ΜΥΕ046 - Υπολογιστική Όραση: Άνοιξη 2023

2η Σειρά Ασκήσεων: 25% του συνολικού βαθμού

Διδάσκων: Άγγελος Γιώτης

• ΠΑΡΑΔΟΣΗ: **Σάββατο, 13 Μαΐου, 2023 23:59**

Γενικές Οδηγίες

Απαντήστε στα παρακάτω ζητήματα χρησιμοποιώντας Python στο συνημμένο σημειωματάριο Jupyter και ακολουθήστε τις παρακάτω οδηγίες:

- Οι ασκήσεις είναι ατομικές δεν επιτρέπεται η μεταξύ σας συνεργασία για την υλοποίηση/παράδοσή τους.
- Δεν επιτρέπεται να χρησιμοποιήσετε κώδικα που τυχόν θα βρείτε στο web (είτε αυτούσιο, είτε παραγόμενο από AI). Η χρήση κώδικα τρίτων θα έχει σαν αποτέλεσμα τον αυτόματο μηδενισμό σας.
- Όλες οι λύσεις πρέπει να είναι γραμμένες σε αυτό το σημειωματάριο Jupyter notebook .
- Ο κώδικάς σας πρέπει να σχολιαστεί εκτενώς.
- Αφού ολοκληρώσετε (υλοποιήσετε και εκτελέσετε) τις απαντήσεις σας στο σημειωματάριο (notebook), εξαγάγετε το notebook ως PDF και υποβάλετε, τόσο το σημειωματάριο όσο και το PDF (δηλαδή τα αρχεία .ipynb και .pdf) στο turnin του μαθήματος, μαζί με ένα συνοδευτικό αρχείο onoma.txt που θα περιέχει το ον/μο σας και τον Α.Μ. σας.
- Οι απαντήσεις θα παραδοθούν με την εντολή: turnin assignment_2@mye046 onoma.txt assignment2.ipynb assignment2.pdf
- Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε βασικά πακέτα γραμμικής άλγεβρας (π.χ. NumPy , SciPy κ.λπ.), αλλά δεν επιτρέπεται να χρησιμοποιείτε τα πακέτα/βιβλιοθήκες που επιλύουν άμεσα τα προβλήματα. Μη διστάσετε να ρωτήσετε τον διδάσκοντα εάν δεν είστε σίγουροι για τα πακέτα που θα χρησιμοποιήσετε.
- Συνιστάται ιδιαίτερα να αρχίσετε να εργάζεστε στις ασκήσεις σας το συντομότερο δυνατό!

Late Policy: Εργασίες που υποβάλλονται καθυστερημένα θα λαμβάνουν μείωση βαθμού 10% για κάθε 24 ώρες καθυστέρησης. Οι εργασίες δεν θα γίνονται δεκτές 72 ώρες (3 ημέρες) μετά την προθεσμία παράδοσης. Για παράδειγμα, παράδοση της εργασίας 2 ημέρες μετά την προθεσμία βαθμολογείται με άριστα το 20 (από 25).

Άσκηση 1: Φιλτράρισμα Εικόνας (image filtering) [10 μονάδες]

Ζήτημα 1.1 Υλοποίηση συνέλιξης[6 μονάδες]

Σε αυτό το πρόβλημα, θα υλοποιήσετε τη λειτουργία φιλτραρίσματος συνέλιξης χρησιμοποιώντας συναρτήσεις της βιβλιοθήκης NumPy, αλλά χωρίς να χρησιμοποιήσετε συναρτήσεις που λύνουν απευθείας το πρόβλημα, όπως η συνάρτηση συνέλιξης "numpy.convolve".

Όπως έχουμε δει και στο μάθημα, η συνέλιξη μπορεί να θεωρηθεί ως ένα κυλιόμενο παράθυρο που υπολογίζει ένα άθροισμα των τιμών των pixel που σταθμίζονται από τον αναποδογυρισμένο πυρήνα (a sum of pixel values weighted by the flipped kenrel).

Η έκδοσή σας θα πρέπει: i) να συμπληρώσει μια εικόνα με μηδενικά στα άκρα της εικόνας - zero-padding (επάνω-κάτω, δεξιά-αριστερά), ii) να αναστρέψει (flip) τον πυρήνα της συνέλιξης οριζόντια και κάθετα, και iii) να υπολογίσει ένα σταθμισμένο άθροισμα της γειτονιάς σε κάθε pixel.

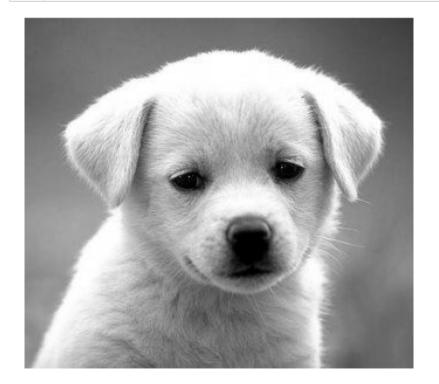
Ζήτημα 1.1.1 [1 μονάδα]

Πρώτα θα χρειαστεί να υλοποιήσετε τη συνάρτηση **zero_pad**.

In [185]:

- 1 import numpy as np
- 2 from time import time
- 3 **from** skimage **import** io
- 4 %matplotlib inline
- 5 **import** matplotlib.pyplot **as** plt

```
In [186]:
              def zero_pad(image, pad_top, pad_down, pad_left, pad_right):
                  """ Zero-pad an image.
           2
           3
           4
                  Ex: a 1x1 image [[1]] with pad_top = 1, pad_down = 1, pad_left = 2, pad_right = 2 becomes:
           5
           6
                      [[0, 0, 0, 0, 0],
           7
                       [0, 0, 1, 0, 0],
           8
                       [0, 0, 0, 0, 0]
                                                of shape (3, 5)
           9
          10
                  Args:
          11
                      image: numpy array of shape (H, W)
          12
                      pad left: width of the zero padding to the left of the first column
          13
                      pad right: width of the zero padding to the right of the last column
          14
                      pad top: height of the zero padding above the first row
          15
                      pad_down: height of the zero padding below the last row
          16
          17
                  Returns:
          18
                      out: numpy array of shape (H + pad_top + pad_down, W + pad_left + pad_right)
          19
          20
                  h, w = image.shape #get height and width
          21
          22
                  #create out array with zeros and dimensions of (height plus padding, width plus padding)
          23
                  out = np.zeros((h + pad_top + pad_down, w + pad_left + pad_right))
          24
          25
                  #put the input image to the centre of the output array by assigning the values of the input image
          26
                  #to the padding values
          27
                  out[pad_top:h+pad_top, pad_left:w+pad_left] = image
          28
          29
                  return out
          30
          31
          32 # Open image as grayscale
          33 img = io.imread('images/dog.jpg', as gray=True)
          34
          35 | # Show image
          36 plt.imshow(img,cmap='gray')
          37 plt.axis('off')
          38 plt.show()
          39
          40 pad width = 20 # width of the padding on the left and right
          41 pad_height = 40 # height of the padding on the top and bottom
          42
          43 | padded_img = zero_pad(img, pad_height, pad_height, pad_width, pad_width)
          44
          45 # Plot your padded dog
          46 plt.subplot(1,2,1)
          47 plt.imshow(padded_img,cmap='gray')
          48 plt.title('Padded dog')
          49 plt.axis('off')
          50
          51 # Plot what you should get
          52 | solution_img = io.imread('images/padded_dog.jpg', as_gray=True)
          53 plt.subplot(1,2,2)
          54 plt.imshow(solution_img,cmap='gray')
          55 plt.title('What you should get')
          56 plt.axis('off')
          57
          58 plt.show()
```



Padded dog





Ζήτημα 1.1.2 [3 μονάδες]

Τώρα υλοποιήστε τη συνάρτηση conv, χρησιμοποιώντας το πολύ 2 βρόχους επανάληψης. Αυτή η συνάρτηση θα πρέπει να δέχεται μια εικόνα f και έναν πυρήνα/φίλτρο h ως εισόδους και να εξάγει το αποτέλεσμα της συνέλιξης (προκύπτουσα εικόνα) (f*h) που έχει το ίδιο σχήμα (διαστάσεις) με την εικόνα εισόδου (χρησιμοποιήστε συμπλήρωση μηδενικών - zero padding, για να το πετύχετε). Θα θεωρήσουμε πως χρησιμοποιούμε μόνο πυρήνες με περιττό πλάτος και περιττό ύψος. Ανάλογα με τον υπολογιστή, η υλοποίησή σας θα χρειαστεί περίπου ένα δευτερόλεπτο ή λιγότερο για να εκτελεστεί.

Υπόδειξη: Για να έχει το αποτέλεσμα της συνέλιξης g(x,y)=h(x,y)*f(x,y) το **ίδιο σχήμα** με την εικόνα εισόδου f, θα πρέπει οι διαστάσεις της συμπληρωμένης (με μηδενικά) εικόνας "padded $_f$ " να είναι P=A+C-1 και Q=B+D-1, όπου A, B:height, width της εικόνας f, ενώ C, D:height, width, του πυρήνα h.

```
In [187]:
           1
              def conv(image, kernel):
                  """ An efficient implementation of a convolution filter.
           2
           3
           4
                  This function uses element-wise multiplication and np.sum()
           5
                  to efficiently compute a weighted sum of the neighborhood at each
           6
                  pixel.
           7
           8
                  Hints:
           9

    Use the zero_pad function you implemented above

          10

    You should need at most two nested for-loops

          11
                      - You may find np.flip() and np.sum() useful
          12
                      - You need to handle both odd and even kernel size
          13
          14
                  Args:
          15
                      image: numpy array of shape (Hi, Wi)
                      kernel: numpy array of shape (Hk, Wk)
          16
          17
          18
                  Returns:
          19
                      out: numpy array of shape (Hi, Wi)
          20
          21
                  Hi, Wi = image.shape #height width of image
          22
                  Hk, Wk = kernel.shape #height width of kernel
          23
                  out = np.zeros((Hi, Wi)) #out array with dimensions of hi,wi and values zeroes
          24
                  **** ========
          25
          26
                  YOUR CODE HERE
          27
          28
                  #calculate padding to the (left, right, top, bottom) sides of the image using the kernel width
          29
                  #to align the image to the (left, right, top, bottom) with the kernel centre
          30
                  pad_left = (Wk - 1) // 2
          31
                  pad right = (Wk - 1) // 2
                  pad top = (Hk - 1) // 2
          32
          33
                  pad_bottom = (Hk - 1) // 2
          34
          35
                  #use the zero pad to pad zeros to the image sides
          36
                  padded_image = zero_pad(image, pad_top, pad_bottom, pad_left, pad_right)
          37
          38
                  #flip kernel horizontally and vertically to match the summation operation of convolution
          39
                  kernel = np.flip(kernel, axis=0)
          40
                  kernel = np.flip(kernel, axis=1)
          41
          42
                  #loop over the pixels of the image from top to top+hi and left to left+wi
                  #then take the neighborhs of the current pixel from the padded image
          43
          44
                  #then calculate the convolution
          45
                  #by multiplicating the neighborhood with the flipped kernel and sum everything
          46
                  for i in range(pad_top, pad_top+Hi):
                      for j in range(pad_left, pad_left+Wi):
          47
          48
                           neighborhood = padded_image[i-pad_top:i+pad_bottom+1, j-pad_left:j+pad_right+1]
          49
                           out[i-pad_top, j-pad_left] = np.sum(neighborhood * kernel)
          50
          51
          52
                  return out
          53
          54 # Simple convolution kernel.
          55 kernel = np.array(
          56 [
          57
                  [1,0,-1],
          58
                  [2,0,-2],
          59
                  [1,0,-1]
          60 ])
          61
          62 \mid t1 = time()
          63 out = conv(img, kernel)
          64 | t2 = time()
          65 print("took %f seconds." % (t2 - t1))
          67 # Plot original image
           68 | plt.subplot(2,2,1)
           69 plt.imshow(img,cmap='gray')
           70 plt.title('Original')
          71 plt.axis('off')
          72
          73 # Plot your convolved image
          74 plt.subplot(2,2,3)
          75 plt.imshow(out,cmap='gray')
          76
          77 plt.title('Convolution')
          78 plt.axis('off')
          80 | # Plot what you should get
          81 | solution img = io.imread('images/convolved dog.jpg', as gray=True)
          82 plt.subplot(2,2,4)
          83 plt.imshow(solution_img,cmap='gray')
          84 plt.title('What you should get')
          85 plt.axis('off')
          86
```

took 0.867487 seconds.

Original



Convolution



What you should get



Ζήτημα 1.1.3 [1 μονάδα]

Τώρα ας φιλτράρουμε μερικές εικόνες! Σε αυτό το ζήτημα, θα εφαρμόσετε τη συνάρτηση συνέλιξης που μόλις υλοποιήσατε για να δημιουργήσετε μερικά ενδιαφέροντα εφέ εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, θα χρησιμοποιήσετε συνέλιξη για να "θολώσετε" (blur) και να "οξύνετε" (sharpen) την εικόνα.

Αρχικά, θα εφαρμόσετε συνέλιξη για θόλωση εικόνας. Για να το πετύχετε αυτό, πραγματοποιήστε συνέλιξη της εικόνας του σκύλου με ένα Γκαουσιανό φίλτρο 13x13 για $\sigma=2,0$. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε τη συνάρτηση που σας δίνετε για να πάρετε τον Γκαουσιανό πυρήνα της συνέλιξης.

```
def gaussian2d(sig):
In [188]:
           1
           2
           3
                  Creates 2D Gaussian kernel with a sigma of `sig`.
           4
           5
                  filter size = int(sig * 6)
           6
                  if filter size % 2 == 0:
           7
                      filter_size += 1
           8
           9
                  ax = np.arange(-filter_size // 2 + 1., filter_size // 2 + 1.)
          10
                  xx, yy = np.meshgrid(ax, ax)
          11
                  kernel = np.exp(-0.5 * (np.square(xx) + np.square(yy)) / np.square(sig))
          12
                  return kernel / np.sum(kernel)
          13
          14 def blur image(img):
          15
                  """Blur the image by convolving with a Gaussian filter."""
          16
                  blurred_img = np.zeros_like(img) #initialize blurred_img with same size with img and values of zer
          17
                  YOUR CODE HERE
          18
          19
                  20
          21
                  sigma = 2.0 #set standard deviation to two
          22
                  kernel = gaussian2d(sigma) #create a gaussian2d kernel with standard deviation two
          23
                  blurred_img = conv(img, kernel) #use convolution to blur the image by applying the kernel to it
          24
          25
          26
                  return blurred_img
          27
          28 # Plot original image
          29 plt.subplot(2,2,1)
          30 plt.imshow(img,cmap='gray')
          31 plt.title('Original')
          32 plt.axis('off')
          33
          34 # Plot blurred image
          35 plt.subplot(2,2,2)
          36 | plt.imshow(blur_image(img),cmap='gray')
          37 plt.title('Blurred')
          38 plt.axis('off')
          39
          40 plt.show()
```

Original



Blurred



Ζήτημα 1.1.4 [1 μονάδα]

Στη συνέχεια, θα χρησιμοποιήσουμε τη συνέλιξη για την όξυνση (αύξηση ευκρίνειας) των εικόνων. Πραγματοποιήστε συνέλιξη της εικόνας με το ακόλουθο φίλτρο για να δημιουργήσετε ένα πιο ευκρινές αποτέλεσμα. Για ευκολία, σας δίνετε και το φίλτρο όξυνσης:

```
sharpening_kernel = np.array([
In [189]:
           1
                            6, 4, 1],
           2
                  [1, 4,
           3
                  [4, 16,
                           24, 16, 4],
                  [6, 24, -476, 24, 6],
           4
           5
                  [4, 16,
                          24, 16, 4],
           6
                 [1, 4,
                          6, 4, 1],
           7 ]) * -1.0 / 256.0
```

```
In [190]:
           1
              def sharpen image(img):
                  """Sharpen the image by convolving with a sharpening filter."""
           2
           3
                  sharpened_img = np.zeros_like(img) #initialize sharpened_img with same size with img and values of
           4
           5
                  YOUR CODE HERE
           6
           7
                  #use convolution to blur the image by applying the kernel to it
           8
                  sharpened img = conv(img, sharpening kernel)
           9
          10
                  return sharpened img
          11
          12 | # Plot original image
          13
              plt.subplot(2,2,1)
          14 plt.imshow(img, vmin=0.0, vmax=1.0,cmap='gray')
          15 plt.title('Original')
          16 | plt.axis('off')
          17
          18 # Plot sharpened image
          19 plt.subplot(2,2,2)
          20 plt.imshow(sharpen image(img), vmin=0.0, vmax=1.0,cmap='gray')
           21 plt.title('Sharpened')
          22 plt.axis('off')
          23
          24 plt.show()
```

Original



Sharpened



Ζήτημα 1.2 Αντιστοίχιση/Ταίριασμα Προτύπου (Template Matching) [4 μονάδες]

Υποθέτουμε το παρακάτω πρόβλημα. Έστω ένας υπάλληλος κάποιου καταστήματος super market είναι υπεύθυνος για τον περιοδικό έλεχγο των ραφιών, με σκοπό την αναπλήρωσή τους με προϊόντα που έχουν εξαντληθεί/πωληθεί (restocking sold-out items). Σε αυτή την περίπτωση, η ανάπτυξη μιας εφαρμογής υπολογιστικής όρασης, η οποία θα "βλέπει" και θα καταγράφει σε πραγματικό χρόνο τα προϊόντα στα ράφια θα μπορούσε να αυτοματοποιήσει τη δουλειά του υπαλλήλου.

Ευτυχώς, κάτι τέτοιο μπορεί να επιλυθεί ακόμη και με πρωταρχικές τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας εικόνας που βασίζονται στη συνέλιξη, η οποία μπορεί να αξιοποιηθεί για την αντιστοίχιση μιας εικόνας με κάποιο πρότυπο (template matching):

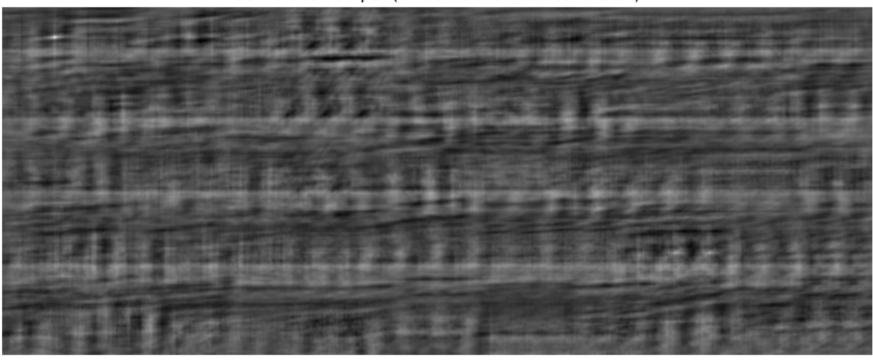
- Ένα αναποδογυρισμένο (flipped) πρότυπο *t* πολλαπλασιάζεται με τις περιοχές μιας μεγαλύτερης εικόνας *f* για να υπολογιστεί πόσο παρόμοια είναι κάθε περιοχή με το πρότυπο (πόσο μοιάζει κάθε περιοχή με την εικόνα προτύπου). Σημειώστε, ότι θα πρέπει να αναστρέψετε το φίλτρο πριν το δώσετε στη συνάρτηση συνέλιξης, έτσι ώστε συνολικά να μην είναι αναποδογυρισμένο όταν κάνετε συγκρίσεις.
- Επίσης, Θα χρειαστεί να αφαιρέσετε τη μέση τιμή της εικόνας ή του προτύπου (όποια και αν επιλέξετε, αφαιρέστε την ίδια τιμή, τόσο από την εικόνα όσο και από το πρότυπο) έτσι ώστε η λύση σας να μην είναι ευαίσθητη προς τις περιοχές υψηλότερης έντασης (λευκές).
- Δοκιμάστε να εκτελέσετε αρχικά τη συνέλιξη του ανεστραμμένου πυρήνα (προτύπου) με την εικόνα, χωρίς να αφαιρέσετε τη μέση τιμή και δείτε την ευαισθησία του αποτελέσματος σε περιοχές υψηλότερης έντασης. Εξηγείστε (σε σχόλια) γιατί η αφαίρεση της μέσης τιμής (και από τις 2 εικόνες) αντιμετωπίζει το πρόβλημα, κάνοντας τη λύση σας ανθεκτική σε περιοχές υψηλής έντασης.
- Παρέχεται το πρότυπο ενός προϊόντος (template.jpg) και η εικόνα του ραφιού (shelf.jpg). Θα χρησιμοποιήσετε συνέλιξη για να βρείτε το προϊόν στο ράφι.

```
In [191]:
           1 # Load template and image in grayscale
           2 img = io.imread('images/shelf.jpg')
           3 img gray = io.imread('images/shelf.jpg', as_gray=True)
           4 | temp = io.imread('images/template.jpg')
           5 | temp_gray = io.imread('images/template.jpg', as_gray=True)
           7 # Perform a convolution between the image (grayscale) and the template (grayscale) and store
           8 # the result in the out variable
          10 YOUR CODE HERE
          11 |======= """
          12
          13 | #flip the template horizontally and vertically
          14 | t = np.flip(np.flip(temp gray, axis=1), axis=0)
          15
          16 #subtract the mean from the template and image so the image isnt valnurable to white intensity arrias
          17 | img gray -= np.mean(img gray)
          18 | temp_gray -= np.mean(temp_gray)
          19 #i observe that the mean is not nessesary in the img although it is in the template image
          20 #otherwise the convolution enhances the values and they become sensitive to white regions
          21 #so by substracting the mean from the template we essentially get the values of temp around zero
          22 #in order to not get very high values after convolution
          23 #this is also happens for the image but it is not absolutely nessesary because
          24 | #we want to identify regions in the image that closely resemble the template,
          25 #regardless of the intensity levels of the image.
          26
          27
          28 #reflip the template horizontally and vertically
          29 re temp gray = np.flip(np.flip(temp gray, axis=1), axis=0)
          30
          31
          32 #use convolution to the image with the reflipped template
          33 | out = conv(img_gray, re_temp_gray)
          34
          35
          36 # Find the (x, y) coordinates of the maximum value in the out variable
          37 | " " =======
          38 YOUR CODE HERE
          39 ======= """
          40 variable = np.argmax(out) #find the variable of the maximum value in out
          41 #get tuple (y, x) coordinates
          42 #where y will be the result div (row) and the x will be the result of mod (column)
          43 y, x = divmod(variable, out.shape[1])
          44
          45
          46 # Display product template
          47 plt.figure(figsize=(20,16))
          48 plt.subplot(3, 1, 1)
          49 plt.imshow(temp_gray, cmap="gray")
          50 plt.title('Template')
          51 plt.axis('off')
          52
          53 # Display convolution output
          54 plt.subplot(3, 1, 2)
          55 plt.imshow(out, cmap="gray")
          56 plt.title('Convolution output (white means more correlated)')
          57 plt.axis('off')
          58
          59 # Display image
          60 plt.subplot(3, 1, 3)
          61 | plt.imshow(img, cmap="gray")
          62 plt.title('Result (blue marker on the detected location)')
          63 plt.axis('off')
          65 # Draw marker at detected location
          66 | plt.plot(x, y, 'bx', ms=35, mew=5)
          67 plt.show()
```

Template



Convolution output (white means more correlated)



Result (blue marker on the detected location)



Άσκηση 2: Ανίχνευση Ακμών (Edge detection) [15 μονάδες]

Σε αυτό το πρόβλημα, θα υλοποιήσετε τα βήματα του ανιχνευτή ακμών "Canny". Πρέπει να ακολουθήσετε τα βήματα με τη σειρά που σας δίνετε.

Ζήτημα 2.1 Εξομάλυνση (Smoothing) [1 μονάδα]

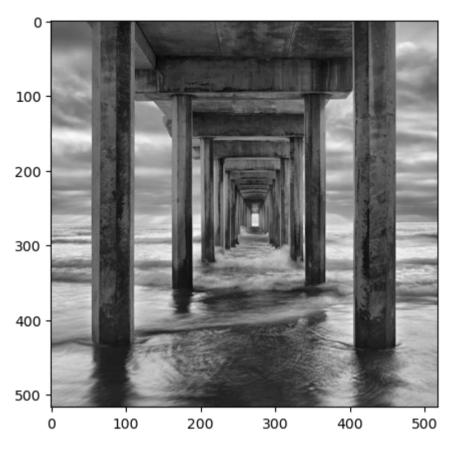
Αρχικά, πρέπει να εξομαλύνουμε τις εικόνες για να αποτρέψουμε τον θόρυβο να θεωρηθεί ως ακμές. Για αυτήν την άσκηση, χρησιμοποιήστε ένα φίλτρο Γκαουσιανού πυρήνα (Gaussian) 9x9 με $\sigma=1,5$ για να εξομαλύνετε τις εικόνες.

```
In [192]: 1 import numpy as np
    from skimage import io
    import matplotlib.pyplot as plt
    import matplotlib.cm as cm
    from scipy.signal import convolve
    %matplotlib inline
    import matplotlib
    matplotlib.rcParams['figure.figsize'] = [5, 5]
```

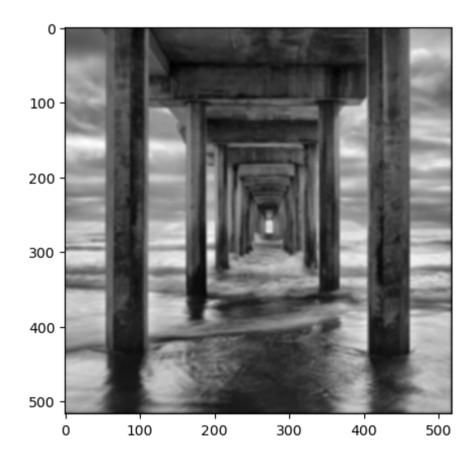
```
In [193]:
           1 def gaussian2d(sig=None):
                  """Creates a 2D Gaussian kernel with
                  side length `filter_size` and a sigma of `sig`."""
           3
                  filter size = int(sig * 6)
           4
           5
                  if filter_size % 2 == 0:
           6
                      filter_size += 1
           7
                  ax = np.arange(-filter_size // 2 + 1., filter_size // 2 + 1.)
           8
           9
                  xx, yy = np.meshgrid(ax, ax)
          10
                  kernel = np.exp(-0.5 * (np.square(xx) + np.square(yy)) / np.square(sig))
                  return kernel / np.sum(kernel)
          11
```

```
In [194]:
           1
              def smooth(image):
           2
           3
                  YOUR CODE HERE
           4
           5
                  sigma = 1.5 #set standard deviation to 1.5
                  kernel = gaussian2d(sigma) #create a gaussian2d 9x9 kernel with standard deviation 1.5
           6
                  smoothed = conv(image, kernel) #use convolution to smooth the image by applying the kernel to it
           7
           8
           9
                  return smoothed
```

Original:



Smoothed:



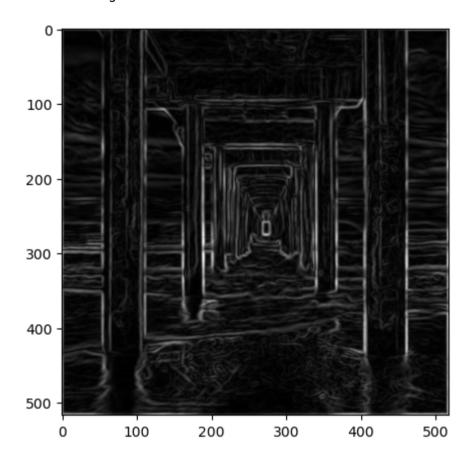
Ζήτημα 2.2 Υπολογισμός Παραγώγου (Gradient Computation [4 μονάδες]

Αφού ολοκληρώσετε την εξομάλυνση, βρείτε την παράγωγο/κλίση της εικόνας στην οριζόντια και κάθετη κατεύθυνση. Υπολογίστε την εικόνα του μέτρου (μεγέθους) κλίσης (gradient magnitude) ως $|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$. Η κατεύθυνση της ακμής για κάθε pixel δίνεται από την εξίσωση $G_{\theta} = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$.

```
In [196]:
           1
              def gradient(image):
           2
           3
                 YOUR CODE HERE
           4
                  5
                 gx = np.gradient(smoothed, axis=1) #calculate the derivative in the horizontal direction (x-axis)
           6
           7
                 gy = np.gradient(smoothed, axis=0) #calculate the derivative in the vertical direction (y-axis)
           8
           9
                 g_mag = np.sqrt(np.square(gx) + np.square(gy)) #calculate gradient magnitude
          10
                 g_theta = np.arctan2(gy, gx) #calculate edge direction
          11
          12
          13
                 return g mag, g theta
```

```
In [197]: 1 g_mag, g_theta = gradient(smoothed)
2 print('Gradient magnitude:')
3 plt.imshow(g_mag, cmap=cm.gray)
4 plt.show()
```

Gradient magnitude:



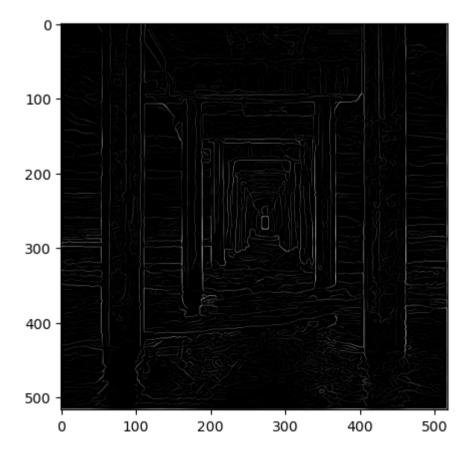
Ζήτημα 2.3 Καταστολή μη-μεγίστων (Non-Maximum Suppression) [5 μονάδες]

Θα θέλαμε οι ακμές μας να είναι ευκρινείς (sharp), σε αντίθεση με αυτές στην εικόνα ντεγκραντέ (gradient image). Χρησιμοποιήστε καταστολή μη-μεγίστων για να διατηρήσετε όλα τα τοπικά μέγιστα και απορρίψτε τα υπόλοιπα. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε την ακόλουθη μέθοδο για να το κάνετε:

- Για κάθε εικονοστοιχείο στην εικόνα του μέτρου (μεγέθους) της κλίσης (gradient magnitude image):
 - Στρογγυλοποιήστε την κατεύθυνση της κλίσης θ στο πλησιέστερο πολλαπλάσιο των 45° (το οποίο θα αναφέρουμε ως ve).
 - Συγκρίνετε την ισχύ της ακμής (edge strength) στο τρέχον εικονοστοιχείο (δηλαδή το μέτρο της κλίσης) με τα εικονοστοιχεία κατά μήκος της κατεύθυνσης κλίσης +ve και -ve στην 8-γειτονιά του (8-connected pixel neighborhood).
 - Εάν το εικονοστοιχείο δεν έχει μεγαλύτερη τιμή από τους δύο γείτονές του στις κατευθύνσεις κλίσης +ve και -ve, καταργήστε (suppress) την τιμή του εικονοστοιχείου (ορίστε το σε 0). Ακολουθώντας αυτή τη διαδικασία, διατηρούμε τις τιμές μόνο εκείνων των pixel που έχουν μέγιστα μεγέθη κλίσης στη γειτονιά κατά μήκος των κατευθύνσεων κλίσης +ve και -ve.
- Επιστρέψτε το αποτέλεσμα ως την εικόνα-απόκριση της καταστολής μη-μεγίστων (NMS).

```
In [198]:
           def nms(g_mag, g_theta):
               YOUR CODE HERE
           3
               4
           5
              nms = np.zeros_like(g_mag) #initialize with zeros the non-maximum suppression image
           6
           7
           8
               #loop every pixel of the image
               for i in range(g mag.shape[0]):
           9
          10
                   for j in range(g_mag.shape[1]):
          11
          12
                       #round to 45 and use mod 8 to take positive and negative values because we have 8 neighbors
          13
                       ve = np.round(g_theta[i, j] * 4 / np.pi) % 8
          14
          15
                       #np.minimum,np.maximum are used because of problems with the dimensions
          16
                       if ve == 0 or ve == 4: #vertical edge
          17
                           neighbor_1 = g_mag[i, np.maximum(j - 1, 0)] #pixel in the -ve direction
          18
                           neighbor_2 = g_mag[i, np.minimum(j + 1, g_mag.shape[1] - 1)] #pixel in the +ve direction
          19
                       elif ve == 1 or ve == 5: #diagonal edge
                           neighbor_1 = g_mag[np.maximum(i - 1, 0), np.maximum(j - 1, 0)] #pixel in the -ve directi
          20
          21
                           ## Pixel in the +ve direction
          22
                           neighbor_2 = g_mag[np.minimum(i + 1, g_mag.shape[0] - 1), np.minimum(j + 1, g_mag.shape[1])
          23
                       elif ve == 2 or ve == 6: #horizontal edge
          24
                           neighbor_1 = g_mag[np.maximum(i - 1, 0), j] #pixel in the -ve direction
          25
                           neighbor_2 = g_mag[np.minimum(i + 1, g_mag.shape[0] - 1), j] #pixel in the +ve direction
          26
                       else: #other diagonal
          27
                           #pixel in the -ve direction
                           neighbor_1 = g_mag[np.minimum(i + 1, g_mag.shape[0] - 1), np.maximum(j - 1, 0)]
          28
                           #pixel in the +ve direction
          29
          30
                           neighbor_2 = g_mag[np.maximum(i - 1, 0), np.minimum(j + 1, g_mag.shape[1] - 1)]
          31
          32
                       #we only keep the pixels that have the biggest values from the neighbors
                       if g mag[i, j] >= neighbor 1 and g mag[i, j] >= neighbor 2:
          33
                           nms[i, j] = g mag[i, j]
          34
          35
                       else: #make every other smaller pixel equal to zero
          36
                           nms[i, j] = 0
          37
          38
          39
              return nms
```


NMS:



Ζήτημα 2.4 Κατωφλίωση Υστέρησης (Hysteresis Thresholding) [5 μονάδες]

Επιλέξτε κατάλληλες τιμές κατωφλίων και χρησιμοποιήστε την προσέγγιση κατωφλίου που περιγράφεται στη διάλεξη 5. Αυτό θα αφαιρέσει τις ακμές που προκαλούνται από το θόρυβο και τις χρωματικές διαφοροποιήσεις. Μπορείτε να ανατρέξετε και σε άλλες πηγές (βιβλιογραφία, διαδίκτυο) για περισσότερες πληροφορίες στην προσέγγιση κατωφλίου.

- Ορίστε δύο κατώφλια t_min και t_max.
- Εάν το nms > t_max, τότε επιλέγουμε αυτό το pixel ως ακμή.
- Εάν nms < t_min, απορρίπτουμε αυτό το pixel.
- Αν t_min < nms < t_max, επιλέγουμε το pixel μόνο αν υπάρχει διαδρομή από/προς άλλο pixel με nms > t_max. (Υπόδειξη: Σκεφτείτε όλα τα pixel με nms > t_max ως σημεία έναρξης/εκκίνησης και εκτελέστε αναζήτηση BFS/DFS από αυτά τα σημεία

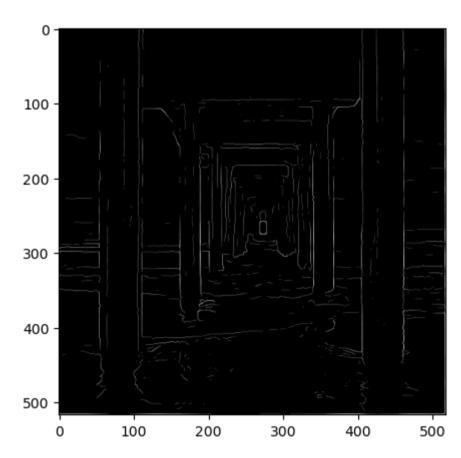
εκκίνησης).

• Η επιλογή της τιμής των χαμηλών και υψηλών κατωφλίων εξαρτάται από το εύρος των τιμών στην εικόνα μεγέθους κλίσης (gradient magnitude image). Μπορείτε να ξεκινήσετε ορίζοντας το υψηλό κατώφλι σε κάποιο ποσοστό της μέγιστης τιμής στην εικόνα μεγέθους ντεγκραντέ (gradient magnitude image), π.χ. thres_high = 0,2 * image.max(), και το χαμηλό όριο σε κάποιο ποσοστό του υψηλού ορίου, π.χ. thres_low = 0,85 * thres_high. Έπειτα, μπορείτε να συντονίσετε/τροποποιήσετε (tune) αυτές τις τιμές όπως θέλετε.

```
In [200]:
              def hysteresis_threshold(image, g_theta, use_g_theta=False):
           1
            2
            3
                  YOUR CODE HERE
            4
            5
                  nms_image = nms(image, g_theta) #nms
            6
                  thres high = 0.2 * image.max() #high threshold
           7
           8
                  thres_low = 0.85 * thres_high #low threshold
           9
           10
                  result = np.zeros_like(nms_image) # initialize the result image
           11
           12
                  #for every pixel
           13
                  for i in range(result.shape[0]):
           14
                       for j in range(result.shape[1]):
           15
                           if nms_image[i, j] < thres_low: #nms < thres_low set pixel to zero</pre>
                               result[i, j] = 0
           16
           17
                           elif nms_image[i, j] > thres_high: #nms > thres_high set pixel to zero
           18
                               result[i, j] = nms image[i, j]
           19
                            #thres low < nms image < thres high dfs or bfs wasnt implemented and i just put the condi
           20
                           elif thres_low < nms_image[i, j] < thres_high:</pre>
           21
                               result[i, j] = 0
           22
                           else:
           23
                               result[i, j] = 0
           24
           25
                  return result
In [201]:
           1 thresholded = hysteresis_threshold(nms_image, g_theta)
```

```
In [201]: 1 thresholded = hysteresis_threshold(nms_image, g_theta)
2 print('Thresholded:')
3 plt.imshow(thresholded, cmap=cm.gray)
4 plt.show()
```

Thresholded:



Οδηγίες υποβολής

Μην ξεχάσετε να κάνετε turnin **τόσο** το αρχείο Jupyter notebook όσο και το PDF αρχείο αυτού του notebook μαζί με το συνοδευτικό αρχείο onoma.txt : turnin assignment_2@mye046 onoma.txt assignment2.ipynb assignment2.pdf

Βεβαιωθείτε ότι το περιεχόμενο σε **κάθε κελί εμφανίζεται** καθαρά στο τελικό σας αρχείο PDF. Για να μετατρέψετε το σημειωματάριο σε PDF, μπορείτε να επιλέξετε **έναν** από τους παρακάτω τρόπους:

- 1. Google Collab (Συνιστάται): You can print the web page and save as PDF (e.g. Chrome: Right click the web page \rightarrow Print... \rightarrow Choose "Destination: Save as PDF" and click "Save"). Προσοχή στην περίπτωση όπου κώδικας/σχόλια εμφανίζονται εκτός των ορίων της σελίδας. Μια λύση είναι η αλλαγή γραμμής π.χ. σε σχόλια που υπερβαίνουν το πλάτος της σελίδας.
- 2. Local Jupyter/JupyterLab(Συνιστάται): You can print the web page and save as PDF (File \rightarrow Print... \rightarrow Choose "Destination: Save as PDF" and click "Save"). Προσοχή στην περίπτωση όπου κώδικας/σχόλια εμφανίζονται εκτός των ορίων της σελίδας. Μια λύση είναι η αλλαγή γραμμής π.χ. σε σχόλια που υπερβαίνουν το πλάτος της σελίδας.
- 3. Local Jupyter/JupyterLab(Συνιστάται!): You can export and save as HTML (File \rightarrow Save & Export Notebook as... \rightarrow HTML). Στη συνέχεια μπορείτε να μετατρέψεται το HTML αρχείο αποθηκεύοντάς το ως PDF μέσω ενός browser.

In []:	1
In []:	1
In []:	1
In []:	1