

# 用于运动估计的最小化 MSE 滤波器设计

卢清华<sup>1</sup>, 张宪民<sup>2</sup>

(1. 佛山科学技术学院机电系, 广东佛山 528000; 2. 华南理工大学机械工程学院, 广东广州 510640)

**摘 要:** 根据估计量的统计特性, 提出了一种适用于低信噪比条件下运动估计的最小化 MSE(均方误差)滤波器多尺度运动估计算法. 首先, 根据 Cramer Rao 下界建立一个包含估计量噪声项的 MSE 惩罚函数. 然后, 最小化 MSE 惩罚函数设计一种用于低信噪比条件下运动估计的优化滤波器. 该优化滤波器与多尺度方法相结合, 使其对低信噪比条件下运动估计的精度得到了进一步提高. 实验模拟表明, 该方法在估计 2 个像素附近的噪声图像运动时, 估计偏差小于 0.008 个像素. 与传统方法相比, 本文方法对低信噪比条件下的运动估计具有更高的估计精度.

**关键词:** 运动估计; 滤波器设计; MSE; Cramer Rao 下界; 多尺度

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 02-0239-06

## MSE-Minimizing Filters Design for Motion Estimation

LU Qing Hua<sup>1</sup>, ZHANG Xian Min<sup>2</sup>

(1. Department of Mechatronics, Foshan University, Foshan, Guangdong 528000, China;

2. College of Mechanical Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China)

**Abstract:** A motion estimation algorithm based on gradient methods for low signal to noise (SNR) scenarios is presented by using statistical performance of the estimator. Firstly, the cost function of mean square error (MSE) is developed based on Cramer Rao low bound by considering the influence of the noises on motion estimation. Secondly, the motion estimation MSE is minimized to find the gradient optimal filters. In combination with multi scale pyramid approach, the estimator accuracy of such an algorithm can be further improved. Experimental simulations show that the estimator bias is less than 0.008 pixels for large motion estimation of low SNR scenarios. This represents a significant decrease in estimator accuracy compared to existing methods for motion estimation of low SNR situations.

**Key words:** motion estimation; filters design; MSE; Cramer Rao low bound; multi scale

## 1 引言

利用先进的 CCD 图像技术和计算机技术, 人们不仅能够对图像运动进行定性的观测, 而且能够对其进行定量的测量<sup>[1]</sup>. 过去, 计算机视觉研究者们提出了许多精确的计算图像运动的算法. 这些算法可以分成两种, 即基于相关性的算法和基于梯度的算法. 基于梯度的算法利用每一个点上图像亮度的时空变化, 以密集的方式给出了图像运动信息<sup>[2]</sup>. 此外, 基于梯度的算法可以不需要目标的先验知识配准任意图像<sup>[3]</sup>. 梯度算法的这些优势使得其在运动估计中得到了广泛的应用.

很显然, 基于梯度的运动估计方法需要测量图像的梯度. 这种测量往往都是以线性相位、线性平移不变滤波器简单形式出现的. 尽管这些滤波器在运动估计中

担任了一个重要的角色, 而且有研究者已经证明了这些滤波器在运动估计中会对估计偏差产生一定的影响<sup>[4]</sup>, 然而滤波器设计方面的研究并不多<sup>[1, 5-8]</sup>. Farid<sup>[8]</sup>等利用误差函数设计了一种微分滤波器, 但这种滤波器并不是针对具体的运动估计而设计的, 而是一种通用的方向微分滤波器. 在文献<sup>[1]</sup>中, Timoner 和 Freeman 将图像梯度看成是离散图像和线性滤波器的卷积, 设计了一种计算图像梯度的梯度滤波器. 这种梯度滤波器在估计小于 1 个像素的 MEMS 图像运动时, 精度达到了纳米级. 但是, 该滤波器方法用于估计大于 1 个像素的运动时, 估计精度急剧下降. Robinson<sup>[5, 6]</sup>等通过最小化估计量的估计偏差, 设计了一种最小偏差梯度滤波器. 这种滤波器方法用于估计无噪声图像运动时, 估计精度非常高. 然而, 由于在设计该滤波器时忽略了噪声对运动估计的影

收稿日期: 2006-03-16; 修回日期: 2007-10-24

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 50775073); 粤港关键领域重点突破项目 (No. 20061682); 教育部产学研合作专项资金项目 (No. 2006D90304001); 广东省自然科学基金 (No. 05005494)

©1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

响, 误差模型是在高信噪比条件下建立的, 于是该滤波器不适合用于低信噪比条件下的运动估计。

本文利用估计量的统计性能设计了一种用于低信噪比条件下运动估计的梯度滤波器算法。在该算法中, 根据 Cramer Rao 不等式建立了均方误差 (MSE) 惩罚函数, 通过最小化 MSE 惩罚函数设计了一种适应于低信噪比条件下运动估计的优化滤波器。这种优化滤波器结合多尺度金字塔迭代方法, 使得估计精度得到了进一步提高。

## 2 基于梯度的最小化 MSE 滤波器设计

### 2.1 基于梯度的运动估计

研究者们以往在设计运动估计算法时, 大部分都是假设图像是无噪声的<sup>[5~9]</sup>。但是, 在实际的应用中, 图像总是会被噪声污染的。当观测的图像是一幅噪声图像时, 在一维情况下这些测量数据可以表示为,

$$I_1(k) = f(k) + \varepsilon_1(k) \quad (1)$$

$$I_2(k) = f(k + v(k)) + \varepsilon_2(k) \quad (2)$$

式中,  $\varepsilon_i$  是方差为  $\sigma^2$  的已知噪声项,  $f(x)$  是一个采样速率大于奈奎斯特 (Nyquist) 速率的图像函数,  $k$  表示图像函数  $f(x)$  的采样位置,  $v(k)$  是未知平移量。通过 Taylor 公式展开并结合最小二乘估计, 在区域  $\Omega$  中图像之间的平移估计量可以表示为<sup>[6]</sup>,

$$\hat{v} = \frac{\sum_{k \in \Omega} f'(k) I(k)}{\sum_{k \in \Omega} (f'(k))^2} \quad (3)$$

式中,  $I(k) = I_2(k) - I_1(k)$  且  $f' = g(k) * I_1(k)$ 。其中,  $I_1(k)$  和  $I_2(k)$  分别为经过预滤波处理后的  $I_1(k)$  和  $I_2(k)$ ,  $g(k)$  为所求的梯度滤波器,  $*$  表示卷积操作。下面采用 Cramer Rao 下界理论建立运动估计 MSE 惩罚函数, 通过最小化 MSE 惩罚函数求梯度滤波器  $g(k)$ 。

### 2.2 运动估计 MSE 惩罚函数

Cramer Rao 下界 (CRLB)<sup>[10]</sup> 是一种经常在通信和信号处理中使用的估计量性能评价工具。实际上, 从信息理论的观点来看, CRLB 就是通过研究一个给定数据模型来解决系列参数估计的问题。一般而言, 对于系列给定数据, CRLB 对用于估计参数向量  $\Phi$  的任何方法都可以提供一个均方误差下界<sup>[11]</sup>。特别地, 对于任意估计量, Cramer Rao 边界的误差相关矩阵  $E[(\Phi - \Phi)(\Phi - \Phi)^T]$  可以表示为,

$$MSE(\Phi) \geq \frac{\partial E[\Phi]}{\partial \Phi} J^{-1}(\Phi) \frac{\partial E[\Phi]^T}{\partial \Phi} + (E[\Phi] - \Phi)(E[\Phi] - \Phi)^T \quad (4)$$

式中,  $J(\Phi)$  表示 Fisher 信息矩阵 (FIM),  $E[\Phi] - \Phi$  表示估计量的偏差<sup>[12]</sup>。由于  $E[(\Phi - \Phi)(\Phi - \Phi)^T]$  的对角项表示 MSE, 这样相关矩阵可以看成是  $MSE(\Phi)$ , 不

等式 (4) 表明, 左边 MSE 和右边 CRLB 之间的差是一个半正定矩阵<sup>[11]</sup>。从式 (4) 也可以看出, 均方误差边界由一个方差项和一个与估计量偏差相关的外积项组成。

对于具体的运动估计, 估计量偏差  $b(v)$  在频率域可以表示为<sup>[11]</sup>,

$$b(v) = E[\hat{v}] - v = \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 [G(\theta) \sin(v\theta)] d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \quad (5)$$

式中  $\theta$  表示空间频率,  $F(\theta)$  为原始图像  $f(k)$  的傅立叶变换,  $G(\theta)$  为梯度滤波器  $g(k)$  的傅立叶变换。一般地,  $g(k)$  是一种对称的线性相位 FIR 滤波器, 其傅立叶变换可以表示为  $G(\theta) = 2 \sum_{i=1}^L \{g_i\} \sin(i\theta)$ , 这种滤波器可以看成是  $2L + 1$  个抽头的滤波器。由式 (5) 得,

$$\frac{\partial E[\hat{v}]}{\partial v} = b'(v) + 1 = \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 [G(\theta) \cos(v\theta)] d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \quad (6)$$

将式 (5) 和 (6) 代入式 (4) 得出完整的 MSE 性能表达式为,

$$\begin{aligned} MSE(v) &\geq \frac{\partial E[\hat{v}]}{\partial v} J^{-1}(v) \frac{\partial E[\hat{v}]^T}{\partial v} + b^2(v) \\ &= \frac{J^{-1} \left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 G(\theta) \theta \cos(v\theta) d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2}{\left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2} \\ &\quad + \frac{\left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 [G(\theta) \sin(v\theta) - v G^2(\theta)] d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2}{\left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2} \quad (7) \end{aligned}$$

式中 Fisher 信息  $J$  的表达式为<sup>[11]</sup>

$$J = (1/\sigma^2) \int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 \theta^2 d\theta$$

利用式 (7) 的 MSE 性能边界作为惩罚函数进一步设计用于运动估计的梯度滤波器  $g(k)$ 。

### 2.3 梯度滤波器设计

从式 (7) 可以看出, 估计量的均方误差 MSE 取决于四个因素: 原始图像  $f$ , 梯度滤波器  $g(k)$  的选取, 未知平移量及噪声项方差  $\sigma^2$ 。为了简化, 直接利用式 (7) MSE 的边界模型构建惩罚函数来设计滤波器。假设平移量  $v$  为一个给定范围内的任意值, 即  $v \in [-V, V]$ , 则惩罚函数表示为,

$$C(g) = \int_{-V}^V MSE dv = \int_{-V}^V (a(v) + b^2(v)) dv \quad (8)$$

式中

$$a(v) = \frac{J^{-1} \left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 G(\theta) \theta \cos(v\theta) d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2}{\left( \frac{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta}{\int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta} \right)^2}$$

根据文献[6], 式(8)的第二项可以表示为,

$$\int_{-V}^V b^2(v) dv_0 = \frac{2V^3}{3} + \frac{\mathbf{g}^T \Gamma_1 \mathbf{g}}{(\mathbf{g}^T \Gamma_2 \mathbf{g})^2} - \frac{2\mathbf{q}^T \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \Gamma_2 \mathbf{g}} \quad (9)$$

式中

$$\Gamma_1 = \mathbf{T}^T \tilde{\mathbf{W}} \tilde{\mathbf{S}} \mathbf{W} \mathbf{T}$$

$$\Gamma_2 = \mathbf{T}^T \mathbf{W} \mathbf{T}$$

$$\mathbf{q} = \mathbf{p}^T \mathbf{W} \mathbf{T}$$

而且

$$[\mathbf{W}]_{i,j} = \begin{cases} |F(\theta)|^2, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

$$[\tilde{\mathbf{S}}]_{i,j} = \frac{\sin(V(\theta_i - \theta_j))}{\theta_i - \theta_j} - \frac{\sin(V(\theta_i + \theta_j))}{\theta_i + \theta_j}$$

$$\{\mathbf{p}\}_i = \frac{2\sin(V\theta_i) - 2V\theta_i \cos(V\theta_i)}{\theta_i^2}$$

$$[\mathbf{T}]_{i,j} = \sin(j\theta_i)$$

为了简化计算, 采用代数简化方法计算  $\int_{-V}^V a(v) dv_0$  有,

$$\int_{-V}^V a(v) dv_0 = \int_{-V}^V \frac{J^{-1} \left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 G(\theta) \cos(v\theta) d\theta \right)^2}{\left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 G(\theta) d\theta \right)^2} dv_0$$

$$= \mathbf{Q}^{-2} \mathbf{J}^{-1} \mathbf{H} \mathbf{H}^T \quad (10)$$

式中

$$\mathbf{Q} = \int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta) G(\theta)|^2 d\theta = \mathbf{g}^T \mathbf{T}^T \mathbf{W} \mathbf{T} \mathbf{g} = \mathbf{g}^T \Gamma_2 \mathbf{g}$$

$$\mathbf{H} = \int_{-\pi}^{\pi} |F(\theta)|^2 G(\theta) \cos(v\theta) d\theta$$

重写(10)得,

$$\int_{-V}^V a(v) dv_0 = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{J}^{-1} \mathbf{H} \mathbf{H}^T$$

$$= \mathbf{Q}^{-2} \mathbf{J}^{-1} (\mathbf{g}^T \mathbf{T}^T \mathbf{W}^T \mathbf{A}^T c(v_0) c(v_0)^T \mathbf{A} \mathbf{W} \mathbf{T} \mathbf{g})$$

$$= \mathbf{Q}^{-2} \mathbf{J}^{-1} (\mathbf{g}^T \mathbf{T}^T \mathbf{W}^T \mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{C} \mathbf{W} \mathbf{T} \mathbf{g}) \quad (11)$$

式中

$$[\mathbf{A}]_i = \theta_i$$

$$[\tilde{\mathbf{C}}]_{i,j} = \int_{-V}^V \cos(v_0 \theta_i) \cos(v_0 \theta_j) dv_0$$

$$= \frac{\sin(V(\theta_i + \theta_j))}{\theta_i + \theta_j} + \frac{\sin(V(\theta_i - \theta_j))}{\theta_i - \theta_j}$$

综上所述, 式(11)可以重写为,

$$\int_{-V}^V a(v) dv_0 = \mathbf{Q}^{-2} \mathbf{J}^{-1} \mathbf{g}^T \Gamma_3 \mathbf{g} \quad (12)$$

式中

$$\Gamma_3 = \mathbf{T}^T \mathbf{W}^T \mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{A} \mathbf{W} \mathbf{T}$$

将式(9)和(12)代入到式(8)得,

$$C(\mathbf{g}) = \int_{-V}^V MSE dv = \int_{-V}^V (a(v) + b^2(v)) dv$$

$$= \frac{2V^3}{3} + \frac{\mathbf{g}^T \Gamma_1 \mathbf{g}}{(\mathbf{g}^T \Gamma_2 \mathbf{g})^2} - \frac{2\mathbf{q}^T \mathbf{g}}{\mathbf{g}^T \Gamma_2 \mathbf{g}} + (\mathbf{Q} \mathbf{Q}^T)^{-1} \mathbf{J}^{-1} \mathbf{g}^T \Gamma_3 \mathbf{g} \quad (13)$$

很明显, 惩罚函数是一个非线性函数, 利用 Matlab 中的 *fminunc* 函数进行滤波器的优化设计, 可以很快找到梯度滤波器。

## 2.4 二维梯度滤波器设计

前面所述的一维滤波器的设计方法可以方便地扩展到二维滤波器的设计。在下面二维滤波器的设计中, 假设二维滤波器是简单一维滤波器在二维情况下的应用<sup>[1, 6~8]</sup>。参照文献[6~8], 可以定义在  $x$  和  $y$  方向的二维滤波器分别为,

$$g_1(m, n) = g_x(m) \delta(n) \quad (14)$$

$$g_2(m, n) = \delta(m) g_y(n) \quad (15)$$

式中,  $m, n$  表示原图像  $M \times N$  的  $m \times n$  个采样,  $g_x(k)$  和  $g_y(k)$  是一对一维优化梯度滤波器,  $\delta$  为 Kronecker 符号函数, 其定义为,

$$\delta(k) = \begin{cases} 1 & k=0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

可以看出, 这种二维滤波器是前面根据最小化 MSE 惩罚函数设计的一维滤波器的一种扩展。然而, 这种二维滤波器又不同于文献[6]中的 Robinson 滤波器, 这种最小化 MSE 滤波器在设计过程中考虑了噪声对运动估计的影响, 是在低信噪比条件下设计的一种二维优化滤波器。由于可分离滤波器简化了计算的复杂性, 这种应用简单一维滤波器设计二维滤波器的方法在基于梯度的运动估计中是非常普遍的。

将式(3)的二维估计量写成向量形式为<sup>[6]</sup>,

$$\hat{\mathbf{v}} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{y} \quad (17)$$

式中

$$\mathbf{A} = \sum_{m,n \in \Omega} \tilde{\nabla} f(m, n) \tilde{\nabla} f(m, n)^T$$

$$\mathbf{y} = \sum_{m,n \in \Omega} \tilde{\nabla} f(m, n) \mathbf{I}(m, n)$$

式中  $\tilde{\nabla}$  表示梯度操作滤波器的近似, 且  $\mathbf{v} = [v_x, v_y]^T$ 。

对这种二维运动估计, 近似图像梯度操作  $\tilde{\nabla}$  的滤波器是  $g_1(m, n)$  和  $g_2(m, n)$ 。这里假设图像有足够的能量谱使得矩阵  $\mathbf{A}$  可逆<sup>[6]</sup>。

二维空间频率  $\underline{\theta}_{1,2}$  也用向量形式表示为  $\underline{\theta} = [\theta_1, \theta_2]^T$  且  $\mathbf{G}(\underline{\theta}) = [G_1(\underline{\theta}), G_2(\underline{\theta})]^T$ , 则二维估计量的 MSE 模型可以表示为,

$$MSE(\mathbf{v}) \geq \frac{\partial E[\hat{\mathbf{v}}]}{\partial \mathbf{v}} \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{v}) \frac{\partial E[\hat{\mathbf{v}}]^T}{\partial \mathbf{v}} + b^2(\mathbf{v})$$

$$= \frac{J^{-1} \left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\underline{\theta})|^2 \mathbf{G}(\underline{\theta}) \underline{\theta} \cos(v \underline{\theta}) d\underline{\theta} \right)^2}{\left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\underline{\theta})|^2 [\mathbf{G}(\underline{\theta}) \mathbf{G}(\underline{\theta})^T] d\underline{\theta} \right)^2}$$

$$+ \frac{\left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\underline{\theta})|^2 [\mathbf{G}(\underline{\theta}) \sin(v \underline{\theta}) - v \mathbf{G}(\underline{\theta}) \mathbf{G}(\underline{\theta})^T] d\underline{\theta} \right)^2}{\left( \int_{-\pi}^{\pi} |F(\underline{\theta})|^2 [\mathbf{G}(\underline{\theta}) \mathbf{G}(\underline{\theta})^T] d\underline{\theta} \right)^2} \quad (18)$$

类似于一维情况, 二维图像运动估计的惩罚函数为,

$$C(g_x, g_y) = \int MSE dv = \int (a(v) + b(v)^T b(v)) dv \quad (19)$$

通过最小化 MSE 惩罚函数可以求得梯度滤波器  $g_x$  和  $g_y$ , 然后根据式 (14) 和 (15) 可以进一步设计二维运动估计优化滤波器。

### 3 多尺度梯度滤波器运动估计

研究者已经表明采用多尺度迭代方法进行运动估计可以有效地改善估计精度<sup>[13]</sup>。多尺度方法将原始图像对分解为经过低通滤波和降采样的动态金字塔图像  $I_{l,2}^l(m, n)$  形式, 金字塔的顶层为最粗层  $M/2^l \times N/2^l$  图像, 底层为  $M \times N$  原始图像, 其中  $l$  表示金字塔的层数。

众所周知, 估计的运动范围越小则估计精度越高<sup>[1,5~7]</sup>。多尺度运动估计方法通过对图像进行降采样, 将相对大范围的运动分解为多层的小范围运动进行估计从而提高了整个运动估计精度。多尺度运动估计方法首先运用式 (17) 估计最大尺度层 (金字塔的最顶层) 的运动, 对最大尺度层的平移量  $\hat{v}^1$  进行估计后, 产生了一幅新的图像对  $I_{l,2}^{l-1}(m, n)$ , 该图像对仅含有前面估计中的剩余运动, 而且该图像对是根据金字塔  $I_{l,2}^{l-1}(m, n)$  下一层的第一幅图像平移  $2 \times$  估计量  $\hat{v}^1$  后产生的。然后, 利用图像对  $I_{l,2}^{l-1}(m, n)$  估计剩余运动  $\hat{v}^2 = 2\hat{v}^1 + \hat{v}^r$ 。这样, 原来的估计量就变为, 式中系数 2 表示降采样因子<sup>[6]</sup>。利用这种方法反复循环, 从金字塔的顶层一直到底层进行运动估计。

不同于传统的多尺度金字塔运动估计迭代方法, 本文的多尺度方法是在金字塔的不同尺度层根据惩罚函数 (19) 设计不同的运动估计优化滤波器。以这种方式设计的优化滤波器减少了上一层估计中剩余运动产生的估计偏差。也就是说, 由于金字塔中每一层的滤波器都是根据自身的运动范围而设计的, 于是沿着整个金字塔每一层都在估计相对更小的运动, 这样每一层的估计精度都得到了相应的改善, 从而使得整个运动估计精度得到了很大的提高。实际上, 这种根据金字塔不同尺度层设计不同优化滤波器的多尺度运动估计方法就是将大运动转化为小运动来估计, 从而估计精度得到了很大的提高。

### 4 实验和分析

在实验模拟中, 选用两幅不同的图像分析多尺度最小化 MSE 优化滤波器方法的运动估计性能, 如图 1 所示。第一幅图像是平移树的自然图像<sup>[14]</sup>, 如图 1(a) 所示。这种自然图像在空间频率的高频部分能量更为显著, 这样便于验证算法在空间频率高频部分的鲁棒

性。图 1(b) 是一幅 MEMS 硅微机械光学显微镜图像<sup>[15]</sup>, 以便验证新算法在 MEMS 运动估计中的估计性能。为了验证多尺度优化滤波器在低信噪比条件下的运动估计性能, 运动估计前在测试图像中加入噪声。众所周知, 信噪比可以通过公式  $SNR = 10 \log(\sigma_f^2 / \sigma^2)$  来计算, 式中  $\sigma_f^2$  为无噪声图像的方差,  $\sigma^2$  为噪声的方差。在实验中假设信噪比 (SNR) 为 10dB, 以便验证新方法在低信噪比条件下的运动估计性能表现。为了提高运动估计精度, 在估计前利用高斯低通滤波器对图像进行预滤波处理。在实验中, 选用的是 5 抽头 (2 个系数) 的可分离线性相位滤波器, 选定的平移量范围为  $v \in [-2, 2]$ 。在多尺度运动估计中, 使用三层高斯金字塔迭代方法, 根据式 (17) 通过最小化 MSE 惩罚函数在金字塔的每一层设计不同的优化滤波器。

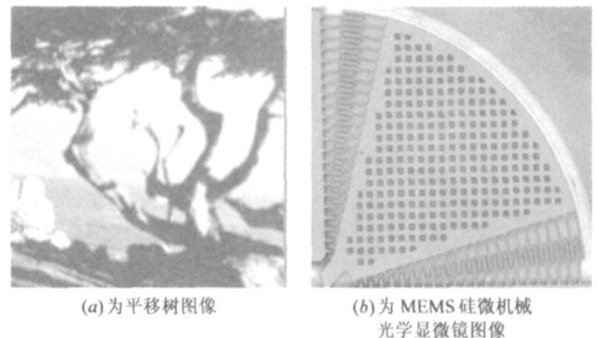


图 1 测试图像 (256×256)

图 2 给出的是 5 抽头 Farid 滤波器<sup>[8]</sup>、5 抽头 Central 滤波器<sup>[9]</sup>和 5 抽头最小化 MSE 优化滤波器 MinMSE 用于估计 MEMS 硅微机械噪声图像运动时的估计偏差比较。从图 2 可以看出, 本文设计的 MinMSE 优化滤波器在估计 MEMS 噪声图像运动时, 其估计偏差小于 Central 滤波器的相应偏差, 而当平移量大于 0.4 个像素时, MinMSE 滤波器的估计偏差同样小于 Farid 滤波器的相应估计偏差。这是由于 MinMSE 滤波器在设计时考虑了噪声对运动估计的影响, 是一种用于低信噪比条件下运动估计的优化滤波器, 从而用于估计低信噪比条件下的 MEMS 图像运动时, 其估计精度高于这两种常用的

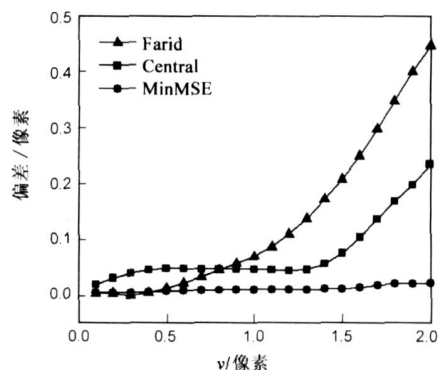


图 2 不同滤波器方法估计 MEMS 噪声图像运动时的偏差比较

梯度滤波器。

图 3 给出的是不同滤波器方法用于估计噪声图像运动的偏差比较。在图 3 中, Timoner 表示采用文献[1]中的 5 抽头滤波器设计的运动估计方法, M-Robinson 表示 5 抽头 Robinson 滤波器<sup>[6]</sup>和多尺度方法相结合设计的运动估计方法, 而 M-MinMSE 表示通过最小化 MSE 设计的 5 抽头优化滤波器与多尺度方法相结合设计的运动估计方法。其中, 图 3(a) 是采用这些滤波器方法估计平移树噪声图像运动时的估计偏差比较, 图 3(b) 是采用这些滤波器方法估计 MEMS 噪声图像运动时的估计偏差比较。从图 3 可以看出, 对于两幅不同的测试图像, M-MinMSE 多尺度优化滤波器方法比其他两种滤波器方法都具有更高的运动估计精度。从图 3(a) 可以看出, 多尺度最小化 MSE 优化滤波器方法对于高能量的自然图像也有很好的运动估计性能。同时, 图 3 也表明了采用 M-MinMSE 多尺度最小化 MSE 优化滤波器方法估计平移树自然图像的运动比估计 MEMS 图像的运动具有更小的估计偏差, 这与自然图像比 MEMS 图像具有更大能量的事实是相一致的。更重要的是, 图 3 显示的结果表明了不同滤波器方法在估计噪声图像运动时具有不同的估计性能。由于研究者们在设计 Robinson 滤波器和 Timoner 滤波器时忽略了噪声对运动估计的影响, 于是这两种滤波器方法在估计低信噪比条件下的运动时估计精度相对较低。Robinson 滤波器方法用于估计低信噪比条件下 2 个像素附近的平移树图像或 MEMS 图像的

运动时, 其估计偏差均接近 0.02 个像素。Timoner 滤波器方法对于小运动的估计能够取得很好的效果, 但是对大于 1 个像素的运动估计, 估计偏差急剧增加, 特别是在估计 2 个像素附近的运动时, 估计偏差达到了 0.05 个像素。最小化 MSE 优化滤波器方法在设计过程中考虑了噪声对运动估计的影响, 用于估计低信噪比条件下的运动时具有很大的优势。这种优化滤波器结合多尺度方法用于低信噪比条件下的运动估计, 对于 2 个像素附近的 MEMS 噪声图像运动, 其估计偏差小于 0.008 个像素。

图 4 给出的是二维多尺度最小化 MSE 的 5 抽头优化滤波器方法用于估计 MEMS 噪声图像运动时的估计偏差分布。从图 4 可以看出, 估计偏差主要取决于平移量  $v$  的绝对值, 而且在平移范围内, 估计偏差是对称的。由于这种偏差分布的对称性, 在设计滤波器的过程中, 可以只取平移量范围的一半进行设计, 如  $v \in [-2, 2]$ , 在设计过程中可以只取  $v \in [0, 2]$ , 因而可以减少设计优化滤波器的复杂性, 从而提高运动估计方法的效率。

在提出的方法中, 虽然使用的多尺度方法对效率产生了一定的影响, 但是运动估计精度却能够得到很大的提高。随着计算机技术的快速发展, 这种算法效率上很小的牺牲很容易在实际应用中利用硬件方法得到弥补。由此可见, 多尺度最小化 MSE 优化滤波器方法用于低信噪比条件下的运动估计具有很大的优越性。

## 5 结论

多尺度最小化 MSE 优化滤波器方法是一种在设计过程中考虑了噪声影响的低信噪比条件下运动估计算法。采用 Cramer-Rao 下界构建了一个包含估计量噪声项的 MSE 惩罚函数, 通过最小化 MSE 惩罚函数设计了一种用于运动估计的优化滤波器。这种方法改善了噪声图像运动估计的估计性能。最小化 MSE 优化滤波器结合多尺度方法, 使得其在低信噪比条件下的运动估计精度得到了进一步提高。该方法用于估计 2 个像素附近的 MEMS 噪声图像运动时, 估计偏差小于 0.008 个像素。同传统方法相比较, 本文方法用于估计低信噪比条件下的运动具有更高的估计精度。

参考文献:

[1] Timoner S J, Freeman D M. Multi image gradient based algo-

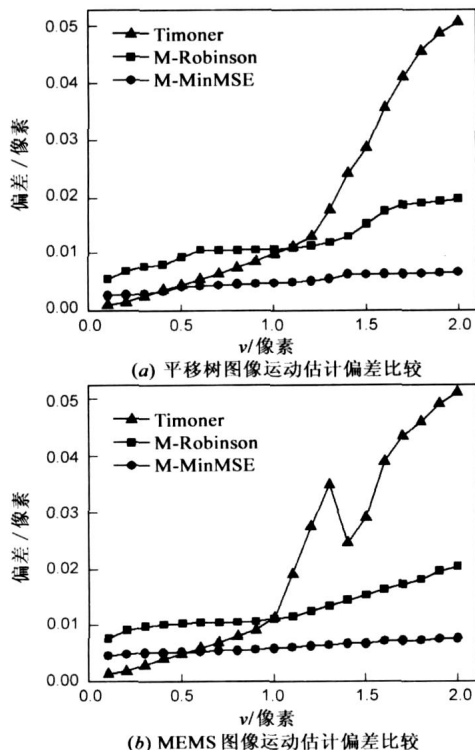


图 3 不同滤波器方法估计噪声图像运动时的偏差比较

- rithms for motion estimation[J]. Opt Eng, 2001, 40(9): 2003–2016.
- [2] Gupta N, Kanal L. Gradient based image motion estimation without computing gradients[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 81–101.
- [3] Davis C Q, Freeman D M. Statistics of subpixel registration algorithms based on spatiotemporal gradients or block matching[J]. Opt Eng, 1998, 37(4): 1290–1298.
- [4] Brandt J W. Analysis of bias in gradient based optical flow estimation[A]. The Twenty Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers[C]. Asilomar, USA: IEEE, 1994, 1: 721–725.
- [5] Robinson D, Milanfar P. Bias minimizing filters for gradient based motion estimation[A]. The Thirty seventh Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers[C]. Asilomar, USA: IEEE, 2003, 2: 1938–1942.
- [6] Robinson D, Milanfar P. Bias minimizing filters for gradient based image registration[J]. Signal Processing: Image Communication, 2005, 20: 554–568.
- [7] Michael E, Patrick T, Yacov H O. On the design of optimal filters for gradient based motion estimation[J]. International Journal on Mathematical Imaging and vision, 2005, 23(3): 245–365.
- [8] Farid H, Simoncelli E P. Differentiation of discrete multidimensional signals[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 496–508.
- [9] Barron J, Fleet D, Beauchemin S, et al. Performance of optical flow techniques[J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12(1): 43–77.
- [10] Steven M K. 统计信号处理基础: 估计与检测理论[M]. 罗鹏飞等译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- Steven M K. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory[M]. Translated by LUO Pengfei, et al. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003. (in Chinese)
- [11] Robinson D, Milanfar P. Fundamental performance limits in image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1185–1199.
- [12] Harry L. Van Trees. Detection, estimation, and modulation theory(英文版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [13] Stiller C, Konrad J. Estimating motion in image sequences, a tutorial on modeling and computation of 2D motion[J]. IEEE Signal Process Magazine, 1999, 16(7): 70–91.
- [14] John Baron's ftp: ftp.csl.uwo.ca [OL] 2006 02 18.
- [15] Freeman D M., Alexander J A, Michael J G, et al. Multidimensional Motion Analysis Using Computer Microvision [OL]. [2006 02 18]. <http://umech.mit.edu/freeman/talks/sssaw98/talk2.html>.

#### 作者简介:



卢清华 男, 1978年出生于江西修水, 工学博士. 主要研究方向为计算机微视觉、图像处理和精密测量等. E-mail: qh.lu@mail.scut.edu.cn



张宪民 男, 教授, 博士生导师, 1964年出生于河北省涿州, 现任华南理工大学机械工程学院副院长. 研究方向精密定位与精密操作、精密电子装备与现代控制技术、机器视觉等.