

指导教师： 杨涛

提交时间： 2016/3/18

# CVPR2015 Paper Translation

No : 01

姓名 : 解博琳

学号 : 2013302574

班号 : 10011305

# 车内黑盒视频中的反射消除

Christian Simon and In Kyu Park

韩国，仁川 402-751

Inha 大学 信息与通信工程系

{ sen.christiansimon@gmail.com, [pik@inha.ac.kr](mailto:pik@inha.ac.kr) }

## 摘要

为了进行安全监控和捕获突发事件，车内的黑盒相机（行车记录仪）在许多国家已经成为了一种流行的车载设备。那么视频内容的可视性则为最为关键的问题。然而，由于挡风玻璃对车内物体的反射作用，记录仪所记录视频的内容及其可视性经常会被大打折扣。在本篇论文中，我们提出了一个新的方法，用来在视频中，去除挡风玻璃上的反射影像。该方法利用了反射影像的时空一致性，即当汽车向前移动时，车内物体在挡风玻璃上所形成的反射影像仍然保持着相对静止状态。通过施加更高峰值的尾分布，平均掉前面的图像的方法，被计划用来去除反射影像。反射层和背景层组成的双层场景是分离模型的基础。一个非凸的成本函数是基于该属性并且用半开的二次型快速优化的结果。实验结果表明，所采用的方法成功的分离了几个真正行车记录视频中的反射层。

## 1. 说明

汽车工业的发展模式已经改变了一辆汽车的概念，它不仅仅是一种传统的驾驶机器，更是一种先进信息技术的融合。计算机视觉技术，特别是自动提供给汽车观察和理解外部场景的能力。这些技术的终极目标包括基于视觉的车道检测，行人检测，避免碰撞。

在这方面，车辆的黑盒摄像头，如图 1 (a) 所示，已经成为了一种流行的安全监测设备，并且可能成为行车事故记录仪装置。这些设备目前广泛分布在许多国家。例如，在韩国，超过 30% 的私家车，几乎所有的出租车和巴士都配备了汽车黑匣子摄像机。

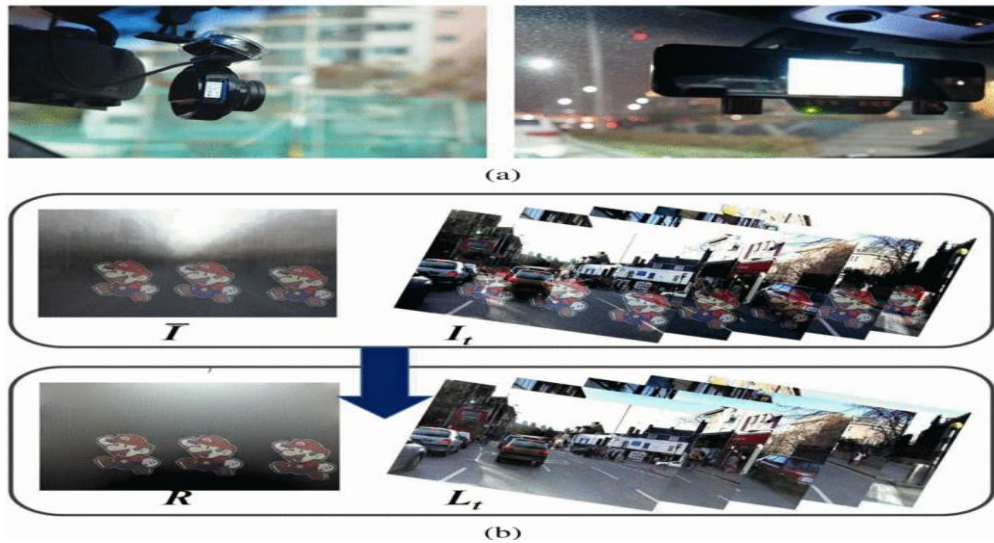


图 1: 反射层从车载黑盒视频中分离。(a) 安装在车内的黑盒示例 (b) 背景场景 (L) 和反射影像 (R) 通过使用帧序列 ( $I_t$ ) 所获得的平均图像 (I) 和优化技术被分离的结果示例。

然而，大多数关于车载黑盒相机的研究已经集中于如何提高其视频的分辨率和压缩。尽管视频的可视性是最重要的方面，但是很少有关于此方面功能的研究工作。为了解决可视性问题，这儿有几个问题应该首先被解决。在该论文中，我们关注于由于挡风玻璃的反射而导致的视频质量下降的问题。在汽车行驶的时候，黑盒视频的可见性经常会受到挡风玻璃对车内明亮物体的反射的影响。不必要的反射，会致使黑盒视频的可见性变差。因此，面临的挑战是消除反射的干扰，即从背景（外部场景）层分离反射层。

在常规的层分离问题中，被研究的图像是由反射层 R 和背景层 L 所组成的。将两层图像混合成一张如下所

示的混合图像 I。

$$I=R+L \quad (1)$$

这个问题是高度变态的，甚至为大量不同图像的混合。试图去解决这个在玻璃表面 [13, 9, 16] 已经被重现的问题。在黑盒视频中，挡风玻璃上所反射的影像似乎很容易用现有的方法将其从背景层中分离。然而，黑盒视频是非常复杂的，因为它通常包括了复杂室外环境的非均匀和透视光的处理。例如，通过中值法在 24 组外部移动的物体中寻找最显著的梯度并不是一个很普通的任务。此外，在这种情况下，它并不能直截了当的去使用传统的方法，例如光流 [4]，准线和翘曲。

为了适当的解决这个问题，我们研究视频中的反射，在前期的成像条

件上，我们发现了重要的不同。那便是在挡风玻璃上的反射图像往往是静止的，而背景场景保持沿着消失线的方向移动。这是很自然的，因为相机和车内的物体是相对静止的，或者与车外快速移动的物体相比，仅是轻微的移动。这种车内黑盒独特的环境，给了我们想出本文中解决问题的有效方法的灵感。

所采用方法的主要思想是利用平均图像优化技术，以消除基于区域的反射。基于稀疏先验的数学框架例如 [13]，在反射分离领域，图像去模糊 [25, 28]，去噪领域 [4, 23] 已经发挥出了重要的作用。非凸成本函数是基于稀疏先验和后优化函数所发展的。图一 (b) 是通过采用本文所提供方法移除反射的例子。本文的主要贡献概述如下：

- 提出一种去除挡风玻璃上反射影像的有效技术，使用平均图像先验和基于区域的优化技术。

- 据我们所知，在汽车快速向前移动的前提下，这是第一个分离层的方法。

## 2. 相关工作

### 2.1. 单图像层分离

莱文和韦斯 [13] 提出了通过拉普拉斯混合分布，人工的来分离一个单一混合图像上的图层。然而，这种

人工的方法很繁琐，特别是在有非常多的图像需要分离反射的时候。此外，Yu 和 Brown [27] 提出了一种方法，通过假设在背景图层仍然是十分清晰的时候，反射图层具有显著地模糊印记，来从反射中分离出单一潜在的图形。然而，这种假设是不适用于黑盒视频的，因为黑盒视频中的两个图层没有明显的模糊或者尖锐的情况。

### 2.2. 使用多重的图像和视频来分离图层

在工作早期，Weiss 提出了从视频的图像序列中获取内在的图像的方法 [24]。通过计算在时域中的梯度的中位数，他最大限度的减少了稀疏表示。在图像序列表示的梯度中，有可能分离两个图层。然而，中位数可以错误地确定一个特定的层，特别是当图像序列中的梯度结构很相似的时候。一些方法利用相机的设置来捕捉多个图像。例如，将反射通过聚焦调整 [20] 和偏光旋转 [9, 10, 20] 来去除。此外，Agrawal 等人利用相机的梯度投影和闪光灯。然而，额外的设置和设备对于在便携式移动设备是没有实际意义的，如黑盒。要注意的是，汽车黑盒相机已

经是全自动设置了。[6. 7, 26] 一组图像中的最大梯度是用来分离图层的。他们假设在抓拍多组图像时，玻璃表面背后的场景是被重建了的图层。因此，它的梯度值应该最显著。然而，这种方法要求登记和翘面的过程，但是，在快速移动的汽车内，黑盒视频的这些参数都是不稳定的。

在视频序列中，层分离问题变得更加容易处理了。Sarel 和 Irani [18] 提出了一种独特的方法，应用层信息交换技术来分离非刚性透明的图层，然而他们假设每一组图像中的每层必须拥有不同的不透明性。此外，最初的图层混合是通过图像序列的内在分解来获得的。它也提出了利用重复行为检测来分离图层[19]。这种方法需要对准方法和运动估计，然而，在一个高速运动，具有巨大位移的黑盒视频中，这种要求是很难被实现的。

尽管上述算法已经显示出了优越的性能，在室外环境下，一辆快速移动汽车的黑盒所记录的视频，对于这些被应用在简单问题上的算法来说，是相当复杂的。因此，我们提出了一个新的算法。

### 3. 提出方法

#### 3.1. 层分离模型

在玻璃表面上的反射能被推导为一个层分离模型。该方法的灵感来自于层分离模型[13]，在其中，L 层和 R 层可能被混合的联合概率为  $\Pr(L, R) = \Pr(L)\Pr(R)$ 。当用负对数时，概率能被导为一个最小问题。求概率最小值的一条途径是利用两层之间梯度的独立性。在这种情况下，应该使用相关的先验知识来解决不适定问题的最小化问题。因此，这就相当于求如下所示的  $E(L, R)$  的最小值。

$$E(L, R) = \sum_{i \in N} \sum_{j \in J} \left( F_1((L \oplus g^j)_i) + F_2((R \oplus g^j)_i) \right) \quad (2)$$

$\oplus$  是卷积算子， $F_1(x)$ ， $F_2(x)$  表示应用在各层的负对数函数。此外，N 和 J 表示图形空间和衍生滤波器中的有关图像的像素的设置。在本篇论文的余下部分，衍生滤波器用  $D_i^j X \equiv X \oplus g^j$  来表示。

在视频中，方程  $L=I-R$  被重建拓展为在时域(T)的反射模型：

$$\min_{R_t} \sum_{t \in T} \sum_{i \in N} \sum_{j \in J} \left( F_1(D_i^j R - D_i^j I)_t + F_2(D_i^j R)_t \right) \quad (3)$$

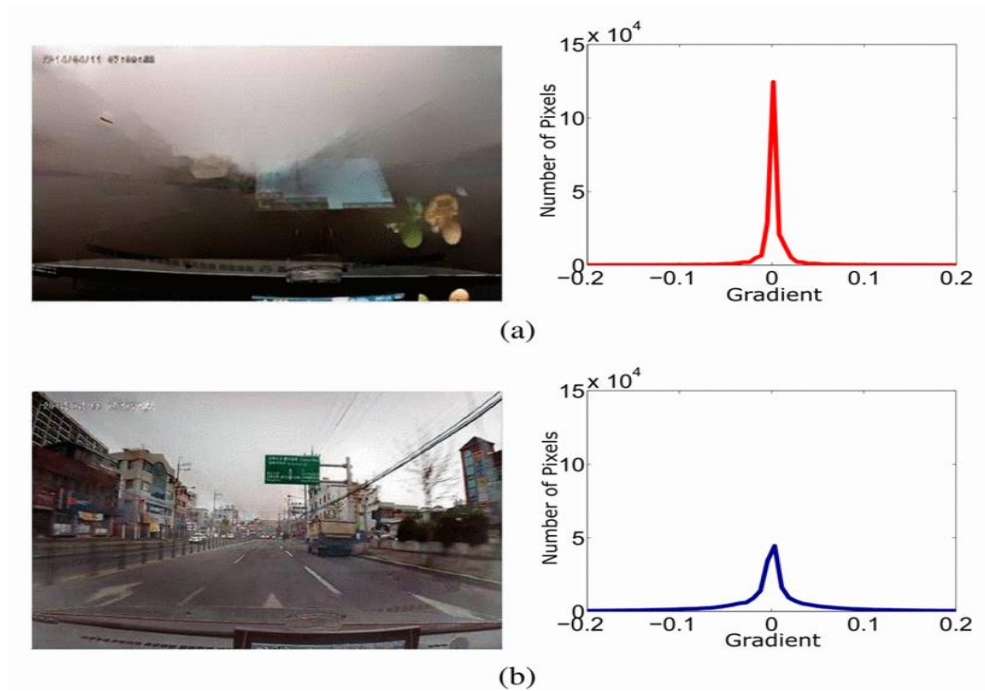


图 2：背景和反射层的图像梯度分布。(a) 反射层有很高的峰值分布。(b) 背景层具有低峰值分布。

在这种情况下，我们观察到在视频中连续帧的平均值  $\hat{I}$ ：

$$\hat{I} = \hat{L} + \hat{R}. \quad (4)$$

因为在挡风玻璃上的反射是静止的， $R_t \approx R_{t+1}$ ， $\neg R = R_t$ 。

因此，可以省略时域坐标，把 R 视为一个常数。

$$E(R) = \min_R \sum_{i \in N} \sum_{j \in J} \left( F_1(D_i^j R - D_i^j \hat{I}) + F_2(D_i^j R) \right) \quad (5)$$

$\hat{I}$  是得到平均图像所使用的恒定的帧。从 (5) 步骤开始，为 F1, F2 找到合适的模型，应该实行可靠地层分离。

在提出的方法中，F1 和 F2 分别表示窄高斯和拉普拉斯分布

(如  $F_1(x) \propto \frac{x^2}{\sigma^2}$  和  $F_2(x) \propto |x|^\alpha/s$ )。

在这个意义上，不同于以往的方法，该方法首先重建反射层 R 而不是背后的玻璃表面层 L。因此，使用平均图像法应该可以将反射层的边缘稳健的分离出来。所提到的平均图像先验法和反射去除法将在下面的段落里进行描述。

### 3.2. 平均图像先验法

观察到一个有趣的现象，反射在汽车的黑盒视频中几乎是静止的。基于该观察结果，从帧序列中，我们可以得到一个典型的极低通滤波器，同时，反射影像仍然可以很明显的显示出来。在本篇论文中，它称为平均图像先验

法。要将两层影像进行有效的分离，就必须需要有益的先验信息。就如图 2 (a) 所示，反射层的梯度相当稀疏，在很多区域梯度几乎为零。又如图 2 (b) 所示，背景图像的分布有较低的峰值。因此，在分布模型函数  $p(x) = e^{-|x|^\alpha} / s$  中，可以推出，反射层的梯度分布模型与背景层相比，有一个非常小的  $\alpha$ 。

**超拉普拉斯分布** 这儿有几类非高斯分布模型，可以在底层图像处理过程中近似稀疏分布。例如，常用的高斯尺度混合 [22]，拉普拉斯混合 [13]，超拉普拉斯分布 [8]。如在 [12] 中所描述的那样，通过超拉普拉斯分布模型 ( $\alpha = 8$ )，可以更加有效的近似高峰值和高重尾的分布，用来生成更加锋利的边缘和减少更多的噪声。因此，反射的先验分布模型利用了超拉普拉斯分布模型 ( $p(x) = e^{-k|x|^\alpha} / s$ )， $\alpha < 1$  的鲁棒性。然而，在平均图像中，如果仅仅只使用一个简单的  $\alpha$  参数，表示车外移动场景的梯度并不能被很好的获得，因为在一些区域有很高的梯度值的时候，另一些区域的梯度值却很低。因此，不

同的  $\alpha$  值应用在不同的基础区域模型中，这些模型在下面的段落里将会介绍到。

**利用区域划分的相对稀疏分布** 在该方法中，利用不同的超拉普拉斯分布和不同的  $\alpha$  值，图像被均分为几个不同的角区。 $H$  表示不同的  $\alpha$  值的个数。考虑到汽车的前进，在图像中心区域有一个简单的图像消失点。背景层由具有不同梯度的场景所构成，包括地面，建筑物，墙，草地和天空。因此，最好用不同的  $\alpha$  值来表示不同的角区域。使用一组具有相同方向的线段来发现消失点，例如在图 3 (b) 中所展示的那样。通过最近检测器来检测线段 [21]。然后，通过优势线方向和检测到线段的高置信度，可以确定消失点。

图 3 (c) 显示了一个以检测到的消失点为中心的均匀划分的角区域的例子。对于每个区域，计算线段长度的和，收敛到消失点。使用图 3 (d) 所示的直方图 (按升序排序)，根据相似梯度密度将角区域分类形成  $H$  组。例如，在图 3 (c) 中，根据相似密度梯度，36 组角区域被分为了 4 组

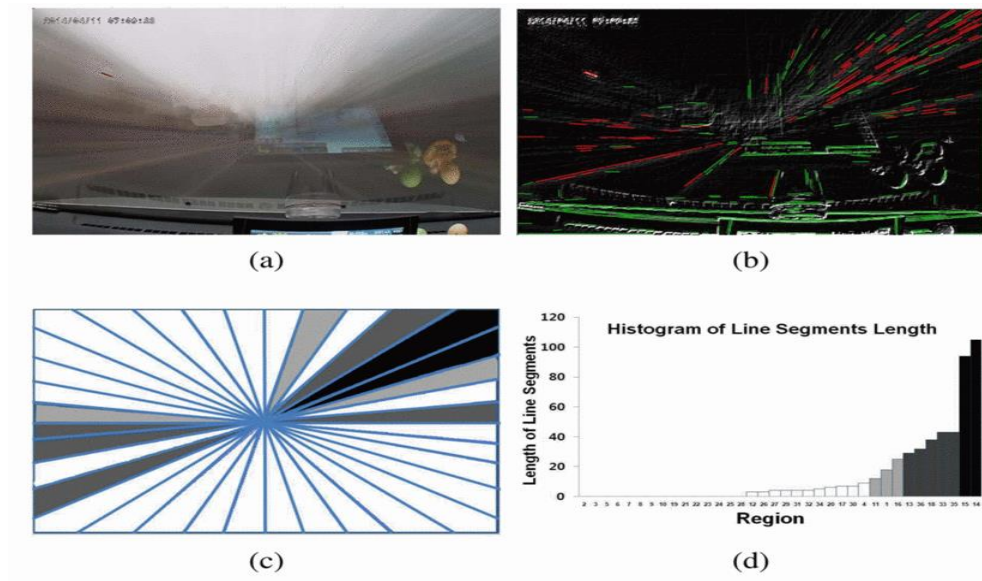


图 3：线段和角区域分割 (a) 普通图像 (b) 从普通图像中检测到线段，红线聚焦于消失点，绿线不需要。(c) 通过不同的  $\alpha$  值，对角区域进行实例划分。(d) 每个区域线段长度的直方图。

在图 3 (c) 和图 3 (d) 中，直方图怎么做具有相同的相似梯度密度的角区域被显示成相同的

### 3.3. 反射去除

可以通过之前提出的方法及其优化后的方法来去除反射。因为图像通过不同的梯度分布，被均分为角区域，公式 5 的最小化如下所示：

$$\min_R \sum_{i \in N} F_1 \left( \sum_{j \in J_1} \{D_i^j R - D_i^j \bar{I}\} \right) + \sum_{h \in H} \sum_{i \in N_h} \sum_{k \in J_2} F_2(D_i^k R)_h \quad (6)$$

$F_1$  可以建模为  $F_1(x) \propto \frac{x^2}{\sigma^2}$ 。此外， $F_2(x)_h$  是

颜色。根据取值范围  $0.5 \leq \alpha \leq 0.8$ ，高密度的角区域被赋予了更高的值。

在每个角区域不同  $\alpha$  值的超高斯分布模型， $N_h$  表示被  $\alpha h$  标记的一组像素。利用二阶衍生滤波器控制结果的平滑度，一阶用来恢复边缘。在我们的实现中，J1 衍生滤波器为：

$$D^1 = [1 \ -2 \ 1], D^2 = [1 \ -2 \ 1]^T$$

，J2 衍生滤波器为：

$$[1 \ -1]^T.$$

**优化** 当  $\alpha$  小于 1 时，公式(6)的优化问题便显得的很重要。这种情况可以导成一个凹面函数。半二次法 [11, 15] 适用于简化优化问题。 $y_1$  和  $y_2$  作为  $F_2$  函数的



辅助变量被声明。

$$\min_{R, y^k} \sum_{i \in N} \left\{ \frac{\lambda}{2} \left( \sum_{j \in J_1} \{D_i^j R - D_i^j \bar{T}\} \right)^2 \right\} + \sum_{h \in H} \sum_{i \in N_h} \sum_{k \in J_2} \left\{ \frac{\beta}{2} (\|D_i^k R - y_i^k\|_2^2 + |y_i^k|^{\alpha_h}) \right\} \quad (7)$$

s.t.  $0 \leq (R)_i \leq \bar{I}_i$

公式 (7) 可以通过解决两个子问题 R 和 y 来得到解决。Y 的最优解可以通过解决下面的辅助最小化来得到。

$$y^* = \arg \min_y |y|^{\alpha_h} + \frac{\beta}{2} (y - D_i^k R)^2 \quad (8)$$

在我们的示例中，同样的  $\alpha$  重复访问一个特定区域 H。因此，计算和优化 y 值，并且将优化后的 y 值存储在结果图中是很有必要的。这个问题可以通过我们所提到的方法被迅速地解决。查找表 (LUT) 是用来映射值的。通过映射，我们得到了 10000 组不同的梯度值，其中， $\alpha$  和  $\beta$  的值介于 -0.6 到 0.6 之间。没有被包含在 LUT 之内的梯度值可通过拓展来得到。因此，每一次对 y 的优化都可以快速的执行。后来，正如 [11] 所描述的那样，R 的子问题通过使用 FFT 和 IFFT 快速的被解决了。

$$R = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\sum_{k \in J_2} \mathcal{F}(D^k)^* \circ \mathcal{F}(y^k) + (\frac{\lambda}{\beta}) \mathcal{F}(K_{J_1})^* \circ \mathcal{F}(K_{J_1}) \circ \mathcal{F}(\bar{T})}{\sum_{k \in J_2} \mathcal{F}(D^k)^* \circ \mathcal{F}(D^k) + (\frac{\lambda}{\beta}) \mathcal{F}(K_{J_1})^* \circ \mathcal{F}(K_{J_1}) + \epsilon} \right) \quad (9)$$

KJ1 是一个很小的数字，避免被零和二阶滤波器 J1 的二维矩阵分割。此外，\* 和 o 表示复共轭的乘法。在得到 R 之后，它应该是标准化的，它属于一个特定的范围内 [0, -Ii]。为了得到它，我们必须得到最小化的 g

$$\min_g \sum_{i \in N} m_i ((R)_i + g)^2 + n_i ((R)_i + g - \bar{I}_i)^2 \quad (10)$$

where,

$$m_i(\cdot) = \begin{cases} 1 & (R)_i + g < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$n_i(\cdot) = \begin{cases} 1 & (R)_i + g > \bar{I}_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

在公式 10 中，mi 和 ni 是指示函数，传统的梯度下降充分的优化了此标准式。

**后处理** 在最后一步中，背景场景可以通过  $L_t = T_t - R$  来计算获得。然而，R 和  $L_t$  可能具有变化的色调。为了适应每帧 R 的色调，我们对输入帧使用两度传递法，将其作为参考图像。此外，背景场景 L 被调整去拥有相似亮度通过计算亮度平均值在重建背景和输入帧的亮度。最后，每个像素的亮度值能被调整通过公式  $L_i = L_i + G(1L - 1f)$ ，其中 G 是均值滤波。

## 4. 实验结果

在本节中，我们将要描述所提到方法的性能，以及将其和以前的工作进行比较。在我们的实验中，将对我们所提出的方法进行评估，使用真实的在挡风玻璃上具有反射的视频和合成视频对其进行评估。我们收集来自不同来源的数据，如视频分享网站和私人的黑盒视频收藏。为了证明所提出的方法的鲁棒性，我们将其与其他国家 Yu 和 Brown [26]，Sarel, Irani [18]的最先进的算法进行了比较。此外，单图像层分离技术在 [27]和 [13]还考虑了比较。该方法是利用 MATLAB 在 PC 与 Windows 7 的 32 位操作系统实现。PC 机配有 IntelR 酷睿 TM i7 3.5 GHz 和 8 GB 的 RAM。在角区域分割，平均图像被划分为 8 个初始区域，设置  $\alpha_1=0.5$ ， $\alpha_2=0.6$ ， $\alpha_3=0.7$ ，

$\alpha_4=0.8$  ( $H=4$ )。

**定性比较** 首先，我们通过多张图 [26]和视频 [18]比较了所提出的层分离算法。这些方法需要许多帧来找到正确的梯度层并且需要大量的内存，在当前的电脑中是很难处理的。因此，我们准备使用五个不同的帧，来测试他们的方法。通过我们的测试，他们的方法是不可行的，因为他们的方法需要图像配准和翘曲的过程中，以调整梯度从背景场景。因为反射场景是静态的，对于多重图像，SIFTF 算法是不正确的。通过全局阈值和所提供方法的参数的调整，在测试视频帧序列时，获得了最好的结果。用 Gai et al.'s [6]的方法进行多层图像处理时，我们不能显示和另一层的比较，因为在我们的数据中，他们的方法不能很好地为图像结果来操纵内存。还有就是他们的方法甚至在处理一个很小尺寸的图像时，都需要很长的时间。



图四：逐帧比较，第一行显示的是从输入帧中所获取的平均图像，以及从初始帧中分离反射层后的结果。(a) 输入帧 (b) [26]的结果 (c) [18]的结果 (d) 我们的结果。视频结果包括此示例中所补充的材料。

图 4 和图 5 展示了我们所提供的方法在实际的情况下能够更好地进行工作。注意我们的方法甚至在农村地区都能够很好地发挥作用，只要背景是不均匀的。此外，在轻微的光线变化下，我们的方法也能够很好的工作。相比之下，我们的方法具有着很好的性能，而 Sarel 和 Irani' s 的方法

[18] 已经被证实不能正确的产生背景，就像图 4 (c) 和图 5 (c) 所显示的那样。大部分物体的梯度是下降的，而视频中的帧却有着不一致的色调。毫不奇怪，梯度在结果中退化是因为他们的方法在图像的初始混合时，主要依赖于时域的梯度中值。



图 5: 单层分离技术的附加比较。(a) 选定的输入框。(b) [26]的结果。(c) [18]的结果。(d) 我们所提出的方法的结果。

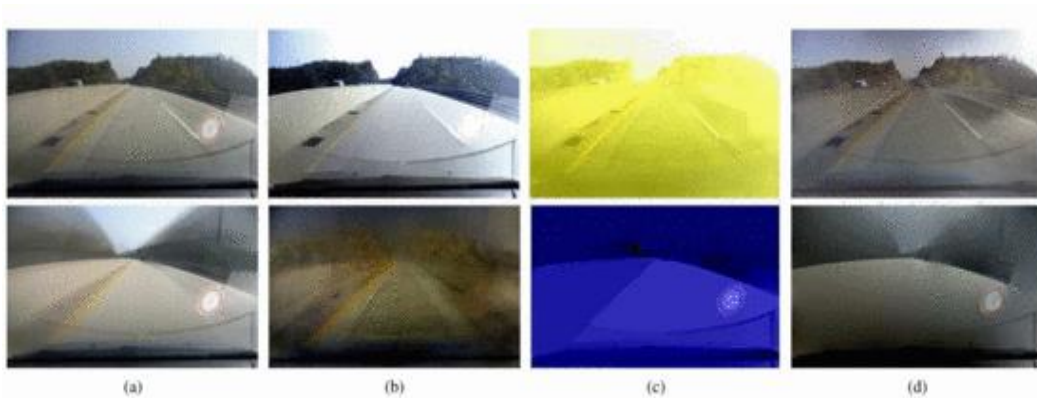


图 6: 单层分离技术的比较结果。(a) 选定的帧与平均图像。(b) [27]所得到的分离层。(c) 由[13]所得到的分离层的结果。(d) 由我们的方法所得到的结果。

我们还比较了我们所提出的方法的性能与单图像层分离技术, 如图 6 所示。Yu 和 Brown's 方法 [ 27 ] 是不适合我们的问题设置, 因为它假定反射层是平滑的背景场景。在 [ 13 ] 中的方法中的边缘分离, 可以提供手动用户标记或在 [ 26 ]。在我们的比较中, 我们使用的方法在 [ 26 ] 的边缘选择。然而, 其余的是从 [ 13 ] 包括拉普拉斯混合分布模型和优化方法不变。然而, [ 13 ]

的方法产生的结果不能让人满意, 因为它的不一致的颜色重建。

**定量比较** 为了验证该算法的鲁棒性, 我们测试了几个合成帧采用凸轮视频集 [ 2 ], [ 3 ]。图 7 显示了视觉对比, 这清楚地表明了我们所提出的方法优于其他方法。在表一中, 用均方根误差 (RMSE) 计算每个选定的帧来证明所提出的方法比以前的方法 [ 18 ] 的错误率低, [ 26 ]。虽然 [ 18 ] 可能产生类似直观明的



图 7: 合成帧的比较。(a) 选定的输入帧。(b) [26]的结果。(c) [18]的结果。(d) 我们的方法的结果。(e) 真实的地面。视频结果包括此示例中所提供的补充材料。

Algorithm	RMSE			Mean
	<i>seq06R0</i>	<i>seq16E5</i>	<i>seq05VD</i>	
Proposed	29.14	28.63	28.67	28.81
Yu and Brown [26]	51.48	52.43	49.85	51.26
Sarel and Irani [18]	49.52	52.47	56.52	52.83

表 1: 使用 camvid 数据集 [2][3] 进行 RMSE 比较。

视觉效果，而表 1 显示的均方根误差明显高于我们的方法。

**计算时间** 为了评估计算时间，一个额外的实验是使用 512x288 分辨率的视频帧进行的。相同的数据，该算法消耗约 2 秒，而在 [26] 和 [18] 的方法时间花费分别约 2 分钟和 7 秒钟。该方法的计算速度快是因为 LUT 应用加速性能。此外，有很多的图像进行处理的时候，LUT 会特别有用，因为它不需要重新计算相同的计算冗余。

**限制** 我们所提出的方法有一

个限制，因为使用平均图像先验技术和假设在一般情况下，反射是静态的。我们所提出的大多数适用于反射是静态的或者有着轻微移动的，在这种情况下，由汽车黑匣子捕获向前运动得视频。因此，在我们关注的车载应用程序中，这些限制不是一个主要问题。

## 5. 结论

玻璃表面反射是现实中的典型问题。消除反射会很复杂，特别是在室外环境下时。在本文中，

平均图像先验法能够移除在挡风玻璃上的反射。在我们的实验中使用了一个真实世界的黑盒视频，用来和以前的方法进行性能的比对。实验结果验证了在分离的挡风玻璃的反射和产生清晰的背景图像时，我们的方法的鲁棒性。在未来，我们将扩展目前的算法来完成的背景区域闭塞的饱和反射或汽车仪表板的反射。我们相信在快速向前运动的时空域中，开发精确的流量估计和图

## 确认

这项工作由 MSIP /keil 的 IT R&D 项目支持。[ 10047078, 交通事故现场使用多视角黑盒图像的三维重建技术的发展]。这项工作是由韩国国家研究基金会 (NRF) 给予支持，由韩国政府出资 ( MSIP ) 的 ( No.NRF-2013R1A2A2A0069181)。

参考文献:

- [1] A. Agrawal, R. Raskar, S. K. Nayar, and Y. Li. Removing photography artifacts using gradient projection and flash-exposure sampling. *ACM Trans. on Graphics*, 24(3):828 - 835, July 2005.
- [2] G. J. Brostow, J. Fauqueur, and R. Cipolla. Semantic object classes in video: A high-definition ground truth database. *Pattern Recognition Letters*, 30(2):88 - 97, January 2009.
- [3] G. J. Brostow, J. Shotton, J. Fauqueur, and R. Cipolla. Segmentation and recognition using structure from motion point clouds. In *Proc. of European Conference on Computer Vision*, pages 44 - 57, 2008.
- [4] W. Dong, X. Li, L. Zhang, and G. Shi. Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 457 - 464, 2011.
- [5] H. Farid and E. H. Adelson. Separating reflections and lighting using independent components analysis. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 261 - 267, 1999.
- [6] K. Gai, Z. Shi, and C. Zhang. Blind separation of superimposed moving images using image statistics. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(1):19 - 32, January 2012.
- [7] X. Guo, X. Cao, and Y. Ma. Robust separation of reflection from multiple images. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2195 - 2202, 2014.

- [8] N. Joshi, C. L. Zitnick, R. Szeliski, and D. Kriegman. Image deblurring, and denoising using color priors. In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1550 - 1557, 2009.
- [9] N. Kong, Y.-W. Tai, and J. S. Shin. A physically-based approach to reflection separation: from physical modeling to constrained optimization. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 36(2):209 - 221, February 2014.
- [10] N. Kong, Y.-W. Tai, and S. Y. Shin. High-quality reflection separation using polarized images. IEEE Trans. on Image Processing, 20(12):3393 - 3405, December 2011.
- [11] D. Krishnan and R. Fergus. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors. In Proc. of Advances in Neural Information Processing Systems, pages 1033 - 1041, 2009.
- [12] A. Levin, R. Fergus, F. Durand, and W. T. Freeman. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture. ACM Trans. on Graphics, 26(3):70:1 - 70:9, July 2007.
- [13] A. Levin and Y. Weiss. User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(9):1647 - 1654, September 2007.
- [14] C. Liu, J. Yuen, A. Torralba, J. Sivic, and W. T. Freeman. SIFT flow: Dense correspondence across different scenes. In Proc. of European Conference on Computer Vision, pages 28 - 42, 2008.
- [15] M. Nikolova and M. K. Ng. Analysis of half-quadratic minimization methods for signal and image recovery. SIAM Journal on Scientific Computing, 27(3):937 - 966, October 2005.
- [16] E. Reinhard, M. Adhikhmin, B. Gooch, and P. Shirley. Color



- transfer between images. *Computer Graphics and Applications*, 21(5):34 - 41, September 2001.
- [17] S. Roth and M. J. Black. Fields of experts: a framework for learning image priors. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 860 - 867, 2005.
- [18] B. Sarel and M. Irani. Separating transparent layers through layer information exchange. In *Proc. of European Conference on Computer Vision*, pages 328 - 341, 2004.
- [19] B. Sarel and M. Irani. Separating transparent layers of repetitive dynamic behaviors. In *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 26 - 32, 2005.
- [20] Y. Schechner, N. Kiryati, and R. Basri. Separation of transparent layers using focus. In *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1061 - 1066, 1998.
- [21] R. von Gioi, J. Jakubowicz, J.-M. Morel, and G. Randall. LSD: A fast line segment detector with a false detection control. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(4):722 - 732, April 2010.
- [22] M. J. Wainwright and E. P. Simoncelli. Scale mixtures of Gaussians and the statistics of natural images. In *Proc. of Advances Neural Information Processing Systems*, pages 855 - 861, 2000.
- [23] B. Wang and Z. Tu. Sparse subspace denoising for image manifolds. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 468 - 475, 2013.
- [24] Y. Weiss. Deriving intrinsic images from image sequences.

- In Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, pages 68 - 75, 2001.
- [25] L. Xu, S. Zheng, and J. Jia. Unnatural L0 sparse representation for natural image deblurring. In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1107 - 1114, 2013.
- [26] L. Yu and M. S. Brown. Exploiting reflection change for automatic reflection removal. In Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision, pages 2432 - 2439, 2013.
- [27] L. Yu and M. S. Brown. Single image layer separation using relative smoothness. In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 2752 - 2759, 2014.
- [28] H. Zhang, D. Wipf, and Y. Zhang. Multi-image blind deblurring using a coupled adaptive sparse prior. In Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1051 - 1058, 2013.