

基于人眼亮度感知的 S 型函数图像 对比度增强算法



王一竹¹, 李 渊², 杨 宇^{3*}

(1. 无锡职业技术学院控制技术学院 江苏 无锡 214121; 2. 国网青海省电力公司检修公司 西宁 810001;

3. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

【摘要】为了克服传统变换函数在低照度情况下的局限性,在间接对比度增强领域,提出了一种基于人眼亮度感知对比度灵敏性的 S 型函数。对于不同的图像亮度,存在不同的视网膜响应值,因此将人眼视网膜的对比度灵敏性建模为对数参数的指数函数。该方法以灵敏度模型作为 Steven 幂律的指数,推导出一个感知亮度的转换函数。同时还提出了一种参数优化方法,在保持输入图像的平均亮度和直方图的同时,保持信息损失最小。实验结果表明,该方法在保持输入图像平均亮度的情况下,具有更少的信息损失和更低的计算复杂度。在对比度增强、平均亮度保持和细节保持方面具有优势。

关键词 对比度增强; 灵敏度模型; S 型函数; Steven 幂律

中图分类号 TP751 文献标志码 A doi:10.12178/1001-0548.2020383

Image Contrast Enhancement Algorithm with S-Type Function Based on Human Visual System

WANG Yizhu¹, LI Yuan², and YANG Yu^{3*}

(1. School of Control Technology, Wuxi Institute of Technology Wuxi Jiangsu 214121;

2. State Grid Qinghai Electric Power Company Maintenance Company Xining 810001;

3. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University Nanjing 210096)

Abstract In the field of indirect contrast enhancement, an S-type function based on the contrast sensitivity of human visual system is proposed, in order to overcome the limitations of traditional transformation functions under low illumination. This method models the contrast sensitivity of the human retina as an exponential function of logarithmic intensity, since there are different retinal response values for different stimulus intensities. This method uses the sensitivity model as the exponent of Steven's power law to derive a transfer function for perceived brightness. At the same time, a parameter optimization method is proposed, which maintains the average brightness of the input image, and stretches the image histogram while ensuring minimal information loss. Experimental results show that this method has less information loss and better computational complexity performance while maintaining the average brightness of the input image. It has certain advantages in existing methods in terms of contrast enhancement performance, average brightness and preservation of details.

Key words contrast enhancement; sensitivity model; S-type function; Steven power-law

如果设备性能较差,或照明条件不理想,数字图像的对比度往往很低。低对比度的图像看起来非常模糊,不能充分展示图像的细节,因此研究人员提出了各种算法来提升这些图像的视觉效果。

对比度增强技术大致可分为直接增强和间接增强两类。文献 [1] 是比较典型的直接增强算法,通过应用各种非线性函数^[2]或求解优化问题^[3]来改进

图像对比度。这些增强效果是通过人眼视觉系统 (human visual system, HVS) 来衡量,如 Weber-Fechner 定律或 Retinex 理论^[4]等。此方法在图像细节增强和动态范围压缩方面有一些优势,但计算复杂度较高,并导致了“晕”伪影,特别是在强边缘^[5]周围,“晕”伪影尤其明显。尽管近几年提出的直接方法,缓解了这些问题,但仍然缺少能够兼

收稿日期: 2020-10-12; 修回日期: 2021-07-14

基金项目: 国家自然科学基金 (51477028)

作者简介: 王一竹 (1981-), 女, 高级工程师, 主要从事视频图像处理、数据挖掘等方面的研究。

*通信作者: 杨宇, E-mail: woonter@126.com

顾高图像对比度和实时计算效率的算法。因此, 基于全局变换函数的间接方法有着更为广泛的应用。

在间接方法方面, 直方图均衡化 (histogram equalization, HE) 是最具代表性的方法之一。当图像直方图中出现高峰值时, 会产生视觉伪影, 如噪声放大、轮廓化或显著的亮度变化等。为了缓解这些问题, 基于 HE 的方法对图像直方图进行修改, 使其峰值衰减, 然后由修改后的直方图得到变换函数。如文献 [6] 通过求解双准则优化问题, 将图像直方图与均匀分布相结合; 文献 [7] 使用归一化幂律函数, 平滑图像直方图中的峰值。由于间接方法能够将增强后图像的平均亮度转移到中等灰度级别, 因此将图像直方图分割成多个子直方图, 并对每个子直方图分别进行 HE 处理^[8]。为了保留细节, 文献 [9] 提出了利用二维 (2D) 直方图均衡化的间接方法, 模糊上下文信息来构建图像直方图, 赋予纹理区域的像素更高的权重。与其他间接方法相比, 此方法具有更好的对比度增强性能和更少的信息损失。

以上这些方法在低照度的情况下, 对图像的处理能力较差, 难以达到理想的效果。这主要是因为, 在低照度情况下, 人眼对图像处理的方式与正常照度下的模式不同。为此, 本文首先引入了一种新的基于人类亮度感知的评价对比敏感度的 S 型函数。由于人类视网膜的对比敏感度随着亮度 (取对数) 的增加呈指数级下降, 因此将对对比敏感度建模为对数参数的指数函数。利用对比灵敏度模型, 通过修改 Steven 幂律的指数, 导出 S 型函数。此外, 本文还提出了一种参数优化方法, 在保持输入图像的平均亮度和扩展图像的直方图的同时使信息损失最小化。

1 人类视觉特点分析

1.1 人类感知亮度

人类视网膜上的光感受器包括视杆细胞和视锥细胞两种。视杆细胞对光线很敏感, 在低亮度水平下能够提供消色差视觉, 这种视觉也称为暗视觉 ($10^{-6} \sim 10 \text{ cd/m}^2$)。在亮度水平高于 10^{-2} cd/m^2 时, 视杆细胞开始饱和, 视锥细胞提供名为明视觉的色觉。在亮度水平 $10^{-2} \sim 10 \text{ cd/m}^2$ 之间, 视杆细胞和视锥细胞都活跃, 人类视网膜处于中光视觉的过渡模式。因为神经元只能传输一个动态范围大约为 $1:10^3$ 的信号。所以人的视网膜工作原理是首先压缩真实场景亮度的动态范围, 然后将光感受器适应

到一定的亮度水平 (即适应水平), 在适应水平附近的一个相当小的动态范围内感知图像。为了描述视网膜对人类亮度感知的反应, 提出了各种基于神经科学实验的响应模型。

Naka-Rushton 方程^[10]是比较有代表性的响应模型。此方程描述了视网膜响应度 R 与亮度水平 L 的关系, 具体公式如下:

$$R(L) = \frac{L^n}{L^n + \sigma^n} \quad (1)$$

式中, n 为决定视网膜反应函数陡度的参数; σ 为适应水平。

式 (1) 表示人眼视觉系统中采用以适应水平为中心的 S 形曲线函数, 此函数将亮度水平转换为视网膜响应度。近几年的视觉映射技术一般都采用类似的 S 型曲线响应函数, 将现实世界的光亮度转换成像素亮度。采用基于人眼亮度感知的 S 型曲线函数, 在避免视觉伪影的同时, 提高了对比度。

1.2 基于人眼感知的间接方法

许多间接的方法都是利用人的视网膜所能感知到的最小亮度差异 (just noticeable difference, JND) 来推导变换函数。根据 Weber-Fechner 定律, JND (表示为 dL/dS) 与背景亮度 L 成正比:

$$\frac{dL}{dS} = kL \quad (2)$$

式中, k 是一个感知常数, 为 Weber 分数。求解式 (2) 的常微分方程可知, 感知到的亮度 S 可表示为:

$$S = \frac{1}{k} \ln L + S_0 \quad (3)$$

式中, S_0 是积分常数。各种间接的方法使用对数函数^[11]或 GC 曲线^[12]作为变换函数。然而, 由于 Weber-Fechner 定律仅适用于亮度大于 100 cd/m^2 的亮度水平^[13], 对于低亮度水平下的视网膜响应并不匹配。因此, 通常会在黑暗区域导致对比度过度增强。为了解决这一问题, 文献 [14] 提出了一种利用图像直方图确定参数的自适应伽马校正 (adaptive Gamma correction, AGC) 方法。此方法中变换函数 $R(L)$ 为:

$$R(L) = \left(\frac{L}{L_{\max}} \right)^{1-\text{CDF}(L)} \quad (4)$$

式中, L_{\max} 为最大像素亮度; $\text{CDF}(L)$ 为输入直方图的累积分布函数。与其他间接方法相比, AGC 方法表现出更好的视觉匹配效果。对于模糊图像, 这种效果尤为明显。然而, 此方法提高了图像的平

均亮度, 在亮区损失了一定的对比度。为了解决上述局限性, 文献 [15] 通过修改 GC 曲线来构建 S 型曲线, 但很难同时达到令人满意的对比度增强效果和平均亮度。

为此, 文献 [16] 提出了一种 S 型函数的变换函数 $R(L)$, 定义为:

$$R(L) = L \left(1 + C \frac{1}{1 + \exp(-L)} \right) \quad (5)$$

式中, C 为尺度参数, 用来确定增强程度。受此启发, 文献 [17] 通过修改式 (5) 扩展了文献 [14] 中的工作, 如下所示:

$$R(L) = L + K_1 \frac{L}{1 - \exp(K_1(K_2 + L))} \quad (6)$$

式中, K_1 和 K_2 是调优参数。虽然这些方法证明了 S 型曲线增强对比度的可行性, 但它们的性能仍然较差, 图像失真严重。

2 基于 S 型函数的灵敏度模型

Stevens 幂次定律是一个著名的刺激-反应模型, 与 Weber-Fechner 定律相比, 它涵盖了更广泛的感觉范围。在 Stevens 幂次定律中, 感知亮度 $R(L)$ 函数定义为:

$$R(L) = L^k \quad (7)$$

式中, 指数 k 取决于刺激的类型。式 (7) 以微分的形式可写为:

$$\frac{1}{R} dR = k \frac{1}{L} dL \quad (8)$$

式中, k 用作灵敏度参数。此参数决定了随着刺激强度的增加, 视网膜响应度增长的速度。对于不同类型的视网膜响应度, k 假设为一个常数, 即常规 GC 曲线。然而, 由于人类视网膜响应度是由背景亮度自适应决定的。因此, 本文根据亮度感知情况, 建立 k 模型。文献 [18] 的实验表明, 人类视网膜亮度的对比响应度 (即 Weber 分数) 随着对数级亮度的增加呈指数式递减。因此, Weber 分数可以近似拟合为对数级亮度的指数函数。基于这些研究, 本文将 k 建模为以下指数函数:

$$k(L) = \alpha \beta^{-\ln(L)} \quad (9)$$

式中, α 和 β 分别为确定 $k(L)$ 的最大值和陡度的参数。变换函数 $R(L)$ 为:

$$R(L) = 255 \tilde{L}^{\alpha \beta^{-\ln(L)}} \quad (10)$$

式中, L 为原始像素强度, 取值范围 $[0, 255]$; \tilde{L} 为归一化到 $[0, 1]$ 的像素强度, 即将单个独立的像素强度处理为与整体图像相关的对比度, 具体为:

$$\tilde{L} = \frac{L - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}} \quad (11)$$

式中, L_{\min} 和 L_{\max} 分别为输入图像的最小和最大亮度等级。式 (10) 中的变换函数覆盖数字图像的全动态范围 [$R(L_{\min}) = 0, R(L_{\max}) = 255$]。

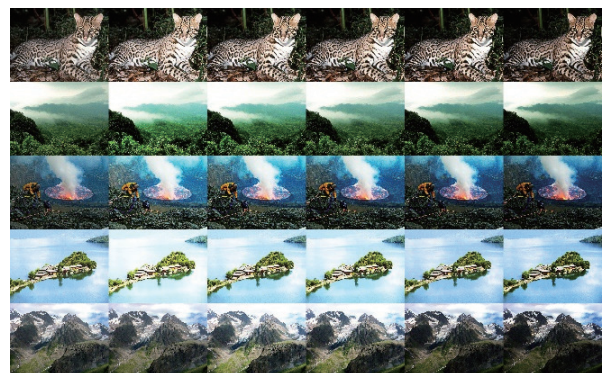
3 自动参数估计

本节分析了式 (10) 中变换函数的两个参数 α 和 β 对合成图像的影响, 并引入一种新的自动参数估计方法。首先, 将 α 从 0.3 逐步变化到 1.1, 每一次的增量为 0.2, 同时保持 β 为 2.0, 得到的输出图像如图 1 所示, 当 α 增大时, 输出图像变暗。由于 α 限制了图像中各点亮度的最大值, 可通过控制 α 来调节输出图像的平均亮度。但 α 需要约束来避免由平均亮度变化 [19] 引起的图像失真和闪烁伪影。为保持原始图像的平均强度水平, 修正变换函数为:

$$R(L_{\text{mean}}) = 255 \tilde{L}_{\text{mean}}^{\alpha \beta^{-\ln(\tilde{L}_{\text{mean}})}} = L_{\text{mean}} \quad (12)$$

式中, L_{mean} 为归一化输入图像的平均强度等级。即保证经过转换后的图像平均亮度与原始图像的平均亮度相一致, 在此情况下, 通过求解式 (12), 可得到保持平均亮度的最优 α :

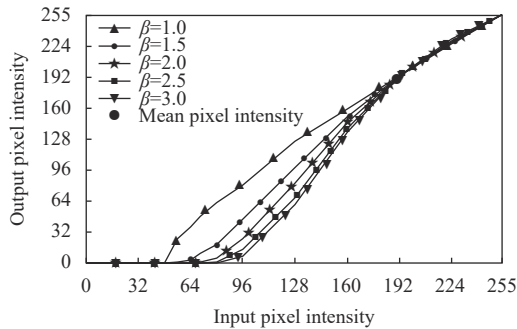
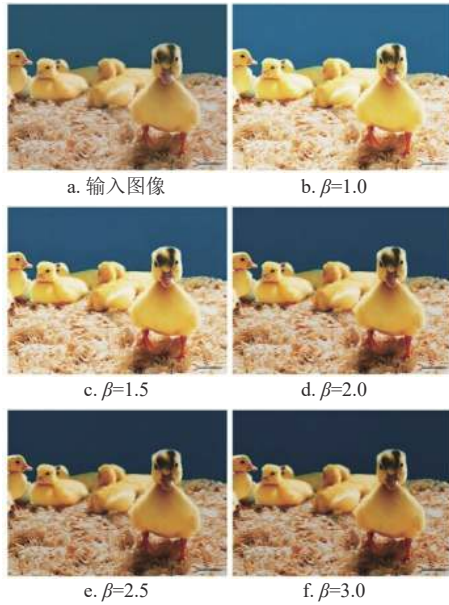
$$\alpha = \frac{\ln(L_{\text{mean}}/255)}{\ln(\tilde{L}_{\text{mean}})} \beta^{\ln(\tilde{L}_{\text{mean}})} \quad (13)$$



a. 输入图像 b. $\alpha=0.3$ c. $\alpha=0.5$ d. $\alpha=0.7$ e. $\alpha=0.9$ f. $\alpha=1.1$

图 1 参数 α 对输出图像的影响

β 对输出图像的影响如图 2 所示。如图 2g 所示, 通过式 (13) 得到的变换函数保持输入图像的平均亮度水平, 因而不需要考虑 β 值。



g. 输入图像平均亮度 (黑点) 对应的变换函数
图2 参数 β 对输出图像的影响

通过确定变换函数的陡度来控制对比度增强程度, 当值太小时, 此方法的增强性能不理想; 如果太大, 变换函数会出现陡坡, 导致明暗区域的细节丢失明显。因此, 为了保持图像细节的同时提高图像对比度的最优值, 本文定义:

$$E(\beta, \lambda) = E_d(\beta) - \lambda E_e(\beta) \quad (14)$$

式中, $E_d(\beta)$ 为数据保真项; $E_e(\beta)$ 为增强项; λ 为控制数据保真项与增强项之间权衡的正则化参数。

为了防止输出像素值被截断而导致信息丢失, E_d 定义为离散熵 (DE) 损失:

$$E_d(\beta) = - \sum_{k=1}^N p(h_{i,k}) \log_2 p(h_{i,k}) + \sum_{k=1}^N p(h_{o,k}) \log_2 p(h_{o,k}) \quad (15)$$

式中, $p(\cdot)$ 为概率质量函数; h_i 为原始直方图的第 k 个分量; h_o 为使用式 (10) 在给定 β 的条件下得到的输出直方图; N 为直方图的分量总数。

对于增强项, 本文采用像素区方法来测量图像

中所有像素的灰度差。具体为:

$$E_e(\beta) = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N h_o(i) h_o(j) (j-i) \quad (16)$$

式中, N 为直方图分量的总个数; i, j 表示对应分量的索引。

当图像直方图分布均匀而不集中于特定灰度层时, 该项得分较高。为了找到最佳的 β , 最小化式 (14) 中的函数 $E(\beta)$, 本文采用黄金分割搜索算法评估算法, 估值为三元组的点值形式的黄金比例, 逐步缩小搜索范围。本文算法中使用初始区间 $[1.2, -1.4]$ 来实现迭代过程, 直到间隔 $\beta_u - \beta_l < 10^{-4}$ 或达到最大迭代次数 $K_{\max} = 500$ 时停止。

4 实验结果

通过取 3 个数据集^[20] 的 550 个测试图像, 对比本文方法——基于灵敏度的 S 型曲线模型 (image contrast enhancement algorithm with S-type function based on human visual system, ICEA) 和其他方法。如加权自适应直方图均衡化 (weighted adaptive histogram equalization, WAHE)、上下文和变分对比 (contextual and variational contrast, CVC)^[14]、分层差异表示、自适应图像灰度校正 (adaptive gamma correction, AGC)^[18]、模糊背景对比度增强 (fuzzy-contextual contrast enhancement, FCCE)^[21]、两个 S 型函数的方法^[16-17] 和其他一些有代表性的直接方法^[22-24]。为保证验证的公平性, 所有算法都使用 Intel i5-3550 3.30 GHz CPU 和 16 GB RAM 的台式机测试每个数据集的平均处理时间, 使用 python 进行效果模拟, 并且 python 的版本和其他依赖库的版本都统一。

为了确定参数 α 的最优值, 首先在 Berkeley 图像数据集上测试了本文方法, 将 λ 从 0 改变为 0.05, 每一步的变化为 0.001, 如图 3 所示。当 λ 较大时, 本文方法在像素区分数上有很大的改善, 但在 DE 分数上的细节损失较大。为了实现更好的增强像素区分数, 同时防止细节丢失, 设 $\lambda = 0.015$ 。首先将图像转换到 HSV 颜色空间, 以防止颜色失真, 对亮度通道 V 进行处理, H 和 S 通道保持不变。

为了进行客观评估, 本文采用了对比度增强 (enhancement measure evaluation, EME)^[2]、绝对平均亮度误差 (absolute mean brightness error, AMBE)^[25]、梯度大小相似度偏差 (gradient magnitude similarity

deviation, GMSD)^[26] 和离散熵 (discrete entropy, DE) 措施。

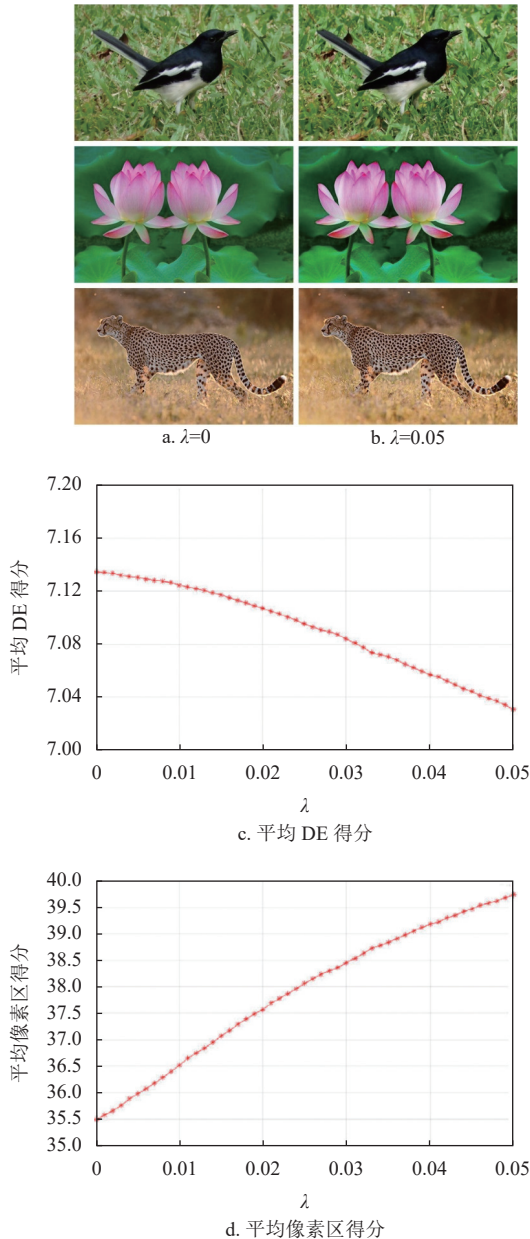


图 3 λ 对 Berkeley 图像数据集增强图像的影响

首先, 使用 EME 测量基于 Weber 算法的图像平均对比度, 越大说明图像整体的对比度越好。对于 EME, 将增强后的图像 X 划分为 N 个子块 X_{ij} , 其大小固定相同, W 为横向子块的个数, H 为纵向子块的个数, 计算每个子块的灰度最大值与最小值之比。然后计算平均比例作为最终得分。EME 为:

$$\text{EME}(X) = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H 20 \ln \frac{\max(x_{ij})}{\min(x_{ij} + \delta)} \quad (17)$$

式中, $\max(x_{ij})$ 和 $\min(x_{ij})$ 分别是子块 x_{ij} 中像素强度的最大值和最小值。 δ 设定为 0.000 1, 目的是为了避免除零操作; 每个子块的大小为 8×8 。

其次, 测量输入图像和增强图像之间的平均像素强度的绝对差值为:

$$\text{AMBE}(X, Y) = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |Y(i, j) - X(i, j)| \quad (18)$$

式中, Y 是输入图像; X 是增强后的图像; 其他参数如之前所述。AMBE 评分越低, 说明相应的增强方法有效地保持了输入图像的平均亮度, 增强后的图像更好地还原了原始图像的整体亮度特性, 对人眼有更好的适应性。

再使用 GMSD 计算输入图像和增强图像之间像素的梯度相似度, 然后测量整体梯度相似度的标准差作为最终得分。GMSD 得分越低, 说明输入图像与增强图像之间的图像失真越小:

$$\text{GMSD} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{GMS}(i) - \text{GMSM})^2} \quad (19)$$

式中, $\text{GMS}(i)$ 为第 i 个子块的梯度幅值相似性; GMSD 是全部局域梯度场的平均处理结果。

最后, 使用 DE 评估图像中的信息量。DE 值高表示图像包含更多信息。由于信息处理不等式的存在, 利用全局变换函数生成的输出图像的 DE 不能高于输入图像。

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P_i \lg(P_i) \quad (20)$$

总的来说, 直接算法整体比间接算法在人眼观测的效果上更好, 特别是在对细节信息的保留上有更好的表现。其中 LDR 等间接算法在极大地增强细节的同时会产生光晕的效果。在图像中对对比度较强的区域, 颜色过于鲜艳, 影响图像的整体效果。

表 1~表 3 为依据文献 [20] 的 3 个数据集, 对常见图像处理算法进行分项指标计算的实验结果。结果表明, 本文算法表现出了一定的优势。根据 EME 结果, LSCN 和本文方法在各个类别中表现出了最好的性能, 避免了 AMBE 和 GMSD 评分中显示的平均亮度变化和图像失真。但是, LSCN 会导致 GMSD 分数中明显的图像失真, 需要更高的计算复杂度。此外, RSIE 的性能与本文方法相当, 但计算复杂度高出约 50 倍。

表 1 Database 1

Categories	Algorithms	EME	AMBE	GMSD	DE	Processing time/ms
Direct Methods	NPEA ^[22]	11.50	27.34	0.043 4	7.102 9	9631.2
	LSCN ^[23]	77.56	14.89	0.098 7	6.485 6	6069.3
	RSIE ^[24]	24.10	5.87	0.025 2	7.494 2	302.4
	WAHE ^[27]	15.83	5.98	0.038 5	7.120 3	5.4
	CVC ^[14]	22.32	8.15	0.032 4	7.110 4	103.5
Indirect Methods	LDR ^[28]	24.34	8.65	0.028 5	7.160 1	18.6
	AGC ^[18]	15.43	41.33	0.060 5	6.890 3	1.9
	FCCE ^[21]	21.34	9.56	0.067 4	7.539 2	128.4
	CESF ^[16]	13.67	50.03	0.109 3	5.891 2	0.3
	EACE ^[17]	24.77	10.92	0.128 4	7.049 8	35.8
	SMSF(proposed)	26.32	4.88	0.025 6	7.195 3	5.3

表 2 Database 2

Categories	Algorithms	EME	AMBE	GMSD	DE	Processing time/ms
Direct Methods	NPEA ^[22]	13.24	21.73	0.040 9	7.194 5	6531.2
	LSCN ^[23]	75.34	17.21	0.089 5	6.783 4	7469.3
	RSIE ^[24]	21.34	11.35	0.032 1	7.465 4	392.4
	WAHE ^[27]	16.33	8.63	0.040 2	7.063 4	3.4
	CVC ^[14]	21.35	7.99	0.049 2	7.167 1	124.7
Indirect Methods	LDR ^[28]	21.54	9.03	0.023 1	8.084 2	12.3
	AGC ^[18]	16.89	39.04	0.059 7	6.908 1	1.2
	FCCE ^[21]	20.56	7.88	0.074 0	7.090 9	124.7
	CESF ^[16]	14.01	49.02	0.120 5	5.781 2	0.1
	EACE ^[17]	25.81	13.75	0.110 7	7.093 8	33.8
	SMSF(proposed)	28.30	5.84	0.020 9	7.991 2	5.1

表 3 Database 3

Categories	Algorithms	EME	AMBE	GMSD	DE	Processing time/ms
Direct Methods	NPEA ^[22]	12.43	22.56	0.051 1	7.192 3	4352.2
	LSCN ^[23]	87.34	12.77	0.098 5	6.345 6	1345.3
	RSIE ^[24]	31.01	13.46	0.029 4	7.765 3	1234
	WAHE ^[27]	15.88	8.34	0.050 2	7.054 3	3.3
	CVC ^[14]	25.21	9.62	0.049 6	7.234 5	113.7
Indirect Methods	LDR ^[28]	27.49	11.23	0.020 3	8.134 7	14.5
	AGC ^[18]	17.83	38.53	0.065 3	6.985 4	0.7
	FCCE ^[21]	21.37	9.21	0.084 2	7.134 4	12.3
	CESF ^[16]	16.72	47.28	0.119 8	5.965 4	0.2
	EACE ^[17]	22.89	16.23	0.120 9	7.104 5	12.4
	SMSF(proposed)	26.57	5.54	0.036 5	7.934 2	3.4

在传统的间接方法中, LDR、FCCE 和 EACE 在 EME 评分方面体现了高对比度。然而, 如 AMBE 评分所示, LDR 在平均亮度保持方面表现较弱。对于 EACE 和 FCCE, 输出图像 GMSD 得分显示图像失真严重。相比之下, 从 EME 评分来看, 本文方法的增强性能比第二优的 EACE 算法提高了 10.5%。此外, AMBE 和 GMSD 评分显示, 与 EACE 相比, 此方法平均亮度变化减少 60.2%, 图

像失真减少 76.9%。如 DE 得分所示, 在间接方法中, 本文方法是保存细节方面效果第二的方法。虽然 FCCE 提供了最高的 DE 分数, 但 FCCE 包含了局部处理, 其中输出像素强度是结合输入像素强度和变换函数结果自适应获得。另一方面, 此方法在不进行任何局部处理的情况下, 仅获得了较一般的 DE 得分。

本文方法实现了更高的对比度增强性能, 降低

了平均亮度的变化, 需要更少的计算复杂度, 实现了较低的图像失真。

5 结束语

基于人视网膜对光感受的对比敏感度, 本文提出了一种新的基于 S 型函数的对比度增强方法。将对比敏感度建模为对数参数的指数函数, 并利用对比敏感度模型导出了一个 S 型函数, 利用逐步变化的方法估计了此方法的最佳参数。此方法在使图像对比度最大化的同时, 防止了信息的丢失, 不仅具有较低的计算复杂度, 且在对比度方面优于现有方法。面向对比度增强和平均亮度(细节)保持的变换函数, 本文方法简单有效, 可以应用于其他类型的图像处理, 如色调映射以及微光图像增强。在未来的工作中, 可尝试利用局部结构信息(如视网膜理论、二维直方图或梯度分布)来进一步提高此方法的细节保持性能。

参 考 文 献

- [1] 张新明, 沈兰荪. 基于小波的同态滤波器用于图像对比度增强[J]. *电子学报*, 2001, 29(4): 531-533.
ZHANG X M, SHEN L S. Image contrast enhancement by wavelet based Homomorphic filtering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(4): 531-533.
- [2] 李冠章, 罗武胜, 李沛. 一种高效地修正 Retinex 图像自适应对比度增强算法[J]. *测试技术学报*, 2009, 23(5): 445-451.
LI G Z, LUO W S, LI P. An effective modified Retinex algorithm for adaptive contrast enhancement of image[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2009, 23(5): 445-451.
- [3] NERCESSIAN S C, PANETTA K A, AGAIAN S S. Non-Linear direct multi-scale image enhancement based on the luminance and contrast masking characteristics of the human visual system[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3549-3561.
- [4] 王书民, 张爱武, 胡少兴, 等. 一种基于全局和局部光照估计的 Retinex 图像增强算法[J]. *科学技术与工程*, 2015, 15(34): 100-104.
WANG S M, ZHANG A W, HU S X, et al. The Retinex algorithm of image enhancement based on the global and local illumination estimation[J]. *Science Technology and Engineering*, 2015, 15(34): 100-104.
- [5] 程宇, 邓德祥, 颜佳, 等. 基于卷积神经网络的弱光照图像增强算法[J]. *计算机应用*, 2019, 39(4): 1162-1169.
CHENG Y, DENG D X, YAN J, et al. Study on low-light image enhancement based on convolutional neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(4): 1162-1169.
- [6] CELLIK T, TIAHJADI T. Automatic image equalization and contrast enhancement using gaussian mixture modeling[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 21(1): 145-156.
- [7] KIM M, CHUNG M. Recursively separated and weighted histogram equalization for brightness preservation and contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2008, 54(3): 1389-1397.
- [8] WANG Y, CHEN Q. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1999, 45(1): 68-75.
- [9] 王冰雪, 刘广文, 刘美, 等. 轮廓波域内局部对比度增强的彩色图像灰度化算法[J]. *液晶与显示*, 2020, 35(2): 151-160.
WANG B X, LIU G W, LIU M, et al. Color image graying algorithm with local contrast Enhancement in contour wave domain[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(2): 151-160.
- [10] YUKIHIRO M, KAZUO T, TOSHIHIDE K. Effect of midazolam, medetomidine, and butorphanol tartrate combination anesthetic on electroretinograms of mice[J]. *Molecular Vision*, 2019, 25(3): 645-653.
- [11] WANG C, YE Z. Brightness preserving histogram equalization with maximum entropy: A variational perspective[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2005, 51(4): 1326-1334.
- [12] 吕宗伟, 唐治德, 周林, 等. 利用累积分布函数的亮度保持均衡算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(9): 1495-1503.
LYU Z W, TANG Z D, ZHOU L. Flattest histogram specification with accurate brightness preservation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2011, 23(9): 1495-1503.
- [13] CELIK T, TIAHJADI T. Contextual and variational contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(12): 3431-3441.
- [14] HUANG S C, CHANG F C, CHIU Y S. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(3): 1032-1041.
- [15] CELIK T, LI H C. Residual spatial entropy-based image contrast enhancement and gradient-based relative contrast measurement[J]. *Journal of Modern Optics*, 2016, 63(16): 1600-1617.
- [16] HASSAN N, AKAMATSU N. A new approach for contrast enhancement using sigmoid function[J]. *International Arab Journal of Information Technology*, 2004, 1(2): 221-225.
- [17] LAL S, CHANDRA M. Efficient algorithm for contrast enhancement of natural images[J]. *International Arab Journal of Information Technology*, 2014, 11(1): 95-102.
- [18] WYSZECKI G W, STILES W S. Color science: Concepts and methods, quantitative data and formulae[J]. *Physics Today*, 1968, 21(6): 83-84.
- [19] KWOK N M, HA Q P, LIU D, et al. Contrast enhancement and intensity preservation for gray-level images using multi-objective particle swarm optimization[J]. *IEEE International Conference on Automation Science & Engineering*, 2009, 6(1): 145-155.

- [20] RAHMAN S, RAHMAN M M, ABDULLAH A W M, et al. An adaptive gamma correction for image enhancement[J]. *Eurasip Journal on Image & Video Processing*, 2016, 5(1): 35-43.
- [21] PARIHAR A S, VERMA O P, KHANNA C. Fuzzy-contextual contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(4): 1810-1819.
- [22] WANG S, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3538-3548.
- [23] ZHAN K, SHI J, TENG J, et al. Linking synaptic computation for image enhancement[J]. *Neurocomputing*, 2017, 238(5): 1-12.
- [24] FU X, WANG J, ZENG D, et al. Remote sensing image enhancement using regularized-histogram equalization and DCT[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2015, 12(11): 2301-2305.
- [25] CHEN S D, RAMLI A R. Minimum mean brightness error bihistogram equalization in contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2003, 49(4): 1310-1319.
- [26] XUE W, ZHANG L, MOU X, et al. Gradient magnitude similarity deviation: A highly efficient perceptual image quality index[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(2): 684-695.
- [27] ARICI T, DIKBAS S, ALTUNBASAK Y. A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2009, 18(9): 1921-1935.
- [28] LEE C, LEE C, KIM C S. Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D histograms [C]//*IEEE Transactions on Image Processing*. [S.l.]: IEEE, 2013, DOI: [10.1109/TIP.2013.2284059](https://doi.org/10.1109/TIP.2013.2284059).

编辑 税 红

(上接第 585 页)

- [21] SAENKO K, KULIS B, FRITZ M, et al. Adapting visual category models to new domains[C]//*European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer, 2010: 213-226
- [22] VENKATESWARA H, EUSEBIO J, CHAKRABORTY S, et al. Deep hashing network for unsupervised domain adaptation[C]//*IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 5018-5027.
- [23] SAITO K, WATANABE K, USHIKU Y, et al. Maximum classifier discrepancy for unsupervised domain adaptation[C]//*IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 3723-3732.
- [24] WANG Q, BRECKON T. Unsupervised domain adaptation via structured prediction based selective pseudo-labeling[C]//*AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto, CA: AAAI, 2020: 6243-6250.
- [25] JAEMIN N, HEECHUL J, HYUNG J C, et al. FixBi: Bridging domain spaces for unsupervised domain adaptation[C]//*IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 1094-1103.
- [26] LAURENS M, GE-OFFREY H. Visualizing data using t-sne[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9: 2579-2605.

编辑 税 红