# 局部模糊检测优化算法

郑文洁, 刘秉瀚

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350108)

**摘** 要:目前基于特征的局部模糊检测算法为了优化特征响应需要在多尺度下重复计算局部模糊特征,且邻接 关系复杂,导致计算量大,时间效率低.针对上述时间问题,本文提出一种利用单层垂直上下文的局部模糊检测 优化算法.首先提取图像块重尾分布、峰度、功率谱、线性滤波等模糊特征,然后使用贝叶斯法学习模型,计算 后验概率作为初步估计模糊响应,最后本文提出将邻近像素点的模糊响应信息作为上下文更新像素点自身响应 信息,增加上下文支撑域的尺寸以更充分的考虑周围信息,使用一个相互垂直的一维上下文以减小计算量,从而 构造新的能量函数进行全局优化,通过最小化能量函数得到最终的模糊响应.实验表明,本文算法能有效检测图 像的局部模糊,并提高检测的时间效率.

关键词:局部模糊检测;模糊特征;垂直上下文;全局优化;时间效率

## **Local Blur Detection Optimization Algorithm**

ZHENG Wen-Jie, LIU Bing-Han

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: The existing blur detection algorithm based on features has to calculate local features many times in order to optimize the blur response. Complicated adjacency relationship leads to large computing tasks and low efficiency. To solve the time problem, this paper proposes a local blur detection optimization algorithm with the perpendicular context in single scale. Firstly, we calculate features such as local heavy-tailedness feature, kurtosis feature, local power spectrum feature and local filters, Then naive Bayesian classifier is used to combine these features. Finally, this paper takes the blur response information of adjacent pixels as context to update the pixel itself, increases support region of context to take the information around the pixel into account more adequately, uses one-dimensional perpendicular context to reduce the amount of calculation, forms new energy function, and obtains the final blur response by minimizing the energy function. Experimental results show that the modified algorithm can detect local blur effectively and improve time efficiency.

Key words: local blur detection; blur feature; perpendicular context; global optimization; time efficiency

目标与镜头的相对运动、散焦等原因都会造成图像 局部模糊.快速且有效地检测出清晰和模糊区域,在图 像分割、目标检测、场景分类、图像质量评估、图像重 建、图像编辑等方面都可以得以应用.目前这方面的研 究已取得了一定成果.如 Levin<sup>11</sup>利用梯度分布差异识 别局部运动模糊;Liu等人<sup>[2]</sup>使用拟合梯度分布、功率谱 斜率、最大饱和度来表征模糊;Tai等<sup>[3]</sup>利用局部灰度与 梯度变化关系估计散焦模糊; Chakrabarti 等<sup>[4]</sup>通过局部 傅里叶变换分析定向模糊; Grimaldi 等<sup>[5]</sup>利用局部标准 差检测模糊区域; Su 等<sup>[6]</sup>根据奇异值向量构造模糊度 量; Shi 等<sup>[7]</sup>通过训练局部滤波器, 结合峰度、功率谱等 检测模糊. 由于上述检测方法主要是通过分析纹理丰 富的清晰区域和平坦的模糊区域在空域或频域等方面 表现出的不同构造模糊度量来检测模糊, 因此将这些

基金项目:国家自然科学基金(61473330);福建省自然科学基金(2013J01186);福建省科技厅项目(JK2010056);福建省教育厅项目(JB10160) 收稿时间:2015-08-14;收到修改稿时间:2015-09-24

方法应用在纹理平坦的非模糊区域和平坦的模糊区 域、纹理较丰富的运动模糊区域和纹理清晰的非模糊 区域时会有不同程度上的误判,所以文献[3]使用马尔 科夫随机场传播优化估计结果;文献[7]设计了一个多 层感知模型进行优化提高准确率,但这种优化方法需 要在不同尺度多次计算特征响应,建立复杂的邻接关 系,导致计算量大,时间效率低.

针对上述时间效率的问题,本文提出一种利用单 层垂直上下文的局部模糊检测优化算法:①首先根据 模糊块与清晰块在空域、频域等方面表现出的不同特 性,提取重尾分布、峰度、功率谱、线性滤波等模糊 特征: ②使用朴素贝叶斯法学习输入(模糊特征)/输出 (真实的模糊情况)的联合概率分布, 然后根据此模型, 计算后验概率(联合模糊特征);③由于噪声或非模糊 区域纹理较平坦等原因,像素点的联合模糊特征不能 正确反映模糊情况,需要对估计的模糊响应进行优化. 像素点间的模糊情况在一定范围内是相关的,因此, 本文将邻近像素点的模糊响应信息作为上下文更新像 素点自身响应信息.本文增加上下文支撑域的尺寸以 更充分的考虑周围信息,使用一个相互垂直的一维上 下文以减小计算量,从而构造新的能量函数进行全局 优化,通过最小化能量函数得到最终的模糊响应.实 验表明,本文算法能有效检测图像的局部模糊,提高 检测的时间效率.

1 模糊特征及特征优化

## 1.1 模糊特征

自然图像的灰度梯度分布一般都遵循重尾分布, 模糊的图像则较少地包含锐利的边缘,所以梯度中多 为较小的值,一般不出现重尾分布.

可使用混合高斯模型来拟合梯度分布,由于标准 差大的高斯函数在拟合重尾分布中起了重要作用,所 以拟合高斯混合函数中标准差较大的值 f1 可为判别模 糊的特征<sup>[7]</sup>:

可使用混合高斯模型来拟合梯度分布 ⊽*I*,由于标准差大的高斯函数在拟合重尾分布中起了重要作用,所以拟合高斯混合函数中标准差较大的值 *f*<sub>1</sub> 可为判别模糊的特征<sup>[7]</sup>:

$$f_1 = \max(\sigma_1, \sigma_2) \tag{1}$$

$$\nabla I \sim \alpha G \left( \nabla I \middle| \mu_1, \sigma_1 \right) + \beta G \left( \nabla I \middle| \mu_2, \sigma_2 \right)$$
(2)

其中,均值 $\mu_1=\mu_2=0,\sigma$ 为标准差决定分布幅度, $\alpha$ 、 $\beta$ 为

双高斯函数的拟合系数.特征值 *f*<sub>1</sub> 越大,说明重尾分 布越明显,含有越多的幅值大的梯度,图像越清晰.

除了重尾分布,自然图像的梯度分布通常在值为 0处有一个急性峰值即尖峰分布,峰度值为正,而模糊 则扩大了梯度的分布,峰度下降,因此峰度值 *f*<sub>2</sub> 可为 判别模糊的特征<sup>[7]</sup>:

$$f_2 = \min(\ln(K(I_x) + 3), \ln(K(I_y) + 3))$$
(3)

$$K(a) = E[a^{4}] / E^{2}[a^{2}] - 3$$
(4)

其中,  $I_x 和 I_y 分别表示 x$ 、y 方向上的梯度, E[·]表示向 量 <math>a 的期望算子.特征值  $f_2$ 越大,说明图像梯度分布曲 线顶峰越尖,图像越清晰.

在频域,自然图像的平均功率谱表示了图像强度的变化情况.随着频率的增大,功率谱幅值是下降,但模糊会使得下降速度的加快,造成模糊图像功率谱之和比清晰图低,所以图像功率谱之和 *f*<sub>3</sub> 可为判别模糊的特征<sup>[7]</sup>:

$$f_3 = \sum \log(P(\omega)) \tag{5}$$

$$P(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{\theta} P(\omega, \theta)$$
(6)

其中,  $\omega$  是频率, ( $\omega$ ,  $\theta$ )是像素(*i*, *j*)的极坐标, *N* 为不同的  $\theta$  数, *P*( $\omega$ ,  $\theta$ )是离散傅里叶变换的平方.特征值  $f_3$  越大, 说明图像包含的高频成分损失越少, 图像越清晰.

上述特征分别从空域和频域对模糊特征进行描述, 但都是拟合自然图像统计的特征. 文献[7]使用基于离差 阵构造的可分性判据提取特征. 令 *B*={*B*<sub>1</sub>,...,*B<sub>n</sub>*} 和 *I*={*I*<sub>1</sub>,...,*I<sub>m</sub>*}分别表示已经人工标记的模糊和非模糊图像 块,使用变换特征空间中类内和类间离差矩阵 *W<sup>T</sup>S<sub>o</sub>W*和 *W<sup>T</sup>S<sub>b</sub>W* 的迹构造可分性判据 *J*(*W*):

$$J(W) = \max_{W} \frac{tr(W^{T}S_{b}W)}{tr(W^{T}S_{\omega}W)}$$
(7)

J(W)越大说明两类间差别越大,各类内差别越小. 使 J(W)最大的情况下,得到的  $S_w^{-1}S_b$ 的特征值  $\lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdot \lambda_3 \cdot \ldots$ 所对应的特征向量  $\omega_i$ 即为作为图像的 局部滤波器  $f_4$ 进行模糊特征提取<sup>[7]</sup>:

$$f_4^{\ d} = \{\omega_1^{\ T} I, ..., \ \omega_d^{\ T} I\}$$
(8)

其中, d 为滤波器的个数.

## 1.2 朴素贝叶斯

朴素贝叶斯法<sup>[7]</sup>是基于贝叶斯定理和特征条件独 立假设的分类方法.给定训练数据集,首先基于特征 条件独立假设,学习输入/输出的联合概率分布,然后 根据此模型,对给定的输入,利用贝叶斯定理求出后

Software Technique • Algorithm 软件技术 • 算法 211

验概率最大的输出. 文献[7]实验表明, 1.1 节中的模糊 特征间是近似相互独立的, 因此使用朴素贝叶斯分类 器学习得到后验概率作为联合的特征值.

#### 1.3 特征优化

对于局部窗口提取的特征,在不同尺度即窗口大小不一情况下,特征的响应是不一样的,仅从一个尺度得到的检测结果,可能并不正确.所以文献[7]使用多层感知的方法,分别计算出 3 个尺度的特征响应,在一阶邻域内构造逐点层内(同一尺度内)平滑项,在层间(3 种不同尺度间)构造对应数据平滑项,结合数据保真项共同构建全局能量函数<sup>[7]</sup>E(a):

$$E(a) = \sum_{s=1}^{3} \sum_{i} |a_{i}^{s} - \hat{a}_{i}^{s}| + \alpha \sum_{s=1}^{3} \sum_{i} \sum_{j \in N_{i}^{s}} |a_{i}^{s} - a_{j}^{s}| + \beta \sum_{s=1}^{3} \sum_{i} |a_{i}^{s} - a_{i}^{s+1}|$$
(9)

其中, s 表示 3 个不同尺度;  $a_i^s$  表示在 s 尺度下像素 i 推 理得到的模糊响应值;  $\hat{a}_i^s$  表示在 s 尺度下像素 i 的真 实局部模糊响应;  $N_i^s$  表示在 s 尺度下像素 i 的 4-领域;  $\alpha$ 、 $\beta$ 为权重;  $|\cdot|$ 表示  $L_1$ 范式距离,进行鲁棒推理;数据 保真项,保证在图像空间中保持总体特征结构,防止 在求解能量最小化过程中过大的失真;平滑项使关联 的像素尽可能有一致的特征响应.上式可用环路置信 传播<sup>[8]</sup>(Belief propagation, BP)算法进行优化.

## 2 基于特征的局部模糊检测

### 2.1 初始特征估计

当图像存在局部模糊时,直接从像素点出发,是 难以对其检测、区分的,所以目前大部分的研究都是 通过考虑某一像素点的局部区域内信息,结合一些技 术手段,判断其模糊程度.本文使用文献[7]提出的局 部特征作为模糊估计的初始模糊响应.具体步骤如下: ①选定局部区域的大小*s*及局部滤波器个数*d*,从文献 [7]的数据集(含人工标定的结果图)选择样本,处理得 到*s*\**s* 大小的带有标记类别的图像块,根据式(7)计算 得到*d* 个局部滤波器;②按式(1)(3)(5)(8)计算样本图 像块的模糊特征;③将样本模糊特征和类别作为输入, 使用朴素贝叶斯学习得到分类器;④对每张输入图像, 提取以像素点*i* 为中心大小为*s*\**s* 的局部区域,按式 (1)(3)(5)(8)计算图像块特征,使用朴素贝叶斯分类器 得到联合特征,如图1(b).

## 2.2 优化

通过上述的特征提取后,由于噪声或清晰区域纹 理较平坦等原因,像素点的模糊响应不能正确反映模 糊程度,如图1纹理平坦清晰区域(腿部、身体)和模糊 区域(挥动的翅膀)模糊特征响应是相近的.为了提高 初始模糊响应估计准确率,提高模糊检测算法的鲁棒 性,需要对估计的模糊特征响应进行全局优化,从而 得到更加精确特征响应结果.



按照 1.3 节文献[7]的方法对初始特征进行优化弊 端在于:首先,对层内每个像素只考虑一阶 4-邻域内 的信息作为其上下文,对其进行的平滑,偶然性比较 大,易造成误差.再次,需要在多尺度下重复计算局 部模糊特征,需要建立的邻接关系复杂,计算量大, 时间效率低.

本文针对上述问题,提出如下改进:

首先,增加邻接点窗口的尺寸到 *c*\**c*. 自然图像数据 一般具有较高阶的统计量,这要求图像的上下文要有较 大的支撑域<sup>[9]</sup>. 对于局部模糊图像来说,一个模糊(或清 晰)的像素点其周围也为模糊(或清晰)的概率比较大,而 周围不只是指与该像素点在空间位置上紧邻的四周,也 可能是更大的范围,即一个像素点不仅可以和它 4-邻域 内的点在模糊情况上保持基本一致,还应该与周围更远 范围内的点在模糊情况上保持基本一致.

其次,在窗口范围内选择邻接点.如果直接使用以 像素点为中心的 c\*c 范围内所有点作为其邻接点,那么 会造成维数灾难问题,因此本文使用一个相互垂直的 一维上下文<sup>[9]</sup>.如图 2,这样不但可以使上下文获得较 大的支撑域,还可以克服了维数灾难问题.通过尺寸的 增加,可以更充分的考虑周围的信息,减小误差.



$$E(a) = \sum_{i} |a_{i} - \hat{a}_{i}| + \alpha \sum_{i} \sum_{j \in N_{c}^{i}} |a_{i} - a_{j}|$$
(10)

其中, *N<sub>c</sub><sup>i</sup>*表示在中以像素点*i*为中心的大小为*c\*c*的 邻域范围内水平和垂直方向上的点, 右边第一项为保 真项, 第二项为平滑项即惩罚项, α 为惩罚的权重, 表 明邻接点之间模糊情况的不一致对能量函数影响的大 小. 上式可用 BP 算法进行优化, 具体可使用 Schmidt 提供的工具箱.

## 3 实验结果分析与比较

为了验证本文改进的算法的有效性,使用文献[7] 数据集中 600 张图(其中包括 296 张部分运动模糊和 304 张散焦模糊图片,并且每张图像都有经过人工标 定模糊区域的标记图)进行模糊检测,并与现有的表现 较好的模糊检测方法<sup>[2,4,6,7]</sup>进行比较.本文实验是在 Windows7 64bit, Intel(R) Core(TM) i5-3470CPU, 16GB 内存的系统环境下,利用 MATLAB R2014a,使用文献 [7]中提供的源码及各种模糊检测算法的结果图进行比 较.本文分别从特征响应效果及时间效率上对本文提 出的优化算法进行分析.

本文实验在特征提取部分的参数选择同文献[7], 特征提取图像窗口大小 *s* 为 11, 第 4 个特征滤波器个 数 *d* 为 2.

#### 3.1 特征响应效果对比

首先,使用准确率-召回率曲线进行定量分析,其 中准确率指的是检出的像素中有多少是模糊的, 召回 率指的是所有模糊像素有多少被检出.观察图 3(a)可 以看出: 第一, 当权重 α=0.5 时, 权重较大过度惩罚, 当召回率在[0.9,1]时曲线比文献[7]中没有优化时的曲 线低; 第二, 当权重 α 都为 0.2, 窗口尺寸 c 从 5 增加 到7时,在召回率[0,1]上准确率都有提高,且相较于文 献[7]没优化时的曲线准确率也都有提高,说明在一定 范围内增加窗口尺寸可以达到更优的效果, 甚至在召 回率[0.9,1]上略优于文献[7]的优化效果. 观察图 3(b) 可以看出: 第一, 虽然与文献[7]方法的曲线相比, 本 文提出的优化方法响应效果有所些许下降,但结合3.2 节中的时间效率,本文的优化方法损失了一部分的响 应效果换取了时间效率的提高; 第二, 与现有的方法 相比,在召回率为[0,1]范围内本文的使用的方法都能 够获得比较高精确度,说明本文使用的基于特征的局 部模糊检测优化算法具有较强的鲁棒性. 图 4 给出了

三个例子(部分运动模糊和散焦模糊)对比本文实验效 果与其他算法效果.

#### 3.2 时间效率对比

基于特征的局部模糊检测算法时间主要由特征提 取时间和优化时间组成.本文中,对于测试图像(图片 1 大小为 640\*480, 图片 2 大小为 640\*427, 图片 3 大 小为640\*427)只需要提取图像窗口长为s=11的局部特 征一次, 而文献[7]中则需要对图像提取窗口长分别为 s1=11、s2=15 和 s3=21 的特征各一次,即在不同尺度 下提取特征. 表 1 给出了本文与文献[7]算法在时间方 面的表现情况:首先,文献[7]方法随着特征提取的窗 口的增大,提取所需时间随之增加,所以反复提取不 同尺度下的特征严重影响了优化的时间效率,因此本 文选择在单尺度下进行特征优化,不需要多次提取特 征;其次,当本文中上下文尺寸扩大到 c=7 时,就优化 时间而言,对文献[7]并没有明显的改进,是因为随着 优化尺度增长收敛速度变慢;最后,结合3.1节的响应 效果, 当上下文尺寸 c=5 时, 特征响应达到优化效果 且优化的时间有明显的提升.



图 3 准确率-召回率曲线对比



(a)输入图 (b)人工标定图 (c)文献[2]结果 (d)文献[4] 结果



Software Technique • Algorithm 软件技术 • 算法 213



图 4 各算法效果图对比

			图片 1	图片 2	图片 3
特征提取时间(s)	文献 [7]	s1=11	58	45	51
		s <sub>2</sub> =15	83	69	71
		s <sub>3</sub> =21	111	113	105
	本文	s=11	41	45	44
优化时间(s)	文献[7]		43	40	38
	本文	<i>c</i> =5	10	8	8
		<i>c</i> =7	36	31	23
总时间(s)	文献[7]		295	267	265
	本文	<i>c</i> =5	51	53	52
		<i>c</i> =7	77	76	67

### 表1 时间效率比较

# 4 结语

本文提出的利用单层垂直上下文的局部模糊检测 优化算法,在初始特征响应得到优化的前提下,降低 了计算量,提高了算法的性能.大量的实验表明,本 文改进的方法能有效地进行图像局部模糊的检测,并 提高时间效率.

#### 参考文献

 Levin A. Blind motion deblurring using image statistics. In: Schölkopf B, Platt J C, Hoffman T, eds. Advances in Neural Information Processing Systems 19. Cambridge, MA. MIT Press. 2007. 841-848.

- 2 Liu RT, Li ZR, Jia JY. Image partial blur detection and classification. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK. IEEE Press. 2008. 1–8.
- 3 Tai YW, Brown MS. Single image defocus map estimation using local contrast prior. IEEE International Conference on Image Processing. Cairo. IEEE Press. 2009. 1797–1800.
- 4 Chakrabarti A, Zickler T, Freeman WT. Analyzing spatiallyvarying blur. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA. IEEE Press. 2010. 2512–2519.
- 5 Grimaldi D, Kurylyak Y, Larnonaca F. Detection and parameters estimation of locally motion blurred objects. IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems. Prague. IEEE Press. 2011, 1. 483–487.
- 6 Su B, Lu S, Tan CL. Blurred image region detection and classification. ACM International Conference on Multimedia. New York. ACM New York, 2011. 1397–1400.
- 7 Shi JP, Xu L, Jia JY. Discriminative blur detection features. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH. IEEE Press. 2014. 2965–2972.
- 8 Yedidia JS, Freeman WT, Weiss Y. Understanding belief propagation and its generalizations. In: Lakemeyer G, Nebel B, eds. Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium. San Francisco, CA. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2003. 239–269.
- 9 董伟生.基于上下文的自适应图像建模及其在图像恢复中的应用[博士学位论文].西安:西安电子科技大学,2011.