

指导教师： 杨 涛

提交时间： 2016/3/14

CVPR2015 Paper Translation

No: 01

姓名： 雷明勇

学号： 2013302523

班号： 10011303



更好的图像去模糊技术——核融合

LongMai

FengLiu

PortlandStateUniversity

PortlandStateUniversity

mtlong@cs.pdx.edu

fliu@cs.pdx.edu

摘要

图像去模糊的核估计是一个具有挑战性的任务而且它的算法已经被大量开发。我们的前提是，使用单个不同方法的单核估计有时是不够的，它们经常互相补充。本文旨在解决融合多个使用不同方式的核估计，使其更为精确的，比单核估计更好地支持图像去模糊的问题。在本文中，我们开发了一个数据驱动的核融合方法，这个方法使我们得知每个内核对最终内核的贡献，以及它们之间如何相互作用。我们讨论了各种核融合的模式，最终发现高斯条件随机场模型的核融合表现最好。这种基于高斯条件的随机域的核融合方法，不仅可以模拟单个内核元素的融合，也可以模拟多内核元素核融合的相互作用。我们的实验表明，通过组合融合多种方式的核使之成为一个更好的核的方法可以显著提高图像去模糊的能力。

1、简介

消费者摄影师拍摄的图像模糊往往是因为在曝光时，相机的抖动造成的。很多情况下，如果不使用一些设备比如三脚架之类，这个问题是无法避免的，但三脚架往往是难以获得的。

从图像中去除相机抖动的影响一直是计算机视觉和图形学中的一个重要研究课题。假设白噪声和空间不变模糊，图像模糊过程可以建模为数学上的图像卷积

$$B = k * I + n \quad (1)$$

是卷积运算符。B 是获得的模糊图像，I 是清晰的图像，k 是模糊过程的卷积的核心，n 是噪声。图像去卷积的目标是从观察起来模糊的图像 B 恢复出清晰的图像 I。这是目前图像去卷积的丰富文献[1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 20, 21, 22, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 35, 36, 37, 38, 39]。在本文中，我们专注于盲解卷积，也就是在未知模糊核心 K 的情况下的图像去卷积，并且需要恢复清晰的图像。盲解卷积是一个受到严重制约的问题。给定一个观察模糊的图像 B，有无限多对 K 和 I，满足方程 1。莱文等人已经注意到：准确的估计模糊的核心是图像去模糊的一个重要组成部分。在过去的十年中，显着的研究工作一直致力于开发可以准确地恢复模糊内核的方法，[4, 5, 7, 8, 14, 18, 23, 28, 30, 32, 34]。莱文

等人提供了一个近似后验概率迭代的框架，由输入模糊图像 B 得到模糊核 K ，排斥所有可能的潜在图像 [18]。最近的研究直接利用从模糊图像获得的信息来估计模糊核。Joshi 等人 [14] 以及赵等人 [4] 预测模糊图像的清晰边缘，并利用预测的边缘轮廓来约束核估计。Sun 等人采用基于块的先验概率，将重点放在能为模糊核估计 [30] 提供更多有用信息的图像区域。赵等人利用模糊图像构造模糊核的氦变换，并利用该变换得到核估计 [5]。虽然现有的盲解卷积就核估计（也就是去模糊的结果）而言已经有了显著提高，但是其性能还能继续提升。如图 1 所示，而每一种方法都可以对某些图像进行很好的核估计，没有一种方法可以在所有情况下完全恢复核。更有趣的是，我们观察到，不同的方法往往将不同的先验知识转化为他们的去模糊的框架，它们经常互相补充。我们相信，不同的方法相结合的多个内核，可以产生一个更好的内核，如图 1 和图 6。

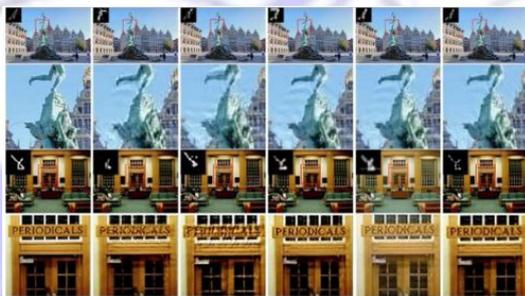


图 1: 核融合和图像去模糊的例子. 结合多核估计的图像去模糊方法的不同，我们的内核融合方法可以产生更准确、更清晰的结果不是每个人最终

的内核。

本文提出了一种利用现有的模糊核估计的方法比现有的方法更好地支持图像去模糊。我们的理念是融合来自多个现有内核的去模糊方法，结合而来的核优于每一个独立的核。问题是具有挑战性的，融合过程中需要采集单个核估计条件之间的复杂关系，以及将它们与潜在的真实模糊核联系起来。经典的融合方法如（加权）平均法不能很好的融合，如 2.1 节所示。因此，我们开发了核融合，得知独立的核如何有助于最终的融合结果，以及它们如何相互影响的数据驱动方法。检查各种核融合模型后，我们发现，核融合高斯条件随机场模型（gcrf）表现最好。这种基于核融合的方法 gcrf 不仅能模拟单个内核元素的融合，也可以模拟多内核元素核融合的相互作用。本文有以下贡献。首先，我们介绍了在核融合的新思路，我们的目标是结合多核估计，融合结果优于每一个单核。其中，我们开发的数据驱动的方法，可以有效地得知良好的内核融合模型的训练数据。我们证明了我们的方法可以有效地将不同的核估计融合成一个更好的核。最后，我们收集了大量 的图像去模糊的基准，这些基准将公开用于社会研究。

2、融合核

给定 n 个由 n 种不同的核估计方法的核估计 $\{K_i\}_{i=1}^n$ ，目的是将

它们组合成最终比每个单独的内核更准确，更好地支持图像去模糊的核 K 。

$$K^* = f_c(\{k_i\}_{i=1..N}) \quad (2)$$

函数的功能是执行核融合时的组合函数。在这一部分中，我们研究各种策略来构建融合模型 F_c 。然后，开发我们的数据驱动的方法，有效地学习的从训练数据得到组合模型 F_c 。

2.1、基线方法：内核平均

我们知道的最好的是，我们是第一个尝试解决结合多核估计问题的团队。就像一个基线方法，激励我们的迎接挑战，我们认为经典的和广使用的融合策略是平均估计。具体而言，这一组合策略以所有单个核估计的平均得到融合结果。

$$k_{AVG}^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i \quad (3)$$

考虑到每个单独的内核作为一个噪声估计真正的内核，估计理论表明，平均所有的内核都有降低噪声的优点。

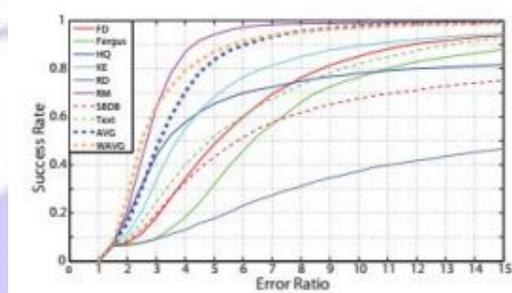


图 2：经典的融合方法性能。传统的融合方法，如核平均 (AVG) 和加权核平均 (wavg) 无论什么输入都应用固定的组合功能。当应用在核融合，

这种融合模型进行比在数据集 的最佳个体方法差 (RM)。

然而，这种方法有一个重要的限制。自认为每一个核简单平均—单内核一样，从一些坏的估计结果方法可能会妥协的好。我们也尝试了加权平均融合战略。融合中每个核的权重通过其质量来确定整个图像集。

$$k_{WAVG}^* = \sum_{i=1}^N w_i k_i \quad (4)$$

w_i 被确定为在图像建立时图像百分比， i th 是所有去模糊方法中效果最好的方法。评价上面描述的 2 个经典内核融合策略 AVG 和 WAVG 性能。我们与八个单独的内核进行比较，通过比较它们的反卷积结果估计方法。具体来说，我们收集了一大套合成的模糊的图像（地面图像真实且内核可用）和使用的非盲解卷积在 [17] 中的每一个核估计算法为每个图像产生模糊效果的方法。我们根据各方法的计算结果对反卷积的结果进行评价其误差比（二）曲线（[19]）核估计所能产生的图像的百分比成功的反卷积结果在一个范围内的错误等级（3.2 节）。在一般情况下，更高的电流变曲线，整体反卷积性能较好。图 2 显示了反卷积结果的电流变曲线从八种不同的核估计方法得到以及那些从核平均融合 (AVG) 加权平均融合 (wavg) 策略的核心。该曲线表明，平均核融合策略比单核最好的方法导致更坏的结果（在这种情况下，RM 法）。此外，

虽然 wavg 融合策略可以提高核融合质量超过平均的融合称重每个方法，它仍然是不能够超越单核估计最好的方法。这些结果表明，经典的融合模型相结合的核估计结果的限制。这些模型使用预定义的每一项组合功能。然而，在我们的环境下，融合模型应适应不同的输入，因为单个核估计之间的关系以及估计核之间的关系之和真正的底层内核可能会改变从图像到图像的过程。我们认为，一个很好的内核融合模型应该是足够灵活，以模拟这些复杂的关系。在本文中，我们开发了数据驱动的方法从训练数据来学习这样一个融合模型。

2.2、元素核融合

在这种方法中，我们预测的价值在每一个核心元素—独立的。具体而言，我们将每个内核关联元素 $K(p)$ 与一个由对应的向量构成的向量核单元从每个独立核估计 $F_p = \{K_i(p)\}_{i=1..N}$ 。学习组合功能一个经典的回归问题：学习的映射函数映射到对应的特征向量的 F_p —元素 P 的真核值在这种方法中，我们模型的映射功能使用随机森林回归技术 (2) (射频) 一个国家的最先进的回归模型。我们训练每个元素映射单个核值的射频模型以其真正的核心价值。使用的射频模型的地面训练数据真核是可用的。训练结束后，训练的射频模型可用于每一任何新的给定图像的元素明智的核融合。具体而言，给定一个新的模

糊图像和在单核估计从它产生使用不同的内核—耳鼻喉去模糊方法，形成特征向量， F_p 在上面所描述的每个内核元素。然后，我们使用训练的射频模型从它的特征向量通过射频预测程序来预测每个内核的内核值。在本文中，我们使用 jaintilal 等人开发的 MATLAB 中的随机森林来实施。

2.3、基于高斯条件随机场的核融合

而上述元素的融合策略可以产生大有可为的核融合的结果 (如 3.2 节说明)，它有一个固有的局限性。作为元素的核融合模型是预测每个核心独立的核心价值，它不捕获相邻核元素的值之间的关系。物理上，模糊核表示曝光时间内的相机路径的投影。这意味着相邻的内核元素之间的空间关系很强。我们的第二个方法解决了这个问题，通过模型的核融合使用高斯条件随机域 (gcrf) 框架。具体而言，我们模型的核心元素是图中的节点。喜欢智能元素的融合模型，我们将每个节点与个人核心价值特征的 $F_p = (K_1, K_2(P), \dots, K_N(P))$ 。我们用 gcrf 与八相邻系统模型的核融合的价值之间的关系，邻近的核心要素。在我们的 gcrf 框架的内核，融合的条件分配给所有单个核模型 $P(k|\{k_i\}_{i=1..N}) \propto \exp(-E(k|\{k_i\}_{i=1..N}))$ (5) 其中的能量函数是由在每个节点上定义的

本地能量项和每对相邻节点的集合组成

$$E(k|\{k_i\}_{i=1..N}) = \sum_{p \in k} E_u(k(p)|\{k_i(p)\}_{i=1..N}) + \sum_{p \in k, q \in N(p)} E_s(k(p), k(q)|\{(k_i(p), k_i(q))\}_{i=1..N}) \quad (6)$$

其中 $N(P)$ 是指相邻节点集 P ，一元项 E_u 公式 6 模型在最终的内核中，每个元素的值取决于每个内核的内核值。我们建立一个一元模型作一个局部高斯分布在 θ_P 和 μ_{TP} FP 代表精度（即逆方差）和局部高斯模型的均值，此外，我们还 $gcrf$ 模型模型周边核心元素通过成对的局部能量项之间的相互作用，

$$E_s(k_{pq}|\{k_i\}_{i=1..N}) = \frac{1}{2}(k_{pq} - \Phi_{pq}f_{pq})^T \Theta_{pq}(k_{pq} - \Phi_{pq}f_{pq}) \quad (8)$$

其中 $KPQ = [k(P), K(Q)]$ 是融合核心价值元素 P 和 Q 的 FPQ 是节点特征拼接。 FP 和荧光载体。类似于一元，在相邻元素的 KPQ 对估计的价值核心是由一个平均 Φ_{pq} f_{pq} 和精度矩阵 Θ_{PQ} 局部高斯模型。我们遵循回归树场 (RTF) 框架 [25] (它提供了强大的 $gcrf$ 模型实例化) 使模型参数 $\{\theta_P, \mu_P, \Theta_{PQ}, \Phi_{PQ}\}$ $P \in K, Q$



图 3: 用于生成合成的 3 个内核的集

合模糊数据集。

$\in N(P)$ 取决于输入数据 $\{K_i\}_{i=1..N}$ 通过..局部特征向量在每个地方的能量项， FP 和 FP RTF 格式的框架已经成功地应用在各种具有挑战性的计算机视觉问题，如图像去噪 [13] 和 [26] 非盲图像复原。在本文中，我们应用 RTF 模型对我国核聚变问题。我们训练模型参数通过最小化的核融合的研究结果与地面的真理内核在训练数据之间的差异。当模型中的参数进行训练，我们可以用他们的标准 $gcrf$ 推理程序计算任何新图像的核融合 K

$$k^* = \operatorname{argmin} E(k|\{k_i\}_{i=1..N}) \quad (9)$$

如方程 6 中的能量函数被定义为。 $\{K_i\}_{i=1..n}$ 表示集合核估计的产生每个单核的从输入图像去模糊方法。在我们的实现中，我们执行的 RTF 训练和利用现有的 $rtf-1.1$ 软件包通过 [26] 2 提供测试。

3、实验

3.1、数据集

由于我们构建核融合模型的方法依赖于大量的训练数据，所以我们建立了一个大的综合模糊的图像集。要生成数据集，我们首先从网上收集 289 张清晰的幅图片，包括 Flickr, Facebook 和谷歌加。这些图像跨多种场景的内容 (如室内, 室外, 纳特乌

拉的场景，人造的环境，人，动物)。我们综合模糊的每个图像在数据集使用 14 个不同模糊内核。特别是，我们使用的八个内核提供的 [19] 和六个内核中提取的长凳标记 [16]。把我们提取的内核作为基准在 [16] 空间模糊变化，通过随机选择不同的本地区域在其地面的真理内核。图 3 显示了用于生成数据集的所有 14 个内核。像 [30]，我们加上加性高斯噪声对每个模糊图像来模拟传感器噪声。

我们的核融合框架作为独立的方法，利用八个国家的最先进的模糊圈方法：FD (Cho 等人 [4]), FG (Fergus 等人 [7]), 总部 (山等人 [28]), 柯 (德斯坦等人 [8]), RD (Cho 等人 [5]), RM (徐等人 [32]), sbdb (Zhang 等人 [35]), 和 TX (Pan 等人 [23])。每一个模糊的图像，在我们的数据集中，利用作者提供的每一个方法的实现产生一个模糊核估计，导致个人核估计的八个形象。在我们的实验中，我们假设内核的尺寸是已知的，利用地面真理内核的大小为每个去模糊方法的输入。所有其他参数（如果有的话）的每一个的去模糊方法保存的设置由作者提供默认实现。我们注意到，去模糊方法偶尔不能产生一些模糊的图像，去模糊结果导致程序崩溃。我们只有保持对所有这八种方法成功地生产核估计的结果图像。在总体上，我们在我们的数据集保持 2976 个模糊的图像。每一个

模糊的图像有 8 个内核估计使用上述 8 种不同的方法。对于本节中的每一个实验，我们随机选择 1000 个图像进行训练和 1976 个图像的测试。对于每一个实验，我们重复的随机分区十次，并报告平均结果。请参阅我们的项目网站 3 的更多结果。

3.2、核聚变性能

我们从每个单独的方法的内核估计的质量评估我们的融合方法的有效性。具体而言，我们评估的内核估计结果的质量，根据其相似的真正的内核，以及其结果的视觉质量的结果。

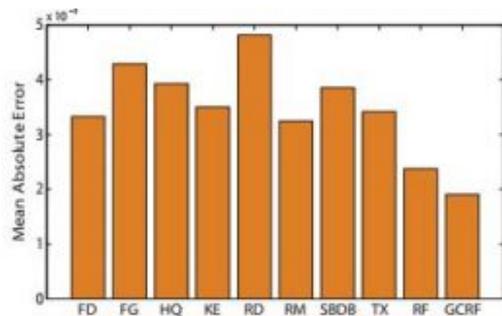


图 4: 平均绝对误差 (美) 到地面的真核。我们的数据驱动的内核融合方法 (射频和 gcrf) 可以产生核估计的结果与单个内核相比更能像真正的内核。

3.2.1 相似的真实内核

我们首先比较不同的方法，根据自己的能力来准确地恢复真实的内核。评估一个核估计方法可以恢复真正的潜在的模糊的内核，衡量类似的估算核是真实的内核。具体而言，我们测量的相似性的地面真理内核使用的平均绝对误差 (美) 之间的核映射。评估核估计方法的有点有哪些，可以

恢复真正的底部模糊内核，我们衡量模糊核与真实内核的相似性。具体而言，测量的相似性的地面真理内核使用的平均绝对误差（美）之间的核映射。

$$MAE(k|k_g) = \frac{1}{|k|} \sum_{p \in k} |k(p) - k_g(p)| \quad (10)$$

其中 k 表示估计的内核， k_g 表示地面的真理内核，和 $|k|$ 表示在核 k 元素的个数。我们比较的内核估计质量的不同方法，根据他们的平均值在测试数据集的所有图像。图 4 显示了平均 MAE 误差在每个核估计方法的测试数据。我们可以从观察图，通过学习融合模型直接从训练数据，从我们的核融合方法的内核，可以更好地估计像真理内核明显比每个单独的方法。

3.2.2 反卷积结果的质量

图像复原的主要目标是恢复清晰图像。因此，估计模糊内核的质量还应根据视觉质量进行评价，非盲解卷积产生的反卷积结果。下面 [30]，我们做使用不同的度量评估的反卷积结果：峰值信噪比（PSNR），结构相似（SSIM），和错误率（ER）曲线。使从不同的内核估计结果之间的公平比较去模糊方法，产生各核估计使用相同的非盲解卷积的结果反卷积算法 [17]。

PSNR 和 SSIM 是两质量指标，广泛用于图像处理和计算机视觉的研究测量图像重建质量。这个指标直接测量

Method	PSNR	SSIM
FD (Cho et al.[4])	22.33	0.681
FG (Fergus et al.[7])	20.76	0.608
HQ (Shan et al.[28])	20.39	0.670
KE (Goldstein et al.[8])	23.36	0.717
RD (Cho et al.[5])	15.45	0.515
RM (Xu et al.[32])	25.34	0.794
SBDB (Zhang et al.[35])	19.76	0.646
TX (Pan et al.[23])	22.46	0.692
Ours (RF)	25.87	0.804
Ours (GCRF)	26.75	0.829

表 1: 从每个估计内核去除图像视觉质量的测量结果。相比于每个单核去模糊的方法，我们的内核融合方法可以更准确地恢复底层内核，从而可以显著提高最终的反卷积结果。

重建视觉差结果（即反卷积结果纸）和相应的地面真实图像。表 1 显示从所有的测试数据中得出了平均 PSNR 和 SSIM 质量。结果表示通过组合多核估计结果，我们的方法可以预测最终的内核估计，使得比每个单核方法更好的解卷积结果。误差比曲线：在 [19]，莱文等。注意到即使有真正的内核，更宽的内核往往会导致较大的反卷积误差。他们建议通过测量反卷积误差之间的比率用估计的内核和真正的内核使用相同的非盲解卷积方法把误差标准化。

$$ER(k|k_g) = \frac{|I_k - I_g|_2}{|I_{k_g} - I_g|_2} \quad (11)$$

I_g 是指地面的真实形象。 I_k 和 I_{k_g} 表示估计的内核的反卷积结果 k 与地面真核 k_g 的反卷积效果。为了评估，我们计算每个方法的电流变曲线（成功率与错误率）。在每一个错误率水平，方法成功率代表测试图像的百

分比, 具有以下的错误级别。图 5 显示了不同的电流变曲线方法。此结果与表 1 中的结果相一致。我们的数据驱动的内核融合方法可以有效地结合起来多核估计的核估计这比每个单独的。我们的两个核融合方法中, 我们 gcrf 融合模型能较好地捕捉到相邻的空间关系内核元素的值, 因此能大幅度持续改进我们的元素(射频)模型的性。在剩下的实验中, 我们只用 gcrf 融合方法做实验。

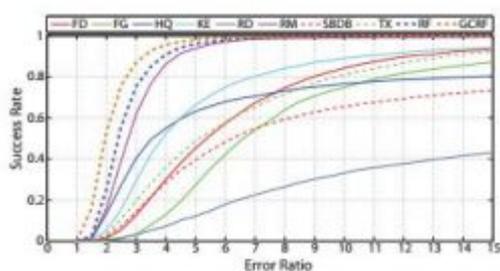


图 5: 错误率曲线。我们的内核融合方法到内核的估计结果比每一种单核方法有着显著更高的成功率。



图 6: 使用不同的核估计的去模糊结果定性比较。通过从不同的图像复原方法结合多核估计, 我们的核融合能产生更好的类似于最终地面的真理内核的核估计, 使每一个单独内核产生更好的复原结果。

图 6 显示了一些定性的结果比较个人的方法和内核质量清晰融合结果。我们可以从这些例子中看到我们的融合

模型可以有效地结合多核估计, 这样的组合结果代表真实内核更准确。这反过来又导致了最终的复原结果更好。总体, 我们的方法往往可以用更少的工具产生更清晰的反卷积结果。

3.2.3 泛化性能

之前的实验证明了我们的有效性数据驱动的融合方法。利用训练数据, 我们的方法是能够学习的真实基础内核及其噪声估计去模糊方法有效地捕捉的关系结果融合模型。我们进一步评估我们的方法的稳定性, 不同于那些用于训练而是真正的基本内核的情况。我们做了一个额外的实验, 在这个实验中, 对于每一个模糊图像的数据集, 我们训练我们的融合模型, 使用训练图像模糊不同的内核, 并使用训练有素的融合模型生成图像的最终核估计。图 7 显示了不同的方法之间的比较根据电流变曲线。我们注意到, 这条曲线是与图 5 中的一致性, 这说明了我们的核融合方法在推广到新的模糊核上的稳定性。为了进一步评估我们的核融合方法的推广, 对于那些使用的图像是不同的培养融合模型, 我们做实验在现有的模糊集的 [30], 其中有与我们的数据集没有重叠。训练的融合模型, 我们的数据集和测试的新的数据集(我们只考虑所有八个单独的方法可以产生的图像核估计结果没有崩溃, 这导致 450 图像)。从图 8 显示结果一致从以前的实验: 内核融合可以提高每一个单核的

模糊结果。

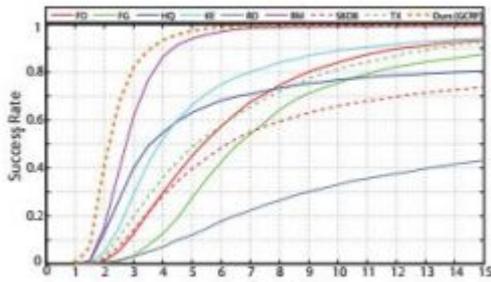


图 7：在训练中不出现推广内核。电流变曲线表明我们的核聚变方法可以优于每个单独核的方法，即使当检测模糊图像模糊，完全不同内核比我们的模型进行了培训。

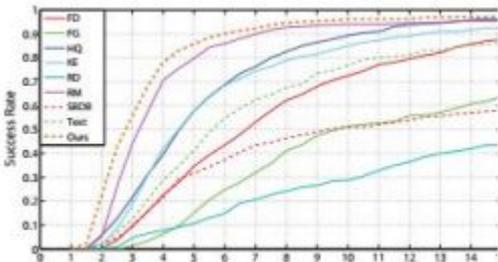


图 8：从 [30] 所提供的数据集到图像的推广，这与我们的数据集没有重叠。我们的内核融合方法在一个新图像中可以超越每个单独核的方法。

真实模糊图像的性能：我们从以前的论文 [16, 28, 7, 9] 找了大量真实模糊图像，把它们看作我们自己收集的。目视检查的结果是我们观察到当个体的某些方法可以产生合理的去模糊结果，核融合能利用这些好的方法来产生更好的图像复原。图 9 显示 2 例。

3.3、讨论

我们的工作提供了一个结合了多重模糊内核估计成一个更好的框架。

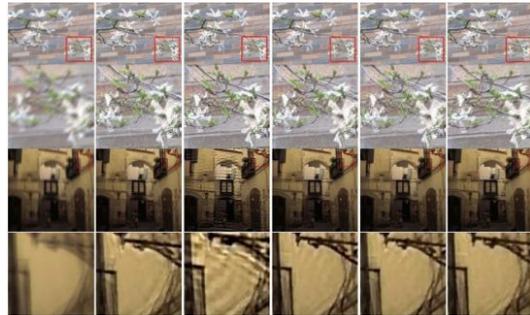


图 9：真实模糊图像的定性实例。当个别方法可以产生合理的去模糊结果，核融合可以利用这些好的方法来产生更好的结果。

另一种方法在利用一组可用的内核估计结果选择其中使用的整体结果最好的一个。有趣的是，研究如何相比有效的方法是与我们内核融合方法。为了使我们的比较显而易见，我们认为最好的是核选择方法。给定一个模糊的输入图像和一组独立的内核估计结果，我们使用地面真实图像测量反卷积的质量结果，并选择最佳的单个内核。由于这是用的地面真实图像最佳的核选择方法，使在选择最佳的单个核估计结果对于每一个输入，其性能是事实上的上限。

图 10 把我们的核融合方法与支持更好的核选择方法进行了比较。这一结果显示了优势在于我们的

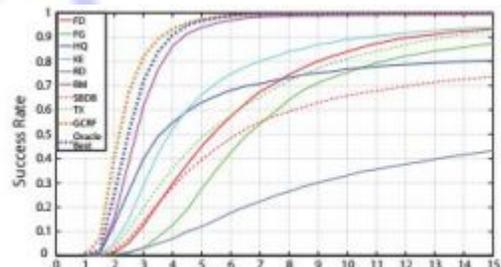


图 10：核聚变与最佳核选择的比较。

核融合方法。当选择自由输入时，最佳核从集合中的单个核估计可以提高每个个体的一个，结合这些内核可以进一步提高性能。

限制：我们的实验表明，我们的内核融合方法可以持续改进内核估计每个单独的图像去模糊方法的性能。然而，我们注意有一个改进的限度。因为我们的内核融合框架完全取决于单个方法的核估计结果方法。当单个内核无法估计真正的内核，我们的方法也会随之失败。这可能发生，特别是在模糊输入图像的处理过程明显违反了由我们的所有单独的方法使用融合模型时的统一模糊假设。在未来的工作中，我们计划扩大我们的方法去处理非均匀模糊。

4、结论

在本文中，我们介绍了图像去模糊的新方法核融合。具体来说，我们开发了数据驱动核聚变的方法去实现核融合，并且发现基于高斯条件随机场的融合模型表现的最好。通过有效结合多核估计，我们的核融合方法可以持续估计模糊核，超越每个单核的去模糊方法，并产生了更好的反卷积结果。图像去模糊的研究一直进展迅速，我们的工作提供了一个原理框架去优化现有的方法，使图像去模糊向前推进至最高水平！

参考文献：

- [1] M. Ben-Ezra and S. K. Nayar. Motion Deblurring Using Hybrid Imaging. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 657–664, 2003. 1
- [2] L. Breiman. Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32, Oct. 2001. 3
- [3] J. Chen, L. Yuan, C.-K. Tang, and L. Quan. Robust dual motion deblurring. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008. 1
- [4] S. Cho and S. Lee. Fast motion deblurring. *ACM Trans. Graph.*, 28(5):145:1–145:8, Dec. 2009. 1, 2, 5, 6, 7, 8
- [5] T. S. Cho, S. Paris, B. K. P. Horn, and W. T. Freeman. Blur Kernel Estimation Using the Radon Transform. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011. 1, 5, 6
- [6] F. Couzinie-Devy, J. Sun, K. Alahari, and J. Ponce. Learning to Estimate and Remove Non-uniform Image Blur. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013. 1
- [7] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W. T. Freeman. Removing camera shake from a single photograph. *ACM Trans. Graph.*, 25(3):787–794, July 2006. 1, 5, 6, 7
- [8] A. Goldstein and R. Fattal. Blur-Kernel estimation from spectral irregularities. In *Proceedings of the European conference on Computer Vision*, 2012. 1, 2, 5, 6, 7, 8
- [9] Y. Hacohen, E. Shechtman, and D. Lischinski. Deblurring by Example Using Dense Correspondence. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2013. 1, 7
- [10] S. Harmeling, S. See, M. Hirsch, and B. Schölkopf. Multiframe blind deconvolution, super-resolution, and saturation correction via incremental EM. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Photography*, 2010. 1
- [11] M. Hirsch, C. J. Schuler, S. Harmeling, and B. Schölkopf. Fast removal of non-uniform camera shake. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2011. 1
- [12] Z. Hu, S. Cho, J. Wang, and M.-H. Yang. Deblurring Lowlight Images with Light Streaks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014. 1
- [13] J. Jancsary, S. Nowozin, and C. Rother. Loss-specific training of non-parametric image restoration models: A new state of the art. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2012. 4
- [14] N. Joshi, R. Szeliski, and D. J. Kriegman. PSF Estimation using Sharp Edge Prediction. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008. 1
- [15] N. Joshi, C. L. Zitnick, R. Szeliski, and D. J. Kriegman. Image deblurring and denoising using color priors. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009. 1
- [16] R. Kohler, M. Hirsch, B. Mohler, B. Schölkopf, and S. Harmeling. Recording and Playback of Camera Shake: Benchmarking Blind Deconvolution with a Real-world Database. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2012. 1, 5, 7
- [17] D. Krishnan and R. Fergus. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors. In *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2009. 3, 6
- [18] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand, and W. T. Freeman. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011. 1
- [19] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand, and W. T. Freeman. Understanding blind deconvolution algorithms. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 33(12):2354–2367, Dec. 2011. 1, 3, 5, 6
- [20] W. Li, J. Zhang, and Q. Dai. Exploring Aligned Complementary Image Pair for Blind Motion Deblurring. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011. 1

- [21] Y. Liu, J. Wang, S. Cho, A. Finkelstein, and S. Rusinkiewicz. A no-reference metric for evaluating the quality of motion deblurring. *ACM Trans. Graph.*, 32(6):175:1–175:12, Nov. 2013. [1](#)
- [22] T. Michaeli and M. Irani. Blind Deblurring Using Internal Patch Recurrence. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2014. [1](#)
- [23] J. Pan, Z. Hu, Z. Su, and M.-H. Yang. Deblurring text images via ℓ_0 -regularized intensity and gradient prior. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014. [1](#), [5](#), [6](#), [7](#)
- [24] R. Raskar, A. Agrawal, and J. Tumblin. Coded exposure photography: Motion deblurring using fluttered shutter. *ACM Trans. Graph.*, 25(3):795–804, July 2006. [1](#)
- [25] C. Rother. Regression tree fields - an efficient, nonparametric approach to image labeling problems. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012. [4](#)
- [26] U. Schmidt, C. Rother, S. Nowozin, J. Jancsary, and S. Roth. Discriminative Non-blind Deblurring. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013. [1](#), [4](#)
- [27] C. J. Schuler, H. C. Burger, S. Harmeling, and B. Scholkopf. A Machine Learning Approach for Non-blind Image Deconvolution. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013. [1](#)
- [28] Q. Shan, J. Jia, and A. Agarwala. High-quality motion deblurring from a single image. *ACM Trans. Graph.*, 27(3):73:1–73:10, Aug. 2008. [1](#), [2](#), [5](#), [6](#), [7](#), [8](#)
- [29] F. Sroubek and P. Milanfar. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization. *Trans. Img. Proc.*, 21(4):1687–1700, Apr. 2012. [1](#)
- [30] L. Sun, S. Cho, J. Wang, and J. Hays. Edge-based Blur Kernel Estimation Using Patch Priors. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Photography*, 2013. [1](#), [5](#), [7](#)
- [31] O. Whyte, J. Sivic, A. Zisserman, and J. Ponce. Nonuniform Deblurring for Shaken Images. *Int. J. Comput. Vision*, 98(2):168–186, June 2012. [1](#)
- [32] L. Xu and J. Jia. Two-phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Berlin, Heidelberg, 2010. [1](#), [2](#), [5](#), [6](#), [7](#), [8](#)
- [33] L. Yuan, J. Sun, L. Quan, and H.-Y. Shum. Image deblurring with blurred/noisy image pairs. volume 26, July 2007. [1](#)
- [34] H. Zhang and L. Carin. Multi-Shot Imaging: Joint Alignment, Deblurring and Resolution-Enhancement. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014. [1](#)
- [35] H. Zhang, D. Wipf, and Y. Zhang. Multi-observation blind deconvolution with an adaptive sparse prior. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 36(8):1628–1643, Aug. 2014. [1](#), [5](#), [6](#)
- [36] S. Zheng, L. Xu, and J. Jia. Forward Motion Deblurring. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1465–1472, Dec. 2013. [1](#)
- [37] L. Zhong, S. Cho, D. Metaxas, S. Paris, and J. Wang. Handling Noise in Single Image Deblurring Using Directional Filters. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013. [1](#)
- [38] Y. Zhou and N. Komodakis. A MAP-estimation Framework for Blind Deblurring Using High-level Edge Priors. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2014. [1](#)
- [39] X. Zhu, F. Sroubek, and P. Milanfar. Deconvolving PSFs for a Better Motion Deblurring Using Multiple Images. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2012. [1](#)

