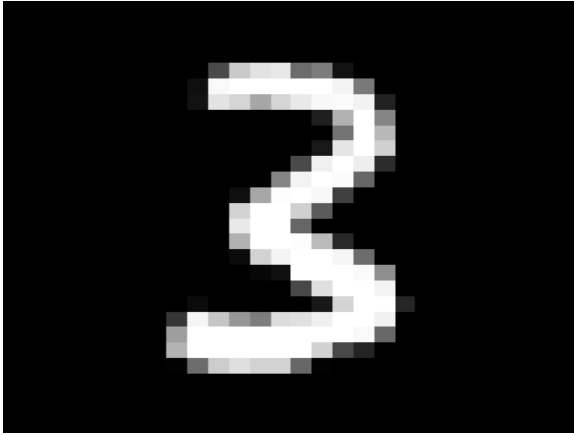


# Opérations bas niveau sur les images

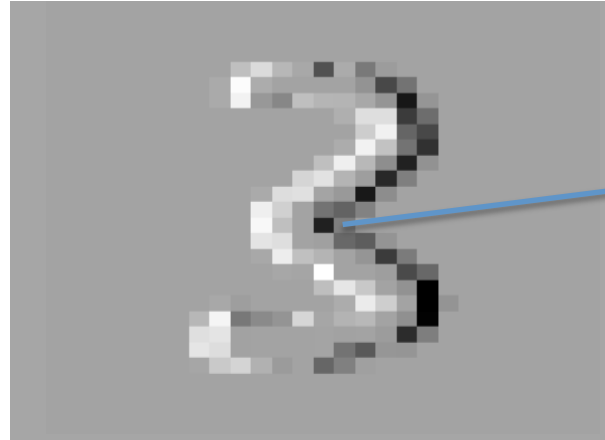
- La représentation sous forme de pixels a des désavantages
  - ◆ elle est lourde, c.-à-d. coûteuse en mémoire
    - » 1024x1024 pixels de 8 bits (en niveau de gris) = 1 MB / image
    - » 1024x1024 pixels de 24bits (canaux RGB) = 3 MB / image
  - ◆ elle contient plus d'information qu'on en a besoin
    - » pour détecter une voiture dans une image, la couleur n'est pas utile
    - » la scène (arrière plan) dans laquelle se trouve un objet à détecter peut être ignorée
- On aimerait appliquer des **opérations bas niveau simples (prétraitement)** sur les images, afin d'y **extraire l'information pertinente** pour la tâche à résoudre

# Gradient d'image

- Pour détecter si un pixel est sur la frontière d'un contour, on peut regarder la valeur relative des pixels autour de ce pixel
- Exemple: variation **horizontale**  $H[i, j] = X[i, j+1] - X[i, j]$



X

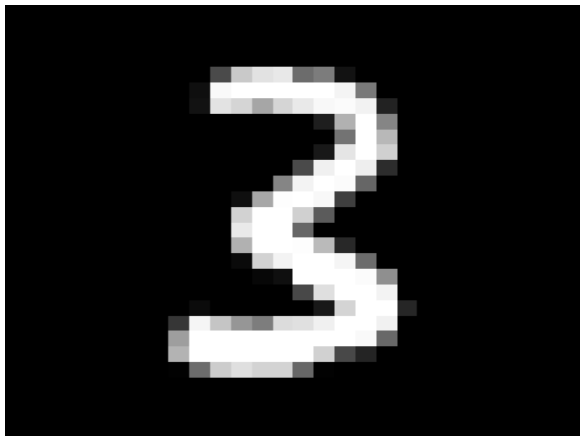


H

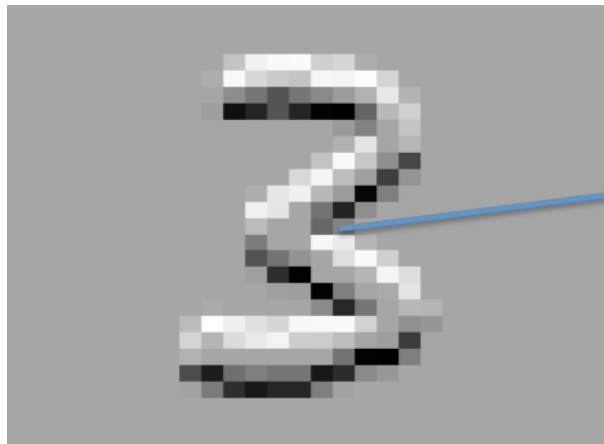
$$H[14, 14] = X[14, 15] - X[14, 14]$$

# Gradient d'image

- Pour détecter si un pixel est sur la frontière d'un contour, on peut regarder la valeur relative des pixels autour de ce pixel
- Exemple: variation **verticale**  $V[i, j] = X[i+1, j] - X[i, j]$



X



V

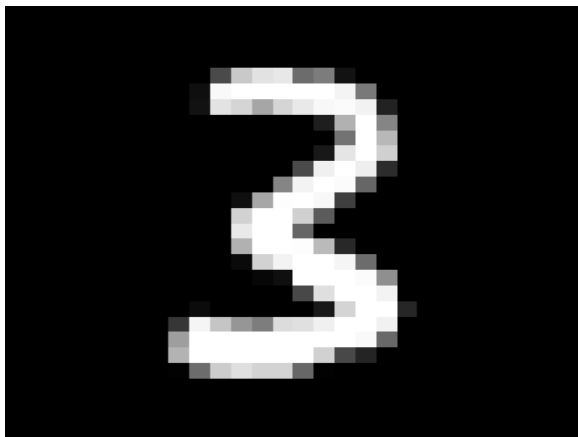
$V[14, 14] =$   
 $X[15, 14] -$   
 $X[14, 14]$

# Gradient d'image

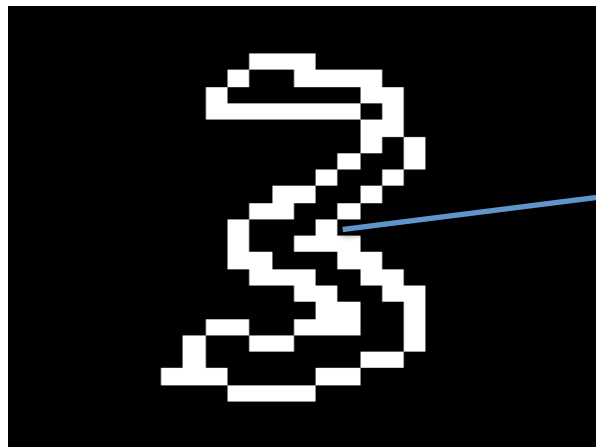
- Un pixel ferait partie d'un contour si la somme des variations (positive ou négative) horizontale et verticale est élevée

$$E[i,j] = \text{sqrt}(V[i,j]**2 + H[i,j]**2)$$

- On applique un seuil pour déterminer si contour ou pas



X



E > 128

E[14,14] > 128

# Gradient d'image

- On peut voir le calcul des variations comme des dérivées partielles
- La « fonction »  $f(a, b)$  serait la valeur de l'image à la position  $(a, b)$

$$\frac{\partial f(a, b)}{\partial b} = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{f(a, b + \Delta) - f(a, b)}{\Delta} \approx \underbrace{X[i, j+1] - X[i, j]}_{\Delta = 1} = H[i, j]$$

$$\frac{\partial f(a, b)}{\partial a} = \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{f(a + \Delta, b) - f(a, b)}{\Delta} \approx \overbrace{X[i+1, j] - X[i, j]}^{\Delta = 1} = V[i, j]$$

# Gradient d'image

- Si  $H[i, j]$  et  $V[i, j]$  sont les dérivées partielles de l'image, alors

$$G[i, j, :] = [ H[i, j], V[i, j] ]$$

est le **gradient de l'image**, à la position  $(i, j)$

- On peut visualiser ce gradient (vecteur) à chaque pixel

# Champ de vecteurs gradient

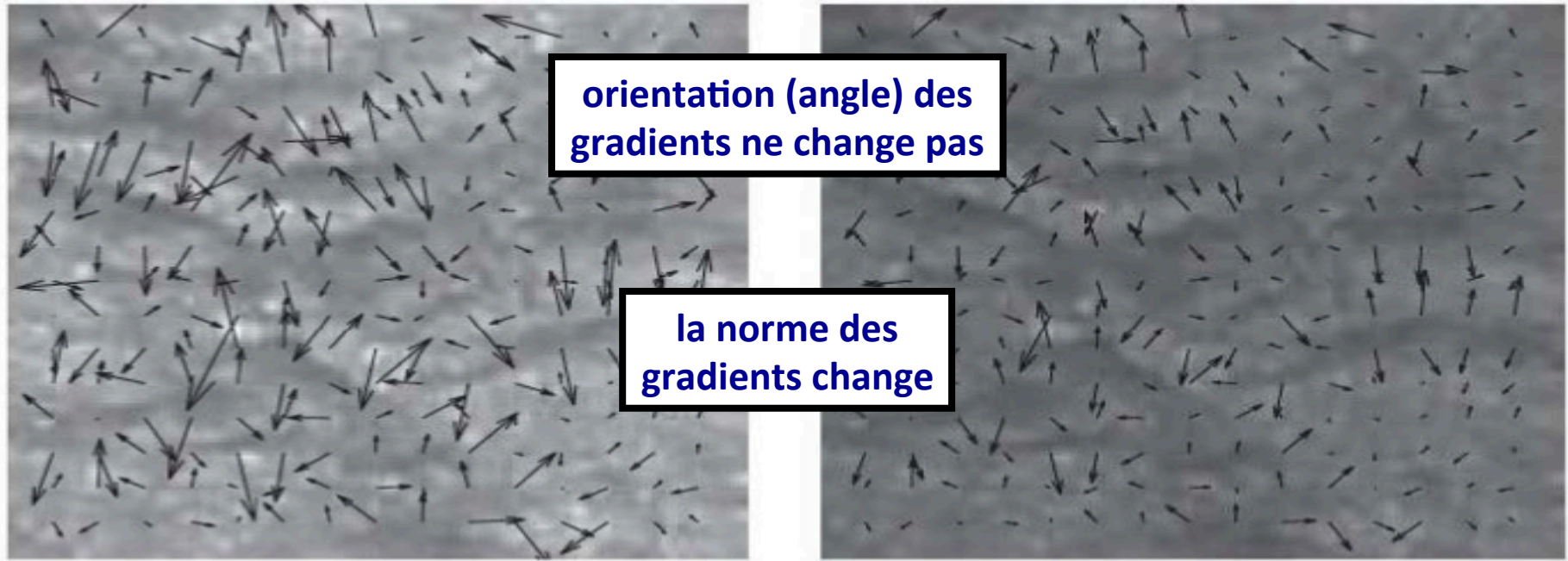
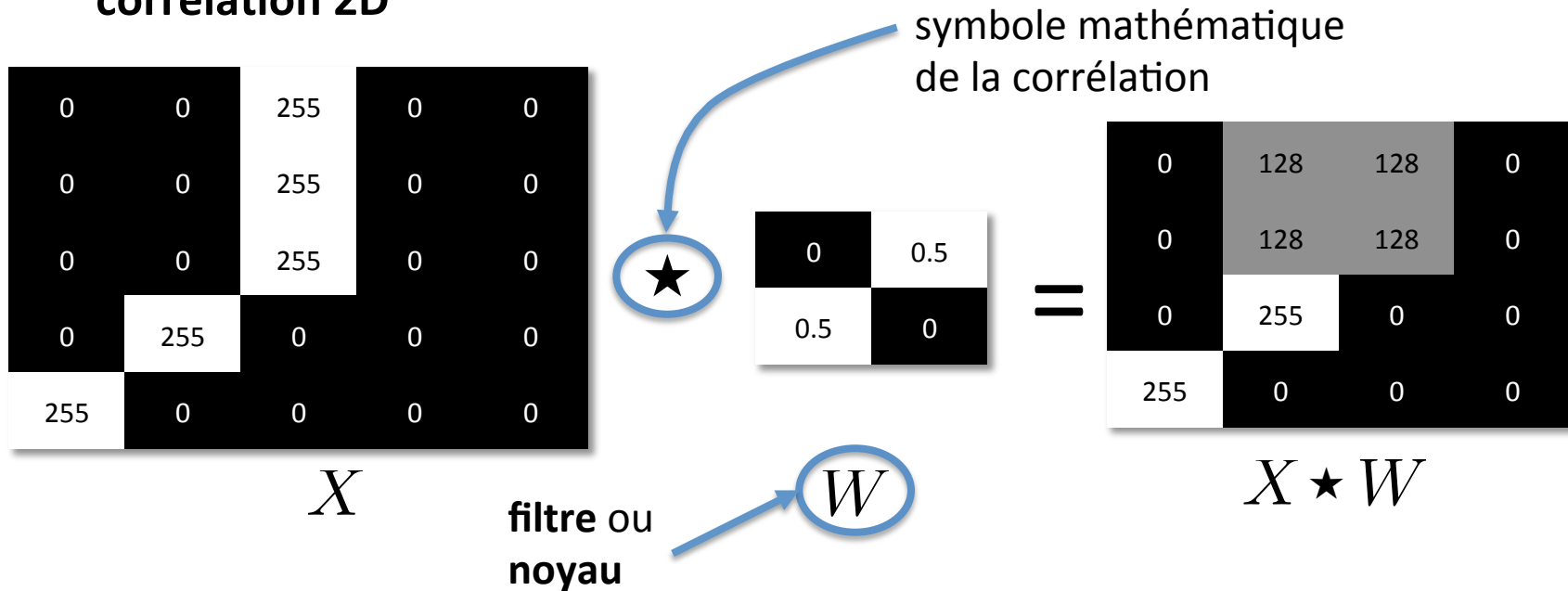


image X

image X avec moins d'illumination

# Corrélation 2D

- Le calcul des tableaux H et V peut être vu comme l'application d'une **corrélation 2D**





# Corrélation 2D

- Le calcul des tableaux  $H$  et  $V$  peut être vu comme l'application d'une **corrélation 2D**
- On calcule le résultat  $C$  d'une corrélation d'un **filtre** ou **noyau**  $W$  de taille  $h$  par  $w$  sur une image  $X$  comme suit

```
def correlation(X,W):  
    h,w = W.shape  
    C = zeros((X.shape[0]-h+1,X.shape[1]-w+1))  
    for i in range(X.shape[0]-h+1):  
        for j in range(X.shape[1]-w+1):  
            C[i,j] = sum(X[i:i+h,j:j+w] * W)  
    return C
```

# Corrélation 2D

- Calculer  $H$  est l'équivalent de faire une corrélation avec le filtre  
 $W = \text{array}([[[-1, 1]]])$

The diagram illustrates the 2D correlation operation. It shows the input matrix  $X$ , the kernel  $W$ , and the resulting output matrix  $X \star W$ .

**Input Matrix  $X$  (5x5):**

0	0	255	0	0
0	0	255	0	0
0	0	255	0	0
0	255	0	0	0
255	0	0	0	0

**Kernel  $W$  (1x2):**

-1	1
----	---

**Output Matrix  $X \star W$  (5x5):**

0	255	-255	0	0
0	255	-255	0	0
0	255	-255	0	0
255	-255	0	0	0
-255	0	0	0	0

# Corrélation 2D

- Calculer  $V$  est l'équivalent de faire une corrélation avec le filtre  $W = \text{array}([[[-1]], [1]])$

The diagram illustrates the 2D correlation operation. It shows the input matrix  $X$ , the kernel  $W$ , and the resulting output matrix  $X \star W$ .

**Input Matrix  $X$  (5x5):**

0	0	255	0	0
0	0	255	0	0
0	0	255	0	0
0	255	0	0	0
255	0	0	0	0

**Kernel  $W$  (2x1):**

-1
1

**Output Matrix  $X \star W$  (5x5):**

0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	255	-255	0	0
255	-255	0	0	0
0	0	0	0	0

# Corrélation 2D

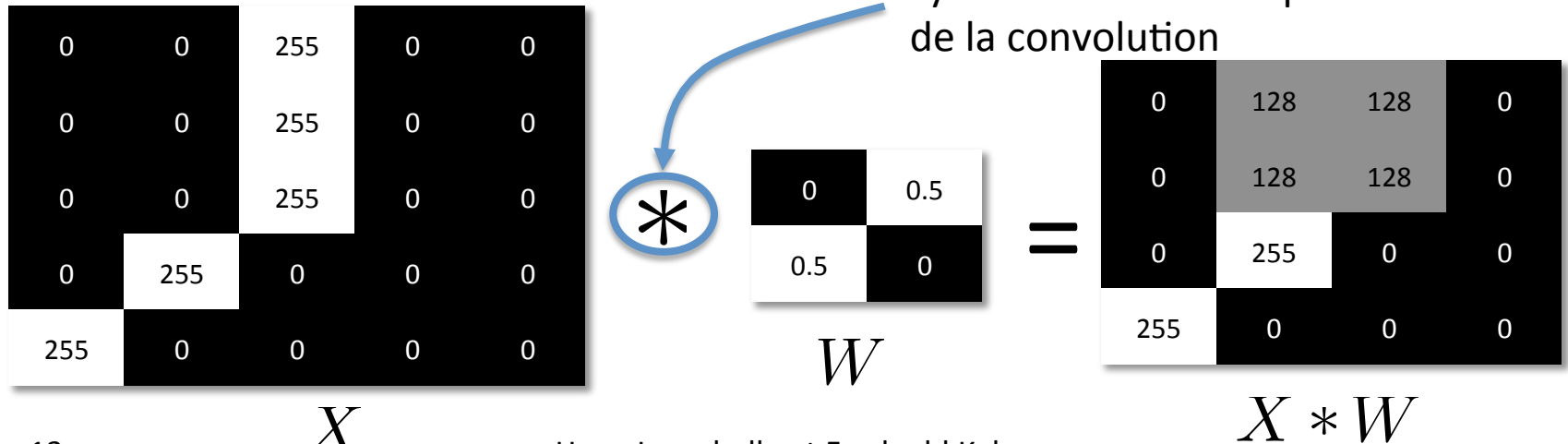
- Afin d'appliquer le filtre à toutes les positions dans l'image, on ajoute parfois les zéros nécessaires autour de l'image (*zero padding*)

The diagram illustrates 2D correlation with zero padding. It shows the following components:

- Input Image  $X$  (7x7):** A 7x7 grid of values. The top and bottom rows are all 0. The middle 5 rows contain a 3x3 white region of 255s, with the rest being 0. Specifically, the 2nd to 6th rows have 255s at columns 3, 4, and 5.
- Kernel  $W$  (2x2):** A 2x2 grid with values  $\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$ .
- Output  $X \star W$  (9x9):** The result of the correlation operation. It is a 9x9 grid where the original 7x7 image is centered, and the 2x2 kernel is applied at each position. The output values are:
  - Top-left 2x2: 0, 0, 255, 0
  - Top-middle 2x2: 0, 0, 0, 0
  - Top-right 2x2: 0, 0, 0, 0
  - Middle-left 2x2: 0, 255, -255, 0
  - Middle-middle 2x2: 255, -255, 0, 0
  - Middle-right 2x2: -255, 0, 0, 0

# Convolution 2D

- Une opération liée à la corrélation et fréquemment utilisée en vision par ordinateur est la **convolution 2D**
- Comme la corrélation, mais le point de référence des indexes du filtre débute à la dernière rangée et colonne



# Convolution 2D

- Une opération liée à la corrélation et fréquemment utilisée en vision par ordinateur est la **convolution 2D**
- Est équivalent à faire une corrélation avec un nouveau filtre dont on a inversé l'ordre des rangées et des colonnes

```
def convolution(X,W):  
    return correlation(X,W[::-1,:,-1])
```

- Le résultat peut parfois être le même
  - ◆ par exemple si le filtre est symétrique horizontalement et verticalement