

基于模糊集理论鉴别运动模糊参数

张婷婷¹, 许刚²

ZHANG Ting-ting¹, XU Gang²

华北电力大学 电气与工程学院, 北京 102206

Electric and Electronic Engineering College, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

E-mail: a1226@163.com

ZHANG Ting-ting, XU Gang. Identification of motion blurred parameter by using fuzzy set. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(33): 75-77.

Abstract: Motion blur is one of common blurs that degrades images. Restoration of images is highly dependent on estimation of motion blur parameters. The authors have presented a novel algorithm to estimate linear motion blur parameters such as direction and extend by using radon transform to find direction and fuzzy set concepts to find its extend. This method has been tested on a wide range of different type of standard images that had been degraded. This algorithm's robustness and precision in noisy images is improved greatly. Though SNR is rather low, we still get highly satisfactory result.

Key words: blur extend; fuzzy set; robustness; Radon transform

摘要:运动模糊是降质图像中常见的一种形式,运动模糊图像的恢复主要依靠对运动模糊参数的估计。提出了一种新的算法来估计线性运动模糊参数。该算法利用 Radon 变换找到运动模糊图像的方向,通过运用模糊理论中的 t -norm 调整得到模糊尺度。实验结果表明,该算法在鲁棒性和精确性上均有很大提高且即使在信噪比较低的情况下仍然可以得到很好的恢复效果。

关键词:模糊尺度;模糊集;鲁棒性;Radon 变换

文章编号:1002-8331(2007)33-0075-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

1 引言

在图像摄取过程中,被摄景物与像面之间的相对运动是十分普遍的。如普通照相时手的抖动、航空侦察时飞机相对于地面的运动等。图像恢复的目的就是利用降质模型(通常指点扩散函数,PSF)重建和估计降质图像。这种函数的鉴别是一个病态问题。当不考虑加性噪声时,可以利用不同的方法找到运动模糊参数。当加性噪声存在时,目前来讲仍是一个尚待完全解决的问题。这个问题可以用文献[1]和[2]中提到的双谱分析来解决。在文献[3]中,针对受干扰图像又提出了一种频谱分析算法。作者运用自回归模型来表示图像,并且证明即使在信噪比较低的情况下,该方法依然有效,但是恢复出的图像效果并不是很好,而且此算法运行速度慢。在这种情况下,本文提出了一种新的算法且把模糊集理论应用到改善算法的应用性能和速度上,取得了不错的效果。

在论文的第一部分,先对运动模糊的属性进行描述,第二部分简单介绍了无噪声图像中运动模糊参数的估计,第三部分是重点,主要描述了采用模糊集理论中的 t -norm 得到调整图像的交集,并对有噪声图像的运动模糊参数进行估计。

2 运动模糊属性

运动模糊函数公式形式如下:

$$h(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{if } \sqrt{x^2 + y^2} \leq \frac{L}{2} \text{ and } \frac{x}{y} = -\tan(\varphi) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

可以在公式(1)中看到,运动模糊依赖两个参数:模糊尺度(L)和模糊角度(φ)。图1表示的是 $L=8, \varphi=45^\circ$ 时该函数的频率响应。

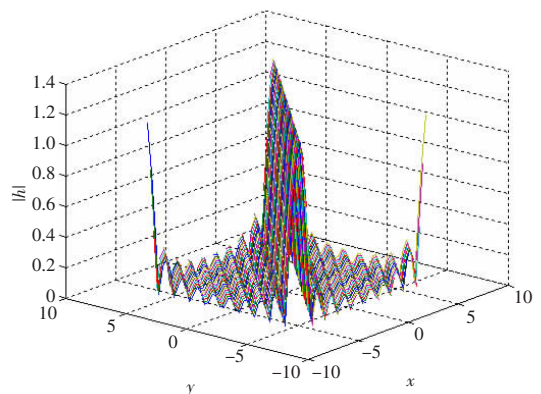


图1 匀速运动的频率响应函数($L=8, \varphi=\pi/4$)

h 的频率响应是个 SINC 函数,这表明如果图像只受运动模糊影响而不存在加性噪声,那么它的频率响应是一些平行的暗条纹且这些暗条纹的值都非常的低,接近于 0。

3 无噪声图像中运动模糊参数的估计

这里先考虑不存在加性噪声的情况,因此公式模型可以写做:

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot H(u, v) \quad (2)$$

$G(u, v), F(u, v)$ 和 $H(u, v)$ 分别是观测图像,原始图像和退化函数的频率响应。在这种情况下,运动模糊参数由以下几个方面决定。

(1)运动方向的估计

为了找到运动模糊方向可以利用模糊图像的频域中的平行暗条纹。在文献[4]中表明,运动模糊方向 φ 等于这些平行暗条纹和垂直轴的夹角 θ 。利用下面的 Radon 变换来找到暗条纹的参数。

$$R(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \sigma(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (3)$$

跟其它的变换如霍夫变换相比,这种 Radon 变换的好处是它不需要先验点。利用 Radon 变换来找到模糊运动方向的方法 M.Ebrahimi Moghaddamand 和 M.Jamzad 已经在文献[5]中提到过并很好的解决了鉴别方向的问题。

(2)运动模糊尺度估计

按照上述方法找到运动方向后,把图像旋转到水平方向。这样匀速运动模糊模型定义如下:

$$h(i) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & \text{if } \frac{-L}{2} \leq i \leq \frac{L}{2} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

h 的频域响应在水平方向的表达式如公式(5):

$$H(u) = \frac{\sin(\frac{Lu\pi}{N})}{N}, 0 \leq u \leq N-1 \quad (5)$$

$$L \sin(\frac{u\pi}{N})$$

N 是图像的维数,为了找到 L 尽量去解决 $H(u)=0$ 的问题。可得等式(6):

$$H(u) = \sin(\frac{Lu\pi}{N}) = 0 \quad (6)$$

$$u = \frac{k\pi}{LW} \quad \text{such that } W = \frac{\pi}{N} \text{ and } k > 0 \quad (7)$$

如果假设 u_0 和 u_1 是两个连续的零点,即 $H(u_0)=H(u_1)=0$,那么公式可以写成:

$$u_1 - u_0 = \frac{N}{L}, L = \frac{N}{d} \quad (8)$$

d 是在式中 $\log(|G(u, v)|)$ 两个连续暗条纹的间距。那些使 $G(u)=0$ 的点 u 被分成两组:第一组和由运动模糊($H(u)=0$)产生的直暗条纹有关。第二组是和 $F(u)=0$ 有关。找到 d 并且利用等式(8)计算出 L, u 的值可以利用模糊调整来从第一组中获得。

4 有噪声图像中运动模糊参数的估计

当降质图像存在加性噪声(通常假设为高斯噪声)的时候,平行暗条纹在频域中将会变的不清晰甚至有些会消失。如果噪声增大,那么越来越多的暗条纹会消失。

图 2 给出了带噪声的图像及其频域响应。这里基于对运动尺度的模糊调整和运动方向的 Radon 变换,提出了一种新的、简洁的而且稳定的算法来解决噪声干扰问题。

(1)运动方向的估计

由图 2(b)可以看到在图像的周围有一白色界限。这个白色界限是由图 1 中的运动模糊函数频域响应的结构造成的。白色界限的方向和消失的暗条纹方向是精确一致的,所以它和模糊运动方向相一致,找到白色界限的方向就找到了运动模糊的方向。通过 Radon 变换可以找到这些平行白线的方向(即 φ)。

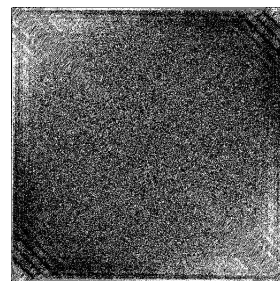
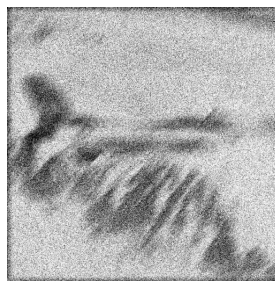


图 2(a) 512x512 的 plane 图像运动模糊参数 $L=30, \varphi=45^\circ$ 高斯噪声(均值为 0, 方差为 0.1), SNR=22 dB

(2)利用模糊理论中的 t 范式对模糊尺度进行调整估计

目前,有噪图像的频域响应的平行暗条纹不清晰,有的部分消失。在低信噪比的图像中,还可能完全消失。公式(9)表示带噪声的频率域表达式:

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot H(u, v) + W(u, v) \quad (9)$$

公式(9)表明所加进的噪声是随意分布的。由于噪声是随机参数,所以其对暗条纹的影响是各不相同的。由此会产生两个问题:(1)哪些象素属于消失的暗条纹,哪些象素不属于(2)哪些象素是暗点象素。正是由于加性白噪声的缘故,才很难完全准确的回答上述两个问题。这种不确定性引导我们采用模糊集理论在降质图像的频域中寻找暗条纹。每个属于暗条纹的象素在降质图像频域中均以不同概率出现,为 $\log(|G(u, v)|)$ 的每一行定义如下:

$$A_i = \{(x, u_{n(x)}) | x \in (1 \cdots N), n(x) = \log(|G(i, x)|)\} \quad (10)$$

N 是图像的列数, i 是行数。定义 U_a 的函数关系如下:

$$u_a = \begin{cases} 1, & u \leq a \\ 1 - 2 * \frac{(u-a)^2}{(c-a)}, & a < u \leq \frac{a+c}{2} \\ 2 * \frac{(u-a)^2}{(c-a)}, & \frac{a+c}{2} < u < c \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

在公式(11)中, a 和 c 都是两个具体指定的常量(这里取 $a=3, c=8$)。那些调整值比较高的列最有可能是暗条纹。因此,用 Zadeh 模糊集理论中的 t -norm 来找到这些调整的交集。

$$B = \{(x, u_x') | u_x' = t(u_{1x}, \dots, u_{Mx}) \text{ and } x \in (1 \cdots N)\} \quad (12)$$

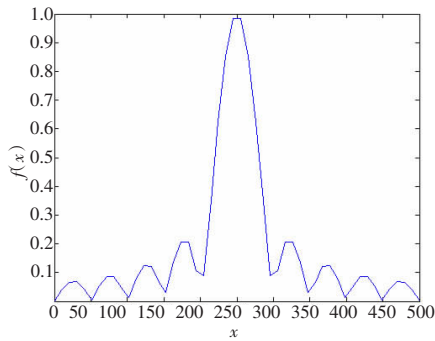
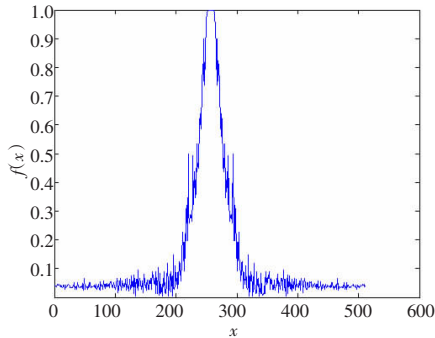
在等式中, M 是图像的行数, U_{ix} 是 x 在模糊集 A_i 中的变量值。现在定义 $f(x)$, x 不属于暗条纹的概率,公式如下:

$$f(x) = \begin{cases} 1 - u_x', & x \in B \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

图 3(a)表明 $f(x)$ 是一个未加噪声的降质图像的曲线图, $L=10$ pixels。仔细从图中可以看出它存在 SINC 结构, $f(x)$ 的谷地和暗条纹有关。图 3(b)表明 $f(x)$ 是一个加高斯噪声的降质图像的曲线图, $L=10$ pixels, 方差为 0.1, SNR=25 dB。所有的 $f(x)$ 的谷地都和暗条纹有关联, 最准确的那些是具有 SINC 结构的谷地。这些谷地都是正如图 3(a)和 3(b)给出的那种在中央峰值的两边。通过运用传统的斜度检测算法^[6], 谷地间距可以计算出来。由于 SINC 结构的距离是平行暗条纹间距的两倍, 利用等式(8)可以得到模糊尺度等式如下:

$$L = \frac{2 * N}{R} \quad (14)$$

R 是谷地的间距, N 是图像的列数。很重要的一点是不同

图 3(a) 未加噪声的 $f(x)$ 图 3(b) 加噪后的 $f(x)$ (高斯噪声, SNR=25)

图像的 $f(x)$ 的值是不同的。但是组成它们的峰和谷只和退化函数有关, 跟图像本身无关。这个算法最大的好处是它可以处理低信噪比的图像, 而且它的稳健性不依赖 L 和 φ 。

该算法具体实现步骤如下:

第一步: 对受噪声干扰的图像 $g(x, y)$ 进行 FFT 变换得到频域函数, 记为 $G(i, j)$;

第二步: 设定两个常量 A 和 C , 对频域的每一个像素点定义为 $A = \{(x, u_{n(x)}) | x \in (1 \cdots N), n(x) = \log(|G(i, x)|)\}$, 定义函数 U_n ;

第三步: 确定 U_n 的函数关系进行调整, 对得到的频域函数 $G(i, j)$ 进行循环读取。

IF $\log(\text{abs}(G(i, j))) \leq A$ THEN $U_n = 1$;

IF

$\log(\text{abs}(G(i, j))) \leq (A+C)/2$ && $\log(\text{abs}(G(i, j))) > A$

IF THEN

$U_n = 1 - 2 * ((\log(\text{abs}(G(i, j))) - A) / (C - A))^2$;

IF

$\log(\text{abs}(G(i, j))) < C$ && $\log(\text{abs}(G(i, j))) > (A+C)/2$

THEN

$U_n = 2 * ((\log(\text{abs}(G(i, j))) - C) / (C - A))^2$;

IF 为其它, THEN $U_n = 0$;

第四步: 定义函数 $f(x) = \begin{cases} 1 - u_n, & x \in B \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, $B = \{(x, u_n') | u_n' = t(u_{1x},$

$\cdots, u_{Mx})$ and $x \in (1 \cdots N)\}$, 利用 Zedeh 模糊理论中的 t -norm (取每一行的最小值) 来找到模糊调整的值:

For $x = 1 : N$ $f(x) = U(1, x)$

For $i = 2 : N$ if $U(i, x) < f(x)$ $f(x) = U(i, x)$;

第五步: 绘出 $f(x)$ 图, 用斜度检验算法计算 R , R 即是绘出图形谷地的间距, 由公式 $L = 2 * N / R$ 可求出 L , N 是图像的列数。

5 实验结果和分析

图 4(a) 是标准图像运动模糊后的图像 (图像大小 256×256 ,

模糊尺度为 15 pixels, 模糊角度为 45° , 方差为 0.1), 图 4(b) 是本文算法恢复出的图像。已经运用本文算法对多幅标准图像进行实验, 这些图像退化的方向和尺度分别为 $(0 \leq \varphi \leq 180$ 和 $10 \leq L \leq 30)$, 然后加进均值为 0, 方差范围为 $(0.01 \leq \delta \leq 0.8)$ 加性高斯噪声。利用本文的算法找到运动参数, 最后通过维纳滤波来恢复图像。

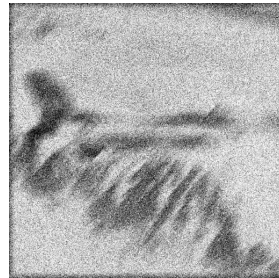
图 4(a) 模糊图像 ($L=15, \varphi=45, \delta=0.1$)

图 4(b) 复原图像

已经利用 Matlab 验证了该算法并且用该算法测试了多幅图像。由于该算法是对图像的各像素进行循环读取。因此对一个 $M \times N$ 的图像而言, 计算效率为 $O(M \times N)$ 。表 1 和表 2 分别给出是否加噪声频谱分析算法和本文算法比较的实验结果, 图像采用的均是退化的国际标准图像。表列名分别为角度差和尺度差, 表示的是实际图像的角度和尺度与估计图像的角度和尺度的差的绝对值。算法的精确性由实际图像和估计图像的角度、尺度的均值和标准方差决定。从表中数据比较可以看出, 本文算法的平均估计与标准方差的误差低值说明该算法的精确性。从加噪声与否的数据角度来看, 表 1 和表 2 中提出算法的各项值比较接近, 显示该算法的强鲁棒性。

表 1 未加噪声本文算法与频谱分析算法实验结果对比

	频谱分析算法		本文算法	
	角度差	尺度差	角度差	尺度差
最佳估计	0.2	0.0	0.0	0.0
最差估计	3.8	4.2	3.0	2.0
平均估计	2.0	3.1	0.9	1.5
标准方差	1.3	1.2	0.7	0.6

表 2 加噪声本文算法与频谱分析算法实验结果对比

	频谱分析算法		本文算法	
	角度差	尺度差	角度差	尺度差
最佳估计	0.5	0.2	0.0	0.0
最差估计	5.0	4.8	3.3	2.2
平均估计	2.2	3.6	1.0	1.6
标准方差	1.5	2.0	0.8	0.4

6 结论

在论文中, 提出了一种稳健的算法去估计运动模糊参数 (即方向和尺度)。为了求出模糊尺度, 运用了模糊集理论中的 t -norms 进行调整, 尽管模糊理论应用在算法研究的很多领域, 但是应用在参数鉴别上还是很新颖的。该模型最主要的优势在于它不依赖输入的图像, 运用该算法对多幅标准图像进行实验, 平均估计和标准方差的低误差值说明算法的精确性。与以往的算法相比, 提出的算法更适合低信噪比。

(收稿日期: 2007 年 6 月)

(下转 101 页)