

基于图像变形融合时空滤波的视频细微运动增强算法

张 军¹ 戴 霞²

(江南大学数字媒体学院 无锡 214122)¹ (西华大学数学与计算机学院 成都 610039)²

摘 要 提出一种基于图像几何变形的视频细微运动增强算法,该算法可在不放大图像噪声的前提下,揭示视频中人眼无法察觉的细微运动信息。其融合了 Eulerian 和 Lagrangian 对运动目标描述的形式,以 Eulerian 视频增强算法(Eulerian Video Magnification, EVM)作为时空滤波器,通过逐帧检测视频中像素级运动信息建立运动映射图,再根据该运动映射图以 Lagrangian 的形式计算几何变形网格。最后,使用变形网格对原始输入视频的每一帧图像进行几何变形,放大视频中细微运动目标的运动幅度。实验结果表明,提出的视频运动增强算法能显著降低图像噪声对输出视频画面质量的影响,其视频数据处理管线具备较高的可扩展性,适合于引入先进图像预处理和网格以进一步提高输出视频画面的质量。

关键词 运动增强,欧拉运动方程,时空滤波,图像变形,图像保边界滤波器

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Subtle Video Motion Magnification by Spatial-temporal Filtering and Image Warping

ZHANG Jun¹ DAI Xia²

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)¹

(Institute of Computer and Mathematics, Xihua University, Chengdu 610039, China)²

Abstract An image warping based video motion magnification method was introduced to reveal subtle motion in the input video that are difficult or impossible to see with the naked eye. The main advantage of the presented method is that it amplifies the video motion without increasing the frame noise. The proposed method fuses the approaches of Eulerian and Lagrangian to calculate the motion. The Eulerian video magnification method is used as a spatial-temporal motion analyzer to get pixel-level motion mapping of each frames in the input video. Then each frame of the input video is warped based on this mapping to amplify the input video motion. Experiments show that the presented method is significantly less sensitive to noise and its data processing pipeline is high scalable for introducing advanced image pre-processing filters or mesh post-processing algorithms to further improve the visual quality of the output video.

Keywords Motion magnification, Eulerian motion, Spatial-temporal filter, Image warping, Edge-preserving image filtering

1 引言

人眼视觉系统(Human Visual System, HVS)具有时域和空域上的局限性,对目标的细微运动情况感知能力非常有限。类似人脸正常静脉血液周期性回流产生的肤色细微改变、腕部动脉跳动等现象,都无法直接被人眼所观察到。

为增强人眼对细微运动的观察能力,Liu^[1]提出对视频信号进行后处理以对其运动进行增强(Motion Magnification)的技术,帮助人眼观察场景中的细微运动信息。Liu 的算法通过对视频序列的特征点追踪获得目标运动信息,再根据用户交互操作对特定目标进行变形,以增大其运动幅度。这类技术^[2-4]采用的是 Lagrangian 描述运动目标的方式,需要进行目标跟踪、运动估计等复杂运算,计算代价较高。实际上,精确估计场景中运动目标的运动轨迹需要过于复杂、漫长的计

算过程,以至于 Liu^[1]的 C++ 与 Matlab 混合程序需要 10 个小时才能处理完一段不足 1 分钟的视频(分辨率为 866 × 574)。除此之外,这些基于运动跟踪的算法还需要额外的运动噪声抑制^[3,5]、时间轴一致性矫正等附加计算。

最近,Wu 等人^[6]提出了一种快速视频运动增强算法(Eulerian Video Magnification, EVM),其可达到准实时处理视频的速度。EVM 算法采用 Eulerian 描述运动目标的方式,针对单个像素在时域上的像素值变化情况推测其在空域上的运动信息。该算法本质上是使用 Laplacian 金字塔运算将视频的每一帧在空域上分解到不同频段,并针对不同频段采用对应的时域低通滤波获取每个像素位置的运动信息,可视为一种近似光流计算^[11-13]过程。EVM 算法直接对视频像素值进行操作时,较易受到视频噪声影响。实验结果(见图 6(a))显示,EVM 算法的输出结果虽然能揭示出原视频中人眼无法

本文受江苏省自然科学基金(BK20130158, BK201411113)资助。

张 军(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像、视频处理, E-mail: zhangjunman@jiangnan.edu.cn; 戴 霞(1976—),女,硕士,讲师,主要研究方向为计算机辅助几何设计。

观测到的细微运动信息,但其视频画面因 EVM 算法同时大幅增强图像噪声而充满“颗粒”,严重影响视觉感受。

为此, Wadhwa 等人^[7]提出一种改进方案,即采用复数值方向金字塔(Complex Steerable Pyramid)代替 Laplacian 金字塔对视频进行空域展开,并对像素值相位进行操作,大幅减少了其输出画面的噪声。然而, Wadhwa 等人的方法涉及三角函数这种整个数域上都非零的基函数,其计算结果带有与傅里叶变换相类似的光环效应,输出视频图像中目标边缘出现伪轮廓而模糊不清(见图 8(b)和图 9(b))。

此外,单纯使用 Eulerian 描述运动目标的方式对视频像素值直接进行操作,会大幅改变原视频输出画面的视觉感受。为尽量减少视频数据处理管线中对像素值的改变程度, Wu 等人^[6]和 Wadhwa 等人^[7]的算法都没引入先进图像噪声滤波器等辅助手段对输入视频进行预处理,很大程度上限制了其技术改进的空间,远不及采用 Lagrangian 方式的算法^[2-4]的灵活性。

本文提出一种融合 Eulerian 和 Lagrangian 描述目标运动规律的方式,即以 Eulerian 方式计算场景中每个像素位置的运动位移映射,再由此形成变形网格,按照 Lagrangian 方式对图像进行几何变形,扩大其运动幅度。这种基于图像变形的视频运动增强算法以 EVM^[6]算法作为运动分析器,并由此形成几何网格对输入视频的每一帧的变形,增大视频中细微运动的幅度。与 EVM^[6]算法相比,本文提出的基于图像变形融合时空滤波(Spatial-Temporal Filtering and Image Warping, STFIW)的视频运动增强算法较少受到原始视频中噪声的影响,其输出画面不会改变原始输入视频的信噪比(见图 6(b))。与 Wadhwa 等人^[7]基于相位操作的算法相比,本文 STFIW 算法仅对输入视频的每一帧像素做几何位移,不会引起光环效应和画面模糊现象(见图 8(c))。

最后,由于本文方法并未直接操作视频像素值,使得相应视频数据处理管线中可引入更广泛的先进图像去噪和网格平滑滤波器,为提高输出视频画面与原始输入视频一致性提供更多可选方案。

2 EVM 算法简介

EVM^[6]算法的目标是揭示视频中肉眼很难分辨的细微运动过程,从而起到视频运动增强的作用。该算法采用标准视频作为输入,并在空域上将每一帧图像分解成 Laplacian 金字塔系数,然后通过时域上低通滤波得到视频中的运动信息。最后, EVM 算法将时空滤波得到的运动信息进行放大,叠加到原始视频上(见图 1),从而使人眼能直接观察到视频中的微小运动信息。

为尽量避免噪声影响,充分提取视频中的低频运动信息, EVM 算法实际上是使用了两个低阶理想低通滤波的差值(式(1))作为滤波结果,这本质上是一个理想带通(Band-pass Filter)滤波器。

$$\begin{aligned} y_l(x, t) &= \omega_l I(x, t) + (1 - \omega_l) I(x, t - 1) \\ y_h(x, t) &= \omega_h I(x, t) + (1 - \omega_h) I(x, t - 1) \end{aligned} \quad (1)$$

$$B(x, t) = y_h(x, t) - y_l(x, t)$$

其中, $I(x, t)$ 表示输入视频某像素位置 $x = (u, v)$ 随时间 t 变化的像素值, $B(x, t)$ 为经过时空滤波得到的视频运动信息。

EVM 算法在原始视频上叠加放大后的 $B(x, t)$, 达到运动增强的效果(α 为放大因子):

$$\tilde{I}(x, t) = I(x, t) + (1 + \alpha)B(x, t) \quad (2)$$

EVM 算法的优势是避免了采用 Lagrangian 方法中复杂的光流计算或运动跟踪,而是使用 Eulerian 方法在同一位置的像素值改变量估计运动信息,大幅度加快了计算速度并降低程序实现复杂度。EVM 算法框架示意图如图 1 所示。

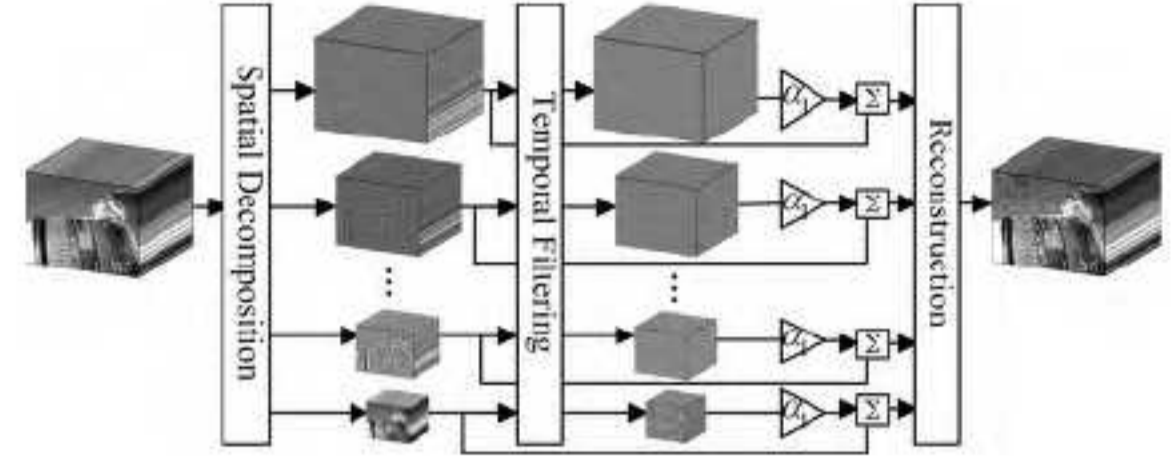


图 1 EVM 算法框架示意图

然而, EVM 算法由于直接操作视频中每一个像素值(式(2)), 易受视频中噪声的影响, 从而使其计算结果存在严重的“颗粒”效果。EVM 算法虽然可通过调节滤波器参数 ω_l 和 ω_h 尽量减少噪声影响, 但始终无法消除其输出画面的颗粒感。

本文第 3 节和第 4 节将给出一种新的视频运动增强算法, 通过图像变形扩大视频中微小运动的幅度, 从而避免视频噪声产生的颗粒效果。

3 基于时空滤波的视频运动分析

在 EVM^[6]算法中, 视频像素的运动是通过对其像素值进行低通滤波得到的, 这实际上可以看成是一种特殊的运动估计算法。为便于讨论, 本节仅对一维信号进行讨论, 此过程可以推广到诸如图像序列的二维信号的情况。

类似第 2 节符号约定, 令 $I(x, t)$ 表示一维图像在位置 x 处随时间 t 的亮度信息, 该位置目标的运动规律使用偏移函数 $\delta(t)$ 表示。则视频运动规律可以写成一维函数的形式:

$$I(x, t) = f(x + \delta(t)) \quad (3)$$

其中, $f(x) = I(x, 0)$ 。

EVM 算法的输出结果相当于放大了视频运动 $\delta(t)$ 项, 即

$$\tilde{I}(x, t) = f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \quad (4)$$

利用泰勒展开, 式(4)可以写成像素信息与运动信息分离的线性近似逼近形式:

$$f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) \approx f(x) + (1 + \alpha)\delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (5)$$

对比方程(2)与方程(5)即可得到:

$$B(x, t) \approx \delta(t) \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (6)$$

方程(6)揭示出视频运动信息 $\delta(t)$ 和 EVM 算法输出结果间的内在联系, 给出一个视频运动流估计的新方式, 即结合方程(3)、(4)和(6)导出一个增强后运动流的估计式:

$$\begin{aligned} (1 + \alpha)\delta(t) &\approx \frac{f(x + (1 + \alpha)\delta(t)) - f(x)}{\partial f / \partial x} \\ &= \frac{\tilde{I}(x, t) - I(x, 0)}{\partial I(x, 0) / \partial x} \end{aligned} \quad (7)$$

最终, 将方程(7)推广到一般视频运动分析情况, 即可通过比较输入视频和 EVM 输出视频间的差异得到输入视频每一帧的水平和垂直方向运动映射图 $U(x, t)$ 和 $V(x, t)$:

$$U(x,t) = \frac{\tilde{I}(x,t) - I(x,t)}{\partial I(x,t)/\partial u} \quad (8)$$

$$V(x,t) = \frac{\tilde{I}(x,t) - I(x,t)}{\partial I(x,t)/\partial v}$$

4 基于图像变形的视频增强算法框架

利用式(8),可将EVM作为视频运动估计滤波器,并根据其计算结果形成图像变形网格 $[U(x,t),V(x,t)]$ 对视频每一帧进行图像变形,达到增强视频运动的效果:

$$I_{warp}(x,t) = I(u + \beta(x)U(x,t), v + \beta(x)V(x,t)) \quad (9)$$

其中, $\beta(x)$ 为加权函数,可在EVM算法的基础上进一步放大运动幅度。另一方面,为保证处理后的视频不出现整体晃动,也需要通过 $\beta(x)$ 消除变形网格边界的影响。

与EVM算法直接操作视频像素值的方式不同,本文提出的图像变形处理方式不会改变原始视频的像素值,从而不用担心图像滤波对原始视频画面的破坏。为减少视频噪声对变形网格 $[U(x,t),V(x,t)]$ 的影响,可以对输入视频的每一帧进行平滑滤波,大幅减小输入帧图像噪声对后续计算的影响。进一步,对EVM算法估计出的变形网格本身,也可以采用网格平滑算法进一步减小噪声影响。

最后,本文提出的视频运动增强算法的主要目标是揭示视频中人眼不易察觉的微小运动,故无需精确地减少运动变形网格数据。为加速计算过程,可采用亚采样的方式减少变形网格 $[U(x,t),V(x,t)]$ 的数据处理量,并使用纹理映射的方式快速计算变形后的图像。

综上所述,本节提出一种基于时空滤波和图像变形的视频运动增强算法,即利用EVM估计视频中每一帧的变形网格,并依据此网格对视频像素进行几何位置变形,使输出视频揭示出输入视频中人眼无法察觉的细微运动。

STFIW算法的整体计算框架如图2所示,其详细计算过程将在下一节给出。

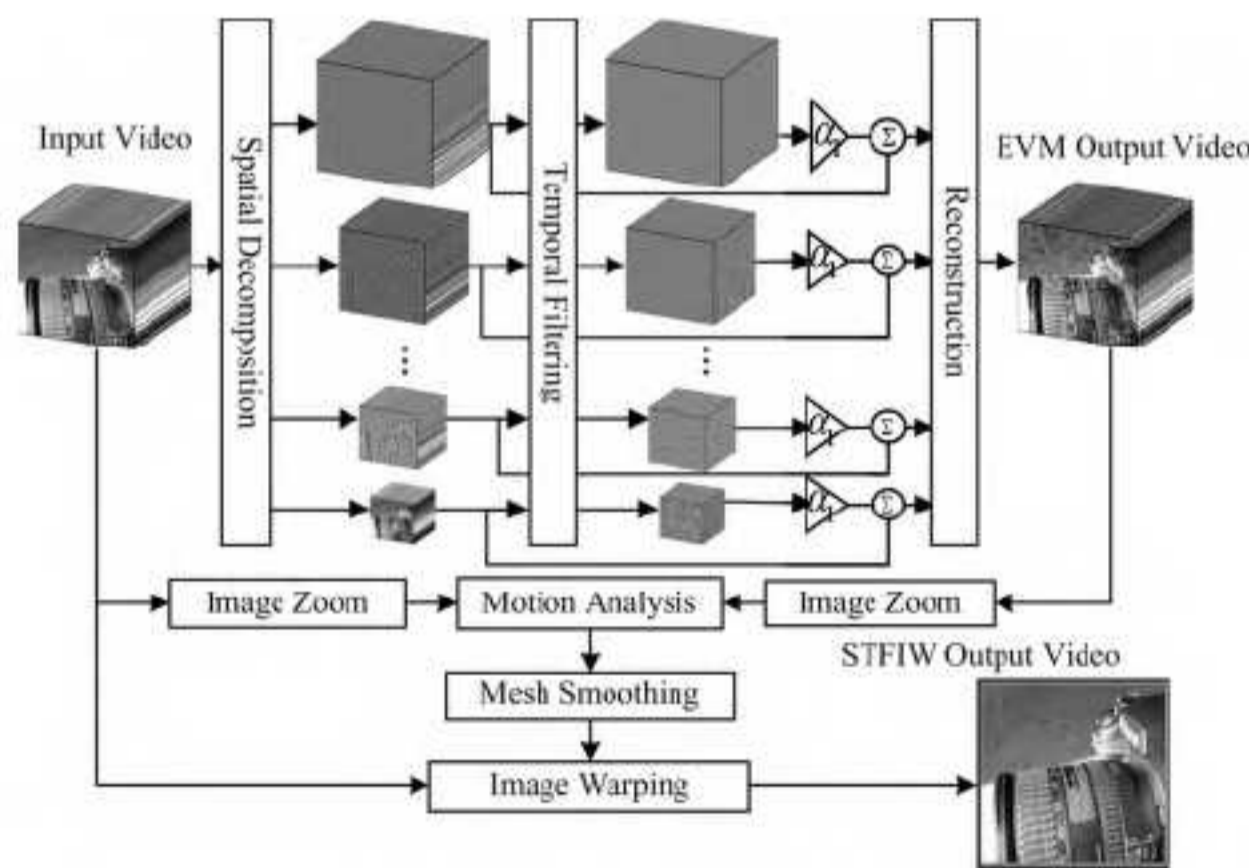


图2 本文提出的STFIW算法框架示意图

5 STFIW算法的计算过程

本文第4节给出了STFIW算法框架,本节将给出该算法的具体计算过程细节部分。

如表1所列,本文提出的STFIW算法对输入视频数据进行逐帧的保边界滤波抑制图像噪声,再由方程(1)和(2)计算EVM算法的输出结果。通过比较EVM算法计算结果与输入视频间的差异得到原始输入视频内的运动信息,从而获得每帧图像的变形网格 $[U(x,t),V(x,t)]$ 。最后,对变形网格

进行高斯平滑处理,即可用于对原始视频每帧图像的变形计算,输出最终运动增强后的结果。

表1 STFIW算法的计算流程

I = STFIW(I, τ, K, n, α, β)	
Input	Video I(x, t), t=0, τ, K, n, α, β
Output	Motion magnified video I _{warp} (x, t)
(1)	If t < t _{max} , read current frame I
(2)	Computing Remapped frame ^[14] : {I _k ← g _k (I)} _{k=1} ^K
(3)	Computing Gaussian and Laplacian pyramid ^[14] : {G _l (I _k) _{l=0} ⁿ , {L _l (I _k) _{l=0} ⁿ
(4)	Computing filtered Laplacian pyramid ^[14] : L ₁ (D) = ∑ _{k=1} ^K W _k ^l · [L ₁ ^k]
(5)	Temporal filtering L ₁ '(D) ← bandpass[L ₁ (D)](1)
(6)	Motion magnification(2): L ₁ (D) = L ₁ (D) + (1 + α)L ₁ '(D)
(7)	EVM results: L ₁ (D) ← L ₁ (D) + upSample(L ₁₊₁ (D)), Ī ← L ₀ (D)
(8)	Image zoom: Ī ← zoom(I, τ), I _s = zoom(I, τ)
(9)	Motion analysis(8): U = (Ī - I _s) / (∂I _s /∂u), V = (Ī - I _s) / (∂I _s /∂v)
(10)	Mesh Smoothing(10): U = (U * S)(x), V = (V * S)(x)
(11)	Image Warping(9): I _{warp} = I(u + βU, v + βV)
(12)	Output current frame: I _{warp} (x, t) = I _{warp} (x), t ← t + 1 return to (1)

本文提出的STFIW算法是根据EVM算法的处理结果对视频每一帧图像进行几何变形处理,与EVM算法对原始视频像素数据的破坏程度没有直接关系。故可采用图像滤波的方式对输入视频的每一帧图像进行噪声抑制,且不破坏输出视频画面的质量。

考虑到EVM算法的所有计算都在图像Laplacian金字塔上进行,为减小计算复杂度和编程难度,本文采用一种基于虚拟图像金字塔序列融合^[14]的保边界图像平滑滤波器。该图像滤波器能直接在图像Laplacian金字塔上对图像噪声进行滤波,并保留大部分图像边界信息,以便后续运动估计能顺利进行。

式(8)仅是图像运动过程的线性近似逼近,可能存在一定程度的估计误差或波动,造成直接使用其对图像变形后的视频出现画面局部跳动情况。为此,本文采用对变形网格进行高斯平滑的方式滤去网格抖动情况:

$$U = (U * S)(x), V = (V * S)(x)$$

$$S = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

最后,为保证变形网格 $[U(x,t),V(x,t)]$ 的所有格点都在图像数据内部,且不出现整体偏移或抖动情况,本文采用一个加权函数 $\beta(u,v)$ 控制每个网格格点的变形幅度:

$$\beta(u,v) = \frac{\beta_0}{1 + \left(\frac{\sqrt{(u-u_0)^2 + (v-v_0)^2} - c}{a}\right)^b} \quad (11)$$

其中, a, b, c 为调控参数,可控制过渡函数的形状(见图3), β_0 为可控制图像变形的幅度。

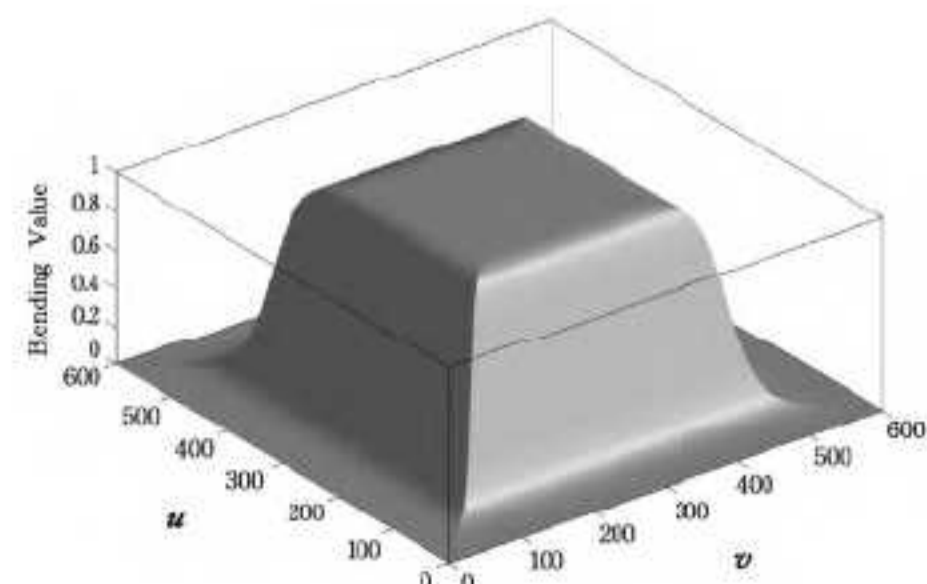


图3 加权函数示意图

6 计算结果及分析

本节给出对 STFIW 算法性能测试的若干实验来证明在本文图像变形算法框架下的运动增强处理可以产生与原始 EVM 算法类似的微小运动放大效果,但本文算法的输出视频画面像素值不受图像噪声影响,在保持原输入视频画面一致性方面远好于 EVM 算法。

所有实验结果都在一个搭载有 3.1GHz Intel i5 CPU 的 PC 平台上得到,实验程序开发环境为 Matlab 2013b,性能测试时运行时间统计采用 tic/toc 命令自动计时,其精度为毫秒级。在未针对 Matlab 代码计算效率进行充分优化的情况下,STFIW 算法处理 1 百万像素/帧的视频数据时,每一帧大约需要花费 0.2 秒。

6.1 运动增强效果

利用 EVM 算法的处理结果与原始视频间的差异,式(8)可以估算出逐像素级别的视频运动映射图(类似光流 Optical Flow)。图 4(c)给出针对婴儿呼吸视频中某一帧时估算出的运动映射图,其中包含了婴儿呼吸引起的胸部十分微小的起伏运动(人眼无法直接分辨)。EVM 算法在放大细微运动的同时,也放大了原输入视频的噪声,使其处理结果中包含了大量噪声信息(见图 4(b)),这些噪声会经式(8)引入到运动映射图中。

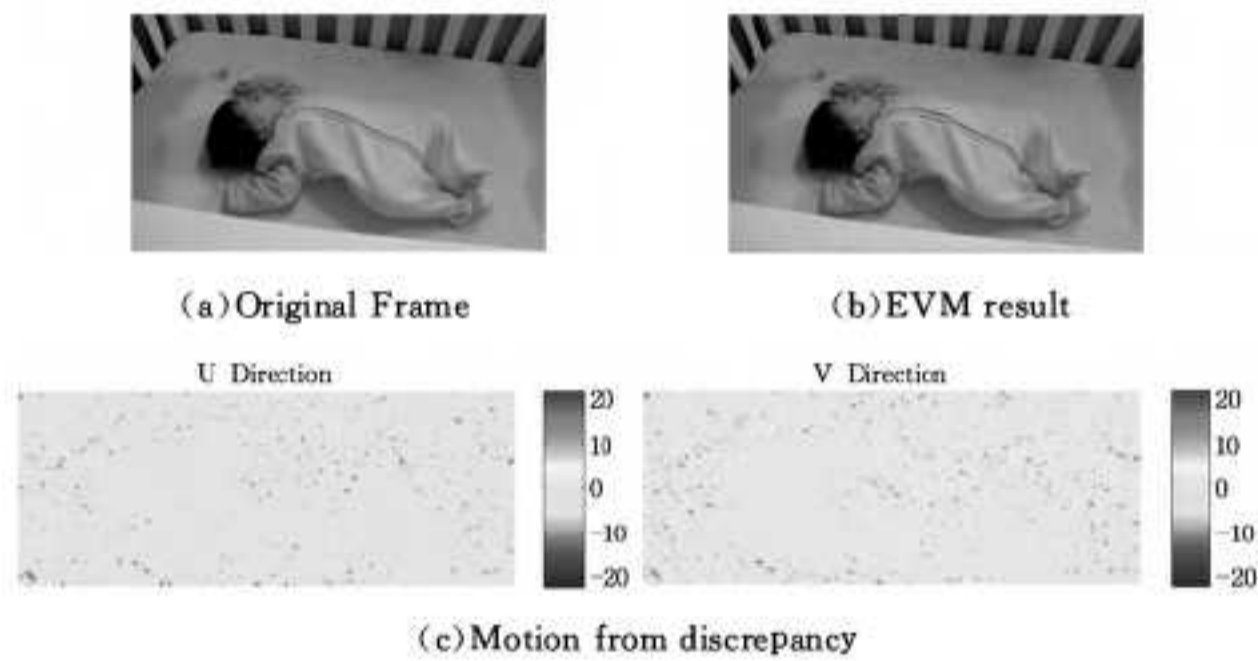


图 4 式(8)计算出的视频水平和垂直方向运动映射图

根据图 4(c)的运动映射图像,再将其经过高斯平滑和边界处理,即得到可用于实际图像变形的网格(如图 5 所示)。变形网格边界由于 $\beta(u, v)$ 的作用,基本保持不变形状态,网格中央根据 $[U(x, t), V(x, t)]$ 对图像进行几何移动,达到放大视频中细微运动的效果。

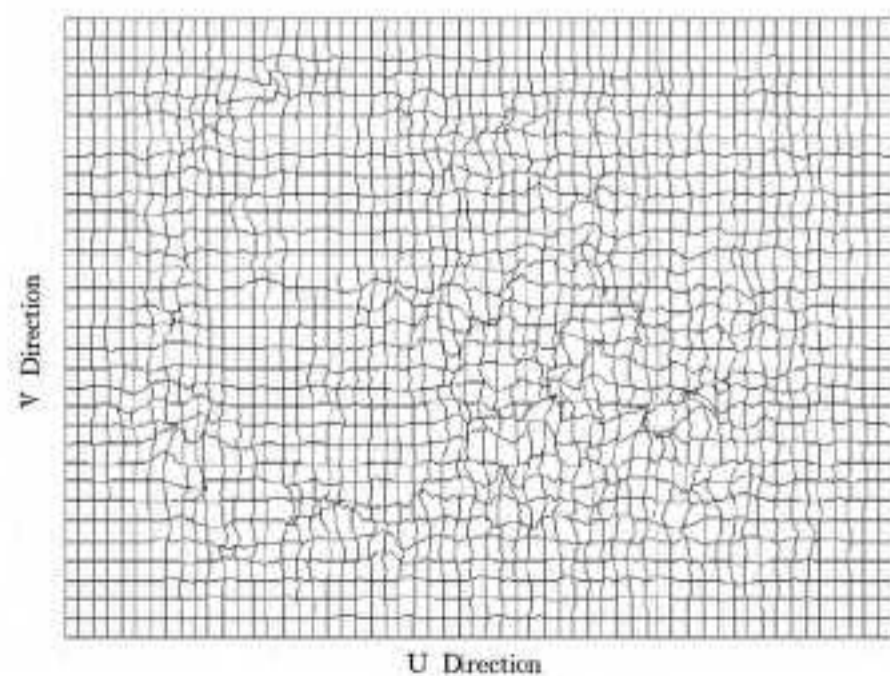


图 5 图像变形网格

利用变形网格数据和方程对原始输入视频做几何变形,即可完成视频运动增强的全部计算过程,其输出视频中的某一帧画面如图 6 所示,沿视频正中间垂直方向的一条 V 线位置的像素值随时间变化的情况如图 7 所示。

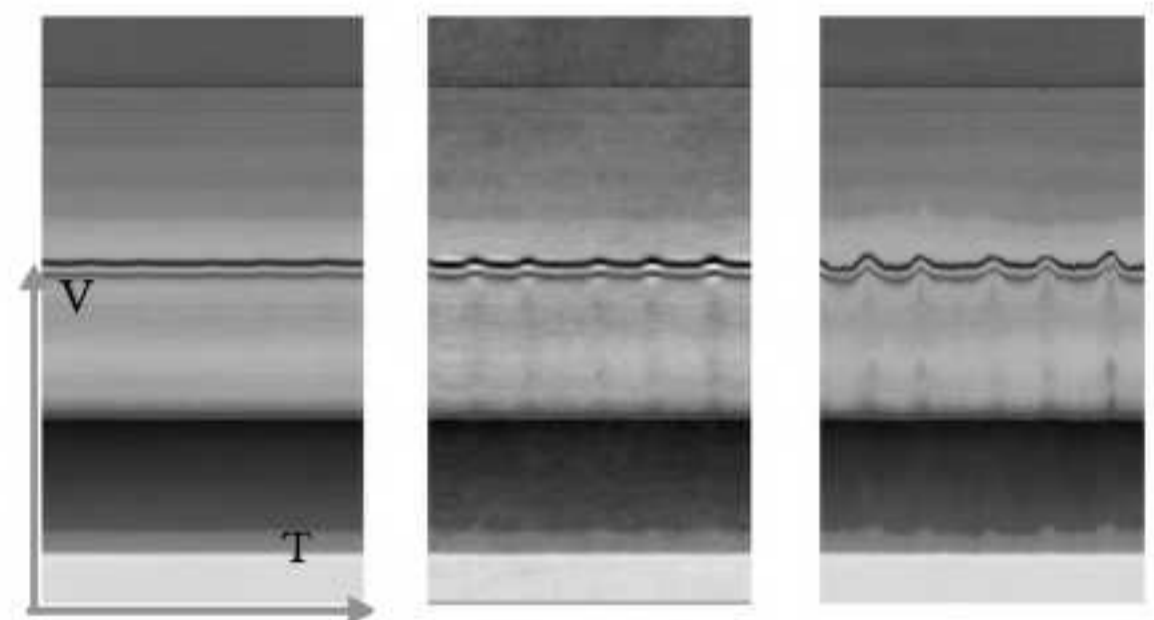


(a)EVM 算法输出画面(较强噪声)



(b)本文 STFIW 算法输出画面(无像素值噪声)

图 6 EVM^[6]与 STFIW 算法输出画面对比



(a)原始输入视频 (b)EVM^[6]处理结果 (c)STFIW 处理结果

图 7 输出视频沿中部 V 线位置的 V - T 时空切片

从图 6(a)可以看出,EVM 算法输出画面包含很强的噪声,与原输入视频画面有较大差异,影响了观察者的视觉体验。而本文提出的基于图像变形的 STFIW 算法不改变视频像素值,仅对其几何位置进行平移,视觉上与原输入视频画面高度一致,不受图像噪声影响(见图 6(b))。

从图 7(b)中可以看到,EVM 算法虽然放大了原输入视频中细微的运动信息,但同样放大了图像噪声,并在部分区域引入了光环(Halo)效应。而本文 STFIW 算法在放大原输入视频细微运动信息时并未引入像素值噪声,并可通过 β 的取值进一步放大运动幅度而不受噪声影响,具有明显的优势。

6.2 计算时间

本文提出的 STFIW 算法将 EVM 算法视为运动检测器,其计算过程比 EVM 算法多了图像保边界滤波和低分辨率网格变形计算步骤,计算速度稍逊于 EVM(见表 2)。考虑到 STFIW 算法对视频噪声的高效抑制能力和更加灵活的图像滤波器选择方案,其计算性能的下降程度是可接受的。

表 2 EVM 和 STFIW 算法的运行时间(s)

Method	分辨率	运行时间
EVM	960×554×300	107.1
STFIW	960×554×300	122.6
Speed-down	—	14.5%

6.3 对比分析

本文提出的 STFIW 算法与 Wadhwa 等人^[7]的基于方向金字塔的算法同样是针对 EVM 算法对噪声敏感的改进方案,图 8 给出了两者之间的对比分析结果。Wadhwa 等人^[7]

提出的方法继承了 EVM 的思想,但其空域分解是采用复数域的方向金字塔(Complex steerable pyramid)分解工具,对视频每一帧的相位(Phase)值进行操作。这种基于相位的方法支持比 EVM 有更大幅度的运动增强且更少受噪声影响(如图 8(b)所示);其缺点与傅里叶级数展开类似——其由于基函数在整个数域上都是非零的,计算结果有很强的“波纹”效应,造成输出视频画面模糊。

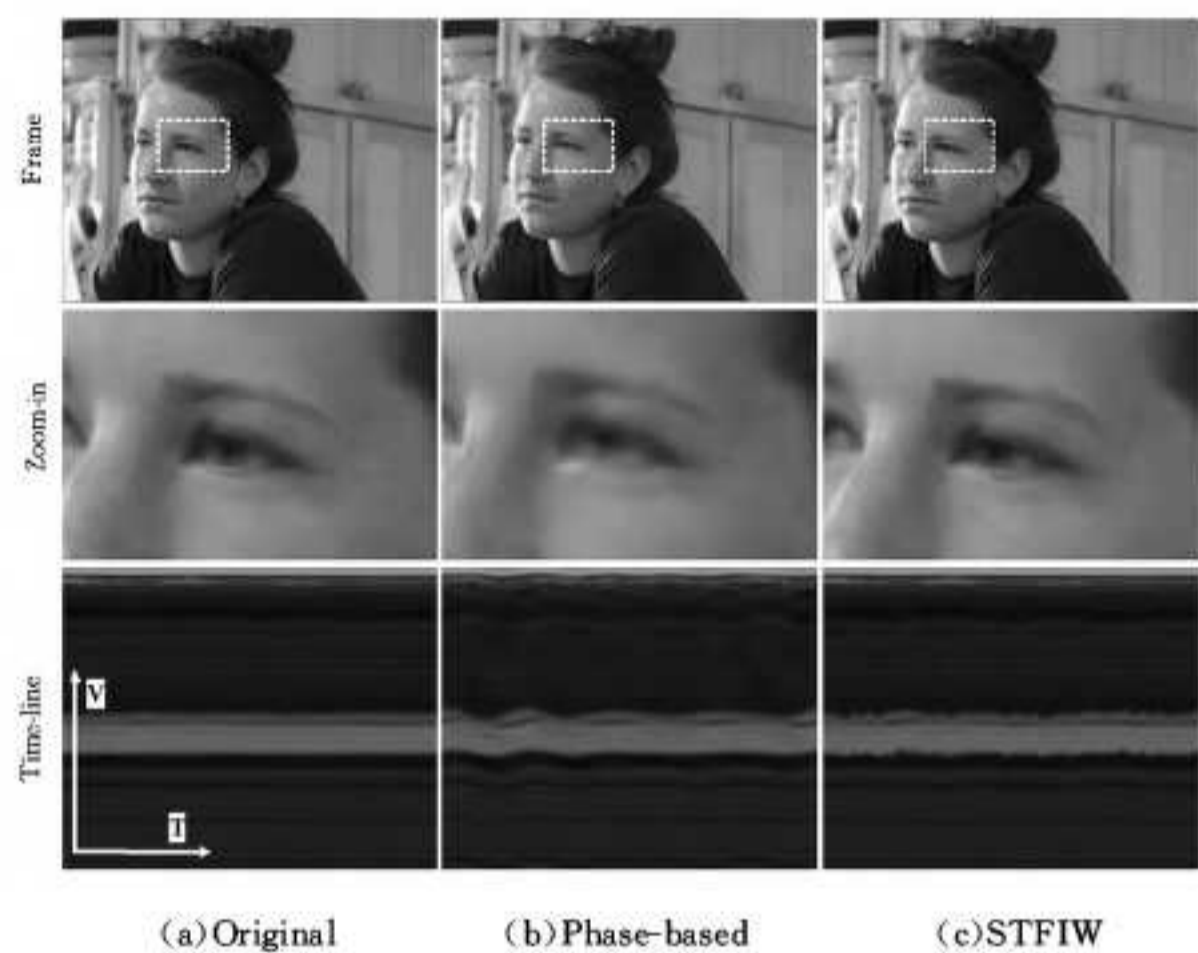


图 8 本文算法与 Wadhwa 等人[7]算法的计算结果对比

与 Wadhwa 等人[7]的算法相比,本文提出的 STFIW 算法在时间线上平滑度较低,但每一帧输出画面更加贴近原始输入视频。另一方面,Wadhwa 等人基于相位的方法涉及在复数域计算,其方向金字塔分解也造成更大的存储空间的需求,计算复杂度高于本文提出的 STFIW 算法。

更多实验结果如图 9 所示,本文 STFIW 算法输出画面质量在目标边界区域优于 Wadhwa 等人的基于相位的方法,在抑制噪声方面优于 EVM 算法。

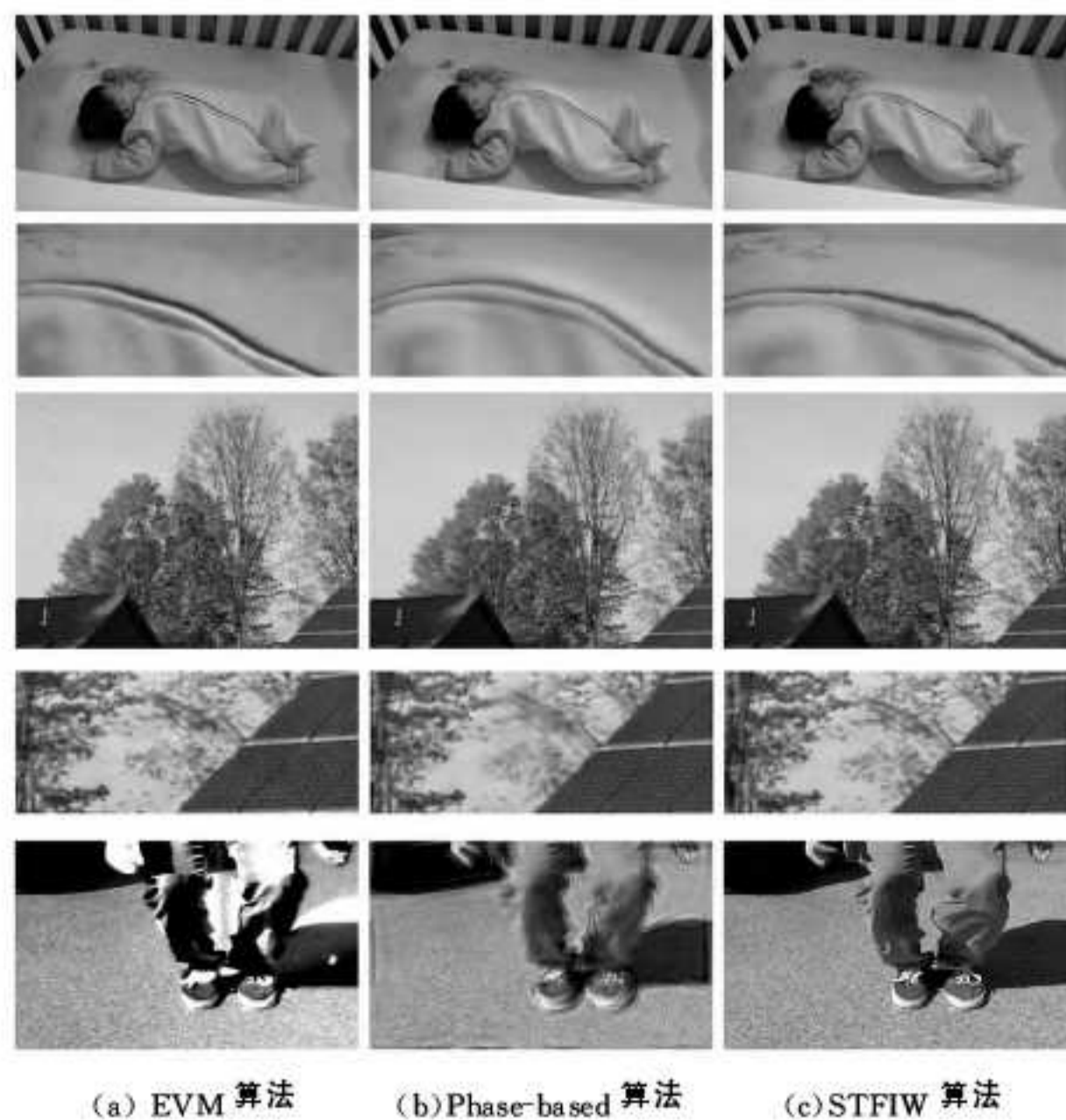


图 9 更多横向对比结果

结束语 本文将 EVM 算法视为运动检测器,利用其计算结果对原始输入视频进行逐帧的图像变形,揭示出原视频中人眼不易直接观察到的细微运动信息。该方法扩展了 EVM 算法的数据处理管线,有效避免了视频噪声对输出画面

的影响,使整个视频数据处理管线更具可扩展性,可以在保证输出画面不受影响的情况下引入更多先进的视频降噪或网格滤波算法。

进一步,本文算法在通过 EVM 算法得到输入视频运动信息后,可以通过对变形网格的操作,有选择地放大或缩小视频局部区域的运动幅度,灵活适应不同视频处理的需求。通过调节 $\beta(x)$ 在特定区域的取值,本文算法有望扩展到诸如视频运动抑制(de-animating^[8])、运动过程降噪(motion de-noising^[3])和视频稳定器(video stabilization^[9,10])等领域。

最后,与 Wadhwa 等人[7]的算法相比,本文算法在时间线上的平滑性有所不足,需要继续改进。另外,图 9 中最下一排实验结果显示,EVM 算法在视频中存在大幅运动目标的区域产生很强的白色重影和伪轮廓。本文算法使用 EVM 算法作为运动分析器,在视频中同样区域受到 EVM 算法缺陷的影响,视频画面会产生严重变形,需要进一步研究改进。

参考文献

- [1] Liu C, Torralba A, Freeman W T, et al. Motion Magnification [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(7): 519-526
- [2] Gautama T, Van Hulle M M. A Phase-Based Approach to the Estimation of the Optical Flow Field Using Spatial Filtering [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1127-1136
- [3] Rubinstein M, Liu C, Sand P, et al. Motion De-noising with Application to Time-lapse Photography [C] // IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA: IEEE Computer Society, 2011: 313-320
- [4] Freeman W T, Adelson E H, Heeger D J. Motion Without Movement [J]. Computer Graphics, 1991, 25(4): 27-30
- [5] Fuchs M, Tongbochen, Wang O, et al. Real-time temporal sharpening of high-speed video streams [J]. Computer and Graphics, 2010, 34(5): 575-584
- [6] Wu H, Rubinstein M, Shih E, et al. Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 65
- [7] Wadhwa N, Rubinstein M, Durand F, et al. Phase-Based Video Motion Processing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 80
- [8] Bai J, Agarwala A, Agrawala M, et al. Selectively De-Animating Video [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): 66
- [9] Liu F, Niu Y, Jin H. Joint Subspace Stabilization for Stereoscopic Video [C] // IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia: IEEE Computer Society, 2013: 73-80
- [10] Liu F, Gleicher M, Wang J, et al. Subspace Video Stabilization [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(1): 4
- [11] 李新仕, 王天江, 刘芳. 基于高斯混合模型的视频运动对象自动分割算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 205-207
- [12] 甘新标, 沈立, 王志英. 基于 CUDA 的并行全搜索运动估计算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(3): 457-460
- [13] 全红艳. 利用特征向量聚类的流体运动矢量计算[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(2): 222-228
- [14] 戴霞, 李辉, 等. 基于虚拟图像金字塔序列融合的快速图像增强算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(3): 602-609