

一阶微分算子

均值产生钝化的效果，微分产生锐化的效果。

在图像处理中应用微分最常用的方法是计算梯度。

(1) 梯度法

1) 原理与公式

对于图像函数 $f(x, y)$ ，它在 (x, y) 处的梯度为 $G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$

用矢量的幅度代替它： $G[f(x, y)] = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$ 或 $G[f(x, y)] = \left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right|$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\Delta f}{\Delta x} = \frac{f(x+1, y) - f(x, y)}{1}$$

离散的数字矩阵，用差分来代替微分：

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\Delta f}{\Delta x} = \frac{f(x+1, y) - f(x, y)}{x+1 - x}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = \frac{\Delta f}{\Delta y} = \frac{f(x, y+1) - f(x, y)}{y+1 - y}$$

$$G[f(x, y)] = |f(x+1, y) - f(x, y)| + |f(x, y+1) - f(x, y)|$$

$$= \left\{ [f(x+1, y) - f(x, y)]^2 + [f(x, y+1) - f(x, y)]^2 \right\}^{1/2}$$

各点的灰度值等于
该点的梯度幅度

$$g(x, y) = G[f(x, y)]$$

突出边界

$$g(x, y) = \begin{cases} L_G & G[f(x, y)] \geq T \\ f(x, y) & \text{其他} \end{cases}$$

生成梯度图像：

固定边界灰度

$$g(x, y) = \begin{cases} G[f(x, y)] & G[f(x, y)] \geq T \\ f(x, y) & \text{其他} \end{cases}$$

二值化边界与背景

$$g(x, y) = \begin{cases} L_G & G[f(x, y)] \geq T \\ L_B & \text{其他} \end{cases}$$

2) 示例

3	3	3	3	3	3
3	5	5	5	5	3

0	0	0	0	0	0
2	2	2	2	4	0

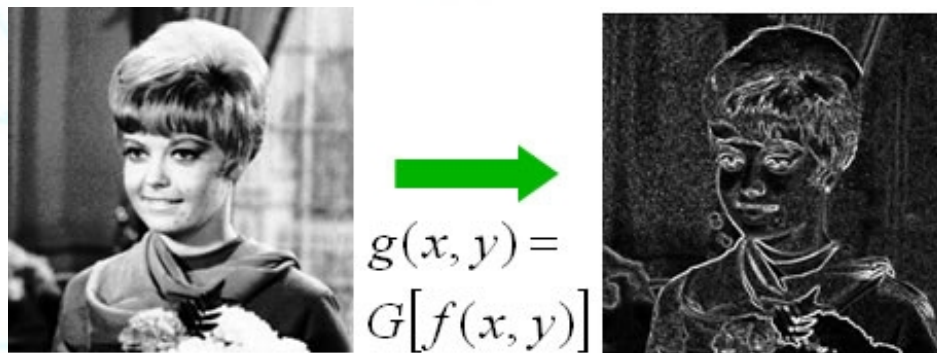
运算:

3	5	9	9	5	3
3	5	9	9	5	3
3	5	5	5	5	3
3	3	3	3	3	3

➔

2	4	4	4	2	0
2	4	0	4	2	0
2	0	4	4	2	0
0	2	2	2	2	0

示例:



(2) 单方向的一阶锐化算法

1) 原理与模板

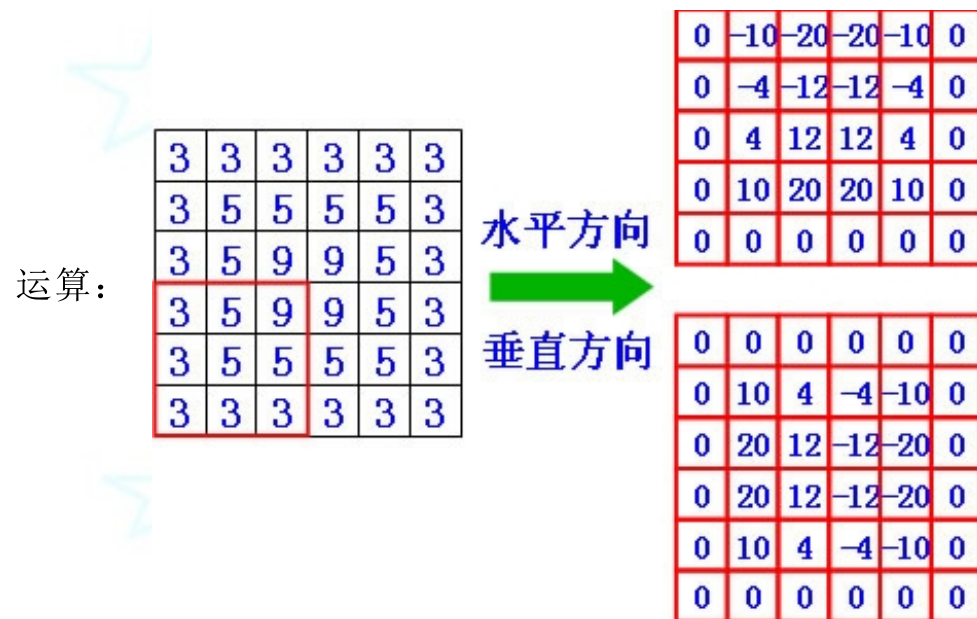
单方向的一阶梯度算法是指给出某个特定方向上的边缘信息。

因为图像为水平、垂直两个方向组成，所以，所谓的单方向梯度算法实际上是包括水平方向与垂直方向上的锐化。

水平方向的微分算子: $H = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$, 垂直方向的微分算子 $H = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

2) 示例

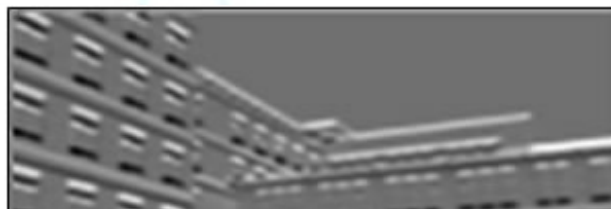
0	0	0	0	0	0
---	---	---	---	---	---

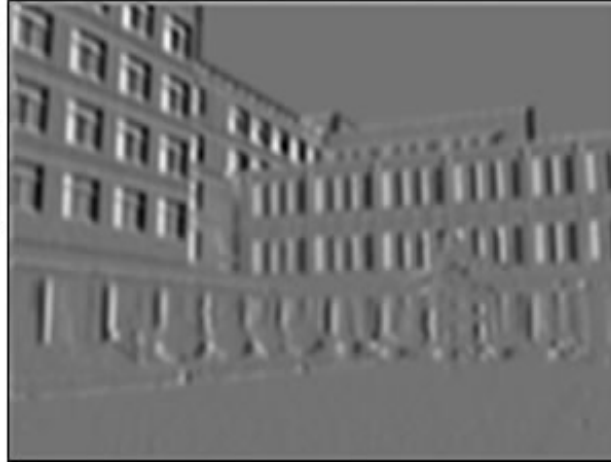
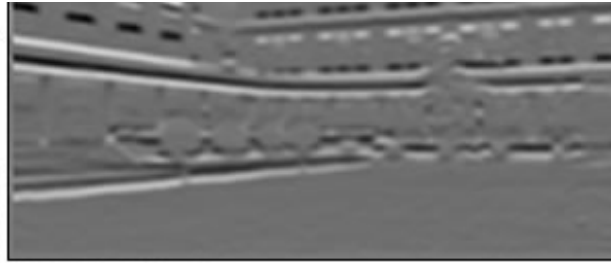


上述运算结果中存在负值，把负值变到有效范围，方法不同，效果不同：

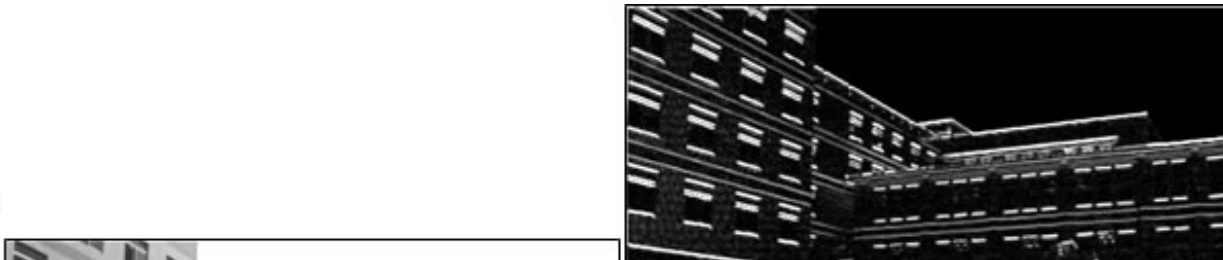
- 整体加一个正整数，以保证所有的像素值均大于零。可以获得类似浮雕的效果。
- 将所有的像素值取绝对值。可以获得对边缘的有方向提取。

浮雕效果示例：





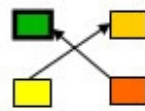
边缘提取效果示例：





(3) Robert算子

$$G[f(x, y)] = |f(x, y) - f(x+1, y+1)| \\ + |f(x+1, y) - f(x, y+1)|$$



(4) Sobel算子

1) 公式

$$\begin{aligned}S_y &= |f(x-1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1)| \\&\quad - |f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1)| \\S_x &= |f(x+1, y-1) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1)| \\&\quad - |f(x-1, y-1) + 2f(x-1, y) + f(x-1, y+1)| \\g &= |S_x| + |S_y|\end{aligned}$$

2) 两个优点

引入平均因素，对图像中随机噪声有一定的平滑作用。

相隔两行或两列求差分，故边缘两侧的元素得到了增强，边缘显得粗而亮。

3) Sobel算子示例





4) Sobel算子扩展

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad H_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_4 = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix} \quad H_5 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad H_6 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_7 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_8 = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad g = \max_i H_i f$$



两种算子检测边缘视觉效果区别不大，但扩展算子检测的边缘具有更精确的方向性，在需要边缘方向信息的情况下，扩展算子应用更广。

(5) Prewitt算子

Prewitt算子与Sobel算子的区别在于模板系数的不同，把模板中间的2变成1，同样具有扩展算子。

$$S_x = |f(x-1, y+1) + f(x, y+1) + f(x+1, y+1)|$$

$$\begin{aligned}
 & -|f(x-1, y-1) + f(x, y-1) + f(x+1, y-1)| \\
 S_x &= |f(x+1, y-1) + f(x+1, y) + f(x+1, y+1)| \\
 & -|f(x-1, y-1) + f(x-1, y) + f(x-1, y+1)| \\
 g &= |S_x| + |S_y|
 \end{aligned}$$



Priwitt算子扩展

$$\begin{aligned}
 H_1 &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} & H_2 &= \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} & H_3 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \\
 H_4 &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} & H_5 &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & H_6 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$



$$H_7 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_8 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad g = \max_i H_i f$$

