

基于 EM 算法的图像融合质量评价

邓 巍, 丁为民^{*}

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘 要: 为提出一种量化评价经图像融合所产生的结果图像的质量评价方法, 采用一种混合瑞利(Rayleigh) 概率密度函数(pdf)对图像边缘强度直方图建模, 混合模型中各项的参数和权重通过 EM 算法迭代估算得到。在建立的混合瑞利概率密度函数模型中, 最小参数混合项对应图像的弱边缘, 最大参数混合项对应图像的强边缘。因此, 取最小参数项的标准方差作为噪声的标准方差估计, 实现噪声盲估计; 取最大参数项的标准方差作为图像模糊度的定量评价指标。通过估算混合瑞利 pdfs 模型中的参数变化可以评价图像质量。与其它图像质量评价方法相比, 这种方法的优点是无需知道图像构造等细节信息, 不需要图像变换, 只要有原始图像即可对其进行评价。而且对较小噪声也能较精确地估计。研究表明这个技术很强健, 并对要评估的图像依赖很小。

关键词: 图像融合; 图像质量评价; 混合瑞利概率密度函数(pdf); EM 算法

中图分类号: TP391.9; TP371.41

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2007)5-0168-05

邓 巍, 丁为民. 基于 EM 算法的图像融合质量评价[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5): 168-172.

Deng Wei, Ding Weimin. Evaluation of image fusion quality based on EM algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(5): 168-172. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

数字图像处理技术已广泛应用于农产品生产与加工工程、农业自动化与信息技术、农业机械性能研究和评定等农业生产领域^[1]。为了使图像处理技术更好地服务于农业生产、更好地进行图像理解, 得到清晰的、富含信息的图像至关重要。要得到这种图像的其中一种重要方法就是图像融合, 因此经图像融合后的图像质量评价问题也就变得尤为重要。对图像融合的客观质量度量可被用于指导融合并改进融合的实施^[2]。

实际应用中评价图像融合执行的情况是一个复杂的问题。以往评价一幅噪声图像质量的方法一般是用峰值信噪比 PSNR 来表示^[3]:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left| \frac{255 \times 255}{\sigma_n^2} \right| \quad (1)$$

式中 σ_n ——噪声的标准方差, 对于实景图像此值往往是未知的。因此关键是需要进行噪声盲估计。

对此, 国内外已有很多研究。Meer 将噪声图像分成几部分, 对每部分估计噪声方差, 然后用一定方法选择其中较正确的值作为噪声标准方差的估计^[4]; Donoho

和 Jonestone 利用小波变换的特点来估计图像噪声的标准方差^[5], 但此方法估计的噪声方差偏大。

在国内, 图像噪声标准方差的估计方法有: 将噪声图像减去滤除了噪声以后的图像, 由得到的图像估计噪声^[6], 这种方法要求滤波器不仅能有效滤除噪声而且要能尽可能保留图像的细节; 谢杰成将一种新的小波系数模型——双随机过程应用于高斯白噪声方差估计, 并将之引申到非高斯白噪声参数的估计问题中^[7], 但其面临递归算法是否最后收敛的问题。

以上所提到的方法都需要进行一定的图像变换, 如小波变换, 然后才能进行噪声估计, 而且当图像噪声较小时, 以上方法都不能正确估计出噪声标准方差^[8]。本文提出的方法的优点是不需要进行图像预变换, 而且对较小噪声也能较精确地估计, 且同时可以定量度量图像的模糊度。

本文所建议的评价图像融合效果的方法是用混合瑞利(Rayleigh) 概率密度函数(pdf)模型, 结合 EM (Expectation-Maximization) 算法, 对边缘图像建模, 利用这个模型估计图像的噪声和模糊度, 从而评价图像质量。该方法的着眼点是建立边缘强度图像的直方图模型, 由此直方图模型的特征参数就可得到图像的噪声和模糊度估计。相对其它方法, 该方法的优点及特点是不需要知道图像构造等细节信息, 不需要对图像进行变换, 只要有原始图像即可对其进行评估。且对较小噪声也能较精确地估计出。

该方法的思路是, 用 Prewitt 水平及垂直算子对图

收稿日期: 2006-07-06 修订日期: 2007-03-26

作者简介: 邓 巍(1969-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向是自动控制和信息融合。南京 南京农业大学工学院 220# 信箱, 210031。Email: njaudwei@126.com

^{*}通讯作者: 丁为民, 教授, 博士生导师。南京 南京农业大学工学院, 210031。Email: wmding@jlonline.com

像卷积, 得到水平和垂直方向的梯度分布。用一个高斯混合模型对由水平和垂直方向的梯度联合分布建模^[9], 其中混合模型中的各项是零均值的高斯概率密度函数 (pdfs)。求每个像素在水平和垂直方向的梯度分量的平方根得到边缘强度图像, 根据 pdfs 的映射理论^[10], 可用混合瑞利概率密度函数 pdfs 对此边缘强度图像直方图建立模型。瑞利混合模型的仅有的参数就对应于先前建立的高斯混合模型中各项的方差和权重。这些参数的近似最大似然估计, 用 EM 算法^[9, 11]对全局边缘强度图像进行迭代运算就可获得。参数中的最小方差即为噪声方差估计; 最大方差为模糊度量。

1 EM 算法

1.1 有限混合密度及其极大似然估计

x 为一随机变量, 其概率密度函数为:

$$p(x|\Phi) = \sum_{i=1}^m \alpha_i p_i(x|\mathcal{Q}) \quad (2)$$

式中 α ——混合项权重; $p_i(g)$ ——分布中各成分的密度函数, 称 x 是一有限混合分布^[11]; \mathcal{Q} ——密度函数 $p(\cdot)$ 的参数, $\Phi = (\alpha_1, L, \alpha_m, \mathcal{Q}, L, \mathcal{Q}_m)$ 为混合分布 x 的参数向量。

混合分布理论就是研究如何由 $p(x)$ 推求出参数向量 Φ , 从而了解混合分布中所包含的基本分布特征。

独立同分布样本数据 $X = \{x_1, L, x_N\}$ 的似然函数:

$$L(\Phi|X) = p(X|\Phi) = \prod_{i=1}^N p(x_i|\Phi) \quad (3)$$

极大似然估计是确定 Φ^* ^[12], 使 $\Phi^* = \max_{\Phi} L(\Phi|X)$ 。

用常规的算法难以得到 (2) 式中混合分布的参数极大似然估计 Φ^* 。解决的一种方法就是 EM 算法。

1.2 极大似然估计的 EM 算法

EM 算法是一种迭代方法, 用来求解不完备数据的极大似然估计。它的每一次迭代分两步: E 步 (期望 Expectation) 和 M 步 (极大值 Maximization)。

不同的混合分布对应不同的不可观测完备空间 Y , 而可观测不完备数据空间 X 由实际量测的样本构成。由此定义完备数据集 $Z = (X, Y)$ 及基于完备数据的似然函数 $L(\Phi|Z) = L(\Phi|X, Y) = p(X, Y|\Phi)$ 。定义:

$$Q(\Phi|\Phi^*) = E[\log p(X, Y|\Phi)|X, \Phi^*] \quad (4)$$

Φ^* 和 Φ 分别是当前和新的参数估计值。若给定一组当前极大估计值, 按如下步骤可获得新的估计值:

- 1) E - 步骤: 确定 $Q(\Phi|\Phi^*)$
- 2) M - 步骤: 选择 $\Phi^* \in \arg\max_{\Phi \in \Omega} Q(\Phi|\Phi^*)$
重复以上步骤直到 $\|\Phi^* - \Phi\| < \epsilon$ (ϵ 是小正数)。

EM 迭代算法的意义在于 $L(\Phi^*) \geq L(\Phi)$, 即每步迭代都能保证似然函数值增加, 并且收敛到一个局部极

大值^[11]。如果 $\Phi^* = (\alpha_i^*, L, \alpha_m^*, \mathcal{Q}, L, \mathcal{Q}_m)$ 是 log-似然函数的当前极大估计值, 则根据 EM 算法 M - 步骤思想方法得到的迭代公式, 可计算出下一个新的最大参数估计 $\Phi^+ = (\alpha_i^+, L, \alpha_m^+, \mathcal{Q}, L, \mathcal{Q}_m)$ 。迭代公式为:

$$\alpha_i^+ = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\alpha_i p_i(x_k|\mathcal{Q})}{p(x_k|\Phi^*)} \quad (5)$$

$$\mu_i^+ = \left[\sum_{k=1}^N x_k \frac{\alpha_i p_i(x_k|\mathcal{Q})}{p(x_k|\Phi^*)} \right] / \left[\sum_{k=1}^N \frac{\alpha_i p_i(x_k|\mathcal{Q})}{p(x_k|\Phi^*)} \right] \quad (6)$$

$$\Sigma_i^+ = \left[\sum_{k=1}^N (x_k - \mu_i^+)(x_k - \mu_i^+)^T \frac{\alpha_i p_i(x_k|\mathcal{Q})}{p(x_k|\Phi^*)} \right] / \left[\sum_{k=1}^N \frac{\alpha_i p_i(x_k|\mathcal{Q})}{p(x_k|\Phi^*)} \right] \quad (7)$$

式中 μ 和 Σ ——分别是概率密度数的均值和方差。

1.3 算法步骤

1) 初始化: 选取混合项的数目, 即类别个数, 选取各项参数初值;

2) 计算每个像素属于各类别的后验概率;

3) 利用 (5) ~ (7) 式, 计算新的参数;

4) 重复 2)、3) 步直至收敛。

2 基于 EM 算法的直方图建模

(8) 式是具有噪声的图像模型:

$$I(h, v) = f(h, v) + n(h, v) \quad (8)$$

被观测图像等于信号加上噪声, I 是被观测图像, f 是理想图像, n 是噪声, (h, v) 表示某一像素点。图像中的信息大部分是由边缘携带, 因此在此不研究图像本身, 而是要研究图像边缘强度分布。

检测图像 I 的边缘时, 用 Prewitt 水平及垂直算子对图像卷积, 得到两个矩阵 I'_x 和 I'_y 。它们与原图像有相同的大小, 分别表示图像 I 中相同位置对 x 和 y 的偏导数, 是图像在水平和垂直方向的梯度分布。边缘强度来自于图像的梯度信息。

用混合高斯 pdfs 对 I'_x 和 I'_y 的联合概率密度函数建模, 表达式如下:

$$f_{I'_x, I'_y}(x, y) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (9)$$

α 和 σ_i^2 分别是混合分布中第 i 混合项的权重和方差。一般 σ_i^2 按大小排列, $\sigma_1^2 < \sigma_2^2 < L < \sigma_M^2$ 。高斯混合模型很强大, 且 EM 迭代结果总是存在的^[13]。只要混合模型中的项足够多, 此模型适用于任何零均值、随 $x^2 + y^2$ 递减呈对称的 pdf。但许多研究表明, 3 或 4 项的混合模型就可为大多数的 pdf 提供很好的匹配^[8]。

若噪声服从高斯分布, 则图像梯度强度的大小服从瑞利 (Rayleigh) 分布^[14]。对于边缘强度图像 $\|\nabla I\| =$

$\sqrt{I_x^2 + I_y^2}$, $\|\nabla I\|$ 中像素的 pdf 可以由 (9) 式得到, 根据已建立的对于 pdfs 的映射理论^[10], 可用混合瑞利密度函数去近似边缘强度的直方图。(10) 式就是边缘强度直方图的瑞利 pdf 混合模型。

$$f_{\|\nabla I\|}(r) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \frac{r}{\sigma_i^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma_i^2}} \quad (10)$$

式中 α_i 和 $\sigma_i^2 (i = 1, L, M)$ —— 各混合项的权值和方差, 可用 EM 算法估算出; M —— 混合分布中分布项的数目。

3 图像质量估计

从两个方面评价图像质量, 即图像噪声和模糊度。

3.1 噪声估计

给原始图像中的每个像素加上独立同分布(i. i. d.) 零均值高斯噪声样本, 对于 I_x 和 I_y 的联合 pdf, 若将 σ_i^2 换成 $\sigma_i'^2$, (9) 式仍成立, 即:

$$\sigma_i'^2 = \sigma_i^2 + \sigma^2, \quad i = 1, L, M \quad (11)$$

其中, $\sigma_i'^2$ 包括原始图像混合分布项的方差 σ_i^2 和加性噪声方差 σ^2 。这是因为两个高斯随机变量的和会产生另一个高斯随机变量^[15], (9) 式表示的模型中, 随机矢量 (x, y) 由几个高斯分布组成, 若将高斯噪声加给原始图像, 将 σ_i^2 换成 $\sigma_i'^2$, (9) 式会仍然成立。进而, 对于实施映射而得到的混合瑞利 pdfs, 若将 σ_i^2 换成 $\sigma_i'^2$, (10) 式也成立。因此加到原始图像中的噪声变成了加到梯度图像 $\|\nabla I\| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ 的加性噪声。则对于 (10) 式表示的模型, (11) 式同样成立。

(10) 式中 $i = 1$ 这一项的参数 σ_1^2 是 σ_i^2 中最小的一个, 这一项对应于图像中最小波动。而 (10) 式中 $i = M$ 这一项的参数 σ_M^2 是 σ_i^2 中最大的一个, 它对应于强边缘。强边缘包含着人们一向关心的大多数信息。理想图像的 σ_1^2 通常很小, $\sigma_1^2 = \sigma^2$, 则 $\sigma_1^2 B \sigma^2$, 可以用 σ_1^2 去估计加性高斯噪声的标准方差, σ_1^2 可用 EM 算法估计出。

总结如下:

• 加到图像的噪声可以通过研究混合瑞利 pdfs 模型里的参数变化来估计:

$$\sigma_i'^2 = \sigma_i^2 + \sigma^2, \quad i = 1, \dots, M$$

• 具有最小参数的项对应于弱边缘, 或是低频背景波动。具有最大参数的项对应于强边缘。

• 用混合模型中的最小项参数估计噪声:

$$\sigma_1^2 = \sigma_1'^2 - \sigma^2$$

3.2 模糊度的度量及全局图像质量估计

在混合模型中最大方差参数 σ_M 项对应于图像中的强边缘。图像模糊会严重影响强边缘, 当图像变模糊时, σ_M 会显著减小, 则可用最大项 σ_M 去度量图像模糊程度。

定义一个广义的全局图像质量估计参数 IQ :

$$IQ = g_1(\sigma_1) g_2(\sigma_M) \quad (12)$$

其中, 噪声主要影响项 $g_1(\sigma_1)$, 图像的模糊主要影响 $g_2(\sigma_M)$ 项。函数 g_1 和 g_2 都是增函数, 将决定模糊和噪声的相对重要性。可以通过调节 g_1 和 g_2 来改变噪声和模糊度的相对重要性, 以满足在具体应用中的不同需要。对于如何表示 g_1 和 g_2 , 还有待进一步研究探讨。

4 试验结果及讨论

4.1 边缘直方图和瑞利混合模型相似性

在试验中对试验图像加入方差为 5 的加性高斯噪声后, 用混合瑞利 pdfs 建立混合模型, 取混合模型的项数 $M = 3$ 。用上述建模方法及 EM 算法计算模型参数, 得到 $\Phi = (0.63, 0.27, 0.1, 4.06, 8.43, 20.66)$ 。边缘强度直方图及瑞利混合近似曲线见图 1。

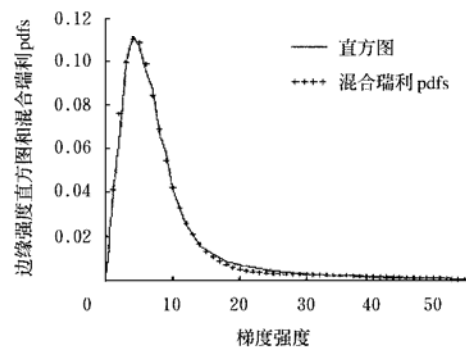


图 1 边缘强度直方图和瑞利混合模型近似

Fig. 1 Edge intensity histogram and Rayleigh mixture approximation

用上述的建模方法, 对十幅图像进行了试验, 都得到了相似的结果。

4.2 噪声估计试验结果及讨论

选用 10 幅 256×256 、8 比特的图像, 人为加入不同标准方差的高斯白噪声, 用前述方法 ($M = 3$) 估计了噪声的标准方差。试验结果如表 1 所示。

表 1 对零均值加性高斯噪声的估计

Table 1 Estimation of zero-mean additive Gaussian noise

σ_n	$\hat{\sigma}_n$	$Std(\hat{\sigma}_n)$	$\hat{\sigma}_n'$	$Std(\hat{\sigma}_n')$
0	3.65	3.12	0	0
2	4.79	2.36	1.86	0.27
5	6.24	1.83	4.72	0.29
10	11.08	1.27	9.46	0.32
15	15.64	1.13	14.13	0.38
20	19.32	0.91	19.03	0.69
25	24.47	0.82	24.01	0.53
30	30.06	0.73	29.14	0.68
40	39.31	0.79	38.95	0.54
50	48.21	0.87	47.89	0.70

表 1 中 σ_n 是 (8) 式中实际的加性高斯噪声 $n(h, v)$ 的标准方差, $\hat{\sigma}_n$ 是 10 幅被检测图像的 σ_n 估计值的平均值, $Std(\hat{\sigma}_n)$ 是 10 幅图像噪声标准方差估计值 $\hat{\sigma}_n$ 的标准偏差。从表 1 可见, 当 σ_n 很小时, 这种方法往往会使得 σ_n 估计值偏高, 即当噪声很小时, 评估不够精确。因为这是与图像弱边缘相对应的估计误差, 它把图像背景中小的随机波动也当作了噪声。这个误差一般很小, 当增加噪声的级别, 这个误差会变得很小, 并变得不太重要。

如果从每个 $\hat{\sigma}_n$ 中减去对于 $\sigma_n = 0$ 时的估计值, 噪声估计值就变成表 1 中的 $\hat{\sigma}_n'$, 这列表示除去图像背景中小的随机波动后的噪声。第五列 $Std(\hat{\sigma}_n')$ 是相应估计 $\hat{\sigma}_n'$ 的标准偏差。这列值非常小, 这意味着这个技术很强

健, 对图像的依赖很小。

4.3 模糊度估计试验结果及讨论

用混合瑞利 pdfs 对图像进行建模, 模型中的混合项数取 3, 即 $M = 3$, 用 EM 算法可估算各项的 σ_1 和 σ_3 。试验中分别对 5 组图像进行融合, 用 EM 算法分别对融合前后的图像的 σ_1 和 σ_3 值进行了估计, 结果如表 2 所示。由表 2 可以看出, 对于 5 组图像, 经融合后的图像的 σ_1 一致地减小了, 说明图像噪声减小了; σ_3 一致地增大了, 说明图像的模糊度减小了, 图像质量提高了。此结果与对图像融合结果图像的主观评价结果一致, 因此本节所提出的方法可用于定量评价融合图像的质量。

表 2 图像融合前后和的估计值

Table 2 Estimation data of image quality before and after image fusion

	①组		融合	②组		融合	③组		融合	④组		融合	⑤组		融合
	图 1	图 2	结果	图 3	图 4	结果	图 5	图 6	结果	图 7	图 8	结果	图 9	图 10	结果
σ_1	4.95	4.04	2.51	4.52	5.06	3.19	5.28	5.89	3.84	5.77	6.69	3.97	5.81	6.59	3.89
σ_3	20.31	21.87	27.83	22.48	18.91	29.10	19.93	21.60	27.55	23.48	20.17	28.86	19.04	18.26	26.83

5 结 论

1) 可用混合瑞利概率密度函数对边缘强度分布进行建模, 用混合瑞利分布近似边缘强度直方图。用 EM 算法可迭代估算出混合瑞利密度函数的参数。

2) 混合模型中具有最小参数的项对应于弱边缘, 或是低频背景波动。具有最大参数的项对应于强边缘。可用混合瑞利概率密度函数中的最小参数项的标准方差作为噪声的标准方差估计, 用最大参数项的标准方差度量图像变坏的程度, 即模糊度。

3) 该方法比其它方法最大的优点及特点是, 不需要知道图像构造等细节信息, 不需要对图像进行变换, 只要有原始图像即可对其进行评估。且对较小噪声也能较精确地估计出。

[参 考 文 献]

[1] 方如明, 许 俐, 蔡健荣, 等. 计算机图像处理技术及其在农业工程中的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

[2] 陈海洋, 田 沛, 黄 华, 等. 基于引入反馈后的小波变换的图像融合[J]. 华北电力大学学报, 2005, 32(5): 101-103.

[3] 覃 征, 鲍复民, 李爱国, 等. 多传感器图像融合及其应用综述[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(2): 1-5.

[4] Meer P, Jolion J, Rosenfeld A. A fast parallel algorithm for blind estimation of noise variance[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intelligence, 1990, 12(2): 216-223.

[5] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455.

[6] 夏明革, 何 友, 黄晓冬. 多传感器图像融合效果评价方法研究[J]. 电光与控制, 2003, 10(2): 31-35.

[7] 谢杰成, 张大力, 徐文立. 一种小波系数模型在图像噪声参数估计中的应用[J]. 电子与信息学报, 2004, 26(5): 673-678.

[8] 林哲民, 康学雷, 张立明. 在小波或中进行图像噪声方差估计的 EM 方法[J]. 红外与毫米波学报, 2001, 20(3): 199-202.

[9] Redner R A, Walker H F. Mixture densities maximum likelihood and the EM algorithm[J]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1984, 26(2): 195-239.

[10] Shanmugan K S, Breipohl A M. Random signals: detection, estimation and data analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 1988.

[11] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. J of the Royal Statistical Soc, 1977, 39(1): 1-38.

[12] 张士峰. 混合正态分布参数极大似然估计的 EM 算法[J]. 飞行器测控学报, 2004, 23(4): 47-52.

[13] Liporace L A. Maximum likelihood estimation for multivariate observations of markov sources[J]. IEEE Trans. Information Theory, vol. IT-28, no. 5, pp. 729-734, Sept.

[14] Olsen S I. Estimation of noise in images: an evaluation [J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1993, 55(4): 319-323.

[15] 龙兴明, 周 静. 基于 EM 算法的图像小波系数统计研究

[J]. 计算机仿真, 2005, 22(6): 71– 74.

Evaluation of image fusion quality based on EM algorithm

Deng Wei, Ding Weimin^{*}

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: The purpose of the research is to put forward a method for quantitatively evaluating the quality of a image obtained by fusing several images. The method of the research is to model the image edge intensity using a mixture Rayleigh probability density functions (pdfs). The parameters and weights of mixture terms in the mixture model can be obtained using the EM iterative algorithm. The term with the smallest parameter corresponds to the weak edges, or the low-frequency background fluctuation. The term with the largest parameter corresponds to the strong edges. Therefore, the smallest variance parameter is considered as the noise variance estimation. Thus the blind estimation of the noise can be realized. And the largest variance parameter can be used to monitor the blurring. The results and conclusions of the research are that the image quality can be evaluated by studying the change of parameters in the mixture model. Compared with other image quality evaluation methods, this technique only needs the images to be evaluated and does not use detailed information about the formation of the images, and need not transform the images. The approach can be employed to estimate the smaller noise. These are the advantages of the approach. The investigation shows that this technique is quite robust and has low dependency on the image under evaluation.

Key words: image fusion; evaluation of image quality; mixture Rayleigh probability density functions (pdfs); EM algorithm