

论文笔记

大体步骤

- 1、从一系列图中抽象图片结构， **estimate** watermark
- 2、 **detect** watermark region
- 3、 **separate** watermark into image + alpha matte
- 4、 **reconstruct** background image

背景知识

梯度：对每个分量求偏导再乘以其单位方向向量，最后相加

Chamfer distance

结论

水印位置、颜色、不透明度都不会影响，水印空间变形会影响

数学原理

I是原图，W是水印，J是有水印图， α 是不透明度，现在共有K张J，则

$$J_k = \alpha W + (1 - \alpha)I_k \quad k=1, 2, \dots, K \quad (1)$$

estimate

对每张图J求梯度，再求K张图梯度的中位数。K越大， W_m 越接近 αW , W_m 是理论值， \widehat{W}_m 是实际值

$$\nabla \widehat{W}_m = \text{median}_k(\nabla J_k) \quad (2)$$

由(2)可得，(并未搞懂数学运算)

$$\begin{aligned} E[\nabla J_k] &= E[\nabla W_m] + E[\nabla I_k] - E[\nabla(\alpha I_k)] \\ &= \nabla W_m + E[\nabla I_k] - \nabla \alpha E[I_k] - \alpha E[\nabla I_k] \\ &= \nabla W_m - \nabla \alpha E[I_k] \end{aligned} \quad (3)$$

matting and reconstruction

$$\arg \min \sum_k [E_{data}(W, \alpha, I_k) + \lambda_I E_{reg}(\nabla I_k)] + \lambda_\omega E_{reg}(\nabla W) + \lambda_\alpha E_{reg}(\nabla \alpha) + \beta E_f(\nabla(\alpha W)) \quad (4)$$

其中：($\epsilon = 0.001$)

(i) $E_{data}(I_k, W, \alpha) = \sum \sqrt{\epsilon^2 + |\alpha W + (1 - \alpha)I_k - J_k|^2}$ ，用来弥补(1)式带来的偏差

(ii) E_{reg} 是正则项(regularization term)，用来使水印和重构的图片局部光滑

$$E_{reg}(\nabla I) = \sum \sqrt{\epsilon^2 + |\alpha_x I_x^2 + \alpha_y I_y^2|}$$

$$E_{reg}(\nabla W) = \sum \sqrt{\epsilon^2 + |\alpha_x|W_x^2 + |\alpha_y|W_y^2}$$

$$E_{reg}(\nabla \alpha) = \sum \sqrt{\epsilon^2 + \alpha_x^2 + \alpha_y^2}$$

(iii) E_f 是扩展项(fidelity term), 仅有前面两项还不够, 扩展项弥补了 ∇W_m 和 $\nabla \widehat{W}_m$ 之间的差距

$$E_f(\nabla W_m) = \sum \sqrt{\epsilon^2 + \|\nabla W_m - \nabla \widehat{W}_m\|^2} \quad (\text{有无该扩展项: fig.4(d)上下2图对比明显})$$

optimization

(4)式中未知数过多, 故引入附加变量 W_k , 表示第k张图的水印, 每个 W_k 都很接近 W

arg min

$$\sum_k E_{data}(W_k, \alpha, I_k) + \lambda_I E_{reg}(\nabla I_k) + \lambda_\omega E_{reg}(\nabla W_k) + \lambda_\alpha E_{reg}(\nabla \alpha) + \beta E_f(\nabla(\alpha W_k)) + \gamma E_{aux}(W, W_k) \quad (5)$$

其中 $E_{aux}(W, W_k) = \sum |W - W_k|$

(i) 先假定 α 和 W 不变, 则变成:

$$\arg \min \sum E_{data}(I_k, W_k) + \lambda_I E_{reg}(\nabla I_k) + \lambda_\omega E_{reg}(\nabla W_k) + \beta E_f(\nabla(\alpha W_k)) + \gamma E_{aux}(W, W_k) \quad (6)$$

(ii) **解决W**: 要使(6)和式最小, 则要使每一项的 E_{aux} 最小, 则取 $W = \text{median}_k W_k$

(iii) **解决 α** : $\alpha = c\alpha_n$, 其中c是常数blending factor, α_n 是标准化的matte

generalized model