

基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩 和对比度增强方法

吴泽鹏^{1,2} 宣明¹ 贾宏光¹ 朱明超¹ 郭玲玲^{1,2} 刘慧¹

(¹ 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

² 中国科学院大学, 北京 100049

摘要 针对传统红外图像动态范围压缩和对比度增强方法对原始图像信息保留不足的缺点,提出了一种基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩和对比度增强方法。利用自适应高斯核函数卷积原始红外图像的直方图,用平滑后直方图的一阶导实现原始直方图灰度分割,用分割结果计算得到最优的非线性映射曲线参数,得到增强后的低动态范围图像。对大量的红外图像进行了实验并对增强效果进行了定性和定量评价。结果表明,相较于目前已有的方法,该方法在最小化图像增强前后均方误差的同时,明显改善图像的整体视觉效果;该方法处理速度快、自动化程度高,适合红外图像视频的实时处理。

关键词 图像处理; 红外; 动态范围压缩; 图像增强; 均方误差

中图分类号 TP391.4; TP751 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.1209002

Infrared Image Dynamic Range Compression and Contrast Enhancement Based on Optimal Mapping Curve

Wu Zepeng^{1,2} Xuan Ming¹ Jia Hongguang¹ Zhu Mingchao¹

Guo Lingling^{1,2} Liu Hui¹

(¹ Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China
² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract Aiming at the drawback of conventional algorithms to compress dynamic range and enhance infrared images, which cannot preserve sufficient information of the original image, a new method based on the optimal mapping curve is proposed. The histogram of the original infrared image is convolved with an adaptive Gaussian kernel. Then, the first derivative of the smoothed histogram is utilized to accomplish segmentation of the original image. The segmented image is calculated to obtain an optimal nonlinear mapping curve, and then the enhanced image with low dynamic range is obtained. The experiment based on a large amount of infrared images is carried out and the processing results are evaluated qualitatively and quantitatively. The experimental results show that compared with the existing method, the proposed method can minimize the mean square error of the enhanced image compared with its origin. Meanwhile, it can significantly improve the overall visual effect of the image. This algorithm is fast, highly automotive and suitable for real-time processing of infrared videos.

Key words image processing; infrared; dynamic range compression; image enhancement; mean square error

OCIS codes 100.2980; 110.3080; 110.1085

收稿日期: 2013-05-28; 收到修改稿日期: 2013-07-31

基金项目: 中国科学院知识创新工程国防科技创新重大项目(YYYJ-1122)

作者简介: 吴泽鹏(1988—),男,硕士研究生,主要从事红外图像非均匀矫正、红外图像增强等方面的研究。

E-mail: wuzepeng@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 宣明(1956—),男,研究员,博士生导师,主要从事 MEMS 技术、精密机械等方面的研究。

E-mail: xuanm@ciomp.ac.cn

1 引 言

随着红外成像技术的成熟,红外热像仪的应用越来越广泛^[1-2]。当今红外热像仪均具有很高的动态范围(HDR),高动态范围意味着热像仪能分辨更小的温差。然而传统的后端显示和处理设备都基于 8 bit/pixel 的低动态范围图像,故需要对原始红外图像进行动态范围压缩(DRC)和对比度增强。

红外图像动态范围压缩和对比度增强方法可分为全局灰度映射和局部处理两类。全局灰度映射对整幅图像采用同一灰度映射关系,如广泛应用的线性映射(AGC)和直方图均衡(HE)。AGC 压缩后图像对比度较低;HE 虽能提高图像的对比度,但易造成图像细节丢失、局部增强过度,视觉效果差。针对以上不足,陈钱等^[3]提出了直方图双向均衡技术(DHE);Pardo 等^[4]提出了基于信息熵最大化和直方图调整(HA)^[5]的改进方法。局部处理的方法能更好地突出图像细节,如自适应直方图均衡^[6]、对比度受限的直方图均衡算法^[7-8]、反锐化掩模法^[9]、双边滤波(BF)^[10-12]、小波分析法^[13]、形态学处理^[14]以及基于 Retinex 的方法^[15-16]等。但是局部增强算法仍存在噪声放大、计算复杂度高、过锐化以及图像灰度大小不能反映探测场景温度高低等诸多缺点。

上述方法在特定条件下都能取得一定的增强效果,但处理过程侧重于图像视觉效果改善及细节增强,易造成图像信息丢失。对此,本文提出了一种基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩和对比度增强方法。通过计算均方误差(MSE)度量下的全局最优映射曲线,使得处理前后图像信息丢失最小。用自适应高斯核函数对原始红外图像的直方图进行平滑,根据平滑后直方图的波峰和波谷进行直方图分割并计算最优映射曲线,最终得到处理后的低动态范围图像,并将该方法所得的实验结果与 AGC, DHE 以及基于信息熵分段的算法^[4]进行了定性和定量的对比。

2 最优非线性映射曲线设计

2.1 最优非线性映射原理及模型

在红外图像的动态范围压缩和对比度增强过程中,压缩增强后的图像应尽可能地保留原始图像的细节信息,即由处理后的图像利用原始映射关系的逆过程(逆映射)重新生成的图像相对于原始图像的差异应最小。依据该思路设计一个最优的全局映射函数,使得逆映射生成的图像相对于原始红外图像的信息损失达到最小。衡量两幅图像差距的指标有

结构相似度指标(SSIM)、MSE 等,本文选取 MSE 作为两幅图像信息差的量度。

最优非线性映射曲线生成过程如图 1 所示, l 表示输入的原始高动态范围图像(HDRI), v 表示通过非线性全局映射得到的低动态范围图像(LDRI), \tilde{v} 表示图像 v 经过取整等运算后得到的灰度范围在 0~255 的输出图像,参量 θ 表示控制非线性映射曲线形状的一系列参数, \tilde{l} 表示经过逆映射后的结果。算法的目标是寻找最优的曲线形状控制参数 θ ,使得 l 和 \tilde{l} 的均方误差最小。

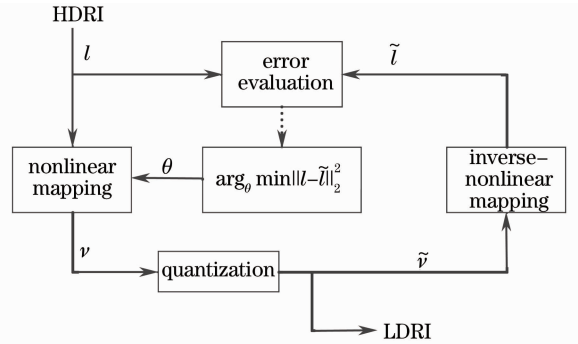


图 1 最优非线性曲线生成系统示意图

Fig. 1 System overview of the method generating an optimal mapping curve

2.2 最优映射曲线简化

求解 2.1 节中最优参量 θ 可以使用穷举法重复“非线性映射-取整-逆映射-计算 MSE-更新 θ ”的过程,直到获取最优的参数 θ^* ,这种方法理论上可行,但处理过程运算复杂度太高,在图像视频实时处理中不可接受。为此,需要对该最优化模型进行合理的简化。

将高动态范围图像映射到低动态范围(LDR)上,其映射曲线具有处处连续、处处可导和非递减的特点,如常用的 S 曲线和 γ 映射。而处处连续、可导的曲线可通过分段一次函数逼近。分段数目越多,结果越接近理想值^[17]。因而,为了降低算法的复杂度,将图像的需要求解的映射曲线利用分段一次函数来逼近,其结果如图 2 所示。其中坐标点值 $(l_k, v_k), k = 0, 1, \dots, N$ 表示非线性分段曲线的分段点位置。

从图 2 可知,非线性映射曲线可由一系列的斜率值表示:

$$s_k = \frac{v_{k+1} - v_k}{l_{k+1} - l_k} = \frac{v_{k+1} - v_k}{d_k}, k = 0, 1, \dots, N - 1,$$

subject to $v_{k+1} \geq v_k, l_{k+1} > l_k.$ (1)

据此,图像的动态范围压缩和对比度增强过程可以描述为

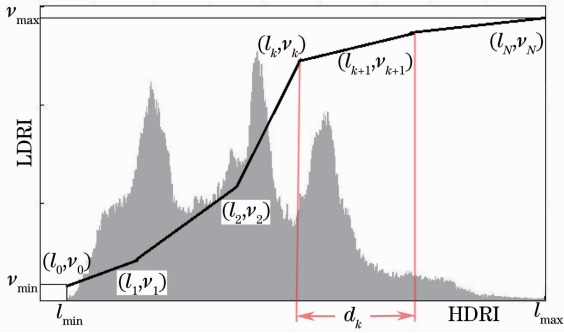


图2 分段非线性映射曲线

Fig. 2 Piecewise nonlinear mapping curve

$$\nu(l) = (l - l_k) \cdot s_k + \nu_k, \quad (2)$$

式中 ν 表示 LDR 图像的灰度, k 表示图 2 分段曲线中的第 k 段, 满足 $l_k < l < l_{k+1}$ 的关系。若用 $\bar{\nu}$ 表示实际量化后的 LDR 图像, \bar{l} 表示 $\bar{\nu}$ 通过逆映射过程得到的 HDR 图像。根据(2)式, 图 1 中的逆映射过程可表示为

$$\bar{l}(\bar{\nu}; s_k) = \begin{cases} \frac{\bar{\nu} - \nu_k}{s_k} + l_k, & \text{if } s_k > 0 \\ l_k + \frac{1}{2}(l_{k+1} - l_k), & \text{if } s_k = 0 \end{cases}, \quad (3)$$

式中第 2 个等式的意义为: 映射曲线中某一段的斜率为 0 ($s_k = 0$) 时, 对应的 LDR 灰度值映射到所在 HDR 分段的中间值处。因此, 图 1 非线性曲线生成系统中的曲线形状控制参量 θ 可简化为

$$\theta = \{s_k, d_k, k = 0, 1, 2, \dots, N-1\}. \quad (4)$$

至此, 通过曲线的分段处理, 原有的求解模型中参数较为复杂的非线性映射和逆映射过程得到了简化。当分段个数趋向于无穷时, 分段函数与理想映射曲线完全一致; 当分段个数设置为 1 时, 映射曲线可视为 AGC 映射。

2.3 最优曲线求解

从 2.2 节可知, 在映射及逆映射的过程中, 只有在对 LDR 图像进行取整的时候会引入误差, 故图 1 框图中的差值函数的均方差为

$$E[\|l - \bar{l}\|_2^2] = \sum_{l=l_{\min}}^{l_{\max}} [l - \bar{l}(\nu; s_k)]^2 p_L(l), \quad (5)$$

式中 $(l - \bar{l})$ 表示图像经过灰度映射和逆映射后存在的误差, $p_L(l)$ 表示在 HDR 图像中灰度值为 l 的概率。(5) 式的值完全由非线性曲线参数 θ 确定, 将其视为 θ 的函数 $\epsilon(\theta)$:

$$\epsilon(\theta) = \sum_{l=l_{\min}}^{l_{\max}} [l - \bar{l}(\nu; s_k)]^2 p_L(l). \quad (6)$$

分析分段映射可知: 1) 灰度 $\nu(l)$ 和 $\bar{l}(\nu; s_k)$ 唯

一对应于灰度 l 和 $\bar{\nu}$, 且灰度 $\bar{\nu}$ 和 l 均是整数值, $\bar{l}(\nu; s_k)$ 和 $\nu(l)$ 则属于实数域; 2) 第 k 段的 HDR 灰度对应地映射到 LDR 中的第 k 段; 3) 在 LDR 灰度取整的过程中可能会存在第 k 段的数据(第 k 段和第 $k-1$ 段交接处; 第 k 段和第 $k+1$ 段交接处)取整后跳到相邻分段的情况, 但这种情况造成的影响非常小, 可忽略不计。因此, 可将(3)式代入(6)式得

$$\epsilon(\theta) \approx \sum_{l=l_{\min}}^{l_{\max}} \left(\frac{\nu - \bar{\nu}}{s_k} \right)^2 p_L(l), \quad (7)$$

化简整理得

$$\begin{aligned} \epsilon(\theta) &\approx \sum_{l=l_{\min}}^{l_{\max}} \frac{1}{s_k^2} (\nu - \bar{\nu})^2 p_L(l) = \\ &\sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{s_k^2} \sum_{l=l_k}^{l_{k+1}} (\nu - \bar{\nu})^2 p_L(l). \end{aligned} \quad (8)$$

在分段过程中若能满足: 1) 每一分段内的各个灰度级的概率密度函数(PDF)相近, 即(8)式中每一个分段内的 $P_L(l)$ 非常接近, 或者 2) 每一分段长度足够长, 跨越 LDR 中 10 个以上的像素点, 则对一系列连续的图像(视频)处理时, (8)式可近似为

$$\begin{aligned} \epsilon(\theta) &\approx \sum_{k=0}^{N-1} \frac{1}{s_k^2} \sum_{l=l_k}^{l_{k+1}} p_L(l) \cdot \bar{m} = \\ &\bar{m} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{p_k}{s_k^2}, \end{aligned} \quad (9)$$

式中 \bar{m} 表示数据取整的均方误差平均值, $\bar{m} = \int_{-0.5}^{0.5} x^2 dx = 1/12$, $p_k = \sum_{l=l_k}^{l_{k+1}} p_L(l)$ 表示第 k 个分段中所有灰度概率的累加, l_k 和 l_{k+1} 则对应第 k 个分段的最小和最大值。因为常量 \bar{m} 与斜率 s_k 无关, 不影响 $\epsilon(\theta)$ 的最小值求解, 可将其忽略, 故而 $\epsilon(\theta)$ 的最小值求解过程可整理为

$$\begin{aligned} &\arg \min_{s_1, s_2, \dots, s_N} \sum_{k=0}^{N-1} \frac{p_k}{s_k^2} \\ &\text{subject to } \sum_{k=0}^{N-1} s_k \cdot d_k = \nu_{\max} - \nu_{\min}, \end{aligned} \quad (10)$$

式中 ν_{\max}, ν_{\min} 为固定值。假定分段位置已知, 则 d_k 和 p_k 为确定值。唯一影响(10)式求解的只有分段斜率 s_k 。(10)可转化为下式的最小化求解问题:

$$\begin{aligned} &\xi(s_0, s_1, \dots, s_{N-1}, \lambda) = \\ &\sum_{k=0}^{N-1} \frac{p_k}{s_k^2} + \lambda \cdot \left[\sum_{k=0}^{N-1} s_k \cdot d_k - (\nu_{\max} - \nu_{\min}) \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

对于 $\xi(s_0, s_1, \dots, s_{N-1}, \lambda)$ 函数, 其极值位于各参量的一阶导数为 0 的位置, 将(11)式分别对函数的各个变量求导:

$$\begin{cases} \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial s_0} = \frac{-2p_0}{s_0^3} + \lambda \cdot d_0 = 0 \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial s_1} = \frac{-2p_1}{s_1^3} + \lambda \cdot d_1 = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial s_{N-1}} = \frac{-2p_{N-1}}{s_{N-1}^3} + \lambda \cdot d_{N-1} = 0 \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial \lambda} = \sum_{k=0}^{N-1} s_k \cdot d_k - (\nu_{\max} - \nu_{\min}) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

通过(12)式中的前 N 个等式可以得到 s_k ($k = 0, 1, 2, \dots$) 的显式表达, 并代入第 $N+1$ 个等式可得

$$s_k^* = \frac{(p_k)^{1/3}}{d_k^{1/3} \sum_{i=0}^{N-1} (d_i^2 \cdot p_i)^{1/3}} \cdot (\nu_{\max} - \nu_{\min}),$$

$$\lambda^* = \left[\frac{\sum_{k=0}^{N-1} (d_k^2 \cdot 2p_k)^{1/3}}{\nu_{\max} - \nu_{\min}} \right]^3. \quad (13)$$

根据(12)、(13)式不难证明

$$\begin{cases} \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial s_k} > 0, \text{ if } s_k < s_k^*, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial s_k} < 0, \text{ if } s_k > s_k^*, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial \lambda} > 0, \text{ if } \lambda < \lambda^* \\ \frac{\partial \xi(s_0, \dots, s_{N-1}, \lambda)}{\partial \lambda} < 0, \text{ if } \lambda > \lambda^* \end{cases} \quad (14)$$

综上, (11)~(14)式验证了所求的 s_k^* 即为(10)式的解。在实际的计算过程中, 各分段的斜率可以做适当控制, 例如在压缩过程已经能够较好区分两个像素点的前提下, 没必要设定太高的斜率。可以设定一个 s_k 的最大值 ($s_{\max} \leq 1$); 同理可以设定一个最小值(最小值可设为零), 故而(13)式可以重写为

$$s_k^{\text{final}} = \begin{cases} s_{\min}, & \text{if } s_k^* < s_{\min} \\ s_{\max}, & \text{if } s_k^* > s_{\max} \\ s_k^*, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

3 图像灰度分段设计

图像灰度的分段线性映射可以较好地逼近理想的映射曲线, 但是亦存在分段的数目大小的矛盾。若分段数目较大, 其结果固然较优, 但同时也增大了参量 θ 的数目, 计算的复杂度增加; 反之, 若分段数目较小, 其计算复杂度降低, 则导致逼近的曲线效果不理想。实际工程应用需要保证在分段数目较小的同时, 较好地逼近理想的变换函数。本节从直方图的结构特性出发, 自适应地根据场景分布确定图像的分段数目。

大部分图像的直方图存在多个波峰和波谷, 而每一个“波谷-波峰-波谷”的结构往往代表着某一个

物体或者某一场景的灰度。比如两个“波谷-波峰-波谷”的结构通常分别对应目标和背景的灰度分布。故而, 在图像直方图的灰度分段时, 通过分割出直方图的每一个“波谷-波峰-波谷”结构束确定每一部分的斜率。每一个“波谷-波峰-波谷”采用相同的 s_k , 其内在的含义是相同目标或者背景采用相同的映射斜率, 这样的设置符合人眼对场景的感知。

3.1 原始直方图预处理

假定 $H(k)$ 表示原始图像的直方图, 其中 k 对应于图像中的各个灰度级 ($k = l_{\min}, \dots, l_{\max}$), 为了减小后续算法误差, 本文参考文献[18]的方法, 在后续的处理前移除了直方图中 $H(k)$ 为零的部分, 假定修正后的直方图为 $h(k)$, 则有

$$\begin{aligned} h(i) &= H(k) \text{ for } H(k) \neq 0, \\ k &= l_{\min}, l_{\min} + 1, \dots, l_{\max}, \\ i &= l_{\min}, l_{\min} + 1, \dots, l_{\max} - N_{\text{ZERO}}, \end{aligned} \quad (16)$$

式中 N_{ZERO} 为原直方图中的 $H(k)$ 为零的个数。(16)式保证了直方图 $h(i)$ 中的值不为零。但在实际的直方图中, 图像相邻灰度的 $H(k)$ 值并不是平缓变化的, 而是存在灰度级的剧烈跳变, 如图2中直方图的毛刺现象所示。为去除直方图中毛刺的影响, 可将直方图进行高斯平滑。假设 h_s 为经过高斯平滑后的直方图, 则有

$$h_s(i, \sigma_g) = h(i) \otimes g(i, \sigma_g) = \int_{l_{\min}}^{l_{\max}} h(u) g(i-u, \sigma_g) du = \int_{l_{\min}}^{l_{\max}} h(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left[-\frac{(i-u)^2}{2\sigma_g^2}\right] du, \quad (17)$$

式中 σ_g 为高斯函数的标准差, 其值越大, 则得到的直方图 h_s 越平滑, σ_g 可设定一个固定值 (例如 $\sigma_g = 10$), 也可参考文献[19-20]中的方法自动设置。其自动设置方法作适当的化简后描述如下: 1) 检测 $h(i)$ 直方图中的所有波谷, 若能满足 $h(k) < h(k+1)$ 和 $h(k) < h(k-1)$, 此点即可视为波谷 ($\nu_0, \nu_1, \dots, \nu_N$); 2) 计算每相邻两个波谷之间的灰度概率的 $P(V_i) = \sum_{\nu_i}^{\nu_{i+1}} h(i)$, 得到概率灰度最大的灰度概率 $P(V_i)_{\max}$; 3) σ_g 即为求得 $P(V_i)_{\max}$ 所在两个波谷之间的灰度差, 即 $\sigma_g = \nu_{i+1} - \nu_i$ 。至此, 完成了(17)式中标准差 σ_g 的自动设定。在实际的处理过程中, 若设置 $\sigma_g = \nu_{i+1} - \nu_i$, 则图像中某些有用的波峰波谷也会丢失, 在本文应用中设置 $\sigma_g = (\nu_{i+1} - \nu_i)/2$ 其结果更为理想, 后续的处理将采用此设置。

3.2 直方图分段

在去除了直方图中小的波峰 (即直方图的毛刺) 之后, 即可通过平滑后直方图的 1 阶导数来分析图像 PDF 曲线的概率变化。其 1 阶导数求解公式为

$$h_s^1(i, \sigma_g) = \frac{1}{\sigma_g - 1} \sum_{\Delta=1}^{\sigma_g-1} \frac{h_s(i+\Delta, \sigma_g) - h_s(i-\Delta, \sigma_g)}{2 \times \Delta}. \quad (18)$$

式中采用多次累加再取平均, 仅仅是为了避免某些奇异点的影响, 增加算法的稳定性。利用 $h_s^1(i)$ 即可判断原始直方图的波峰和波谷: 依次增大 i 的值, 若 $h_s^1(i)$ 的值从正数转化为负数, 此转折处即为直方图的波峰; 反之, 若 $h_s^1(i)$ 的值从负变为正, 即为直方图的波谷。此外, 若两个波谷或波峰太过接近 (例如间距小于上述高斯核函数的标准差), 将会移除其中一个波谷或波峰。

分析实际得到的红外图像直方图, 直方图的最低灰度级和最高灰度级区域的 PDF 值非常小 (低于 0.005%), 但却占据了大量的灰度范围。为了得到较好的图像效果, 本文分别将最高、最低灰度范围的 1% 部分单独设为一段。

图 3 是一个利用本小节算法进行直方图分段的例子, 图 3(d) 为得到的分段结果。从图 3(a) 看出, 原始图像中存在很强的毛刺现象, 将其与自适应高斯核函数卷积后就得到一个变化非常平稳的平滑直方图 h_s [图 3(b)], h_s 在去除原始直方图中的非常小波峰波谷 (中的毛刺) 的同时, 保留了原始直方图的整体变化趋势。将图 3(b) 利用 (18) 式求解其 1 阶导数即得到图 3(c), 进而求出直方图中各个波谷的

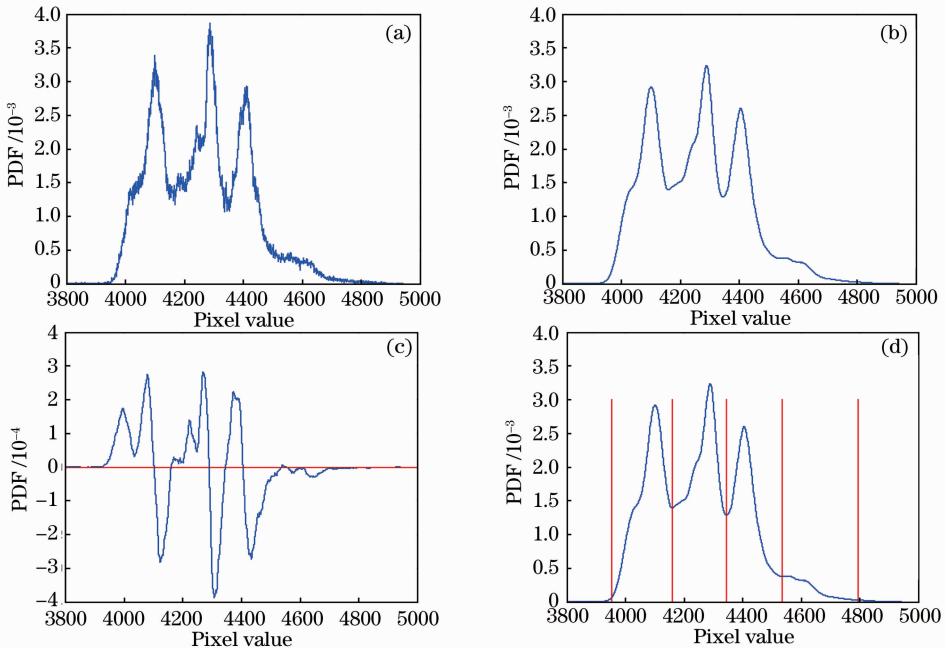


图 3 直方图分割例子。(a) 原始直方图 $h(i)$; (b) 高斯平滑后的直方图函数 $h_s(i)$; (c) $h_s(i)$ 的 1 阶导数; (d) 最后得到的分割曲线

Fig. 3 An example of histogram segmentation. (a) Original histogram; (b) histogram smoothed by Gaussian kernel; (c) the first derivation of $h_s(i)$; (d) result of the segmentation

位置。从图 3(d)可以看出本文的算法很好地分割得到直方图的“波谷-波峰-波谷”结构。

4 实验与分析

本文方法的主要目的是最小化图像动态范围压缩和对比度增强过程中的信息丢失,而未特别关注除对比度以外的视觉效果。但是通过实验分析处理后的图像发现,本文的算法在最小化图像均方误差的同时,处理图像的实际效果也有很大的提高。

为验证本文算法的有效性,首先将本文算法与 AGC 算法,文献[3]的 DHE 算法及 Pardo 等^[4]提出的算法做对比。三个算法都有很强的代表性:AGC 算法在红外图像的增强中最为常用,执行速度最快,处理效果较好;DHE 改进了传统 HE 方法的缺点,图像的整体效果更优;Pardo 算法则是近年来对高动态范围图像压缩和对比度增强研究中非常突出的新算法,同时也是基于直方图的分段处理,与本文算法有一定的相似之处。另外,为客观地实现算法比

较,Pardo 算法中利用信息熵对直方图进行分段的分段数目将与本文算法的分段数目相同。4.1 节实验采用的测试图像来自于 FLIR 长波非制冷红外 TAU640 热像仪,详细技术参数如表 1 所示。

表 1 热像仪参数说明

Table 1 Technical specifications of the thermal camera

Parameter	Epecification
Name of Camera	FLIR Tau640
Detector type	Uncooled
Detector material	VO _x
Pixel pitch / μm	17 \times 17
Number of elements	640 \times 512
Spectral response / μm	8~14
F	1.2

4.1 算法比较及其分析

图 4 的红外图像选取自一个距离拍摄点 2 km 外的高楼场景。将得到的原始红外图像分别用 AGC,DHE,Pardo 算法及本文方法作处理,结果如图 4 所示。其中 Pardo 和 DHE 算法参数设置均为文献[3-4]中的默认值。

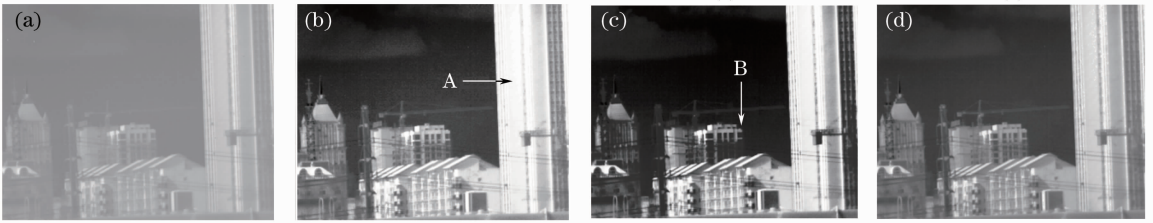


图 4 2 km 距离场景的算法比较。(a) AGC; (b) 直方图双向均衡; (c) Pardo 算法; (d) 本文算法

Fig. 4 Comparison result of a scene in 2 km. (a) AGC; (b) DHE; (c) Pardo's; (d) proposed method

从图 4 的结果可知:AGC 算法得到的图像[图 4(a)]表面平滑,但是图像整体的对比度偏低,图像的质量不高,DHE 算法得到的图像[图 4(b)]整体效果较好,但图像低频区域噪声明显增大,其中箭头 A 指向的区域,细节丢失严重,Pardo 算法处理的结果[图 4(c)],其图像效果较好,但部分区域细节也有损失[图 4(c)的箭头 B],而本文提出的算法,在较好地抑制了噪声的同时,很好地保留了图像各个部分的细节[如图 4(d)]。

加恶劣,电烙铁高温的环境(800 $^{\circ}\text{C}$ 以上),人体表面的温度(几十摄氏度),以及周围场景(杯子等)的温度相差很大。从图 5 可以看出,AGC 算法已经基本不能显示低温场景(人和杯子,如箭头 A);DHE 算法处理后的图像则有很大的条纹噪声,且较难体现出电烙铁上的高温信息(箭头 B);Pardo 和本文的算法则有较好的处理效果,在较好地显示图像高温区域的同时,突出了低温物体的特征。细节的表现上,本文算法又略优于 Pardo 算法。

图 5 是对室内一个场景的处理,此场景条件更

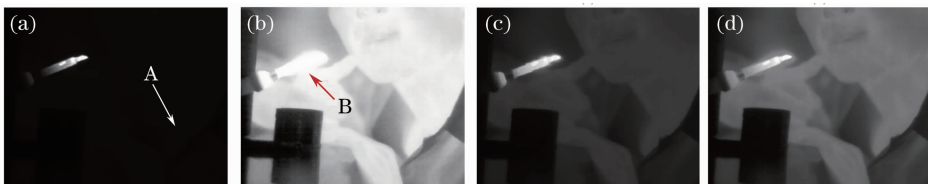


图 5 室内场景的算法比较。(a) AGC; (b) 直方图双向均衡; (c) Pardo 算法; (d) 本文算法

Fig. 5 Comparison result of a scene indoor. (a) AGC; (b) DHE; (c) Pardo's; (d) proposed method

4.2 客观指标对比

4.1 节中的比较仅仅是一个直观的对比,为了定量地评价各算法的性能,计算了图像对比度、算法复杂度等各项指标。衡量处理后图像的对比度采用了文献[12]中的均方根对比度(RMSC)和文献[13]的局部对比度求解法;用均方误差衡量算法处理前后的信息损失;并用算法的运行时间和计算过程的分段数目来比较算法的复杂度。其中说明两点:1) DHE 和 Pardo 算法的映射关系为曲线,它的分段数目即为图像灰度级(1000 以上),表中不再列出;2) 在算法运算时间的求解中,本文使用的四个算法代码都未经过特殊的优化处理,若能进行适当的优化,应能得到更快的速度。故而其运行速度只能作为参考,不可成为标准结果。本文对 50 幅红外图像分别用上述四种方法进行处理,并计算上述指标的平均值,其结果如表 2 所示。

表 2 客观指标对比表

Table 2 Comparison of evaluation indices for simulated data

Method	AGC	DHE	Pardo	Proposed
RMSC	0.1986	0.4415	0.3818	0.3840
Contrast	0.0401	0.1537	0.1313	0.1257
MSE	0.0054	0.0166	0.0143	0.0003
Speed /s	0.0941	0.5483	2.5756	0.3762
Segment	1.000	—	—	6.178

从表 2 可知:本文方法在对比度的两个指标 RMSC 和 Contrast 上略低于双向直方图均衡,高于 AGC 算法,与 Pardo 算法基本相近;在图像处理过程中的信息损失 MSE 上,明显优于其他三种算法,比 AGC 等算法至少小 1 个数量级;在算法的复杂度上,AGC 算法的运算最为简单,运算时间最短,而 Pardo 的算法因为需要迭代求解图像的信息熵来实现分段,故而其运算复杂度最高。本文提出的算法复杂度仅高于常用的 AGC 算法,较 DHE 和 Pardo 算法低。综合分析,本文算法综合性能优于另外三种算法。必须指出,DHE 和 Pardo 算法中的参数均根据文献中所述的默认设置,若能适当优化参量,应该有更好的结果。

5 结 论

针对传统的红外图像动态范围压缩和对比度增强方法的缺点,提出了最小化图像信息损失的处理思想。设计了一种基于最优映射曲线的红外图像动态范围压缩和对比度增强算法。由实验结果知,本

文算法在最小化图像均方误差的同时,在图像的对比度、计算速度上都有较大的提高。与 AGC, DHE 等算法相比,该算法得到的结果图像清晰、算法自动化程度高;与 Pardo 算法对比,该算法在取得相近图像效果的同时,提高了算法的运行速度,适用于实时性要求高的处理场合。

本文算法结构简单,适合在嵌入式系统中开发,已成功在基于现场可编程门阵列(FPGA)的硬件平台上实现,并取得了较好的视频处理效果。但是,本方法侧重最大限度地保留原有图像信息和简化算法的复杂度以适用于图像的实时处理,对于红外图像中的细节部分并未做特殊优化处理,如何平衡两者的关系,将是需要进一步研究的问题。

参 考 文 献

- Jin Weiqi, Liu Bin, Fan Yongjie, *et al.*. Review on infrared image detail enhancement techniques[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(12): 2521-2527.
金伟其, 刘斌, 范永杰, 等. 红外图像细节增强技术研究进展[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(12): 2521-2527.
- Liu Xiu, Liu Bin, Jin Weiqi, *et al.*. A new infrared image detail enhancement and dynamic range compression algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(s1): s100504.
刘秀, 刘斌, 金伟其, 等. 一种红外图像细节增强和动态范围压缩处理算法[J]. *光学学报*, 2011, 31(s1): s100504.
- Chen Qian, Bai Lianfa, Zhang Baomin. Histogram double equalization in infrared image[J]. *J Infrared and Millimeter Waves*, 2003, 22(6): 428-430.
陈钱, 柏连发, 张保民. 红外图像直方图双向均衡技术研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2003, 22(6): 428-430.
- A Pardo, G Sapiro. Visualization of high dynamic range images[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2003, 12(6): 639-647.
- G W Larson, H Rushmeier, C Piatko. A visibility matching tone reproduction operator for high dynamic range scenes[J]. *IEEE Trans Visualization and Computer Graphics*, 2001, 40(7): 1309-1314.
- S M Pizer, E P Amburn, J D Austin, *et al.*. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. *Computer Vision, Graphic, and Image Processing*, 1987, 39(3): 355-368.
- K Zuiderveld. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization[M]. New York: Academic Press, 1994. 474-485.
- A M Reza. Realization of contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *J VLST Signal Processing*, 2004, 38(1): 35-44.
- G Deng. A generalized unsharp masking algorithm[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2011, 20(5): 1249-1261.
- F Branchitta, M Diani, G Corsini, *et al.*. Dynamic-range compression and contrast enhancement in infrared imaging systems[J]. *Opt Eng*, 2008, 47(7): 076401.
- F Branchitta, M Diani, G Corsini, *et al.*. New technique for the visualization of high dynamic range infrared images[J]. *Opt Eng*, 2009, 48(9): 096401.
- C Zuo, Q Chen, N Liu, *et al.*. Display and detail enhancement for high dynamic range infrared images[J]. *Opt Eng*, 2011, 50(12): 127401.
- Zhan Bichao, Wu Yiquan, Ji Shouxin. Infrared image enhancement method based on stationary wavelet transformation and retinex[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2788-2793.

- 占必超, 吴一全, 纪守新. 基于平稳小波变换和 Retinex 的红外图像增强方法[J]. 光学学报, 2010, 30(10): 2788—2793.
- 14 Wu Yiquan, Ji Shouxin, Zhan Bichao. Infrared dim target detection based on nonsubsampling contourlet transform and independent component analysis[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(5): 0510002.
- 吴一全, 纪守新, 占必超. 基于无下采样 Contourlet 变换和独立分量分析的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2011, 31(5): 0510002.
- 15 Shi Dan, Li Qingwu, Fan Xinnan, *et al.*. Underwater image enhancement algorithm based on contourlet transform and multi-scale retinex[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2010, 40(4): 041001.
- 石丹, 李庆武, 范新南, 等. 基于 Contourlet 变换和多尺度 Retinex 的水下图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 40(4): 041001.
- 16 L Meylan, S Süssstrunk. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter[J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 15(9): 2820—2829.
- 17 Z Mai, H Mansour, R Mantiuk, *et al.*. Optimizing a tone curve for backward-compatible high dynamic range image and video compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2011, 20(6): 1558—1571.
- 18 Z Y Chen, B R Abidi, D L Page, *et al.*. Gray-level grouping (GLG): an automatic method for optimized image contrast enhancement. Part I: the basic method[J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 15(8): 2290—2302.
- 19 A R Várkonyi-Kóczy, A Rövid, P Várlaki. Fuzzy based brightness compensation for high dynamic range images[C]. IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems, 2005. 245—248.
- 20 C M Tsai, Z M Yeh. Contrast enhancement by automatic and parameter-free piecewise linear transformation for color images[J]. IEEE Trans Consumer Electronics, 2008, 54(2): 213—219.

栏目编辑:何卓铭