Πανεπιστήμιο Πατρών
Τμήμα Μηχανικών Η//Υ και Πληροφορικής

Θέματα Όρασης Υπολογιστών

Αναφορά Άσκησης 1

Όνομα: Βλάσιος Παναγιώτης
Επώνυμο: Παναγιώτου
Α.Μ.: 1067517

Όνομα: Αλέξανδρος Οδυσσέας
Επώνυμο: Φαρμάκης
Α.Μ.: 1072551

Πάτρα Φεβρουάριος 2024

Δημιουργία Γκαουσιανής Πυραμίδας

3. Επιβεβαιώστε (επιλέξτε εσείς τον τρόπο) ότι η κρουστική απόκριση της Σχέσης (5) αποτελεί διακριτό ¨ ισοδύναμο ¨ του γκαουσιανού πυρήνα.

1. για το φιλτράρισμα συνήθως χρησιμοποιούμε ένα διαχωρίσιμο μονοδιάστατο πυρήνα. Ένας τυπικός πυρήνας με διωνυμικούς συντελεστές που αποτελεί την κρουστική απόκριση του επιθυμητού φίλτρου με χαμηλοπερατά χαρακτηριστικά, είναι ο ακόλουθος:

$h = 1/16 * [1\ 4\ 6\ 4\ 1]^T$ (5)

Γενικά, στο φιλτράρισμα εικόνων (image filtering) και στον σχεδιασμό γκαουσιανών φίλτρων (Gaussian Filter Design), μια πολύ καλή προσέγγιση του γκαουσιανού είναι αν παρατηρήσουμε (και κατ' επέκταση αξιοποιήσουμε) τους συντελεστές του διωνυμικού αναπτύγματος στο διωνυμικό θεώρημα:

$$(1+x)^n = \sum_{k=0}^{n} \binom{n}{k} x^k$$

Στην εκφώνηση δινεται ο πυρηνάς που έχει ένα διάνυσμα 5 τιμών.

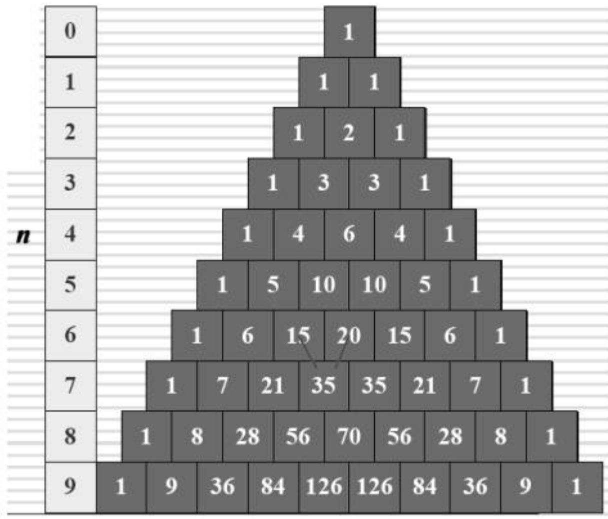
Απ' το πρώτο εξάμηνο στα Διακριτά Μαθηματικά, είχαμε ασχοληθεί με διωνυμικούς συντελεστές, και το διάνυσμα [1 4 6 4 1] ήταν η 5^{η} γραμμή στο τρίγωνο του Pascal για n=4 στον διων. συντελεστή.

Διωνυμικοί Συντελεστές

$$(1+x)^n = \underbrace{\overbrace{(1+x)}^{\text{διώνυμο}} \cdot (1+x) \cdot \ldots \cdot (1+x)}_{n} = \sum_{k=0}^{n} \binom{n}{k} x^k$$

Τρίγωνο του Pascal

- Αναδρομικός τρόπος υπολογισμού διωνυμικών συντελεστών.



$$\binom{n}{k} = \begin{cases} \binom{n-1}{k-1} + \binom{n-1}{k}, & \text{αν } 0 < k < n \\ 1, & \text{διαφορετικά.} \end{cases}$$

14 / 14

το διάνυσμα [1 4 6 4 1] μπορει να χρησιμοποιηθει ως μασκα για να κανει smoothing μια εικονα προς την οριζοντια κατευθυνση.
Επίσης, ένα δισδιάστατο Gaussian filter μπορεί να εφαρμοστεί ως οι διαδοχικές συνελίξεις δύο μονοδιάστατων Gaussian, το ένα στην οριζόντια κατεύθυνση και το άλλο στην κατακόρυφη κατεύθυνση. Και αυτό μπορεί να εφαρμοστεί χρησιμοποιώντας μόνο τη μονοδιάστατη μάσκα μεταφέροντας την εικόνα μεταξύ των συνελίξεων και μετά την τελική συνέλιξη.

Αυτή η τεχνική λειτουργεί καλά για μεγέθη φίλτρων μέχρι περίπου n = 10. Για μεγαλύτερα φίλτρα, οι συντελεστές στη διωνυμική επέκταση είναι πολύ μεγάλοι για τα περισσότερα υπολογιστικά συστήματα.

Ωστόσο, τα αυθαίρετα μεγάλα φίλτρα Gauss μπορούν να εφαρμοστούν εφαρμόζοντας επανειλημμένα ένα μικρότερο φίλτρο Gauss. Το σ της διωνυμικής προσέγγισης σε ένα φίλτρο Gauss μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας ελάχιστα τετράγωνα για να χωρέσει μια Gaussian συνάρτηση στους διωνυμικούς συντελεστές.

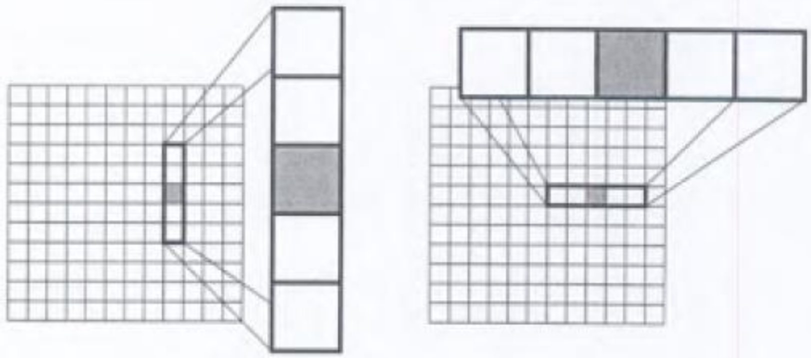


Figure 4.12: An example of the separability of Gaussian convolution. *Left:* Convolution with the vertical mask. *Right:* Convolution with the horizontal mask. Note that the origin of each mask is shaded.

the one-dimensional case:

$$\begin{aligned}
g(x) \star g(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{\xi^2}{2\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\xi)^2}{2\sigma^2}}\, d\xi \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{(\frac{x}{2}+\xi)^2}{2\sigma^2}} e^{-\frac{(\frac{x}{2}-\xi)^2}{2\sigma^2}}\, d\xi, \quad \xi \to \xi + \frac{x}{2} \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{(2\xi^2+\frac{x^2}{2})}{2\sigma^2}}\, d\xi \\
&= e^{-\frac{x^2}{4\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{\xi^2}{\sigma^2}}\, d\xi \\
&= \sqrt{\pi}\sigma e^{-\frac{x^2}{2(\sqrt{2}\sigma)^2}}.
\end{aligned} \tag{4.24}$$

The product of the convolution of two Gaussian functions with spread σ is a Gaussian function with spread $\sqrt{2}\sigma$ scaled by the area of the Gaussian filter. The result holds in two dimensions as well. This means that if an image has been filtered with a Gaussian at a certain spread σ and if the same image must be filtered with a larger Gaussian with spread $\sqrt{2}\sigma$, then instead of filtering the image with the larger Gaussian, the previous result can just be refiltered with the same Gaussian filter of spread σ used to obtain the desired filtered image. This implies a significant reduction in computation in situations where multiple smoothed versions of images must be computed. Similar savings can be obtained when cascading Gaussian filters with different values of σ.

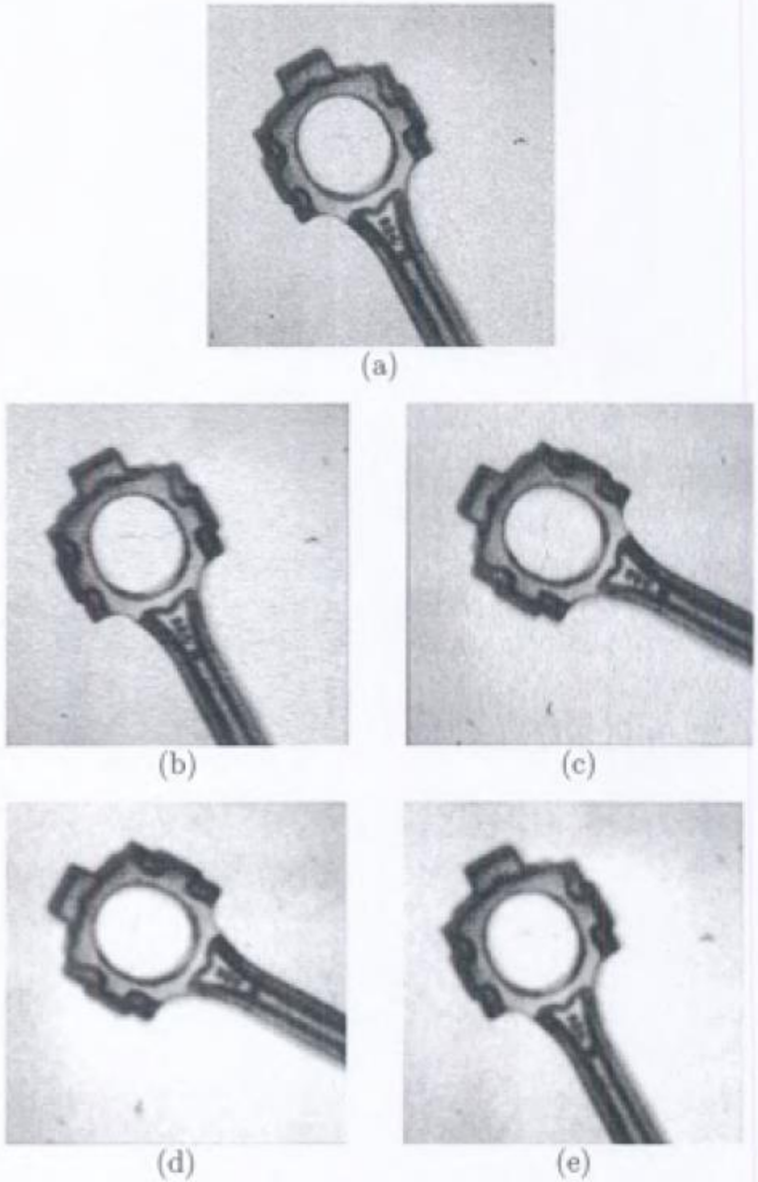


Figure 4.13: The results of separable Gaussian convolution using a single horizontal convolution mask. (a) Original noisy image. (b) Results of convolution with horizontal Gaussian mask. (c) The transposition of (b). (d) The convolution of (c) with the horizontal mask. (e) The transposition of (d). This is the final smoothed image.

4.5.5 Designing Gaussian Filters

An excellent approximation to a Gaussian is provided by the coefficients of the binomial expansion:

$$(1+x)^n = \binom{n}{0} + \binom{n}{1}x + \binom{n}{2}x^2 + \cdots + \binom{n}{n}x^n. \tag{4.25}$$

In other words, use row n of Pascal's triangle as a one-dimensional, n-point approximation to a Gaussian filter. For example, the five-point approximation is:

1	4	6	4	1

corresponding to the fifth row of Pascal's triangle. This mask is used to smooth an image in the horizontal direction. Remember from Section 4.5.3 that a two-dimensional Gaussian filter can be implemented as the successive convolutions of two one-dimensional Gaussians, one in the horizontal direction and the other in the vertical direction. Also remember that this can be implemented using only the single one-dimensional mask by transposing the image between convolutions and after the final convolution. The results of Gaussian filtering using this approximation are shown in Figure 4.14.

This technique works well for filter sizes up to around $n = 10$. For larger filters, the coefficients in the binomial expansion are too large for most computers; however, arbitrarily large Gaussian filters can be implemented by repeatedly applying a smaller Gaussian filter. The σ of the binomial approximation to a Gaussian filter can be computed by using least-squares to fit a Gaussian function to the binomial coefficients.

Another approach in designing Gaussian filters is to compute the mask weights directly from the discrete Gaussian distribution [146]:

$$g[i,j] = c\, e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma^2}} \tag{4.26}$$

where c is a normalizing constant. By rewriting this as

$$\frac{g[i,j]}{c} = e^{-\frac{(i^2+j^2)}{2\sigma^2}} \tag{4.27}$$

Figure 4.14: The approximation of a Gaussian filter using the fifth row of Pascal's triangle. (a) Original noisy image. (b) Result after smoothing in the horizontal direction. (c) Final result after smoothing in the vertical direction.

(Machine vision -- Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck -- 1, 1995 -- McGraw-Hill Science_Engineering_Math)

Αντιστοιχη αποδειξη υπαρχει και στο βιβλιο του μαθηματος

116 Computer Vision: Algorithms and Applications (September 3, 2010 draft)

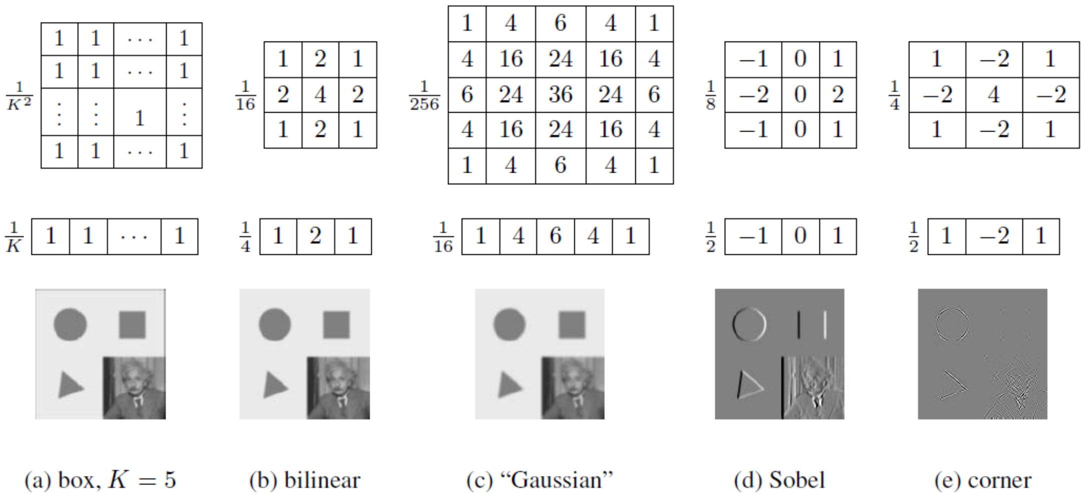


Figure 3.14 Separable linear filters: For each image (a)–(e), we show the 2D filter kernel (top), the corresponding horizontal 1D kernel (middle), and the filtered image (bottom). The filtered Sobel and corner images are signed, scaled up by 2× and 4×, respectively, and added to a gray offset before display.

Computer Vision:Algorithms and Applications - Richard Szeliski στη σελ. 116

---

4. Επιλέξτε ένα σήμα μονοδιάστατο της αρεσκείας σας και χρησιμοποιώντας τις
Σχέσεις (6-9) δημιουργήστε γκαουσιανή πυραμίδα όσων επιπέδων επιθυμείτε.

Ο κώδικας για αυτό το ερώτημα είναι στο αρχείο ‘’dimiourgia_gkaousianis_pyramidas_erwthma_4.m”

Το αποτέλεσμά του για εκτέλεση πάνω σε δισδιάστατο σήμα (εικόνα ‘’apple.jpg’’) → υποτετραπλασιασμος ανα πυραμιδα

και σε μονοδιάστατο σήμα [1 2 3 4 5 6 7 8] → υποδιπλασιασμος ανα πυραμιδα

είναι στις εξής φωτογραφίες:

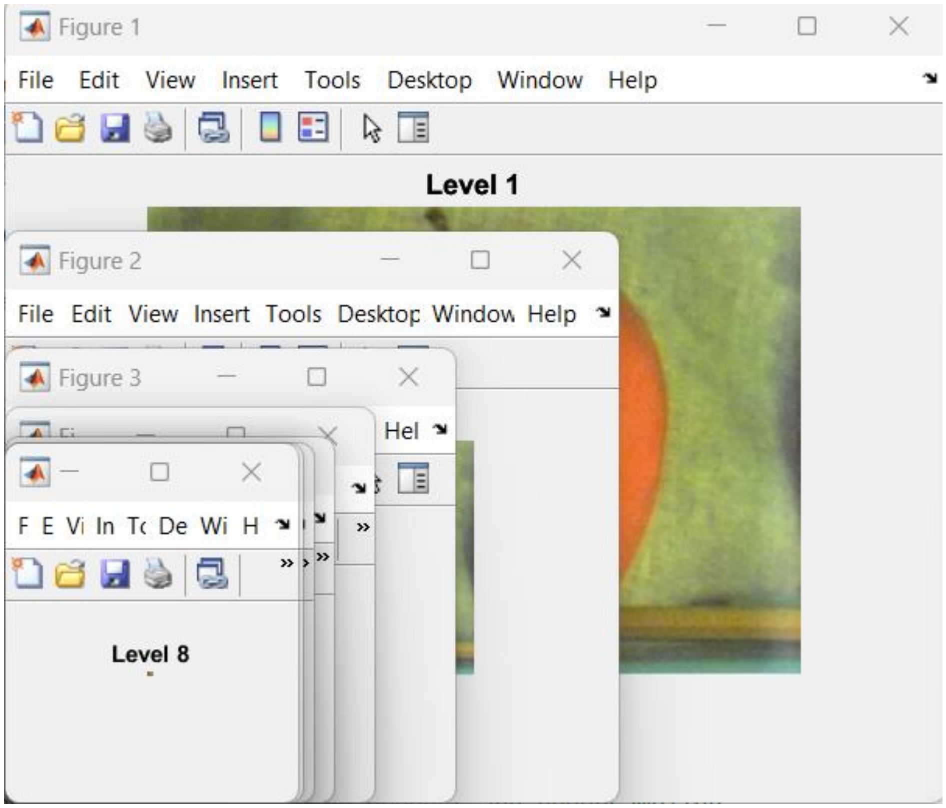


Figure 1
File Edit View Insert Tools Desktop Window Help
Level 1
Figure 2
File Edit View Insert Tools Desktop Window Help
Figure 3
Hel
F E Vi In Tc De Wi H
Level 8

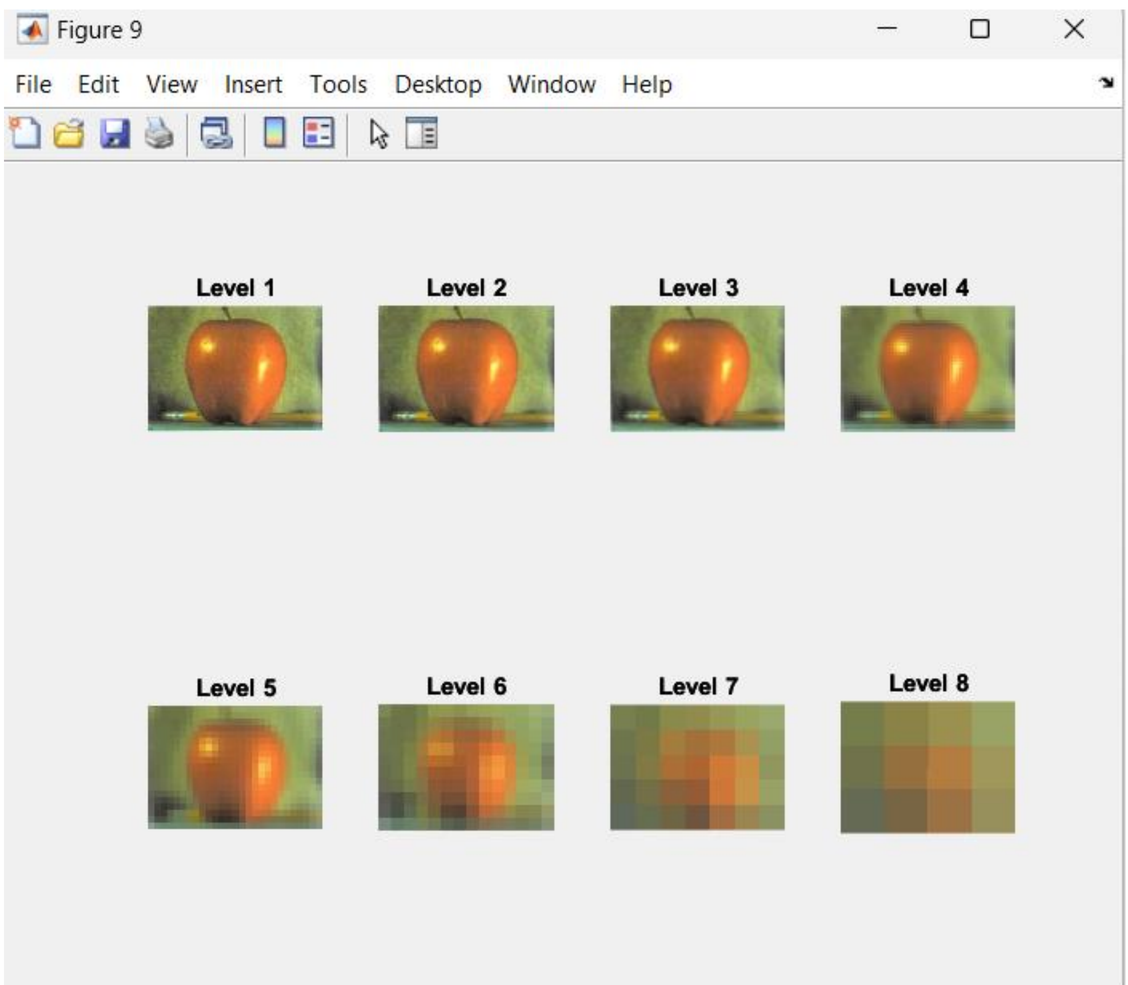
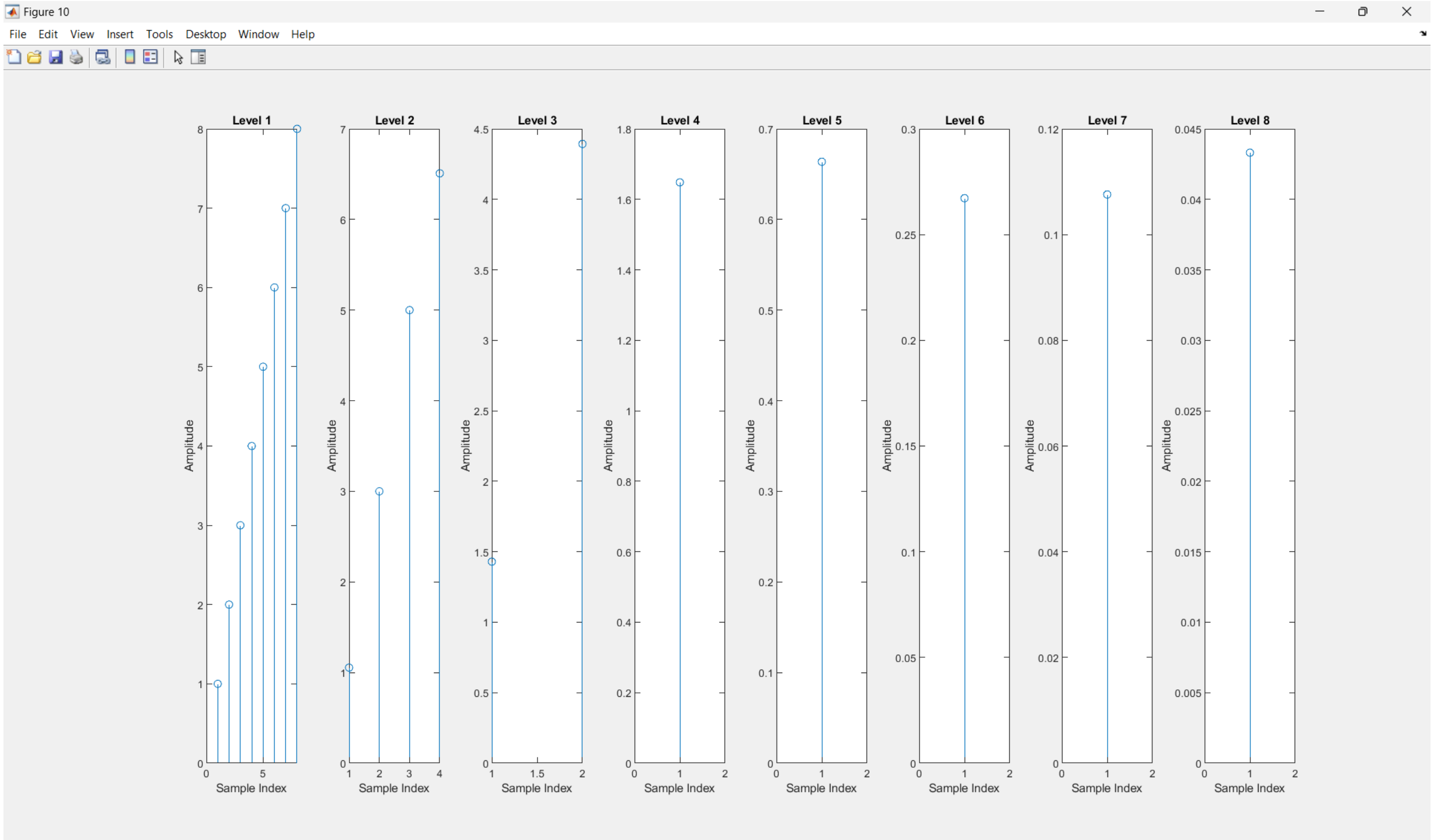


Figure 9
File Edit View Insert Tools Desktop Window Help
Level 1
Level 2
Level 3
Level 4
Level 5
Level 6
Level 7
Level 8



5. Επιβεβαιώστε ότι από την γκαουσιανή πυραμίδα, μπορούμε να δημιουργήσουμε την λαπλασιανή και αντίστροφα. Για το σκοπό αυτό, γράψτε κατάλληλη συνάρτηση στο

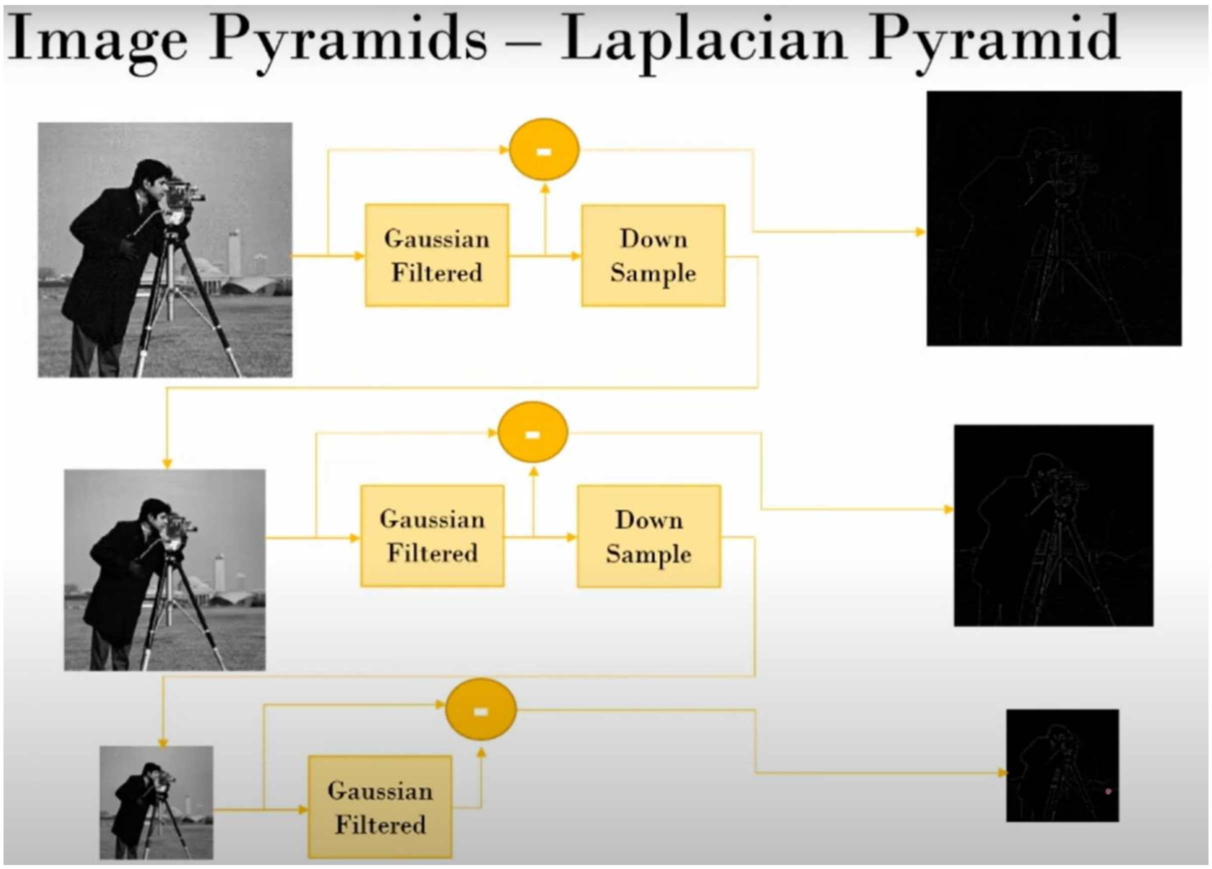
Στην επεξεργασια εικονας, υπαρχει η τεχνικη του pyramid decomposition (gaussian και Laplacian pyramid), οπου (σε γενικη περιγραφη) η εικόνα μειώνεται πολλές φορές σε όλο και μικρότερα μεγέθη.

Το κύριο πλεονέκτημα της αποσύνθεσης μιας εικόνας σε πολλαπλές κλίμακες είναι ότι οι πληροφορίες που δεν είναι εμφανείς σε μια κλίμακα, μπορεί να είναι πιο εμφανείς σε μια άλλη κλίμακα

Πυραμίδα Gauss: Δημιουργείται επαναλαμβανόμενα εφαρμόζοντας ένα smoothing filter (συνήθως ένα φίλτρο Gauss) και υποδειγματοληπτώντας την εικόνα. Κάθε επίπεδο της πυραμίδας Gauss αντιπροσωπεύει μια smoothed και υπο-δειγματοληπτημένη έκδοση της αρχικής εικόνας (κάθε εικονα k μιας πυραμιδας gauss είναι η υπο-τετραπλασιασμένη εικονα της πυραμιδας k-1.)

Πυραμίδα Laplacian: παράγεται από τη διαφορά μεταξύ κάθε επιπέδου της πυραμίδας Gauss και μιας αναδειγμένης/ upsampled έκδοσης του επόμενου επιπέδου της. Η πυραμίδα Laplacian αντιπροσωπεύει τις λεπτομέρειες ή τις υψηλής συχνότητας συνιστώσες της εικόνας.

Οι δυο παραπανω ορισμοι φαινονται παραστατικα και στο παρακατω σχημα της φωτο



<u>Ορίζονται:</u>

G_o -> η αρχική εικόνα εισόδου

G_i -> το i-οστο επίπεδο της gaussian pyramid

L_i -> το i-οστο επιπεδο της Laplacian pyramid

<u>Και οι σχεσεις μεταβασης/ορισμοι :</u>

<u>Από gaussian σε Laplacian:</u>
$Li = Gi - \text{upsample}(G_{i+1})$

Από Laplacian σε gaussian:
$Gi = Li + downsample(G_{i+1})$

Upsample = αυξανει το image size (πχ με το να εισαγει μηδενικα μεταξυ των pixesl)
Downsample = μειωνει το image size (πχ λαμβανοντας κάθε 2ο pixel για τον σχηματισμο της επομενης εικονας)

Και λεμε:

Από gaussian σε Laplacian:

Ξεκινωντας από τον ορισμο της λαπλασιανης
$Li = Gi – upsample(G_{i+1})$

Ξερουμε ότι η εικονα G_{i+1} είναι η υποδειγματοληπτημενη και smoothed εκδοση της Gi του προηγουμενου επιπεδου
Αρα, μεσω του upsampling και μετεπειτα αφαιρεσης από το Gi, ετσι γινεται αφαιρεση των low-frequence components από το Gi, και παραμενουν τα high-frequency components , που είναι εξαλλου και ο ορισμος της λαπλασιανης πυραμιδας.

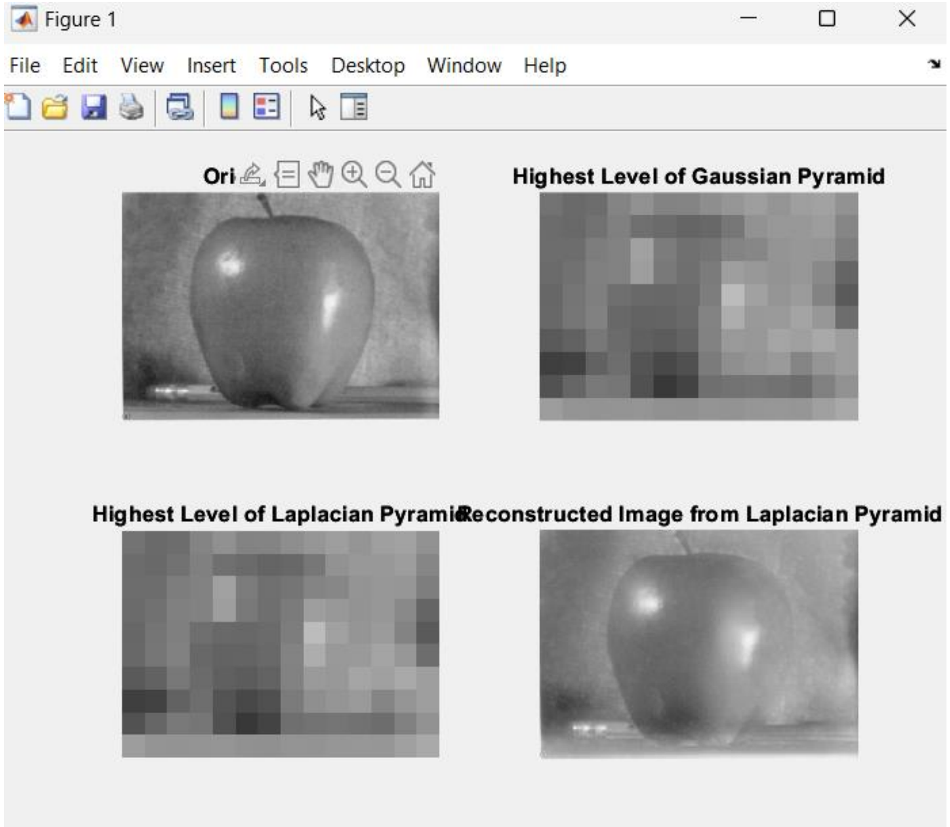
Από Laplacian σε gaussian:

Ξεκινωντας από τον ορισμο της γκαουσιανης
$Gi = Li + downsample(G_{i+1})$

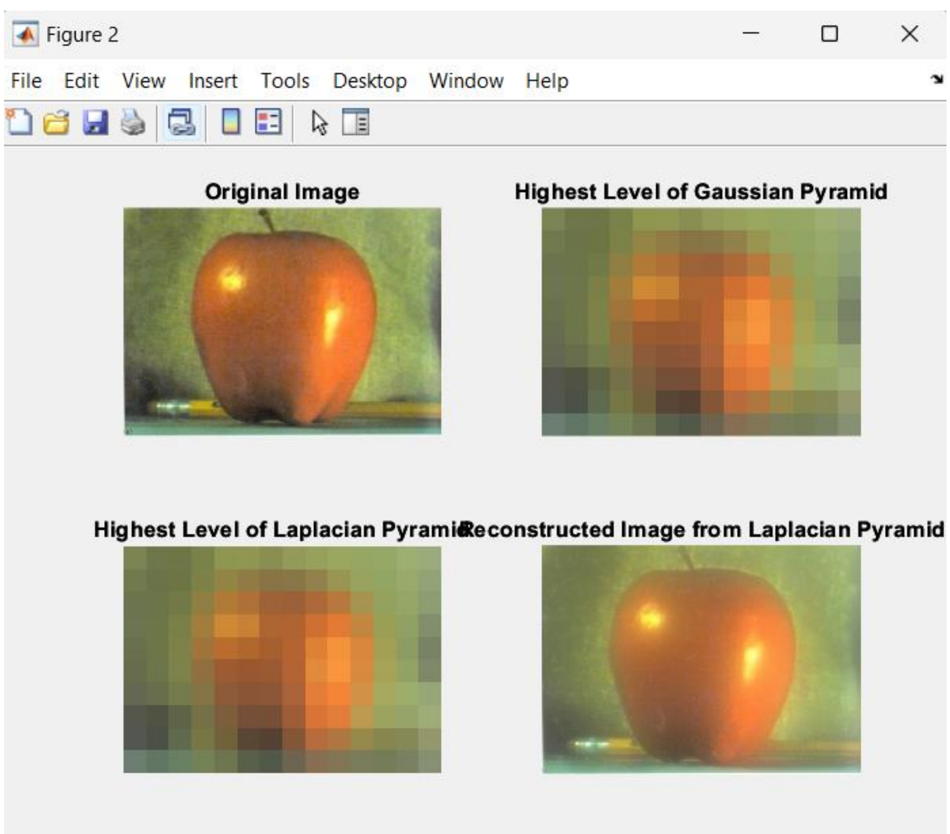
Ξερουμε ότι το Li περιεχει τα high-frequency components, και μετεπειτα μεσω της προσθηκης τους στην υποδειγματοληπτημενη εκδοση του G_{i+1}, ετσι ανακατασκευαζουμε την Gi με αφαιρεμενα τα υψησυχνα components από την G_{i+1}

Αρα οι gaussian και Laplacian είναι αλληλοσυσχετιζομενες.

Ο κωδικας είναι στο αρχειο ‘’ gaussian_from_laplacian_with_grayscale_input_image.m’’
(για grayscale εικονα)



και '' gaussian_from_laplacian_without_grayscale_input_image.m''
(για εγχρωμη κανονικη εικονα εισοδου)



6. Από την διεύθυνση:
http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange /30790-image-pyramid-gaussian-and-laplacian- , μπο-
ρείτε να κατεβάσετε ένα toolbox που έχει έτοιμες τις συναρτήσεις:

- gen_Pyr() για την δημιουργία γκαουσιανής ή Λαπλασιανής πυραμίδας
- pyr_Expand() για interpolation
- pyr_Reduce() για decimation
- pyrBlend() για blending, και
- pyr_Reconstruct() για την ανακατασκευή της εικόνας από πυραμίδα

Εξοικειωθείτε με τις συναρτήσεις του toolbox και καταγράψτε αναλυτικά τις βα-
σικές λειτουργίες κάθε μίας εξ αυτών. Συσχετίστε τις βασικές λειτουργίες της
συνάρτησης gen_Pyr() με τις βασικές λειτουργίες που περιγράφονται για την
μονοδιάστατη περίπτωση στις Σχέσεις (5-9)

Η συνάρτηση genPyr() δέχεται μια εικόνα ως είσοδο, καθώς και τον τύπο πυραμίδας που επιθυμούμε να δημιουργήσουμε ('gauss' ή 'laplace'), καθώς και τον αριθμό των επιπέδων πυραμίδας που επιθυμούμε. Στη συνέχεια, δημιουργεί την αντίστοιχη πυραμίδα.

Η συναρτηση αυτή συσχετιζεται με τις σχεσεις (5)-(9) , και συγκεκριμενα για τη μονοδιαστατη περιπτωση βλεπουμε ότι το μηκος του kernel είναι ισο με kernelwidth=5 (οσο και το διανυσμα [1 4 6 4 1] της εκφωνησης) , και μετα εφαρμοζει ένα γινομενο Kronecker μεταξυ δυο μητρωων που είναι ένα μητρωο ker1d και το μητρωο ker1d’ που είναι το transposed ker1d (όπως και στην εκφωνηση)

Η συνάρτηση pyr_Expand() μετατρέπει μια εικόνα σε τύπο double και επεκτείνει τις διαστάσεις της χρησιμοποιώντας καθορισμένους πυρήνες (kernels) και τη συνέλιξη.

Η συνάρτηση pyr_Reduce() δέχεται μια εικόνα ως είσοδο και επιστρέφει έναν πίνακα τύπου double (τη νέα εικόνα) ο οποίος έχει διαστάσεις μισές σε σχέση με την αρχική εικόνα, χρησιμοποιώντας την εντολή kron και καθορισμένους πυρήνες.

Η συνάρτηση Pyr_Blend() εκκαθαρίζει το workspace και το παράθυρο εντολών, φορτώνει δύο εικόνες και τις περνά από Λαπλασιανή πυραμίδα. Εφαρμόζει τις μάσκες σε κάθε εικόνα για την κατάτμηση και εφαρμόζει ένα φίλτρο για ομαλή επαφή στη μέση. Τέλος, ανασυντάσσει μια νέα πυραμίδα από το ήμισυ της κάθε εικόνας.

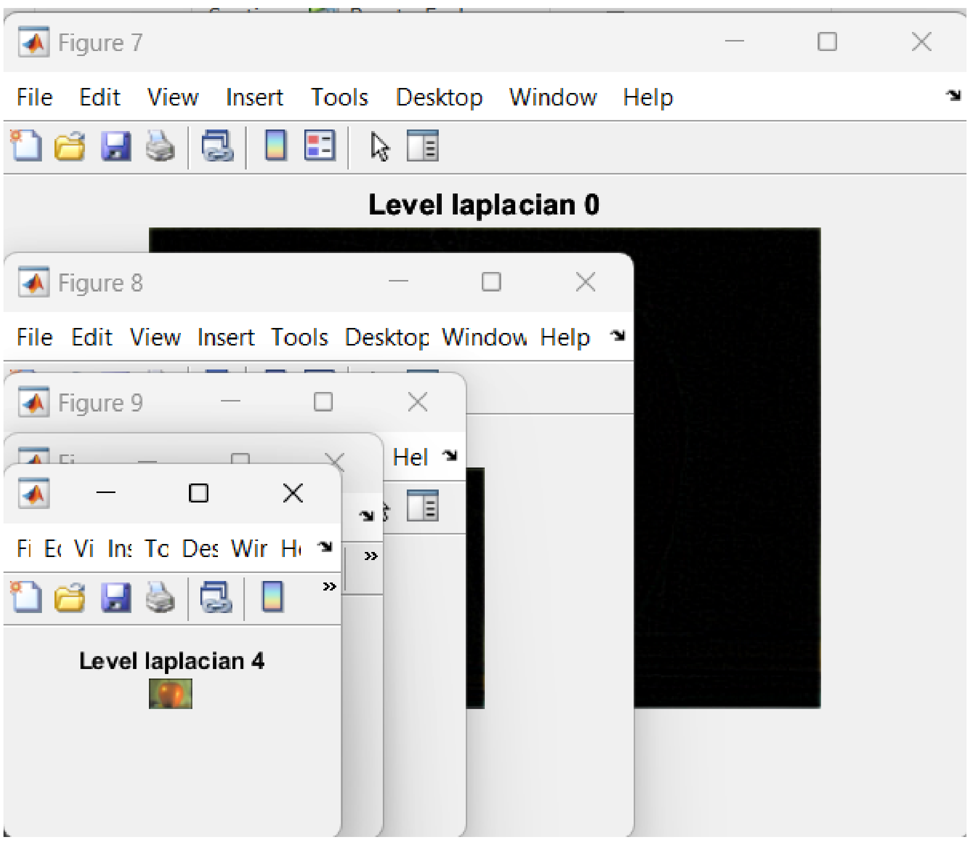
Η συνάρτηση Pyr_Reconstruct() ανακατασκευάζει μια εικόνα για την οποία έχει προηγουμένως δημιουργηθεί η Λαπλασιανή πυραμίδα.

Διαδικασια

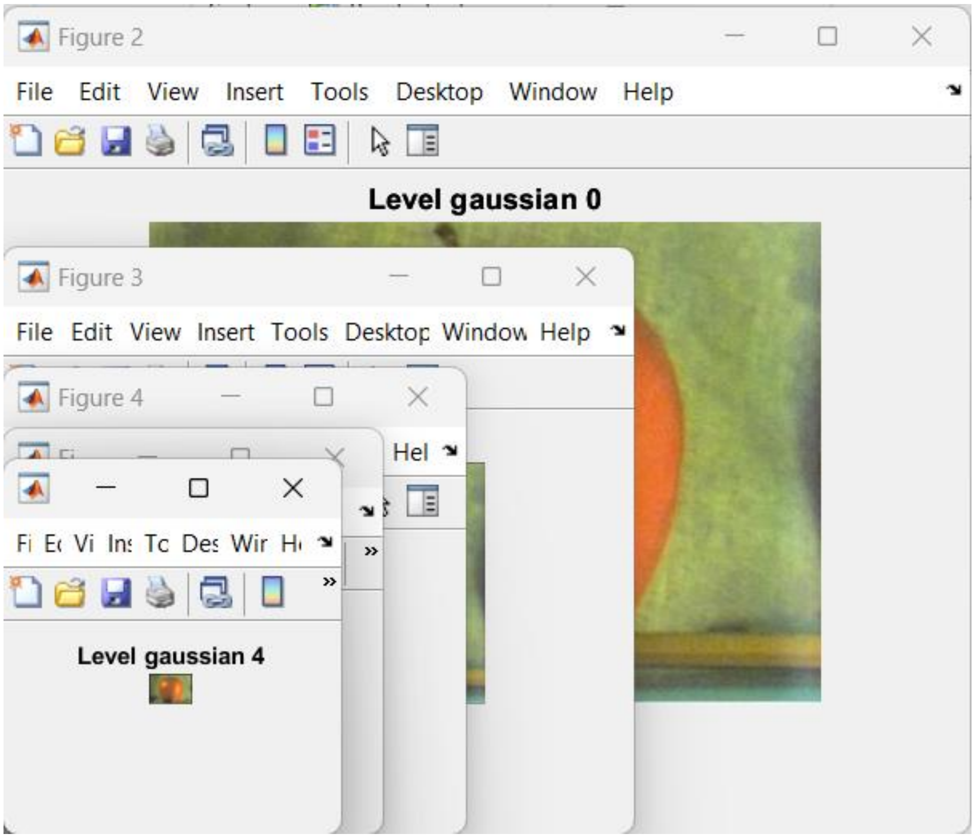
1. Τις εικόνες του Σχήματος 1 μπορείτε να τις βρήτε στα αρχεία apple.jpg και orange.jpg αντίστοιχα.

   - Ακολουθήστε τα βήματα της προτεινόμενης μεθόδου και δημιουργείστε τις αντίστοιχες πυραμίδες $\mathcal{L}_{I_k}$, $k = 1, 2$ και $\mathcal{B}$.
   - Απεικονίστε τα αποτελέσματά σας σε κατάλληλο σχήμα και εξηγήστε αναλυτικά την μορφή, σε κάθε επίπεδο (κλίμακα) της πυραμίδας, των εικόνων που προκύπτουν.
   - Εξηγήστε αναλυτικά την μορφή, της δεξιάς εικόνας του Σχήματος 2 που ουσιαστικά είναι η ανακατασκευασμένη επιθυμητή εικόνα.

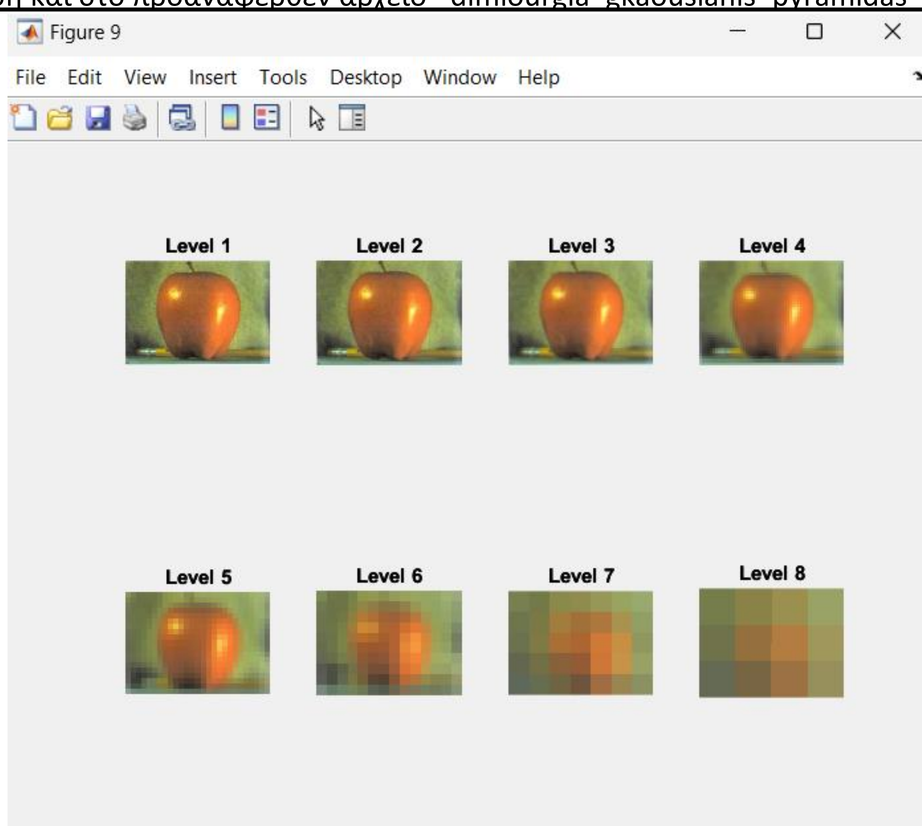
<u>Laplacian Pyramid:</u>



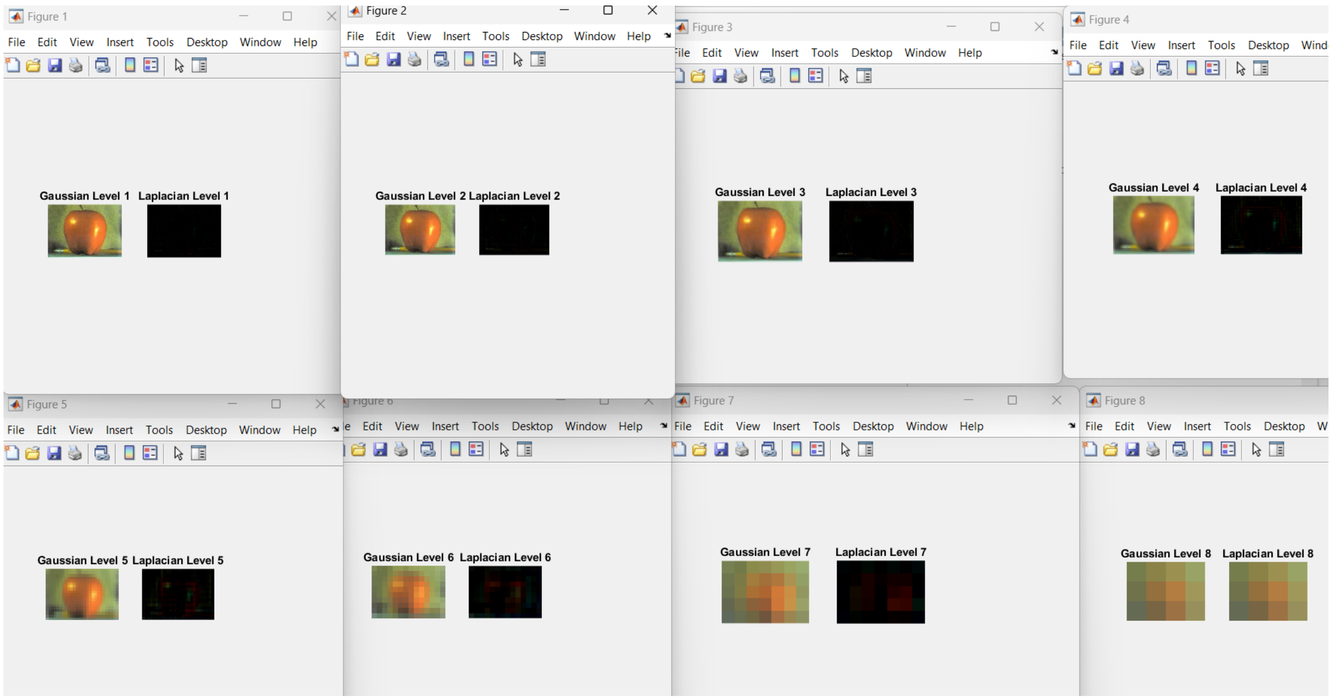
Gaussian Pyramid:



(αναλογη υλοποιηση και στο προαναφερθέν αρχειο ‘’dimiourgia_gkaousianis_pyramidas_erwthma_4.m”):



Gaussian και Laplacian μαζί (απ το αρχειο “dimiourgia_laplacianhs_kai_gkaousianis_pyramidas_erwthma_4”)

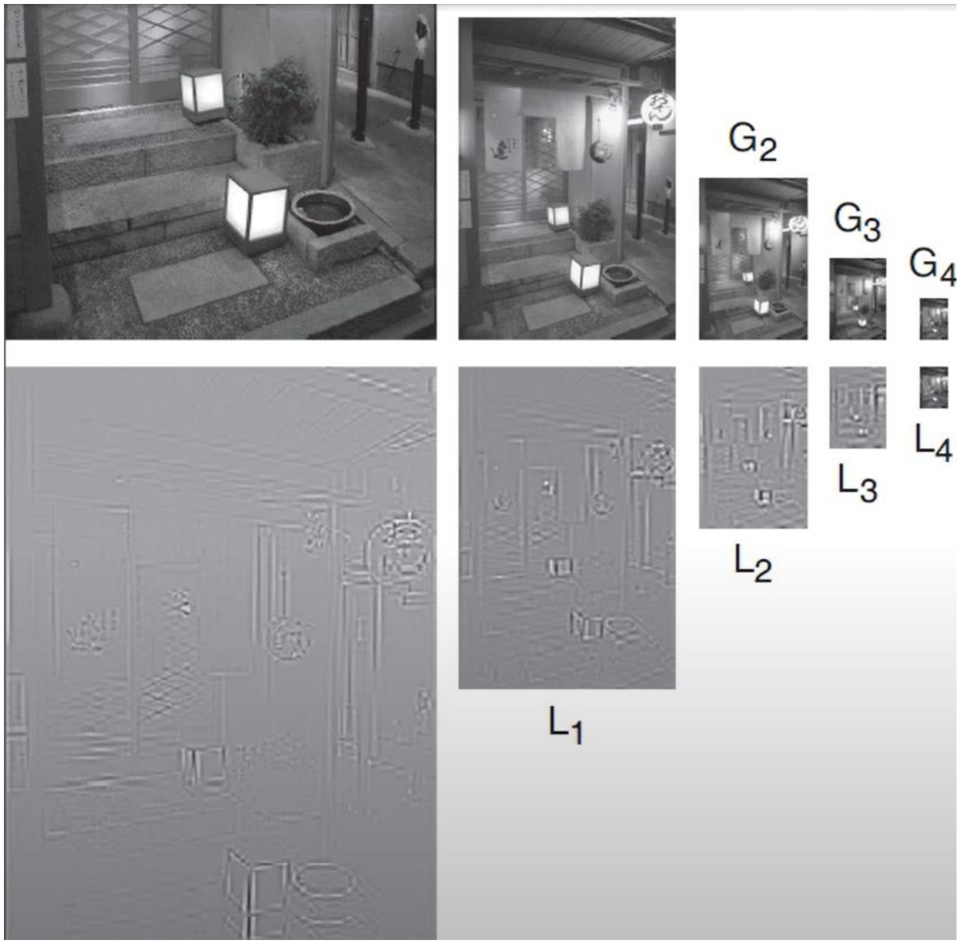


Κάθε επίπεδο της πυραμίδας Gauss αντιπροσωπεύει μια smoothed και υπο-δειγματοληπτημένη έκδοση της αρχικής εικόνας (κάθε εικονα k μιας πυραμιδας gauss είναι η υπο-τετραπλασιασμένη εικονα της πυραμιδας k-1.)

Πυραμίδα Laplacian: παράγεται από τη διαφορά μεταξύ κάθε επιπέδου της πυραμίδας Gauss και μιας αναδειγμένης/ upsampled έκδοσης του επόμενου επιπέδου της. Η πυραμίδα Laplacian αντιπροσωπεύει τις λεπτομέρειες ή τις υψηλής συχνότητας συνιστώσες της εικόνας.

Δηλαδή, στα επίπεδα της gaussian έχουμε smoothed/blurred εικονες που προεκυψαν από την αφαιρεση των υψισυχνων features της αρχικης εικονας, και στα επιπεδα της Laplacian εχουμε τις λεπτομερειες (edgy χαρακτηριστικα/features) της αρχικης εικονας

Παραδειγμα ταυτοχρονης οπτικοποιησης της γκαουσιανης και λαπλασιανης πυραμιδας



Τωρα, οσον αφορα την μορφη της δεξιάς εικόνας του Σχήματος 2 της εκφωνησης που ουσιαστικά είναι η ανακατασκευασμένη επιθυμητή εικόνα, παρατηρούμε ότι ενώ αν ενώσουμε τις εικόνες μήλου και πορτοκαλιού κατά μήκος της μεσαίας κάθετης γραμμής παράγεται μια αισθητή περικοπή, η σύνδεσή τους δημιουργεί μια ικανοποιητική ψευδαίσθηση ενός πραγματικά υβριδικού φρούτου.

Το κλειδί στην προσέγγιση αυτή είναι ότι οι χρωματικές μεταβολές χαμηλής συχνότητας μεταξύ του μήλου και του πορτοκαλιού αναμειγνύονται ομαλά, ενώ οι υφές υψηλότερης συχνότητας σε κάθε φρούτο αναμειγνύονται πιο γρήγορα για να αποφευχθούν φαινόμενα "ghosting" όταν δύο υφές επικαλύπτονται.

Για να δημιουργηθεί η αναμειγμένη εικόνα και να είναι πειστική στο ματι, κάθε εικόνα εισόδου αποσυντίθεται πρώτα στη δική της λαπλασιανη. Στη συνέχεια, κάθε ζώνη πολλαπλασιάζεται με μια ομαλή συνάρτηση στάθμισης της οποίας η έκταση είναι ανάλογη με το επίπεδο της πυραμίδας. Ο απλούστερος και πιο γενικός τρόπος για να δημιουργηθούν αυτά τα βάρη είναι να ληφθεί μια δυαδική εικόνα μάσκας και να κατασκευαστεί μια γκαουσιανή πυραμιδα από αυτή τη μάσκα. Στη συνέχεια, κάθε εικόνα της λαπλασιανής πυραμίδας πολλαπλασιάζεται με την αντίστοιχη γκαουσιανή μάσκα και το άθροισμα αυτών των δύο σταθμισμένων πυραμίδων χρησιμοποιείται στη συνέχεια για την κατασκευή της τελικής εικόνας.

---

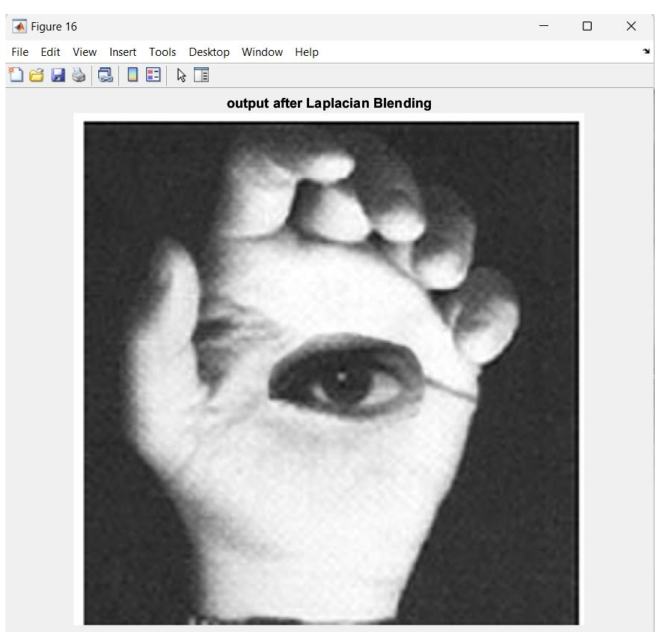
2. Τις εικόνες του Σχήματος 3 μπορείτε να τις βρείτε στα αρχεία woman.png και hand.png αντίστοιχα.

Σχήμα 10: Αρχικές εικόνες

- Ορίστε κατάλληλες μάσκες $m_k(\mathbf{n}), k = 1, 2$ και κάνετε όλες τις απαραίτητες ενέργειες ώστε το αποτέλεσμα μετά την συρραφή να είναι παρόμοιο[2] με αυτό του Σχήματος 4.
- Αναλύστε και δικαιολογήστε όλες τις επιλογές σας.

<u>1</u>

<u>1ος τροπος</u>: με ορισμο μασκας (στο αρχειο askisi_1.m)



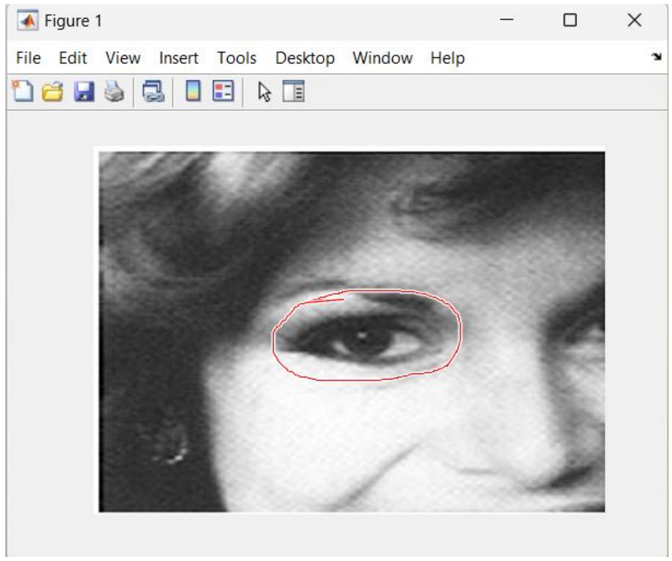


Figure 1
File Edit View Insert Tools Desktop Window Help

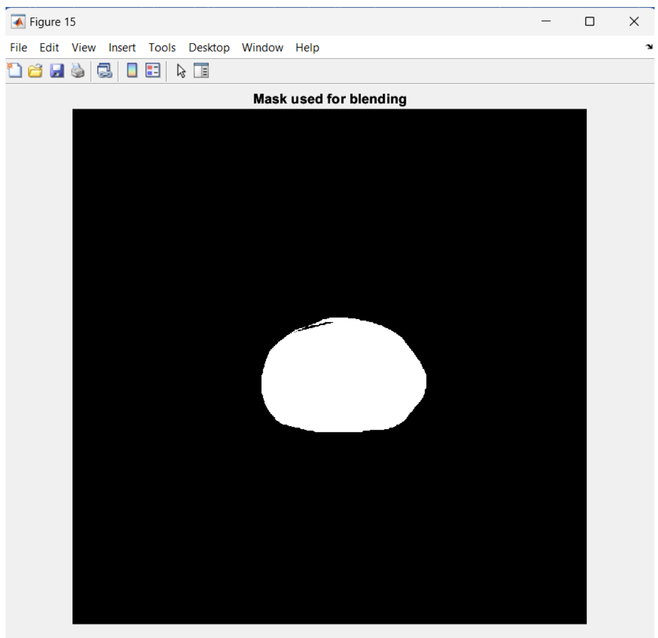
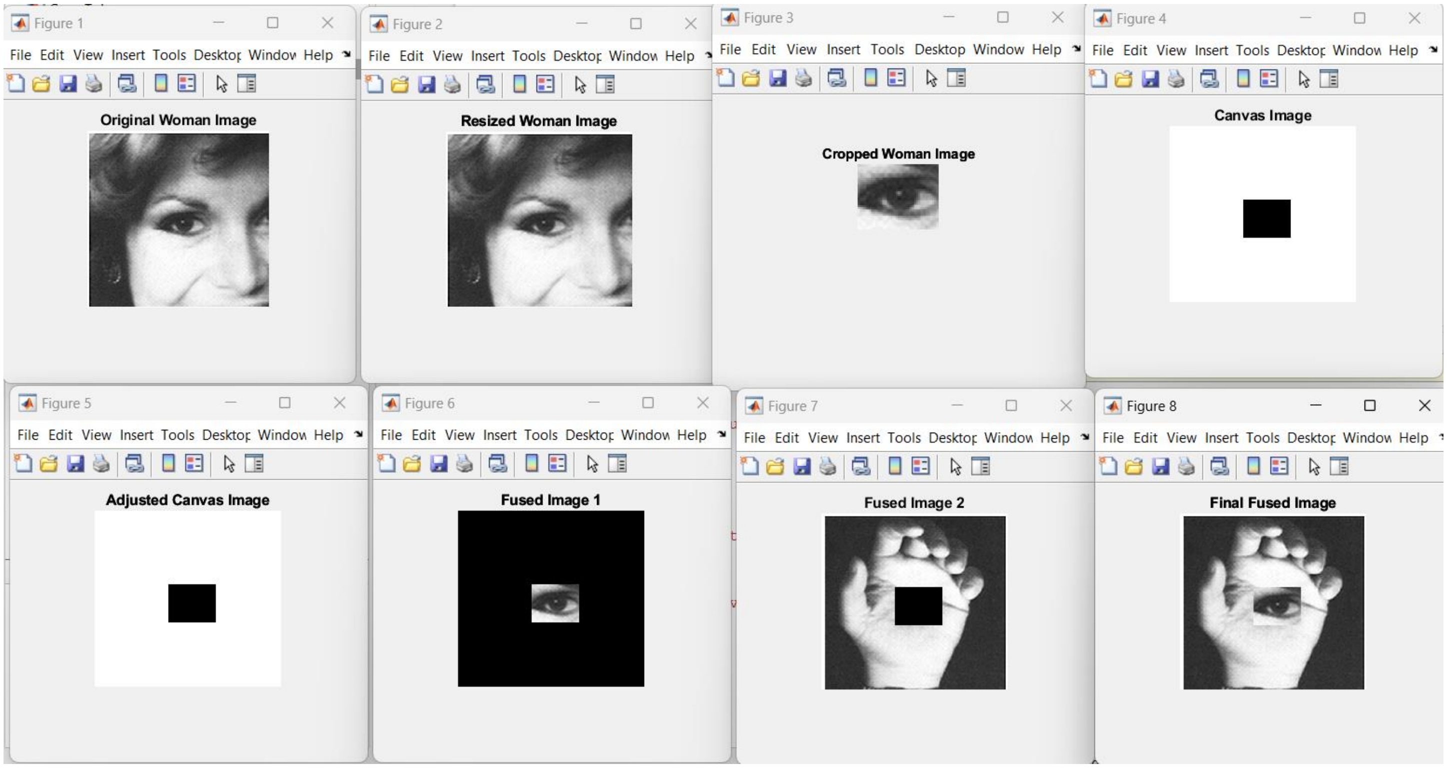
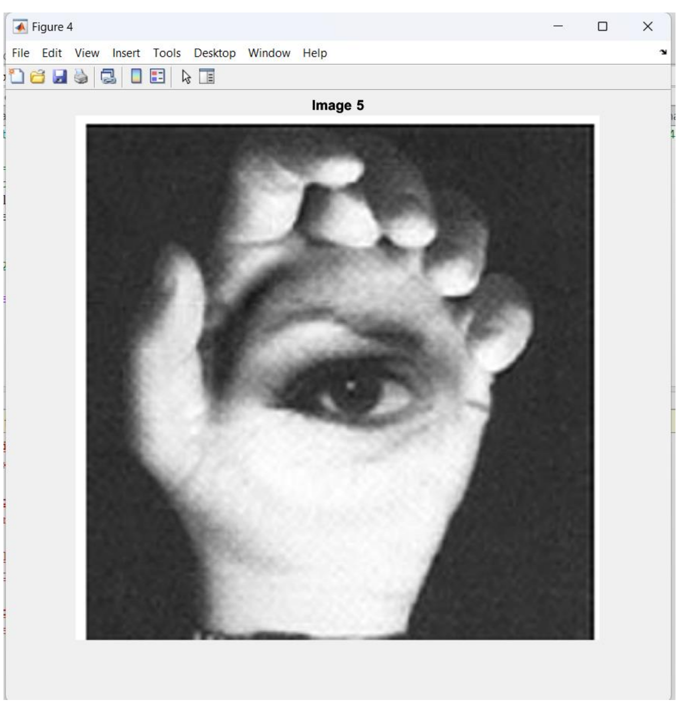


Figure 15
File Edit View Insert Tools Desktop Window Help
Mask used for blending

2ος τροπος : με προκαθορισμο των μασκων (στο αρχειο ‘diadikasia_erwthma_2.m’)



3ος τροπος: με προκαθορισμό των μασκών (στο αρχείο ‘image_blending.m’)



3. Δίνονται οι ακόλουθες εικόνες (δες Σχήμα 5):

(α′) P200.jpg

(β′) dog1.jpg

(γ′) dog2.jpg

(δ′) cat.jpg

(ε′) bench.jpg

Σχήμα 12: Εικόνες που θα χρησιμοποιηθούν στην υλοποίηση του ερωτήματος 3

και σκοπός είναι χρησιμοποιώντας τις παραπάνω εικόνες και μία δικιά σας (η οποία θα ταυτοποεί την εργασία σας), να δημιουργήσετε μία σύνθεση της αρεσκείας σας.

Για το σκοπό αυτό:

- Ορίστε κατάλληλα αναγκαίες ποσότητες όπως:

  (α′) τις μάσκες m_k, $k = 1, 2, \cdots, 6$ η μορφή των οποίων θα εξαρτηθεί από τις θέσεις που θα επιλέξετε να τοποθετήσετε αυτά που σας ζητούνται και το μέγεθός τους.

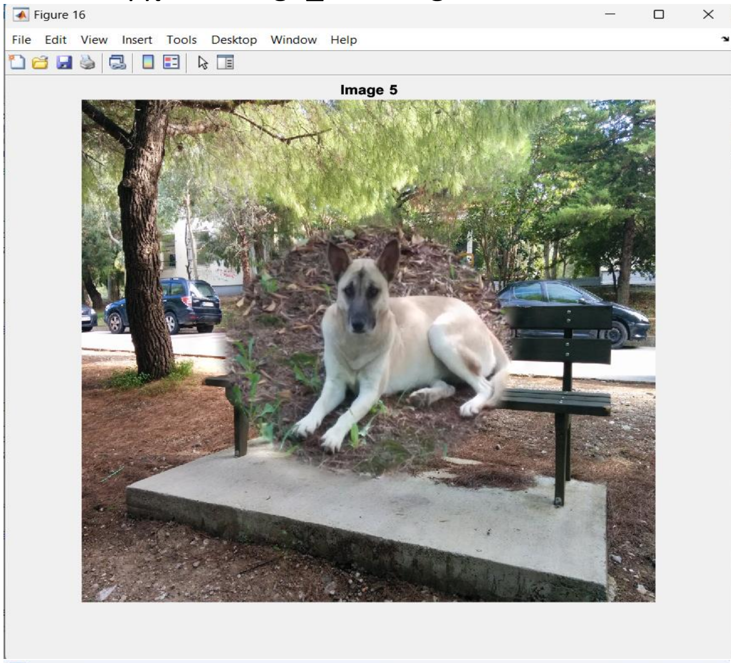
  (β′) τις πυραμίδες $\mathcal{G}_{m_k}$, $k = 1, 2, \cdots, 5$ (δες Σχέση 1)

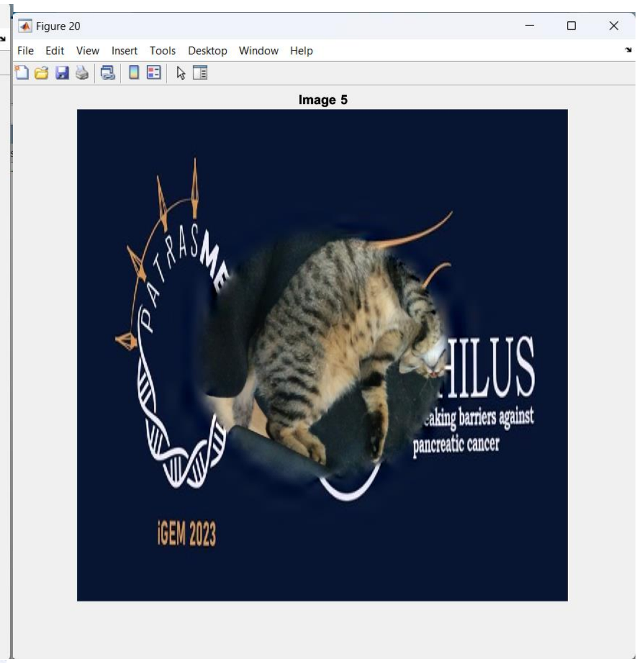
  (γ′) τις πυραμίδες $\mathcal{L}_{I_k}$, $k = 1, 2, \cdots, 6$ (δες Σχέση 2)

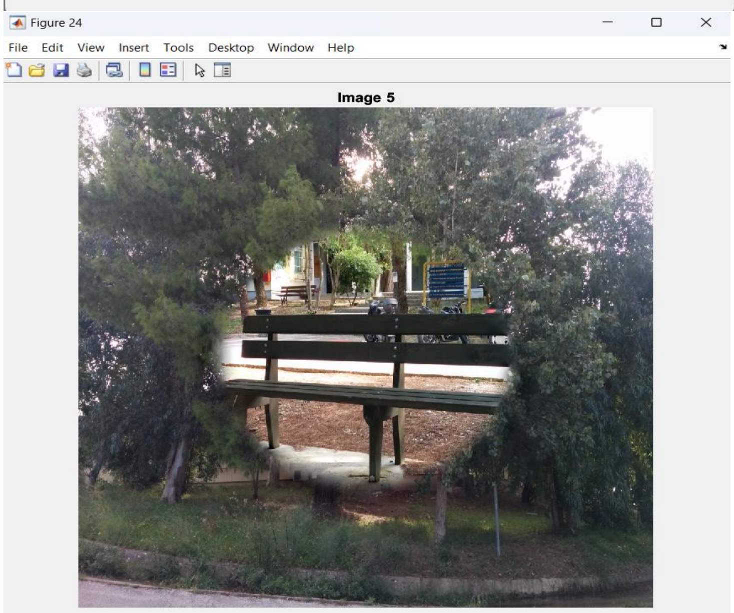
  (δ′) την πυραμίδα $\mathcal{B}$ της Σχέσης 3, αφού ορίσετε κατάλληλα τις ποσότητες (δες Σχέση 4) που θα απαιτηθούν.

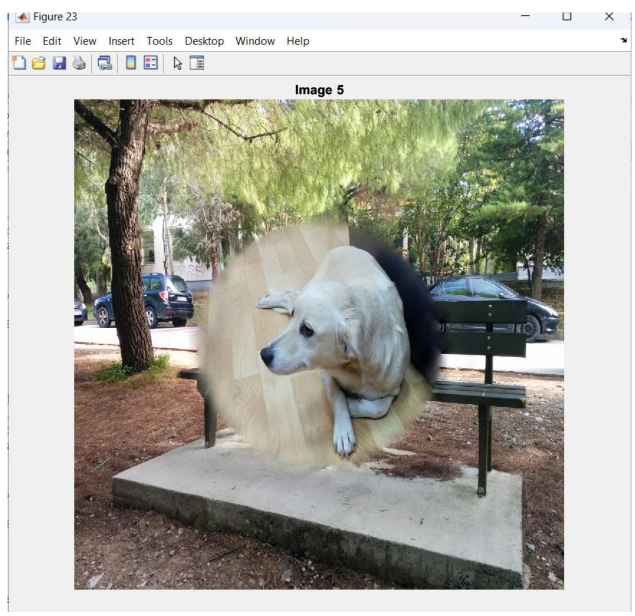
- Καταγράψτε τις αντίστοιχες ιδιότητες 1 & 2 της Σελίδας 2, που θα ισχύουν στην περίπτωσή σας.

Από το αρχειο ‘image_blending.m’

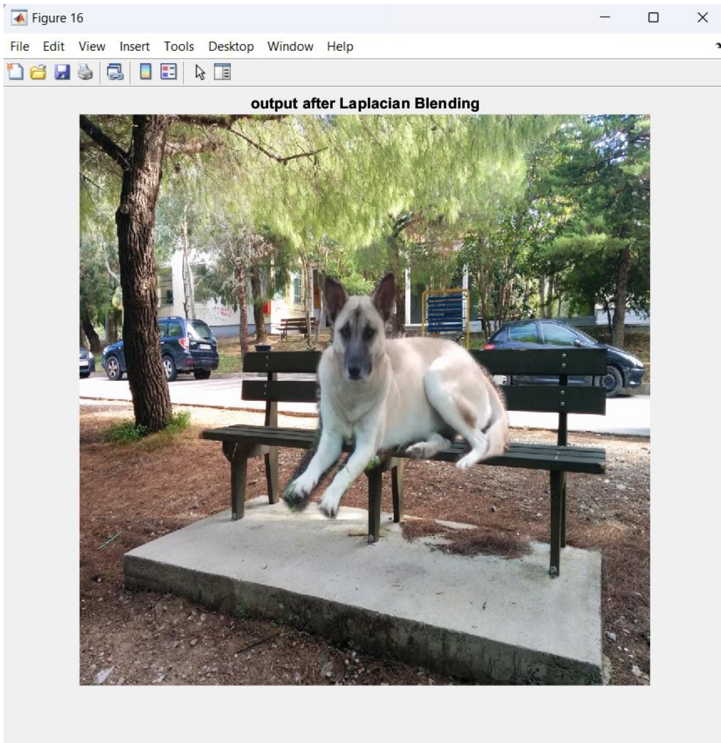


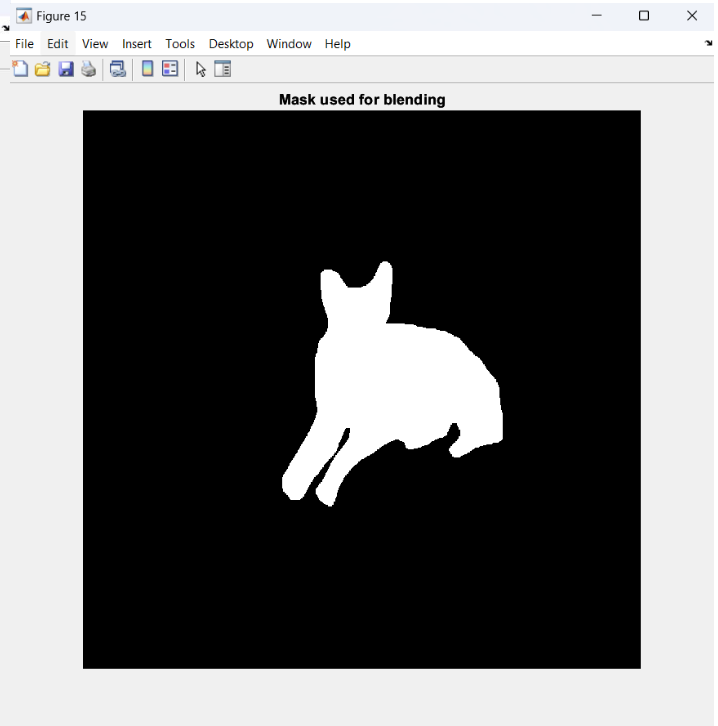


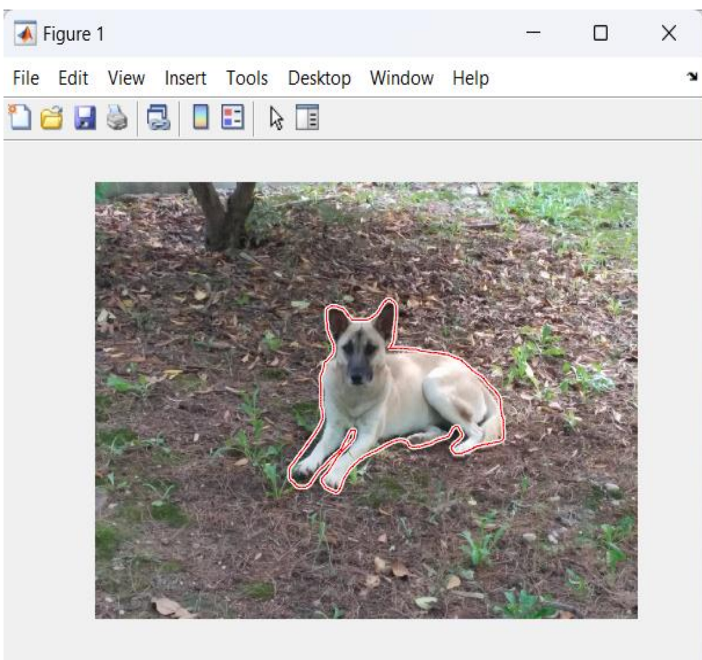


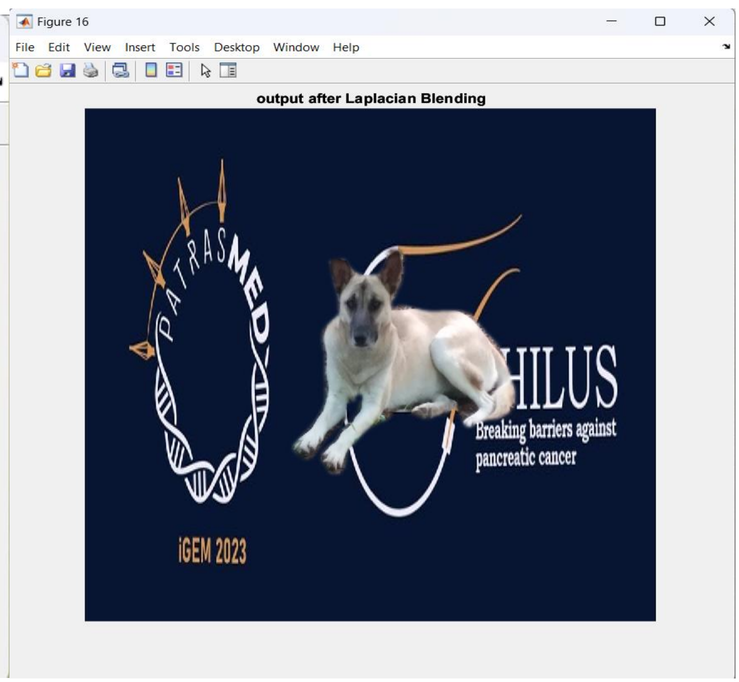


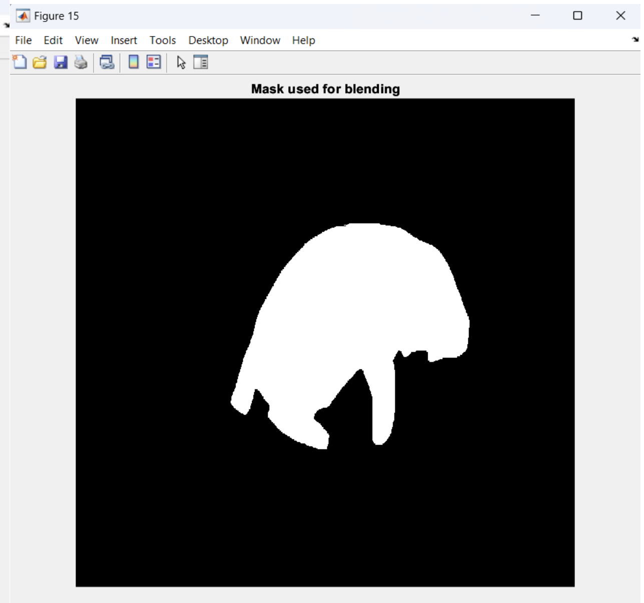
Από το αρχειο ‘askisi_1.m’

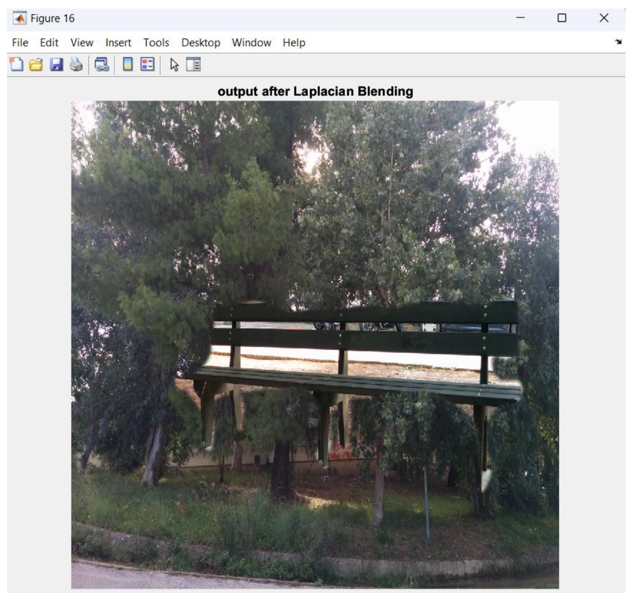












θούμε συνήθως όταν θέλουμε να εκπαιδεύσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο. Εσείς καλείστε να φτιάξετε αντίστοιχο script pspnet_eval.py στο οποίο θα αξιολογείτε το εκπαιδευμένο μοντέλο ως προς την επίδοσή του ως προς:

(α') την σωστή κατηγοριοποίηση των αντικειμένων και

(β') τον σωστό εντοπισμός τους μέσα στην εικόνα.

Για να το κάνετε αυτό θα πρέπει να διαλέξετε μια μετρική συνάρτηση της επιλογής σας, που να αρμόζει στο πρόβλημα που πάμε να λύσουμε (κατάτμηση), και στη συνέχεια θα υπολογίσετε:

(α') την μέση τιμή και

(β') τη διασπορά της μετρικής ανά κλάση,

ελέγχοντας όλες τις εικόνες. Τέλος, θα υπολογίσετε την μέση τιμή της επίδοσης ανά εικόνα και έπειτα θα δώσετε την μέση τιμή και την διασπορά αυτών των αποτιμήσεων.