

文章编号:1001-9081(2009)10-2659-03

多分辨率匹配 CRB 分析中噪声估计方法

裴志军,张骥祥,曹继华

(天津工程师范学院 电子工程学院,天津 300222)

(pjz@eyou.com)

摘要:多分辨率目标匹配克拉美-罗界(CRB)分析中,CRB 对噪声敏感,噪声估计尤为重要。采用不同阶次有限差分算子构成一组高通滤波器,分别对图像滤波处理,并将四分位间距(IQR)方法与中值滤波原理结合,估计 CRB 分析中的噪声方差,避免了残留轮廓信息的复杂处理,实验表明算法简单有效。

关键词:匹配;克拉美-罗界分析;噪声估计;差分算子;四分位间距

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Noise estimation for Cramer-Rao Bound analysis of multi-scale matching

PEI Zhi-jun, ZHANG Ji-xiang, CAO Ji-hua

(School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract: The Cramer-Rao Bound (CRB) analysis can be used in the transform parameters estimation of multi-scale object matching, and the noise estimation is of crucial importance since the CRB is very sensitive to the input noise. A group of high pass digital filters were constructed by several finite difference operators with different orders, and the image was processed with these operators and the variance was estimated separately from the filtered data with Inter-Quartile Range (IQR) method. Then, by median filter concept, noise variance was approximated by the median of the estimated variances. The supposed approach to noise estimation is simple and effective, which has been verified by the experiments.

Key words: matching; Cramer-Rao Bound (CRB) analysis; noise estimation; difference operator; Inter-Quartile Range (IQR)

在机器视觉检测任务中,目标往往经历了某类变换,所捕获的目标图像需要与目标模型校准。校准可采用模型和图像匹配的方法^[1]。为了加速匹配过程,常应用多分辨率图像金字塔,先估算多分辨率的顶部粗尺度的参数再逐步估算底部较细尺度的参数,参数估计分层连续,匹配从粗到细逼近^[2]。然而,任何确定参数估计的方差都存在一个低边界,即克拉美-罗界(Cramer-Rao Bound, CRB)^[3-4]。如果金字塔分解层数选择不合适,由于目标场景不同,有可能使得顶部粗尺度图像参数估计的 CRB 太大,很难保证匹配精度。因此,需要将 CRB 分析应用于多分辨率目标匹配,以获得最佳图像金字塔分解,保证匹配精度。而 CRB 对噪声非常敏感,正比于噪声方差,使得 CRB 分析中噪声的估计尤为重要。大量文献对图像中噪声的消除方法进行了研究,而有关噪声估计的文献相对较少^[5-6]。一般来说,高斯白噪声可从单个图像的均匀区域或配准图像的差来估计。从多幅图像估计噪声,需要精确图像配准,较为复杂。而从单个图像估计噪声,需要识别图像的均匀区域。本文采用不同阶次有限差分算子构成高通滤波器组,分别对图像滤波处理,并将四分位间距(Inter-Quartile Range, IQR)方法和中值滤波原理相结合估计 CRB 分析中的噪声方差,实验表明算法简单有效。

1 目标匹配 CRB 分析

一般认为,在某些类的图像中能够获得更好地配准性能,噪声降低了配准的精度,这与 CRB 分析相一致。在统计和信息理论中, Fisher 信息可看作一个依赖于不可观测参数的观测随机变量所携带的信息量。CRB 不等式表明 Fisher 信息的倒数是参数非偏估计器方差的低边界。当存在多个参数

时, Fisher 信息为对称矩阵(Fisher Information Matrix, FIM)。如果从给定的测量集合估计一个参数矢量,则有:

$$E[\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T] \geq (\mathbf{I} + \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \mathbf{m}}) \mathbf{F}^{-1}(\mathbf{m}) (\mathbf{I} + \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial \mathbf{m}})^T + \mathbf{b}\mathbf{b}^T$$

其中, $\mathbf{m} = [m_0 m_1 \dots m_n]^T$ 是参数矢量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 是估计误差, $\boldsymbol{\varepsilon} = \hat{\mathbf{m}} - \mathbf{m}$; \mathbf{b} 为估计偏差, $\mathbf{b} = E[\hat{\mathbf{m}}] - \mathbf{m}$; \mathbf{I} 是单位矩阵, $\mathbf{F}(\mathbf{m})$ 是 Fisher 信息矩阵 FIM。如果估计非偏, $\mathbf{b} = 0$, 则参数方差的期望可以直接从 FIM 的逆矩阵获得, 即:

$$E[(\hat{m}_i - m_i)^2] \geq F_{ii}^{-1}(\mathbf{m})$$

设 $f_r(r|\mathbf{m})$ 为观测噪声数据 $r(\mathbf{m})$ 的概率密度函数, FIM 是似然函数在峰值附近的陡度测量, 即:

$$\mathbf{F}(\mathbf{m}) = E\left[\frac{\partial}{\partial \mathbf{m}} \log f_r(r|\mathbf{m})\right] \left[\frac{\partial}{\partial \mathbf{m}} \log f_r(r|\mathbf{m})\right]^T$$

因为陡峭的似然函数的峰值比平滑的似然函数对噪声敏感性差, 因而, FIM 表征了 \mathbf{m} 可以从观测数据估计的精度。

CRB 对任何确定性参数估计的方差施加了一个低边界, CRB 分析可应用于位移、仿射、2D 透视变换等目标匹配。在多数目标匹配方法中, 应用所选择的变换自由度, 基于合适的相似性测量, 将模型与图像比较, 搜索两个图像坐标系间的参数变换, 确定图像中的目标实例, 获得目标位姿。假设 I 是无噪声场景, I_1^* 、 I_2^* 是受零均值方差 σ_n^2 的噪声干扰的图像, 即:

$$I_1^*(x, y) = I_1(x, y) + n_1(x, y) = I(x, y) + n_1(x, y)$$

$$I_2^*(x, y) = I_2(x, y) + n_2(x, y) = I(x', y') + n_2(x, y)$$

其中: $x' = f(x, y, \mathbf{m})$, $y' = g(x, y, \mathbf{m})$ 是坐标变换, $\mathbf{m} = [m_0 m_1 \dots m_n]^T$ 是未知匹配参数。因为噪声在匹配域 S 为正态分布, 给定一个 \mathbf{m} 的估测, 未知场景 I 的整体概率为:

$$f_r(I|\hat{\mathbf{m}}) = \prod_S \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(I_1^* - I)^2}{2\sigma_n^2}\right]$$

收稿日期:2009-04-07。 基金项目:天津市高等学校科技发展基金资助项目(20060603)。

作者简介:裴志军(1967-),男,河北栾城人,副教授,博士,主要研究方向:机器视觉、图像理解;张骥祥(1966-),男,天津静海人,副教授,博士,主要研究方向:图像处理;曹继华(1965-),男,陕西大同人,教授,博士,主要研究方向:图像分析。

$$\prod_s \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(I_2^* - I')^2}{2\sigma_n^2} \right]$$

因此,似然函数为:

$$\ln f_r(I| \hat{m}) = -\frac{1}{2\sigma_n^2} \sum_s \{ (I_1^* - I_1)^2 + (I_2^* - I')^2 \} + \text{const}$$

FIM 是一个 $n \times n$ 矩阵 F :

$$F_{i,j} = -E \left[\frac{\partial^2}{\partial m_i \partial m_j} \log f_r(I| \hat{m}) \right] = \frac{1}{\sigma_n^2} \sum_s \frac{\partial I'}{\partial m_i} \frac{\partial I'}{\partial m_j}$$

其中,无噪声图像 $I' = I(x', y')$ 相对于未知参数 m_i 的偏导可以从其空间偏导计算,即:

$$\frac{\partial I'}{\partial m_i} = \frac{\partial I'}{\partial x'} \frac{\partial x'}{\partial m_i} + \frac{\partial I'}{\partial y'} \frac{\partial y'}{\partial m_i}$$

非偏移估计器情况, $x' = x - v_x, y' = y - v_y$, 寻找两个坐标系之间的位移矢量 $\mathbf{v} = [v_x, v_y]^T$, 则 FIM 为:

$$F(\mathbf{v}) = \frac{1}{\sigma_n^2} \begin{bmatrix} \sum_s I_x^2 & \sum_s I_x I_y \\ \sum_s I_x I_y & \sum_s I_y^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{\sigma_n^2} T$$

其中, $I_x = \frac{\partial I'}{\partial x'} = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I'}{\partial y'} = \frac{\partial I}{\partial y}$ 。匹配参数方差的 CRB 为:

$$\text{var}(v_x) \geq F_{22}^{-1} = \frac{\sigma_n^2}{\det(T)} \sum_s I_x^2$$

其中, $\det(T)$ 为 T 的行列式:

$$\det(T) = \sum_s I_x^2 \sum_s I_y^2 - \left(\sum_s I_x I_y \right)^2$$

忽略行列式的二次项,可获得一个更简单的方差边界:

$$\text{var}(v_x) \geq \frac{\sigma_n^2}{\sum_s I_x^2}; \text{var}(v_y) \geq \frac{\sigma_n^2}{\sum_s I_y^2}$$

简化的边界清楚表明移位方差与输入噪声方差成正比,与移位方向的整体梯度能量成反比。因而,具有强纹理和少噪声的场景可获得精确的移位估计。CRB 不仅应用于移位估计,也可应用于更一般的参数变换,如 2D 仿射变换, $\mathbf{m} = [m_1, m_2, \dots, m_8]^T$, 8 个投影参数估测的 CRB 可以从 8×8 FIM 矩阵计算获得。与位移估测情况类似,2D 投影参数估测的方差边界正比于输入噪声的方差,与全部梯度能量成反比^[7]。

通过上述分析可知,CRB 对噪声非常敏感,与噪声的方差成正比。因而,目标匹配 CRB 分析中,噪声的有效估测尤为重要。

2 多分辨率匹配 CRB 分析中噪声估计

图像匹配算法包括特征空间、相似性度量、变换类型和变换参数搜索。变换参数搜索指用什么方式来寻找变换类型中的参数,使得相似性度量达到极值点。为了提高匹配算法的速度,常采用多分辨率图像金字塔分解,从低分辨率开始,搜索图像变换过程中的参数,然后缩小搜索的范围,对较高分辨率进行搜索。在机器视觉应用中,常采用图像的高斯金字塔形分解。设原图像为 G_0 , 以 G_0 作为高斯金字塔的零层,构造高斯金字塔的第 l 层图像 G_l 时,将 $l-1$ 层图像 G_{l-1} 和一个具有低通特性的窗口函数 $w(m, n)$ 进行卷积,再对卷积结果做隔行隔列的降采样,即:

$$G_l = \text{Reduce}(G_{l-1}) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+m);$$

$$0 < l \leq N, 0 < i \leq C_l, 0 < j \leq R_l$$

其中: N 为高斯金字塔顶层的层号, C_l 为高斯金字塔第 l 层图

像的列数, R_l 为高斯金字塔第 l 层图像的行数,窗口函数 $w(m, n)$ 形状类似于高斯分布。这样, G_0, G_1, \dots, G_N 就构成了高斯金字塔。图像高斯金字塔形分解是通过依次对低层图像与具有低通特性的窗口函数卷积,再做隔行隔列的降 2 采样来实现。从低层到顶层,与原图相比图像分辨率逐层降低,像素的数量逐层减少,图像特征也逐层减少。因此,随着图像金字塔由低层向顶层分解,所包含的梯度能量逐渐减少。而 CRB 分析可知,变换参数估计的方差边界与全部梯度能量成反比,这使得图像金字塔分解过程中,随着分辨率的降低,估计参数方差边界增大。如果金字塔层数选取不合适,使得金字塔顶层粗尺度的图像所包含的 Fisher 信息太少,难于满足目标匹配精度的要求。而多分辨率方法是先估算顶部粗糙部位的参数再逐步估算底部较清晰的参数,参数的估计是分层连续,如果顶层参数误差太大,将使得最终的匹配精度难于得到保证。因此,这需要将 CRB 分析应用于多分辨率目标匹配,以获得适合实际应用的最佳金字塔分解。

上述图像匹配 CRB 分析中,CRB 与无噪声干扰图像 I 的梯度能量相关。虽然,实际应用中很难获得理想的 I , 但 I 的全部梯度能量可以通过实际干扰图像近似,即:

$$E \left[\sum_s I_x^* \right]^2 = \sum_s I_x^2 + E \left[\sum_s n_x^2 \right] = \sum_s I_x^2 + \text{var}(n_x) \sum_s 1$$

$$E \left[\sum_s I_y^* \right]^2 = \sum_s I_y^2 + E \left[\sum_s n_y^2 \right] = \sum_s I_y^2 + \text{var}(n_y) \sum_s 1$$

$$E \left[\sum_s I_x^* I_y^* \right] = \sum_s I_x I_y$$

其中: $I_x^* = \frac{\partial I_1}{\partial x}, I_y^* = \frac{\partial I_1}{\partial y}, n_x = \frac{\partial n}{\partial x}, n_y = \frac{\partial n}{\partial y}$ 。

可见,这需要有有效估计梯度图像中的噪声。图像金字塔各层中残留噪声有效估计也十分重要。因为虽然多分辨率图像金字塔分解中,低通滤波抑制了高频噪声,但 CRB 对噪声非常敏感,与噪声方差成反比。

在目标匹配 Fisher 信息分析中,噪声采用高斯模型,需要有效估计噪声方差。已有多种图像噪声方差的估计方法^[8], 如将噪声图像与滤除噪声后的图像相减,由差信号估计噪声;将噪声图像分成几部分,分别估计噪声方差,选择其中一个合理值作为实际噪声方差;或采用小波变换估计图像噪声的方差。多数方法通过图像平滑部分的统计特性,如直方图来估计噪声方差,方法简单,但需要识别图像的均匀区域。还可采用简单一阶差分梯度算子高通滤波图像,除去图像中的基本信息,保留噪声信息,再应用有效算法滤除轮廓信息,进而应用直方图估计噪声方差,该方法虽可获得较好效果,但需要复杂算法滤除轮廓信息。

从理论上来说,应用差分算子构成高通滤波器预处理图像,如果能够除去图像中的基本信息,有效抑制轮廓信息,而保留噪声信息,将可以直接应用滤波后的信号估计噪声。不同阶次的有限差分算子可以构成不同频率特性的高通滤波器,如沿图像水平和垂直方向的一阶差分可分别表示为:

$$I_x(m, n) = I(m, n+1) - I(m, n)$$

$$I_y(m, n) = I(m+1, n) - I(m, n)$$

因此,一阶差分算子可表示为: $fd1 = [1 - 1]$ 。相类似,其他更高阶差分算子分别表示为: $fd2 = [1 - 2 1]$; $fd3 = [1 - 3 3 - 1]$; $fd4 = [1 - 4 6 - 4 1]$; $fd5 = [1 - 5 10 - 10 5 - 1]$; $fd6 = [1 - 6 15 - 20 15 - 6 1]$ 。

这些差分算子构成的高通滤波器的幅频特性,如图 1 所示。可见,不同阶次的有限差分算子构成的高通滤波器具有不同的幅频特性,高阶差分算子相对于低阶差分算子来说,更多的更高频率成分被更有效抑制。高通滤波后图像信号中的

残留轮廓信息,等效于噪声信号数据中的奇异点(outlier),将影响噪声方差的估计。当数据中存在奇异点时,样本的四分位间距(IQR)比标准偏差更具代表性,是数据离差的鲁棒估计,高于75%和低于25%的数据变化不影响估计。对于高斯分布,方差参数可采用 $var = (0.7413 \times IQR)^2$ 估计。然而,对于目标图像噪声估计,可能很难正确选择合适的差分算子高通滤波器,且目标图像不同相应的差分算子不同。如果选择的差分算子的阶次太大,虽然可以与有效抑制基本信息和轮廓信息,但噪声信息也被过多抑制,有可能使得估计噪声方差结果比实际期望偏小;如果选择的差分算子的阶次太小,虽然噪声信息有效保留,但是由于残留轮廓信息的干扰,有可能使得估测噪声方差结果比实际期望偏大。可见,由于差分算子构成的高通滤波器的频率特性不同,有可能使估计结果比期望的噪声方差或大或小。

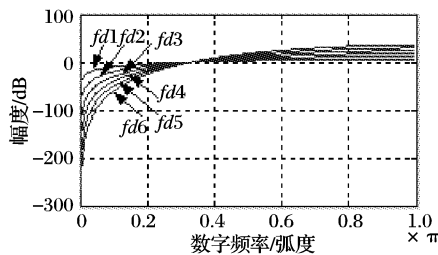


图1 差分算子幅频特性

因此,如果应用不同频率特性的一组高通滤波器分别处理图像,并采用IQR方法估计信号方差 $var(i)$,则可以借鉴中值滤波的方法,采用估计结果的中值近似期望噪声方差,即:

$$\hat{\sigma}^2 = \text{median}(var(i))$$

上述噪声估计方法也可从时域分析。在图像概率模型中,图像可看作是随机场的一次实现,图像中某位置的灰度是随机变量的一个实现,因此图像各位置的灰度值构成随机序列。假设该序列由平滑变化的函数和均值零方差 σ^2 加性高斯噪声构成,即:

$$f^*(t) = f(t) + n$$

应用泰勒级数近似:

$$f^*(t) = f(t_0) + f'(t_0)(t - t_0) + \dots + n$$

可见,在任何一点,可以用一个低阶多项式近似表示。应用有限差分构成滤波器,可以消除较低阶的多项式项,而保留下噪声,且序列的方差不变。例如,若序列局域近似线性,则采用差分算子 $[1 \ -2 \ 1]$,通过序列的线性组合,将只留下噪声。由于不同目标图像内容的不同,或同一图像中不同区域内内容的差异,为了获得噪声,需要采用不同阶次的差分算子。与频域分析同样道理,为了有效估测噪声,应用不同阶次的一组高通滤波器分别处理图像,并估计信号方差,采用估计结果的中值近似期望噪声方差。

3 实验和讨论

在多分辨率目标匹配CRB分析中,目标图像噪声的估计十分重要。实验中,为了验证提出的噪声估计方法,应用Matlab进行了实验。实验中,首先,以不同场景的图像作为理想目标图像,分别叠加零均值,但不同方差的高斯白噪声,如图2所示,是受到中等噪声(方差0.01)干扰后的图像。然后,将受噪声干扰的目标图像分别应用不同阶次的有限差分算子,沿图像的行和列高通滤波,并将IQR方法与中值滤波相结合估计噪声方差。结果如表1所示。

可见,在较大噪声情况,由于信噪比低,估计方差与给定值相差较大;在中等噪声时,估计方差与给定值相差不大;在较小噪声及弱噪声时,估计方差与给定值也存在一些偏差。

但是被当作理想目标的原图像中,也或多或少存在一些微弱噪声,在表1中对应着给定零方差情况。考虑原图像中固有的微弱噪声,与给定方差比较时,对估计方差修正,显然,存在中等噪声、较小噪声或弱噪声情况下,算法能够精确估计目标图像中噪声方差。应用其他图像测试,也存在相似规律。在机器视觉应用中,一般需要对捕获图像预处理,抑制噪声,且图像金字塔分解中存在低通滤波也抑制了噪声,使得多分辨率匹配中噪声较小。因而,该噪声估计方法可以应用于多分辨率匹配CRB分析中,有效估计噪声的方差。

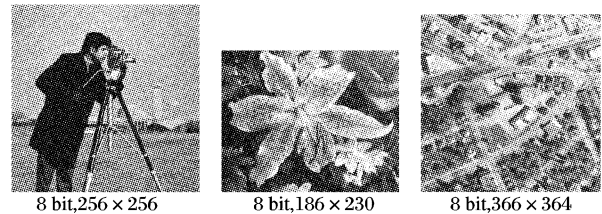


图2 噪声干扰的图像

表1 图像噪声方差估计

给定 σ^2	估计 $\hat{\sigma}^2$		
	图2(a)	图2(b)	图2(c)
1	0.1935	0.1919	0.2011
0.1	0.0674	0.0648	0.0726
0.05	0.0394	0.0384	0.0432
0.01	0.0097	0.0103	0.0118
0.005	0.0052	0.0056	0.0069
0.001	0.0014	0.0016	0.0027
0	9.59E-5	2.7E-4	0.0015

设估计参数 m 服从正态分布 $N(\mu, \sigma)$,令 $u = \frac{m_i - \mu}{\sigma}$,偏差值 $(m_i - \mu)$ 以标准偏差为单位表示,则:

$$f(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right)$$

估计参数均值 μ 可能存在于 $x \pm u\sigma$ 置信区间区间中。决定置信区间大小的 u 值,对应一定的置信概率。多分辨率参数估测分层连续,期望高的置信概率,如取 $u = \pm 3$,对应的概率为99.1%。 u 取更大值,对应更高的置信水平。多分辨率金字塔分解中,CRB逐层增大,但置信区间边界 $u\sigma$ 不应大于各层图像匹配的期望精度。因此,对于给定的期望目标匹配精度,可以通过训练学习,基于CRB分析,获得金字塔分解层图像的置信区间边界,若大于期望匹配精度,则停止分解,从而获得用于匹配的最佳的图像金字塔分解。

实验中,以位移变换参数估计情况为例,把弱噪声干扰的Cameraman图像为目标模板图像,应用高斯金字塔分解,采用前面讨论的方法,估测各层的CRB,获得以方差表示的置信边界 $9\sigma^2$,结果如表2所示。

表2 金字塔分解CRB分析

金字塔	置信边界	金字塔	置信边界
G_0	2.7865E-4	G_3	1.14E-3
G_1	4.0946E-5	G_4	1.9E-2
G_2	6.4831E-5	G_5	2.7E-1

可见:由于噪声的干扰,所估计的金字塔底层 G_0 的置信边界要大于 G_1 层;由于低通滤波和下采样,从 G_1 层到 G_5 层,CRB逐层增大,所估计的置信边界依次增大。对于高精度的亚像素目标匹配精度,以方差表示的置信边界于阈值一般应

则合成的目标位置 P 为:

$$P = \frac{\sum_{N_{i,j} \geq N} N_{i,j} P_{i,j}}{\sum_{N_{i,j} \geq N} N_{i,j}} \quad (17)$$

式(17)表明匹配的关键点数多,目标子区域 $R_{i,j}$ 与模板子区域 $R_{i,j}^t$ 匹配得好,该位置可靠,赋予大的权值。

3 目标跟踪实验

本实验是在 Windows 环境下利用 VC6.0 和 OpenCV 来进行的。为了检测本文提出方法的稳定性,实验使用一个散打比赛的视频,分别采用传统的 Mean-Shift 算法和本文提出的算法来跟踪目标。当目标受到严重遮挡、迅速旋转和场景的某些景物与目标颜色相近时,传统的 Mean-Shift 算法跟踪失败,而本文提出的算法能很好地跟踪目标。

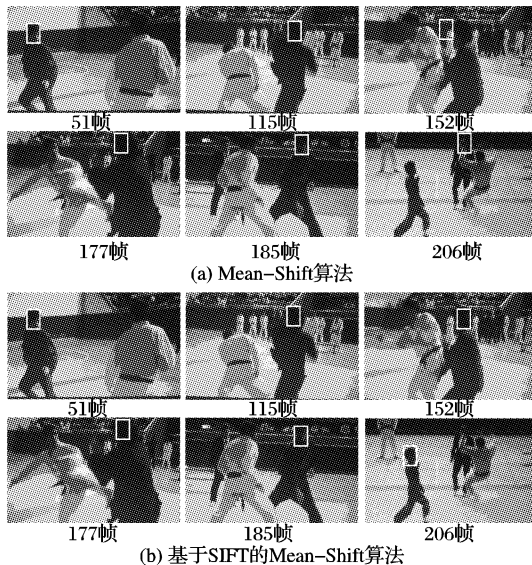


图 3 跟踪实验

跟踪结果如图 3 所示,图 3(a)所示利用传统的 Mean-Shift 跟踪目标,当目标严重遮挡时受到干扰,丢失目标;图 3

(b)所示为基于 SIFT 的 Mean-Shift 目标跟踪,在整个序列能很好地跟踪目标。

4 结语

本文提出的方法把目标区域分成 4×4 的子区域,在目标区域受到遮挡、目标与背景混淆等复杂环境下该方法能实时稳定地跟踪目标,很好解决了目标受到干扰的情况下 Mean-Shift 算法跟踪不稳定的问题。

参考文献:

- [1] YILMAZ A. Object tracking: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 13.
- [2] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean-shift[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2000, 2: 142-149.
- [3] ZHOU HUI-YU, YUAN YUAN, SHI CHUN-MEI. Object tracking using SIFT features and mean shift[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(3): 345-352.
- [4] SEVILMIS T, BASTAN M GÜDÜKBA Y *et al.* Automatic detection of salient objects and spatial relations in videos for a video database system[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(10): 1384-1396.
- [5] BHATTACHARYYA S, MAULIK U. High-speed target tracking by fuzzy hostility-included segmentation of optical flow field[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9: 126-134.
- [6] KOENDERINK J J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics, 1984, 50(5): 363-396.
- [7] LINDBERGER T. Scale-space theory: A basic tool for analysing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(2): 224-270.
- [8] 左军毅, 梁彦, 潘泉, 等. 基于多个颜色分布模型的 Camshift 跟踪算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(7): 736-742.
- [9] 刘志强, 蔡自兴. 目标跟踪中巴氏系数误差的分析及其消除方法[J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 1166-1174.
- [10] 高健, 黄新汉, 彭刚, 等. 一种简化的 SIFT 图像特征点提取算法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7): 2213-2216.

(上接第 2661 页)

在 $10^{-3} \sim 10^{-2}$ 范围。如阈值取 10^{-2} , 则该金字塔分解应取 4 层, 即 G_0, G_1, G_2, G_3 。相类似, 以其他图像为实验目标模板, Lily 图像金字塔分解应取 3 层, Westconcordorthophoto 图像金字塔分解应取 4 层。这也和很多实际应用中, 图像金字塔分解常采用 3 层或 4 层相一致。

4 结语

在机器视觉应用中, 目标图像与目标模型的匹配校准, 常应用多分辨率图像金字塔。将 CRB 分析应用于多分辨率目标匹配, 可以获得最佳多分辨率图像金字塔分解, 保证匹配精度。而 CRB 对噪声非常敏感, 正比于噪声方差, 使得 CRB 分析中噪声估计尤为重要。在对目标匹配 CRB 分析的基础上, 对多分辨率目标匹配 CRB 中噪声估计方法进行了探讨, 并采用不同阶次有限差分算子构成高通滤波器组, 分别对图像滤波处理, 应用 IQR 方法与中值滤波原理相结合, 估计 CRB 分析中的噪声方差, 避免了对残留轮廓信息的复杂处理, 实验证明了其有效性。所采用的噪声估计方法不仅可用于 CRB 分析, 也可以应用于其他应用中的图像噪声估计。

参考文献:

- [1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21: 977-1000.

- [2] 金勇俊, 李言俊, 张科. 一种透视变换图像金字塔匹配改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(24): 78-81.
- [3] ROBINSON D, MILANFAR P. Fundamental performance limits in image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1185-1199.
- [4] CAPODIFERRO L, DI CLAUDIO E D, JACOVITTI G, *et al.* Application of local Fisher information analysis to salient points extraction[C]// Proceedings of the IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications, SPPRA 2008. Innsbruck: [s. n.], 2008: 13-15.
- [5] LIU CE, SZELISKI R, KANG SING-BING, *et al.* Automatic estimation and removal of noise from a single image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 299-314.
- [6] RANK K, LENDL M, UNBEHAUEN R. Estimation of image noise variance[J]. IEEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing, 1999, 146(2): 80-84.
- [7] PHAM T Q, BEZUIJEN M, van VLIET L J, *et al.* Performance of optimal registration estimators[C/OL]. [2009-03-01]. http://www.ph.tn.tudelft.nl/~lucas/publications/2005/SPIE2005_Orlando_TPLVea.pdf.
- [8] 满家巨, 沈军. 一种图像噪声准确估计方法[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2008, 31(2): 44-47.