



# 数字图像处理

Digital Image Processing

信息工程学院

School of Information Engineering

## 8.2 边缘检测

王昱 主讲



## 8.2 边缘检测(Edge Detection)

- 分割图像的物体可以通过确定图像中物体的边界来完成。
- 当图像中各个像素的灰度级用来反映各像素符合边缘像素要求的程度时，这种图像被称为边缘图像或边缘图(edgemap)。
- 边缘图可用表示边缘点的位置而没有强弱程度的二值图像来表示。
- 一幅边缘图通常用边缘点勾画出各个物体的轮廓，但很少能形成图像分割所需要的闭合且连通的边界。因此需要进行边缘点连接才能完成物体的检测过程。
- 边缘点连接就是一个将邻近的边缘点连接起来从而产生一条闭合的连通边界的过程。这个过程填补了因为噪声和阴影的影响所产生的间隙。

## 8.2 边缘检测(Edge Detection)

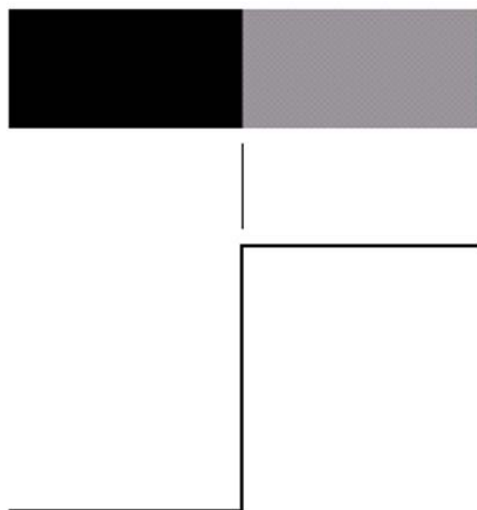
- 当人看一个有边缘的物体时,首先感觉到的是边缘。
- 在边缘处,灰度和结构等信息产生突变。
- 边缘是一个区域的结束,也是另一个区域的开始,利用该特征可以分割图像。

图像的边缘有方向和幅度两个属性,沿边缘方向像素变化平缓,垂直于边缘方向像素变化剧烈。

边缘上的这种变化可以用微分算子检测出来,通常用一阶或二阶导数来检测边缘。

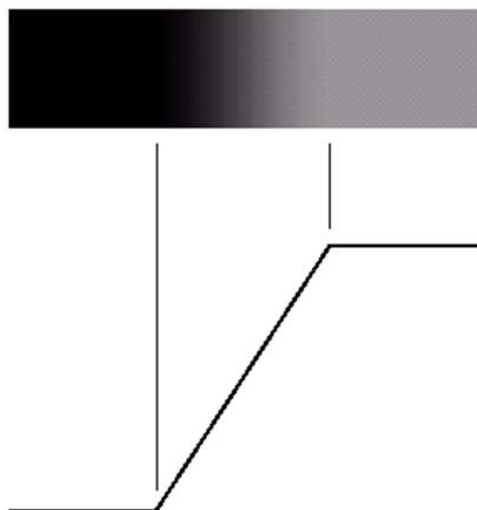
## 边缘检测

理想数字边缘模型



水平线通过图像的  
灰度剖面图

斜坡数字边缘模型



水平线通过图像的  
灰度剖面图

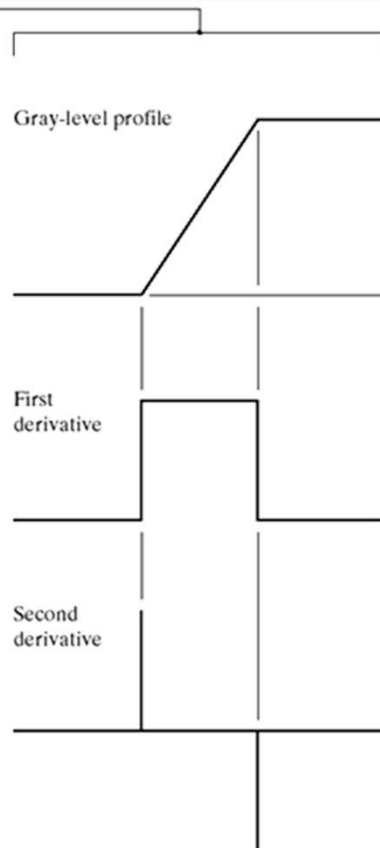
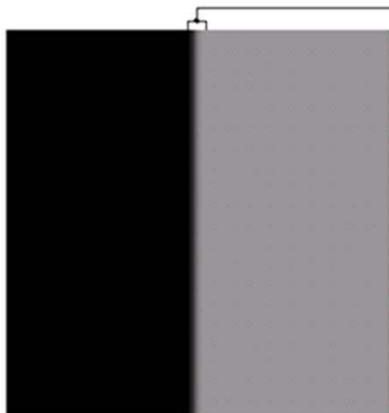
斜坡部分与边缘的模糊程度成正比.

# 边缘检测

a b

**FIGURE 8.1**

(a) Two regions separated by a vertical edge.  
(b) Detail near the edge, showing a gray-level profile, and the first and second derivatives of the profile.



一阶导数可以用于检测图像中的一个点是否在斜坡上。

二阶导数的符号可以用于判断一个边缘像素是在边缘亮的一边还是暗的一边。

图像边缘对应一阶导数的极大值点和二阶导数的过零点。

## 边缘检测

基于一阶导数的边缘检测算子包括Roberts算子、Sobel算子、Prewitt算子等。

拉普拉斯(Laplacian)边缘检测算子是基于二阶导数的边缘检测算子。



## 边缘检测

梯度算子是一阶导数算子

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

👉 幅值  $mag(f) = (G_x^2 + G_y^2)^{1/2}$

👉 方向角  $\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$



# 梯度算子

## Roberts算子

$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
$Z_4$	$Z_5$	$Z_6$
$Z_7$	$Z_8$	$Z_9$

<b>-1</b>	<b>0</b>
<b>0</b>	<b>1</b>

<b>0</b>	<b>-1</b>
<b>1</b>	<b>0</b>

$$G_x = Z_9 - Z_5$$
$$G_y = Z_8 - Z_6$$

# 梯度算子

## Prewitt算子

$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
$Z_4$	$Z_5$	$Z_6$
$Z_7$	$Z_8$	$Z_9$

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

$$G_x = (Z_7 + Z_8 + Z_9) - (Z_1 + Z_2 + Z_3)$$

$$G_y = (Z_3 + Z_6 + Z_9) - (Z_1 + Z_4 + Z_7)$$

# 梯度算子

## Sobel算子

$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$
$Z_4$	$Z_5$	$Z_6$
$Z_7$	$Z_8$	$Z_9$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

$$G_x = (Z_7 + 2Z_8 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3)$$

$$G_y = (Z_3 + 2Z_6 + Z_9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7)$$

# 梯度算子

用于检测对角边缘的Prewitt算子和Sobel算子

0	1	1
-1	0	1
-1	-1	0

-1	-1	0
-1	0	1
0	1	1

Prewitt

0	1	2
-1	0	1
-2	-1	0

-2	-1	0
-1	0	1
0	1	2

Sobel

# 拉普拉斯算子

## 二阶导数算子

微分  $\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}$

差分  $\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)$

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

图8.8 两种常用的拉普拉斯算子模板

## 拉普拉斯算子

拉普拉斯算子一般不以其原始形式用于边缘检测。

这是因为：

- (1)作为一个二阶导数,拉普拉斯算子对噪声具有无法接受的敏感性；
- (2)拉普拉斯算子的幅值产生双边缘,这是复杂的分割不希望有的结果；
- (3)拉普拉斯算子不能检测边缘的方向。

一种改进方式是先对图像进行平滑处理,然后再应用二阶导数的边缘检测算子。



## 高斯 - 拉普拉斯算子

- 选用高斯低通滤波器先进行平滑，再进行拉普拉斯微分。
- 由卷积的结合律可以将拉普拉斯算子和高斯脉冲响应组合成一个单一的高斯-拉普拉斯核：

$$-\nabla^2 \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left[1 - \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right] e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

- 这种由高斯平滑和拉普拉斯微分合并得到的算子称为高斯-拉普拉斯 (Laplacian of Gaussian, **LOG**) 算子，这种边缘检测方法也称为Marr边缘检测方法。

图8.10显示了一幅LoG函数的三维曲线、图像和LoG函数的横截面，由于图像的形状，LoG算子有时被称为墨西哥草帽函数。

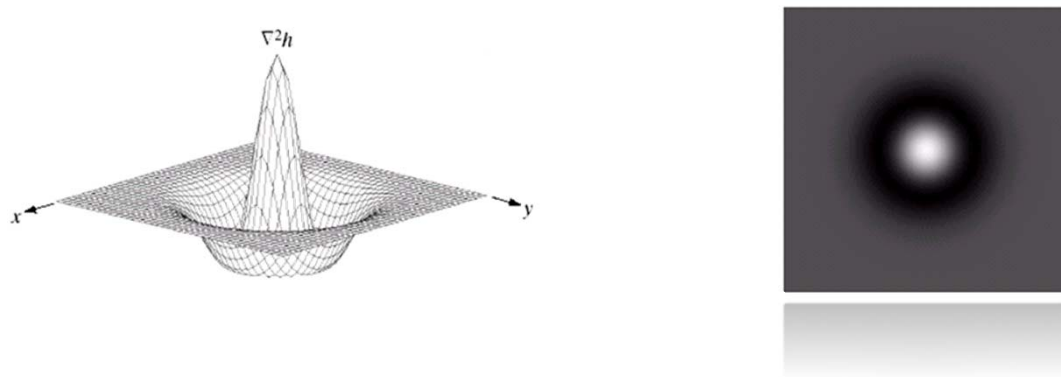
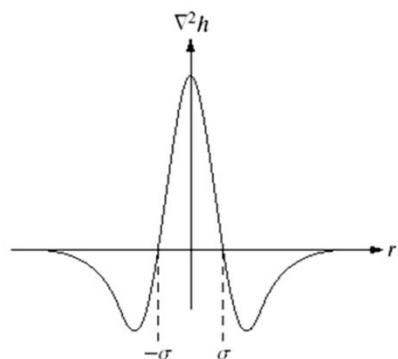


图8.10 高斯-拉普拉斯算子 (LoG)

## 8.2 边缘检测 ( Edge Detection )

图8.10还显示了一个对该算子近似的 $5 \times 5$ 模板。这种近似不是唯一的，其目的是得到该算子本质的形状，即一个正的中心项，周围被一个相邻的负值区域围绕，并被一个零值的外部区域所包围。模板的系数的总和为零，这使得在灰度级不变的区域中模板的响应为零。这个小的模板仅对基本上无噪声的图像有用。



(c) 零交叉的

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

(d) 图形 (a) 近似的 $5 \times 5$ 模板

图8.10 高斯-拉普拉斯算子 ( LoG ) ( 续 )

## 性能比较



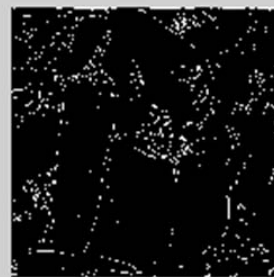
soble



prewitt



roberts



log

## 算子比较

- **Roberts算子**：Roberts算子利用局部差分算子寻找边缘，边缘定位精度较高，但容易丢失一部分边缘，不具备抑制噪声的能力。  
该算子对具有陡峭边缘且含噪声少的图像效果较好。
- **Sobel算子和Prewitt算子**：都是对图像先做加权平滑处理，然后再做微分运算，所不同的是平滑部分的权值有些差异，因此对噪声具有一定的抑制能力，但不能完全排除检测结果中出现的虚假边缘。虽然这两个算子边缘定位效果不错，但检测出的边缘容易出现多像素宽度。
- **Laplacian算子**：是不依赖于边缘方向的二阶微分算子，对图像中的阶跃型边缘点定位准确，该算子对噪声非常敏感，它使噪声成分得到加强，这两个特性使得该算子容易丢失一部分边缘的方向信息，造成一些不连续的检测边缘，同时抗噪声能力比较差。

## 算子比较

**LOG算子**：该算子首先用高斯函数对图像作平滑滤波处理，然后才使用Laplacian算子检测边缘，因此克服了Laplacian算子抗噪声能力比较差的缺点，但是在抑制噪声的同时也可能将原有的比较尖锐的边缘也平滑掉了，造成这些尖锐边缘无法被检测到。

**应用LOG算子**，高斯函数中方差参数 $\sigma$ 的选择很关键，对图像边缘检测效果有很大的影响。

**高斯滤波器**为低通滤波器， $\sigma$ 越大，通频带越窄，对较高频率的噪声的抑制作用越大，避免了虚假边缘的检出，同时信号的边缘也被平滑了，造成某些边缘点的丢失。

**反之**， $\sigma$  越小，通频带越宽，可以检测到的图像更高频率的细节，但对噪声的抑制能力相对下降，容易出现虚假边缘。因此，应用LOG算子，为取得更佳的效果，对于不同图像应选择不同参数。





谢谢

THANK YOU