

# 基于向心自动波交叉皮质模型的非均匀光照图像增强

鞠明<sup>1</sup> 李成<sup>1</sup> 高山<sup>1</sup> 穆举国<sup>2</sup> 毕笃彦<sup>1</sup>

**摘要** 面向非均匀光照图像, 提出了基于向心自动波交叉皮质模型 (Centripetal-autowave intersecting cortical model, CA-ICM) 的图像增强算法. 为了解决原始交叉皮质模型 (Intersecting cortical model, ICM) 固有自动波效应在图像增强应用中易导致边缘模糊的问题, 首先, 设计了基于形态学中值集的向心自动波 (Centripetal autowave, CA) 实现方式. 提出了基于图像特征 — 键值 (Key) 的自适应 S 形状映射函数, 以此作为 CA-ICM 模型的输入输出的映射关系. 为了增强算法的鲁棒性, 对未点火位置进行了标注和修复. 最后提出了非线性变换的颜色恢复方法. 同时对模型参数设计进行了细致讨论. 仿真结果表明, 该模型可以有效进行光照动态范围的调整, 向心自动波约束产生了邻域内的侧抑制作用, 输出图像对比度得到大幅提升, 细节边缘清晰, 颜色恢复充分自然, 客观评价值高.

**关键词** 图像增强, 非均匀光照, 交叉皮质模型, 向心自动波, 映射函数

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.00800

## Non-uniform-lighting Image Enhancement Based on Centripetal-autowave Intersecting Cortical Model

JU Ming<sup>1</sup> LI Cheng<sup>1</sup> GAO Shan<sup>1</sup> MU Ju-Guo<sup>2</sup> BI Du-Yan<sup>1</sup>

**Abstract** For non-uniform-lighting images, we propose an image enhancement technique based on centripetal-autowave intersecting cortical model (CA-ICM). The original ICM possesses the autowave nature stemming from the connection function during the firing process, but poses a problem called interference, which could blur the edge and detail in image processing tasks. To solve it, the implementation of CA based on morphological median set is presented. As for the relationship between the input and output of CA-ICM, we apply an adaptive S shape non-linear mapping function based on image characteristics of key value. Furthermore, we label and restore those unfired positions for algorithm's robustness. A modified non-linear color restoration process based on chromatic information is applied finally. The precise mapping function and optimized parameters considered in detail lead to better experimental results, indicating that the CA-ICM shows more advantages than ICM. Efficient dynamic range adjustment is conducted, especially the highlight inhibition and shadow rendition with details. The CA creates the lateral inhibition effect, leading to nature, sharp, and colorful outputs with high objective evaluations.

**Key words** Image enhancement, non-uniform lighting, intersecting cortical model (ICM), centripetal autowave (CA), mapping function (MF)

图像增强领域是图像处理基础研究方向, 近年来由于真实场景获取和显示的要求越来越高, 非均匀光照环境下的处理成为热点<sup>[1]</sup>. 在非均匀光照环境下, 由于光照环境的高动态范围, 现有照相设备经常产生曝光不足或过度问题, 从而导致在低动态范围的显示设备上数字图像不能达到视觉要求. 各种图像处理手段用来恢复在非均匀光照环境下真实场景信息. 从直方图均衡/规范化出发的经典方法逐步向邻域信息处理考虑, 如 CLAHE (Contrast-limiting adaptive histogram equalization)<sup>[2]</sup>; 基于

人类视觉颜色恒常性理论的 Retinex 算法受到了广泛关注, NASA 提出并推广的 MSRRCR (Multi-scale retinex with color restoration)<sup>[3]</sup> 是一种有效的图像增强方法, 而基于偏微分方法<sup>[4-5]</sup> 讨论 Retinex 的实现方法也日益深入; Old Dominion 大学视觉实验室一直致力于非均匀光照算法的研究和实时化, 提出了一系列方法, 如 AINDANE (Adaptive integrated neighborhood dependent approach for nonlinear enhancement)<sup>[6]</sup> 和 LTSNE (Locally tuned sine nonlinear enhancement)<sup>[7]</sup> 等, 并有众多学者关注并改进, 如 MWIS (Multiple windowed inverse sigmoid)<sup>[1]</sup>; 基于真实影像再现 (Realistic image rendition, RIR)<sup>[8]</sup> 方法和仿生图像增强算法<sup>[9]</sup> 关注人类视觉多方面的特性, 取得了较好的实用性能. 目前, 针对非均匀光照图像的处理仍是难点, 尤其是图像中同时含有低亮度和高亮度区域, 很多算法还存在不足, 不能兼顾或易产生人工效应

收稿日期 2010-12-01 录用日期 2011-02-01  
Manuscript received December 1, 2010; accepted February 1, 2011

航空科学基金 (20101996009) 资助  
Supported by Aeronautical Science Foundation (20101996009)  
1. 空军工程大学工程学院 西安 710038 2. 空军驻西安地区军事代表局 西安 710077  
1. Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038 2. Military Representative Bureau, Chinese Air Force in Xi'an, Xi'an 710077

(Artifact). 是否可以寻求一种简单模型下的增强框架, 使其可以面向诸多环境并融入相应处理策略得到较为普适的增强方法, 这点值得探讨.

交叉皮质模型 (Intersecting cortical model, ICM) 是在综合多种生物视觉模型的共有机理基础上得到的优良的图像处理工具, 将其引入到图像增强中具有广泛的应用前景<sup>[10]</sup>. 融入人类视觉系统 (Human visual system, HVS) 的脉冲耦合神经网络 (Pulse coupled neural networks, PCNN) 进行增强<sup>[11]</sup> 也有深入讨论, 但没有针对更加复杂的非均匀光照图像进行测试; 文献 [12] 提出一种基于 ICM 的普适图像增强框架, 并取得了一定效果, 但是其没有从根本上解决自动波的负面效果. 目前对于 ICM 模型的研究, 在自动波分析上还比较欠缺.

本文从理论分析和应用两个角度, 首先分析了以向心自动波 (Centripetal autowave, CA) 为代表的解决 ICM 原有自动波干涉现象的理论基础和实现方式, 分析指出 Kinser 等构造实现方式存在的问题, 提出基于形态学中值集的向心自动波的实现方法, 构造了 CA-ICM. 将其应用到非均匀光照图像增强领域, 以非线性自适应映射函数为基础实现对非均匀光照的兼顾; 同时对后处理和参数设计等进行了详细讨论. 仿真结果表明在图像增强应用中, 该模型可以有效地进行动态范围的调整, 视觉效果良好, 客观评价价值高.

## 1 向心自动波交叉皮质模型 (CA-ICM) 的设计

ICM 源于 Eckhorn 对哺乳动物视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究, 是具有生物背景无需学习的单层神经网络<sup>[13]</sup>. ICM 的数学表达如下:

$$\begin{aligned} F_{ij}[n+1] &= f \cdot F_{ij}[n] + S_{ij} + W\{Y[n]\}_{ij} \\ Y_{ij}[n+1] &= \begin{cases} 1, & F_{ij}[n+1] > T_{ij}[n] \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \\ T_{ij}[n+1] &= g \cdot T_{ij}[n] + h \cdot Y_{ij}[n+1] \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $F_{ij}$  为神经元状态,  $S_{ij}$  为输入图像对应像素值,  $T_{ij}$  为动态阈值,  $Y_{ij}$  为神经元输出,  $W\{\}$  为神经元之间的连接函数,  $i, j$  为各个像素点的坐标,  $f, g, h$  均为标量系数.

### 1.1 向心自动波的理论基础与构造实现

ICM 神经元含有神经元输入和连接部分, 神经元间通过突触函数  $W\{\}$  进行互联, 构成复杂的非线性动力学系统. 迭代过程中, 由于 ICM 中的神经元点火后, 神经元的点火信息会沿着神经元的互联模式向周围邻近的神经元波及, 这就产生了自动波效应. 自动波产生了所谓干涉 (Interference) 效

应<sup>[14]</sup>, 其会模糊边缘从而不利于图像处理中对图像清晰度有较高要求的场景. 解决自动波效应带来的干涉现象必须改变自动波的传播特性. 在 ICM 模型中  $W\{\}$  是产生自动波的根源. 因此, 要实现向心自动波的构造, 必须对神经元间的连接方式进行修改. 除了简单地省略耦合项外, 另一种典型方式即引入向心自动波 (CA), 构成 CA-ICM 模型.

Kinser 等<sup>[14]</sup> 认为曲率流模型是向心自动波的理论基础. 对于 ICM, 由于其缺失了耦合项, 邻域影响和操作全部集中在  $W\{\}$  的构建和几个基本参数的优化设置上. Kinser 等按照 Level set 的两个基本考虑: 演化方向和延拓速度, 构造了简单的不用求曲率的  $W_{CA}\{\}$ , 使自动波朝着局部曲率的中心传播, 但并未指出从曲率流到向心自动波的转化实现过程. 文献 [13] 描述了向心自动波的效果, 并没有给出相应参数. 文献 [15] 简单解释了构造方案的初步原理, 其在步骤 6 中将第 2 次平滑操作取消, 与 Kinser 方案核心一致, 此种构造方法的核心在于将要处理的图像区域进行平滑, 同时还有阈值的取定.

### 1.2 基于形态学中值集的向心自动波的实现

Kinser 提出的构造方式不能去除边界高斯平滑后向外扩张的边界, 与真实曲率演化存在差距. 本文经过分析和实验得出: 从标准的 Levelset 数值解法推导出 ICM 的向心自动波构造方式存在困难, 且实现结果相差较大; 真正实现 CA 仍需从偏微分方程出发进行求解得到. 为了寻求对向心自动波较为高效的实现, 保证一定的演化速率, 需要避免基于曲率的实现方式, 寻找降低精度近似模拟的等价实现方式. 文献 [16] 论述了形态学算子与曲线演化的关系, 指出曲率运动等价于用圆盘形结构元素  $B = D(0, r)$  对集合进行形态学中值集滤波运算 (在  $r \rightarrow 0$  的极限情况).

形态学中值集<sup>[17]</sup> 可以描述为:  $m_B(X) = \{x | \text{meas}[(x+B) \cap X] \geq \text{meas}(B)/2\}$ .  $\text{meas}(\cdot)$  表示测度, 对于图像处理中使用面积作为测度. 当利用  $B$  做以上形态学中值集滤波时, 边界上各点根据曲率正负不同向曲线内部和外部分别运动. 对于二值图像的数值实现, 中值集滤波离散形式表示为

$$m_B = \left\{ (i, j) | \#\{(N_{ij}, B_{ij}) = 1\} \geq \frac{\#(B)}{2} \right\} \quad (2)$$

其中,  $B_{ij}$  是离散化形态学的结构元素的模板,  $\#\{\}$  表示邻域  $N_{ij}$  与  $B_{ij}$  异或后元素为“1”的个数.

此等价关系的核心在于: 以圆盘结构元素做形态学中值集, 边界上各点沿法线方向的移动量并不为常数, 在数值上与该点的曲率成比例, 并且当曲率

为正时, 向曲线内部运动; 反之, 向曲线外部运动. 对于曲线局部 Taylor 展开二阶近似抛物线  $y = ax^2$ , 寻求纵坐标一个点  $P(0, h)$ , 以其为圆心使得半径为  $r$  的圆盘与集合相交的部分 (见图 1 阴影) 等于圆盘面积的一半, 经过推导可得:

$$\begin{cases} h = \frac{ar^2}{3} \\ k = 2a \end{cases} \Rightarrow h = \frac{kr^2}{6} \quad (3)$$

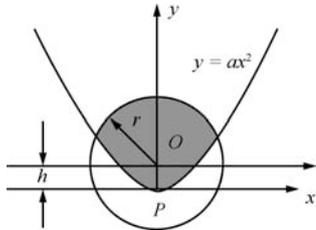


图 1 形态学中值集滤波与曲率运动的等价关系

Fig.1 The equivalence between morphological median set and curvature flow

由上, 基于形态学中值集和曲率流模型的等价关系, 在满足一定精度条件下 (通常是以演化次数为限定), 可以近似实现曲线演化的快速操作. 但由于在离散情况下不可能严格实现圆盘形结构元素, 也不可能令  $r$  无限小, 因此, 其精度与曲线演化的显式方案和半隐式方案相比较差, 但是其绝对稳定, 在大多场合较为实用. 为了在实现复杂度和迭代速度上折中, 可以增大每个曲线进行形态学中值集滤波演化的次数 ( $UL$ ). 图 2 是典型图像<sup>[13]</sup> 的自动波和本文提出的向心自动波的演进示例, CA 选取圆半径选择  $r = 7, UL = 5$ .



图 2 自动波 (上) 和基于形态学中值集的向心自动波 (下) 演进过程示例

Fig.2 Examples of autowave (top) and centripetal autowave based on morphological median set (bottom)

对于实际场合, 图 3 为文献 [12] 中测试图像的自动波和基于形态学中值集向心自动波在典型点火时刻的比较, 可以看出自动波所产生的目标和背景的相互干涉效应, 点火图是模糊的, 而 CA 则体现了优势, 神经元间的通信不会受到干扰, 避免了干涉效应.

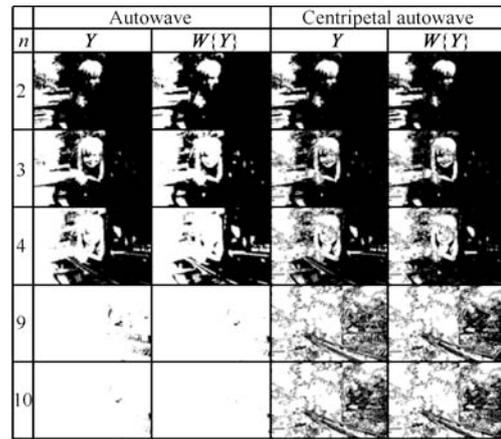


图 3 自动波与向心自动波在实际图像的测试效果比较

Fig.3 Performance comparison between autowave and CA for a typical testing image

## 2 基于 CA-ICM 的图像增强框架

本文引入向心自动波, 设计了以 CA-ICM 模型为核心的图像增强框架:

$$F_{ij}[n+1] = f \cdot F_{ij}[n] + S_{ij} + v_{CA} \cdot W_{CA}\{Y[n]\}_{ij}$$

$$Y_{ij}[n+1] = \begin{cases} 1, & F_{ij}[n+1] > T_{ij}[n] \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$T_{ij}[n+1] = T_{ij}[n] - \Delta + h \cdot Y_{ij}[n+1]$$

$$S_{EN} = \sum_n f_m(\theta) \cdot Y[n]$$

(4)

其中, 经过实验发现将 CA 引入到 ICM 模型中, 原始指数阈值衰减机制不利于图像增强, 为此调整阈值下降为线性衰减, 步长为  $\Delta$ ; 同时, 赋以系数  $v_{CA}$  调整  $W_{CA}\{Y\}$  的作用, 这实际上也在增强效果和迭代速度上取得了折中;  $S_{EN}$  为输出图像,  $f_m(\cdot)$  为针对非均匀光照图像设计的基于图像特征的自适应非线性映射函数,  $\theta$  为映射函数下降步长, 通常与  $\Delta$  一致. 根据文献 [12] 增强策略和非均匀光照图像的特点, 本文图像增强算法流程见图 4.

为了提高处理效率和效果, 首先, 得到原始彩色图像  $S$  的亮度分量  $I$  (以下用  $I$  表示式 (4) 中输入图像, 以示与彩色图像的区别), 并进行基于 CA-ICM 的增强; 针对增强过程中点火方式的不同, 设计了针对未点火点和随机彩色噪声的标定与修复方法; 最后, 在 RGB 空间进行基于颜色恒常性基本理论的非线性自适应的颜色恢复.

针对 RGB 空间彩色图像转换到灰度图像, 采用:  $I = CIE_{rf} \times S_R + CIE_{gr} \times S_G + CIE_{br} \times S_B$ ;  $S_R, S_G, S_B$  为  $R, G, B$  三通道 8 bit 值. 这种方式是 NTSC 颜色空间采用的方法以获得亮度/强度分量,  $CIE_{rf} = 0.265074126$ ,

$CIE_{gr} = 0.670114631$ ,  $CIE_{br} = 0.064811243$ , 最后, 进行归一化. 这样的灰度转换方式比 HSV (Hue, saturation, value) 空间的  $\max(R, G, B)$  和 HSI (Hue, saturation, intensity) 空间的  $(R + G + B)/3$  都更适合显示需求. 之后按照实际场景的衡量, 将其转化为显示图像的场景亮度, 即:  $I = I/255 \times I_{D_{\max}}$ ,  $I_{D_{\max}}$  为最大显示亮度, 根据文献 [18] 通常取  $100 \text{ cd/m}^2$ .

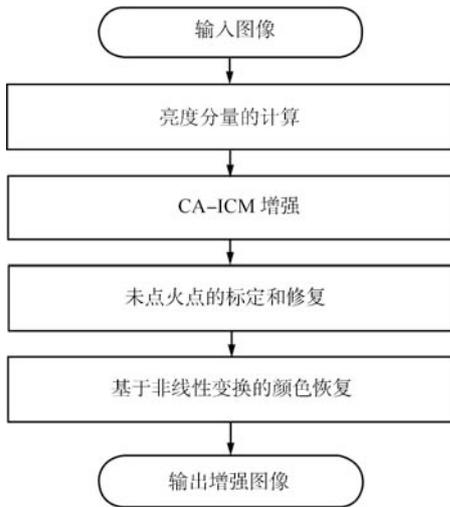


图 4 本文算法流程

Fig. 4 Flow-chart of the proposed image enhancement algorithm

## 2.1 非线性自适应映射函数

文献 [12] 建立了基于固定参数 Sigmoid 函数的映射函数, 其改进了原有对数映射关系的缺点诸如过拉升/压缩等, 但其尚不能根据图像特征自适应调整参数等难题. 本文则试图进一步继续设计自适应调整参数的非线性映射函数, 将输入图像亮度值调整到合适的视觉范围.

同样, 亮度分量  $I$  从最高灰度级 ( $H$ ) 到最低灰度级 ( $L$ ), 根据下降规律依次点火, 初始阈值 ( $Thr_0$ ) 选取趋近于  $H$ , 而 CA-ICM 感知输出定义为增强后的图像  $I_{EN} = \sum_n f_m(\theta) \cdot Y[n]$ . 通过这样的一个简单的迭代加和建立了 CA-ICM 模型的输出与输入的映射关系. 示意关系见图 5.

关于自适应映射函数  $f_m(\cdot)$  的设计, 可以参考众多全局调整函数. 目前, 面向图像增强的全局调整函数和面向高动态范围图像 (High dynamic range, HDR) 的全局色调映射算子 (Tone mapping operator, TMO) 的研究取得了丰富的成果. 文献 [19] 根据图像特征设计了自适应的全局变换函数作为首先的全局调整, 但其基于均值和方差的自适应函数与图像特征统计存在相关性, 统计范围仍显不

足. 而目前比较成熟的 TMO 仍然是以全局变换函数/变换曲线 (Tone mapping curve, TMC) 为基础的, 本文基于现有文献设计了基于 S 形状函数的自适应非线性映射函数.

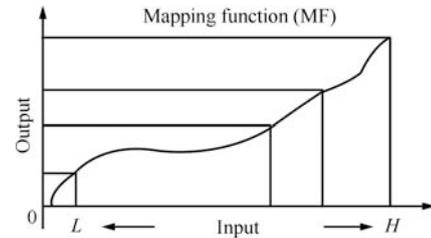


图 5 CA-ICM 输入输出映射关系

Fig. 5 The corresponding relation between CA-ICM's input and output

### 2.1.1 图像的键值 (Key value)

Reinhard 等<sup>[20]</sup> 在像素值缩放时定义了一个反映图像键 (*key*) 的参数  $\alpha$ , 场景的键值反映了人眼视觉主观感受. 图像可以大致按照键值分为亮键 (High-key), 常态键 (Normal-key) 或者暗键 (Low-key) 三类, 此值可以通过直方图较易看出. 一般希望图像的键值属于常态, 输出显示灰度级为中等灰度以适合人眼观看<sup>[21]</sup>. Reinhard 摄影映射算子根据  $\alpha$  来调节映射关系, 提供了很好的案例. 估计图像的键值, 首先计算场景的对数均值 (其去除最暗和最亮的点各 1% 以保证算式的稳定性, 此操作也被称为黑白点的校正 (Black and white point correction, BWPC)), 然后根据极值和均值得到对应  $\alpha$  计算公式:

$$\alpha(I_{Av}, I_{\max}, I_{\min}) = 0.18 \cdot 4^{p_\alpha}$$

$$p_\alpha = \frac{2 \log_2 I_{Av} - \log_2 I_{\min} - \log_2 I_{\max}}{\log_2 I_{\max} - \log_2 I_{\min}} \quad (5)$$

$$I_{Av} = \exp \left( \frac{1}{MN} \sum_{i,j} \ln(\delta + I(i, j)) \right)$$

其中,  $I_{Av}$  为输入图像 ( $M \times N$ ) 对数均值,  $\delta$  为避免对数操作奇异的小量, 数值是经验值,  $I_{\max}$  与  $I_{\min}$  为图像极值. 但由极值和均值自适应确定 *key* 的方法很可能导致结果显示与实际场景感知存在较大差距. 比如, 场景绝对亮度发生较大改变时不会改变式 (5) 中三个表征图像特性值之间关系, 即计算得到的键值可能不变. 文献 [22] 进一步关注到: 如果将较亮的灰度级映射到了中等灰度级会导致视觉感知较暗, 形成暗键; 而将较低灰度级映射到了中等灰度级则会感知较亮, 形成亮键, 比如人眼获知的夜间图像就会比日间的感觉更暗. 研究表明, 在构造相对亮度时可以基于场景的适应亮度 (Adapting luminance, 一般近似为场景的平均值), 模拟以上感知特性来修

正键值的计算方式, 这样利用映射时的特性就可以将场景中适合的亮度范围映射到显示时的中等灰度范围. 其通过绝对亮度采用对数均值来计算键值, 以适合典型光照场景. 实验表明, 此计算方法在计算键值时较为合适, 但在面向图像增强时, 存在动态范围的两端偏差较大的问题.

本文关注的是非均匀光照图像, 图像光照环境更加复杂, 往往含有低亮度低对比度区域, 甚至可能同时含有高光和阴影区域, 需要衡量的特性要更加准确. 文献 [23] 在描述局部视觉适应性时, 引入了一种新的 *key* 计算方法, 本文根据其基本设计方法, 对输入亮度重新截取调整为 0~100 后, 生成可调参数并适合低动态范围图像处理的键值计算公式:

$$\alpha(I_{Av}) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{Bias - I_{Av}}{G}\right)} - DL \quad (6)$$

$$I_{Av} = \exp\left(\frac{1}{MN} \sum_{i,j \in I_C} \ln(\delta + I(i,j))\right)$$

对黑白点校正后的像素集合  $I_C$  统计平均得到对数均值, 偏置 *Bias* 决定曲线曲率中心位置, 尺度增益 *G* 决定曲线曲率, 也即决定了区间亮度值缩放比例, 输出值通过 *DL* 进行整体调节. 经过大量实验, 设定参数:  $I_C$  为按照文献 [21] 中 1%~99% 的亮度区间,  $G = 10$ ,  $Bias = 20$ ,  $DL = 0.11$ . 曲线见图 6.

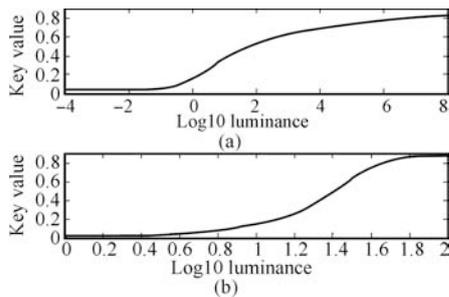


图 6 键值与场景适应亮度的关系曲线 ((a) 实际场景动态范围的键值曲线; (b) 本文适合图像增强的键值曲线)

Fig. 6 Curves of *key* value vs. log10 luminance ((a) *key* value curve of realistic luminance; (b) *key* value curve for image enhancement)

值得注意的是: 键值是从摄影技术中引入的, 尚没有基于科学实验的数据可以严格描述并证实键值与场景亮度间某种适合的关联; 目前只能通过经验值和仿真实验来确定<sup>[22]</sup>.

### 2.1.2 基于图像 Key 值的自适应 S 形状变换映射函数

对人类视觉特性的神经科学和心理物理科学研究表明, 人眼进行非线性的亮度压缩主要在视网膜内完成. 对锥细胞、杆细胞、神经节细胞等的直接测

试表明其响应曲线属于 Sigmoid 函数类<sup>[8]</sup>, 即:

$$R(I) = R_{\max} \frac{I^\gamma}{I^\gamma + \sigma^\gamma} \quad (7)$$

其中,  $R$  为神经元响应,  $\sigma$  是保证  $R(\bar{I}) = 0.5R_{\max}$  的半色调常数,  $\gamma$  为敏感度常数. 最早 Pattanai 研究了可分为视觉适应模型和视觉表现模型的 TMO 算子, Reinhard 等进一步研究了色调控制, 而 Reinhard 提出的摄影算子也属于此类<sup>[20]</sup>. 虽然其声称由于 S 形状的变换函数在高和低亮度两端都会有较强的压缩, 所以只对高端压缩的变换函数更显优势, 但其设计的变换函数实际上仍然没有完全摆脱 S 形状函数的设计方式. 根据经典 S 函数设计方法  $I_{Map}(i,j) = I(i,j)/(I(i,j) + a \cdot I_{Av})$ , 即常系数  $a$  修正下的均值  $I_{Av}$  使输入  $I$  输出  $I_{Map}$  映射曲线呈现 S 形状, 更加普适的公式即对于输入  $x$ , 映射为

$$f_m(x) = \frac{x}{x + Lf(x, x_{Av}, \dots)} \quad (8)$$

而设置显示时对应最大显示亮度的最小场景亮度的映射公式可以进一步描述为

$$f_m(x) = \frac{x}{x + Lf_m(\cdot)} \cdot \left(1 + \frac{\alpha(x_{Av}) \cdot x}{x_{Av} \cdot x_{\max}^2}\right) \quad (9)$$

其中,  $x_{\max}$  即表示被映射成显示设备最大亮度的最小场景亮度值, 一般将其设定为场景最大亮度值,  $\alpha(x_{Av})$  表示  $x_{Av}$  对应的键值, 其能够根据图像特征自适应调整 S 形状函数构造进行映射. 而  $Lf(\cdot)$  表征了在图像全局特性决定下的光照因子 (Luminance factor), 在 Reinhard 文中经过推导易知  $Lf_m(\cdot) = x_{Av}/\alpha(x_{Av})$ , 而在通常的设计中则是  $Lf_m(\cdot) = c \cdot x_{Av}$ , 即使用一个常数  $c$ . 但在典型图像的测试中, 低亮度映射后结果偏亮<sup>[22]</sup>, 所以在图像增强实际操作中, 单一的键值不能完全调整  $Lf_m$  在分母中的权重, 从而影响输出.

非均匀光照图像中如果同时含有高光和阴影, 情况则更为复杂, Retinex 的处理中通常是通过不同尺度的高斯核卷积来实现的. 映射函数  $f_m(\cdot)$  的设计结合目前较为优良的全局 TMO 进行, 但全局 TMO 往往对于动态范围很高的图像丢失细节信息, 同时不容易根据输入图像特点自适应调节. 实际中, 要设计局部区域特性与全局结合的映射曲线. 本文结合全局的优势, 利用 CA-ICM 模型将局部特性融入到映射过程中. 前述 CA 的实现有效抑制了自动波效应的传播, 实际上就是一种局部效应的体现, 曲线演化沿着向心的方向, 描述了神经网络行为的运动方式, 各个局部是相互独立的运动特性. 但这仍不足以对处于局部的高光和阴影产生足够的影响, 所以需要进一步借鉴使用融入局部效应的公式. 在

构造全局映射曲线的同时, 本文针对高光和阴影同时存在的情形做了特殊考虑——复合的局部处理, 实际上这也对应局部细节的进一步增强。

文献 [24] 根据像素与邻域像素均值的关系, 构造了基于比例的局部光照调整函数, 根据其对于 Sigmoid 函数构造的认知和发展, 本文在 CA-ICM 迭代输出及分析局部信息的基础上, 将 S 形映射曲线与新的键值  $\alpha$  的计算方式、光照估计等相融合, 构造下式 (10) 作为基本的 CA-ICM 输入输出映射函数:

$$\begin{aligned} f_m(x) &= \frac{x}{x + Lf_m(x, x_{Av}, \alpha(x_{Av}) \cdots)} \\ Lf_m(\cdot) &= GCf + NLf = \\ &= (1 - \alpha(x_{Av})) \cdot x_{Av} + NL(x) \cdot \ln \left( \delta + \frac{NL(x)}{x} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

光照因子  $Lf_m$  由两部分构成:

1) 全局对比因子 (Global contrast factor, GCf): 此项对于较高亮度则映射后的值趋于 1, 而对于较低亮度值则会得到小数, 从而导致映射后趋于 0, 衡量图像特性的键值可以起到在两个极值间的连接作用。

2) 邻域亮度因子 (Neighborhood luminance factor, NLf): 只有 GCf 时, 全局映射很容易导致全局对比度的下降, 同时由于不涉及对局部信息的操作从而容易导致局部细节的丢失, 这是全局映射算子设计时的共识, 所以在此基础上, 需要分析对比度的生成基础。对于中心像素和其邻域信息, 定义邻域局部光照均值与像素值比值的对数, 即  $Ratio = \log(NL(x)/x)$ , 以此值的正负表征二者的大小, 当中心像素值大于邻域均值, 则  $Ratio$  为负, 对应映射后的差值将更大, 中心像素更亮; 反之比值为正, 则中心像素变暗, 以此就可以自适应地根据邻域信息来增加对比度信息。

对于  $NL$  的设计, 文献 [24] 建议使用低通滤波器, 采用了  $10 \times 10$  的中值滤波, 并分析了其相对于均值滤波的优势, 主要体现在不使用卷积操作和拥有更好的平均特性, 具有更好的“中间值指示”作用, 尤其可以避免邻域内的奇异值。但实验表明其容易产生光晕现象, 尤其在亮暗的边缘, 同时在边缘处常出现过度强化, 形成人工效应。实际上, 本文认为,  $NL(\cdot)$  从概念上表征了局部光照的概念, 对于非均匀光照环境, 估计局部光照非常重要, 本文将其认为是以当前点火像素为中心的邻域值的光照估计。文献 [24] 光照估计使用了邻域中值滤波操作, 在非均匀光照环境中难以得到准确的光照估计。根据 Retinex 理论, 注意到 MSRCR 在非均匀光照估计上的应用, 本文根据其多尺度特性, 按照文献 [25] 的思路改进,

并重新生成了光照估计的函数, 在计算光照强度时进一步简化了计算, 同时得到的光照更加准确。由传统的 MSR 公式, 可以得到:

$$NL = \left( \frac{G_1 + G_2 + G_3}{K} \right) \otimes I \quad (11)$$

其中,  $G_q$  ( $q = 1, 2, 3$ ) 为不同尺度的高斯核,  $K$  为归一化系数,  $\otimes$  表示卷积。3 个尺度仍然分别为图像尺寸的 1%~5%, 10%~15%, 30%~50%。在高斯滤波器中, 距高斯模板中心点越近的像素点权重越大, 距模板中心点越远的像素点权重越小, 遵循“ $3\sigma$  规则”。所以可以认为在高斯模板中, 与邻域中心点的距离超过  $3\sigma$  的像素点由于其权重非常小可以忽略不计。

## 2.2 未点火位置的标注与修复

以上增强框架在实际应用中, 自然点火和捕获点火两种点火方式共存。

自然点火增强时由于缺失了连接项作用, 在阈值设置或者噪声的限制下, 最后整幅图像中往会出现不能点火的点。在文献 [26] 的框架中并没有考虑这种现象, 而此部分不能点火的点往往存在于阴影暗区, 由于在边界或邻域内平滑对比度低而不能超过阈值所以不发生点火, 如果不加处理, 则在输出图像中非常容易出现斑块, 尤其在对 JPEG 格式图像增强时, DCT 压缩的块效应非常容易被放大。而在文献 [27] 中由于进行色彩空间转换, 同时亮度分量没有充分点火, 出现了斑块和类似随机彩色噪声的点, 使得图像输出不利于人眼观看。

本文通过对图像已点火点的累积记录, 直接进行对未点火点的标注。采取较为简单的方法, 将原始像素邻域内的平均值赋予这些位置, 以修复这些未点火点。而对于  $W_{CA}$  形成向心自动波的捕获点火过程, 在  $Y=0$  的约束下都可以点火, 最多只有几个零星的点未点火。同样基于以上简单方法对未点火位置进行标注和修复可以进一步增强算法的鲁棒性。

## 2.3 基于非线性变换的颜色恢复

为了对颜色进行恢复, 通常进行颜色空间的变换, 如通常在 HSI/HSV 空间等进行饱和度的调整。虽然 HSI/HSV 空间符合人眼视觉特性, 但是独立于显示设备的定量颜色描述无疑是困难的。作为认知空间, 以角度度量色调, 以与中心距离度量饱和度, 以 RGB 分量的加权平均度量亮度, 在模型设计上产生了固有问题, 如具有低强度的颜色点可以被计算为饱和度为 1, 而实际上其与黑色已经不能区分, 应该对应于饱和度为 0。因此, 黑暗区域经常会出现过分鲜艳的饱和度 (Noisy saturation, NS)<sup>[6, 28]</sup>。针对本文处理场景, 为了避免产生类似问题, 选取在

RGB 空间进行颜色校正。

Li 等<sup>[6]</sup> 在一系列文章中采用了基于亮度增强比例进行颜色恢复。其采用了式 (12) 的线性变换, 在 RGB 三通道中实现了原始图像色调信息的恢复。而基于颜色恒常性的 Gray world (即摄影中的白平衡方法) 和 White patch 基本方法, 通常是基于 Von Kries 色系数定律的校正增益进行对角矩阵的调整, 方法简单, 见式 (13), 其中,  $M_R, M_G, M_B$  是  $S_R, S_G, S_B$  的均值,  $M_{Ch}$  为三者的均值。Li 的线性变换实际也是变换矩阵的变形。I 与  $I_{EN}$  是增强前后的亮度图像, 构成了增强比例因子,  $S_{Ch}, S_{R.Ch}$  为 RGB 三个通道基于亮度分量变化校正前后的分量 ( $Ch = R, G, B$ ),  $\lambda_{Ch}$  是控制参数 (小于但逼近于 1), 实际起到了一定弱化强度的作用。

$$S_{R.Ch}(i, j) = \frac{I_{EN}(i, j)}{I(i, j)} S_{Ch}(i, j) \cdot \lambda_{Ch} \quad (12)$$

$$\begin{pmatrix} S_{R.R} \\ S_{R.G} \\ S_{R.B} \end{pmatrix} = M_{Ch} \begin{pmatrix} \frac{1}{M_R} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{M_G} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{M_B} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} S_R \\ S_G \\ S_B \end{pmatrix} \quad (13)$$

实际上这样的方法对于原有较好细节的区域校正作用微弱 (比例因子小), 对于某些点容易产生奇异值 (比例因子非常大)。解决这种全局性校正的方法就是只对满足一定条件的点进行校正。文献 [28] 在 HSI 空间引入了基于亮度变化的非线性饱和度校正, 其校正条件设定为比例因子大于 1, 即只对分量增大的项进行校正, 而实际上, 当原始图像均值较高时, 对比度的变化正好是朝着相反的方向进行, 超过阈值的个数很少, 起不到效果, 限制了应用。

本文将上述几种方法融合, 提出以下非线性自适应的校正方法:

$$S_{R.Ch}(i, j) = (k_{Ch}(i, j))^{\lambda_{Ch}} S_{Ch}(i, j) \quad (14)$$

$$k(i, j) = \frac{I_{EN}(i, j)}{I(i, j)}$$

本文采用  $\lambda_{Ch} = (M_R + M_G + M_B)/3M_{Ch}$ , 这样即可在三个通道各自处理时提供一个参考量, 在颜色配比上强化原有通道合适的比例并校正。k(i, j) 需要去除奇异值 (本文确定 k(i, j) 最大为 100)。同时为了避免  $\lambda_{Ch}$  过大的偏差而导致较为敏感细致的颜色校正方法的失败, 根据经验以 0.9~1.1 为阈值。

### 3 仿真实验及讨论

#### 3.1 CA-ICM 模型在图像增强应用时的参数设计

为了适应图像增强时的应用, 本文首先根据文

献 [27] 参数设计原则和 ICM 默认参数, 设计了针对本文 CA-ICM 框架下的参数设置原则:

1) 前述为了使 CA-ICM 模型更适合图像增强, 阈值采用线性下降机制, 设置 T 矩阵初始阈值为 1; 而  $\theta$  取值要充分小, 以保证  $T[n]$  衰减得足够慢, 以便能够把相邻的灰度级通过不同的点火时刻尽可能区分开来;

2) 参数 h 典型值为 22, 其通常导致在 10 余次迭代后神经元就会发生重复点火, 本文应用场景中, 点火映射过程是一一对应的, 神经元点火之后不能够再次点火, 所以根据经验 h 值数量级较高, 这样同时也保证了外部激励较弱的神经元也能点火;

3) 由于 ICM 缺失了耦合调制的内部连接项, 为了保证在与阈值比较时的尺度细致, 作为  $F_{ij}$  的衰减系数 f 应设置较小。否则点火非常快, 影响增强效果。

值得注意的是, 为了保证阈值最终能小于神经元状态而产生脉冲发放, 通常参数设置为  $g < f < 1$ 。这样的设置点火非常快, 结果往往出现过增强, 效果并不好。由于  $F_{ij}$  项中表征 CA 的  $W_{CA}\{\}$  连接项作用非常关键, 反而将 f 设置为较小数值时, 虽然迭代次数增多, 但点火更加细致和充分。为了在增强质量和速度上折中, 经过大量测试, 本文默认选取的参数为:  $f = 0.01, h = 3 \times 10^5, \theta = 0.01, \Delta = 0.01, v_{CA} = 0.5$ 。

#### 3.2 典型测试图像仿真与比较

针对来源于文献的典型测试图像 (为方便后续说明, 从前到后标以序号, 1, 7 来自 <http://visl.technion.ac.il/>, 2~4 来自文献 [7], 5 来自 <http://www.udmgroup.com>, 6, 9 来自 <http://dragon.larc.nasa.gov>, 8 来自文献 [6]), 使用 Matlab 2008 对 CA-ICM 模型在图像增强中的应用进行了仿真。并与目前性能较为优越的图像增强算法: CLAHE<sup>[2]</sup>, MSRCR<sup>[3]</sup> 和 LTSNE<sup>[7]</sup> 进行比较。MSRCR 算法使用 Truview 公司推出的 Photoflair, 选取场景处理模式 (Scenic mode), 高斯核三个尺度默认为 5, 20, 240, 并选取其 Autolevel 和白平衡选项进行后处理。图 7~10 为仿真结果。

从典型非均匀光照夜视场景图像仿真结果图 7 和人脸图像仿真结果图 8 看, 以上方法都可以实现光照动态范围的调节, 展现处于阴影中的细节, 并在一定程度上抑制较强光源的影响; 可以看出 MSRCR 仍然存在较大的光晕和白化现象, 出现一定的色偏, 同时由于尺度选择缺乏自适应性, 在高光和阴影的处理上不能同时兼顾。经典的 CLAHE 在夜视图像处理上体现了一定的优势, 但对于暗区的细节展现存在不足, 其局部操作的块效应逐渐显

示. 从结果上看, LTSNE 在非均匀光照的处理上效果较好, 但仍有少许光晕现象, 这与其设计的各种非常复杂的增益函数的自适应性相关, 而且阴影处的细节拉升仍不到位. 而本文算法输出光照更加自然, CA-ICM 在向心自动波的约束下具有邻域内的侧抑制作用, 使得输出图像对比度得到有效提升, 细节清晰, 采取的颜色恢复方法简单有效, 色彩亮丽, 在视觉评价上达到或优于目前较流行的算法.

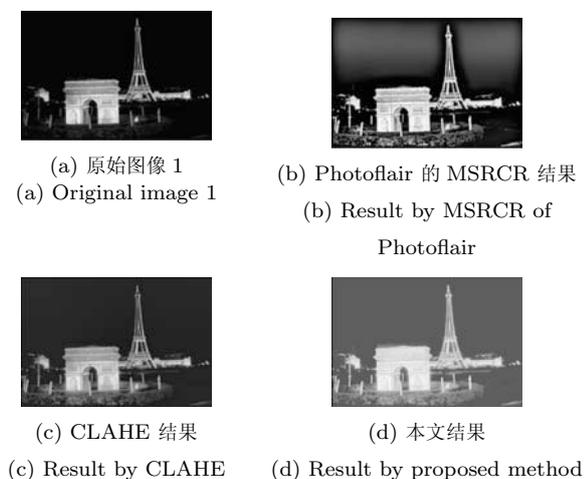


图 7 夜视场景处理效果  
Fig. 7 Results of a typical night scene image

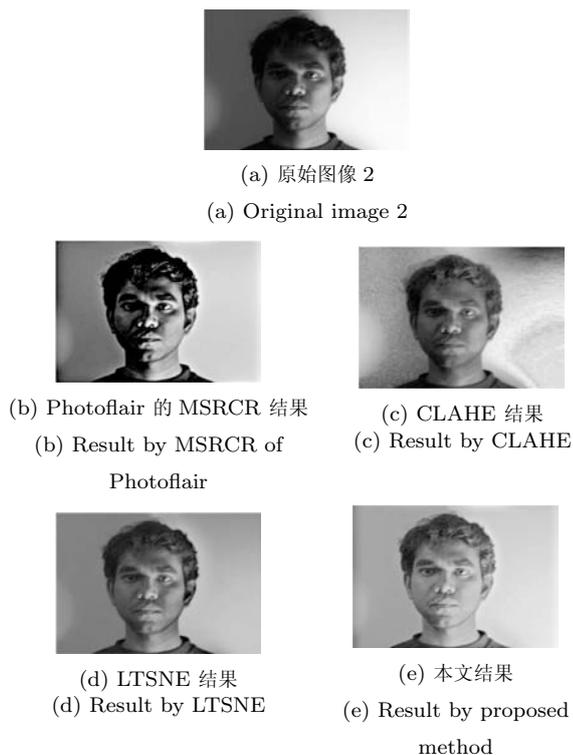


图 8 典型非均匀光照人像增强结果  
Fig. 8 Results of a non-uniform lighting image

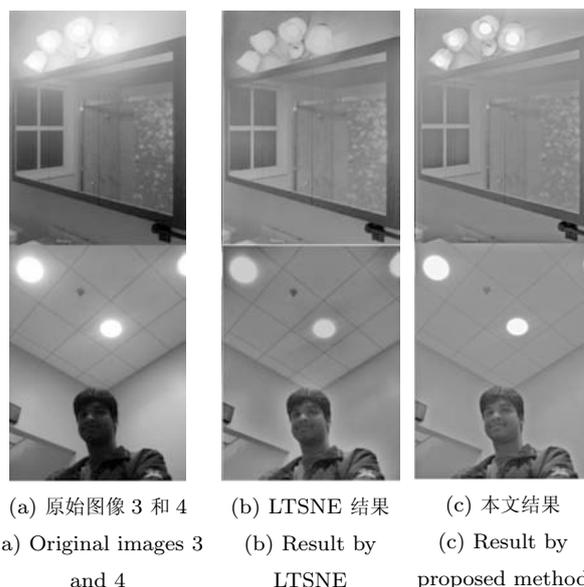


图 9 同时含有高光和阴影的复杂非均匀场景的增强效果  
Fig. 9 Results of a typical complex non-uniform lighting image containing both highlight and shadow

在对同时含有高光和阴影的复杂非均匀场景的增强实例图 9 中, 基于 CA-ICM 的算法较好地综合了高光抑制和阴影中细节的再现; 对图像 3, LTSNE 算法没有将 4 个灯完全抑制掉; 而本文在将图像下方的阴影处细节展现出来的同时, 对灯的眩光完全抑制, 灯光的细节清晰可见; 对图像 4, LTSNE 算法由于背景灯照度较亮的影响, 输出图像中人像边缘处光晕现象非常明显, 而且光源的抑制也没有本文好, 同时, 从图 9 中门上方标牌颜色和处于阴影的人脸细节来看, 本文算法占优. 图 10 为更多的测试结果.

图像增强效果评价需要兼具主观评价和客观指标评价两个方面<sup>[29]</sup>, 对于本文非均匀光照图像特点, 主观评价即是对图像整体效果和光照不均匀区域的亮度和细节显现的观察; 而客观指标则需要衡量全局和局部的增强效果. NASA 的视觉统计特性图是非常好的客观评价指标. NASA 的三位学者通过大量的数据分析统计和总结指出<sup>[3]</sup>: 视觉良好的图像 (Good visual representation, GVR) 存在统计特性 (Statistic characteristics, SC), 而良好的非线性图像增强方法可以使输出图像的统计特性收敛 (趋同) 在一个区域或分布. 视觉质量的绝对定量测度可以在以不重叠邻域为基础的局部均值的均值和局部标准差的均值构成的统计平面上标注. 显然不重叠邻域局部均值的均值即是全局均值, 而之所以采用局部标准差的平均, 是因为全局的标准差并不能衡量全局对比度. 基于统计特性, 该统计平面可以分为 4 个表征图像质量的区域: 对比度和亮度均不足, 亮度

不足, 对比度不足和对比度与亮度均良好 (即视觉良好, 该区域以均值为 100, 标准差均值为 35~40 (文中取 35) 为左和下边界). 除了以上使用图像均值来衡量整体亮度, 局部标准差平均值表征局部特征之外, 对于细节边缘等对比度信息, 本文使用基于梯度域的清晰度 (Definition) 来进行测度. 清晰度定义的基本公式是平均梯度, 即:

$$Def = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{(I_x(i, j))^2 + (I_y(i, j))^2} \quad (15)$$

其中,  $I_x, I_y$  表示偏导, 可以使用中心差分进行二阶精度的离散化.



图 10 更多典型测试图像的仿真结果 (5-9)

Fig. 10 More results by the proposed method (5-9)

表 1 为所测试的 9 幅图像相应的客观值, 分别对应不同算法增强前后的评价结果. 从客观评价值可以看出, 增强前后的客观值都有较大提升; 同时也可以看出主观评价和客观评价的不一致性, 如 MSRCR 对于前两幅图像局部标准差平均值是最大的, 因为其存在较大的过增强现象; 本文算法与文献 [7] 相比, 在细节再现上有一定优势. 正是由于非均匀光照图像的特殊性, 主客观必须相结合. 图 11 为本文算法对测试图像增强前后的统计特性图 (邻域大小为  $50 \times 50$ ), 可知在 NASA 指标的衡量下本文算法使得增强后图像质量趋于视觉良好窗口 (Visually optimal).

表 1 测试图像的客观评价值

Table 1 Objective evaluation for testing images

| No. | 算法    | 均值       | 标准差     | 局部标准差的均值 | 清晰度     |
|-----|-------|----------|---------|----------|---------|
| 1   | 原始图像  | 28.1874  | 50.9612 | 19.0612  | 5.5678  |
|     | MSRCR | 59.5887  | 66.6724 | 40.4678  | 10.1289 |
|     | CLAHE | 49.0081  | 47.3385 | 22.1758  | 6.6382  |
|     | 本文方法  | 99.2090  | 50.4984 | 29.2276  | 7.8609  |
| 2   | 原始图像  | 118.9283 | 88.3250 | 24.0251  | 1.8981  |
|     | MSRCR | 121.9310 | 77.5475 | 34.2104  | 5.2290  |
|     | CLAHE | 130.0150 | 64.1965 | 40.2886  | 6.7013  |
|     | LTSNE | 116.6355 | 49.2341 | 25.3075  | 3.7270  |
| 3   | 原始图像  | 114.0568 | 57.3589 | 18.9501  | 2.6232  |
|     | LTSNE | 116.9579 | 28.5677 | 23.8943  | 4.4147  |
|     | 本文方法  | 123.2381 | 30.2523 | 24.3593  | 4.7715  |
|     | 原始图像  | 119.1583 | 45.7335 | 20.9644  | 1.8829  |
| 4   | LTSNE | 110.2044 | 29.9191 | 21.8444  | 3.8004  |
|     | 本文方法  | 120.3618 | 31.8034 | 22.5586  | 4.6643  |
|     | 原始图像  | 39.3465  | 42.4325 | 21.1151  | 7.5109  |
|     | 本文方法  | 172.3713 | 36.8835 | 36.2543  | 12.9953 |
| 6   | 原始图像  | 56.2769  | 31.5959 | 22.7675  | 7.6462  |
|     | 本文方法  | 176.4964 | 32.7457 | 34.7482  | 13.9593 |
| 7   | 原始图像  | 67.6256  | 56.8752 | 28.0922  | 5.6557  |
|     | 本文方法  | 165.3970 | 55.3977 | 37.5776  | 10.1572 |
| 8   | 原始图像  | 66.4951  | 78.8577 | 43.5917  | 8.5637  |
|     | 本文方法  | 106.9583 | 67.4302 | 51.8088  | 11.8001 |
| 9   | 原始图像  | 17.6123  | 8.5863  | 2.9943   | 0.89947 |
|     | 本文方法  | 99.9241  | 31.7689 | 10.8951  | 4.4351  |

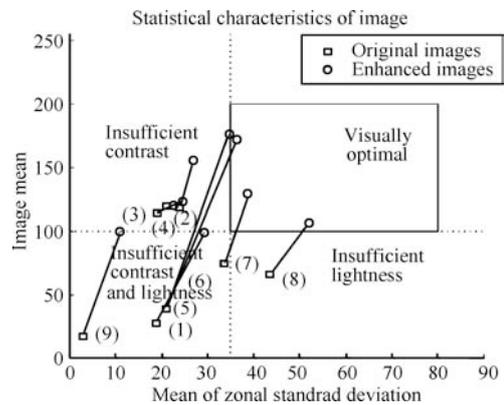


图 11 增强前后的图像统计特性图

Fig. 11 Statistical characteristics of images before and after they are enhanced by the proposed method

本文算法在低亮度低对比度区域的拉升和颜色恢复上要明显强于文献 [7], 其在非均匀的光照环境处理时仍然有较明显的光晕, 但本文算法在高亮度低对比度区域的抑制仍有一定缺陷, 高光的亮度可

以得到抑制,但同时也丧失了一定的对比度.这需要进一步改进映射函数的构造,提升其对局部光照估计的自适应性,同时也要进一步设计相应的基于图像特征的自适应阈值下降方法来代替线性下降.

本文仿真实验在 Intel Core Duo 2.26 GHz CPU,内存为 3 GB 的 PC 机上进行,由于基于 CA-ICM 模型的图像增强方法涉及迭代过程,为了实现细致点火,阈值下降较为缓慢,而向心自动波的引入使迭代次数可以缩短到 100 次以内,是自然点火 ICM 增强<sup>[12]</sup>迭代次数的 10%~30%.向心自动波的实现采用了计算简洁的形态学中值集,但整个迭代过程耗时显著,256×256 图像处理的时间平均为 10 s. PC 仿真实验的串行计算过程还远远达不到诸如文献 [6–7] 的准实时化,但 ICM 可以由并行架构实现<sup>[14]</sup>,如果采用诸如目前流行的多核平台 Tiler 或者直接由大规模 FPGA 实现,算法所涉及的卷积和数据传递等在节点上进行,迭代耗时将被克服,这也是基于 ICM 应用具有前景的原因之一.

## 4 结论

本文针对非均匀光照图像的增强场景,提出了基于 CA-ICM 模型的图像增强方法.针对 ICM 模型自动波效应产生的干涉现象,在图像增强中容易导致边缘模糊的问题,基于形态学中值集设计了 CA 的具体实现方式,仿真实验表明了其有效性.将 CA-ICM 模型应用到图像增强领域,针对高光和阴影等更加复杂光照条件,提出了基于图像特征的自适应非线性映射函数,同时对模型参数设计、初始阈值等都进行了细致讨论.仿真实验表明 CA-ICM 克服了原始 ICM 模型固有缺点,基于 CA-ICM 模型的图像增强算法可以有效进行动态范围的调整,向心自动波约束在邻域产生的作用有利于对比度的提升,图像细节更加清晰,颜色恢复自然,客观评价也相应升高.为了扩大算法的适用范围,映射函数和下降阈值的自适应设计<sup>[30]</sup>仍需要深入研究.而针对非均匀光照增强融入主观评价的客观评价指标及其阈值设置至关重要,这也是本文今后研究的重要方面.

## References

- Nuri O, Ender C. A non-linear technique for the enhancement of extremely non-uniform lighting images. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 2007, **3**(2): 37–47
- Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, Cromartie R, Geselowitz A, Greer T, Romeny B T H, Zimmerman J B. Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, **39**(3): 355–368
- Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(3): 451–462
- Kimmel R, Elad M, Shaked D, Keshet R, Sobel I. A variational framework for retinex. *International Journal of Computer Vision*, 2003, **52**(1): 7–23
- Morel J M, Petre A B, Sbert C. A PDE formalization of Retinex theory. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2825–2837
- Li T, Asari K V. An adaptive and integrated neighborhood-dependent approach for nonlinear enhancement of color images. *Journal of Electronic Imaging*, 2005, **14**(4): 1–14
- Arigela S, Asari V K. A locally tuned nonlinear technique for color image enhancement. *WSEAS Transactions on Signal Processing*, 2008, **4**(8): 514–519
- Ni Guo-Qiang, Xiao Man-Jun, Hu Hong-Qing, Chen Si-Ying, Huang Guang-Hua. New progress and prospect of realistic image rendition based on visual characteristics. *Chinese Journal of Lasers*, 2007, **34**(4): 451–460 (倪国强,肖蔓君,胡宏清,陈思颖,黄光华.基于视觉特性的真实影像再现技术进展及展望.中国激光,2007,**34**(4): 451–460)
- Wang Shou-Jue, Ding Xing-Hao, Liao Ying-Hao, Guo Dong-Hui. A novel bio-inspired algorithm for color image enhancement. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(10): 1970–1973 (王守觉,丁兴号,廖英豪,郭东辉.一种新的仿生彩色图像增强方法.电子学报,2008,**36**(10): 1970–1973)
- Wang Z B, Ma Y D, Cheng F Y, Yang L Z. Review of pulse-coupled neural networks. *Image and Vision Computing*, 2010, **28**(1): 5–13
- Zhang Y D, Wu L N, Wang S H, Wang G. Color image enhancement based on HVS and PCNN. *Science China Information Sciences*, 2010, **53**(10): 1963–1976
- Gao S, Li C, Bi D Y. Image enhancement algorithm based on NF-ICM. *Chinese Optics Letters*, 2010, **8**(5): 474–477
- Kinser J M, Nguyen C. Image object signatures from centripetal autowaves. *Pattern Recognition Letters*, 2000, **21**(3): 221–225
- Lindblad T, Kinser J M. *Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Networks (Second Edition)*. Berlin: Springer-Verlag, 2005. 12–14
- Xu Zhi-Ping, Zhong Yi-Ping, Zhang Shi-Yong. Intersecting cortical model filter for impulse noise image. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2007, **19**(6): 698–702 (徐志平,钟亦平,张世永.用于脉冲噪声图像的交叉视觉皮质模型滤波.计算机辅助设计与图形学学报,2007,**19**(6): 698–702)
- Wang Da-Kai, Hou Yu-Qing, Peng Jin-Ye. *PDE for Image Processing*. Beijing: Science Press, 2008. 113–114 (王大凯,侯榆青,彭进业.图像处理的偏微分方程方法.北京:科学出版社,2008.113–114)
- Wang Lei, Zhu Xuan, Zhang Shen-Hua. Three numerical schemes of curve evolving based on mean curvature motion. *Computer Engineering and Application*, 2008, **44**(35): 194–196 (王蕾,祝轩,张申华.曲率驱动的曲线演化的三类数值方案.计算机工程与应用,2008,**44**(35): 194–196)

- 18 Yang Ke-Hu, Ji Jing, Guo Jian-Jun, Yu Wen-Sheng. High dynamic range images and tone mapping operator. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(2): 113–122  
(杨克虎, 姬靖, 郭建军, 郁文生. 高动态范围图像和色阶映射算子. 自动化学报, 2009, **35**(2): 113–122)
- 19 Gong Wei, Si Ke, Ye Xiu-Qing, Gu Wei-Kang. Highly robust real-time image enhancement. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2007, **20**(9): 2024–2028  
(龚薇, 斯科, 叶秀清, 顾伟康. 一种强鲁棒性的实时图像增强算法. 传感技术学报, 2007, **20**(9): 2024–2028)
- 20 Reinhard E, Stark M, Shirley P, Ferwerda J. Photographic tone reproduction for digital images. *ACM Transactions on Graphics*, 2002, **21**(3): 267–276
- 21 Meylan L, Susstrunk S. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(9): 2820–2830
- 22 Christinc H, Klaus-Martin I. *High-Dynamic-Range (HDR) Vision*. Berlin: Springer-Verlag, 2007. 164–165
- 23 Li C, Bi D Y. A luminance rendition method based on local visual adaption. In: Proceedings of the 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Yantai, China: IEEE, 2010. 578–582
- 24 Biswas K K, Pattanaik S N. A simple spatial tone mapping operator for high dynamic range images. In: Proceedings of the 13th Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, and Applications. Arizona, USA: Society for Imaging Science and Technology, 2005. 291–296
- 25 Jin Hui. An image enhancement algorithm for improving the quality of multimedia video services. *ZTE Communications*, 2007, **13**(4): 43–45  
(金辉. 一种提高多媒体视频服务质量的图像质量增强算法. 中兴通讯技术, 2007, **13**(4): 43–45)
- 26 Zhang Jun-Ying, Lu Tao. Enhancement of image by PCNN. *Computer Engineering and Application*, 2003, **39**(19): 93–95  
(张军英, 卢涛. 通过脉冲耦合神经网络来增强图像. 计算机工程与应用, 2003, **39**(19): 93–95)
- 27 Ma Yi-De, Liu Ying-Jie, Xia Chun-Shui, Guo Jian-Zheng. Image enhancement based on PCNN time matrix and rough sets indiscernibility relation [Online], available: <http://www.paper.edu.cn/>, February 9, 2009  
(马义德, 刘映杰, 夏春水, 郭建征. 基于 PCNN 赋时矩阵与粗集理论不可分辨关系的图像增强 [Online], available: <http://www.paper.edu.cn/>, February 9, 2009)
- 28 Choi D H, Jang I H, Kim M H, Kim N C. Color image enhancement based on single-scale retinex with a JND-based nonlinear filter. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems. New Orleans, USA: IEEE, 2007. 3948–3951
- 29 Chi Jian-Nan, Zhang Chuang, Zhang Zhao-Hui, Wang Zhi-Liang. Image enhancement based on anti-symmetrical biorthogonal wavelet reconstruction. *Acta Automatica*

*Sinica*, 2010, **36**(4): 475–487

(迟健男, 张闯, 张朝晖, 王志良. 基于反对称双正交小波重构的图像增强方法. 自动化学报, 2010, **36**(4): 475–487)

- 30 Liu Qing, Xu Lu-Ping, Ma Yi-De, Wang Yong. Image NMI feature extraction and retrieval method based on pulse coupled neural networks. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(7): 931–938

(刘勃, 许录平, 马义德, 王勇. 基于脉冲耦合神经网络的图像 NMI 特征提取及检索方法. 自动化学报, 2010, **36**(7): 931–938)



鞠明 博士, 高级工程师. 主要研究方向为图像处理和模式识别. 本文通信作者. E-mail: jumingkggy@163.com  
(JU Ming Ph.D., senior engineer. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



李成 博士. 主要研究方向为图像处理和计算摄影.  
E-mail: ecm.li@163.com  
(LI Cheng Ph.D.. His research interest covers image processing and computational photography.)



高山 讲师, 博士. 主要研究方向为智能信息处理.  
E-mail: gaoshan1114@163.com  
(GAO Shan Lecturer, Ph.D.. Her main research interest is intelligent information processing.)



穆举国 高级工程师, 硕士. 主要研究方向为信息处理和质量管理.  
E-mail: mujuguo@163.com  
(MU Ju-Guo Senior engineer, M.Sc.. His research interest covers information processing and quality management.)



毕笃彦 教授, 博士. 主要研究方向为图像处理与模式识别.  
E-mail: biduyan@126.com  
(BI Du-Yan Professor, Ph.D.. His research interest covers image processing and pattern recognition.)