3	FusionCNN	26. 1563	6. 4638	0. 0290
	GTF	26. 0756	6. 3835	0. 0272
	WL	12. 2216	6. 4501	0. 0206

4 结 论

本文提出了一种基于卷积神经网络算法实现细胞折射率显微图像和明场显微图像融合的方法。实验结果表明,通过图像融合技术将细胞明场显微图

其中: $F(i,j)$ 为融合图像在坐标 (i,j) 处的像素; $R(i,j)$ 为原折射率显微图像在坐标 (i,j) 处的像素; P_i 为图像中灰度值为 i 的像素所占的比例; Δf_x 为水平方向的梯度; Δf_y 为垂直方向的梯度。本文针对上述实验中三个细胞的融合结果进行了分析,结果如表 2 所示。表 2 为图 5 所示 3 个细胞融合结果的客观评价。可以看出,与其他方法相比,FusionCNN 方法融合结果的各项指标均更优。在表 2 中,本文所提 FusionCNN 方法融合结果的 PSNR 和 ENT 这两项指标最佳,但 GTF 方法融合结果的 AG 这一评价指标最好。这也表明,在客观评价过程中,由于不同图像存在差异,会存在某种方法在某项指标上评价最好的情况,但根据实验结果,本文所提方法在大多数评价分析中表现出了明显优势。

像中的细胞形态信息与细胞折射率信息进行最大限度的提取,一方面有效提高了对细胞内特征的辨识度,有助于细胞分析中对折射率显微的理解,另一方面提高了折射率显微图像的空间分辨率,降低了折射率显微图像的获取难度。将所提方法与现有方法

(GTF 和 WL 方法)的融合结果进行比较,结果显示,无论是主观评价还是客观评价,FusionCNN 法具有明显优势。利用本文所提方法可以有效提高折射率显微成像的速度,改善成像质量,提升细胞特征的辨识度。本文方法在生物医学领域的细胞行为研究中具有重要的应用价值。

参 考 文 献

- [1] Sun L X, Wang Y J, Zhang H Q, et al. Graphene-based confocal refractive index microscopy for label-free differentiation of living epithelial and mesenchymal cells [J]. ACS Sensors, 2020, 5(2): 510-518.
- [2] Sun L X, Zhang Y Q, Wang Y J, et al. Refractive index mapping of single cells with a graphene-based optical sensor [J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2017, 242: 41-46.
- [3] Sun L X, Zhang Y Q, Wang Y J, et al. Real-time subcellular imaging based on graphene biosensors [J]. Nanoscale, 2018, 10(4): 1759-1765.
- [4] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and visible image fusion methods and applications: a survey [J]. Information Fusion, 2019, 45: 153-178.
- [5] Zhu Z Q, Zheng M Y, Qi G Q, et al. A phase congruency and local Laplacian energy based multimodality medical image fusion method in NSCT domain [J]. IEEE Access, 2019, 7: 20811-20824.
- [6] Zhang K, Huang Y D, Yuan X, et al. Infrared and visible image fusion based on intuitionistic fuzzy sets [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 105: 103124.
- [7] Luo W. NSCT-based adaptive infrared and visible light fusion algorithm [J]. Enterprise Science and Technology & Development, 2019(7): 93-94, 98.
罗文. 基于 NSCT 自适应红外与可见光融合算法 [J]. 企业科技与发展, 2019(7): 93-94, 98.
- [8] Yi W, Zeng Y, Yuan Z. Fusion of GF-3 SAR and optical images based on the nonsubsampling contourlet transform [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110002.
易维, 曾湧, 原征. 基于 NSCT 变换的高分三号 SAR 与光学图像融合 [J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110002.
- [9] Jiang Z T, He Y T. Infrared and visible image fusion method based on convolutional auto-encoder and residual block [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1015001.
江泽涛, 何玉婷. 基于卷积自编码器和残差块的红外与可见光图像融合方法 [J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1015001.
- [10] Wu F, Gao Y, Qin P L, et al. Medical image fusion algorithm based on Laplacian pyramid and CNN [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(15): 208-214.
吴帆, 高媛, 秦品乐, 等. 基于拉普拉斯金字塔和 CNN 的医学图像融合算法 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(15): 208-214.
- [11] Jiang Z T, Liu X Y, Hu S. Scene recognition of infrared and visible light fusion images based on CNN [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(8): 2289-2294.
江泽涛, 刘小艳, 胡硕. 基于 CNN 的红外与可见光融合图像的场景识别 [J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2289-2294.
- [12] Ma X. Research on low resolution cell image feature fusion algorithm based on convolutional neural network [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
马祥. 基于卷积神经网络的低分辨率细胞图像特征融合算法研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- [13] Lin S Z, Han Z. Images fusion based on deep stack convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(11): 2506-2518.
蔺素珍, 韩泽. 基于深度堆叠卷积神经网络的图像融合 [J]. 计算机学报, 2017, 40(11): 2506-2518.
- [14] Zuo Z Y. Medical image segmentation, registration, fusion, and denoising based on machine learning [J]. Electronic Design Engineering, 2019, 27(17): 135-139.
左振宇. 基于机器学习的医学图像分割、配准、融合及去噪 [J]. 电子设计工程, 2019, 27(17): 135-139.
- [15] Ding Z S, Zhou D M, Nie R C, et al. Infrared and visible image fusion using residual network and visual saliency detection [J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2019, 41(6): 1108-1117.
丁斋生, 周冬明, 聂仁灿, 等. 基于视觉显著性与残差网络的红外-可见光图像融合方法 [J]. 云南大学学报(自然科学版), 2019, 41(6): 1108-1117.
- [16] Zhou X L, Jiang Z T. Infrared and visible image fusion combining pulse-coupled neural network and guided filtering [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1110003.
周晓玲, 江泽涛. 结合脉冲耦合神经网络与引导滤波的红外与可见光图像融合 [J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1110003.
- [17] Li H, Zhang L M, Jiang M R, et al. An infrared and visible image fusion algorithm based on ResNet152 [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081013.
李恒, 张黎明, 蒋美容, 等. 一种基于 ResNet152 的红外与可见光图像融合算法 [J]. 激光与光电子学进

- 展, 2020, 57(8):081013.
- [18] Xing F, Meng G X, Zhang Q, et al. Ultrasensitive flow sensing of a single cell using graphene-based optical sensors [J]. *Nano Letters*, 2014, 14 (6): 3563-3569.
- [19] García-García J, Rickenstorff-Parrao C, Ramos-García R, et al. Simple technique for generating the perfect optical vortex [J]. *Optics Letters*, 2014, 39 (18): 5305-5308.
- [20] Ye F J, Li X F, Zhang X L. FusionCNN: a remote sensing image fusion algorithm based on deep convolutional neural networks [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(11): 14683-14703.
- [21] Wang T. Research and application of infrared image and visible image fusion [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
- 汪廷. 红外图像与可见光图像融合研究与应用 [D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- [22] Ye F J. Remote sensing image fusion algorithm based on convolutional neural networks [D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- 叶发杰. 基于卷积神经网络的遥感图像融合算法 [D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [23] Ma J Y, Chen C, Li C, et al. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization [J]. *Information Fusion*, 2016, 31: 100-109.
- [24] Zeeuw P M. Wavelet and image fusion [EB/OL]. [2021-01-10]. <https://ww2.mathworks.cn/help/releases/R2019b/wavelet/ref/wfusing.html>.