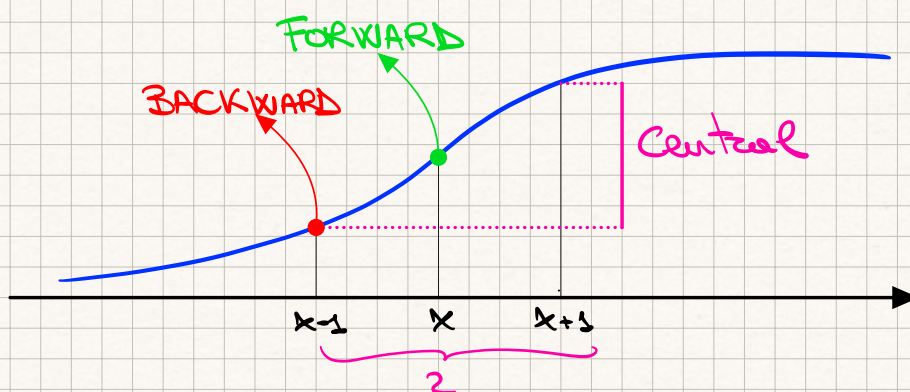


DERIVATE DISCRETE

In 1D la derivata discreta di una funzione $f[x]$ può essere definita in modi diversi:

- 1) **FORWARD DERIVATIVES**: $f'_x[x] = f[x+1] - f[x]$
- 2) **BACKWARD DERIVATIVES**: $f'_x[x] = f[x] - f[x-1]$
- 3) **CENTRAL DERIVATIVES**: $f'_x[x] = \frac{1}{2} (f[x+1] - f[x-1])$



Se esprimiamo $f'_x[x] = h[x] * f[x]$, usando il digital filter $h[x]$, possiamo dire che le derivate sopra descritte possono ridursi alla convoluzione coi seguenti filtri:

- 1) **FORWARD DERIVATIVES**: $h[x] = [1 \ -1 \ 0]$
- 2) **BACKWARD DERIVATIVES**: $h[x] = [0 \ 1 \ -1]$
- 3) **CENTRAL DERIVATIVES**: $h[x] = \frac{1}{2} [1 \ 0 \ -1]$

Questi kernel sono detti **differential kernels**.

GRADIENTS IN 2D

In 2D il gradiente $\nabla f[x, y]$ dell'immagine $f[x, y]$ è definito come segue:

$$\nabla f[x, y] = \begin{bmatrix} f_x[x, y] \\ f_y[x, y] \end{bmatrix}$$

Per definizione il gradiente ci dà la direzione da seguire per raggiungere un massimo della funzione, che nel nostro caso vuol dire raggiungere l'intensità massima dell'immagine.

GRADIENT MAGNITUDE

$$\|\nabla f[x, y]\| = \sqrt{f_x^2[x, y] + f_y^2[x, y]}$$

La magnitudine è comunemente approssimata con:

$$1) \|\nabla f[x, y]\| \approx |f_x[x, y]| + |f_y[x, y]|$$

$$2) \|\nabla f[x, y]\| \approx \max(|f_x[x, y]|, |f_y[x, y]|)$$

Possiamo permetterci di approssimare perché tanto siamo interessati a scoprire dove si trovano i grossi cambiamenti di intensità nell'immagine.

GRADIENT DIRECTION

$$\alpha(\nabla f[x, y]) = \arctan\left(\frac{f_y[x, y]}{f_x[x, y]}\right)$$

DISCRETE LAPLACIAN OPERATOR

L'operatore Laplaciano discreto è definito come

$$\nabla^2 f[x, y] = f_{xx}[x, y] + f_{yy}[x, y]$$

Dove la derivata seconda di un'immagine $f[x, y]$ si calcola come segue:

Usiamo la forward

$$\begin{aligned} f_{xx}[x, y] &= \frac{1}{\partial x} \partial \left(f[x+1, y] - f[x, y] \right) = \\ &= \underbrace{\frac{\partial f[x+1, y]}{\partial x}} - \underbrace{\frac{\partial f[x, y]}{\partial x}} \end{aligned}$$

Che sono semplici derivate, che possiamo calcolare ancora con la forward:

$$\begin{aligned} &= \underbrace{f[x+2, y] - f[x+1, y]} - \underbrace{f[x+1, y] - f[x, y]} = \\ &= f[x+2, y] - 2f[x+1, y] - f[x, y] \end{aligned}$$

Questa derivata che abbiamo trovato è centrata in $x+1$, bisogna riportarla in x :

$$f_{xx}[x, y] = f[x+1, y] - 2f[x, y] + f[x-1, y] = [1 \ -2 \ 1] * f[x, y]$$

$$f_{yy}[x, y] = f[x, y+1] - 2f[x, y] + f[x, y-1] = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} * f[x, y]$$

Combiniamo questi due filtri in uno $L[x, y]$:

$$\nabla^2 f[x, y] = L[x, y] * f[x, y]$$

Dove $L[x, y]$ è così fatto:

$$L[x, y] = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \left. \vphantom{\begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}} \right\} \begin{array}{l} \text{DIFFERENTIAL} \\ \text{LAPLACEAN} \\ \text{FILTER} \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$