

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)02-0278-09

论文索引信息: 许欣, 陈强, 孙怀江, 夏德深. 基于梯度域融合的图像视觉效果改善[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(2): 278-286

基于梯度域融合的图像视觉效果改善

许欣, 陈强, 孙怀江, 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 针对同一场景不同图像之间可存在互补优缺点的特点, 提出了采用梯度域融合的方法改善图像视觉效果增强方法。首先将待融合各图像的结构张量按一定比例进行融合, 在权重的设计中考虑了各通道图像的局部对比度。之后求出目标梯度场, 其结构张量在 Frobenius 范数意义下逼近前述融合后得到的结构张量。最后采用最小二乘拟合从目标梯度场重建出增强后的图像。方法可应用于同一图像不同增强方法结果之间、相同场景采用不同对焦距离或不同曝光时间所拍摄照片之间等的融合。实验结果表明, 融合后的图像能保持各输入通道图像中显著的有意义细节和结构信息, 有效改善增强图像的视觉效果。

关键词: 图像增强; 梯度域; 图像融合; 结构张量

Image visualization improvement based on gradient fusion

Xu Xin, Chen Qiang, Sun Huaijiang, Xia Deshen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094 China)

Abstract: There exists complementarity between different images of one scene. A better image can be obtained by fusing these images in gradient domain. The structure tensors of the images are fused and the local contrasts are incorporated in the design of fusion weights. The target gradient field whose structure tensor approximates the aforementioned tensor in the Frobenius norm sense is then obtained. An enhanced image is finally reconstructed from the target gradient field by least square fitting. Applications can include fusion of results by different enhancement methods, photos of the same scene with different focus or different exposures, etc. Experimental results demonstrate that the fused image can preserve significant details and structural information of each input image channel and the visual effect is improved.

Keywords: image enhancement; gradient domain; image fusion; structure tensor

0 引言

图像增强是指按特定的需要采用特定方法突出图像中的某些信息, 同时削弱或去除无关信息的图像处理。其主要目的是为某种特定应用去改善图像质量, 得到对具体应用来说更实用的图像, 或将原图转换成一种更适合人或机器进行分析处理的形式。图像增强在图像处理和分析领域有着广泛的应用, 如改善光照不均条件下所拍摄图像的视觉效果,

增强对比度较差的医学图像以利于分析诊断, 提取图像中人眼不易见的细节信息等。常见的图像增强方法可分为频域方法和空域方法两类。其中频域方法一般需借助傅里叶分析等变换方法等将图像转换至频率域再做滤波等处理; 而空域方法则直接作用于图像中的像素点, 其又可分为全局处理的方法和区域自适应处理的方法。

常见图像增强方法的输入一般是单幅图像, 输出图像在图像整体视觉效果得到改善的同时常不可避免地存在一些缺点, 如局部对比度的损失、局部细

收稿日期: 2009-09-17; 修回日期: 2009-09-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(60805003, 60773172); 江苏省博士后基金项目(AD41158)。

第一作者简介: 许欣(1982—), 男。2010年于南京理工大学获模式识别与智能系统专业博士学位, 主要研究方向为图像处理与识别。E-mail: xuxinn@gmail.com。

节的丢失、(彩色图像)颜色的失真等。不同图像增强方法处理结果之间、增强处理结果与原图之间常常存在一些具有互补性的优缺点。另一种存在互补优缺点的情况存在于对同一场景采用不同对焦距离所拍摄照片之间。一般场景中只有位于景深内的物体成像是清晰的,被摄物体离对焦点越远,成像越模糊。拍摄时采用的光圈越大,景深越浅,此现象越明显。对于光照不均,明暗对比强烈的场景,一次拍摄的照片一般不能包含所有亮度范围内的细节信息,但可采用不同曝光时间对场景进行多次拍摄,以分别捕捉到各亮度级别中的细节信息。

对于上述几种情况,如能利用两幅或多幅图像合成一幅具有各图优点,又有效抑制各图缺点的图像,将能有效改善结果图像的质量。本文提出了对具有互补性的图像采用在梯度域进行融合来改善视觉效果的图像增强方法。

1 图像增强方法概述

传统的图像增强方法如直方图均衡化、梯度拉伸、伽玛校正等,实质上只是用一个灰度值的映射对直方图进行全局调整^[1],改变图像的灰度分布形式,充分利用灰度级范围,使原图中人眼不易见的隐藏信息得以显现出来。此类方法实现简单、运行速度快,但由于没有考虑图像的局部信息,适用范围较窄,对于光照不均或对比度变化大的图像往往不能得到好的效果。适用范围较广、较实用的方法是区域自适应的方法,如基于 Retinex 理论的方法^[2]、基于梯度域操作的方法^[3]等。近年来,还有学者在图像增强模型中考虑加入了对人类视觉系统(HVS)特性的描述^[4]。

Retinex 理论是 Land^[2]提出的解释 HVS 如何调节感知物体的颜色和亮度的模型,其基本思想是人眼感知到某点的光照不仅取决于该点反射出的绝对光照值,还和该点周围反射出的光照值有关。利用 Retinex 处理可以提取图像色彩恒常性,压缩图像动态范围,提高局部对比度,有效显示淹没在阴影区域中的细节。方法的一般步骤是先从原始图像中估计出光照,然后在对数域从原图中减去光照图像得到增强后的图像。常见的基于 Retinex 模型的方法有 Jobson 等人^[5]提出的基于中心/环绕假设的单尺度 Retinex 方法(SSR)及带彩色恢复的多尺度 Retinex 方法(MSRCR)^[6]。Meylan 等人^[7]的方法采用同样

的框架,在光照估计步骤中采用了非线性自适应滤波的方法,以消除 SSR 等方法所存在的光晕现象。此外,Kimmel 等人^[8]提出了 Retinex 方法的一种变分表达式,并指出其解等价于一个二次优化问题。

Fattal 等人^[3]提出用一个梯度的局部函数与梯度场相乘,压制较大的梯度,拉伸较小的梯度,在压缩图像整体动态范围的同时,增强图像细节处的对比度。朱立新等人^[9]在上述方法的框架下,对梯度场进行直方图均衡化,认为该过程是一个熵增大的过程,可以有效提高图像细节处的对比度。对于梯度域图像处理方法,在本文第 3 节还有介绍。

Majumder 等人^[4]根据 Weber 定律,认为在视觉上要获得同样的增强效果,原图对比度越大处梯度需要越大的拉伸。她们定义了一个图像中所有点处梯度增强量总和的目标函数,并采用迭代贪婪算法求其最大值。方法对图像任一点处的对比度都作增强,不适用于光照不均图像的动态范围压缩,只能用于低动态范围、整体对比度差图像的对比度增强。Palma-Amestoy 等人^[10]指出了符合感知特性的变分模型中的能量项需满足的 2 条假设,并提出了满足这组假设的 3 种变分模型用于彩色图像的增强。Piella^[11]提出了用图像融合方法改善视觉效果的方法,首先使用结构张量的几何描述对多通道图像进行融合,然后在变分模型下加入与视觉感知特性和亮度校正有关的能量项,通过优化方法求得目标函数最小值,得到视觉效果改善的融合图像。

图 1 是几种常见的增强方法对 Cameraman 图像处理结果的举例。可见,各方法在改善图像视觉效果的同时,往往存在各自的缺点。与原图相比,图 1(b)中远处建筑与天空交界处、图 1(c)中摄影者衣裤等处,有图像局部对比度减小和局部细节丢失的现象。

图 2 是采用 MSRCR 方法对彩色图像增强的结果举例。增强后的图像在背光的暗处细节得以显现出来,但增强图像与原图相比在蓝天和钟楼墙壁等处有较明显的颜色失真,色彩趋向于灰色。

最近,针对不同增强方法的结果之间或增强方法与原图之间存在互补优缺点的特性,Chen 等人^[12]提出了采用图像融合的方法提高图像整体视觉效果的方法。Mertens 等人^[13]提出对一系列不同曝光图像进行融合,以得到一幅高质量的高动态范围图像的方法,在融合权重的设计中考虑了饱和度和对比度等信息。



图 1 图像增强方法存在的缺点——细节丢失
 Fig. 1 Deficiency of enhancement methods-loss of details



图 2 图像增强方法存在的缺点——颜色失真
 Fig. 2 Deficiency of enhancement methods-graying out

2 基于梯度域操作图像处理方法概述

近年来,针对图像或视频等的基于梯度域操作的图像处理的方法得到了广泛的关注,其主要应用范围包括高动态范围图像色调映射^[3]、图像拼接^[14]、图像编辑^[15]、视频合成^[16]等。该类方法的一般步骤是将一幅或多幅图像(2 维)、视频(3 维)、网格、表面等转至梯度域,然后对这些梯度进行拉伸、压制、融合、拼接、编辑等操作;经这些操作过后的梯度场往往是不可积的非保守场(即该场不是任何一幅实际图像或视频等的梯度场),但一般可通过重建的方法求出其最小二乘意义下梯度与其最接近的图像,该重建过程往往归结为一个 Poisson 方程的求解。Kazhdan 等人^[17]提出了采用流水线实现多重网格法以快速求解此类大型 Poisson 方程的方法。

基于梯度域操作的方法的一般流程如图 3 所示。

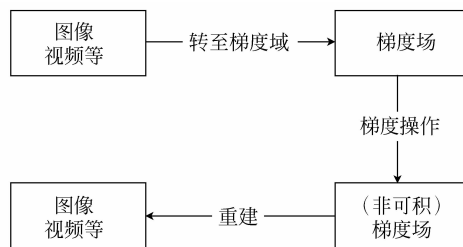


图 3 基于梯度域操作的图像处理的一般流程
 Fig. 3 Flow chart of gradient domain techniques

按操作对象和操作方式的不同,基于梯度域操作的图像处理方法可分为以下 3 类:对单幅图像像素级的操作,包括对单幅图像的梯度场进行拉伸、压制、置零等非线性运算,可用于高动态范围图像色调映射、光影去除和纹理修改等;对两幅或多幅图像相应位置的梯度场进行操作,包括对梯度场进行向量运算、取极值或中值运算、选择运算等操作,可用于照片反射光去除、图像融合、图像无缝克隆等;对图

像梯度场进行接缝操作,可用于图像拼接、全景图像制作等。

与直接在灰度域对图像进行操作相比,在梯度域的操作具有设计简单、直观明了等优点,故本文方法尝试在梯度域对图像进行融合,以期达到改善图像增强结果的目的。

3 梯度域融合方法

对于单通道的灰度图像,其边缘信息一般可由梯度场,即 $\nabla I = \left(\frac{\partial I}{\partial x_1}, \frac{\partial I}{\partial x_2} \right)^T$ 来描述。梯度大小为 $|\nabla I|$,梯度方向为 $\nabla I / |\nabla I|$ 。另, $\nabla I^\perp / |\nabla I|$ 为与梯度方向垂直的边缘方向。

要融合多通道图像,一种直观方法是:先分别求出待融合的各单独通道 $I_n, n=1, \dots, N$ 的梯度场;然后将它们按一定的准则融合为一个整体的目标梯度描述 V ;最后求出一个梯度 ∇I 和 V 最接近的图像 I 作为融合后的结果。此过程中的关键问题是合适的融合准则的选取,要使融合后的图像保持各通道中显著的结构和细节信息。显然,求按一定权重 s_n 的各通道梯度的线性组合是最简单的方法,即 $V = \sum_{n=1}^N s_n \nabla I_n$ 。这样,融合后的最终结果图像为 $I = \sum_{n=1}^N s_n I_n$,其也为各通道图像按权重 s_n 的线性组合。此方法简单,但忽略了各通道之间的相互作用。

一种较好的方法是利用基于结构张量的梯度描述进行融合,下文进行介绍。

3.1 多通道图像的几何描述

将待融合的 N 个输入图像 $I_n, n=1, \dots, N$ 看作多通道图像 $I_M: \Omega \rightarrow [0, 1]^N$ 的各标量通道。对于每一点

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2) \in \Omega, I_M = (I_1(\mathbf{x}), \dots, I_N(\mathbf{x}))$$

其中 $I_n(\mathbf{x})$ 是输入图像 I_n 在点 \mathbf{x} 处的灰度值。

对于图像中两点

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2), \mathbf{x}' = (x'_1, x'_2) \in \Omega$$

其差分为 $I_M(\mathbf{x}) - I_M(\mathbf{x}')$ 。当 \mathbf{x} 与 \mathbf{x}' 间的距离趋近于无穷小时,则微分为

$$dI_M = \frac{\partial I_M}{\partial x_1} dx_1 + \frac{\partial I_M}{\partial x_2} dx_2 \quad (1)$$

其平方范数为

$$|dI_M|^2 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \left(\frac{\partial I_M}{\partial x_i} \cdot \frac{\partial I_M}{\partial x_j} \right)^2 dx_i dx_j \quad (2)$$

定义矩阵 G 的各元素具有以下形式

$$G_{ij} = \frac{\partial I_M}{\partial x_i} \cdot \frac{\partial I_M}{\partial x_j} \quad i, j = 1, 2 \quad (3)$$

则 $|dI_M|^2 = d\mathbf{x}^T G_{ij} d\mathbf{x}$, 其中 $d\mathbf{x} = (dx_1, dx_2)^T$ 。此二次型即微分几何中曲面的第一基本形式。

矩阵 G 也被称为结构张量或二阶矩矩阵^[18], 其也可表示为以下用梯度张量表达的形式:

$$G = \sum_{n=1}^N \nabla I_n(\mathbf{x}) \nabla_n^T(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \sum_{n=1}^N I_{nx_1}^2 & \sum_{n=1}^N I_{nx_1} I_{nx_2} \\ \sum_{n=1}^N I_{nx_1} I_{nx_2} & \sum_{n=1}^N I_{nx_2}^2 \end{pmatrix} \quad \forall \mathbf{x} = (x_1, x_2) \in \Omega \quad (4)$$

可知, G 为半正定矩阵,其可用谱分解对角化为 $G = Q\Lambda Q^T$ 的形式。其中, Q 为正交矩阵,即 $Q^T Q = Q Q^T = I$, 此处 I 为单位矩阵。 Λ 为 2×2 阶对角阵, 对角元非负,为矩阵 G 的特征值。矩阵 Q 的各列为矩阵 G 的(正交)特征向量。最大特征值 λ_+ 和最小特征值 λ_- 分别表示了图像 I_M 在一点 \mathbf{x} 处最大和最小的变化率,相应的特征向量 θ_+ 和 θ_- 表示了此最大和最小变化率所在的方向。

特征值 $\lambda_{+/-}$ 和特征向量 $\theta_{+/-}$ 的计算方法如下:

$$\lambda_{+/-} = \frac{G_{11} + G_{22} \pm \sqrt{\Delta}}{2} \quad (5)$$

$$\theta_{+/-} \parallel \begin{pmatrix} 2G_{12} \\ G_{22} - G_{11} \pm \sqrt{\Delta} \end{pmatrix}$$

式中 $\Delta = (G_{11} - G_{22})^2 + 4G_{12}^2$ 。

可得

$$G = \lambda_+ \theta_+ \theta_+^T + \lambda_- \theta_- \theta_-^T \quad (6)$$

$$\lambda_+ + \lambda_- = \text{tr}(G) = \sum_{n=1}^N |\nabla I_n|^2$$

对于灰度图像(即 $N=1$)的情况,易得

$$\lambda_+ = |\nabla I|^2, \lambda_- = 0 \quad (7)$$

$$\theta_+ = \nabla I / |\nabla I|, \theta_- = \nabla I^\perp / |\nabla I|$$

对于多通道图像, λ_+ 和 λ_- 共同表达了图像在局部的几何特性。该特性应取决于各通道的梯度值及之间的相互关系。

在实际中,可采用平滑过的梯度场 ∇I_σ 代替原始梯度场,以消除噪声影响和过小尺度的结构。 $\nabla I_\sigma = \nabla I * K_\sigma$, 其中 K_σ 是标准差为 σ 的2维高斯核,“*”表示2维卷积运算。

3.2 多通道图像的单值表达

如前所述,对于单通道的灰度图像,表达最小变化率的特征值 λ_{-} 为零。故融合后的目标灰度图像(单值) \tilde{I} 的结构张量应具有形式 $\tilde{G} = \nabla \tilde{I} \nabla \tilde{I}^T = \lambda \theta_{+} \theta_{+}^T$ 。融合后的图像 \tilde{I} 应保持原图像 I_M 的基本几何性质,故 \tilde{G} 应逼近 G 。在 Frobenius 范数意义下,

对 G 的最佳逼近的 $\tilde{G} = Q\tilde{\Lambda}Q^T$, 其中 $\tilde{\Lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_{+} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ 。

于是,

$$\tilde{G} = \lambda_{+} \theta_{+} \theta_{+}^T, \nabla \tilde{I} = \sqrt{\lambda_{+}} \theta_{+} \quad (8)$$

更通用的形式则为 $\nabla \tilde{I} = f(\lambda_{+}, \lambda_{-}) \theta_{+}$, 其中 f 为梯度变化率的增函数。

若采用式(4)的形式,则各通道图像的梯度对融合后图像的梯度的贡献是均等的。事实上,我们对增强结果进行融合的目的,是要使融合后的图像包含有各通道中最有意义、最显著的特征,故我们需对融合的权函数进行进一步设计,使目标梯度场 V 包含有各通道中的显著结构信息。

对每一输入通道 $I_n, n = 1, \dots, N$ 中的每一像素点 $x = (x_1, x_2) \in \Omega$, 定义 $s_n(x)$ 为归一化权重,即 $\sum_{n=1}^N s_n(x) = 1, \forall x \in \Omega$ 。其代表了通道 I_n 在 x 邻域的几何和细节特征的显著性。由此,可计算加权的结构张量为

$$G_s(x) = \begin{pmatrix} \sum_n \left(s_n(x) \frac{\partial I_n}{\partial x_1} \right)^2 & \sum_n s_n^2(x) \frac{\partial I_n}{\partial x_1} \frac{\partial I_n}{\partial x_2} \\ \sum_n s_n^2(x) \frac{\partial I_n}{\partial x_1} \frac{\partial I_n}{\partial x_2} & \sum_n \left(s_n(x) \frac{\partial I_n}{\partial x_2} \right)^2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

目标梯度场 V 则通过对 $G_s(x)$ 采用前述的方法谱分解后计算得到,即梯度 $V(x)$ 的大小为特征值 $G_s(x)$ 的函数,其方向与相应的特征向量方向相同。此处应指出,对角化并不能唯一确定特征向量的符号。因此我们规定目标梯度场的方向应与各通道梯度场的(加权)平均方向相同。即

$$V(x) = f(\lambda_{+}, \lambda_{-}) \theta_{+} \text{sign}(\theta_{+} \cdot s_n(x) \nabla I_n(x)) \quad (10)$$

3.3 梯度融合权重的设计

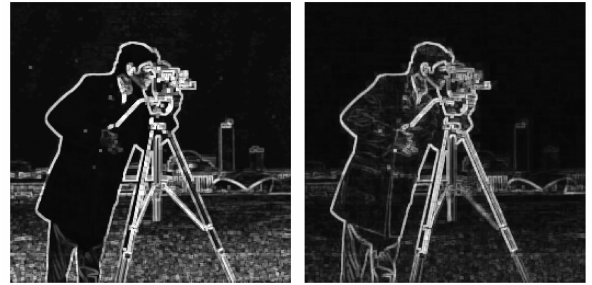
权重的设计与图像融合的目的密切相关。本文方法的主要目的是使融合后的图像保持各通道图像中显著的结构和细节信息,故权重设计主要考虑像素局部邻域层次的特征。图像的局部对比度在一定意义上反映了图像在局部显著的结构和细节信息。

对于待融合每一通道图像 I_n 中的任一点 $x = (x_1, x_2)$, 定义其局部对比度为

$$C_i(x) = \max(N_i(x)) - \min(N_i(x)) \quad (11)$$

式中 $N_i(x)$ 表示图像 I_n 中以 x 为中心的 3×3 邻域。

图 4 为根据上述定义计算的图 1(b)(c) 的局部对比度图示。



(a) 图 1(b)局部对比度 (b) 图 1(c)局部对比度

图 4 局部对比度

Fig. 4 Local contrast

3.3.1 两幅图像融合

设 C_1 和 C_2 之差为 $D = C_1 - C_2$, 使用 Sigmoid 函数定义权重 s_1 , 且使 s_1 和 s_2 之和为 1。

$$s_1 = \frac{1}{1 + e^{-a \cdot (D-b)}} \quad (12)$$

$$s_2 = 1 - s_1$$

式中, $a = 5, b = -\frac{\min(D)}{\max(D) - \min(D)}$ 为常数,控制了 Sigmoid 函数的陡度和中心位置等性质。

$\hat{D} = \frac{D - \max(D)}{\max(D) - \min(D)}$ 是归一化后的 D , 其取值位于 $0 \sim 1$ 。

3.3.2 多幅图像融合

设 $C_i(x)$ 的定义同以上两幅图像融合时的情况,其指数函数为 $E_i(x) = e^{c \cdot C_i(x)}$, 其中 c 为常数。则融合权重为

$$s_i(x) = \frac{E_i(x)}{\sum_{i=1}^N E_i(x)} \quad (13)$$

易得,若选取合适的 a 值和 c 值,则式(12)为式(13)的特殊情形。

3.4 从目标梯度场重建增强图像

在得到增强的梯度场 V 后,即可得到在最小二乘意义下的目标函数

$$\iint F(\nabla I, V) dx \quad (14)$$

其中

$$F(\nabla \mathbf{I}, \mathbf{V}) = \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{V}\|^2 = \left(\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_1} - V_1\right)^2 + \left(\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x_2} - V_2\right)^2 \quad (15)$$

其 Euler-Lagrange 方程为

$$2\left(\frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x_1^2} - \frac{\partial V_1}{\partial x_1}\right) + 2\left(\frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x_2^2} - \frac{\partial V_2}{\partial x_2}\right) = 0 \quad (16)$$

式(16)经整理具有以下形式

$$\nabla^2 \mathbf{I} = \text{div}(\mathbf{V}) \quad (17)$$

式中 ∇^2 为 Laplace 算子, $\nabla^2 \mathbf{I} = \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2 \mathbf{I}}{\partial x_2^2}$ 。

在求解上述 Poisson 方程时,可采用 Neumann 边界条件。利用 Laplace 算子矩阵易于对角化的特点,则可用离散余弦变换(DCT)来进行矩阵乘法和求逆的快速运算。求解过程中运算复杂度最高的步骤为正逆各 1 次 2 维 DCT,其计算复杂度均为

$O(N \log(N))$,其中 $N = m \times n$ 为图像中像素数,这样整体运算复杂度也为 $O(N \log(N))$ 。

直接重建出的图像的灰度范围一般与原图不同,且可能出现负值或超出 255(8 位图像)的情况,我们最后将图像的灰度范围整体调整为与原图相同。

4 实验结果及讨论

图 5 是对两幅合成图像进行融合的举例。图 5(a)的左侧和图 5(b)的右侧都是 Cameraman 原图与标准差为 2.0 的高斯核做 2 维卷积后得到的模糊图像,两图的另一侧保持与原图相同。图 5(c)为两幅图像融合后的结果。可以看出,融合结果图像有效保持了两幅待融合图像中与原图相同的一侧大部分清晰的边缘、细节等结构信息。由此可知,本文方法的融合准则对于保持显著信息是有效的。



图 5 合成图像的融合

Fig. 5 Fusion of synthetic images

图 6 是对图像增强结果采用本文方法进行融合的举例,图 6(a)为原图与 Fattal 方法结果的融合,图 6(b)为 Fattal 方法与 Majumder 方法结果的融合;图 7 为图 1、图 6 中较亮和较暗两处位置细节的局部放大,可见,Fattal 方法虽有效增强了原图像中较暗处的细节信息,如摄影者的衣裤等处,但远处建筑与天空的交界处对比度较原图反有所下降;Majumder 方法则将原图中的强边缘进一步增强,天空等亮处效果较好,但摄影者的衣裤等较暗处的细节较原图甚至更不可见。而融合结果,其保持了各输入图像之间互补的优点,较亮(建筑与天空交界处)和较暗处(衣裤处)的细节均得到了保持,整体视觉效果优于原图和两种增强结果。其中,由于 MSRCR 方法和 Majumder 方法的互补性更明显,故

图 6(b)的融合效果优于图 6(a)。

图 8 是对图 2 中两幅彩色图像进行融合的结果。处理中,首先将图像从 RGB 空间转至 Hue-Saturation-Value (HSV)空间,以将彩色及饱和度信息和亮度信息分离开;然后仅对 V 通道进行图像融合;最后将原图的 H 通道和 S 通道与融合后的 V 通道组合,并转回 RGB 空间得到最终结果。表 1 列出了图像中 3 点处 MSRCR 方法结果、Mertens 方法融合结果以及本文方法融合结果与原图色彩差异的度量。差异度量的计算方法为

$$\Delta E = \sqrt{(L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2} \quad (18)$$

式中 $L_i, a_i, b_i, i = 1, 2$ 为转至 Lab 彩色空间的图像的 3

个通道。 ΔE 越小,表示色彩差异越小。由图 8 和表 1 可见,融合后的图像结合了原图和 MSRCR 结果的优

点,暗处细节清晰可见;融合结果均减小了 MSRCR 方法结果色彩失真的程度,且本文方法结果更佳。



图 6 增强结果图像的融合
Fig. 6 Fusion of enhancement results

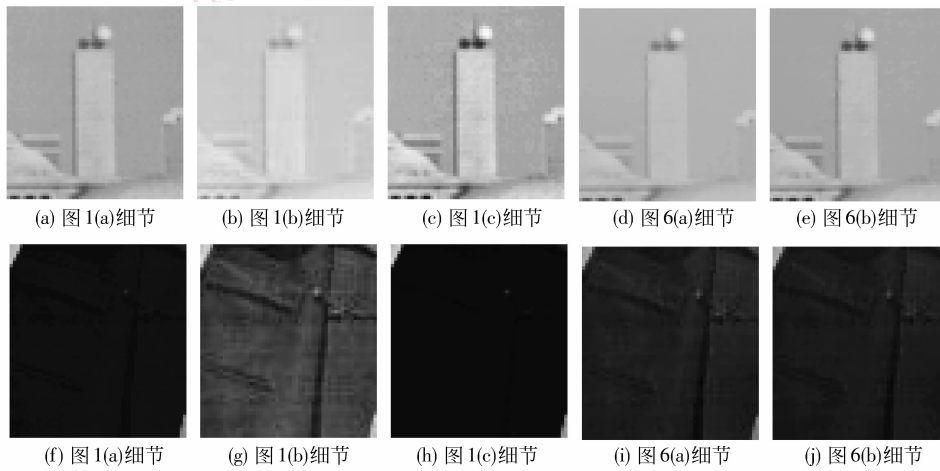


图 7 图 1、图 6 中增强结果细节显示
Fig. 7 Details of enhancement results in Fig. 1 and Fig. 6

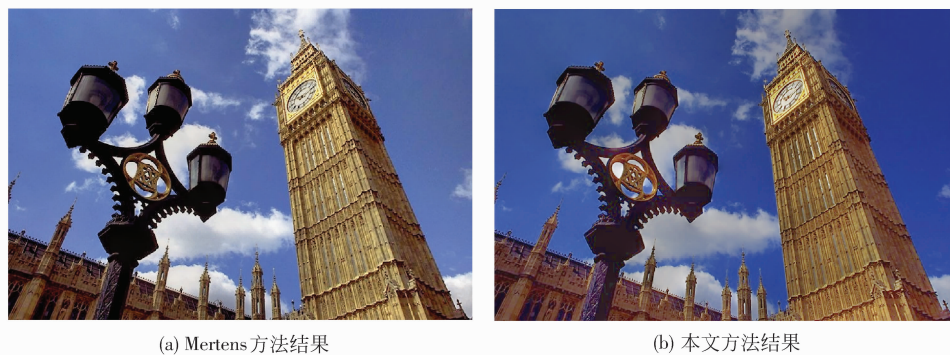


图 8 彩色图像增强结果融合
Fig. 8 Fusion of color enhancement results

表 1 与原图色彩差异度量

Tab.1 Measure of chromatic aberration

坐标	MSRCR 结果	Mertens 结果	本文结果
(40,40)	31.718 6	8.699 4	6.759 2
(270,400)	31.385 1	20.379 4	0.654 4
(150,650)	46.147 2	39.074 2	13.501 7

5 本文方法的其他应用

本文方法除可用于对各增强方法的结果进行融合以改善视觉效果外,还可应用于采用不同对焦距离或不同曝光时间所拍摄照片的融合,以得到整体

效果更好的图像。

图 9 是相机对在同一场景中采用不同对焦距所拍摄照片进行融合的举例。图 9(a)和 9(b)中的照片在拍摄时相机镜头分别对较远处和较近处的钟对焦,而景深外的物体则显得模糊。图 9(c)为融合图像,可见,融合图中的两个钟均较原图像中模糊部分清晰,钟盘中的文字较原图像中模糊部分易见。

图 10 是对采用不同快门时间曝光所拍摄照片进行融合的举例。图 10(a)—(d)是对同一场景采用由快至慢 4 种快门时间曝光所拍摄的图像,各图分别捕捉到了由暗至亮各种亮度级别中的细节信息;图 10(e)为融合结果。可见,融合图像可保持住各次曝光图像中主要的细节信息。



图 9 不同距离对焦成像照片的融合
Fig.9 Fusion of images with different focus



图 10 多重曝光图像的融合
Fig.10 Fusion of images of different exposures

6 结 论

提出了在梯度域对同一场景具有互补优缺点的图像进行融合以改善图像视觉效果的方法,在融合权重的设计中考虑了图像局部的对比度。实验结果表明,本文方法可较有效的提取各图像中显著的结构信息,融合图像综合了各图像的优点,缺点得到有效抑制,整体视觉效果较各原图像更佳。下一步的工作可包括自适应性最佳的融合权重的设计等。

参考文献 (References)

- [1] Arici T, Dikbas S Altunbasak Y A. A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(9): 1921-1935.
- [2] Land E H. Recent advances in Retinex theory and some implications for cortical computations; color vision and the natural image [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1983, 80(16): 5163-5169.
- [3] Fattal R, Lischinski D, Werman M. Gradient domain high dynamic range compression [C] // Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, New York: ACM, 2002: 249-256.
- [4] Majumder A, Irani S. Perception-based contrast enhancement of images [J]. ACM Transactions on Applied Perception, 2007, 4(3): Article 17; 1-22.
- [5] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround Retinex [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [6] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.
- [7] Meylan L, Süstrunk S. High dynamic range image rendering with a Retinex-based adaptive filter [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2820-2830.
- [8] Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A variational framework for Retinex [J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7-23.
- [9] Zhu Lixin, Heng P A, Xia Deshen. Image contrast enhancement by gradient field equalization [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2007, 19(12): 1546-1552. [朱立新,王平安,夏德深.基于梯度场均衡化的图像对比度增强[J].计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(12): 1546-1552.]
- [10] Palma-Amestoy R, Provenzi E, Bertalmio M. A perceptually inspired variational framework for color enhancement [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(3): 458-474.
- [11] Plella G. Image fusion for enhanced visualization: a variational approach [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 83(1): 1-11.
- [12] Chen Q, Xu X, Sun Q. A solution to the deficiencies of image enhancement [J]. Signal Processing, 2010, 90(1): 44-56.
- [13] Mertens T, Kautz J, Reeth F V. Exposure fusion: a simple and practical alternative to high dynamic range photography [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 28(1): 161-171.
- [14] Levin A, Zomet A, Peleg S, et al. Seamless image stitching in the gradient domain [C] // Proceedings of European Conference of Computer Vision, Prague, Czech Republic, Berlin / Heidelberg: Springer, 2004, 4:377-389.
- [15] McCann J, Pollard N S. Real-time gradient-domain painting [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article 93: 1-7.
- [16] Fleishman S, Cohen-Or D, Drori I, et al. Video operations in the gradient domain [R]. Tel-Aviv, Israel: Tel-Aviv University, 2004.
- [17] Kazhdan M, Hoppe H. Streaming multigrid for gradient-domain operations on large images [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article 21: 1-10.
- [18] Tschumperlé D, Deriche R. Vector-valued image regularization with PDE's: a common framework for different applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(4): 506-517.