

一种基于小波域的运动估计方法

王兵 赵荣椿 程英蕾

(西北工业大学计算机学院 西安 710072)

摘要: 提出了一种基于多尺度边缘检测(MED)与连续小波变换(CWT)相结合的运动目标估计方法。首先,利用多尺度边缘检测算法,得到抗噪性好、边缘连续清晰的运动目标边缘图像。然后,利用连续小波变换把目标序列图像映射到运动状态参数空间。该方法同时拥有MED和CWT的优良特性。实验表明,该算法是对旋转、遮挡和有噪等复杂运动目标进行运动估计的有效方法。

关键词: 运动估计, 目标跟踪, 多尺度边缘检测, 小波变换

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)05-0757-05

A Motion Estimation Algorithm Based on the Wavelet Domain

Wang Bing Zhao Rong-chun Cheng Ying-lei

(Institute of Computer, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

Abstract This paper describes a novel motion object detection and tracking algorithm based on the Multiscale Edges Detection (MED) and Continuous Wavelet Transform (CWT). Multiscale representations are very effective for analyzing the information content of images. First, moving object multiscale edges are detected and characterized from the local maxima of a wavelet transform. Then, the CWT is used to map the input signal space to a motion parameters space. It is designed so as to possess simultaneously the properties of MED and CWT. Experimental results show that the proposed algorithm is effective with robustness for noise, rotation and occlusions.

Key words Motion estimation, Object tracking, Multiscale edges detection, Wavelet transform

1 引言

在数字视频处理与计算机视觉中,运动估计是一个基础和关键的研究领域。运动估计涉及许多应用场合,如数字视频编码、自动机器人导航、弹道导弹的自动跟踪和自动交通监视系统等。但是,设计一个鲁棒的运动估计算法是困难的,这是因为运动估计是将一个时变的三维空间场景投影到二维图像平面而形成的。这是一个不适定的问题,需要附加一些约束条件^[1]。而且,由于目标旋转、遮挡和噪声的影响,进一步增加了问题的复杂性,在低信噪比时,目标还极易被噪声淹没。因此,进行运动目标检测和跟踪,需要充分利用目标的运动信息,设法沿目标轨迹有效地积累信号能量,提高信噪比,以压制噪声的影响。

传统的运动估计算法如光流法、块匹配法和贝叶斯法等,一般不能适当处理包含噪声、时变和目标暂时遮挡的情况^[1]。最近,人们提出了基于小波变换的运动估计方法。小

波变换具有多分辨率分析和在时频两域都具有表征信号局部特征的优良性质,很适合探测运动目标信号中的瞬态变化并展示其变化信息。Mallat^[2]给出了小波变换的多分辨率分析和快速算法。不幸的是,离散小波变换缺少平移不变性和方向选择性。为此,Magarey^[3]使用复值小波变换和基于相位方法估计位移场,但复值小波没有好的频率特性和不能完全重构^[4]。Mujica^[5]提出了基于CWT的能量密度参数估计方法,CWT拥有能量守恒和方向选择性。但CWT计算量大,实时处理困难。

本文提出了一种将多尺度运动边缘检测与连续小波变换相结合的目标检测与跟踪方法。克服先前提到的仅基于CWT能量密度方法的限制。在CWT运动估计前,进行了运动目标检测和识别。首先检测出运动目标边缘,然后进行CWT。选取目标边缘的局部能量极大值,作为跟踪变量,从而提高了运动估计的速度和精度。实验结果验证了方法的有效性和良好性能。

2 多尺度运动边缘检测

边缘特征是图像最为有用的特征之一,因此在计算机视觉技术中提出了多种边缘检测的算法。小波变换具有检测局部突变点的能力,因此是检测边缘的良好工具。其特点是可以结合多尺度信息来进行检测,在大尺度下压制噪声,可靠地识别边缘;在小尺度下精确定位。由于小波变换的结果,通常使图像的能量集中在边缘附近,且在图像灰度值的突变点取得局部极大值,其小波模的极大值反映了边缘点的奇异性,所以通过小波变换可以检测出图像的边缘点^[2,6]。对于图像的边缘检测,求模的局部极大值实质上就是求梯度向量模极大。求出该小波变换的模的局部极大值点,就可以找出图像的边缘点。

设 $\theta(x_1, x_2)$ 是二维平滑函数,满足下列条件^[6]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \theta(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = 1, \quad \lim_{x_1^2 + x_2^2 \rightarrow \infty} \theta(x_1, x_2) \rightarrow 0 \quad (1)$$

定义

$$\psi_s^1(x_1, x_2) = \frac{\partial \theta(x_1, x_2)}{\partial x_1}, \quad \psi_s^2(x_1, x_2) = \frac{\partial \theta(x_1, x_2)}{\partial x_2} \quad (2)$$

为便于计算和存储,取尺度 $s = 2^j$,则 $f(x_1, x_2) \in L^2(R^2)$ 关于 $\psi_{2^j}^1(x_1, x_2)$ 和 $\psi_{2^j}^2(x_1, x_2)$ 的二进小波变换为

$$\left. \begin{aligned} W_{2^j}^1 f(x_1, x_2) &= f * \psi_{2^j}^1(x_1, x_2) \\ W_{2^j}^2 f(x_1, x_2) &= f * \psi_{2^j}^2(x_1, x_2) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中 $*$ 表示卷积。

从式(2)可以推得小波变换的分量与 f 用 θ_{2^j} 卷积后的梯度向量的分量成比例:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} W_{2^j}^1 f(x_1, x_2) \\ W_{2^j}^2 f(x_1, x_2) \end{bmatrix} &= 2^j \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} (f * \theta_{2^j}(x_1, x_2)) \\ \frac{\partial}{\partial x_2} (f * \theta_{2^j}(x_1, x_2)) \end{bmatrix} \\ &= 2^j \nabla (f * \theta_{2^j})(x_1, x_2) \end{aligned} \quad (4)$$

这时右端是已平滑函数梯度的 2^j 倍,求出该梯度向量模的局部极大值点,就可以找出图像的边缘点。该梯度向量的模为

$$M_{2^j} f(x_1, x_2) = \sqrt{|W_{2^j}^1 f(x_1, x_2)|^2 + |W_{2^j}^2 f(x_1, x_2)|^2} \quad (5)$$

相位角是

$$A_{2^j} f(x_1, x_2) = \arg \tan \left(\frac{W_{2^j}^2 f(x_1, x_2)}{W_{2^j}^1 f(x_1, x_2)} \right) \quad (6)$$

根据局部模极大原理,我们选取二次 B 样条函数作为

光滑函数, B 样条函数具有紧支撑,正则性好,又便于计算机处理和实时实现^[6]。表 1 给出了相应的滤波器系数。表中 H 和 G 分别表示低通和高通滤波器, n 代表滤波器系数的相对位置。可见其系数简单便于计算,对于二维图像分解可以分别对行和列进行运算。

表 1 滤波器系数

n	-1	0	1	2
H	0.125	0.375	0.375	0.125
G	0	-0.50	0.50	0

在不同尺度下作小波变换其实质就是用不同频率的带通滤波器对信号作滤波,因此把主要反映噪声频率的那些尺度的小波变换去掉,再把剩余各尺度的小波变换结合起来作反变换,就能得到较好地抑制了噪声的信号。

3 运动估计与跟踪

时空连续小波变换(CWT),使基本小波不仅具有尺度的伸缩和平移特性,而且还具有旋转性能,从而拥有方向信息检测能力。对序列图像按不同方向作 CWT 变换,就相当于沿不同的方向进行能量叠加,会在二维平面上形成不同的投影图。在这些投影图里,只有在目标可能运动方向上的投影图中,目标的当前位置处才会形成很突出的能量波峰。于是检测和跟踪运动目标的问题就可以转化为在不同方向、不同序列投影图中寻找能量最大、波形最陡峭的能量波峰,即目标能量波峰^[5]。由于时空连续小波变换具有方向分析能力和良好的时频局部化分析能力,因此可以利用它对图像序列在不同方向上的变换投影图进行分析,寻找出目标能量波峰,从而完成运动目标的检测和跟踪任务^[5,7]。为了估计运动目标,可在 CWT 参数空间定义一组能量密度,使用速度、位置和尺度能量密度优化准则,来连续更新速度、位置和尺度参数的状态矢量,准确跟踪运动目标。

3.1 CWT 的定义

设视频序列图像信号为 $f(x, t)$, $f \in L^2(R^2 \times R, d^2xdt)$, $x \in R^2$, $t \in R$, $f(x, t)$ 的小波变换定义为信号函数与母小波函数的内积^[5]

$$W_{\psi}(f, \psi_g) = (c_{\psi})^{-1/2} \langle f, \psi_g \rangle \quad (7)$$

其中 $g = (a, v, \theta, b, \tau)$ 是 CWT 的参数空间,它包括尺度、速度、方向、位移和时间变化等参数, $\psi_g(x, t) \in L^2(R^2 \times R)$ 为母小波,且满足条件

$$c_{\psi} = (2\pi)^3 \iiint_{R^2 \times R} |k|^{-2} |\omega|^{-1} |\tilde{\psi}(k, \omega)|^2 d^2k d\omega < \infty \quad (8)$$

其中 $a > 0$ 为尺度因子, $\mathbf{b} = [b_x, b_y]^T \in B$ 表示位移矢量, \mathbf{v} 是速度参数, τ 为时间变量. B 是目标前后运动的相邻区域, 为了避免邻近多目标的相互干涉, 必须把积分区间限制在 B 的范围内^[5]. $\hat{\psi}(\mathbf{k}, \omega)$ 为 $\psi(x, t)$ 的傅氏变换, 旋转矩阵:

$$r_\theta = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}, \theta \in [0, 2\pi) \text{ 为方向角.}$$

由 $\psi(x, t)$ 经平移、伸缩、旋转和速度变换后有^[5, 8]

$$\psi_g(x, t) = a^{-3/2} \psi(v^{-1/3} a^{-1} \gamma_\theta(x - \mathbf{b}), v^{2/3} a^{-1}(t - \tau)) \quad (9)$$

归一化 ψ , 使 $c_\psi = 1$, 则连续小波变换满足 Parseval 恒等式条件, 具有能量守恒性:

$$\zeta = \iiint |F_g(x, t)|^2 d^2x dt = \|\hat{f}\|^2 = 2\pi \|f\|^2 \quad (10)$$

其中 $|F_g(x, t)|^2$ 表示信号 f 的能量密度.

$f(x, t)$ 可由其小波变换重构, 即

$$f(x, t) = (c_\psi)^{-1} \iiint (W_\psi f)(g) \psi_g(x, t) d^2g \quad (11)$$

由式(10)、(11)可看出, CWT 是一种能量保持型的可逆变换, 原来信号的能量完全保留在小波变换的系数中, 变换只是使原信号的能量重新分配, 而不会损失原信号的任何信息. CWT 被定义成目标信号与母小波式(9)的内积, 结果是每一目标参数分别对应 CWT 参数空间的一部分.

3.2 可分离的 Morlet 小波

为了检测和跟踪运动目标, 选择可分离的、带有方向性的 Morlet 小波作为母小波. Morlet 小波在时空域定义为^[5, 8]

$$\psi(x, t) = \psi(x)\psi(t) = (e^{jk_0 A^{-1}x} e^{-(1/2)|A^{-1}x|^2} - e^{-(1/2)|A^{-1}x|^2} e^{-(1/2)k_0^2 t}) \times (e^{j\omega_0 t} e^{-(1/2)t^2} - e^{-(1/2)t^2} e^{-(1/2)\omega_0^2}) \quad (12)$$

其 Fourier 变换为

$$\hat{\psi}(\mathbf{k}, \omega) = \psi(\mathbf{k})\psi(\omega) = (e^{-(1/2)A(k-k_0)^2} - e^{-(1/2)A|k|^2 + |k_0|^2}) \times (e^{-(1/2)(\omega-\omega_0)^2} - e^{-(1/2)(\omega^2 + \omega_0^2)}) \quad (13)$$

其中 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \varepsilon \end{bmatrix}$ 为对角矩阵, $\varepsilon \leq 1$ 为各向异性参数, \mathbf{k} 为频域向量, 中心频率为 $\omega_0 = a^{-1}c^{2/3}$.

Morlet 小波基函数是一种复值小波, 其时、频两域都具有很好的局部性, 并具有很好的方向特性, 图像的边缘方向探测能力很强. 因此选 Morlet 小波作为母小波函数作 CWT, 能把输入图像序列的目标状态空间映射到速度、位置和尺度等参数空间^[8]. 因此, 对信号的分析可以转化为对一组运动参数的分析, 从而使得目标跟踪只在由运动参数所构成的空间中进行, 有效地降低了计算量, 提高了运算速度.

3.3 能量密度

估计时变的运动目标, 可在时空 CWT 参数空间 $g = (a,$

$\mathbf{v}, \theta, \mathbf{b}, \tau)$ 中搜索最佳的运动参数. 为了检测和跟踪目标, 分别进行速度-方向变换、尺度-方向变换和位移变换, 并计算其能量密度, 把能量密度极大值作为准则函数. 因此, 可根据目标方向变化, 使目标能量的峰值达到局部极大. 每一目标参数分别对应 CWT 参数空间的一部分, 参数可以逐帧连续更新, 每一个参数的更新是独立进行的. 而实现 CWT 所面临的问题是它的可视化. CWT 参数空间 g 包含尺度、速度、方向、位移和时间变量 $(a, \mathbf{v}, \theta, \mathbf{b}, \tau)$. 为了实现 CWT, 一些变量必须被固定. 这有许多可能性, 为了估计运动参数, 可用 3 种方式实现 CWT^[5, 7-9].

3.3.1 速度-方向能量密度 计算速度-方向参数 \mathbf{v}, θ 时, 位移参数 \mathbf{b} 和尺度参数 a 在对应时间 t_i 上取固定值 $a_0 = a_i, \tau_0 = t_{i+1}$, 由式(7)可知, CWT 被看成是一个速度和方向 (\mathbf{v}, θ) 函数, 即^[5]

$$CWT_f(\mathbf{v}, \theta | a_0, \mathbf{b}, \tau_0) = \langle f, \psi_{a_0, \mathbf{v}, \theta, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \quad (14)$$

其能量密度局部极大值为

$$\max_{\mathbf{v}, \theta} \left\{ E(\mathbf{v}, \theta) = \sum_{\mathbf{b} \in B} \left| \langle f, \psi_{a_0, \mathbf{v}, \theta, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \right|^2 \right\} \quad (15)$$

3.3.2 位移能量密度 估计位移参数时, a, \mathbf{v}, τ 取固定值 $a_0, \mathbf{v}_0, \tau_0$, CWT 被看成是一个位移 (b_x, b_y) 的函数, 即^[5]

$$CWT_f(b_x, b_y | a_0, \mathbf{v}_0, \theta_0, \tau_0) = \langle f, \psi_{a_0, \mathbf{v}_0, \theta_0, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \quad (16)$$

其能量密度局部极大值为

$$\max_{\mathbf{b} \in B} \left\{ E(b_x, b_y) = \sum_{\mathbf{b} \in B} \frac{1}{a_0^4} \left| \langle f, \psi_{a_0, \mathbf{v}_0, \theta_0, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \right|^2 \right\} \quad (17)$$

3.3.3 尺度能量密度 把小波旋转不同角度, 以不同尺度与 $f(x, t)$ 作小波变换, 即^[5]

$$CWT_f(a | \mathbf{v}_0, \theta_0, \mathbf{b}, \tau_0) = \langle f, \psi_{a, \mathbf{v}_0, \theta_0, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \quad (18)$$

其能量密度局部极大值为

$$\max_{a \in B} \left\{ E(a) = \sum_{\mathbf{b} \in B} \frac{1}{a^4} \left| \langle f, \psi_{a, \mathbf{v}_0, \theta_0, \mathbf{b}, \tau_0} \rangle \right|^2 \right\} \quad (19)$$

由式(14)~式(19)可知, 信号 f 通过连续小波变换后, 可表示为参数空间 $g = (a, \mathbf{v}, \theta, \mathbf{b}, \tau)$ 的二维函数, 根据参数集 g 能够直接对运动目标的运动特性进行精确描述. 因此, 这种小波变换实质上是信号空间到运动参数空间的一种映射. 在此基础上, 对信号的分析可以转化为对一组运动参数的分析, 从而使得运动估计只在搜索能量密度的局部极大值所构成的空间中进行, 为了保证估计精度和有效降低计算量, 本文首先进行了运动目标的边缘提取.

3.4 算法实现

根据以上的分析,基于MED和CWT的运动估计算法,可以归纳为以下几个步骤:

(1) 运动边缘检测 利用多尺度边缘检测算法式(1)~式(6),得到运动目标的边缘图像;

(2) 连续小波变换 应用可分离的Morlet小波基函数式(12),对序列图像信号进行连续小波变换式(14)、式(16)和式(18),得到所需要的参数空间。利用傅里叶变换的特性,即两个函数卷积的傅里叶变换等于两个函数傅里叶变换的乘积,实现式(14)、式(16)和式(18)的快速卷积运算;

(3) 计算能量密度 根据运动估计的实际需要,设计了速度-方向、位置和尺度能量密度函数,首先对式(15)、式(17)和式(19)进行离散化。为区分多目标,根据运动目标相对于前一帧的局部运动邻域 B ,通过在邻域 B 内的近似求和来代替积分;

(4) 运动估计 在运动参数空间,根据所设计的准则函数,寻找能量密度的局部极大值作为目标点。根据输入的图像序列,首先作运动边缘检测,得到抗性好、边缘连续清晰的运动目标图像。为了提高搜索效率,降低计算的复杂性,在实际搜索过程中,采用了序贯搜索法,即参数搜索的顺序是:首先是速度,然后是位置,最后是尺度^[5]。能量局部极大值的搜索采用Nelder-Mead简单搜索算法^[8],即首先根据所设计的速度-方向能量密度,在一给定的小区域 B 中,寻找使式(15)取最大值的 (v,θ) ,即为所希望得到的最优速度参数;然后对确定的 (v,θ) ,根据式(17)取 $\max_{b_x, b_y} E(b_x, b_y)$,进一步确定 $\max_{b_x, b_y} E(b_x, b_y)$ 取最大值的 (b_x, b_y) ,根据 (b_x, b_y) 的值确定小区域中的运动目标位置。对图像中的每个运动目标的每一个小区域重复上述操作,即可估计出所有运动目标参数,跟踪运动目标。

4 实验结果分析

本文采用上述方法对两个真实飞机图像序列作了仿真实验。首先对图1的飞机序列图像进行了仿真实验。该图像序列是由100帧大小为 352×288 像素,帧率为25帧/s的灰度图像组成。如图1,运动目标旋转,背景有复杂噪声。图2是目标的能量密度,目标能量密度随机偏离,偏离量为0~20个像素。图3是提取的目标边缘,它的能量密度如图4,可见能量波峰陡峭,其能量波峰显示出目标的个数,能量的局部极大值指出了目标的位置。图5是原始飞机序列90~100帧的目标运动轨迹图。

第2个实验图像序列包含两个运动目标,在运动过程中有相互遮挡,图6是其第6~11帧图像,其边缘图像如图7。为了验证实验结果,与使用基于交叉搜索的块匹配(BM)算法^[10]进行了比较。图8是使用块匹配方法所得的两个交叉运动目标的运动轨迹,图9是使用MED和CWT方法的估计结果。在目标遮挡前,两种方法都能够精确地估计目标的运动位置,而在遮挡发生后,块匹配算法不能区分两个交叉后的目标,而MED和CWT方法仍然能够检测到运动目标并精确跟踪。



图1 旋转飞机图像序列90~94帧

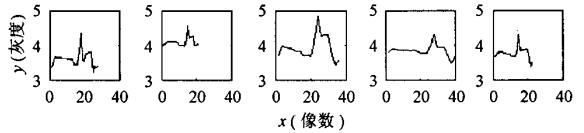


图2 目标能量密度90~94帧



图3 运动目标边缘图像90~94帧

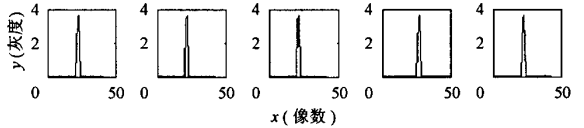


图4 目标边缘能量密度90~94帧

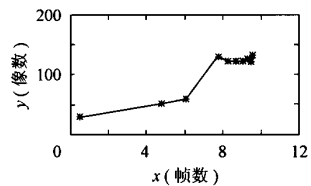


图5 基于MED和CWT算法的位置估计



图6 两目标交叉原始图像序列6~11帧



图7 两目标边缘图像序列6~11帧

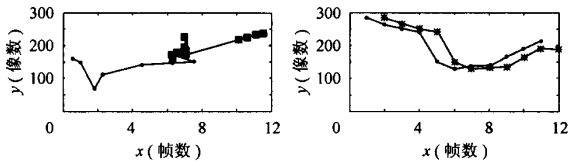


图 8 基于 BM 算法的位置估计 图 9 基于 MED 和 CWT 算法的位置估计

实验表明, 采用 MED 与 CWT 相结合的方法, 可综合利用目标的运动信息和边缘信息, 能有效克服目标旋转、变形、遮挡和噪声等因素的影响。

5 结论

基于多尺度运动边缘检测与连续小波变换相结合的运动估计方法, 其主要优点是算法实现简单, 信号通过 CWT 映射到 3 个二维的参数空间, CWT 系数直接与运动特征如速度、位置和尺度相联系, 减少了计算的复杂性。而且不用假定相邻两幅图像中对应两点的灰度保持不变, 也不要求相邻两幅图像间隔时间 Δt 很短。实验结果表明, 该算法非常适合于处理有噪、遮挡和时变目标的检测与跟踪。

参 考 文 献

- [1] Tekalp A M 著, 崔之祜, 江春, 等译. 数字视频处理. 北京: 电子工业出版社, 1998: 68 – 137.
- [2] Mallat S 著, 扬力华, 戴道清, 等译. 信号处理的小波导引. 北京: 机械工业出版社, 2002: 142 – 150.
- [3] Magarey J, Kingsbery N G. Motion estimation using a complex-valued wavelet transform. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(4): 1069 – 1084.
- [4] Kingsbury N G. A dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties. *IEEE International Conference on Image Processing*, Vancouver, Canada, 2000: 1429 – 1432.
- [5] Mujica F A, Leduc J P, Murenzi R, Smith M J T. A new motion parameter estimation algorithm based on the continuous wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(5): 873 – 888.
- [6] Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710 – 732.
- [7] Leduc J P, Mujica F, Murenzi R, Smith M. Spatio-temporal wavelet transforms for motion tracking. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Munich, Germany, 1997, (4): 3013 – 3016.
- [8] Destin M D, Murenzi R. Spatio temporal wavelets: application to the analysis of moving patterns. *International Conference on Wavelets Analysis of Applications*, Toulouse, France, 1993: 399 – 408.
- [9] Antoine J P, Murenzi R. Two dimensional directional wavelets and the scale-angle representation. *Signal Processing*, 1996, 52(3): 259 – 281.
- [10] Chanbari M. The cross-search algorithm for motion estimation. *IEEE Trans. on Communications*, 1990, 38(7): 950 – 953.

王 兵: 男, 1967 年生, 博士生, 现从事运动估计、目标跟踪的研究。

赵荣椿: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 现从事图像处理、计算机视觉的研究。

程英蕾: 女, 1964 年生, 副教授, 在职博士, 现从事图像处理、数据融合的研究。