

指导教师： 杨涛

提交时间： 2015.3.29

The task of
Digital Image Processing

数字图像处理

School of Computer Science

No: 1

姓名： 肖尧

学号： 2012302449

班号： 10011203



对于大量图像的反射分离

郭晓洁, 曹小春 与 Yi Ma

信息安全, IIE, 中国科学院, 北京, 100093, 中国国家重点实验室

信息科学与技术, 上海科技大学, 上海, 200031, 中国学院

xj.max.guo@gmail.com

caoxiaochun@iie.ac.cn

mayi@shanghaitech.edu.cn

摘要

当通过透明介质记录得到视频或图像序列时, 一般是由透射层 (景物在其后面) 和反射层混合的结果。从图像中恢复这两层看上去像是一个高度病态的问题, 因为要处理的数据规模尚且是所给的图像的两倍。在本论文中, 我们用提出一个能发现多图中透射层相关性和两层间梯度场的稀疏度和独立性的稳健算法, 来从大量的图像中将这两层分离出来。我们设计了一个新的增光拉格朗日乘子算法来有效可行的解决这个分离问题。基于模拟和实际数据的实验结果证明了所提方法在准确性和简易度上的性能优于如今已有的技术水平。

1. 介绍

随着移动成像设备越来越普遍, 我们看到更多的消费者在缺少控制状态下录拍的视频和图像序列。经常人们穿过玻璃之类的透明介质录制视频。例如, 一个人可能透过办公室的窗户录制一段忙碌街道的视频; 或者我们可能拍玻璃框画的图像。在这种情况下, 图像中将会同时含有透过介质传出的景象和一些反射。出于增强图像的目的, 把图像中透射部分和反射部分分离是很棒的。图 1 为一个范例: 两张用手机拍摄的玻璃框画的范例图片 (a), 它的反射 (b) 和穿透组成部分 (c) (在玻璃后面的图画) 按照我们的方法获得的恢复。

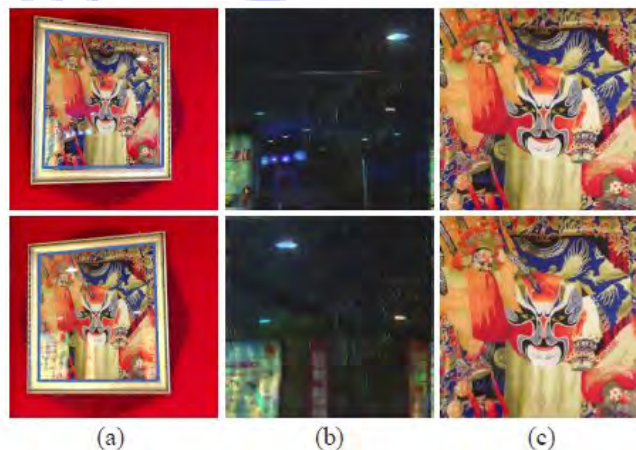


图 1 (a) 反射的样本图像, 在感兴趣的区域是由蓝色的窗户边界。

(b) 和 (c) 分别对应的反射和透射层的恢复方法。

数学上, 我们可以建模捕获的叠加图像 f 作为两个部分的线性组合: $f=t+r$, 期中 t 和 r 分别代表透射层和反射层。本论文的目标是从一系列的图像中把这两层恢复出来。无论如何, 我们可从模型中看出要处理的数据规模是所给的两倍, 并且已被表明了严重不普适性。及时拥有大量观察图像,

这个问题仍是不能确定的。因此，为了使这个问题能够适应，我们为了 t 和 r 需要增加额外的方案。

对于高质量职业摄影和摄影师来说反射一直是希望减少的烦人的事情。[3]和[15]建议用两张被不同角度的旋转偏振镜头拍下的图像，然后找到一个理想的方法将两幅图像线性组合起来。我们能发现更多的基于极化滤波技术的文献[14, 8]。[1]发展了一个相似的技术利用一对有无闪光的图像来减少反射作用。即使这些处理可以有效减少反射，这要求摄影师有专业的摄影技术和设备，也就大大减少了对典型目标顾客的适用性。

莱文等人试图降低摄影师的专业设备要求[10, 11]，并且发明了一套用户帮助系统[9]来从单个图像中恢复透射层和反射层，用互动标签来选择两层的显示梯度。之外，我们在这个协助系统的帮助下介绍一个用隐式马尔科夫模型来完成这个单图分层工作的最大期望算法。虽然对个别图像进行手动分离是可行的，但是对大量图序以及视频序列来说是不切实际的。在这种情况下，自动算法才更值得期待。

定与反射图像的序列，厘清两个部件之间略去运动可以被利用以分解两层。各种方案都有人提出，从图像中提取多个运动序列，如[7, 6, 19]。然而，他们大多只关心有关恢复运动，不恢复这两个部分。[17]和[18]利用相对运动来进一步还原层。但是，它们需要有足够的变化议案，其性能可能 significant-ly 降低时，该条件被违反。最近，有 Beery 和 Yeredor [2]提出了分解叠加两个转移层的图像。[4]介绍了一种快速算法名为稀疏盲分离与空间转移到实现的目标。但两者的假设下，该运动是唯一的统一的翻译，并且因此不适用一般情况下。[5]给出一个更通用的方法利用图像盲目分离叠加图像静态，其结果是有希望的。然而，该方法的主要限制是它要求一个相当大量的内存来处理。的模型 RASL [13]适合从反射分离任务成分分解的观点。因为它几乎不认为两者的关系和特征部件，将回收的层的视觉质量是不保证。[16]将恢复两部分依靠 T-禾层立体匹配和多深度估计。如反射通常占用的只有一小部分图像，具有非常低强度，特征匹配和铅灰估计该反射层是极有可能成为不准确，如果不是不可能的，对于大多数实际序列（如在图 1 中所示）。

贡献 在本文中，我们将展示如何分解透射和反射层可以提供改善的序列年龄通过开发一些有实力的先验结构中均传输层和反射之一。更明确的来说，我们的框架将利用在三个结构先验统一的方式：1) 所发送的层的相关所述跨不同梯度的图像帧，2) 稀疏两层的梯度，和 3) 之间的独立性的发送的梯度场和反射器。此外，在一个图像序列，叠加区域可被缩放，旋转，或在整个变形序列，例如图 1。我们的方法将自动寻求 AL-感兴趣区域的最佳比对升图像。从用户所需的唯一相互作用是在第一个图像帧指定感兴趣的区域中，如蓝色的窗口在图的上部图像 1 (a) 中，并其余的将被自动计算出来。我们提出一个有效的艾菲基于增广拉格朗日乘数算法和方向交替最小化的方法来解决相关联的优化问题。我们进行了广泛的 E 实验来验证我们的方法中的组成部分与现有技术的状态。

2. 我们的方法

2.1 问题公式化

回想一下，叠加后的图像（区域）是线性组合所发射层和反射的。为一个图像序列，在每一个图像中的重叠区域帧满足 $\forall i \in [1, \dots, n]$ 中， $f_i = t_i + r_i$ 。如果我们收集每个帧为矩阵的一列中，上述关系可以以矩阵形式为 $F = T + R$ ，改写其中 $F \in R_{m \times n}$ 是矢量图像和 M 是像素的数目。 T 和 R 表示所发送的和反射分量。

结构优先的解决办法

所述多个图像在传输层的 t 强相关。作为一个解决方案，我们在这里介绍 之前的相关性：如果透射区域设置在多个帧良好对准，秩的矩阵 T 低，理想地 1，这是众所周知的自然图像大多是分段光滑的渐变字段典型地稀疏。我们称之为边缘稀疏的先验，或者两层的反应， $\sum_{j=1}^J \|d_j * t_i\|_0$ 和

$\sum_{j=1}^J \|d_j * r_i\|_0$ 到衍生物状滤波器 (d_1, d_2, \dots, d_J) 是稀疏。 $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数，并且 $*$ 是操作器卷积。在这项工作中，我们只使用过滤器在水平方向 $D1$ 和在垂直方向 $D2$ 。为简单起见，我们定义 $\|DT\|_0 \equiv \sum \hat{n} I = 1 \sum 2J = 1 \|\delta \hat{J} * T\|_0$ 和 $\|DR\|_0 \equiv \sum \hat{n} I = 1 \sum 2J = 1 \|\delta \hat{J} * R\|_0$ 。此外，梯度两个层的领域应是统计不相关。因此，现有的独立性：两层的反应，衍生过滤器独立。此外，我们观察到，反射的分数通常比传输层越稀疏的多。当然，作为真正的图像，同时发送和反射部件必须具有非负值。在真实情况下，感兴趣的区域是扭曲不同在不同的帧。我们假设靶向区域所在关于在场景中的几乎）平的表面。则存在 2D 同形异义词，说 $(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n)$ ，

转化 τ 失调的地区以及对齐 $f_1 \circ \tau_1, f_2 \circ \tau_2, \dots, f_n \circ \tau_n$ 。基于先验信息和上述的限制，所需的分解 (T, R) 应最大限度地减少目标：最小 $rank(T)$

$$+ \lambda_1 \|M\|_1 + \lambda_2 \|N\|_2 + \lambda_3 \|DT\|_0 + \lambda_4 \|DR\|_0 + \lambda_5 \|DT \odot DR\|_0 + \lambda_6 \|\Omega - DT - DR\|_2$$

使得 $F \circ \Gamma = T + M; M = R + N; T \geq 0;$

(1) $R \geq 0$; 在 $\|\cdot\|_1, \|\cdot\|_2, \|\cdot\|_0$ F 为 l_1 范数和 Frobenius 范数 \odot 分别站，意味着元素相乘，和 $\Omega = DF$ 可以预先计算。 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5$ 和 λ_6 是不同的控制权重系数。 Γ 包含所用可用转换： $[\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n]$ 。请注意，我们利用 M 代表观察和透射元件之间的残差，可分为反射 R 和一个噪声项 n 。

在上述目标函数 (1)，第一项执行（对齐）传播的关系是高度相关的。残余 M 进行（大约）稀疏在其空间支持反射 R 通常稀疏。第三项惩罚高斯噪声。第四和第五基本上执行恢复两层有稀疏梯度域；其余两项执行他们是相互独立的。值得注意的是，两层的非负性的执行在上述配方的硬约束。

2.2 优化

正如我们所看到的 (1)，它结合了所有上述方法分解的图像叠加在一个统一的优化框架和约束。然而，它是直接减少非常困难 (1)。有两个主要的困难：1) 秩函数的非凸性和 ℓ_0 规范；2) 约束的非线性 $F = T + M \circ \Gamma$ 由于域变换。为了克服这些障碍，我们将使用凸代替所有非凸低秩稀疏促进条款。处理非线性约束线性化，我们将它们相对于当前估计和迭代求解非线性问题。

具体地，通过凸松弛，我们可以更换秩函数和 ℓ_0 规范与核范数 $\| \cdot \|_*$

和 ℓ_1 范数，分别。至于对齐约束，我们将与改造得到： $F \circ \Gamma \approx T + M$ 其中籍相对于变换的雅可比和区 τ 我参数，和 $\{\epsilon_i\}$ 是标准的基 r_n 。有效的线性化近似于原始的约束围绕当前估计时的转换变化无穷。与凸松弛与线性化的 (线性) 的优化问题，可改写为：

$$\begin{cases} \min \|T\|_* + \lambda_1 \|M\|_1 + \lambda_2 \|N\|_F^2 + \lambda_3 \|DT\|_1 + \\ \lambda_4 \|DR\|_1 + \lambda_5 \|DT \odot DR\|_1 + \lambda_6 \|\Omega - DT - DR\|_F^2, \\ \text{s.t. } F \circ \Gamma + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \Gamma \epsilon_i \epsilon_i^T = T + M; \\ M = R + N; T \succeq 0; R \succeq 0. \end{cases} \quad (2)$$

一个正确初始化 Γ ，我们解决 (2) 在一个迭代的方式，以收敛到一个 (局部) 为原问题的最优解。增广拉格朗日乘子 (ALM) 和交替最小化 (ADM) 策略 [12] 已被证明是一个有效的问题求解 (2) (内环)。采用 ALM-ADM 我们的问题，我们需要使我们的目标函数可分离。因此我们引入了三个辅助变量，即 L , K 和 Q ，取代 T , DT , 博士和在目标函数中，分别。因此， $L = T$, $K = DT$, $Q = DR$ 作为附加的约束条件。增广拉格朗日函数 (2) 由下式给出：

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{T \succeq 0; R \succeq 0; (L, M, N, K, Q, T, R, \Delta \Gamma)} \\ = \|L\|_* + \lambda_1 \|M\|_1 + \lambda_2 \|N\|_F^2 + \lambda_3 \|K\|_1 \\ + \lambda_4 \|Q\|_1 + \lambda_5 \|K \odot Q\|_1 + \lambda_6 \|\Omega - K - Q\|_F^2 \\ + \Phi(Z_1, F \circ \Gamma + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \Gamma \epsilon_i \epsilon_i^T - T - M) \\ + \Phi(Z_2, M - R - N) + \Phi(Z_3, L - T) \\ + \Phi(Z_4, K - DT) + \Phi(Z_5, Q - DR), \end{cases}$$

用 $\Phi(z)$ 的， $\Phi(z) = \frac{1}{2} \|z\|_F^2 + \mu \sum_{i=1}^n \max(0, -z_i)$ ，where $\mu > 0$ ， \cdot 代表矩阵的内积和 μ 是正的标量的点球。 Z_1, Z_2, Z_3 的， Z_4 和 Z_5 的是拉格朗日计算乘数。此外的拉格朗日计算乘数，有八个变量之间。一个变量的求解迭代更新通过在固定的时间学习。有幸的，简单的封闭形式的解决方案，因此可以有效计算。简单来说，我们表示， $P_t = F \circ \Gamma + \sum_{i=1}^n J_i \Delta \Gamma \epsilon_i \epsilon_i^T$ 。下面的子问题的解决方案，提供：

$$\begin{aligned}
 \mathbf{L}\text{-subproblem: } L^{t+1} = & \\
 \operatorname{argmin}_L \|L\|_* + \Phi(Z_3^t, L - T^t) = & US_{\frac{1}{\mu^t}}[\Sigma]V^T,
 \end{aligned} \tag{3}$$

其中 $U\Sigma V^T$ 是奇异值分解 (SVD) 的 $(TT-zt3t)$ 。 $\{\mu^t\}$ 是一个单调递增的正序列，和 “ $> 0[\cdot]$ ” 代表收缩算子，对标量的定义是：“ $[\times] = \operatorname{Sgn}(x) \max(|x| - \varepsilon, 0)$ ”。收缩算子的向量和矩阵的扩展应用简单且明智。

$$\begin{aligned}
 \mathbf{M}\text{-subproblem: } M^{t+1} = & \operatorname{argmin}_M \lambda_1 \|M\|_1 \\
 & + \Phi(Z_1^t, P^t - T^t - M) + \Phi(Z_2^t, M - R^t - N^t) \\
 = & S_{\frac{2\lambda_1}{\mu^t}} \left[P^t - T^t + R^t + N^t + \frac{Z_1^t - Z_2^t}{\mu^t} \right].
 \end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{N}\text{-subproblem: } N^{t+1} = & \\
 \operatorname{argmin}_N \lambda_2 \|N\|_F^2 + \Phi(Z_2^t, M^{t+1} - R^t - N) & \\
 = & \frac{Z_2^t + \mu^t(M^{t+1} - R^t)}{2\lambda_2 + \mu^t}.
 \end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{K}\text{-subproblem: } K^{t+1} = & \\
 \operatorname{argmin}_K \lambda_3 \|K\|_1 + \lambda_5 \|K \odot Q^t\|_1 & \\
 + \lambda_6 \|\Omega - Q^t - K\|_F^2 + \Phi(Z_4^t, K - DT^t) & \\
 = \hat{S}_{\frac{\lambda_3 + \lambda_5 \|Q^t\|_1}{2\lambda_6 + \mu^t}} \left[\frac{\lambda_6(\Omega - Q^t) + \mu^t DT^t/2 - Z_4^t/2}{\lambda_6 + \mu^t/2} \right], &
 \end{aligned} \tag{6}$$

在 $\wedge SW [X]$ 执行由 W 相应项给定阈值 x 的元素的收缩。

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}\text{-subproblem: } Q^{t+1} = & \\
 \operatorname{argmin}_Q \lambda_4 \|Q\|_1 + \lambda_5 \|K^{t+1} \odot Q\|_1 & \\
 + \lambda_6 \|\Omega - Q - K^{t+1}\|_F^2 + \Phi(Z_5^t, Q - DR^t) & \\
 = \hat{S}_{\frac{\lambda_4 + \lambda_5 \|K^{t+1}\|_1}{2\lambda_6 + \mu^t}} \left[\frac{\lambda_6(\Omega - K^{t+1}) + \mu^t DR^t/2 - Z_5^t/2}{\lambda_6 + \mu^t/2} \right]. &
 \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{T}\text{-subproblem: } T^{t+1} = & \\
 \operatorname{argmin}_T \Phi(Z_1^t, P^t - M^{t+1} - T) & \\
 + \Phi(Z_3^t, L^{t+1} - T) + \Phi(Z_4^t, K^{t+1} - DT) &
 \end{aligned}$$

采用循环边界条件，我们可以采用二维 FFT 的 T 子问题，使我们能够计算的解决方案，快速。所以，每次我 $\forall i \in [1, \dots, n]$ ，我们有

$$T_i^{t+1} = \mathcal{F}^{-1} \left(\mathcal{F}(R(O_i)) / (\overline{\mathcal{F}(D)} \odot \mathcal{F}(D) + 2) \right), \tag{8}$$

在 $O \equiv P^t - M^{t+1} + L^{t+1} + Z_1^t + Z_3^t + T^t + DT(K^{t+1} + Z_4^t)$ 。 R

(\cdot) 是周围的二维矢量的二维信息回到它的形状。 $f(\cdot)$ 是二维 FFT 变换算子, 而 $F^{-1}(\cdot)$ 和 $R(\cdot)$ 的二维逆傅立叶变换和复共轭 ($f(\cdot)$), 分别为。一个灵活的组件明智的表决。

$$\mathbf{R}\text{-subproblem: } R^{t+1} = \underset{R}{\operatorname{argmin}} \Phi(Z_2^t, M^{t+1} - N^{t+1} - R) + \Phi(Z_5^t, Q^{t+1} - DR).$$

Algorithm 1: SID: Superimposed Image Decomposition

Input: $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0, \lambda_3 > 0, \lambda_4 > 0, \lambda_5 > 0, \lambda_6 > 0$.

The observation F , and the initial transformation Γ .

while not converged do

$$L^0 = M^0 = N^0 = T^0 = R^0 = Z_1^0 = Z_2^0 = Z_3^0 =$$

$$\mathbf{0} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \Delta\Gamma^t = \mathbf{0}, t = 0, \mu^0 > 0, \rho > 1,$$

$K^0 = Q^0 = Z_4^0 = Z_5^0 = \mathbf{0} \in \mathbb{R}^{2m \times n}$. Compute the warped areas $F \circ \Gamma$ and their Jacobians

$$J_i = \frac{\partial}{\partial \tau_i} F_i \circ \tau_i.$$

while not converged do

Update L^{t+1} via Eq. (3);

Update M^{t+1} via Eq. (4);

Update N^{t+1} via Eq. (5);

Update K^{t+1} via Eq. (6);

Update Q^{t+1} via Eq. (7);

for i from 1 to n **do**

Update T_i^{t+1} via Eq. (8);

Update R_i^{t+1} via Eq. (9);

end

$$T^{t+1}(T^{t+1} < 0) = 0; R^{t+1}(R^{t+1} < 0) = 0;$$

Update $\Delta\Gamma^{t+1}$ via Eq. (10);

Update the multipliers via Eq. (11);

$$\mu^{t+1} = \mu^t \rho; t = t + 1;$$

end

$$\Gamma = \Gamma + \Delta\Gamma^t;$$

end

Output: Optimal solution ($T^* = T^t, R^* = R^t$).

类似的, 对每个 (8) $R_i \forall i \in [1, \dots, n], R_{t+1}^i =$

$$F^{-1}(F(R(E_i)) / (R(D) \odot R(D) + 1)), \quad (9)$$

用 $E \equiv M^{t+1} - N^{t+1} + Z_2^t + DT(Q^{t+1} + Z_{t+15}^t)$ 。为了保证 T 和 R 是非负的, 我们分别将负中元素置为零在 (8) 和 (9) 之后。

$\Delta\Gamma$ -subproblem: $\Delta\Gamma^{t+1} =$

$$\underset{\Delta\Gamma}{\operatorname{argmin}} \Phi(Z_1^t, F \circ \Gamma + \sum_{i=1}^n J_i \Delta\Gamma \epsilon_i \epsilon_i^T - T^{t+1} - M^{t+1})$$

$$= \sum_{i=1}^n J_i^T (T^{t+1} + M^{t+1} - F \circ \Gamma - \frac{Z_1^t}{\mu^t}) \epsilon_i \epsilon_i^T,$$

(10)

其中 J^+ 表示穆尔彭罗斯伪逆 J . 此外, 仍有五倍更新, 这很简单:

$$\begin{aligned} Z_1^{t+1} &= Z_1^t + \mu^t (P^{t+1} - T^{t+1} - M^{t+1}); \\ Z_2^{t+1} &= Z_2^t + \mu^t (M^{t+1} - R^{t+1} - N^{t+1}); \\ Z_3^{t+1} &= Z_3^t + \mu^t (L^{t+1} - T^{t+1}); \\ Z_4^{t+1} &= Z_4^t + \mu^t (K^{t+1} - DT^{t+1}); \\ Z_5^{t+1} &= Z_5^t + \mu^t (Q^{t+1} - DR^{t+1}). \end{aligned} \quad (11)$$

为清楚起见, 解决问题的整个算法 (1) 归纳算法 1. 算法 1 外循环终止时, 相邻的迭代之间的目标函数值的变化很小, 或是达到最大迭代次数. 内循环停止时, $\|P^{t+1} - T^{t+1} - M^{t+1}\|_F \leq \delta \|F\|_F$. $\Gamma \|F\|_F$ 机器翻译 $\leq \delta \|F\|_F$.

$\Gamma \|F\|_F = 6$ 或 10δ - 内迭代的最大数量达到. 给出一个合理的改造 Γ 初始化, 我们采用特征匹配算法. 唯一的用户干预是在一个图像中指定目标区.

3. 实验

本节中, 我们验证了我们的方法在模拟和真实数据的有效性, 并证明了该算法的优点相比的国家艺术包括 SIUA [9], [5] 和 FasL spbs-m [13] 1. 这些方法的 matlab 代码可以从作者的网站上下载的, 其中的参数都设置为默认. 除非另有说明, 算法 1 参数 (简称 SID) 是整个实验的基础固定: $\lambda_1 = 0.3W$, $\lambda_2 = 50W$, $\lambda_3 = 1W$, $\lambda_4 = 5 = 50W$ 和 $5W$, $\lambda_6 = 50W$ $W = \sqrt{1m}$. 彩色图像, 我们的算法应用到每个 R, G 和 B 通道, 然后将三作为最终结果. 进行实验是在 MATLAB 上运行 Windows 的 PC 操作系统 732bit 英特尔酷睿 i7 3.4 GHz CPU 和 4 GB.

我们先合成一个序列包括 15 个重叠图像 (分辨率: 215×162), 如图 2 所示的图片 (一) 作为传输层的 T 在图 2 中的其他的思考里. 叠加以 $FI = 0.6T + 0.4r_i$ 形式. 请注意, 在仿真中, 我们重点比较算法的分解性能. 结果在图 4 的比较. 第一行是 SIUA [9] 和 SID. 自从 SIUA 需要从用户的互动, 以保证我们的执行是正确的, 我们计算的 Canny 边缘都叠加图像 (在图 4 的顶行的最左边的图像) 和传输层 (图 2 (a)), 而不是手动标记的梯度. 利用 Canny 边缘, 说 CS 从混合物和 CT 从地面真理传播层, 最后都属于传输层的梯度由 CS 和 CT 之间的交叉点如图 3 (c) 和 (d)。



图 2 用于合成的图像数据的模拟. (a) 是一个用于传输层 T 图像 (b), (c) 和 (d) 分别是反射层 R 为不同的帧.

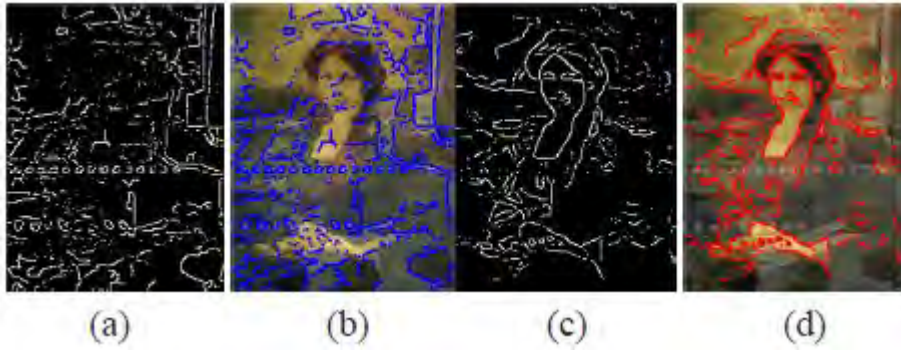


图3 输入到算法[9]说明。(a)和(c)的反射和传输层,分别为梯度。(b)和(d)分别是明显的结果对合成图像根据(a)和(c)。

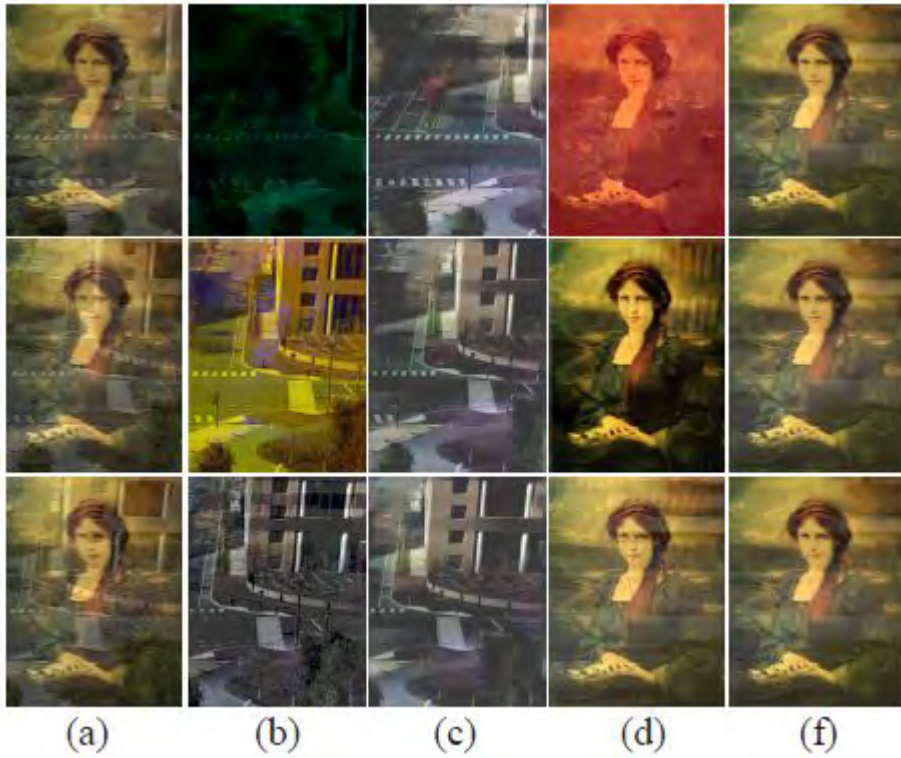


图4 分解结果的视觉比较。(a) 叠加的图像。(b) 恢复反射层。(c) 反射层, 通过我们的方法得到的。(D) 传输层恢复的结果。(f) 传输层的方法。第一行: SIUA [9]和SID。中间行: spbs-m[5]和SID。底排: FasL[13]和SID。

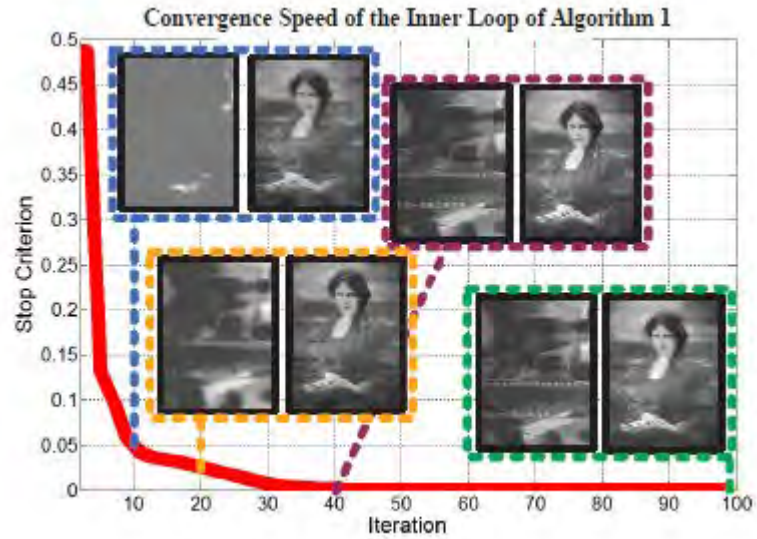


图 5 内循环的算法 1 的收敛速度。

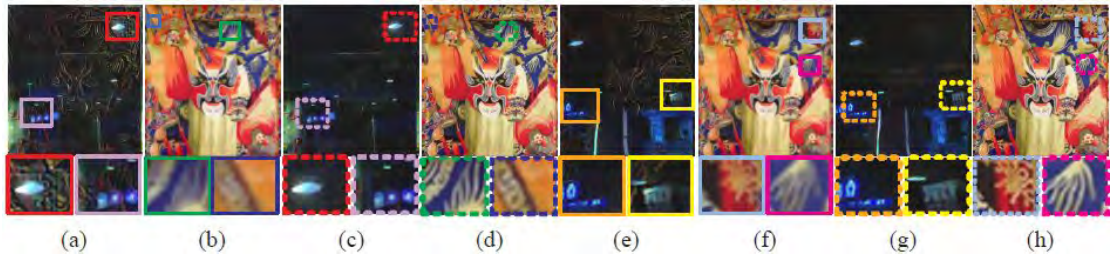


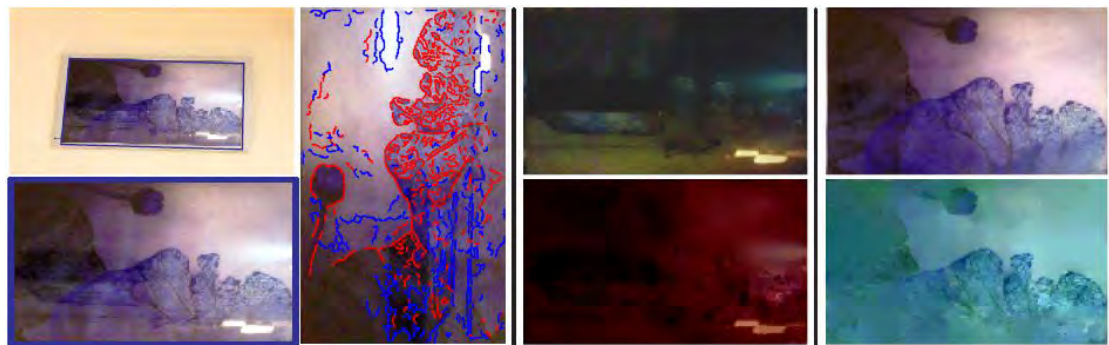
图 6 从算法 1 对准的效益。(a) 和 (b) 是分解层，即反射和透射，经过第一次迭代一个叠加图像。(c) 和 (d) 是最终的结果 (a) 和 (b)。(e) 和 (f) 经过第一次迭代给另一个叠加的图像分解，而 (g) 和 (h) 是最终的融合结果。



(a) SID 和 SPBS-M 的视觉效果对比



(b) SID 和 RASL 的视觉效果对比



(c) SID 和 SIUA 的视觉效果对比

图 7 左：原始图像显示在上行，目标叠加区域的蓝色窗口标记，和整流后的版本的区域如下原件。中间：分解的反射的方法 SID（上）和竞争对手（下），突出显示的补丁被放大和证明的权利。正确的方法：恢复我们的 SID 传输层（上层）和竞争对手（下），突出显示的补丁被放大和证明的权利。特别是（C），我们标记了 SIUA [9]。



图 8 一个失败的情况下输入图像的运动模糊。左：原始图像叠加。左中：感兴趣区域的纠正。右中：恢复的思考。右：恢复传输层。

交集保留从传播的梯度以及消除那些与反射重叠。而把 CS 和 CT 之间的区别是用来表明反射如图 3 (a) 和 (b)。虽然，作为通过 [5] 报道，他们的方法可以应用到多个图像，该算法，在实践中，不能由于大内存的要求的原始分辨率的图像处理超过三。因此，为了使比较尽可能公平，我们或者降质图像分辨率 179×135 ，其中 6 个（最多可在我们的电脑一起办理）作为输入 [5]。此外，为 [5]，我们使用的混合物的灰度图像来估计运动参数的层不使用颜色信息，这是 [5] 进一步计算层梯度和重构源 layers2 至关重要。然后 R, G 和 B 通道分别重建使用相同的参数来避免运动不一致（请参见图 4 的中间行）。图 4 的底部行显示 FasL [13] 和 SID 的比较。

两 FasL 和 SID 可以同时处理多个图像，所有的 15 幅图像在该仿真。从结果中可以看出，SID 明显优于其他的恢复图像质量。差异是更好的观看与

SIUA spbs-m room-in. the 结果和电子版的色彩一致性和重影效果的问题。FasL 达到 spbs-m SIUA 和更好的性能,但有重影效果在恢复的透射和反射层。在速度方面,花费约 13 SIUA 只一个图像,而不考虑梯度标记时间的用户。因为它几乎 536s spbs-m, 6 下采样的图像,而 FasL 和 4S SID 成本三十多岁的 15 幅图像,分别地。

图 5 显示算法 1 内环路的收敛速度,不失一般性,对合成序列的 R 通道,其中的停止准则急剧下降到约 40 的 50 次迭代 10^{-4} 水平。我们还展示了四对 10, 20 的分解层, 40 和 100 次迭代。我们看到,在 40 的结果迭代是非常接近 100。

实验下面,我们应用 SID 真实数据。对真实图像的目标区域,通常与各种姿势出现不同的图像,因此对齐在不同的图像区域需要考虑的。图 6 提供了对准的好处的证据,其中 (a) 和 (b) ((e) 和 (f)) 是分解后的反射和透射元件一叠加图像的算法 1 外环第一次迭代后,在 (c) 和 (d) ((G) 和 (H)) 是最终的结果。这是很容易看到,由于取向变得更好,那么分离,如放大的图 6 的补丁说明。更多的比较图 7 中给出的。该 SID 算法获得最赏心悦目,结果不仅对传输层也反射层之间的所有方法。

最后,我们在图 8 失效的情况下,在原来的叠加图像模糊。图 8 的第二图像感兴趣区域的纠正。通知该回收的反射在很大程度上是正确的但仍有一些重影效果,如图第三所示的图像 8。然而,传输层具有模糊减少,是质量比较好的谢谢从多个图像的相关性(如图 8 所示的最右边的图像)。

4. 结论

从叠加的图像反射的分离是一个有趣的,但严重不适宜问题。为了克服困难,本文展示了如何利用三之前分解的层次结构,包括相关,稀疏,和独立的先验知识,使问题明确的和可行的。我们已制定的问题在一个统一的优化框架,提出了寻找最优解的有效算法。实验结果表明,相比于艺术的状态,表明所提出的方法在速度,精度方面的明显优势,和简单。此外,两者的发射和反射层的恢复与我们的高质量的方法,它可以用于许多先进的图像/视频处理,渲染,或操作任务。

鸣谢

本工作是在中国国家自然科学基金(no. 61332012), 国家高技术研发计划的中国(2014bak11b03), 100 人才的中国科学院计划的支持下完成。

参考文献

- [1] A. Agrawal, R. Raskar, S. Nayar, and Y. Li. Removing photography artifacts using gradient projection and flashexposure sampling. *ACM Trans. Graphics*, 23(3):828 - 835, 2005. 1
- [2] E. B'eerly and A. Yeredor. Blind separation of superimposed shifted images using parameterized joint diagonalization. *IEEE TIP*, 17(3):340 - 353, 2008. 2
- [3] H. Farid and E. Adelson. Separating reflections and lighting using independent components analysis. In *CVPR*, pages 262 - 267, 1999. 1

- [4] K. Gai, Z. Shi, and C. Zhang. Blindly separating mixtures of multiple layers with spatial shifts. In CVPR, pages 1 - 8, 2008. 2
- [5] K. Gai, Z. Shi, and C. Zhang. Blind separation of superimposed moving images using image statistics. IEEE TPAMI, 34(1):19 - 32, 2012. 2, 5, 6, 7
- [6] M. Irani, B. Rousso, and S. Peleg. Computing occluding and transparent motions. IJCV, 12(1):5 - 16, 1994. 2
- [7] A. Jepson and M. Black. Mixture models for optical flow computation. In CVPR, pages 760 - 761, 1993. 2
- [8] N. Kong, Y. Tai, and S. Shin. A physically-based approach to reflection separation. In CVPR, pages 9 - 16, 2012. 1
- [9] A. Levin and Y. Weiss. User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior. IEEE TPAMI, 29(9):1647 - 1654, 2007. 2, 5, 7
- [10] A. Levin, A. Zomet, and Y. Weiss. Learning to perceive transparency from the statistics of natural scenes. In NIPS, pages 1271 - 1278, 2002. 2
- [11] A. Levin, A. Zomet, and Y. Weiss. Separating reflections from a single image using local features. In CVPR, pages 306 - 313, 2004. 2
- [12] Z. Lin, M. Chen, L. Wu, and Y. Ma. The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices. Technical Report UILU-ENG-09-2215, UIUC Technical Report, 2009. 3
- [13] Y. Peng, A. Ganesh, J. Wright, W. Xu, and Y. Ma. RASL: Robust alignment by sparse and low-rank decomposition for linearly correlated images. IEEE TPAMI, 34(11):2233 - 2246, 2012. 2, 5, 6, 7
- [14] B. Sarel and M. Irani. Separating transparent layers through layer information exchange. In ECCV, pages 328 - 341, 2004. 1
- [15] Y. Schechner, J. Shamir, and N. Kiryati. Polarization-based decorrelation of transparent layers: the inclination angle of an invisible surface. In ICCV, pages 814 - 819, 1999. 1
- [16] S. Sinha, J. Kopf, M. Goesele, D. Scharstein, and R. Szeliski. Image-based rendering for scenes with reflections. ACM Trans. Graphics, 31(4):100:1 - 100:10, 2012. 2, 5
- [17] R. Szeliski, S. Avidan, and P. Anandan. Layer extraction from multiple images containing reflections and transparency. In CVPR, pages 246 - 253, 2000. 2
- [18] Y. Tsin, S. Kang, and R. Szeliski. Stereo matching with linear superposition of layers. IEEE TPAMI, 28(2):290 - 301, 2006. 2
- [19] Y. Weiss and E. Adelson. A unified mixture framework for motion segmentation: incorporating spatial coherence and estimating the number of models. In CVPR, pages 321 - 326, 1996. 2
- [20] S. Yeung, T. Wu, and C. Tang. Extracting smooth and transparent layers from a single image. In CVPR, pages 1 - 7, 2008. 2