递推式视频前景分割方法

陈亚当*, 郝川艳, 吴雯, 吴恩华

澳门大学, 澳门 999078

* 通信作者. E-mail: cyd4511632@gmail.com

收稿日期: 2014-07-31; 接受日期: 2014-08-29

国家自然科学基金 (批准号: 61272326) 和澳门大学研究基金资助项目

摘要 本文描述了一种基于前一帧已有分割结果对当前帧进行自动分割的递推式视频前景目标分割方法. 目前视频分割主要有以下三大难点尚未被很好地解决, 首先是前景与背景的颜色区分度过小, 造成不易将其分割. 其次, 视频中频繁出现的局部遮挡与暴露区域, 会破坏递推式视频分割的连续性, 使得分割推理错误, 造成结果不正确. 最后, 前/背景颜色模型所选用的采样方法, 更是影响结果的重要因素之一. 因此本文着重对此三类问题给出了相应的解决方案, 利用前景物体具有局部运动一致性的特征, 解决前/背景相似颜色问题. 对于遮挡与暴露问题, 通过自适应的局部窗口调整进行扩展采样, 以修复其递推连续性. 其次, 本文使用了一种基于近似颜色块的采样方法, 使得所建立的颜色模型更为明确干净, 以减少不相关信息所带来的影响. 最后, 利用视频的时空一致性特征, 合成出最终的分割结果. 实验表明, 本文所提出的递推式视频分割方法, 能有效地解决以上三个问题, 并且相比于其他方法, 特别地对于复杂的视频测试场景, 本文方法能获得更好的自动分割效果.

关键词 视频分割 递推式 局部运动 遮挡与暴露 时空一致性

1 引言

目前已有不少视频分割方法取得不错的成效. 它们用到的方法各不相同, 不过本文把它们按照“递推式”和“非递推式”划分为两类. “递推式”指的是根据已分割视频帧的结果去分割未分割的视频帧, 考虑到视频的连续性, 一般是通过上一帧分割结果去推断下一帧, 如此循环直到所有视频序列均被分割完毕. “非递推式”则不采用上述过程, 它们需要通过指定某些特殊的要求, 例如使用多部摄像机同时捕捉某个场景物体^[1], 或是通过立体视觉匹配的方法^[2], 或是通过找出贯穿整个视频序列中存在的某种共性^[3~5], 去实现分割. 相比于“递推式”方法, 这类方法一般能得到更好更精确的结果, 不过它们最大的缺点就是不够灵活, 往往需要某些特殊条件, 一般仅限于一些场景简单内容单调的视频^[6,7], 而对于那些前/背景较为复杂的视频来说, 则不能有效应对.

本文所描述的是一种基于“递推式”的视频分割方法, 这类方法不需要设定任何特殊条件或规定某些场景内容要求, 只需给出已有分割结果 (一般是视频的第一帧分割结果), 便能对剩下的视频帧序列实现自动分割, 因此实现起来更加灵活, 更被普通用户所接受. 但是由于其视频内容的随机性和复杂性, 往往这种递推过程并不能顺利实现, 所以如何保证自动分割递推的准确性成了“递推式”方法

引用格式: 陈亚当, 郝川艳, 吴雯, 等. 递推式视频前景分割方法. 中国科学: 信息科学, 2014, 44: 1361–1369, doi: 10.1360/N112014-00191

图 1 局部运动一致性

Figure 1 Motion estimation based on local coherence

的首要研究目标. 目前此类方法主要存在以下三大难点: 前/背景颜色相似问题、遮挡/暴露区域问题以及不适当的颜色采样问题.

对于前/背景颜色相似情况, 文献 [8~11] 采用一种基于轮廓分类器的方法, 把颜色不可分的像素按照其与轮廓的相对位置来划分开来. 该方法依赖于对物体轮廓运动预判的准确性, 需要估计出前景物体在当前帧的轮廓位置. 但是往往在前/背景颜色相似区域, 很难准确估计出其轮廓位置, 并且在快速运动和遮挡/暴露的干扰下, 轮廓预测的可信度也会大大降低. 遮挡/暴露区域一般是由物体结构变化, 物体快速运动, 物体交叠运动等现象造成, 在视频中经常出现. 先前的方法一般是利用全局样本采样的方法^[9]去解决, 但是全局采样就使得颜色模型变得冗余复杂, 不利于随后的颜色估计. 文献 [12] 提出了一种基于颜色分布位置的方法, 但是仅限于前景背景变化不大的情况. 之后在文献 [8] 中, 作者专门针对这时间不连续的问题提出了一种基于扩展局部分类器的方法去解决此类问题, 得到一定成效. 颜色模型是通过对已分割图像进行颜色采样而建立的, 之后用模型去估计未知区域, 求出未知区域分别在模型中属于前景与背景的概率, 对最终结果有着至关重要的影响. 目前大部分方法都是直接通过对局部窗口的像素颜色采样构建颜色模型^[13], 文献 [11] 提出了一种反向的采样方法, 但是上述方法会带来一些弊端, 在第 4 节中会给出详细解释.

2 基于局部运动一致性的轮廓估计

当前景和背景颜色相似时, 无法通过已建立的颜色模型去区分前景与背景色, 因为待测区域无论属于前景或背景, 在颜色模型中所得到的颜色概率都有可能偏大而使得最后结果被误导, 如图 1(a) 所示. 为了解决此类问题, 文献 [8~11] 使用了一种轮廓估计的方法, 通过提前预判出物体轮廓位置, 对颜色相似区域进行分割. 因此对物体轮廓预判的准确性, 决定了该方法是否能有效实行, 可惜的是它们基本都是简单地利用光流法, 估计出物体在下一帧中的轮廓位置. 众所周知, 光流法本身就是一种不可靠的算法, 特别是对于无纹理区域或是像素强度受光照影响而变化的区域, 光流法往往会产生较大误差. 这种情况对于自然现实中拍摄的视频来说, 尤为普遍, 如图 1(d) 所示.

光流计算结果只是根据像素强度随时间的变化而得出的, 并无其他多余信息. 但是在视频分割中

上一帧的分割结果是已知的, 并且在只考虑前景物体的前提下, 我们可以分析出前景物体所具有的运动特征: 局部运动一致性. 首先前景物体可以理解为由多个不同的运动区域构成, 然后每个局部区域大致保持各自的运动一致性, 例如人的手、身体、腿等. 为了简化计算复杂性, 本文并不打算试图找出这些不同的运动区域, 而是利用属于不同区域的特征匹配点的运动信息去引导相关局部区域的光流计算, 如图 1(b) 所示, 其中 “×” 表示检测出的特征点. 在两幅相邻的图像上, 特征点一旦匹配上, 每个特征点便具有一个运动位移矢量, 如图 1(c) 所示. 本文将这些匹配成功的特征点为 “关键点”, 它们的运动位移矢量为 “关键运动矢量”, 之后则利用这些关键矢量去引导稠密光流的计算.

上述过程可以用 TV-L1 算法求解能量方程 E_v 得到, 如公式 (1):

$$E_v = \int_{\Omega} |I_0(x) - I_1(x + v(x))| dx + \int_{\Omega} \lambda(x) |\nabla v| dx. \quad (1)$$

其中 Ω 是只属于前景的像素点集, I_0 是已分割图像, I_1 是待分割图像, x 表示像素二位坐标信息, $v(x)$ 是当前像素的运动位移估计值, $\lambda(x)$ 是与像素有关的平滑权值, 正是由于它的存在使得特征点矢量在计算过程中起着决定性的作用, 如下所示:

$$\lambda(x) = \begin{cases} \varepsilon_{\lambda} \cdot (1 - \exp(-\frac{|G(x) - G_{\text{SIFT}}|^2}{\sigma_{\lambda}^2})), & G(x) < G_{\text{SIFT}}, \\ 0, & G(x) \geq G_{\text{SIFT}}. \end{cases} \quad (2)$$

$G(x)$ 是当前像素在 SIFT 算法中得到的梯度特征, G_{SIFT} 是定义特征点的梯度特征阈值, σ_{λ} 和 ε_{λ} 分别控制着函数的形状和范围. 通过此项可以使得特征性强的点在计算过程中引导特征性弱的点, 如图 1(e) 所示. 相比于图 1(d)^[14], 其光流结果更加平稳, 不同部位的局部运动特征也被准确的表现出来. 此时可以通过图 1(e) 和上一帧已分割图像, 预判估计出当前图像前景所在的轮廓位置, 如图 1(f). 当然真实视频中往往会出现更为复杂的运动情况, 致使光流无法被正确计算. 例如图 1(b) 中女孩身后飘动的裙子. 这种运动造成前景物体的形状在短时间内发生了很大的变化使得光流或特征匹配无法应对. 为此本文用估计轮廓与已知轮廓相比较的办法, 为其计算相应的置信模型, 计算过程如图 3 左图, 匹配区域为以点为中心的圆形窗口与前景的相交区域. 为了使匹配具有旋转不变性和光感不变性, 这里采用梯度比较代替颜色, 把两边梯度值存入直方图进行比较. 直方图比较公式如下所示:

$$d(H_1, H_2) = \frac{\sum_i (H_1(i) - \overline{H_1})(H_2(i) - \overline{H_2})}{\sqrt{\sum_i (H_1(i) - \overline{H_1})^2 (H_2(i) - \overline{H_2})^2}}, \quad (3)$$

其中

$$\overline{H_k} = \frac{1}{N} \sum_i^N H_k(i). \quad (4)$$

因此, 基于预测轮廓的当前图像轮廓置信度可由公式 (5) 得出, 如图 2 右图所示, 越白的区域表示置信度越高, 越黑的区域表示置信度越低.

$$f_s(x) = 1 - \exp\left(-\frac{d_x^2}{\sigma_s^2}\right). \quad (5)$$

d_x 是像素到预测轮廓的最短距离, σ_s 与 $d(H_1, H_2)$ 成正比关系. 当该点直方图相差越大时, 此时预测轮廓周围的点越不可信, 反之亦然.

图 2 轮廓置信图
Figure 2 Shape trust map

图 3 自适应扩展采样
Figure 3 Self-adaptive extended sampling

3 遮挡/暴露区域的自适应扩展采样

造成遮挡/暴露区域的因素有很多, 例如视频中某些物体运动过大、物体内部发生拓扑结构的变化、或是新物体的突然出现等. 这些现象在真实视频中更为频繁出现, 破坏了视频递推的连续性, 使得基于颜色的推断发生错误. 并且根据上一节得知, 轮廓推断亦不能应对此类情况, 因此这也是目前大多数视频分割方法所回避的问题.

这类问题所产生的结果就是在局部颜色采样模型中无法对上一帧中相应位置采样到合适的颜色数据, 如图 3 所示. 为了弥补这个缺点, 本文的思想与文献 [8] 类似, 都是通过适当改变局部窗口大小使得其能够采样到合适的颜色样本. 不过本文所采用的自适应方法更为有效和直接, 无需多余的计算冗余, 其过程如图 3 右: 首先找出以当前局部窗口中心到物体前景轮廓的最短路径, 再以轮廓点为中心点投影出虚拟窗口, 如 $w_1 \rightarrow w_1'$, 最后以 w_1 和 w_1' 为边界窗口, 形成最终扩展采样窗口 W . 上述过程的核心思想是在保证局部窗口尽可能小的同时 (最短路径), 把窗口扩展到对立区域里去, 尽可能采样到合适的数据. 其中扩展窗口的大小 (长度) 不必严格按照此生成过程, 理论上窗口越小, 局部性越强, 对全局相似颜色区分性就越强. 但是某些条件下则更需要拉大窗口进行扩展采样, 因此可以根据不同用例进行调节.

4 基于块的颜色采样

与目前许多方法类似, 本文也采用基于局部窗口的采样方法建立颜色混合高斯概率模型. 相比于全局采样, 局部采样更具有图像的局部颜色特征性, 不会被全局中不必要的相似颜色所干扰. 不过这种方式也有一些弊端, 除了第 3 节中的遮挡/暴露问题, 本节还对其他两种缺点做出详细分析并给出解决方案.

这两种问题分别是小面积问题和过少采样问题, 如图 4 所示. 小面积问题是指颜色模型所推断出来的概率会严重受到采样颜色面积所影响 (像素数量), 例如如图 4 中当局部采样窗口同时覆盖在两个对立区域时, 它在 A 中所采样到的颜色 c_1 占 A 面积的比例很小, 而在 B 中采样到的颜色 c_2 则占较大面积. 因此, 假如 c_1 和 c_2 在颜色空间距离较为接近, 那么即使待测像素颜色为 c_1 , 它在 A 中颜色模型所得到的概率也一定小于 B 中所得到的. 过小采样问题是指所采样的样本数量过少, 不足以反映出被采样区域的本质特性. 特别当被采样数据属于高频信号 (图像噪声) 时, 其建立的颜色模型更加不具有代表性, 因此往往会误导后续的颜色概率推断结果. 上述两类问题在现实场景里所拍摄的视频素材

为了解决上述两种局部采样所带来的问题, 本文提出一种基于块的颜色采样方法去建立颜色模型。首先利用均值漂移法把图像在颜色空间分割成图像块如图 4 上右, 之后为了减少图像噪声对颜色模型的不必要影响, 那些面积过小的颜色块将被标记为噪声块。采样过程如下: 若当前待测像素 p 不属于噪声块, 则利用运动信息找到对应的局部采样窗口, 这里假设窗口覆盖了 4 块颜色块, 如图 4 下左所示, 那么所采样的像素 p_i 则需要满足以下条件,

其中

$\|R_n - R_p\|$ 是颜色空间上的距离测量函数, R_n 是被局部采样窗口覆盖到, 且不为噪声的颜色块. 公式 (6) 可以扩大采样面积, 解决过少采样问题. 而公式 (7) 则是对采样的像素颜色加以限制, 使得颜色模型对待测点来说, 更为干净, 更具有局部特征性, 解决了小面积问题. 另若待测像素 p 属于噪声块时, 直接把它颜色概率定为 0.5, 表示通过高频信号无法判定其归属, 需要通过其他途径进行引导.

通过图 4 中的颜色概率结果可以看出, 相比普通的采样方法, 本文的方法能有效解决上述两种问题, 得到更为准确的颜色概率图. 另外, 需要说明的是, 本文虽然以块的概念定义采样过程, 但是概率计算过程依然是以像素为单位的, 这主要是因为颜色分割并不能完全把背景和前景分割开来 (相似颜色), 因此以像素为单位的概率计算更为可靠.

上述 3 节分别讨论了针对第 1 节中的 3 种情况的相应解决方案, 本节将具体描述它们在分割过程中是如何被运用的: 本文所提出的递推分割算法主要包括 3 个部分, 首先利用当前帧和上一帧进行运动估计, 并得到预测轮廓 $L_s(x)$ 和相应的轮廓置信图 $f_s(x)$. 随后执行颜色局部采样并建立对应的

颜色模型, 并以 $f_s(x)$ 为权值整合轮廓模型和颜色模型. 在颜色推理过程中, 有两种情况需要注意: 当前景和背景有相似颜色时, 待测像素无论是在前景模型还是背景模型中求得的概率都会偏大, 此时只要对应的轮廓置信度足够大, 便可以利用 $L_s(x)$ 对其进行划分, 而忽略颜色模型对其的计算贡献; 当待测像素在前景模型和背景模型中的颜色概率都偏小时, 此处可能发生了遮挡/暴露, 需要采用扩展采样以获取更大范围内的颜色样本. 通过上述步骤, 便可以得到当前图像上所有像素属于前/背景的概率图 $p(x)$, 其中

$$p(x) = \frac{p_F(x)}{p_F(x) + p_B(x)}. \quad (8)$$

$p_F(x)$ 和 $p_B(x)$ 是待估计像素 x 分别在前景颜色模型和背景颜色模型中求得的概率. 最后, 考虑到视频在时间和空间上的连续性, 本文采用 3D GraphCut 方法把 $p(x)$ 转化成最终的分割掩码图 M_t , 其能量方程如下定义:

$$E(\mathbf{x}) = \sum_{i \in \mathbf{I}} E_d(x_i) + \lambda_g \sum_{(i,s) \in \mathbf{N}_i} E_s(x_i, x_s). \quad (9)$$

公式 (9) 中, $\mathbf{x} = \{x_i : \mathbf{I}\}$, $\mathbf{I}$ 是当前处理图像, E_d 是数据项被定义为

$$E_d = |x_i - p(x_i)| \quad x_i \in \{0, 1\}, \quad (10)$$

其中 E_s 是连续项, λ_g 是它的权值:

$$E_s = |x_i - x_s| \cdot \left(1 - \exp \left(-\frac{\|c_i - c_s\|^2}{\sigma_s^2} \right) \right), \quad (11)$$

其中 $\|c_i - c_s\|$ 是像素 i 和 s 的颜色距离, σ_s 是高斯函数的形状控制参数, s 是 i 的邻居像素. 本文为每个像素点定义了至多 17 个邻居点, 它们分别是当前点在当前图像上的周围 8 个邻点, 以及根据运动信息投影到上一帧中的 9 个邻点. 通过公式 (9), 可以把当前图像的分割结果关联到下一帧图像里去, 使得视频分割保持了在时间上的连续性. 利用 GraphCut 算法最小化能量方程, 便可得到最终分割结果 M_t .

6 实验结果比较与分析

本文采用 C++ 实现了该算法, 硬件参数为双核 3.40 GHz 的 CPU. 为了证明所提出的递推式视频分割算法的通用性, 我们选取了大量视频素材进行测试 (大约 50 组). 其中, 特别针对本文所列举的三大难题以及为了验证其相应解决方案的有效性, 本节将重点展示一些十分具有挑战意义的测试视频的分割结果, 并与当前热门视频编辑软件 Adobe After Effects 中的 Rotobrush 功能^[10] 做相应比较与分析, 结果表明本文的分割算法在准确性方面是十分优秀的.

图 5 展示了几组视频测试用例, 与其余大部分视频分割算法所采用的素材比较, 这几组视频包含了更为复杂的物体运动和环境颜色, 例如有许多相似颜色存在于前/背景之间: 人物衣服与背景建筑、鱼与背后沙子和珊瑚等; 又例如光照条件对物体颜色的影响: 车上阴影的变化以及人物被强光照射的变化; 再例如无规律且大幅度的物体运动: 女孩飘动的裙子、鱼尾的摆动和篮球运动员肢体的大幅变化等. 这些都是属于视频分割中比较难处理的情况. 这里需要说明的是, 正如第 1 节所述, 递推式视频分割的最大缺点是: 完全需要依赖视频上一帧分割结果的准确性, 因此一旦发生错误, 需要及时的人机交互去修改当前错误. 所以递推式视频分割最大目标是如何减少人为交互, 本文的算法不仅能够获得准确的分割结果, 而且能得到更为平滑的前景轮廓, 这归功于运动一致性估计和视频时间连续特性的约束.

图 5 测试结果

Figure 5 Segmentation results

7 总结

本文提出了一种递推式视频分割算法, 利用前景物体具有局部运动一致性的特征, 解决前/背景相似颜色问题. 通过自适应的局部窗口调整进行扩展采样, 修复其递推连续性, 以解决遮挡与暴露问题. 其次, 使用了一种基于近似颜色块的采样方法, 使得所建立的颜色模型更为明确干净, 以减少不相关信息所带来的影响. 最后, 利用视频的时空一致性特征, 采用 3D GraphCut 算法得到最终的分割结果.

任何一种视频分割算法都不能保证百分百的准确性, 本文的分割算法能处理大部分复杂情况, 但总会有一些极端的情况是程序无法解决的, 例如“背景中出现新的前景”和“前景中出现新的背景”这两种情况, 但是考虑到它们出现的几率是十分微小的, 因此未被考虑; 又例如当出现前/背景颜色相似的情况, 并且轮廓置信度又过低, 此时只能依靠不可信的颜色概率作为唯一的判定因素. 再例如图像中高频信号也会对最终分割结果有一定的干扰, 因此人机交互功能的辅助是十分必要的. 由于本文引入了许多额外的图像处理手段, 例如光流估计、扩展采样、颜色分割等, 因此在处理每一帧图像时势必会耗费更长的计算时间, 但从实验结果可以看出相比分割正确率来说, 这些消耗是十分值得的, 通过增加自动运行时间去减少人为手动修改时间是本文的研究目的. 在将来的工作中本文的算法将被完善和改进, 我们将把某些功能利用更为合理的并行运算流程, 实现在 GPU 上. 针对某些特殊情况, 找出更为合理的应对方案是改进本算法的重要途径.

参考文献

- 1 Joshi N, Matusik W, Avidan S. Natural video matting using camera arrays. In: Proceedings of SIGGRAPH, Boston, 2006. 779–786
- 2 Zhang G F, Jia J Y, Hua W, et al. Robust bilayer segmentation and motion/depth estimation with a handheld camera. IEEE Trans Pattern Anal, 2011, 33: 603–617
- 3 Zhang D, Javed O, Shah M. Video object segmentation through spatially accurate and temporally dense extraction of primary object regions. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, 2013. 628–635
- 4 Wang J, Bhat P, Colburn R A, et al. Interactive video cutout. In: Proceedings of SIGGRAPH, Los Angeles, 2005. 585–594
- 5 Li Y, Sun J, Shum H Y. Video object cut and paste. In: Proceedings of SIGGRAPH, Los Angeles, 2005. 595–600
- 6 Ren X B, Han T X, He Z H. Ensemble video object cut in highly dynamic scenes. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, 2013. 1947–1954
- 7 Dong Z L, Jiang L, Zhang G F, et al. Live video montage with a rotating camera. Comput Graph Forum, 2009, 28:

1745–1753

- 8 Zhong F, Qin X Y, Peng Q S, et al. Discontinuity-aware video object cutout. *ACM Trans Graph*, 2012, 31: 175
- 9 Zhong F, Qin X Y, Peng Q S. Transductive segmentation of live video with non-stationary background. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, 2010. 2189–2196
- 10 Bai X, Wang J, Simons D, et al. Video snapcut: robust video object cutout using localized classifiers. In: *Proceedings of SIGGRAPH*, New Orleans, 2009
- 11 Bai X, Wang J, Sapiro G. Dynamic color flow: a motion-adaptive color model for object segmentation in video. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Crete, 2010. 617–630
- 12 Cui J Y, Yang Q, Wen F, et al. Transductive object cutout. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, 2008. 1–8
- 13 Chuang Y Y, Brian C, David H, et al. A bayesian approach to digital matting. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Hawaii, 2001. 264–271
- 14 Farneback G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion. In: *Proceedings of the Scandinavian Conference on Image Analysis*, Halmstad, 2003. 363–370

Recursive video segmentation

CHEN YaDang*, HAO ChuanYan, WU Wen & WU EnHua

University of Macau, Macau 999078, China

*E-mail: cyd4511632@gmail.com

Abstract This paper presents a kind of recursive video object segmentation method. Previous video cutout methods present three major limitations especially for complex video scene: firstly they lack the ability to deal with the inseparable color problem between foreground and background scenes, and the occlusion/disocclusion problem caused by large movement, new exposed regions or topology change are also difficult to be solved. Lastly, the consideration on how to build the color model for the following probability estimation, which plays a critical role in the final result, has always been ignored in most of existing methods. In our method, all above limitations are taken full consideration. A kind of motion prediction method based on local coherence is adopted to separate the inseparable color. Then a self-adaptive extended sampling method is used to repair the video discontinuity caused by occlusion/disocclusion problem, and also we built the color model by sampling all the pixels from selected regions in order to make it clean and representative. Lastly, the final segmentation result is generated by using 3D Graph Cut algorithm according to the spatio-temporal coherence of the video. The experimental results are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed method at achieving high quality results, as well as the robustness of the proposed method against several challenging test inputs.

Keywords video segmentation, recursive, local coherence, occlusion and disocclusion, spatio-temporal coherence

CHEN YaDang was born in 1985. He received the Master degree in computer software from the Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, in 2011. Currently, he is a third Ph.D. student at Macau University. His research interests include 3D reconstruction, video enhancement, video editing, augment reality.

HAO ChuanYan was born in 1982. She received the Master degree in computer science from the University of Macau, Macau, in 2008. Currently, she is a third Ph.D. student at Macau University. Her research interests include texture synthesis and analysis, image processing, image-based animation.

WU Wen received her Ph.D. degree in computer science and engineering from The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong. She is currently an assistant professor in Department of Computer and Information Science at University of Macau and also an honorary research associate in the Department of Computer Science and Engineering at The Chinese University of Hong Kong. Her research interests include medical simulation, virtual reality and physically-based animation.

WU EnHua received his Ph.D. degree in computer science from the University of Manchester, England, in 1984. He is a professor of the State Key Laboratory of Computer Science at the Chinese Academy of Sciences' Institute of Software and the University of Macau. His research interests include VR, realistic-image synthesis, and data visualization. Professor Wu is also a Fellow of China Computer Federation.