

# Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Χωρικό φιλτράρισμα

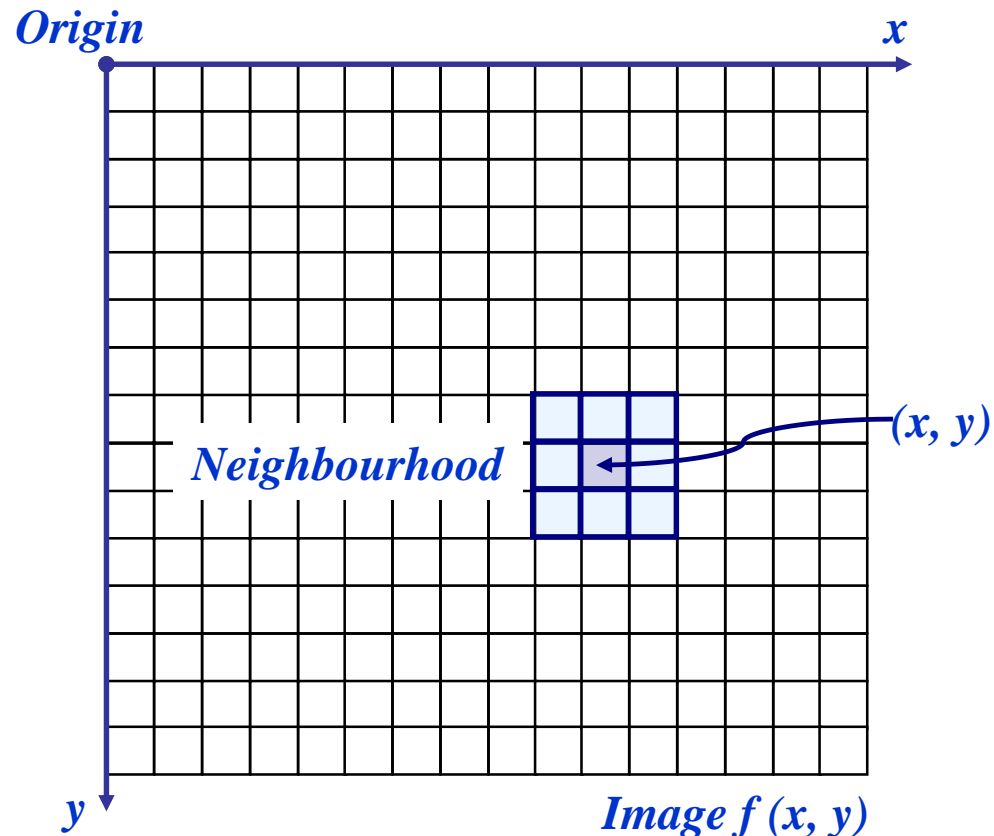
Γιώργος Σφήκας  
[sfikas@cs.uoi.gr](mailto:sfikas@cs.uoi.gr)

Σε αυτή τη διάλεξη θα εξετάσουμε τεχνικές χωρικού φιλτραρίσματος:

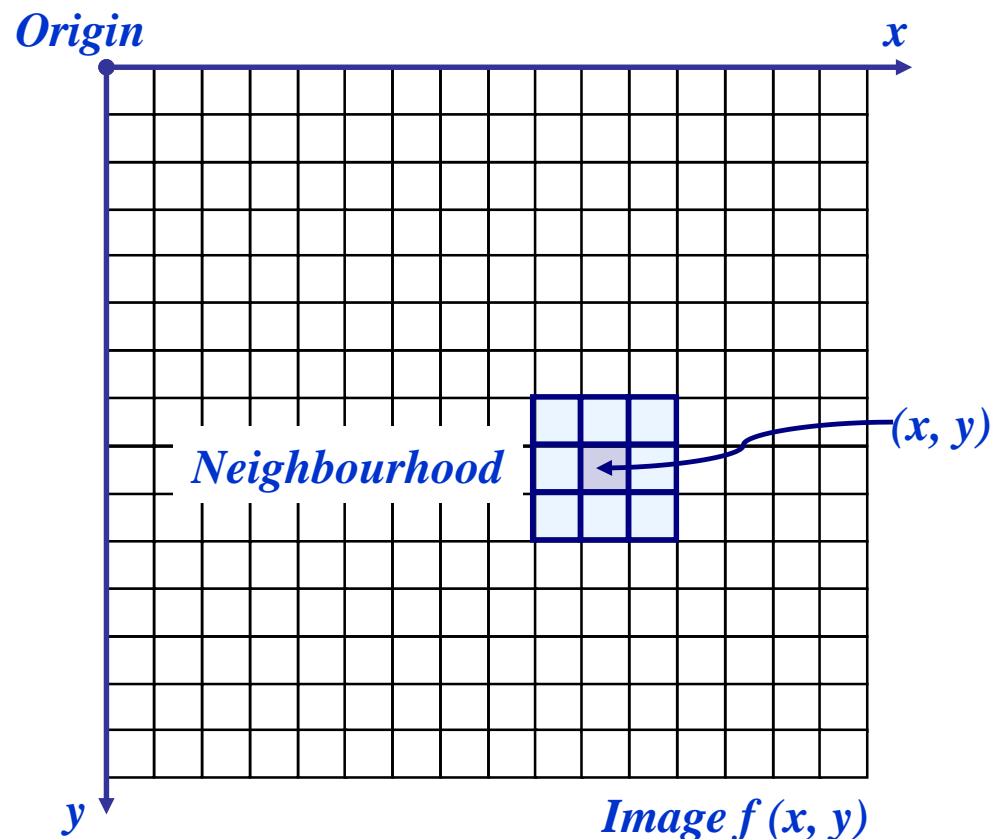
- Πράξεις γειτονιάς (neighbourhood operations)
- Τι είναι χωρικό φιλτράρισμα
- Πράξεις εξομάλυνσης (smoothing)
- Ακμές
- Συσχέτιση και συνέλιξη
- Φίλτρα όξυνσης
- Συνδυασμός τεχνικών φιλτραρίσματος

Οι πράξεις ή επεξεργασίες σε γειτονιά εφαρμόζονται στη βάση μιας γειτονιάς γύρω από το σημείο

Οι γειτονιές ορίζονται κατά κανόνα σαν ένα τετράγωνο γύρω από το εκάστοτε σημείο που επεξεργαζόμαστε



- Στην σημειακή επεξεργασία που εξετάσαμε σε προηγούμενη διάλεξη, η 'γειτονιά' της πράξης ήταν το ίδιο το σημείο
- Γενικά μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε οποιοδήποτε σχήμα και μέγεθος γειτονιάς



# Απλές πράξεις σε γειτονιά

Μερικές απλές πράξεις σε γειτονιά είναι οι εξής:

- **Min:** Θέτουμε την τιμή του εικονοστοιχείου ίση με την μικρότερη τιμή της γειτονιάς
- **Max:** Θέτουμε την τιμή του εικονοστοιχείου ίση με την μεγαλύτερη τιμή της γειτονιάς

Μερικές απλές πράξεις σε γειτονιά είναι οι εξής:

- **Average ή Mean:** Θέτουμε την τιμή του εικονοστοιχείου ίση με την μέση τιμή της γειτονιάς
- **Median:** Θέτουμε την τιμή του εικονοστοιχείου ίση με την ‘ενδιάμεση’ (ή ‘διάμεση’) τιμή
  - Στην πράξη, σε κάποιες περιπτώσεις ο median λειτουργεί καλύτερα από την μέση τιμή
  - Είναι πιο ‘robust’ / ανθεκτικό μέτρο

Παράδειγμα:

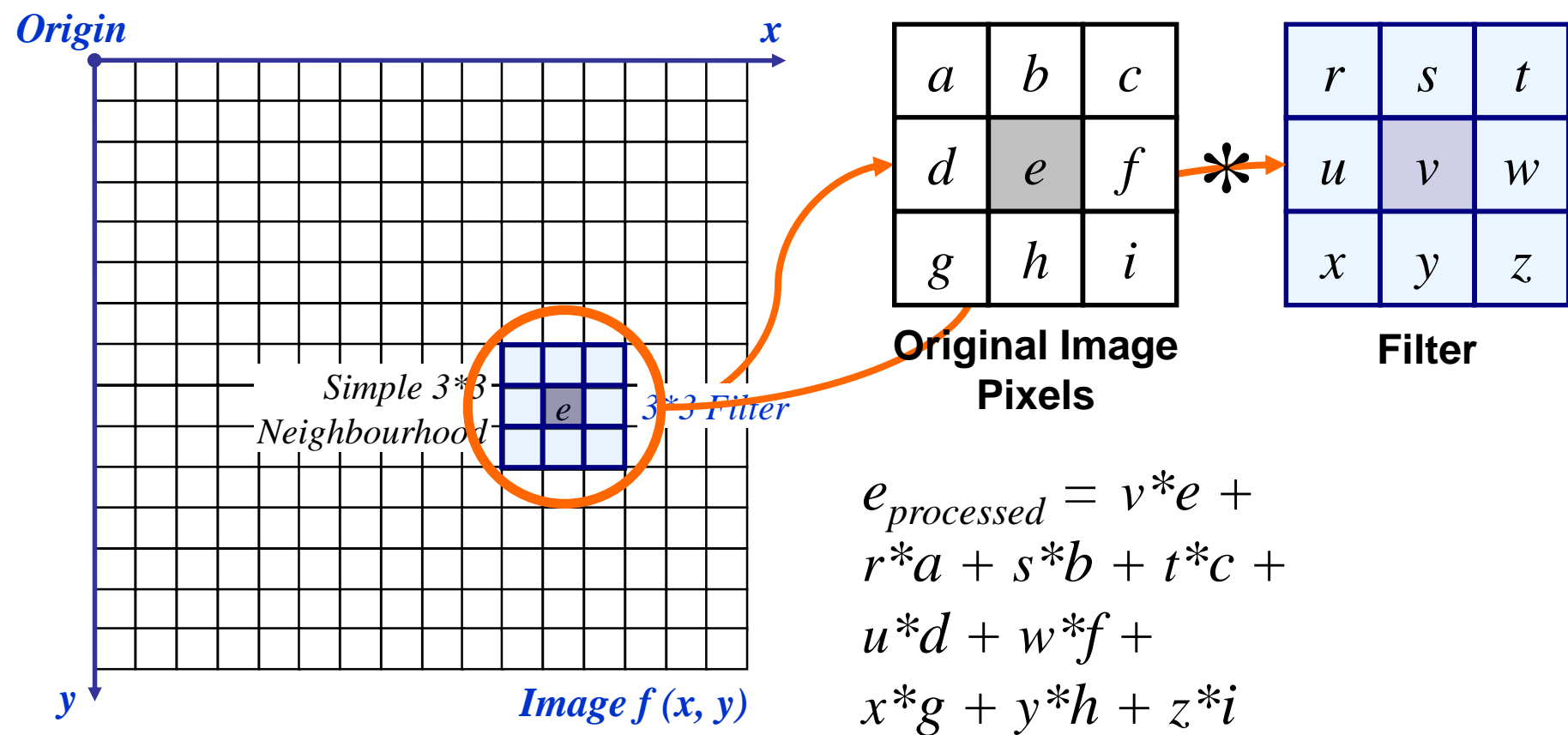
$$\text{Min}(1, 7, 15, 18, 24) = 1$$

$$\text{Max}(1, 7, 15, 18, 24) = 24$$

$$\text{Mean}(1, 7, 15, 18, 24) = 13$$

$$\text{Median}(1, 7, 15, 18, 24) = 15$$

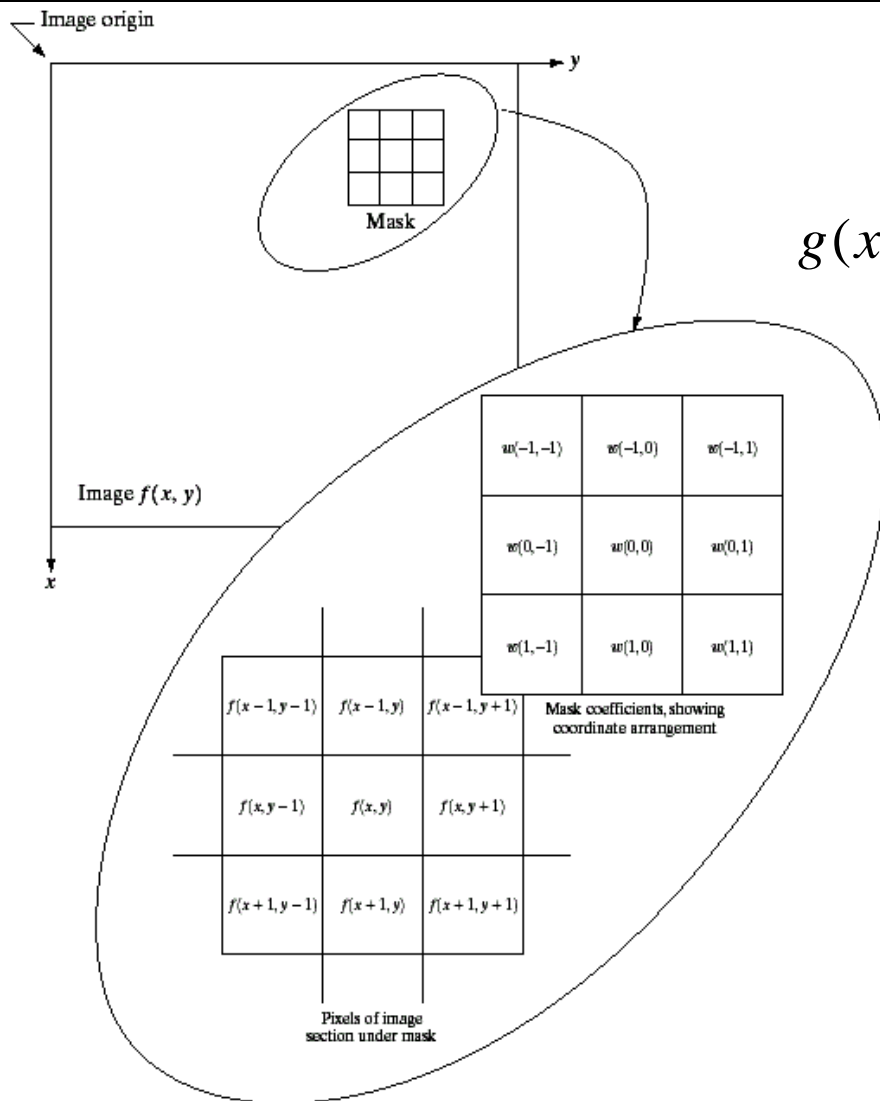
# Η διαδικασία χωρικού φιλτραρίσματος



Το παραπάνω επαναλαμβάνεται για όλα τα εικονοστοιχεία της αρχικής εικόνας, για να δώσει την εικόνα εξόδου ή φιλτραρισμένη εικόνα



# Χωρικό φιλτράρισμα: Κλειστός ΤΥΠΟΣ



$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t)$$

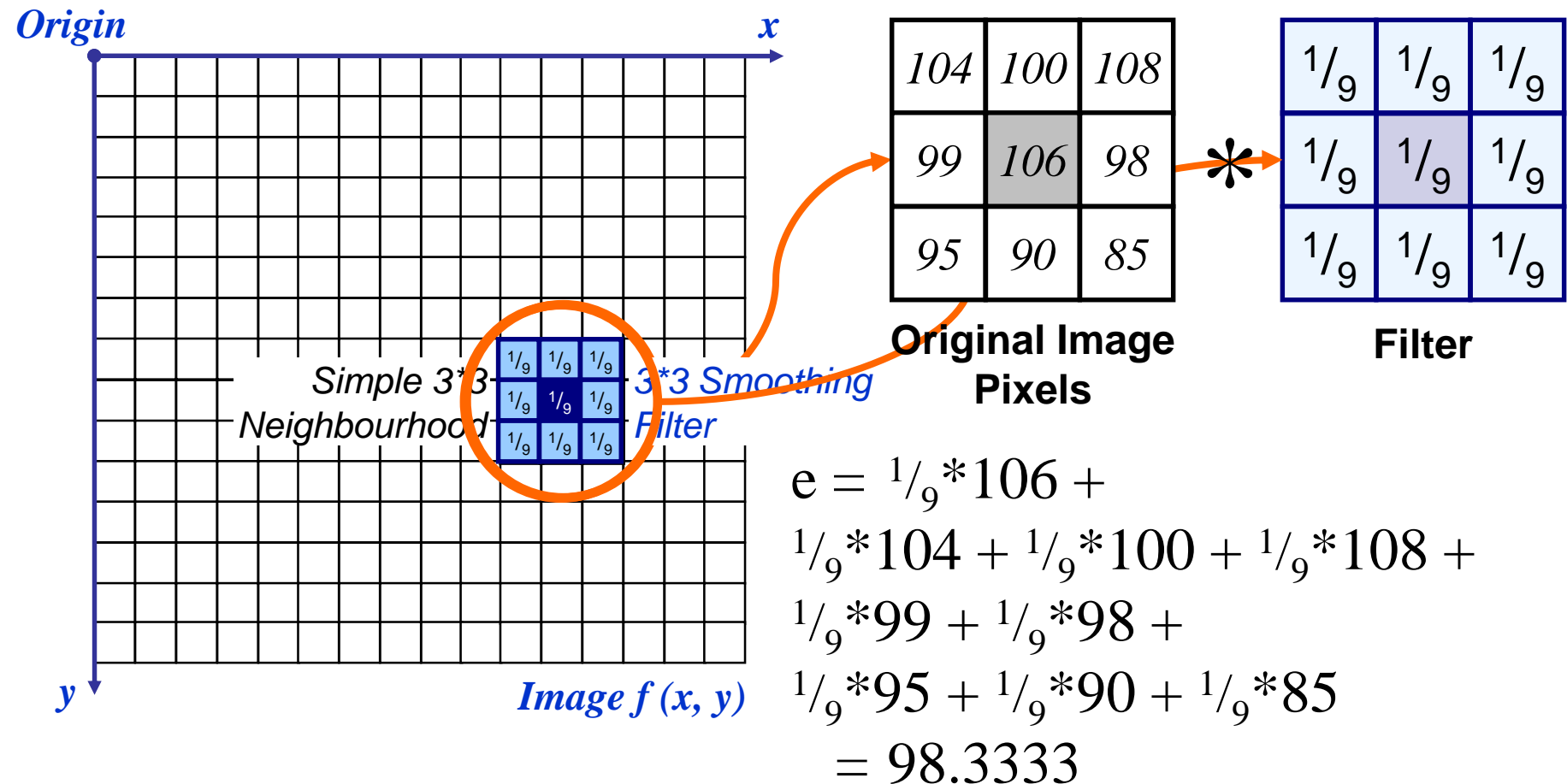
# Χωρικό φίλτρο εξομάλυνσης

- Μια από τις πιο απλές επεξεργασίες είναι η επεξεργασία εξομάλυνσης
  - Απλά παίρνουμε την μέση τιμή
  - Πολύ χρήσιμο για απομάκρυνση θορύβου

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} \\ \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} \\ \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} \\ \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} \\ \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} & \frac{1}{25} \end{bmatrix}$$

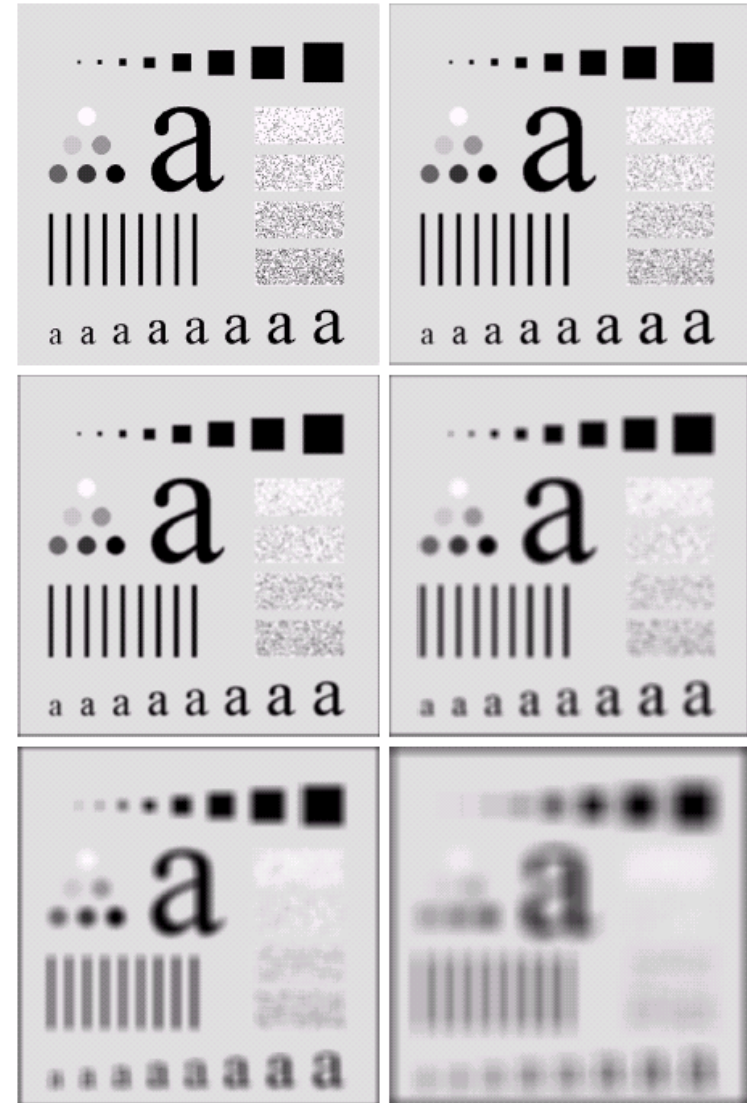
# Χωρικό φίλτρο εξομάλυνσης



Επαναλαμβάνουμε το παραπάνω για να παράγουμε την εξομαλυμένη εικόνα

# Παράδειγμα εξομάλυνσης εικόνας

- Η πρωτότυπο εικόνα, πάνω αριστερά
- Οι υπόλοιπες εικόνες είναι το αποτέλεσμα χρήσης φίλτρου εξομάλυνσης με διαφορετικό μέγεθος γειτονιάς
  - 3, 5, 9, 15 και 35
- Παρατηρήστε ότι όσο αυξάνουμε το μέγεθος της γειτονιάς, τόσο χάνονται οι λεπτομέρειες και θολώνει η εικόνα



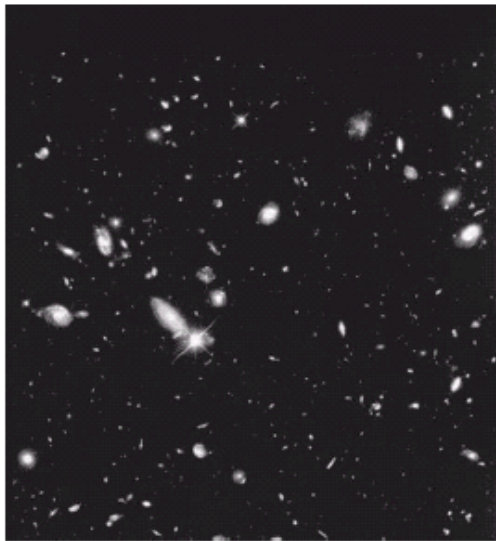
# Ζυγισμένα φίλτρα εξομάλυνσης (weighted smoothing filters)

- Χρησιμοποιώντας διαφορετικές τιμές για τα στοιχεία του φίλτρου, μπορούμε να κατασκευάσουμε πιο αποτελεσματικά φίλτρα
  - Σε αυτό το παράδειγμα, η τιμή κάθε στοιχείου εξαρτάται από την απόσταση από το κεντρικό σημείο
  - Ζυγισμένος μέσος

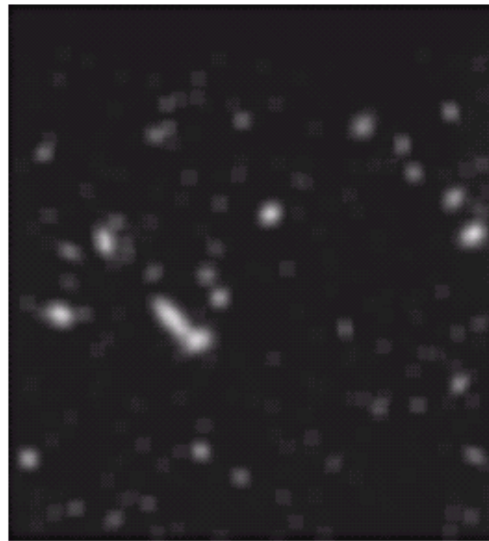
$1/16$	$2/16$	$1/16$
$2/16$	$4/16$	$2/16$
$1/16$	$2/16$	$1/16$

# Άλλο παράδειγμα εξομάλυνσης

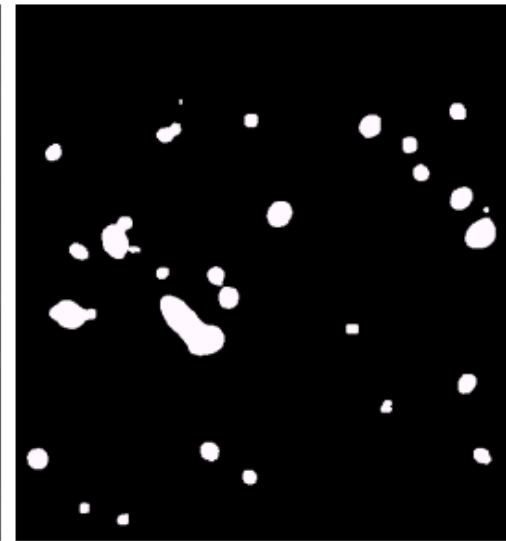
- Εξομαλύνοντας την εικόνα 'σβήνουμε' τις μικρότερες λεπτομέρειες
- Αναδεικνύουμε τα υπόλοιπα στοιχεία με μια κατωφλίωση



Original Image

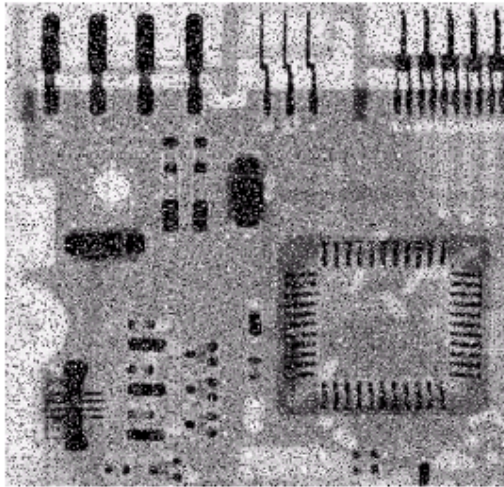


Smoothed Image

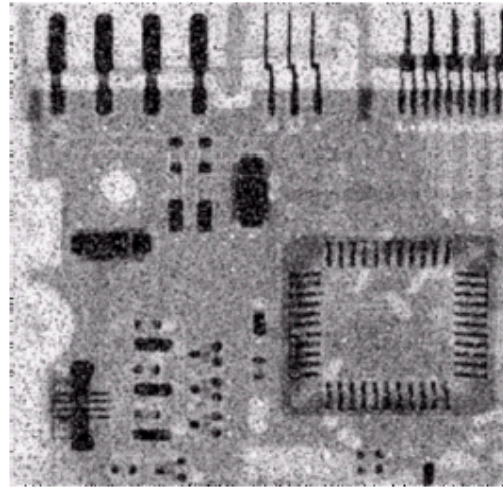


Thresholded Image

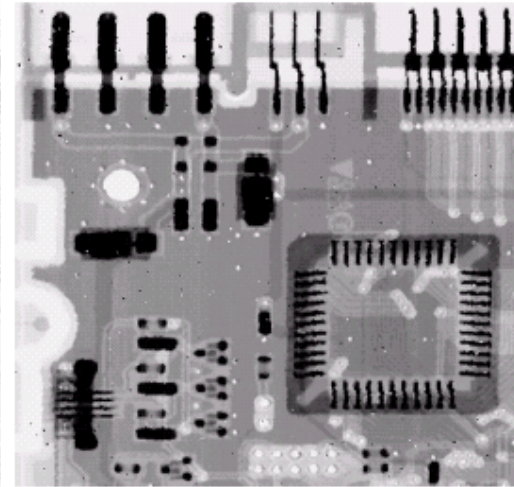
# Φίλτρο μέσου και Φίλτρο διάμεσου



Αρχική εικόνα



Εφαρμογή φίλτρου  
μέσου (mean)



Εφαρμογή φίλτρου  
διάμεσου (median)

- Σε κάποιες περιπτώσεις όπου το ζητούμενο είναι η απομάκρυνση θορύβου, το median φίλτρο δίνει καλύτερο οπτικό αποτέλεσμα από το φίλτρο μέσου

# Η χωρική εξομάλυνση σαν εκτίμηση τιμών

- Η χωρική εξομάλυνση μπορεί να ειδωθεί σαν μια διαδικασία εκτίμησης της τιμής ενός εικονοστοιχείου με βάση τις τιμές της γειτονιάς.
- Ποια είναι η τιμή που προσεγγίζει ‘καλύτερα’ αυτή την τιμή;
- Εξαρτάται από το πως ορίζουμε το ‘καλύτερα’
  - Προχωρούμε διατυπώνοντας ένα σαφές κριτήριο



Ένα τέτοιο κριτήριο είναι το άθροισμα των διαφορών των τετραγώνων.

$$E = \sum_{i=1}^N [x(i) - m]^2 \Leftrightarrow m = \arg \min_m \left\{ \sum_{i=1}^N [x(i) - m]^2 \right\}$$

$$\frac{\partial E}{\partial m} = 0 \Leftrightarrow -2 \sum_{i=1}^N (x(i) - m) = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^N x(i) = \sum_{i=1}^N m$$

$$\Leftrightarrow \sum_{i=1}^N x(i) = Nm \Leftrightarrow m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \quad \text{Η μέση τιμή}$$

Ένα άλλο κριτήριο είναι το άθροισμα των απόλυτων διαφορών.

$$E = \sum_{i=1}^N |x(i) - m| \quad \Leftrightarrow m = \arg \min_m \left\{ \sum_{i=1}^N |x(i) - m| \right\}$$

$$\frac{\partial E}{\partial m} = 0 \Leftrightarrow -\sum_{i=1}^N \operatorname{sgn}(x(i) - m) = 0, \quad \operatorname{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$$

Η βέλτιστη τιμή αντιστοιχεί σε ισάριθμες θετικές και αρνητικές τιμές

$$m = \operatorname{median}\{x(i)\}$$

- Το median φίλτρο (φίλτρο διάμεσου) είναι μη-γραμμικό:  
$$\text{median}\{x + y\} \neq \text{median}\{x\} + \text{median}\{y\}$$
- Δουλεύει καλά για κρουστικό θόρυβο (*salt and pepper*)
- Απαιτεί σορτάρισμα των τιμών εισόδου.
- Διατηρεί τις ακμές καλύτερα όταν έχουμε κρουστικό θόρυβο.
- Είναι ανθεκτικό στον κρουστικό θόρυβο μέχρι ένταση 50%.

# Κρουστικός θόρυβος και διατήρηση ακμών: Παράδειγμα

Καθαρό  
σήμα

x[n]	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2
------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

↓  
ακμή

+Κρουστικός  
θόρυβος

x[n]	1	3	1	1	1	2	3	2	2	3
------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Median  
(N=3)

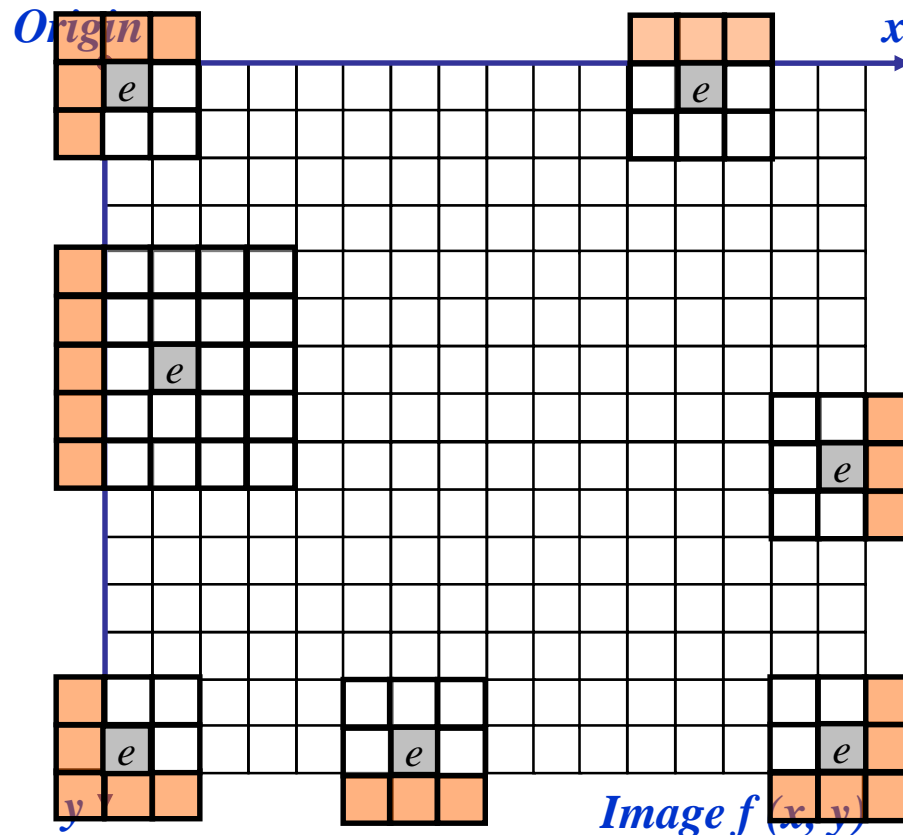
x[n]	-	1	1	1	1	2	2	2	2	-
------	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Average  
(N=3)

x[n]	-	1.7	1.7	1	1.3	2	2.3	2.3	2.2	-
------	---	-----	-----	---	-----	---	-----	-----	-----	---

Η ακμή εξομαλύνθηκε

Στα όρια ή κοντά στα όρια της εικόνας έχουμε πρόβλημα: Λείπουν pixels γειτονιάς

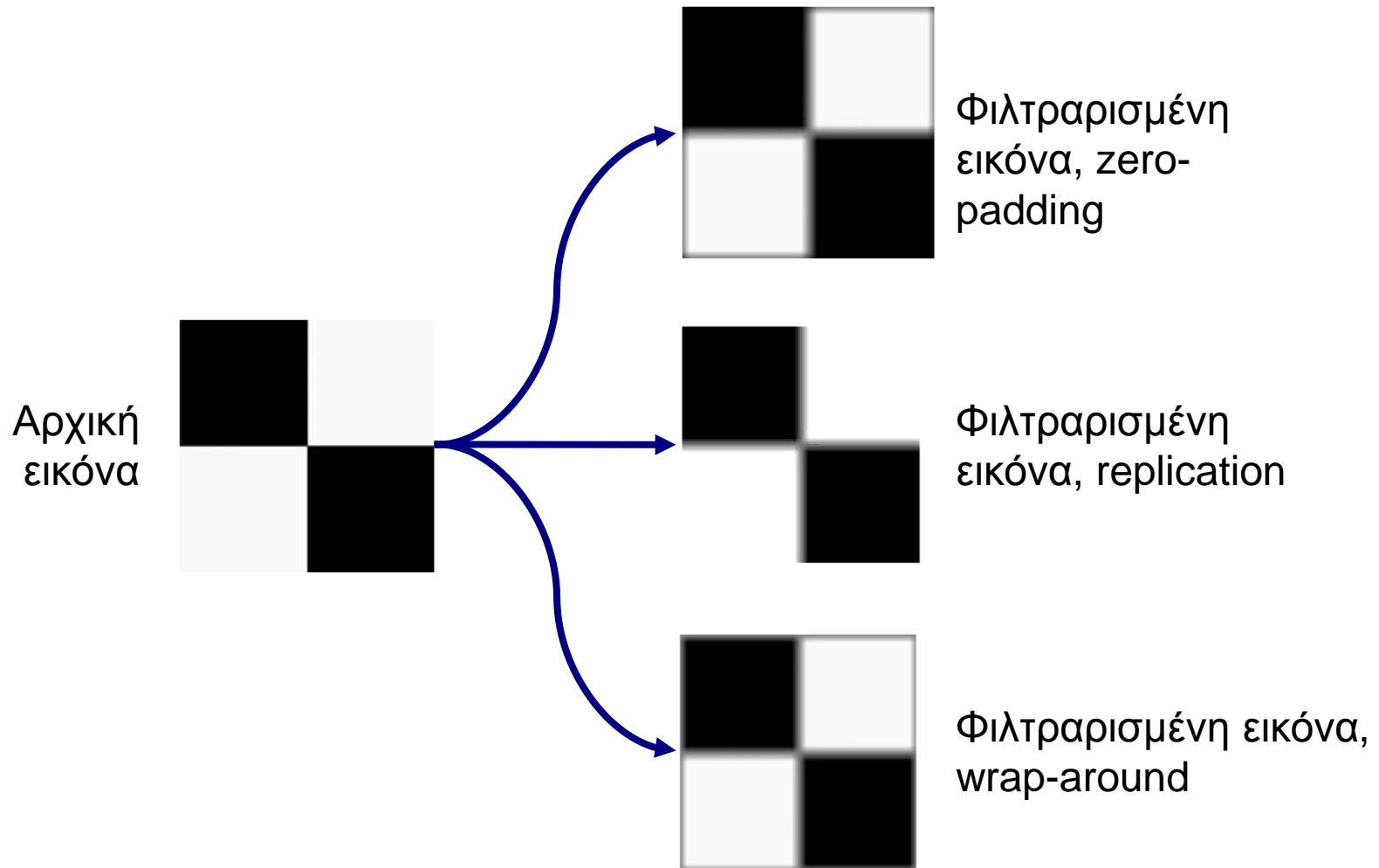


Υπάρχουν διάφορες εναλλακτικές για να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα:

- Παραλείπουμε τα pixels που λείπουν
  - Δεν δουλεύει για όλα τα φίλτρα
  - Μπορεί να χρειαστεί να γράψουμε παραπάνω κώδικα, ή/και να επιβραδυνθεί η όλη επεξεργασία

Υπάρχουν διάφορες εναλλακτικές για να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα:

- Χρήση ‘padding’
  - Τυπικά με άσπρα ή μαύρα pixels
- Αντιγραφή των οριακών pixels (replication)
- Περικοπή της εικόνας (truncation)
- Αντιγραφή των pixel της άλλης πλευράς (wrap around)
  - Μπορεί να δημιουργήσει ‘περίεργα’ αποτελέσματα (artifacts)





- Το φιλτράρισμα που είδαμε αναφέρεται και σαν συσχέτιση (correlation)
- Το ίδιο το φίλτρο αναφέρεται σαν πυρήνας συσχέτισης (correlation kernel)
- Η συνέλιξη (convolution) είναι εντελώς αντίστοιχη διαδικασία, με μια μικρή διαφορά: πρώτα παίρνουμε το κατοπτρικό του αρχικού φίλτρου, και προχωρούμε όπως με την συσχέτιση

$a$	$b$	$c$
$d$	$e$	$f$
$g$	$h$	$i$

**Original Image**  
**Pixels**

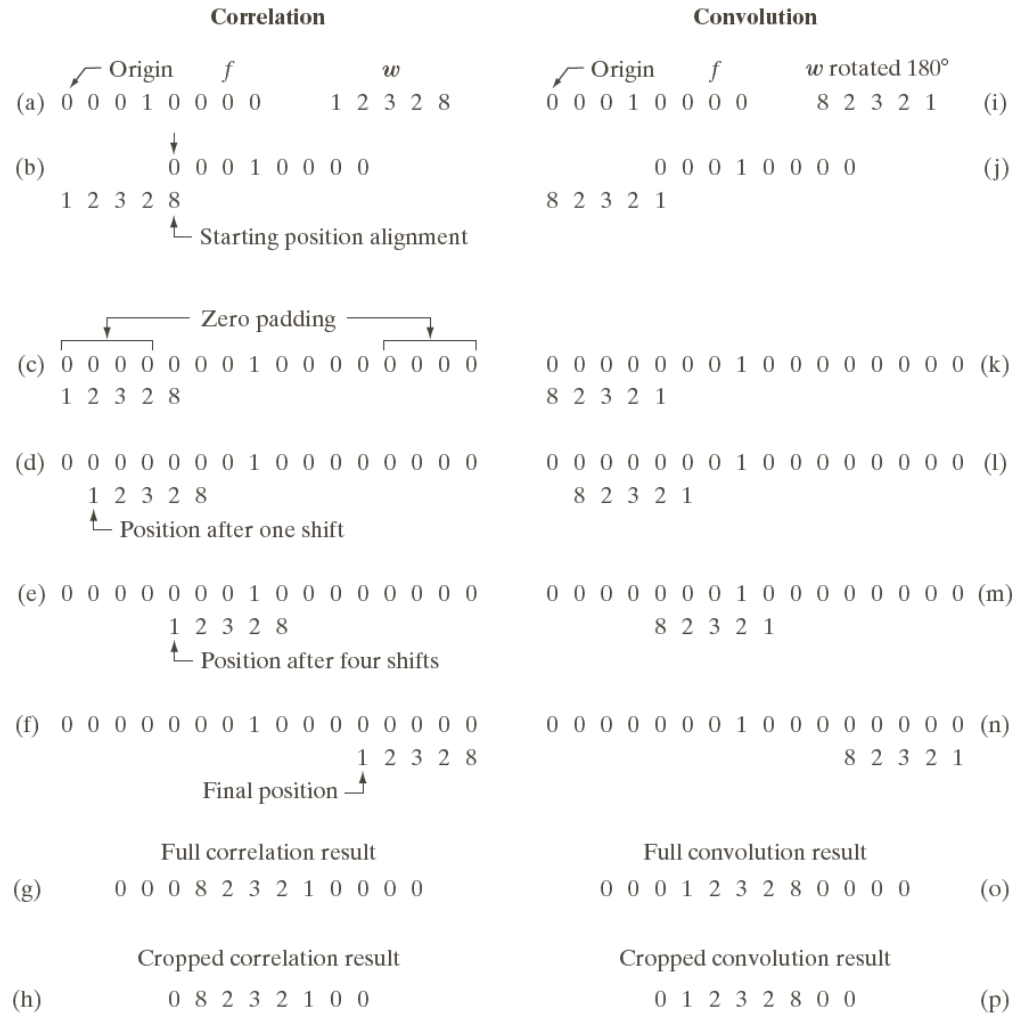
$*$

$r$	$s$	$t$
$u$	$v$	$w$
$x$	$y$	$z$

**Filter**

$$e_{processed} = v * e + z * a + y * b + x * c + w * d + u * f + t * g + s * h + r * i$$

- Για συμμετρικά φίλτρα, συνέλιξη = συσχέτιση



**FIGURE 3.29** Illustration of 1-D correlation and convolution of a filter with a discrete unit impulse. Note that correlation and convolution are functions of *displacement*.

Γ.Σφήκας – Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (ΜΥΕ037)

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

Έστω  $f$  η παρατήρηση μιας εικόνας  $f_0$  στην οποία έχει προστεθεί θόρυβος  $w$ :

$$f = f_0 + w$$

Όπου για τον θόρυβο ισχύει  $E[w(n)] = 0$ , και είναι μη-συσχετισμένος (λευκός):

$$E[w(m)w(n)] = \begin{cases} \sigma^2, & m = n \\ 0, & m \neq n \end{cases}$$

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

Έστω ότι εφαρμόζουμε ένα φίλτρο εξομάλυνσης  $h$ .  
Μπορούμε αναπαραστήσουμε την διαδικασία σαν  
συνέλιξη με το φίλτρο

$$g = h * f = h * (f_0 + w) = h * f_0 + h * w$$

Αναμενόμενη τιμή αποτελέσματος:

$$\begin{aligned} E[g] &= E[h * f_0] + E[h * w] = h * f_0 + h * E[w] \\ &= h * f_0 + h * 0 = h * f_0 \end{aligned}$$

Ο θόρυβος έχει απομακρυνθεί στην έξοδο

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

Ας δούμε τι συμβαίνει με την διακύμανση του  $g$ ?

$$\text{Έστω } g = h * f_0 + h * w = \overline{f_0} + \overline{w}$$

Όπου η οριζόντια γραμμή αναπαριστά τις  
φιλτραρισμένες εκδοχές των  $f_0$ ,  $w$

$$\begin{aligned}\sigma_g^2 &= E[g^2] - (E[g])^2 = E[(\overline{f_0} + \overline{w})^2] - (\overline{f_0})^2 \\ &= E[(\overline{f_0})^2 + (\overline{w})^2 + 2\overline{f_0}\overline{w}] - (\overline{f_0})^2 \\ &= E[(\overline{w})^2] + 2E[\overline{f_0}]E[\overline{w}] = E[(\overline{w})^2]\end{aligned}$$

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

Θεωρώντας ότι το  $h$  είναι φίλτρο μέσου, έχουμε για το pixel  $n$ :

$$\bar{w}(n) = (h * w)(n) = \frac{1}{N} \sum_{k \in \Gamma(n)} w(k)$$

Επομένως,

$$E[(\bar{w}(n))^2] = E\left[\left(\frac{1}{N} \sum_{k \in \Gamma(n)} w(k)\right)^2\right]$$

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

$$E \left[ \left( \frac{1}{N} \sum_{k \in \Gamma(n)} w(k) \right)^2 \right]$$

$$= \frac{1}{N^2} \sum_{k \in \Gamma(n)} E \left[ \{w(k)\}^2 \right]$$

$$+ \frac{2}{N^2} \sum_{l \in \Gamma(n)} \sum_{\substack{m \in \Gamma(n) \\ m \neq l}} E[w(n-l)w(n-m)]$$



# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

$$\frac{1}{N^2} \sum_{k \in \Gamma(n)} E \left[ \{w(k)\}^2 \right] = \frac{1}{N^2} \sum_{k \in \Gamma(n)} \sigma^2$$

Και από υπόθεση λευκού θορύβου:

$$+ \frac{2}{N^2} \sum_{l \in \Gamma(n)} \sum_{\substack{m \in \Gamma(n) \\ m \neq l}} E[w(n-l)w(n-m)] = 0$$

# Αποτέλεσμα εξομάλυνσης για λευκό θόρυβο

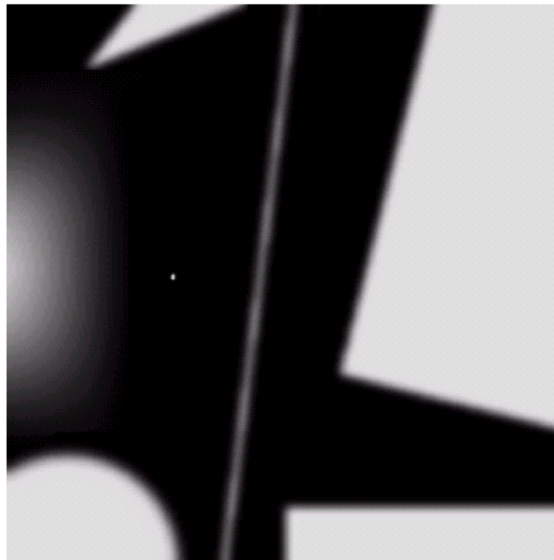
Αντικαθιστώντας στον αρχικό τύπο έχουμε:

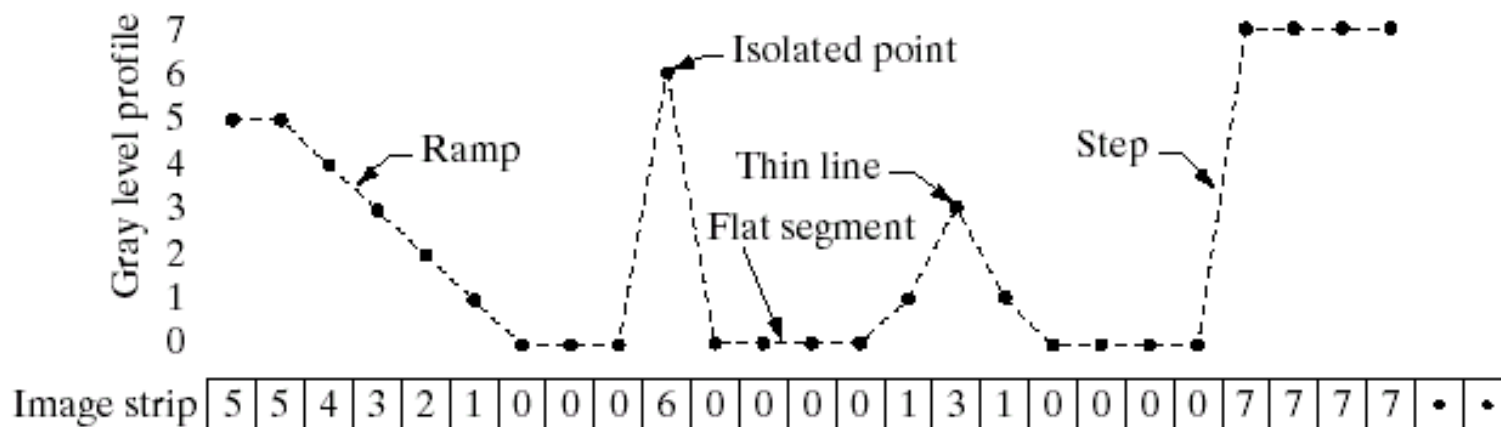
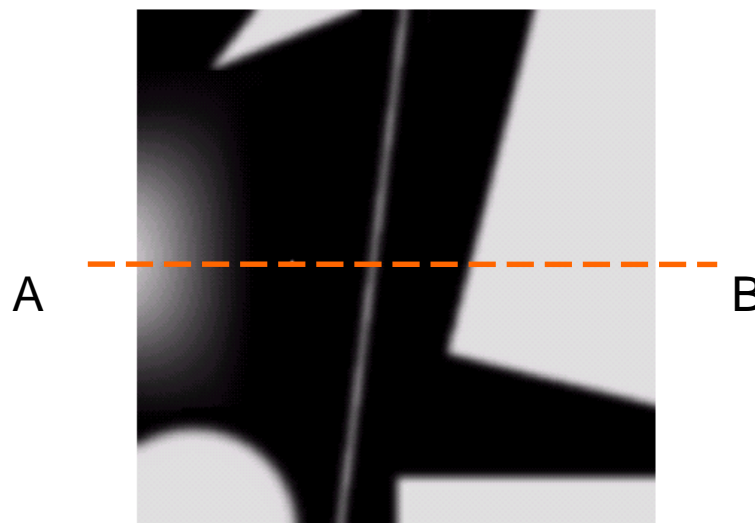
$$\begin{aligned}\sigma_g^2 &= E \left[ \left( \frac{1}{N} \sum_{k \in \Gamma(n)} w(k) \right)^2 \right] = \frac{1}{N^2} \sum_{k \in \Gamma(n)} \sigma^2 \\ &= \frac{1}{N^2} N \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{N}\end{aligned}$$

- Η επίδραση του θορύβου ελαττώνεται .
- ✗ Δυστυχώς μαζί με τον θόρυβο πετάμε και τις ακμές

- Προηγουμένως είδαμε φίλτρα εξομάλυνσης που απομακρύνουν τις λεπτομέρειες
- Τα φίλτρα όξυνσης (*sharpening filters*) πραγματοποιούν το αντίθετο
  - Αντιστροφή της θόλωσης (deblurring)
  - Εντείνουμε τις ακμές
- Τα φίλτρα όξυνσης βασίζονται στην χωρική διαφόριση

- Θέλουμε να μετρήσουμε τον ρυθμό αλλαγής
- Θεωρούμε ένα παράδειγμα σε 1D





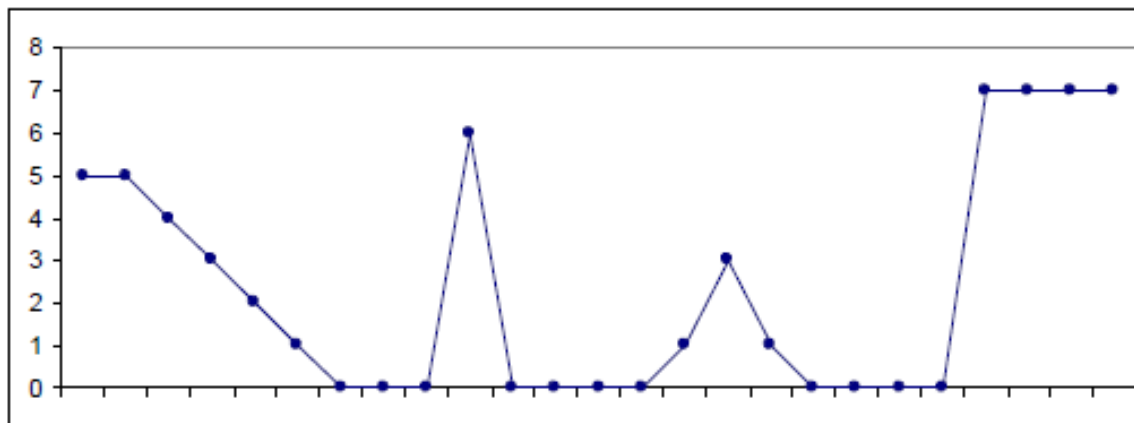
# Χαρακτηριστικά φίλτρων διαφόρισης

- Φίλτρο εξόδου πρώτης παραγωγού
  - Μηδέν σε σταθερές εντάσεις
  - Μη-μηδέν στην αρχή ενός βήματος ή ράμπας
  - Μη-μηδέν κατά μήκος μιας ράμπας
- Φίλτρο εξόδου δεύτερης παραγωγού
  - Μηδέν σε σταθερές εντάσεις
  - Μη-μηδέν στην αρχή ενός βήματος ή ράμπας
  - Μηδέν σε ράμπες σταθερής κλίσης

- Διακριτή προσέγγιση της πρώτης παραγώγου

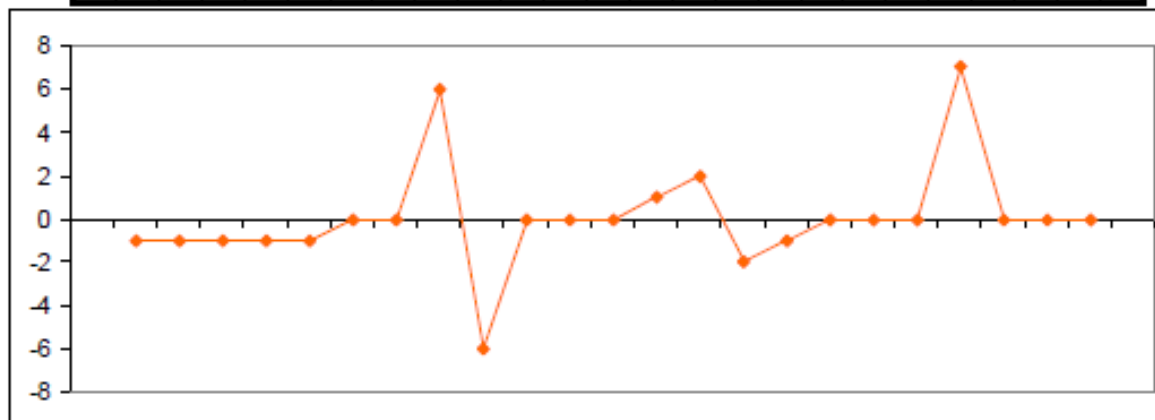
$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x)$$

- Είναι απλά η διαφορά μεταξύ συνεχόμενων τιμών



5	5	4	3	2	1	0	0	0	6	0	0	0	0	1	3	1	0	0	0	0	7	7	7	7
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	6	-6	0	0	0	1	2	-2	-1	0	0	0	7	0	0	0
--	---	----	----	----	----	----	---	---	---	----	---	---	---	---	---	----	----	---	---	---	---	---	---	---





- Η παράγωγος της εικόνας:  $\nabla f = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$

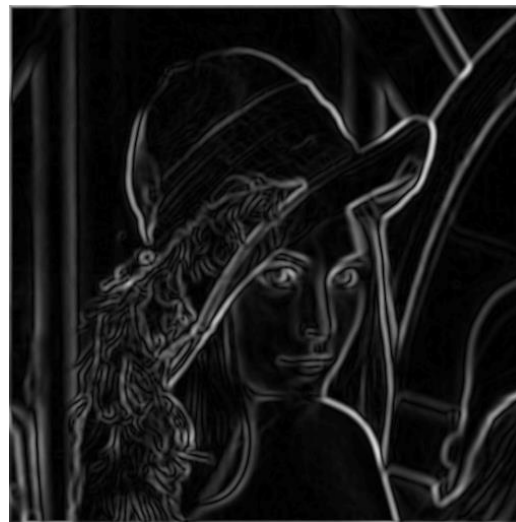
- $\nabla f = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, 0 \right]$ 
 $\nabla f = \left[ 0, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$ 
 $\nabla f = \left[ \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$

Η παράγωγος ‘δείχνει’ στην κατεύθυνση που η ένταση αυξάνεται πιο γρήγορα

Gradient direction  $\theta = \tan^{-1} \left( \frac{\partial f}{\partial y} / \frac{\partial f}{\partial x} \right)$

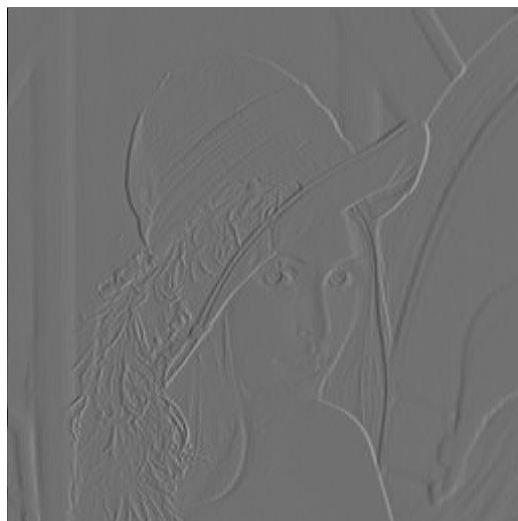
Η ένταση της ακμής (edge strength) δίνεται από το μέτρο της παραγώγου

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$



$$\|\nabla f\|$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}$$

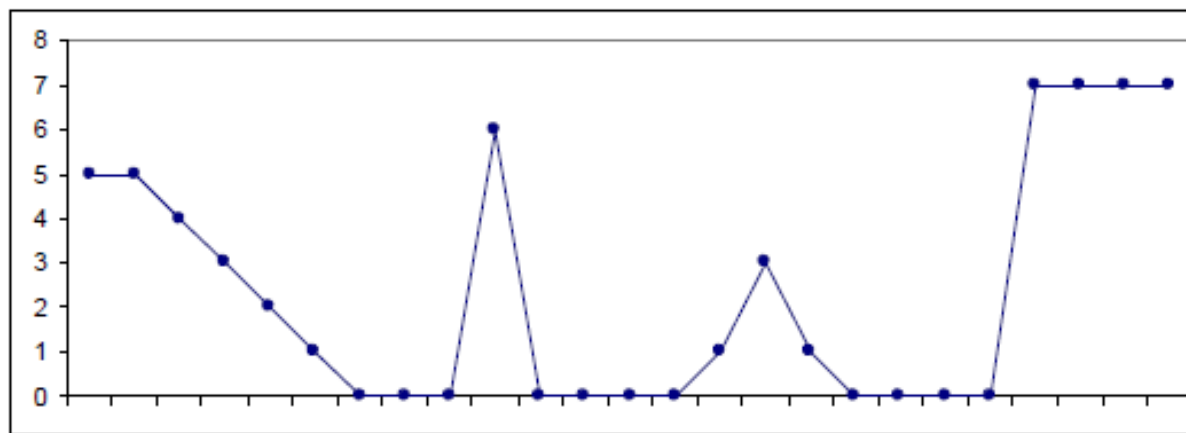


$$\frac{\partial f}{\partial y}$$



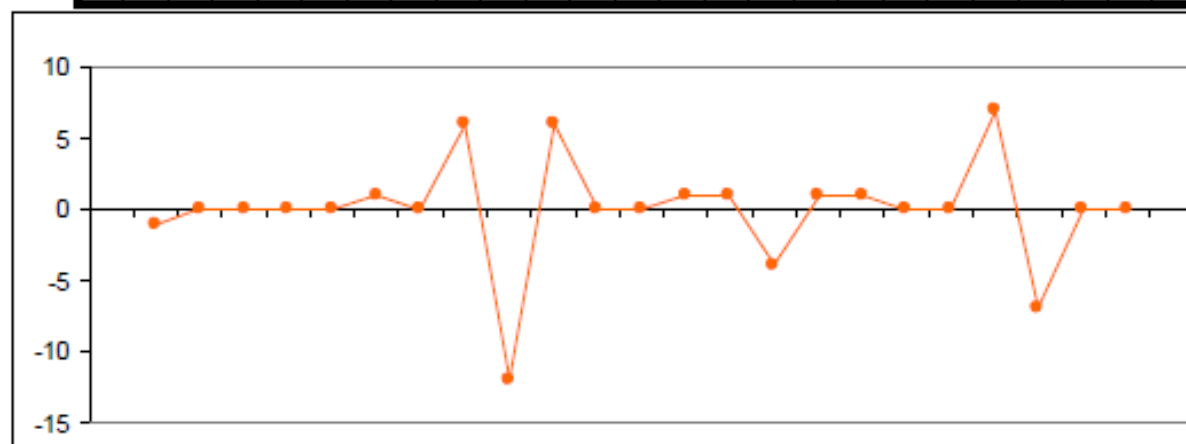
- Διακριτή προσέγγιση της 2<sup>ης</sup> παραγώγου:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} = f(x-1) - 2f(x) + f(x+1)$$



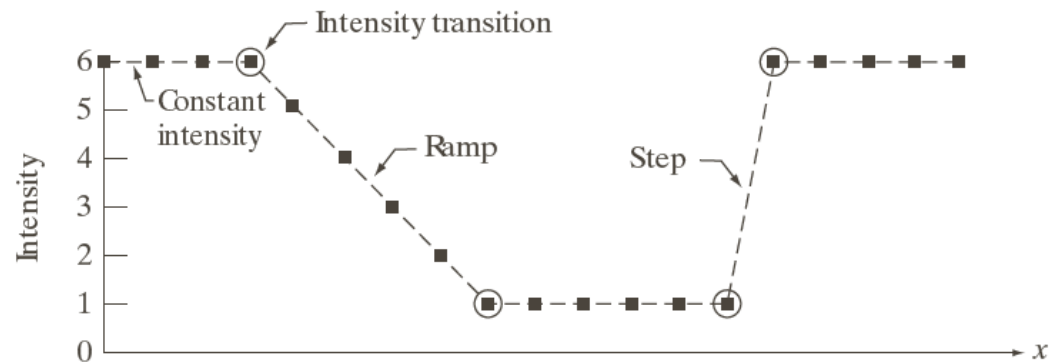
5	5	4	3	2	1	0	0	0	6	0	0	0	0	1	3	1	0	0	0	0	7	7	7	7
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

-1	0	0	0	0	1	0	6	-12	6	0	0	1	1	-4	1	1	0	0	7	-7	0	0
----	---	---	---	---	---	---	---	-----	---	---	---	---	---	----	---	---	---	---	---	----	---	---

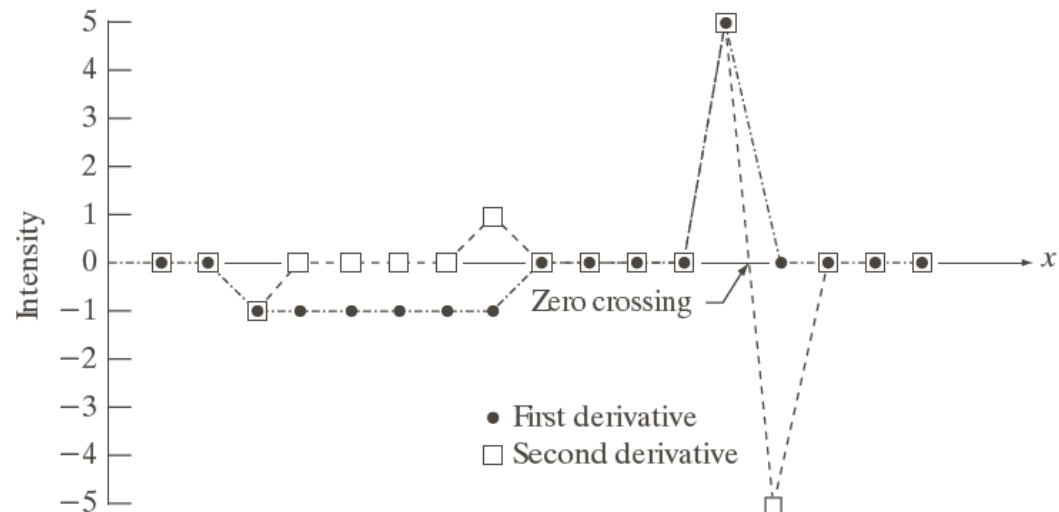


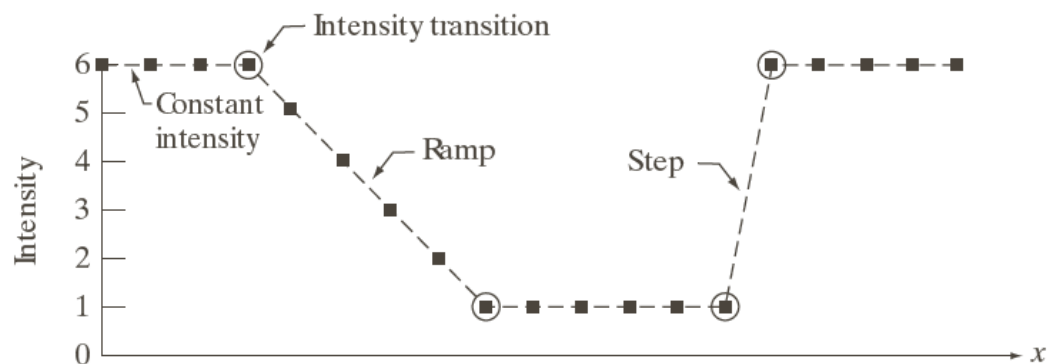
# Χρησιμοποιώντας 2<sup>ες</sup> παραγώγους για βελτίωση εικόνας

- Οι ακμές εικόνων συμπεριφέρονται συνήθως σαν τις ‘ράμπες’ που εξετάσαμε
  - Η 1<sup>η</sup> παράγωγος είναι σταθερή και παράγει παχιές ζώνες στις ακμές
  - Η 2<sup>η</sup> παράγωγος δίνει μη μηδενική απόκριση μόνο στην αρχή και το τέλος της ακμής, ενώ στο ενδιάμεσο είναι μηδέν

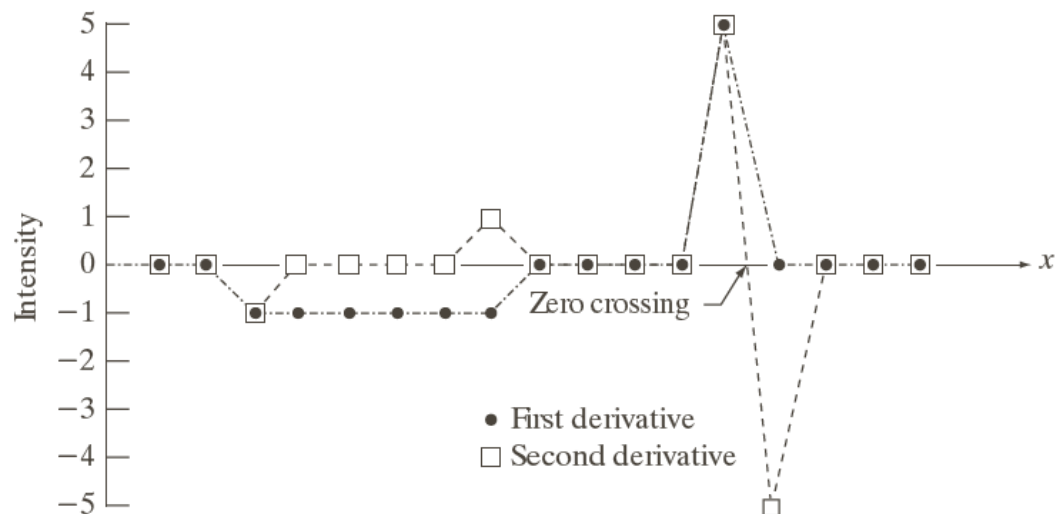


Scan line	6	6	6	6	5	4	3	2	1	1	1	1	1	1	6	6	6	6	6	$x$
1st derivative	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	
2nd derivative	0	0	0	-1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	5	-5	0	0	0	





Scan line	6	6	6	6	5	4	3	2	1	1	1	1	1	1	6	6	6	6	6
1st derivative	0	0	0	-1	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0
2nd derivative	0	0	0	-1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	5	-5	0	0	0



# Χρησιμοποιώντας 2<sup>ες</sup> παραγώγους για βελτίωση εικόνας

- Ένα τυπικό φίλτρο όξυνσης είναι το **Λαπλασιανό φίλτρο (Laplacian)**
  - Ισοτροπικό – *Ιδιότητα της ισοτροπικότητας*
    - ‘Rotation invariant’: Αν περιστρέψουμε μια εικόνα και εφαρμόσουμε το φίλτρο, θα πάρουμε ίδιο αποτέλεσμα με την περίπτωση που εφαρμόσουμε το φίλτρο και μετά περιστρέψουμε την εικόνα
    - Με άλλα λόγια, η Λαπλασιανή μιας περιστραμμένης εικόνας είναι η περιστραμμένη Λαπλασιανή της αρχικής εικόνας

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y}$$



$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y}$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 y} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

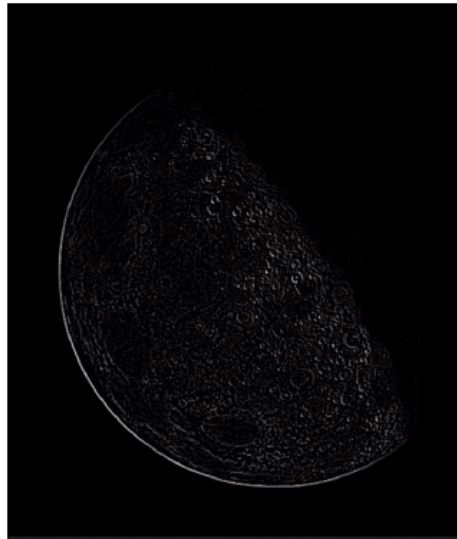
$$\begin{aligned}\nabla^2 f &= -4f(x, y) \\ &+ f(x+1, y) + f(x-1, y) \\ &+ f(x, y+1) + f(x, y-1)\end{aligned}$$

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

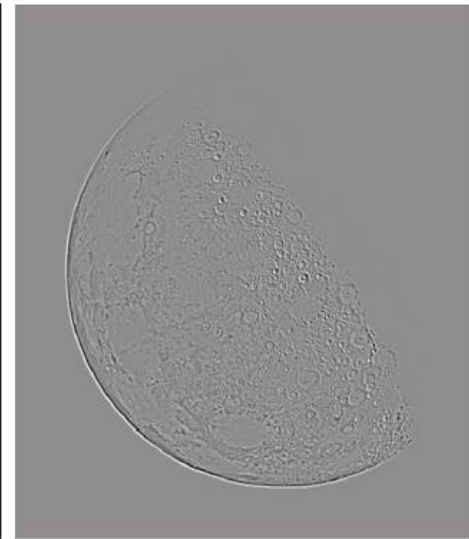
- Εφαρμόζοντας την Λαπλασιανή παίρνουμε μια νέα εικόνα στην οποία είναι οξυμένες οι ακμές και άλλες ασυνέχειες



Original  
Image



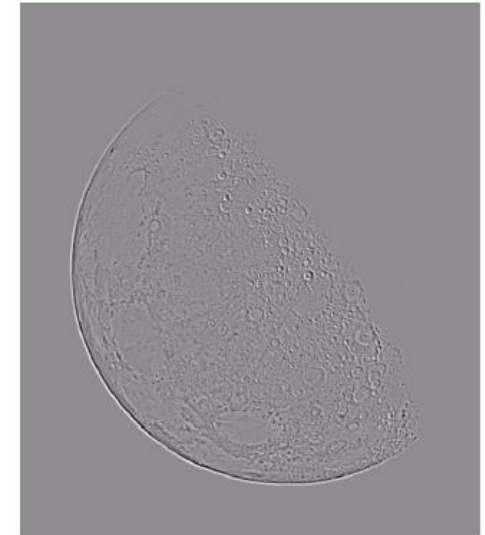
Laplacian  
Filtered Image



Laplacian  
Filtered Image  
Scaled for Display

# Βελτίωση εικόνας με την Λαπλασιανή

- Το άμεσο αποτέλεσμα του Λαπλασιανού φίλτρου – η Λαπλασιανή - δεν είναι μια βελτιωμένη εικόνα
- Χρειαζόμαστε ακόμα ένα βήμα για να έχουμε μια βελτιωμένη εικόνα
- Αφαιρούμε την φιλτραρισμένη εικόνα από την αρχική



Laplacian  
Filtered Image  
Scaled for Display

$$g(x, y) = f(x, y) - \nabla^2 f$$

# Βελτίωση εικόνας με την Λαπλασιανή



Original  
Image

-



Laplacian  
Filtered Image

=



Sharpened  
Image

- Στην τελική, οξυμένη εικόνα, οι ακμές και η λεπτομέρεια είναι πιο καθαρές, έχουν ενταθεί

# Βελτίωση εικόνας με την Λαπλασιανή

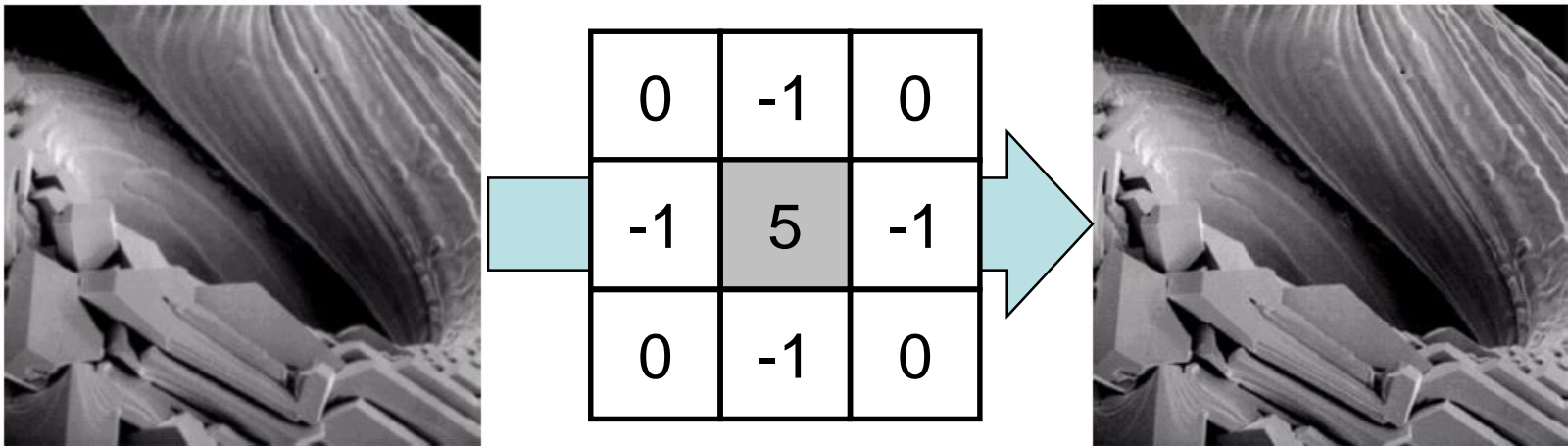


- Όλη η διαδικασία μπορεί να συνδυαστεί και να εκφραστεί σαν ένα απλό φιλτράρισμα :

$$\begin{aligned} g(x, y) &= f(x, y) - \nabla^2 f \\ &= 5f(x, y) - f(x+1, y) - f(x-1, y) \\ &\quad - f(x, y+1) - f(x, y-1) \end{aligned}$$

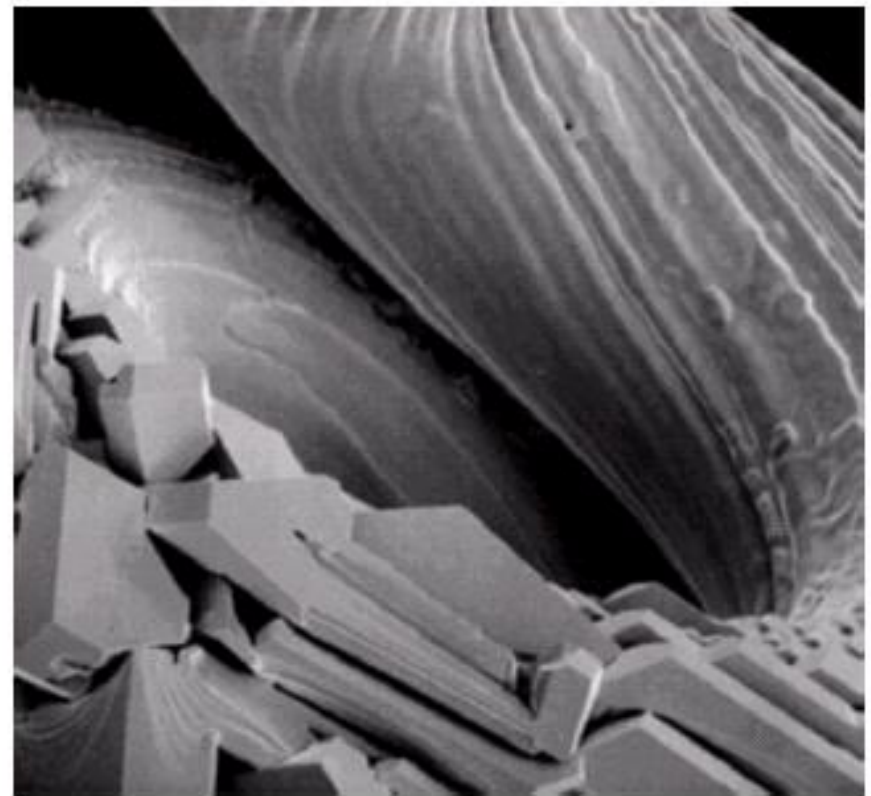
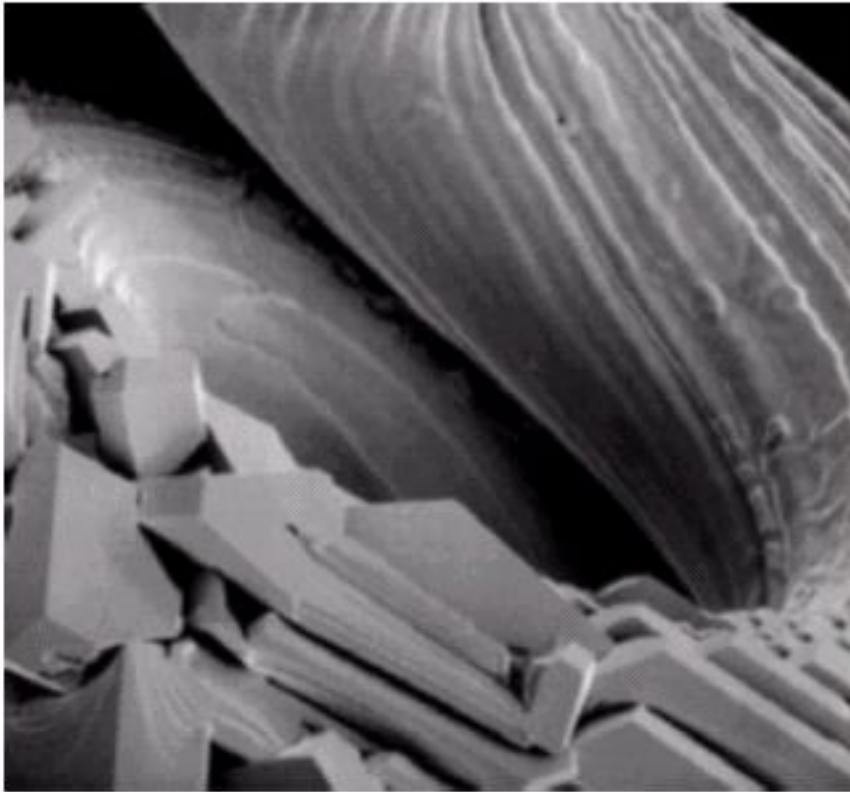
# Βελτίωση εικόνας με την Λαπλασιανή

- Έτσι παίρνουμε ένα νέο γραμμικό φίλτρο συνέλιξης





# Βελτίωση εικόνας με την Λαπλασιανή



# Παραλλαγές της απλής Λαπλασιανής

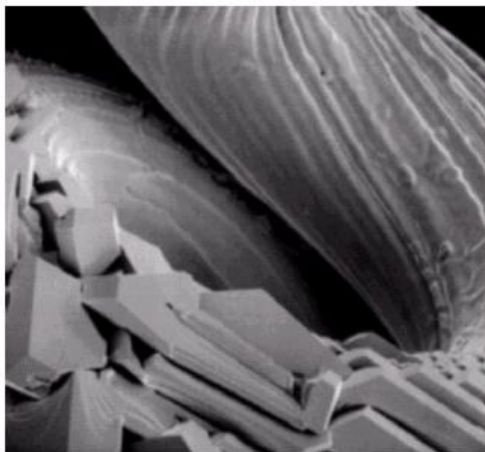
- Υπάρχουν διάφορες παραλλαγές της Λαπλασιανής:

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

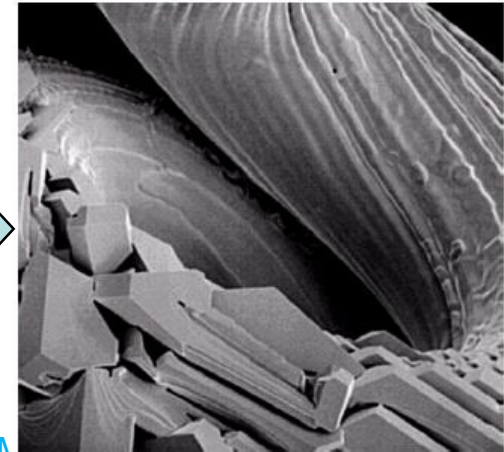
Standard  
Laplacian

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

Variant of  
Laplacian



-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1



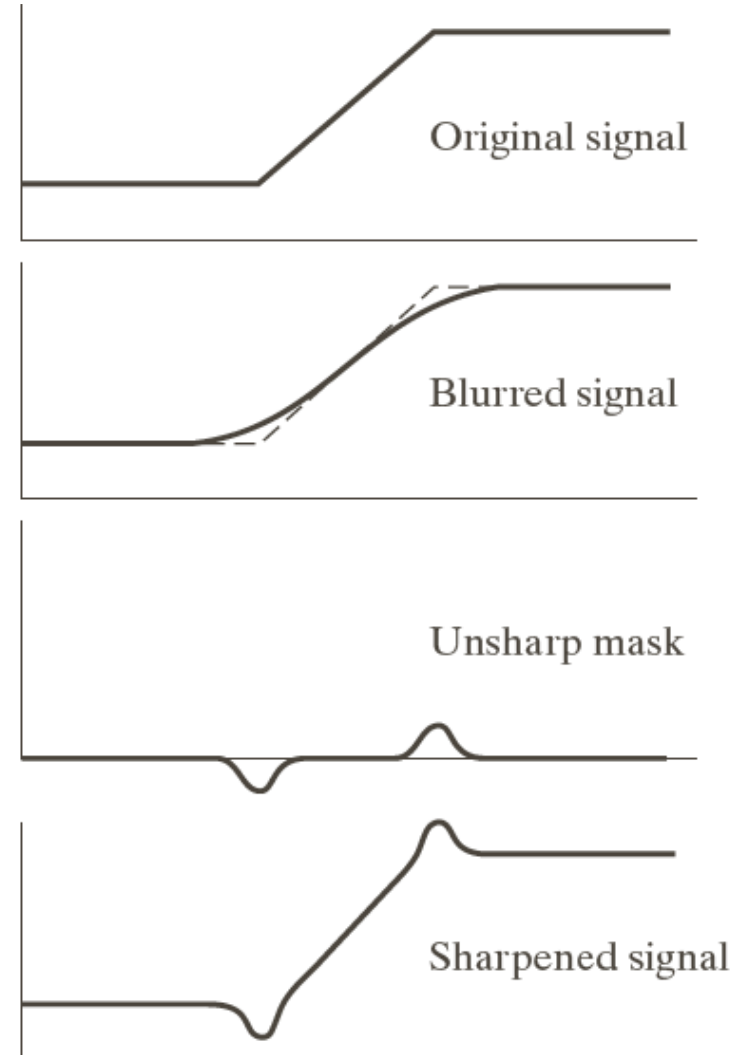
# Αφαίρεση εξομάλυνσης (unsharp masking)

- Αφαιρούμε μία ‘αντι-οξυμένη’ (unsharped) εικόνα από την αρχική  $f(x,y)$ .
  - Θολώνουμε – εξομαλύνουμε την εικόνα
$$b(x,y) = \text{Blur}\{f(x,y)\}$$
  - Αφαιρούμε την θολωμένη εικόνα από την αρχική, ονομάζοντας το αποτέλεσμα ‘μάσκα’)
$$g_{mask}(x,y) = f(x,y) - b(x,y)$$
  - Προσθέτουμε την μάσκα στο πρωτότυπο
$$g(x,y) = f(x,y) + k g_{mask}(x,y), \quad k \text{ μη-αρνητικό}$$

# Αφαίρεση εξομάλυνσης (unsharp masking)

Μηχανισμός όξυνσης

Για  $k > 1$ , διαδικασία ονομάζεται **highboost filtering**



# Αφαίρεση εξομάλυνσης (unsharp masking)

Αρχική εικόνα

A dark gray rectangular box containing the text "DIP-XE" in a light gray, sans-serif font.

Εξομαλυμένη εικόνα

A dark gray rectangular box containing the text "DIP-XE" in a light gray, sans-serif font. The text is slightly blurred compared to the original.

‘Μάσκα’

A light gray rectangular box containing the text "DIP-XE" in a light gray, sans-serif font. The text is very faded, representing the mask used for unsharp masking.

Αφαίρεση εξομάλυνσης  
( $k=1$ )

A dark gray rectangular box containing the text "DIP-XE" in a light gray, sans-serif font. The text is sharper than the blurred version.

Highboost filtering ( $k=4.5$ )

A dark gray rectangular box containing the text "DIP-XE" in a light gray, sans-serif font. The text is very sharp and has a high-contrast, almost white appearance against the dark background.

# Χρησιμοποιώντας 1<sup>ες</sup> παραγώγους για βελτίωση εικόνας

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x & G_y \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$

- Αν και οι παράγωγοι είναι γραμμικές πράξεις, το μέτρο της παραγωγού δεν είναι γραμμική πράξη.

# Χρησιμοποιώντας 1<sup>ες</sup> παραγώγους για βελτίωση εικόνας

$$\text{mag}(\nabla f) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

- Αν και οι παράγωγοι είναι γραμμικές πράξεις, το μέτρο της παραγωγου δεν είναι γραμμική πράξη.
- Οι μερικές παράγωγοι δεν είναι rotation invariant (δεν έχουν την ιδιότητα της ισοτροπικότητας).
- Το **μέτρο** της παραγωγου όμως είναι ισοτροπικό.

# Χρησιμοποιώντας 1<sup>ες</sup> παραγώγους για βελτίωση εικόνας

- Πολλές φορές βολεύει απλά να προσεγγίσουμε το μέτρο με την πιο υπολογιστικά φθηνή σχέση:

$$\nabla f \approx |G_x| + |G_y|$$

- Αυτή η προσέγγιση διατηρεί κάποιες ιδιότητες της παραγώγου (πχ ανθεκτική σε σχετικές αλλαγές φωτεινότητας) αλλά δεν είναι ισοτροπική.



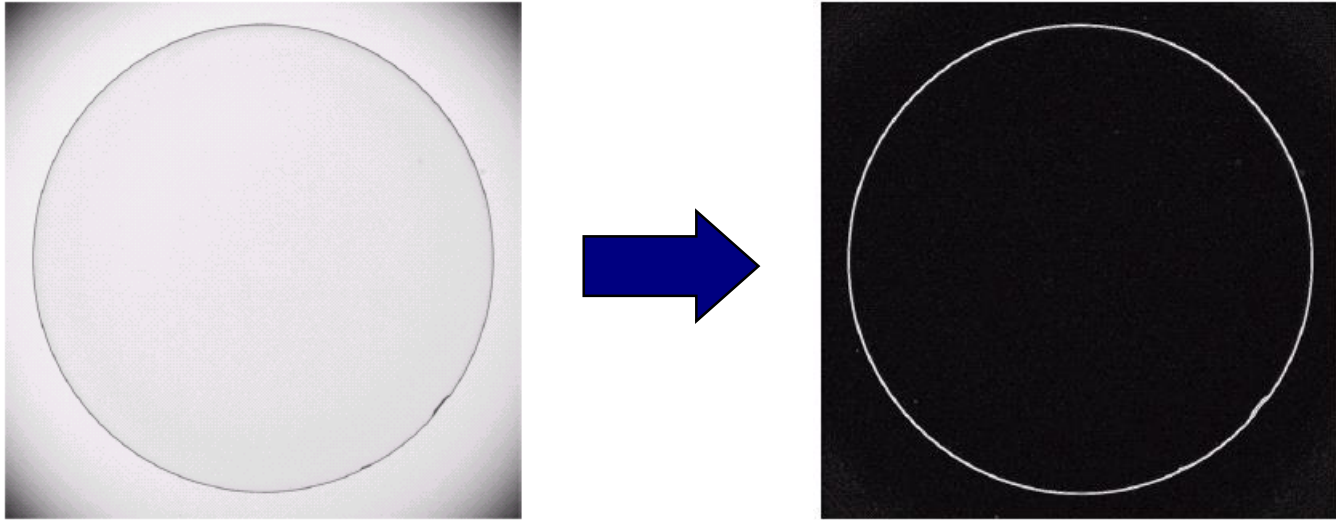
- Οι τελεστές Sobel (Sobel operators) είναι συμμετρικά φίλτρα συνέλιξης  $3 \times 3$  που μπορούν να μας δώσουν προσεγγίσεις των  $G_x$  και  $G_y$

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

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

- Παρατηρήστε ότι το άθροισμα είναι 0, ώστε να πάρουμε 0 σε περιοχές σταθερής έντασης

# Παράδειγμα τελεστή Sobel



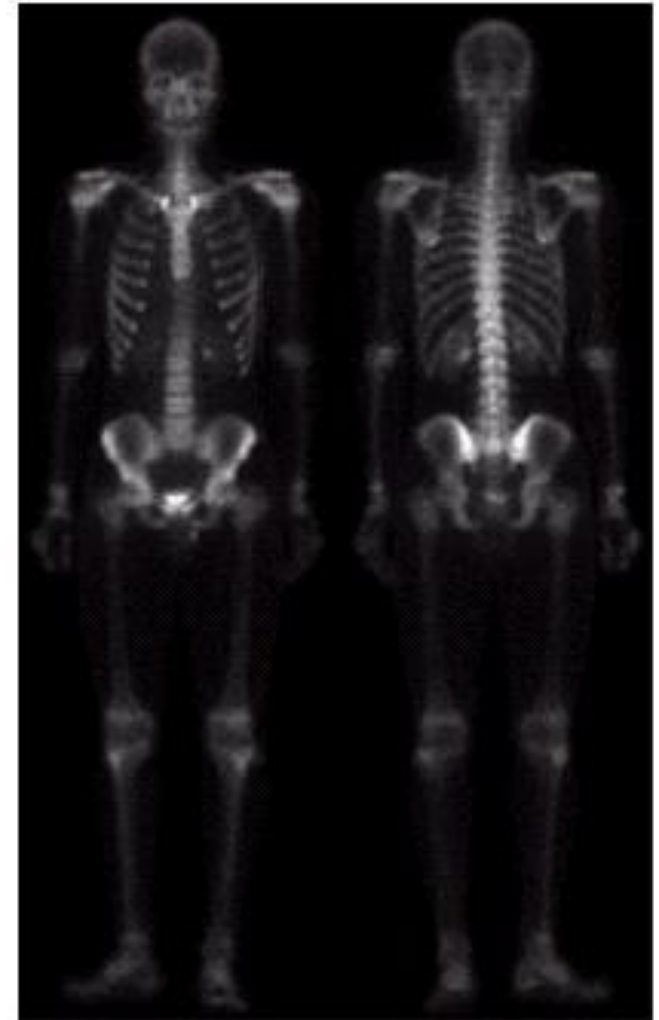
- Υπολογίζοντας το μέτρο κατά Sobel, οι περιοχές σταθερής ή αργά μεταβαλλόμενης έντασης απομακρύνονται
- Εντείνονται μικρές ασυνέχειες, όπως είναι η εδώ περιοχή ενδιαφέροντος

Συγκρίνοντας 1<sup>ες</sup> και 2<sup>ες</sup> παραγώγους μπορούμε να πούμε σαν συμπέρασμα:

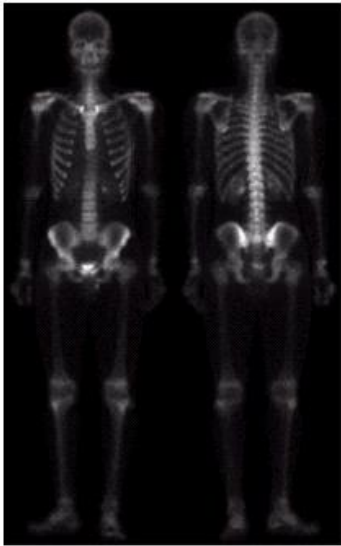
- Οι 1<sup>ες</sup> παράγωγοι παράγουν πιο ‘παχιές’ ακμές
- Οι 2<sup>ες</sup> παράγωγοι έχουν καλή απόκριση σε μικρές λεπτομέρειες, πχ λεπτές γραμμές
- Οι 2<sup>ες</sup> παράγωγοι παράγουν διπλή απόκριση στις ακμές

# Συνδυάζοντας μεθόδους βελτίωσης εικόνας

- Κατά κανόνα θα πρέπει να συνδυάσουμε μεθόδους επεξεργασίας και βελτίωσης για καλύτερο αποτέλεσμα
- Παράδειγμα σε ακτινογραφία σκελετού

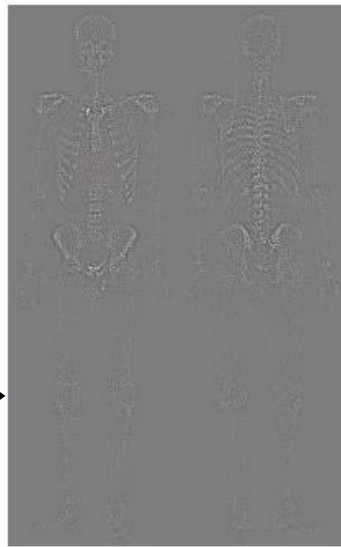


# Συνδυάζοντας μεθόδους βελτίωσης εικόνας



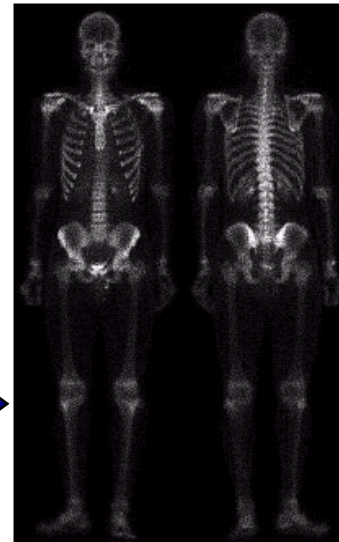
(a)

Laplacian filter of  
bone scan (a)



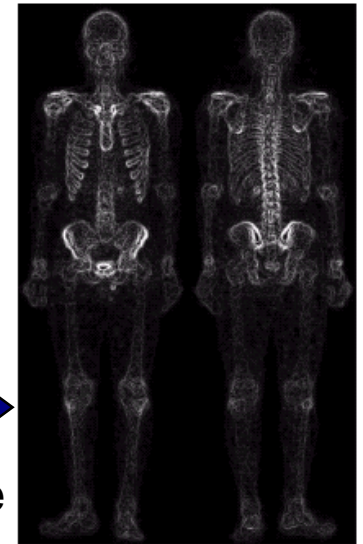
(b)

Sharpened version of  
bone scan achieved  
by subtracting (a)  
and (b)



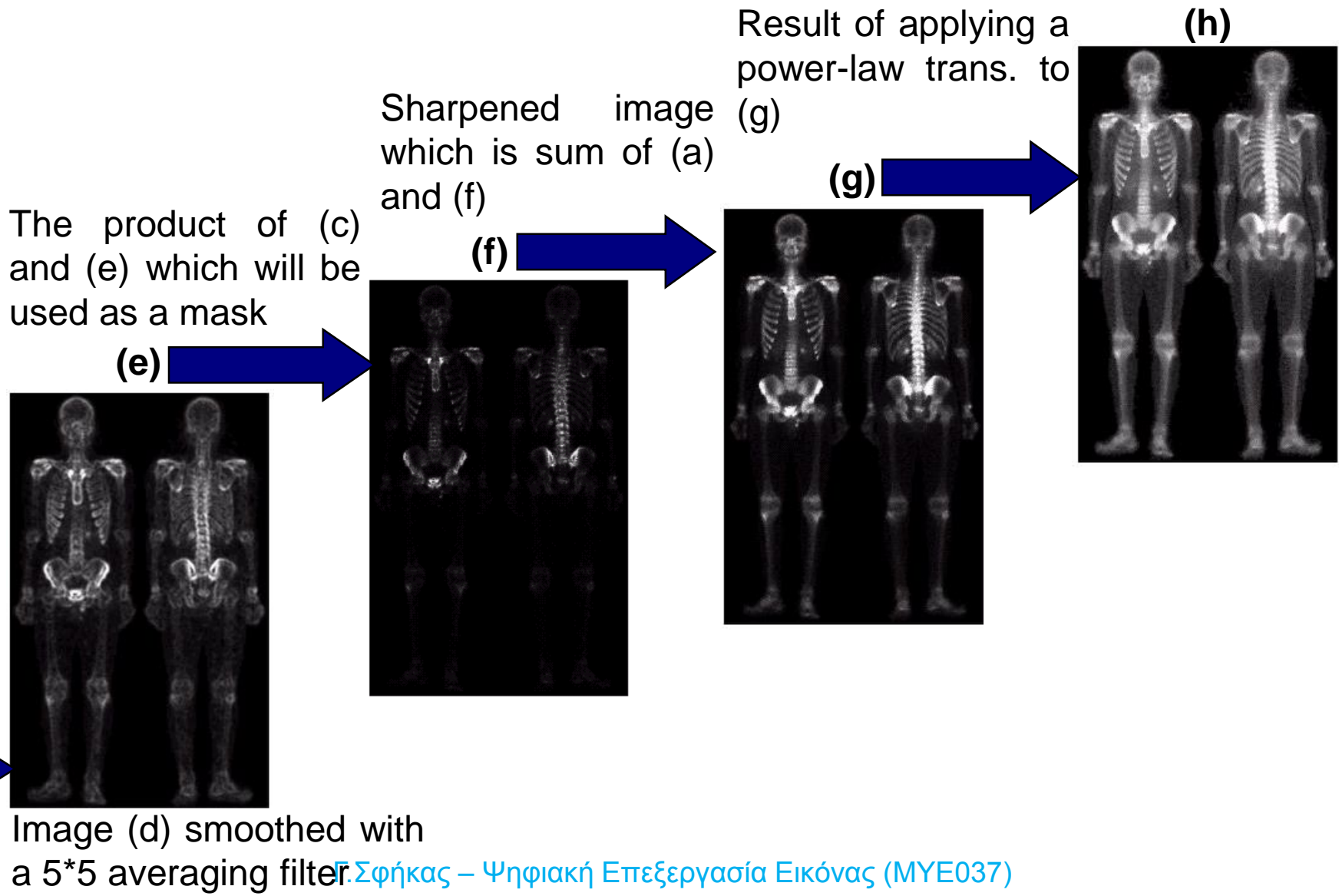
(c)

Sobel filter of bone  
scan (a)



(d)

# Συνδυάζοντας μεθόδους βελτίωσης εικόνας



# Συνδυάζοντας μεθόδους βελτίωσης εικόνας

Compare the original and final images



Σε αυτή τη διάλεξη είδαμε τεχνικές χωρικού φιλτραρίσματος, και πιο συγκεκριμένα:

- Πράξεις / επεξεργασίες σε γειτονιά
- Φιλτράρισμα
- Φίλτρα εξομάλυνσης
- Προβλήματα στα όρια της εικόνας
- Συνέλιξη και συσχέτιση
- Φίλτρα όξυνσης
- Συνδυασμός τεχνικών