



## (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 119399072 A

(43) 申请公布日 2025. 02. 07

(21) 申请号 202411729159.7

(22) 申请日 2024.11.28

(71) 申请人 宁波江丰生物信息技术有限公司

地址 315000 浙江省宁波市余姚市凤山街  
道邵司路1号、邵东路21号(72) 发明人 胡秋 刘炳宪 谢菊元 王焱辉  
王克惠(74) 专利代理机构 宁波远晟专利代理事务所  
(普通合伙) 33493

专利代理师 何文虎

(51) Int. Cl.

G06T 5/73 (2024.01)

G06T 5/70 (2024.01)

G06T 5/80 (2024.01)

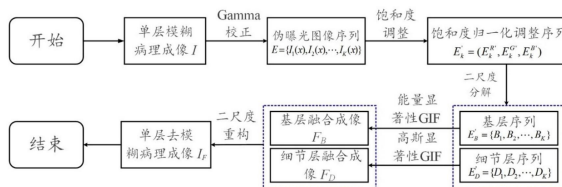
权利要求书5页 说明书14页 附图5页

## (54) 发明名称

一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法、装置及存储介质

## (57) 摘要

本发明涉及一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法、装置及存储介质。方法包括以下步骤:输入单层模糊病理成像 $I$ ;将单层模糊病理成像通过校正算法得到伪曝光图像序列;对每一像素均通过空间线性饱和度调整算法分别计算三通道中的饱和度 $S$ ,并对饱和度增量进行归一化处理得到饱和度调整后的伪曝光图像,均通过均值滤波进行二尺度分解得到基层序列和细节层序列;基层序列通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果,细节层序列通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果;对基层融合结果以及细节层融合结果进行二尺度重构得到单层去模糊病理成像。该方法能改善样本的颜色保真度,在消除噪声干扰的同时细胞纹理结构更加清晰。



1.一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、输入单层模糊病理成像I;

S2、将单层模糊病理成像I通过Gamma校正算法得到伪曝光图像序列 $E = \{I_1(x), I_2(x), \dots, I_K(x)\}$ ;

式中, $E$ 代表模糊病理成像 $I_k(x)$ ,  $k \in [1, K]$ 经对比度调整得到的伪曝光图像序列;

$x$ 代表伪曝光图像的像素;

$K$ 表示Gamma校正算法中随机取值的个数;S3、对伪曝光图像序列中第 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 个伪曝光图像的每一像素 $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$ 均通过空间线性饱和度调整算法分别计算其在R、G、B三通道中的饱和度 $S$ ,并在 $[0, 100]$ 范围内对饱和度增量进行归一化处理得到饱和度调整后的伪曝光图像 $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$ ,对每一伪曝光图像 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 均通过均值滤波 $Z$ 进行二尺度分解得到基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 和细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ ;

式中, $E_k$ 代表序列 $E$ 经对比度调整后的任一伪曝光图像;

$E_k(x)$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 对应像素 $x$ 的集合;

$E_k^R$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的R通道;

$E_k^G$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的G通道;

$E_k^B$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的B通道;

$E'_k$ 代表序列 $E$ 经饱和度调整后的任一伪曝光图像;

$E_k^{R'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的R通道;

$E_k^{G'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的G通道;

$E_k^{B'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的B通道;

$B_k$ 表示基层;

$D_k$ 表示细节层;

S4、基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果 $F_B$ ,细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ 通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果 $F_D$ ;

S5、对基层融合结果 $F_B$ 以及细节层融合结果 $F_D$ 进行二尺度重构得到单层去模糊病理成像 $I_F$ 。

2.根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,其特征在于,

所述步骤S2中的Gamma校正算法包括以下步骤:

通过幂函数变换调整全局图像的对比度即 $I(x) \rightarrow \alpha \cdot I(x)^\gamma$ ;其中, $I(x)$ 表示单层模糊病理成像的任一像素; $\rightarrow$ 表示幂函数变换过程; $\alpha$ 和 $\gamma$ 表示正常数,并当 $\gamma < 1$ 时,较亮的强度被压缩而较暗的强度被扩展,当 $\gamma > 1$ 时,较亮的强度在更宽的范围内分配而较暗的强度则映射到压缩间隔,从而得到的伪曝光图像序列。

3.根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,

其特征在于,

所述步骤S3中的空间线性饱和度调整算法包括以下步骤:

S301、伪曝光图像的每一像素  $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$  的最大RGB分量为  $\text{rgb}_{\max} = \max(\max(R, G), B)$ , 最小RGB分量为  $\text{rgb}_{\min} = \min(\min(R, G), B)$ ;

当  $\Delta = (\text{rgb}_{\max} - \text{rgb}_{\min}) / 255 > 0$  时, 每一像素的饱和度S的计算公式为:

$$S = \begin{cases} \Delta / \text{value} & L < 0.5 \\ \Delta / (2 - \text{value}) & L \geq 0.5 \end{cases},$$

其中,  $\text{value} = (\text{rgb}_{\max} + \text{rgb}_{\min}) / 255$ ,  $L = \text{value} / 2$ ;

S302、在  $[0, 100]$  范围内, 对饱和度增量进行归一化处理的计算公式为:

$$E'_k(x) = E_k(x) + (E_k(x) - L \times 255) \times \alpha,$$

$$\text{其中, } \alpha = \begin{cases} 1 / (S - 1) & \text{percent} + S \geq 1 \\ 1 / (-\text{percent}) & \text{else} \end{cases};$$

percent表示正常数,  $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$  表示饱和度调整后的伪曝光图像。

4. 根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法, 其特征在于,

所述步骤S3中的对每一伪曝光图像  $E'_k, k \in \{1, \dots, K\}$  均通过滤波器大小为  $n \times n$  的均值滤波Z进行二尺度分解得到基层  $B_k$  和细节层  $D_k$ , 公式如下:

$$B_k(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} E'_k(x+i, y+j),$$

其中,  $n$  代表滤波器Z的大小,  $(x, y)$  表示像素  $E'_k(x)$  的坐标,  $i$  和  $j$  分别表示滤波器Z相对于中心像素  $E'_k(x)$  的偏移量, 得到基层  $B_k$  后, 最终得到相应的细节层公式为:

$$D_k = E'_k - B_k.$$

5. 根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法, 其特征在于,

所述步骤S4中的基层序列  $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$  通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果  $F_B$ , 包括以下步骤:

S401、将基层  $B_k$  与Gabor小波卷积得到Gabor系数的公式为:

$$C_k^g(x, y, m_1, n_1) = \iint B_k(x', y') g_{m_1 n_1}(x - x', y - y') dx' dy',$$

其中,  $C_k^g$  表示Gabor系数;

$m_1$  表示尺度参数, 控制了Gabor函数  $g(x, y)$  在频率上的缩放;

$n_1$  表示旋转角度, 控制了Gabor函数  $g(x, y)$  的方向;

$g_{m_1 n_1}$  表示Gabor函数  $g(x, y)$  经  $m_1$  尺度缩放和  $n_1$  方向旋转得到的Gabor小波;

由此, 可得基层  $B_k$  中像素点  $(x, y)$  处的Gabor能量的公式为:

$$E_k^g(x, y) = |C_k^g(x, y, m_1, n_1)|^2;$$

S402、对基层序列  $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$  对应的像素点  $(x, y)$  处的Gabor能量进行比较, 可

确定基层序列融合的初始权重图 $P_k, k \in \{1, \dots, K\}$ 公式为:

$$P_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_k^g(x, y) = \max(E_1^g(x, y), E_2^g(x, y), \dots, E_K^g(x, y)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$

S403、结合向导滤波理论,基层序列融合的精炼权重图 $W_k^B$ 定义为:

$$W_k^B = G_{r, \psi}(P_k, B_k),$$

式中, $G_{r, \psi}(P, I)$ 表示向导滤波操作;

$r$ 表示向导滤波的滤波大小;

$\psi$ 表示向导滤波的模糊程度;

$P$ 和 $I$ 表示分别表示向导滤波的输入图像和向导图像;

S404、将精炼权重图 $W_k^B$ 进行归一化处理,并通过加权平均得到基层融合结果 $F_B$ 公式为:

$$F_B = \sum_{k=1}^K W_k^B B_k.$$

6. 根据权利要求5所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,其特征在于,

所述步骤S401中的Gabor小波通过Gabor函数 $g(x, y)$ 的 $m_1$ 尺度缩放和 $n_1$ 方向旋转求解,Gabor函数定义为高斯函数的调制,其在二维空间的表达式为:

$$g(t) = e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{i w_0 t},$$

其中, $g$ 表示Gabor小波; $\sigma$ 是高斯包络的标准差,控制Gabor函数在空间上的扩展程度, $w_0$ 是中心频率,控制Gabor函数的振荡速率,Gabor小波变换涉及到Gabor函数的 $m_1$ 尺度缩放和 $n_1$ 方向旋转,其具体的公式为:

$$g_{m_1 n_1}(x) = e^{i m_1 x \cos(n_1)} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}},$$

其中, $m_1$ 表示尺度参数,控制Gabor函数在频率上的缩放, $n_1$ 表示旋转角度,控制Gabor函数的方向。

7. 根据权利要求5所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,其特征在于,

所述步骤S403中的基层序列融合的精炼权重图 $W_k^B$ 通过向导滤波理论求解,具体过程如下,向导滤波理论假设向导滤波的滤波输出 $O$ 是向导图像 $I$ 在以像素 $k$ 为中心的局部窗 $w_k$ 上的线性变换公式为:

$$O_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in w_k,$$

其中, $O_i$ 表示向导滤波操作的滤波输出;

$I$ 表示向导滤波操作的向导图像;

$i$ 表示向导图像 $I$ 中的任一像素;

$k$ 表示向导图像 $I$ 中的某一像素;

$w_k$ 表示向导图像 $I$ 在以像素 $k$ 为中心的局部窗;

$a_k$ 和 $b_k$ 分别表示向导滤波线性变换操作的线性系数;

$w_k$ 是大小为  $(2r+1) \times (2r+1)$  的窗口,  $r$ 表示窗口半径, 线性系数  $a_k$  和  $b_k$  是局部窗  $w_k$  中的常量, 考虑到该滤波原理受到输出多值性的影响, 即若中心像素  $k$  刚好在以像素  $i$  为中心且大小为  $(2r+1) \times (2r+1)$  的局部窗  $w_i$  上, 则不同的局部窗  $w_k$  均包含像素  $i$ , 而由于局部窗  $w_k$  随像素  $k$  的变化而变化, 导致系数  $a_k$  和  $b_k$  也发生相应的改变, 此时滤波输出  $O_i$  可能就不是惟一的, 为了解决输出多值性的影响, 将线性系数  $a_k$  和  $b_k$  取平均, 此时向导滤波输出的估计值公式为:

$$O_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i,$$

式中,  $\bar{a}$  和  $\bar{b}$  分别表示线性系数  $a_k$  和  $b_k$  在局部窗  $w$  中的平均值;

其中,  $\bar{a}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} a_k$ ,  $\bar{b}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} b_k$ , 采用  $G_{r,\psi}(P, I)$  来表示向导滤波操作, 其中参数  $r$  和  $\psi$  分别决定了向导滤波的滤波大小和模糊程度,  $P$  和  $I$  分别表示输入图像和向导图像, 此时将步骤S401中的基层  $B_k$  作为向导图像, 将步骤S402中的初始权重图  $P_k, k \in \{1, \dots, K\}$  作为输入图像, 即可由向导滤波操作得到基层序列融合的精炼权重图  $W_k^B = G_{r,\psi}(P_k, B_k)$ ;

其中,  $w_i$  表示以像素  $i$  为中心的局部窗;

$|w|$  表示局部窗  $w$  的大小。

8. 根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法, 其特征在于,

所述步骤S4中的细节层序列  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果  $F_D$ , 包括以下步骤:

将细节层  $D_k$  通过拉普拉斯滤波得到高通图像  $H_k$  公式为:

$$H_k = D_k * L,$$

其中,  $L$  表示  $3 \times 3$  的拉普拉斯滤波, 再将高通图像  $H_k$  的绝对值通过高斯低通滤波  $g$  构造高斯显著性图  $S_k^g$  公式为:

$$S_k^g = |H_k| * g,$$

其中,  $g$  表示  $5 \times 5$  的高斯低通滤波, 对细节层序列  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  对应的像素点  $(x, y)$  处的高斯显著性图进行比较, 可确定细节层序列融合的初始权重图  $P_k^g, k \in \{1, \dots, K\}$  公式为:

$$P_k^g = \begin{cases} 1 & \text{if } S_k^g = \max(S_1^g, S_2^g, \dots, S_K^g), \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

结合向导滤波理论, 细节层序列融合的精炼权重图  $W_k^D$  定义为:

$$W_k^D = G_{r,\psi}(P_k^g, D_k),$$

将精炼权重图  $W_k^D$  进行归一化处理, 并通过加权平均得到细节层融合结果  $F_D$  公式为:

$$F_D = \sum_{k=1}^K W_k^D D_k.$$

9. 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强装置, 其特征在于, 包括: 处理器;

存储器,其上存储有可在所述处理器上运行的计算机程序;

其中,所述计算机程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至8中任一项所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

10.一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质上存储有数据处理程序,所述数据处理程序被处理器执行时实现如权利要求1至8中任一项所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

## 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法、 装置及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种图像增强方法,尤其是一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法、装置及存储介质。

### 背景技术

[0002] 数字病理是肿瘤检测领域中以全玻片扫描成像和病理图像分析算法相结合的一种新兴的病理学诊断方法,被业内奉为病理学诊断的金标准。然而,扫描成像中大量的冗余信息会对病理诊断过程造成干扰,这就需要利用病理图像分析算法通过特征检测、分割和提取等任务挖掘有效的深层次病理特征数据。病理特性表征提供了对病变组织的定性和定量描述,特征的准确性和丰富度对于上述病理图像分析至关重要,有助于揭示疾病的本质和进展。然而,病理特性表征很大程度上会受到切片厚度不均、样本抖动以及背景噪声等复杂环境干扰的影响,其中切片厚度不均造成的色彩偏差和清晰度下降是影响数字病理成像系统性能的最直接因素。光线在通过病理切片时,其透射和散射特性决定了成像的清晰度和对比度。当切片厚度不均时,光线在同一切片不同区域的吸收和反射程度会有所差异,这会导致局部成像区域的亮暗变化不均匀,继而降低数字病理成像的对比度,增加了病变细胞的漏检风险,因此研究适合于显微成像特点的增强方法非常必要。

[0003] 针对成像过程中的亮度不一致性问题,常见的图像增强方法包括直方图均衡化(HE)、Retinex技术和Gamma校正。HE提供了一种简便且迅速的方法,其能够扩展图像的动态范围,从而提升整体的全局对比度。然而,该方法可能导致图像信息的损失以及轮廓的扭曲。Retinex模型是一种模拟人类视网膜对颜色和颜色恒常性的感知机制。研究人员基于这一模型开发了多种算法,包括单尺度Retinex、多尺度Retinex以及带色彩恢复的多尺度Retinex,这些算法旨在通过不同的尺度处理来改善图像的颜色和对比度表现。尽管Retinex算法普遍提升了图像的质量和对比度,但其在亮度增强的过程中可能会不自觉地引入噪声,这种噪声的引入可能导致边缘不清晰和颜色偏差。Gamma校正可以增强图像的对比度,但在低照度图像中可能会引入失真。在基于学习的增强方法领域,研究者同样进行了大量的研究。尽管这些方法能够在低照度图像中恢复边缘细节,但在数字病理成像等复杂环境中,由于亮度不一致性的影响导致过度增强而无法实现最优的增强效果。

### 发明内容

[0004] 为解决上述由于亮度不一致性的影响导致过度增强而无法实现最优的增强效果的问题,本发明提供一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,能够简单高效的实现病理图像增强,具体技术方案为:

[0005] 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,包括以下步骤:

[0006] S1、输入单层模糊病理成像I;

[0007] S2、将单层模糊病理成像I通过Gamma校正算法得到伪曝光图像序列 $E = \{I_1(x), I_2$

$(x), \dots, I_k(x)\}$ ;

[0008] 式中, $E$ 代表模糊病理成像 $I_k(x)$ ,  $k \in [1, K]$ 经对比度调整得到的伪曝光图像序列;

[0009]  $x$ 代表伪曝光图像的像素;

[0010]  $K$ 表示Gamma校正算法中随机取值的个数; $S_3$ 、对伪曝光图像序列中第 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 个伪曝光图像的每一像素 $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$ 均通过空间线性饱和度调整算法分别计算其在R、G、B三通道中的饱和度 $S$ ,并在 $[0, 100]$ 范围内对饱和度增量进行归一化处理得到饱和度调整后的伪曝光图像 $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$ ,对每一伪曝光图像 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 均通过均值滤波 $Z$ 进行二尺度分解得到基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 和细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ ;

[0011] 式中, $E_k$ 代表序列 $E$ 经对比度调整后的任一伪曝光图像;

[0012]  $E_k(x)$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 对应像素 $x$ 的集合;

[0013]  $E_k^R$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的R通道;

[0014]  $E_k^G$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的G通道;

[0015]  $E_k^B$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的B通道;

[0016]  $E'_k$ 代表序列 $E$ 经饱和度调整后的任一伪曝光图像;

[0017]  $E_k^{R'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的R通道;

[0018]  $E_k^{G'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的G通道;

[0019]  $E_k^{B'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的B通道;

[0020]  $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 代表序列 $E$ 经饱和度调整后的任一伪曝光图像;

[0021]  $B_k$ 表示基层;

[0022]  $D_k$ 表示细节层;

[0023]  $S_4$ 、基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果 $F_B$ ,细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ 通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果 $F_D$ ;

[0024]  $S_5$ 、对基层融合结果 $F_B$ 以及细节层融合结果 $F_D$ 进行二尺度重构得到单层去模糊病理成像 $I_F$ 。

[0025] 优选的,所述步骤 $S_2$ 中的Gamma校正算法包括以下步骤:

[0026] 通过幂函数变换调整全局图像的对比度即 $I(x) \rightarrow \alpha \cdot I(x)^\gamma$ ;其中, $I(x)$ 表示单层模糊病理成像的任一像素; $\rightarrow$ 表示幂函数变换过程; $\alpha$ 和 $\gamma$ 表示正常数,并当 $\gamma < 1$ 时,较亮的强度被压缩而较暗的强度被扩展,当 $\gamma > 1$ 时,较亮的强度在更宽的范围内分配而较暗的强度则映射到压缩间隔,从而得到的伪曝光图像序列。

[0027] 3.根据权利要求1所述的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,其特征在于,

[0028] 所述步骤 $S_3$ 中的空间线性饱和度调整算法包括以下步骤:

[0029]  $S_{301}$ 、伪曝光图像的每一像素 $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$ 的最大RGB分量为 $rgb_{\max} = \max(\max(R, G), B)$ ,最小RGB分量为 $rgb_{\min} = \min(\min(R, G), B)$ ;

[0030] 当 $\Delta = (rgb_{\max} - rgb_{\min}) / 255 > 0$ 时,每一像素的饱和度 $S$ 的计算公式为:



$$[0031] \quad S = \begin{cases} \Delta / value & L < 0.5 \\ \Delta / (2 - value) & L \geq 0.5 \end{cases},$$

[0032] 其中,  $value = (rgb_{\max} + rgb_{\min}) / 255, L = value / 2$ ;

[0033] S302、在 $[0, 100]$ 范围内,对饱和度增量进行归一化处理的计算公式为:

$$[0034] \quad E'_k(x) = E_k(x) + (E_k(x) - L \times 255) \times \alpha,$$

$$[0035] \quad \text{其中, } \alpha = \begin{cases} 1 / (S - 1) & percent + S \geq 1 \\ 1 / (-percent) & \text{else} \end{cases};$$

[0036] percent表示正常数,  $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$ 表示饱和度调整后的伪曝光图像。

[0037] 优选的,所述步骤S3中的对每一伪曝光图像 $E'_k, k \in \{1, \dots, K\}$ 均通过滤波器大小为 $n \times n$ 的均值滤波Z进行二尺度分解得到基层 $B_k$ 和细节层 $D_k$ ,公式如下:

$$[0038] \quad B_k(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} E'_k(x+i, y+j),$$

[0039] 其中, $n$ 代表滤波器Z的大小,  $(x, y)$ 表示像素 $E'_k(x)$ 的坐标, $i$ 和 $j$ 分别表示滤波器Z相对于中心像素 $E'_k(x)$ 的偏移量,得到基层 $B_k$ 后,最终得到相应的细节层公式为:

$$[0040] \quad D_k = E'_k - B_k.$$

[0041] 优选的,所述步骤S4中的基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果 $F_B$ ,包括以下步骤:

[0042] S401、将基层 $B_k$ 与Gabor小波卷积得到Gabor系数的公式为:

$$[0043] \quad C_k^g(x, y, m_1, n_1) = \iint B_k(x', y') g_{m_1 n_1}(x - x', y - y') dx' dy',$$

[0044] 其中,  $C_k^g$ 表示Gabor系数;

[0045]  $m_1$ 表示尺度参数,控制了Gabor函数 $g(x, y)$ 在频率上的缩放;

[0046]  $n_1$ 表示旋转角度,控制了Gabor函数 $g(x, y)$ 的方向;

[0047]  $g_{m_1 n_1}$ 表示Gabor函数 $g(x, y)$ 经 $m_1$ 尺度缩放和 $n_1$ 方向旋转得到的Gabor小波;

[0048] 由此,可得基层 $B_k$ 中像素点 $(x, y)$ 处的Gabor能量的公式为:

$$[0049] \quad E_k^g(x, y) = |C_k^g(x, y, m_1, n_1)|^2;$$

[0050] S402、对基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 对应的像素点 $(x, y)$ 处的Gabor能量进行比较,可确定基层序列融合的初始权重图 $P_k, k \in \{1, \dots, K\}$ 公式为:

$$[0051] \quad P_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_k^g(x, y) = \max(E_1^g(x, y), E_2^g(x, y), \dots, E_K^g(x, y)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$

[0052] S403、结合向导滤波理论,基层序列融合的精炼权重图 $W_k^B$ 定义为:

$$[0053] \quad W_k^B = G_{r, \psi}(P_k, B_k),$$

[0054] 式中,  $G_{r, \psi}(P, I)$ 表示向导滤波操作;

[0055]  $r$ 表示向导滤波的滤波大小;

[0056]  $\psi$ 表示向导滤波的模糊程度;

[0057]  $P$ 和 $I$ 表示分别表示向导滤波的输入图像和向导图像;

[0058] S404、将精炼权重图 $W_k^B$ 进行归一化处理,并通过加权平均得到基层融合结果 $F_B$ 公式为:

$$[0059] \quad F_B = \sum_{k=1}^K W_k^B B_k。$$

[0060] 进一步的,所述步骤S401中的Gabor小波通过Gabor函数 $g(x, y)$ 的 $m_1$ 尺度缩放和 $n_1$ 方向旋转求解,Gabor函数定义为高斯函数的调制,其在二维空间的表达式为:

$$[0061] \quad g(t) = e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{i\omega_0 t},$$

[0062] 其中, $g$ 表示Gabor小波; $\sigma$ 是高斯包络的标准差,控制Gabor函数在空间上的扩展程度, $\omega_0$ 是中心频率,控制Gabor函数的振荡速率,Gabor小波变换涉及到Gabor函数的 $m_1$ 尺度缩放和 $n_1$ 方向旋转,其具体的公式为:

$$[0063] \quad g_{m_1 n_1}(x) = e^{im_1 x \cos(n_1)} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}},$$

[0064] 其中, $m_1$ 表示尺度参数,控制Gabor函数在频率上的缩放, $n_1$ 表示旋转角度,控制Gabor函数的方向。

[0065] 进一步的,所述步骤S403中的基层序列融合的精炼权重图 $W_k^B$ 通过向导滤波理论求解,具体过程如下,向导滤波理论假设向导滤波的滤波输出 $O$ 是向导图像 $I$ 在以像素 $k$ 为中心的局部窗 $w_k$ 上的线性变换公式为:

$$[0066] \quad O_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in w_k,$$

[0067] 其中, $O_i$ 表示向导滤波操作的滤波输出;

[0068]  $I$ 表示向导滤波操作的向导图像;

[0069]  $i$ 表示向导图像 $I$ 中的任一像素;

[0070]  $k$ 表示向导图像 $I$ 中的某一像素;

[0071]  $w_k$ 表示向导图像 $I$ 在以像素 $k$ 为中心的局部窗;

[0072]  $a_k$ 和 $b_k$ 分别表示向导滤波线性变换操作的线性系数;

[0073]  $w_k$ 是大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的窗口, $r$ 表示窗口半径,线性系数 $a_k$ 和 $b_k$ 是局部窗 $w_k$ 中的常量,考虑到该滤波原理受到输出多值性的影响,即若中心像素 $k$ 刚好在以像素 $i$ 为中心且大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的局部窗 $w_i$ 上,则不同的局部窗 $w_k$ 均包含像素 $i$ ,而由于局部窗 $w_k$ 随像素 $k$ 的变化而变化,导致系数 $a_k$ 和 $b_k$ 也发生相应的改变,此时滤波输出 $O_i$ 可能就不是惟一的,为了解决输出多值性的影响,将线性系数 $a_k$ 和 $b_k$ 取平均,此时向导滤波输出的估计值公式为:

$$[0074] \quad O_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i,$$

[0075] 式中, $\bar{a}$ 和 $\bar{b}$ 分别表示线性系数 $a_k$ 和 $b_k$ 在局部窗 $w$ 中的平均值;

[0076] 其中, $\bar{a}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} a_k$ ,  $\bar{b}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} b_k$ ,采用 $G_{r, \psi}(P, I)$ 来表示向导滤波操作,其中参数 $r$ 和 $\psi$ 分别决定了向导滤波的滤波大小和模糊程度, $P$ 和 $I$ 分别表示输入图像和向导图像,此时将步骤S401中的基层 $B_k$ 作为向导图像,将步骤S402中的初始权重图 $P_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$

作为输入图像,即可由向导滤波操作得到基层序列融合的精炼权重图  $W_k^B = G_{r,\psi}(P_k, B_k)$ ;

[0077] 其中,  $w_i$  表示以像素  $i$  为中心的局部窗;

[0078]  $|w|$  表示局部窗  $w$  的大小。

[0079] 优选的,所述步骤S4中的细节层序列  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果  $F_D$ , 包括以下步骤:

[0080] 将细节层  $D_k$  通过拉普拉斯滤波得到高通图像  $H_k$  公式为:

[0081]  $H_k = D_k * L$ ,

[0082] 其中,  $L$  表示  $3 \times 3$  的拉普拉斯滤波,再将高通图像  $H_k$  的绝对值通过高斯低通滤波  $g$  构造高斯显著性图  $S_k^g$  公式为:

[0083]  $S_k^g = |H_k| * g$ ,

[0084] 其中,  $g$  表示  $5 \times 5$  的高斯低通滤波,对细节层序列  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  对应的像素点  $(x, y)$  处的高斯显著性图进行比较,可确定细节层序列融合的初始权重图  $P_k^g, k \in \{1, \dots, K\}$  公式为:

[0085] 
$$P_k^g = \begin{cases} 1 & \text{if } S_k^g = \max(S_1^g, S_2^g, \dots, S_K^g) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
,

[0086] 结合向导滤波理论,细节层序列融合的精炼权重图  $W_k^D$  定义为:

[0087]  $W_k^D = G_{r,\psi}(P_k^g, D_k)$ ,

[0088] 将精炼权重图  $W_k^D$  进行归一化处理,并通过加权平均得到细节层融合结果  $F_D$  公式为:

[0089] 
$$F_D = \sum_{k=1}^K W_k^D D_k$$
。

[0090] 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强装置,包括:处理器;存储器,其上存储有可在所述处理器上运行的计算机程序;其中,所述计算机程序被所述处理器执行时实现上述一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

[0091] 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有数据处理程序,所述数据处理程序被处理器执行时实现上述一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

[0092] 与现有技术相比本发明具有以下有益效果:

[0093] 本发明提供的一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法采用能量显著性向导滤波的融合规则来保留伪曝光图像中局部弱曝光程度的非显著纹理和亮度信息,采用局部窗平均的高斯显著性向导滤波来保持伪曝光图像中的显著性特征,通过以上措施可有效改善样本的颜色保真度,并且在有效消除噪声干扰的同时细胞纹理结构更加清晰。

## 附图说明

[0094] 图1为基于多显著性表征的向导滤波融合增强原理图;

[0095] 图2为实施例的流程示意图;

- [0096] 图3为向导滤波对多层病理成像融合过程特征保持的影响示意图；
- [0097] 图4为基于局部平均的显著性检测对权重精度的影响示意图；
- [0098] 图5为基于Gabor滤波的显著性检测对权重精度的影响示意图；
- [0099] 图6为消融实验中多显著性GIF融合策略的主观评价示意图；
- [0100] 图7为采用不同图像增强方法的性能的第一组对比示意图；
- [0101] 图8为采用不同图像增强方法的性能的第二组对比示意图；
- [0102] 图9为采用不同图像增强方法的性能的第三组对比示意图。

## 具体实施方式

- [0103] 现结合附图对本发明作进一步说明。
- [0104] 需要说明的是,以下实施例假设伪曝光图像间已完成严格的配准,该假设是此类融合增强方案的典型情况,非本发明的特殊要求;以下实施例将向导滤波法简称为GIF算法。
- [0105] 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法,该方法克服了传统增强算法对场景深度的先验估计和复杂的深度映射过程,不仅能够改善样本的颜色保真度,而且在有效消除噪声干扰的同时细胞纹理结构更加清晰,获得满足病理诊断分析的荧光显微图像。
- [0106] 各个公式的解释:
- [0107] 对公式中的各个参数补充说明
- [0108]  $E = \{I_1(x), I_2(x), \dots, I_K(x)\}$
- [0109] E代表模糊病理成像 $I_k(x)$ ,  $k \in [1, K]$ 经对比度调整得到的伪曝光图像序列;
- [0110] x代表伪曝光图像的像素;
- [0111] K表示Gamma校正算法中随 $\gamma$ 随机取值得到的伪曝光图像序列数。
- [0112]  $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$
- [0113]  $E_k$ 代表序列E经对比度调整后的任一伪曝光图像;
- [0114] x代表伪曝光图像的像素;
- [0115]  $E_k(x)$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 对应像素x的集合;
- [0116]  $E_k^R$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的R通道;
- [0117]  $E_k^G$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的G通道;
- [0118]  $E_k^B$ 代表任一伪曝光图像 $E_k$ 的B通道。
- [0119] 按照上面的要求对下面的公式进行补充说明
- [0120]  $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$
- [0121]  $E'_k$ 代表序列E经饱和度调整后的任一伪曝光图像;
- [0122]  $E_k^{R'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的R通道;
- [0123]  $E_k^{G'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的G通道;
- [0124]  $E_k^{B'}$ 代表任一伪曝光图像 $E'_k$ 的B通道。
- [0125]  $E'_k, k \in \{1, \dots, K\}$ 代表序列E经饱和度调整后的任一伪曝光图像;K表示Gamma校正

算法中随  $\gamma$  随机取值得到的伪曝光图像序列数。

[0126]  $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$  代表序列E经二尺度分解得到基层序列；

[0127] K表示Gamma校正算法中随  $\gamma$  随机取值得到的伪曝光图像序列数。

[0128]  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  代表序列E经二尺度分解得到对应的细节层序列；K表示Gamma校正算法中随  $\gamma$  随机取值得到的伪曝光图像序列数。

[0129]  $rgb_{\max} = \max(\max(R, G), B)$  代表提取像素在R,G,B三通道的最大像素值。 $rgb_{\min} = \min(\min(R, G), B)$  代表提取像素在R,G,B三通道的最小像素值。

$$[0130] \quad B_k(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} E'_k(x+i, y+j)$$

[0131]  $B_k$ 表示基层；

[0132]  $(x, y)$  表示像素  $E'_k(x)$  的坐标；

[0133] i和j分别表示滤波器Z相对于中心像素  $E'_k(x)$  的偏移量；

[0134] n代表滤波器Z的大小。

$$[0135] \quad C_k^g(x, y, m_1, n_1) = \iint B_k(x', y') g_{m_1 n_1}(x-x', y-y') dx' dy'$$

[0136]  $C_k^g$ 表示Gabor系数；

[0137]  $m_1$ 表示尺度参数,控制了Gabor函数  $g(x, y)$  在频率上的缩放；

[0138]  $n_1$ 表示旋转角度,控制了Gabor函数  $g(x, y)$  的方向；

[0139]  $B_k$ 表示基层；

[0140]  $g_{m_1 n_1}$  表示Gabor函数  $g(x, y)$  经  $m_1$  尺度缩放和  $n_1$  方向旋转得到的Gabor小波。

$$[0141] \quad P_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_k^g(x, y) = \max(E_1^g(x, y), E_2^g(x, y), \dots, E_K^g(x, y)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0142]  $E_k^g$  表示基层序列  $E'_B$  的Gabor能量；

[0143]  $P_k$  表示Gabor能量  $E_k^g$  经比较得到的初始权重图；

[0144]  $(x, y)$  表示基层  $B_k$  的像素点；

[0145]  $E_k^g$  表示基层  $B_k$  的Gabor能量。

$$[0146] \quad W_k^B = G_{r, \psi}(P_k, B_k)$$

[0147]  $G_{r, \psi}(P, I)$  表示向导滤波操作；

[0148] r表示向导滤波的滤波大小；

[0149]  $\psi$  表示向导滤波的模糊程度；

[0150] P和I表示分别表示向导滤波的输入图像和向导图像；

[0151]  $W_k^B$  表示由向导滤波操作得到的精炼权重图。

$$[0152] \quad g(t) = e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{i w_0 t}$$

[0153] g表示Gabor小波；

[0154]  $\sigma$  是高斯包络的标准差,控制了Gabor函数  $g(x, y)$  在空间上的扩展程度； $w_0$  是中心频率,控制了Gabor函数  $g(x, y)$  的振荡速率。

[0155] 
$$g_{m_1 n_1}(x) = e^{im_1 x \cos(n_1)} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

[0156]  $g_{m_1 n_1}$  表示Gabor函数  $g(x, y)$  经  $m_1$  尺度缩放和  $n_1$  方向旋转得到的Gabor小波;  $\sigma$  是高斯包络的标准差, 控制了Gabor函数  $g(x, y)$  在空间上的扩展程度;

[0157]  $m_1$  表示尺度参数, 控制了Gabor函数  $g(x, y)$  在频率上的缩放;

[0158]  $n_1$  表示旋转角度, 控制了Gabor函数  $g(x, y)$  的方向。

[0159] 
$$O_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in w_k$$

[0160]  $O_i$  表示向导滤波操作的滤波输出;

[0161]  $I$  表示向导滤波操作的向导图像;

[0162]  $i$  表示向导图像  $I$  中的任一像素;

[0163]  $k$  表示向导图像  $I$  中的某一像素;

[0164]  $w_k$  表示向导图像  $I$  在以像素  $k$  为中心的局部窗;

[0165]  $a_k$  和  $b_k$  分别表示向导滤波线性变换操作的线性系数。

[0166] 
$$O_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i$$

[0167]  $I$  表示向导滤波操作的向导图像;

[0168]  $\bar{a}$  和  $\bar{b}$  分别表示线性系数  $a_k$  和  $b_k$  在局部窗  $w$  中的平均值;

[0169]  $O_i$  表示向导滤波操作的滤波输出。

[0170] 
$$\bar{a}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} a_k$$

[0171]  $a_k$  表示向导滤波线性变换操作的线性系数;

[0172]  $w_i$  表示以像素  $i$  为中心的局部窗;

[0173]  $|w|$  表示局部窗  $w$  的大小;

[0174]  $k$  表示向导图像  $I$  中的某一像素;

[0175]  $\bar{a}$  表示线性系数  $a_k$  在局部窗  $w$  中的平均值。

[0176] 
$$\bar{b}_i = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_i} b_k$$

[0177]  $b_k$  表示向导滤波线性变换操作的线性系数;

[0178]  $w_i$  表示以像素  $i$  为中心的局部窗;

[0179]  $|w|$  表示局部窗  $w$  的大小;

[0180]  $k$  表示向导图像  $I$  中的某一像素;

[0181]  $\bar{b}$  表示线性系数  $b_k$  在局部窗  $w$  中的平均值。

[0182]  $P_k, k \in \{1, \dots, K\}$

[0183]  $P_k$  表示基层序列  $E'_b$  的Gabor能量  $E_k^g$  经比较得到的初始权重图;

[0184]  $K$  表示Gamma校正算法中随  $\gamma$  随机取值得到的伪曝光图像序列数。

[0185] 如图1和图2所示, 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法, 包括以下步骤:

[0186] 输入单层模糊病理成像  $I$ ;

[0187] 将单层模糊病理成像I通过Gamma校正算法得到伪曝光图像序列 $E = \{I_1(x), I_2(x), \dots, I_K(x)\}$ , K表示Gamma校正算法中参数 $\gamma$ 随机取值的个数;

[0188] 对伪曝光图像序列中第k,  $k \in \{1, L, K\}$ 个伪曝光图像的每一像素

$E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$ 均通过空间线性饱和度调整算法分别计算其在R、G、B三通道中的饱和度S,并在[0,100]范围内对饱和度增量进行归一化处理得到饱和度调整后的伪曝光图像 $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$ ,对每一伪曝光图像 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 均通过均值滤波Z进行二尺度分解得到基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 和细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ ;

[0189] 基层序列 $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$ 通过能量显著性向导滤波算法得到基层融合结果 $F_B$ ,细节层序列 $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$ 通过高斯显著性向导滤波算法得到细节层融合结果 $F_D$ ;

[0190] 对基层融合结果 $F_B$ 以及细节层融合结果 $F_D$ 进行二尺度重构得到单层去模糊病理成像 $I_F$ 。

[0191] 上述的各算法的具体实施方式如下:

[0192] Gamma校正算法:

[0193] 通过幂函数变换调整全局图像的对比度即 $I(x) \rightarrow \alpha \cdot I(x)^\gamma$ ,其中, $I(x)$ 表示单层模糊病理成像的任一像素, $\rightarrow$ 表示幂函数变换过程, $\alpha$ 和 $\gamma$ 表示正常数,并当 $\gamma < 1$ 时,较亮的强度被压缩而较暗的强度被扩展,当 $\gamma > 1$ 时,较亮的强度在更宽的范围内分配而较暗的强度则映射到压缩间隔,从而得到所述的伪曝光图像序列 $E = \{I_1(x), I_2(x), \dots, I_K(x)\}$ ,其中,K表示Gamma校正算法中参数 $\gamma$ 随机取值的个数。

[0194]  $I(x)$ 的变化随着 $\gamma$ 的调节( $\gamma < 1$ 或 $\gamma > 1$ )而得到不同曝光程度的伪曝光图像序列,因此 $\gamma$ 的随机取值个数决定了伪曝光图像序列的个数K。

[0195] 空间线性饱和度调整算法:

[0196] 伪曝光图像的每一像素 $E_k(x) = (E_k^R(x), E_k^G(x), E_k^B(x))$ 的最大RGB分量为 $rgb_{\max} = \max(\max(R, G), B)$ ,和最小RGB分量为 $rgb_{\min} = \min(\min(R, G), B)$ 。

[0197] 当 $\Delta = (rgb_{\max} - rgb_{\min}) / 255 > 0$ 时,每一像素的所述饱和度S为:

$$[0198] \quad S = \begin{cases} \Delta / value & L < 0.5 \\ \Delta / (2 - value) & L \geq 0.5 \end{cases},$$

[0199] 其中, $value = (rgb_{\max} + rgb_{\min}) / 255$ ,  $L = value / 2$ 。

[0200] 在[0,100]范围内,对饱和度增量进行归一化处理为:

$$[0201] \quad E'_k(x) = E_k(x) + (E_k(x) - L \times 255) \times \alpha,$$

[0202] 其中, $\alpha = \begin{cases} 1/(S-1) & percent + S \geq 1 \\ 1/(-percent) & else \end{cases}$ , percent表示正常数, $E'_k = (E_k^{R'}, E_k^{G'}, E_k^{B'})$ 表示饱和度调整后的伪曝光图像。

[0203] 伪曝光图像二尺度分解:

[0204] 每一伪曝光图像 $E'_k$ ,  $k \in \{1, \dots, K\}$ 均通过滤波器大小为 $n \times n$ 的均值滤波Z进行二尺度分解得到基层 $B_k$ 和细节层 $D_k$ :

$$[0205] \quad B_k(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{j=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} E'_k(x+i, y+j),$$

[0206] 其中,  $(x, y)$  表示像素  $E'_k(x)$  的坐标,  $i$  和  $j$  分别表示滤波器  $Z$  相对于中心像素  $E'_k(x)$  的偏移量。得到基层  $B_k$  后, 最终得到相应的细节层为:

$$[0207] \quad D_k = E'_k - B_k,$$

[0208] 能量显著性向导滤波算法:

[0209] 将基层  $B_k$  与 Gabor 小波卷积得到 Gabor 系数为:

$$[0210] \quad C_k^g(x, y, m_1, n_1) = \iint B_k(x', y') g_{m_1 n_1}(x - x', y - y') dx' dy',$$

[0211] 其中, Gabor 小波是由 Gabor 函数  $g(x, y)$  的  $m_1$  尺度缩放和  $n_1$  方向旋转得到, 由此可得基层  $B_k$  中像素点  $(x, y)$  处的 Gabor 能量为:

$$[0212] \quad E_k^g(x, y) = |C_k^g(x, y, m_1, n_1)|^2,$$

[0213] 对基层序列  $E'_B = (B_1, B_2, \dots, B_K)$  对应的像素点  $(x, y)$  处的 Gabor 能量进行比较, 可确定基层序列融合的初始权重图  $P_k, k \in \{1, \dots, K\}$  为:

$$[0214] \quad P_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_k^g(x, y) = \max(E_1^g(x, y), E_2^g(x, y), \dots, E_K^g(x, y)) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$

[0215] 结合向导滤波理论, 基层序列融合的精炼权重图  $W_k^B$  为:

$$[0216] \quad W_k^B = G_{r, \psi}(P_k, B_k),$$

[0217] 将精炼权重图  $W_k^B$  进行归一化处理, 并通过加权平均得到基层融合结果  $F_B$  为:

$$[0218] \quad F_B = \sum_{k=1}^K W_k^B B_k,$$

[0219] 高斯显著性向导滤波算法:

[0220] 将细节层  $D_k$  通过拉普拉斯滤波得到高通图像  $H_k$  为:

$$[0221] \quad H_k = D_k * L,$$

[0222] 其中,  $L$  表示  $3 \times 3$  的拉普拉斯滤波, 再将高通图像  $H_k$  的绝对值通过高斯低通滤波  $g$  构造高斯显著性图  $S_k^g$  为:

$$[0223] \quad S_k^g = |H_k| * g,$$

[0224] 其中,  $g$  表示  $5 \times 5$  的高斯低通滤波, 对细节层序列  $E'_D = (D_1, D_2, \dots, D_K)$  对应的像素点  $(x, y)$  处的高斯显著性图进行比较, 可确定细节层序列融合的初始权重图  $P_k^g, k \in \{1, \dots, K\}$  为:

$$[0225] \quad P_k^g = \begin{cases} 1 & \text{if } S_k^g = \max(S_1^g, S_2^g, \dots, S_K^g) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases},$$

[0226] 结合向导滤波理论, 细节层序列融合的精炼权重图  $W_k^D$  为:

$$[0227] \quad W_k^D = G_{r, \psi}(P_k^g, D_k),$$

[0228] 将精炼权重图  $W_k^D$  进行归一化处理, 并通过加权平均得到基层融合结果  $F_D$  为:

$$[0229] \quad F_D = \sum_{k=1}^K W_k^D D_k,$$



[0230] 二尺度重构:

[0231] 得到基层融合结果 $F_B$ 和细节层融合结果 $F_D$ 后,通过二尺度重构可得最终的增强图像为:

[0232]  $I_F = F_B + F_D$ 。

[0233] 为了验证本发明所提方法中向导滤波对多层病理成像融合过程特征保持的有效性,实验设计以彩色自然图像作为向导图像,对不同滤波算法的边缘保持性能进行了比较,实验设置条件如下:

[0234] (1) 实验选用的彩色自然图像的空间分辨率为 $256 \times 256$ ;

[0235] (2) 在本发明中,对比不同滤波算法包括:双边滤波、旋转滤波和本实施例所采用的向导滤波;

[0236] (3) 实验均是在电脑配置为3.3GHz CPU和16.0GHz RAM,且MATLAB版本为R2017a和Win764位操作系统的实验环境下进行。

[0237] 向导滤波对多层病理成像融合过程特征保持的影响实验如图3所示。由图3可见,滤波输入图3(b)中存在边缘缺失并受到了斑点噪声的干扰。经双边滤波后,滤波输出图3(c)中的斑点噪声几乎都被消除,但存在边缘模糊的现象。经旋转滤波后,滤波输出图3(d)中有部分噪声残留并且滤波边缘仍处于缺失状态。经向导滤波后,滤波输出图3(e)中的噪声几乎被完全消除且滤波边缘的完整性得到保持。综上,本实施例所采用向导滤波算法的边缘保持性能更优,且有较好的抑噪性能。

[0238] 为了验证本发明所提方法中高斯显著性GIF更适合于细节层的显著性表征,而能量显著性GIF更适合于基层的显著性表征,实验设计以两幅已配准的多模态医学影像为例,对比分析了向导滤波过程中不同显著性表征对权重精度的影响,实验设置条件如下:

[0239] (1) 多模态脑影像来自哈佛医学院创建的全脑图谱医学影像数据库(WBAMI),且影像的空间分辨率均为 $256 \times 256$ ;

[0240] (2) 实验均是在电脑配置为3.3GHz CPU和16.0GHz RAM,且MATLAB版本为R2017a和Win764位操作系统的实验环境下进行。

[0241] 向导滤波中不同显著性表征对权重精度的影响实验如图4和图5所示,由图4和图5可见,由高斯显著性GIF得到的初始权重图中显著性特征的权重占比更突出,而非显著性纹理的权重缺失。由能量显著性GIF得到的初始权重图中权重分布更加均匀,非显著性纹理所占的比重明显增加。

[0242] 综上,高斯显著性GIF更有利于保持细节层中的显著性特征,而能量显著性GIF可有效提高用于基层图像融合时的精炼权重图精度,更有利于保持增强病理图像中局部纹理和亮度变化的均匀性和可靠性。

[0243] 图4为现有的基于局部平均的显著性检测对权重精度的影响示意图,其中初始权重图和精炼权重图对应权重分布情况,表征权重精度。现有方法来自于文献《Image Fusion with Guided Filtering》-Shutao Li, Xudong Kang and Jianwen Hu。文献中公式(13)采用高通滤波的局部平均来构造显著性图,并在医学图像融合中得到应用。

[0244] 为了验证本发明所提方法中多显著性GIF融合策略的合理性,实验设计通过控制变量设计消融实验,对比分析了向导滤波过程中高斯显著性GIF融合策略和本发明所提多显著性GIF融合策略对图像增强性能的影响,实验设置条件如下:

[0245] (1) 实验选用系统型号为KF-FL-400的荧光数字病理切片扫描设备对组织采样获取细胞学荧光显微成像样本,且病理成像的空间分辨率均为 $2048 \times 1024$ ;

[0246] (2) 为了综合评估算法的增强效果,客观评价指标包括:峰值信噪比PSNR、均方根误差RMSE、结构相似度SSIM;

[0247] (3) 实验均是在电脑配置为3.3GHz CPU和16.0GHz RAM,且MATLAB版本为R2017a和Win764位操作系统的实验环境下进行。

[0248] 此外,采用主观评价和客观评价相结合的方式增强性能分析。主观评价的增强结果及局部放大图如图6所示,其中图6(a1)、图6(a2)为图6(a)高斯显著性GIF融合增强成像的局部放大图;图6(b1)、图6(b2)为图6(b)多显著性GIF融合增强成像的局部放大图。客观评价的性能指标如消融实验中多显著性GIF融合策略的客观评价表所示,其中下划线字体表示最优指标。由图6(a)可见,高斯显著性GIF融合后的病理成像亮度和对比度得到改善,但存在明显的成像亮度不均匀的情况,如图6(a1)所示,并且在多层细胞重叠的局部区域存在明显遮挡,导致细胞质和细胞核难以准确区分,如图6(a2)所示,不利于后续病情诊断过程中细胞形态结构的观察和细胞数目的统计,会增加肿瘤的漏检风险。相比之下,图6(b)为本实施例所提方法得到的病理成像,不仅亮度均匀性和抑噪性能更优,如图6(b1)所示,而且在多层细胞重叠的复杂区域仍可准确且清晰地分辨细胞核数目,如图6(b2)所示。

[0249] 由消融实验中多显著性GIF融合策略的客观评价表可见,设源病理成像为A,经局部窗平均的高斯显著性GIF融合策略得到的增强图像为B,本实施例多显著性GIF融合策略得到的增强图像为C。相比于高斯显著性GIF融合增强(A-B)的图像,本实施例多显著性GIF融合增强(A-C)后(第三行和第二行比),PSNR、RMSE和SSIM指标分别提升了4.35%、43.25%和0.12%。

[0250] 消融实验中多显著性GIF融合策略的客观评价表:

[0251]	源病理成像	融合增强成像	PSNR	RMSE	SSIM
	A	A-B	56.98	0.1304	0.9952
	A	A-C	<u>59.46</u>	<u>0.0740</u>	<u>0.9964</u>

[0252] 综上,本发明所提方法中多显著性GIF融合策略的设计更合理,可有效避免肿瘤检测中的漏检风险。

[0253] 为了验证本发明基于多显著性GIF融合的增强方法对荧光显微图像清晰化的优势,采用了多种最新的图像增强方法与本发明所提方法进行对比分析,实验设置条件如下:

[0254] (1) 实验选用系统型号为KF-FL-400的荧光数字病理切片扫描设备对组织采样获取细胞学荧光显微成像样本,且病理成像的空间分辨率均为 $2048 \times 1024$ ;

[0255] (2) 为了综合评估算法的增强效果,采用峰值信噪比(PSNR)、均方根误差(RMSE)、结构相似度(SSIM)三个指标进行定量分析;

[0256] (3) 图像增强对比方法包括:基于MSR的增强方法、具有色彩保护的多尺度Retinex增强方法MSRCP、基于超拉普拉斯反射先验的增强方法HLRP、基于双指数变换与多尺度细节凸显的增强方法DET-MDH;

[0257] (4) 算法参数设置:HLRP算法模型中噪声随机变量 $e$ 设置为0.9,其他各个算法模型参数设置与原文设置一致;

[0258] (5) 实验均是在电脑配置为3.3GHz CPU和16.0GHz RAM,且MATLAB版本为R2017a和

Win764位操作系统的实验环境下进行。

[0259] 此外,采用主观评价和客观评价相结合的方式进行增强性能分析。主观评价的增强结果及局部放大图如图7至9所示,其中第一组实验的图7(a1)为图7(a)源病理成像的局部放大图,图7(b2)为图7(b)MSR增强法的局部放大图,图7(c1)为图7(c)MSRCP增强法的局部放大图,图7(d1)为图7(d)HLRP增强法的局部放大图,图7(e1)为图7(e)DET-MDH增强法的局部放大图,图7(f1)为图7(f)本发明所提方法的局部放大图;第二组实验的图8(a1)为图8(a)源病理成像的局部放大图,图8(b2)为图8(b)MSR增强法的局部放大图,图8(c1)为图8(c)MSRCP增强法的局部放大图,图8(d1)为图8(d)HLRP增强法的局部放大图,图8(e1)为图8(e)DET-MDH增强法的局部放大图,图8(f1)为图8(f)本发明所提方法的局部放大图;第三组实验的图9(a1)为图9(a)源病理成像的局部放大图,图9(b2)为图9(b)MSR增强法的局部放大图,图9(c1)为图9(c)MSRCP增强法的局部放大图,图9(d1)为图9(d)HLRP增强法的局部放大图,图9(e1)为图9(e)DET-MDH增强法的局部放大图,图9(f1)为图9(f)本发明所提方法的局部放大图。客观评价的性能指标如不同图像增强方法的整体客观统计结果表所示。由三组实验的对比结果表可见,相比图7(a1)、图8(a1)和图9(a1)所示的源病理成像,MSR算法结果的颜色保真度较好,但模糊程度偏高而且细胞特征的辨识度低,如图7(b1)、图8(b1)和图9(b1)所示。MSRCP算法结果存在明显的颜色失真而且像素对比度未见明显提升,如图7(c1)、图8(c1)和图9(c1)所示。HLRP和DET-MDH算法的结果虽然像素对比度提升明显,但不同类细胞类间的颜色区分度低降低了细胞分类的辨识度,同时二者的处理结果均受噪声干扰较大,如图7(d1)(e1)、图8(d1)(e1)和图9(d1)(e1)所示。相比之下,本发明所提算法处理结果不仅颜色保真度更高,而且在有效消除噪声干扰的同时,细胞纹理结构更加清晰,如图7(f1)、图8(f1)和图9(f1)所示。

[0260] 不同图像增强方法的整体客观统计结果表:

对比方法	MSR	MSRCP	HLRP	DET-MDH	本实施例
PSNR	55.51	58.90	53.45	53.38	<u>59.46</u>
RMSE	0.1831	0.0853	0.2943	0.2989	<u>0.0740</u>
SSIM	<u>0.9967</u>	0.9966	0.9883	0.9966	0.9964

[0262] 由上表可见,本实施例所提方法的PSNR和RMSE指标仍能够保持最优,并且评价结果与相关算法相比最大可提高11.39%、75.24%,而尽管SSIM指标的评价结果与相关算法相当,但本实施例所提方法在源病理成像基础上仍能够维持较高的颜色保真度和细胞特征信息的辨识度。

[0263] 综上,本实施例所提方法可有效抑制色彩偏差和清晰度下降对病理特性表征的影响,对后续数字病理成像系统精确性和解析度的提高具有较高的应用价值。

[0264] 一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强装置,包括:处理器;存储器,其上存储有可在所述处理器上运行的计算机程序;其中,所述计算机程序被所述处理器执行时实现上述一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

[0265] 存储器和处理器之间直接或间接地电性连接,以实现数据的传输或交互。例如,这些元件相互之间可以通过一条或者多条通信总线或信号线实现电性连接,如可以通过总线连接。存储器中存储有实现数据访问控制方法的计算机执行指令,包括至少一个可以软件或固件的形式存储于存储器中的软件功能模块,处理器通过运行存储在存储器内的软件程

序以及模块,从而执行各种功能应用以及数据处理。

[0266] 存储器可以是,但不限于,随机存取存储器(Random Access Memory,简称:RAM),只读存储器(Read Only Memory,简称:ROM),可编程只读存储器(Programmable Read-Only Memory,简称:PROM),可擦除只读存储器(Erasable Programmable Read-Only Memory,简称:EPROM),电可擦除只读存储器(Electric Erasable Programmable Read-Only Memory,简称:EEPROM)等。其中,存储器用于存储程序,处理器在接收到执行指令后,执行程序。

[0267] 处理器可以是一种集成电路芯片,具有信号的处理能力。上述的处理器可以是通用处理器,包括中央处理器(Central Processing Unit,简称:CPU)、网络处理器(Network Processor,简称:NP)等。可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0268] 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有数据处理程序,所述数据处理程序被处理器执行时实现上述一种基于多显著性向导滤波融合的荧光显微图像增强方法的步骤。

[0269] 本发明实施例是参照根据本发明实施例的方法、终端设备(系统)、和计算机程序产品的流程图来描述的。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理终端设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理终端设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图和/或中指定的功能的装置。

[0270] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理终端设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图指定的功能。

[0271] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理终端设备上,使得在计算机或其他可编程终端设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程终端设备上执行的指令提供用于实现在流程图中指定的功能的步骤。

[0272] 以上结合具体实施例描述了本发明的技术原理。这些描述只是为了解释本发明的原理,而不能以任何方式解释为对本发明保护范围的限制。基于此处的解释,本领域的技术人员不需要付出创造性的劳动即可联想到本发明的其它具体实施方式,这些方式都将落入本发明权利要求的保护范围之内。

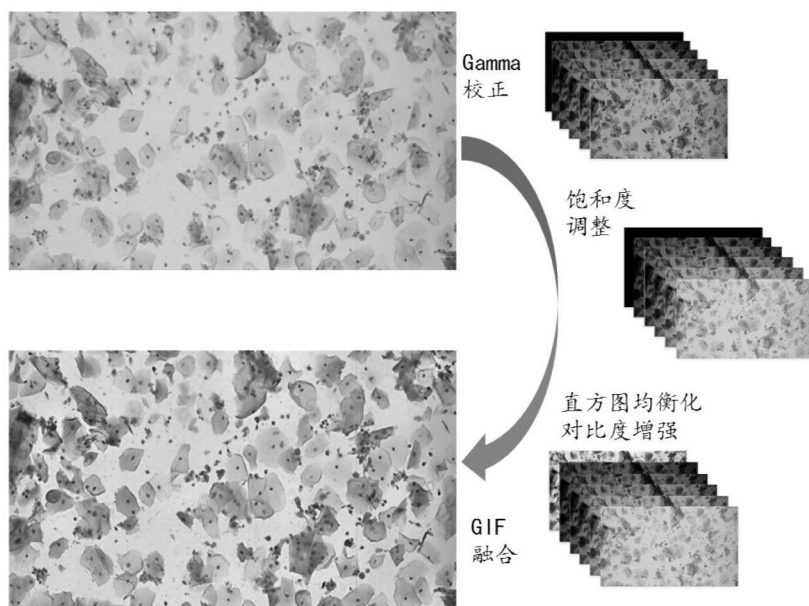


图1

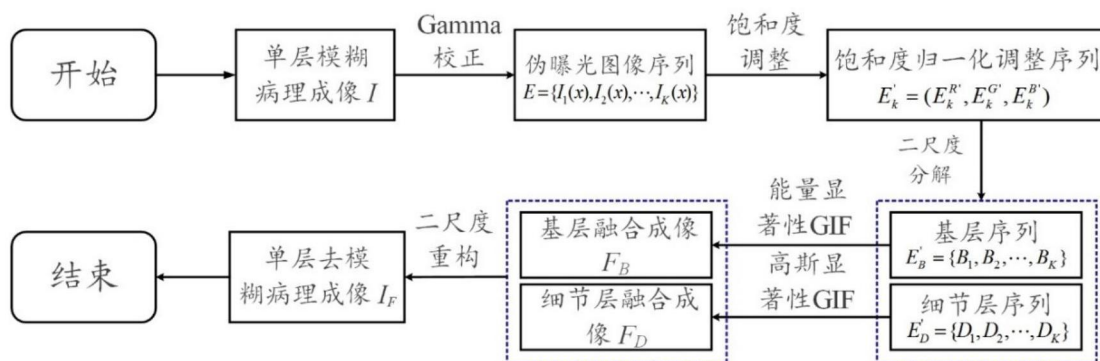


图2

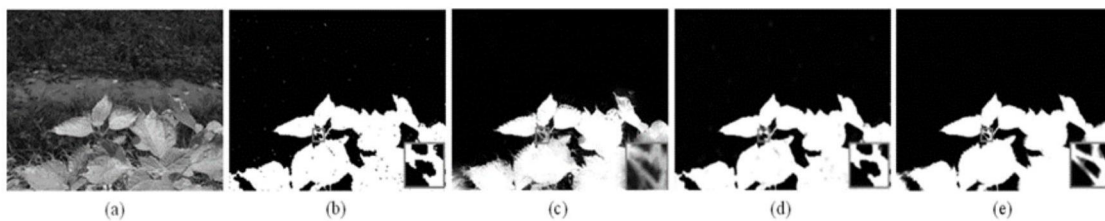


图3

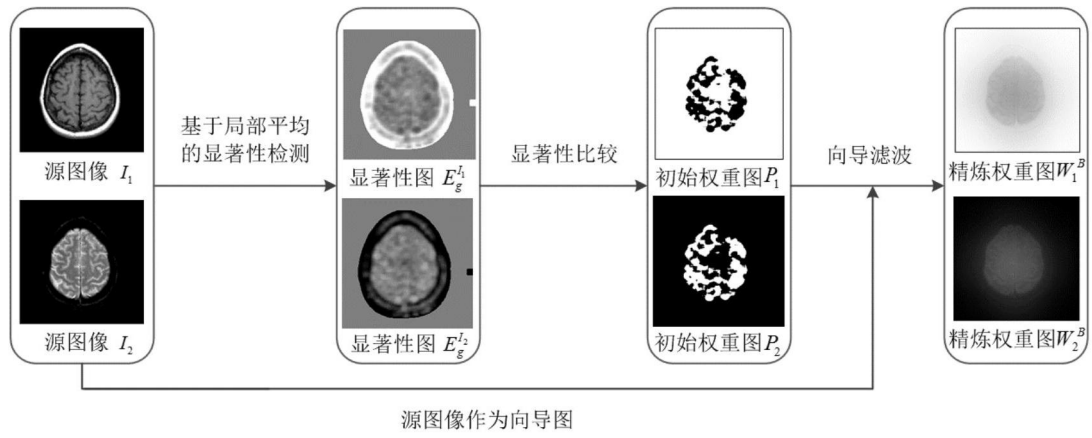


图4

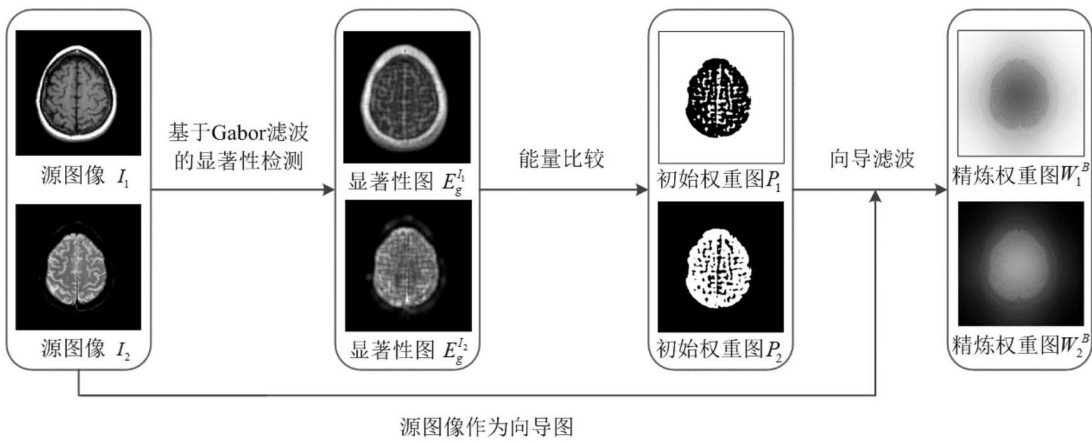


图5

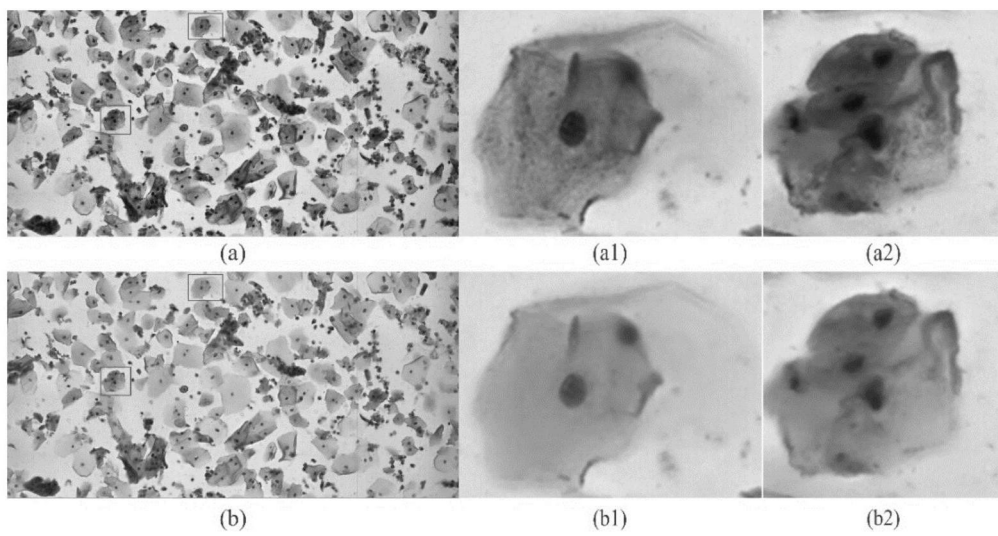


图6



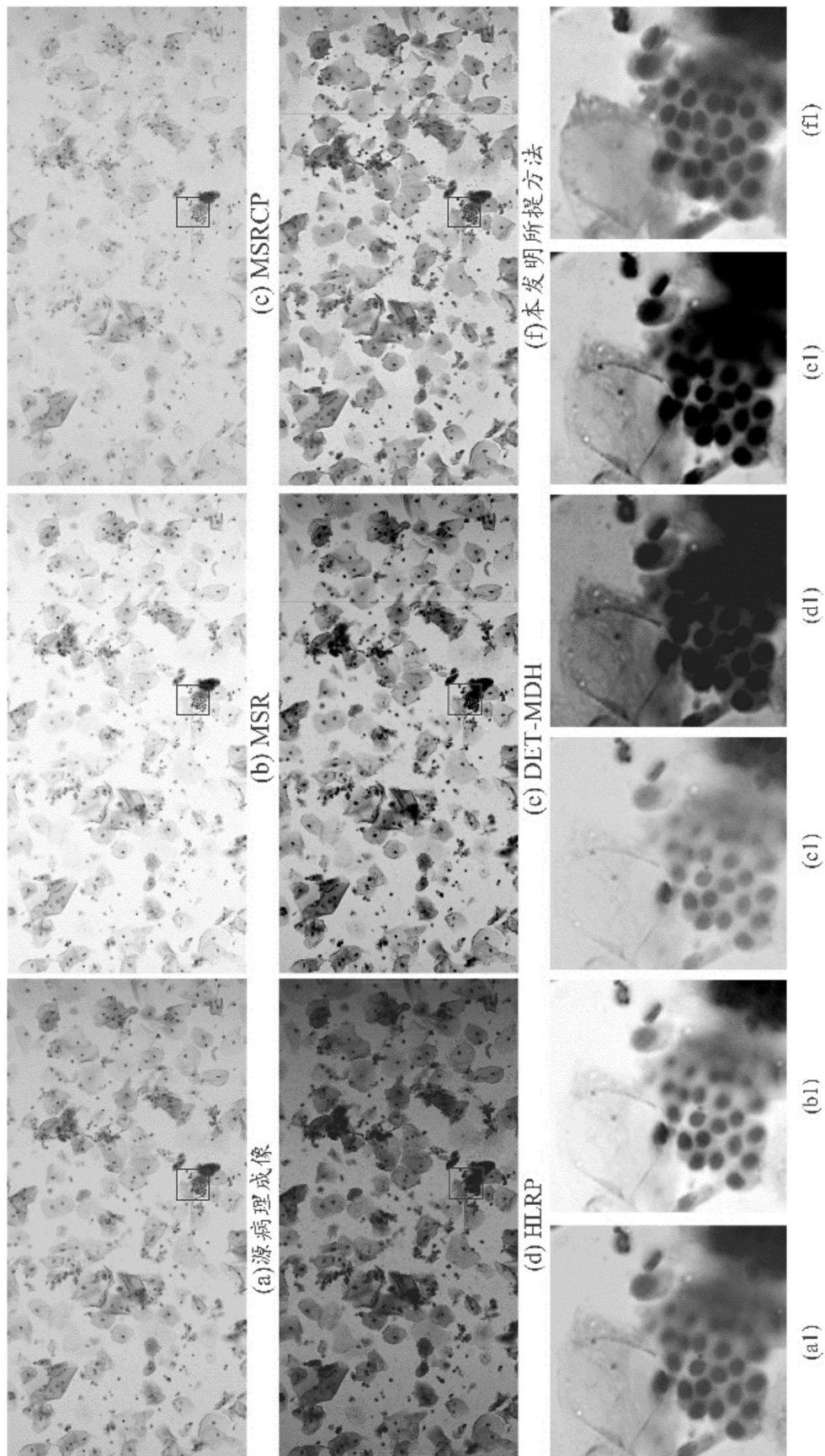


图7

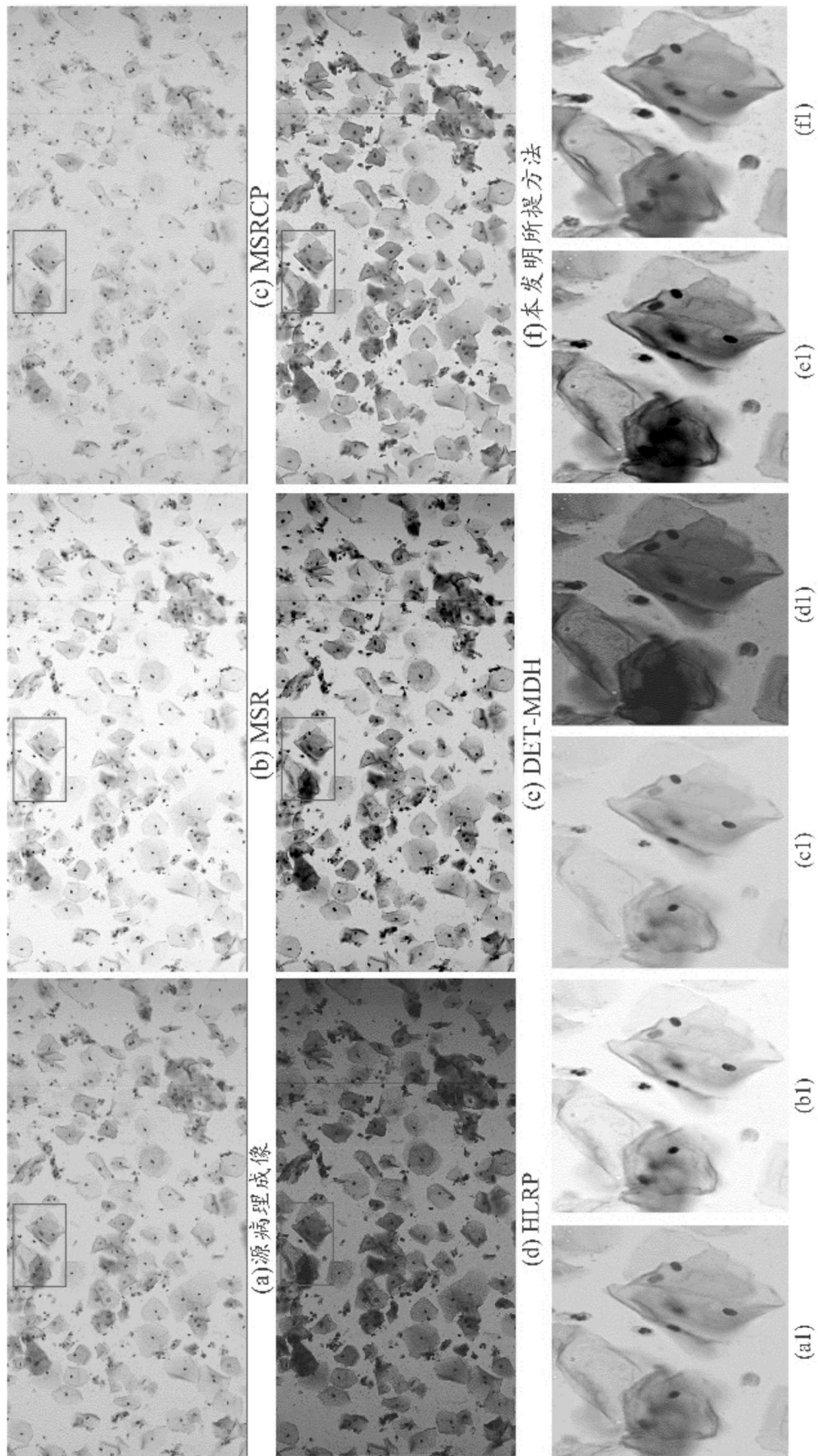


图8



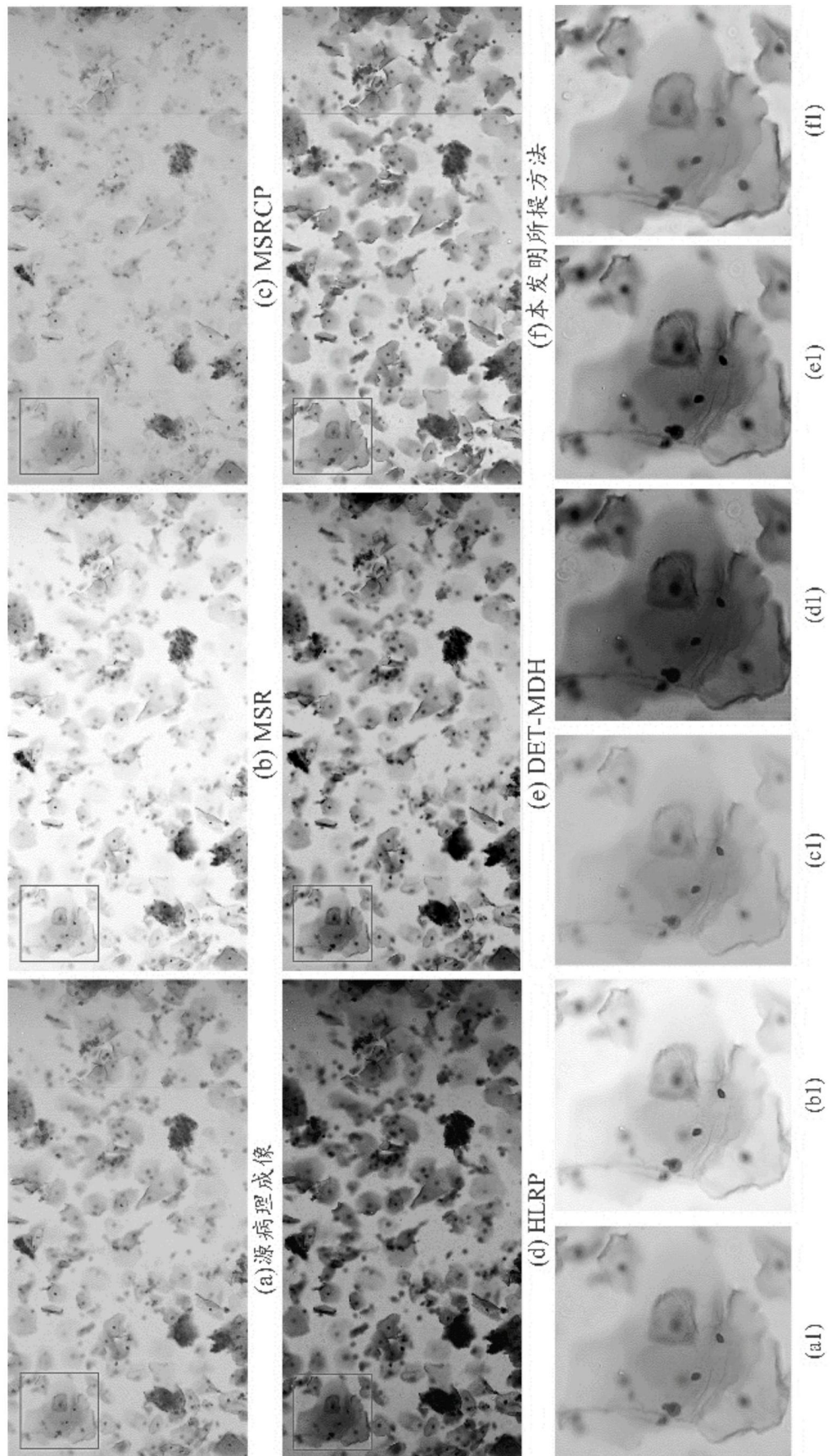


图9