



Πανεπιστήμιο  
Αιγαίου

Ανοικτά  
Ακαδημαϊκά  
Μαθήματα



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ**

**ΤΜΗΜΑ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΟΣ**

**ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ ΚΑΙ ΓΣΠ**

*Διευθυντής: καθηγητής Ι. Ν. Χατζόπουλος*



# Εισαγωγή στην Τηλεπισκόπηση (326Ε)

Καθηγητής Ιωάννης Ν. Χατζόπουλος

[ihat@aegean.gr](mailto:ihat@aegean.gr)

[http://www.env.aegean.gr/labs/Remote\\_sensing/Remote\\_sensing.htm](http://www.env.aegean.gr/labs/Remote_sensing/Remote_sensing.htm)



Διάλεξη-12  
Ταξινομήσεις

# Άδειες Χρήσης

Το παρόν υλικό διατίθεται με τους όρους της άδειας χρήσης Creative Commons Αναφορά, Μη Εμπορική Χρήση Παρόμοια Διανομή 4.0 [1] ή μεταγενέστερη, Διεθνής Έκδοση. Για εκπαιδευτικό υλικό, όπως εικόνες, διαγράμματα, κείμενα, που υπόκειται σε άλλου τύπου άδειας χρήσης, η άδεια χρήσης αναφέρεται ρητώς.



# Χρηματοδότηση

Το παρόν εκπαιδευτικό υλικό έχει αναπτυχθεί στο πλαίσιο του εκπαιδευτικού έργου του διδάσκοντα. Το έργο «**Ανοικτά Ακαδημαϊκά Μαθήματα στο Πανεπιστήμιο Αιγαίου**» έχει χρηματοδοτήσει μόνο τη αναδιαμόρφωση του εκπαιδευτικού υλικού.



Το έργο υλοποιείται στο πλαίσιο του Επιχειρησιακού Προγράμματος «Εκπαίδευση και Δια Βίου Μάθηση» και συγχρηματοδοτείται από την Ευρωπαϊκή Ένωση (Ευρωπαϊκό Κοινωνικό Ταμείο) και από εθνικούς πόρους.



# Ταξινομήσεις

- **Η θεωρία περιλαμβάνει:** Ερμηνεία εικόνας. Στοιχεία πάνω στα οποία βασίζεται η ερμηνεία εικόνας. Στρατηγικές ερμηνείας εικόνας. Τεμαχισμός εικόνας. Χρήση κατωφλίου – σε όλη την εικόνα. Ανάπτυξη περιοχής – τοπική διεργασία. Συμβατικές μέθοδοι πολυφασματικής ταξινόμησης. Γενικές διαδικασίες στην ταξινόμηση εικόνας: Μη επιβλεπόμενη και επιβλεπόμενη ταξινόμηση, αλγόριθμοι συσσώρευσης, εκτίμηση της ακρίβειας. Γενικές διαδικασίες στην ταξινόμηση εικόνας. Επιβλεπόμενη ταξινόμηση: Πολυδιάστατη κατωφλίωση, Ταξινόμηση ελάχιστης απόστασης, Mahalanobis. Ταξινομητής μεγίστης πιθανοφάνειας Maximum Likelihood Classification (MLC). Αποδοτικός αλγόριθμος MLC. Αλγόριθμοι συσσωρεύσεων: Κινούμενοι μέσοι, ISODATA. Σύγκλιση και κατάργηση συσσωρεύσεων. Διαχωρισμός συσσωρεύσεων. Ιεραρχική συσσώρευση. Συσσωρεύσεις βασισμένες στο ιστόγραμμα. Εκτίμηση της ακρίβειας ενός τηλεπισκοπικού προϊόντος. Ο συντελεστής Κάλπα. Μη συμβατικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης. Αντικειμενοστραφής ταξινόμηση. Ταξινόμηση βασισμένη στο παράθυρο εικονοστοιχείου. Απλή στατιστική μετατροπή. Μέθοδος του Πίνακα επανασύμπτωσης γκρίζων επιπέδων (υφή). Φίλτρο πλειοψηφίας. Ταξινόμηση βασισμένη στην απαλοιφή διανύσματος γκρίζων επιπέδων και συχνότητας. Landsat & QuickBird στην εκτίμηση του αριθμού ελαιοδένδρων. Επιλογή δειγμάτων εκπαίδευσης. Πίνακας συμμεταβλητότητας για τη θεματική τάξη forest έτσι όπως προσεγγίζεται από τις περιοχές εκπαίδευσης. Υπογραφές – Αξιολόγηση. Ο πίνακας σφάλματος ή σύγχυσης (error matrix). Αναφορά ακρίβειας ταξινόμησης. Ομαδοποίηση των τάξεων. Ποσοστιαίος πίνακας σφάλματος. Ακρίβεια χρήστη και ταξινομητή. Μέγεθος της έκτασης των ελαιώνων. Εκτίμηση του πλήθους των ελαιόδενδρων.
- **Το εργαστήριο περιλαμβάνει:**
  - Ταξινομήσεις

# Ερμηνεία εικόνας

Πηγή:

<http://nature.berkeley.edu/~penggong/textbook/>

Μετάφραση: Ι. Ν. Χατζόπουλος

# Ερμηνεία εικόνας

- Ερμηνεία εικόνας = απόσπαση αξιόπιστης πληροφορίας
- 1. **Ανακάλυψη**: όπως η έρευνα σημείων υπερθέρμανσης (hot spots) μηχανολογικών και ηλεκτρολογικών εγκαταστάσεων και λευκών σημείων σε ακτίνες Χ. Παρόμοια διαδικασία εφαρμόζεται σαν πρώτη προσέγγιση στην ερμηνεία εικόνων.
- 2. **Αναγνώριση**: αναγνώριση συγκεκριμένου στόχου. Π.χ., αναγνώριση των τύπων, τύπων εδάφους, τύπων πετρωμάτων και υδάτινων μαζών. Όσο μεγαλύτερη είναι η χωρική / φασματική ανάλυση της εικόνας, τόσο μεγαλύτερη λεπτομέρεια αναγνωρίζεται στην εικόνα.

- **3. Σχεδιαγράφηση:** συγκέντρωση στοιχείων του στόχου που αναγνωρίσθηκε για να περαστεί σε χάρτη. Αν ολόκληρη η εικόνα πρόκειται να επεξεργασθεί, τότε πρόκειται για ταξινόμηση της εικόνας.
- **4. Απαρίθμηση:** απαρίθμηση συγκεκριμένων φαινομένων στην εικόνα. Βασίζεται στην ανακάλυψη και αναγνώριση. Π.χ., για να εκτιμηθεί το κατά οικογένεια εισόδημα του πληθυσμού γίνεται απαρίθμηση των σπιτιών.
- **5. Επιμέτρηση:** μέτρηση εμβαδών, όγκων, ποσότητα και μήκος συγκεκριμένου στόχου στην εικόνα. Συχνά χρησιμοποιούνται για αυτό το σκοπό οι προηγούμενες διαδικασίες. Π.χ., η μέτρηση του μήκους ενός ποταμού, και το εμβαδόν μιας συγκεκριμένης κατηγορίας κάλυψης γης. Πιο πολύπλοκα παραδείγματα περιλαμβάνουν την εκτίμηση του όγκου ξυλείας, την παροχή ενός ποταμού, τη συγκομιδή παραγωγής, τις διακλαδώσεις λεκάνης απορροής και την εξατμισοδιαπνοή.

- Για να κάνει κανείς καλή ερμηνεία στην ψηφιακή εικόνα θα πρέπει να είναι εξοικειωμένος με: το προς αναγνώριση αντικείμενο, την περιοχή και το σύστημα τηλεπισκόπησης που χρησιμοποιεί. Για μεγάλης έκτασης φωτοερμηνεία, συνήθως συνδυάζονται δύο ομάδες, η μία να αποτελείται από ειδικούς στο αντικείμενο και η άλλη από ειδικούς σε τηλεπισκοπικά συστήματα.
- Ανάλογα με τα μέσα που διατίθενται για τη φωτοερμηνεία, οι εικόνες ερμηνεύονται σε προϊόν: (α) ακατέργαστο, (β) ψηφιακά διορθωμένο (γ) ψηφιακά ενισχυμένο.



# Στοιχεία πάνω στα οποία βασίζεται η ερμηνεία εικόνας

## 1. Τόνος, επίπεδο του γκρίζου, ή διάνυσμα πολυφασματικών επιπέδων του γκρίζου

Το ανθρώπινο μάτι διακρίνει περισσότερα από 1000 χρώματα αλλά μόνο 16 αποχρώσεις του γκρίζου. Για το λόγο αυτό προτιμούνται οι έγχρωμες εικόνες για ερμηνεία. Μια πρώτη δυσκολία είναι η χρήση πολυφασματικών εικόνων με περισσότερα από τρία κανάλια. Για να χρησιμοποιηθεί η πληροφορία όλων των φασματικών ζωνών θα πρέπει κατά κάποιο τρόπο αυτές να συμπυκνωθούν σε μικρότερο αριθμό.

## 2. Η υφή της εικόνας

Είναι η χωρική μεταβλητότητα των τόνων της εικόνας. Η υφή χρησιμοποιείται σαν σημαντική αποκάλυψη στην ερμηνεία της εικόνας. Η υφή αποστηθίζεται εύκολα. Τα περισσότερα πρότυπα της υφής παρουσιάζονται ακανόνιστα στην εικόνα.

### **3. Πρότυπα**

Κανονική διάταξη αντικειμένων εδάφους. Παράδειγμα, περιοχή κατοικιών σε αεροφωτογραφία, και βουνά σε κανονική διάταξη σε δορυφορικές εικόνες.

### **4. Συνεταιρισμός**

Ένα συγκεκριμένο αντικείμενο που συνυπάρχει με ένα άλλο αντικείμενο. Παράδειγμα μια πισίνα που συνυπάρχει με ένα κέντρο αναψυχής και μια παιδική χαρά που συνυπάρχει με ένα σχολείο.

### **5. Σκιά**

Η σκιά είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την αναγνώριση αντικειμένων που έχουν κατακόρυφη μεταβλητότητα. Παράδειγμα, δένδρα, υψηλά κτίρια, βουνά κλπ.

## 6. Σχήμα

Τα αγροκτήματα και οι ανθρώπινες κατασκευές έχουν κανονικά σχήματα. Τα σχήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση διαφόρων στόχων.

## 7. Μέγεθος

Τα σχετικά μεγέθη κτιρίων μπορούν να αποκαλύψουν τον τύπο της χρήσης γης ενώ τα σχετικά μεγέθη του στέμματος των δένδρων μπορεί να αποκαλύψει προσεγγιστικά την ηλικία των δένδρων.

## 8. Τοποθεσία

Πλατύφυλλα δένδρα κατανέμονται σε κοιλάδες που έχουν χαμηλότερο υψόμετρο και είναι θερμότερες ενώ κωνοφόρα δένδρα τείνουν να κατανέμονται σε μεγαλύτερα υψόμετρα, όπως είναι η τούντρα. Η τοποθεσία χρησιμοποιείται στην ερμηνεία εικόνας.

# Στρατηγικές ερμηνείας εικόνας

## Άμεση αναγνώριση

Αναγνώριση στόχων.

Ταξινόμηση για κάλυψη γης (Κάλυψη γης είναι ένα φυσικό αποδεικτικό στοιχείο της επιφάνειας της γης.)

## Έμμεση αναγνώριση

Χαρτογράφηση σε κάτι που δεν είναι άμεσα παρατηρητέο στην εικόνα. Χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση των χρήσεων γης (Gong and Howarth, 1992b). Οι χρήσεις γης είναι οι ανθρώπινες δραστηριότητες που αναπτύσσονται σε ένα κομμάτι γης. Σχετίζεται πολύ στενά με τους τύπους κάλυψης γης. Παράδειγμα, η χρήση γης σε κατοικημένη περιοχή αποτελείται από καλύψεις γης όπως είναι η οροφή, το γρασίδι, δένδρα και δρόμοι με οδόστρωμα.

## **Από τα γνωστά στα άγνωστα**

Ερμηνεία περιοχών που ο ερμηνευτής γνωρίζει καλά και μετά σε άγνωστες περιοχές (Chen et al, 1989). Η διαδικασία αυτή μπορεί να βοηθηθεί με παρατηρήσεις πεδίου.

## **Από τα άμεσα στα έμμεσα**

Για την εκτίμηση του όγκου της ξυλείας, χρησιμοποιούνται οι παρατηρήσεις στην εικόνα όπως: οι κορυφές των δένδρων, οι σκιές, κλπ. Μετά γίνεται εκτίμηση του όγκου.

## **Χρήση παράπλευρων πληροφοριών**

Δεδομένα απογραφής, και τοπογραφικοί χάρτες και άλλοι θεματικοί χάρτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για της ερμηνεία εικόνας.

Περισσότερες πληροφορίες για την ερμηνεία εικόνας υπάρχουν στο Lillesand and Kiefer (1994) or Campbell (1987).

# Τεμαχισμός εικόνας

Διαίρεση της εικόνας σε σχετικά ομογενείς περιοχές ή μπλοκ.

## 1. Χρήση κατωφλίου – σε όλη την εικόνα

$$I'(i, j) = \begin{cases} 0 & I(i, j) < T \\ 1 & I(i, j) \geq T \end{cases}$$

Κατώφλι ενός επιπέδου

Κατώφλι πολλαπλών επιπέδων

$$I'(i, j) = \begin{cases} 0 & I(i, j) < T_1 \\ 1 & T_1 \leq I(i, j) < T_2 \\ 2 & T_2 \leq I(i, j) < T_3 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ n-1 & T_{n-1} \leq I(i, j) \leq N \end{cases}$$

Όπου  $n$  είναι ο κωδικός του τεμαχίου  
 $N$  είναι ο μέγιστος αριθμός επιπέδων του γκριζου

Π.χ.,

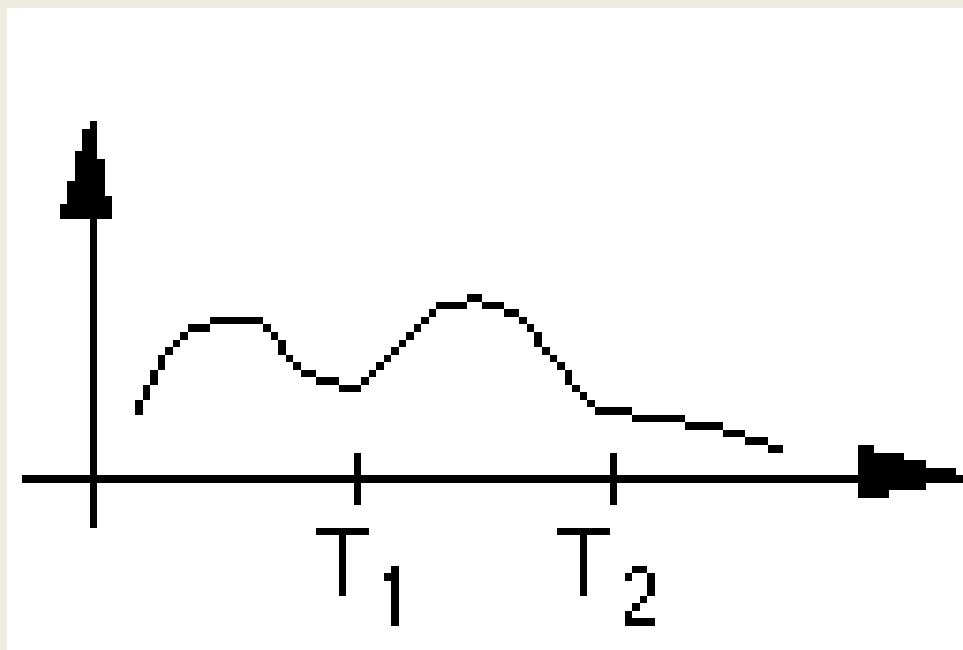
$I(i, j) =$

2	3	5	7
1	4	6	1
2	2	3	2
1	3	3	2

Με κατώφλι  $T = 4$ , το αποτέλεσμα είναι η εικόνα  $\rightarrow$

0	0	1	1
0	1	1	0
0	0	0	0
0	0	0	0

Κανονικά το  $T$  προσδιορίζεται από το ιστόγραμμα της εικόνας όπως:



## 2. Ανάπτυξη περιοχής – τοπική διεργασία

$I_0$	$I_1$	$I_2$
$I_7$	$I$	$I_3$
$I_6$	$I_5$	$I_4$

(1) Ας υποθέσουμε ότι το  $I$  είναι ένας σπόρος (σημείο εκκίνησης) με ετικέτα  $K$ , τότε  $I_i$  θα ανήκει επίσης στο  $K$ , αν  $\|I_i - I\| < \varepsilon$ .

Όπου  $\varepsilon$  είναι ένας μικρός αριθμός εξισορρόπησης και  $i = 0, 1, \dots, 7$ .

Δημιουργούμε ένα μέσο  $m$  με βάση το δεύτερο σημείο που εκχωρήθηκε στο  $K$ .

$$m_1 = \frac{I + I_i}{2}$$

(2) Αν δεν βρεθεί δεύτερο σημείο στην τοπική γειτνίαση, τότε απομακρύνουμε την ετικέτα  $K$  από το σπόρο  $I$ .

(3) Αν βρεθεί το δεύτερο σημείο, τότε επανερχόμαστε στο βήμα (1) με το δεύτερο σημείο χρησιμοποιώντας το  $m_1$ . Όταν βρεθεί ένα τρίτο σημείο  $I_j$ , θα δημιουργηθεί ένα νέο  $m_2$  με βάση το  $m_1$  για ένα  $I_j$ .

$$m_2 = \frac{2}{3}m_1 + \frac{1}{3}I_j$$



(4) Σταδιακά αναπτύσσεται μια περιοχή χρησιμοποιώντας το κριτήριο στην (1). Όταν βρεθεί το  $n$ -οστό σημείο, το  $m_{n-1}$  διευθετείται στο μέσο της ομάδας:

(5) Επαναλάβετε από το (1) μέχρι το (4) με διαφορετικούς σπόρους και  $s$ . Η κατωφλίωση είναι μεν ταχύτερη, αλλά δεν προσαρμόζεται στις τοπικές ιδιότητες. Παράδειγμα, αν μια γειτνίαση είναι όπως:

$$m_{n-1} = \frac{n-1}{n} m_{n-2} + \frac{1}{n} I_n$$

5	7	6
4	2	5
7	6	5

Ένα κατώφλι, το 4 δίνει το εξής αποτέλεσμα ----->

1	1	1
1	0	1
1	1	1

Ενώ η τεχνική της αναπτυσσόμενης περιοχής με σπόρο  $l = 2$  και  $\varepsilon = 1, 2$  δεν θα εκχωρήσει ετικέτα τεμαχίου σε κανένα γιατί κανένα εικονοστοιχείο στη γειτνίαση δεν πληροί το κριτήριο (4).

Ο τεμαχισμός της εικόνας μπορεί επίσης να γίνει με τη χρήση αλγορίθμων συσσώρευσης. Τεμαχισμός συνήθως γίνεται σαν πρώτο βήμα για την ανάλυση της εικόνας. Αφού μια εικόνα τεμαχιστεί κατάλληλα, ακολουθούν τα εξής βήματα: ταξινόμηση, μορφολογική επεξεργασία, και κατανόηση της εικόνας με βάση τη γνώση ή με πιο προχωρημένες υπολογιστικές μεθόδους.

# Συμβατικές μέθοδοι πολυφασματικής ταξινόμησης

- Γενικές διαδικασίες στην ταξινόμηση εικόνας
- Επιβλεπόμενη ταξινόμηση
- Αλγόριθμοι συσσώρευσης
- Εκτίμηση της ακρίβειας

# Γενικές διαδικασίες στην ταξινόμηση εικόνας

- Ταξινόμηση είναι η πιο δημοφιλής τεχνική απόσπασης πληροφορίας στην ψηφιακή τηλεπισκόπηση.
- Στο χώρο της εικόνας  $I$ , μια μονάδα ταξινόμησης ορίζεται σαν το τεμάχιο της εικόνας πάνω στο οποίο βασίζεται μια απόφαση ταξινόμησης.
- Μονάδα ταξινόμησης μπορεί να είναι ένα εικονοστοιχείο, μια ομάδα εικονοστοιχείων ή και ολόκληρη η εικόνα. **Συμβατικές πολυφασματικές μέθοδοι** εκχωρούν σε κατηγορίες με βάση μόνο τις φασματικές υπογραφές της μονάδας ταξινόμησης.
- **Περιεκτική ταξινόμηση** αναφέρεται στη χρήση χωρικών εποχικών και άλλων σχετικών πληροφοριών, επιπλέον των φασματικών υπογραφών της μονάδας ταξινόμησης. Συνήθως είναι το εικονοστοιχείο που χρησιμοποιείται σαν μονάδα ταξινόμησης.
- Γενικά περί διαδικασιών ταξινόμησης περιλαμβάνονται στο (Gong and Howarth 1990b):

## **(1) Σχεδιασμός του σχήματος ταξινόμησης εικόνας:**

συνήθως είναι οι κατηγορίες που θα χρησιμοποιηθούν όπως είναι η πόλη, οι αγροτικές καλλιέργειες, δασικές εκτάσεις, κλπ. Μελέτη εργασιών πεδίου και συλλογή δεδομένων εδάφους, και άλλων βοηθητικών δεδομένων για την υπό μελέτη περιοχή.

## **(2) Προεπεξεργασία της εικόνας,** περιλαμβάνει ραδιομετρική, ατμοσφαιρική, και τοπογραφική διόρθωση, ενίσχυση της εικόνας και αρχική ομαδοποίηση των τάξεων.

## **(3) Επιλογή αντιπροσωπευτικών περιοχών** στην εικόνα και ανάλυση των αποτελεσμάτων της και αρχικής ομαδοποίησης των τάξεων ή δημιουργία υπογραφών προς εκπαίδευση.

## **(4) Ταξινόμηση εικόνας**

Επιβλεπόμενη: χρησιμοποιώντας δείγματα για εκπαίδευση

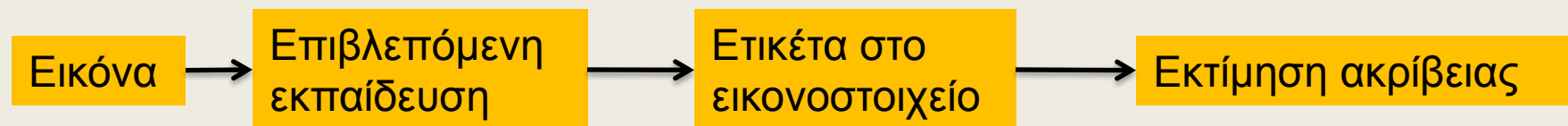
Μη επιβλεπόμενη: συσσωρεύσεις στην εικόνα και ομαδοποίηση των συσσωρεύσεων

**(5) Μετα-επεξεργασία:** Πλήρης γεωμετρική διόρθωση και φιλτράρισμα και διακόσμηση της ταξινόμησης (θεματικός χάρτης).

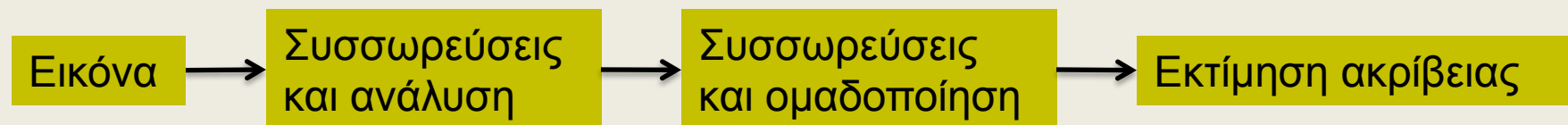
**(6) Εκτίμηση της ακρίβειας:** Ολοκλήρωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης με έρευνα πεδίου.

Το παρακάτω διάγραμμα δείχνει τα σπουδαιότερα βήματα σε δύο είδη ταξινόμησης εικόνας:

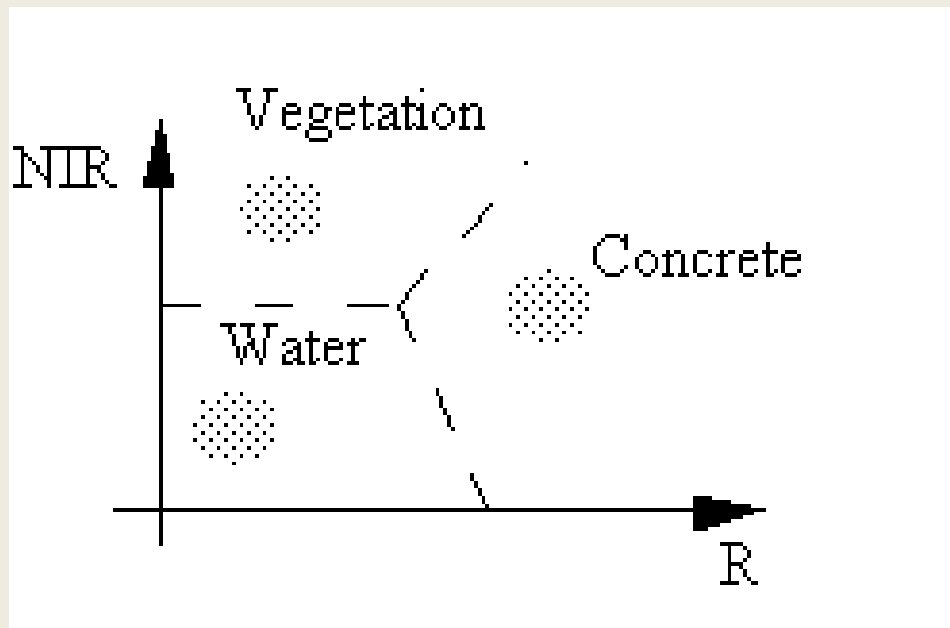
## Επιβλεπόμενη



## Μη επιβλεπόμενη



- Για να ξεκαθαρίσουμε τη διαφορά ανάμεσα σε επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση, θα εισάγουμε δύο έννοιες: Πληροφοριακή τάξη και φασματική τάξη:
- **Πληροφοριακή τάξη**: μια τάξη που έχει προταθεί από τον αναλυτή της εικόνας. Αναφέρεται στην πληροφορία που πρόκειται να αποσπασθεί.
- **Φασματική τάξη**: μια τάξη που περιλαμβάνει όμοιας κλίμακας του γκρίζου διανύσματα στο φασματικό χώρο.
- Σε ένα ιδανικό έργο απόσπασσης πληροφορίας, μπορούμε άμεσα να σχετίσουμε μια φασματική τάξη στον φασματικό χώρο με μια πληροφοριακή τάξη. Παράδειγμα, έχουμε στο δισδιάστατο χώρο τρεις τάξεις: νερό, βλάστηση, και επιφάνεια με μπετόν.



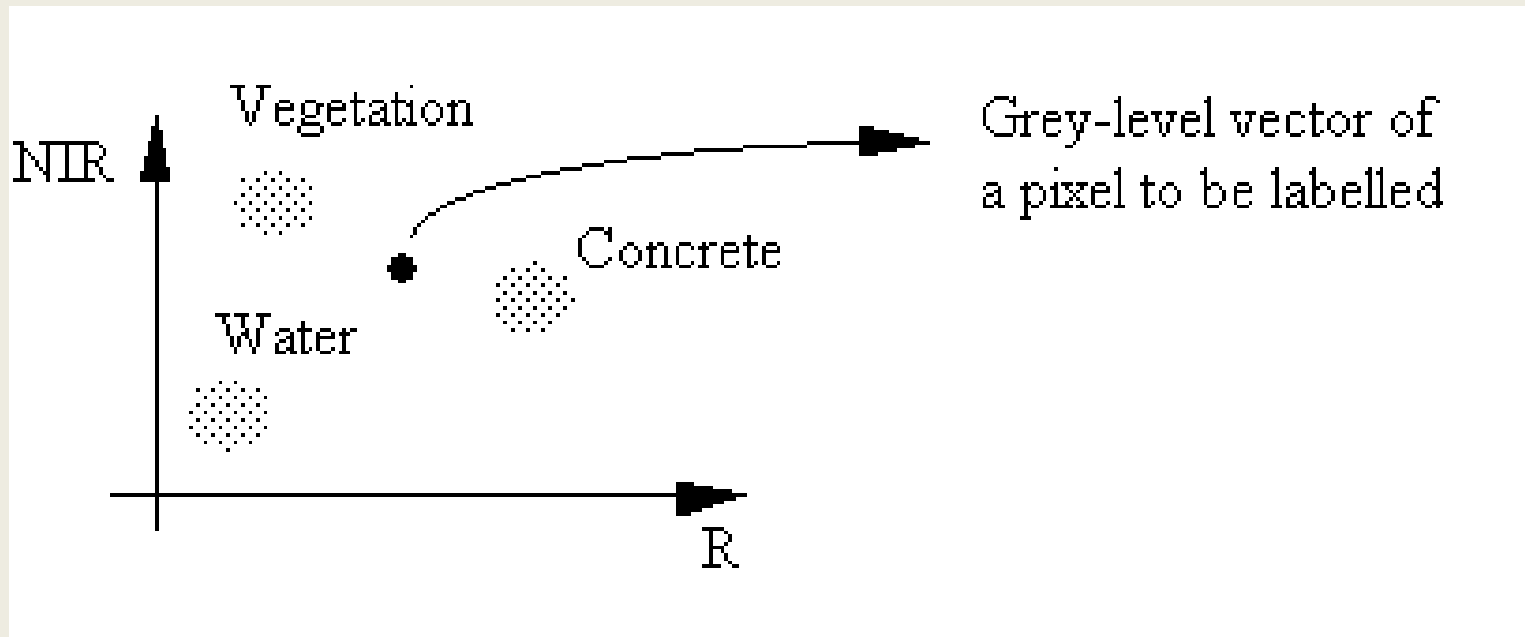
Ορίζοντας τα όρια ανάμεσα στις τρεις ομάδες της κλίμακας του γκριζου διανυσμάτων στο δισδιάστατο χώρο, μπορούμε να διαχωρίσουμε τις τρεις αυτές τάξεις.

Μια από τις διαφορές ανάμεσα σε μια επιβλεπόμενη τάξη και σε μια μη επιβλεπόμενη τάξη είναι ο τρόπος που σχετίζεται η κάθε τάξη με μια πληροφοριακή τάξη. Για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση, ξεκινούμε πρώτα ορίζοντας μια πληροφοριακή τάξη στην εικόνα. Μετά χρησιμοποιείται ένας αλγόριθμος για να συνοψίσει πολυφασματική πληροφορία από συγκεκριμένες περιοχές της εικόνας για να δημιουργηθούν οι υπογραφές των τάξεων. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επιβλεπόμενη εκπαίδευση. Συνεπώς στη μη επιβλεπόμενη περίπτωση, πρώτα εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος στην εικόνα για να δημιουργηθούν κάποιες φασματικές τάξεις (συσσωρεύσεις). Μετά ο αναλυτής της εικόνας προσπαθεί να εκχωρήσει σε μια φασματική τάξη την επιθυμητή πληροφοριακή τάξη.

# Επιβλεπόμενη ταξινόμηση

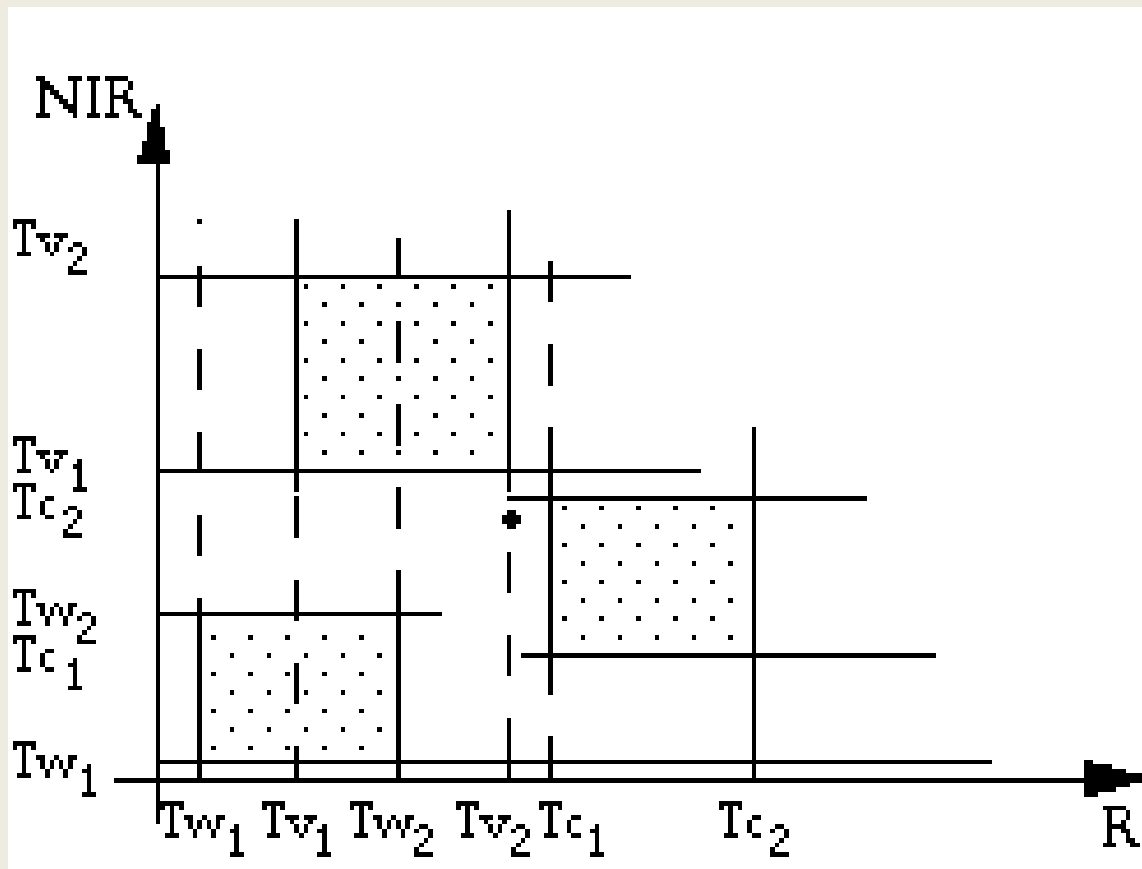
## Α. συμβατικός αλγόριθμος για εκχώρηση ετικέτας σε εικονοστοιχείο στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση.

Ένας τέτοιος αλγόριθμος χρησιμοποιείται για να εκχωρήσει σε ένα εικονοστοιχείο μια πληροφοριακή τάξη. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το προηγούμενο διάγραμμα για να συζητήσουμε τρόπους που γίνεται αυτό.





Από το ανωτέρω διάγραμμα προκύπτουν δύο προφανείς τρόποι να ταξινομηθεί ένα εικονοστοιχείο.



# (1) Πολυδιάστατη κατωφλίωση

- Όπως φαίνεται στο ανωτέρω διάγραμμα ορίζουμε δύο τιμές κατωφλίου κατά μήκος κάθε άξονα για κάθε τάξη. Ένα διάνυσμα γκρίζων επιπέδων ταξινομείται σε μια τάξη μόνον όταν εμπίπτει ανάμεσα στα κατώφλια της τάξης αυτής κατά μήκος κάθε άξονα.
- Το πλεονέκτημα του αλγόριθμου αυτού είναι η απλότητα. Το μειονέκτημα του είναι η δυσκολία να περιλαμβάνονται όλα τα πιθανά διανύσματα γκρίζου επιπέδου εντός των κατωφλίων της συγκεκριμένης τάξης. Είναι επίσης δύσκολο να διευθετηθούν κατάλληλα τα κατώφλια μιας τάξης.

## (2) Ταξινόμηση ελάχιστης απόστασης

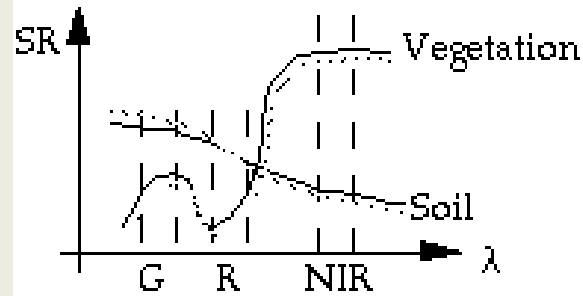


Fig. 1

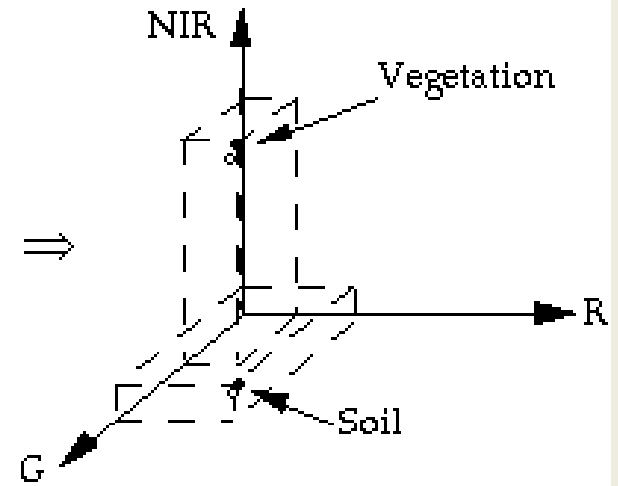


Fig. 2

Το Fig. 1 δείχνει φασματικές καμπύλες δύο τύπων στόχων εδάφους: βλάστηση και έδαφος. Αν πάρουμε δείγματα από τις φασματικές τιμές ανάκλασης για τους δύο αυτούς τύπους στόχων (έντονες καμπύλες) σε τρεις φασματικές ζώνες: πράσινη, κόκκινη και κοντινή υπέρυθρη, βλέπε Fig. 1, μπορούμε να σχεδιάσουμε τις δειγματοληπτικές τιμές στον τρισδιάστατο φασματικό χώρο (Fig. 2). Οι δειγματοληπτικές φασματικές τιμές γίνονται δύο σημεία στον πολυφασματικό χώρο. Παρόμοιες καμπύλες στο Fig. 1 θα αντιπροσωπεύονται με σημεία το ένα κοντά στο άλλο στο Fig. 2 (δύο διακεκομμένες καμπύλες στο Fig. 1 φαίνονται σαν κενές τελίτσες στο Fig. 2. από το Fig. 2, μπορούμε εύκολα να διαπιστώσουμε ότι η απόσταση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν μέτρο ομοιότητας για ταξινόμηση. Όσο πιο κοντά μεταξύ τους βρίσκονται τα δύο σημεία τόσο περισσότερο τείνουν να ανήκουν στην ίδια τάξη.

Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε διαφόρων ειδών αποστάσεις για να μετρήσουμε την ομοιότητα και να αναπτύξουμε ένα ταξινομητή, π.χ., ταξινομητής ελάχιστης απόστασης.

Στον ταξινομητή ελάχιστης απόστασης, ας υποθέσουμε ότι έχουμε  $n_c$  γνωστά κέντρα κλάσεων

$\mathbf{C} = \{C_1, C_2, \dots, C_{n_c}\}$ ,  $C_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_c$  είναι το διάνυσμα γκρίζων επιπέδων για την τάξη  $i$ .

$$C_i = \left\{ \begin{array}{l} (DN_{i1}, DN_{i2}, \dots, DN_{inb})^T \\ (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{inb})^T \end{array} \right\}$$

Με ψηφιακούς αριθμούς DN

Με φασματική αναφορά

Σαν παράδειγμα παρουσιάζουμε μια ειδική περίπτωση στο Fig. 3, όπου έχουμε τρεις τάξεις ( $n_c = 3$ ) και δύο φασματικές ζώνες ( $n_b = 2$ )

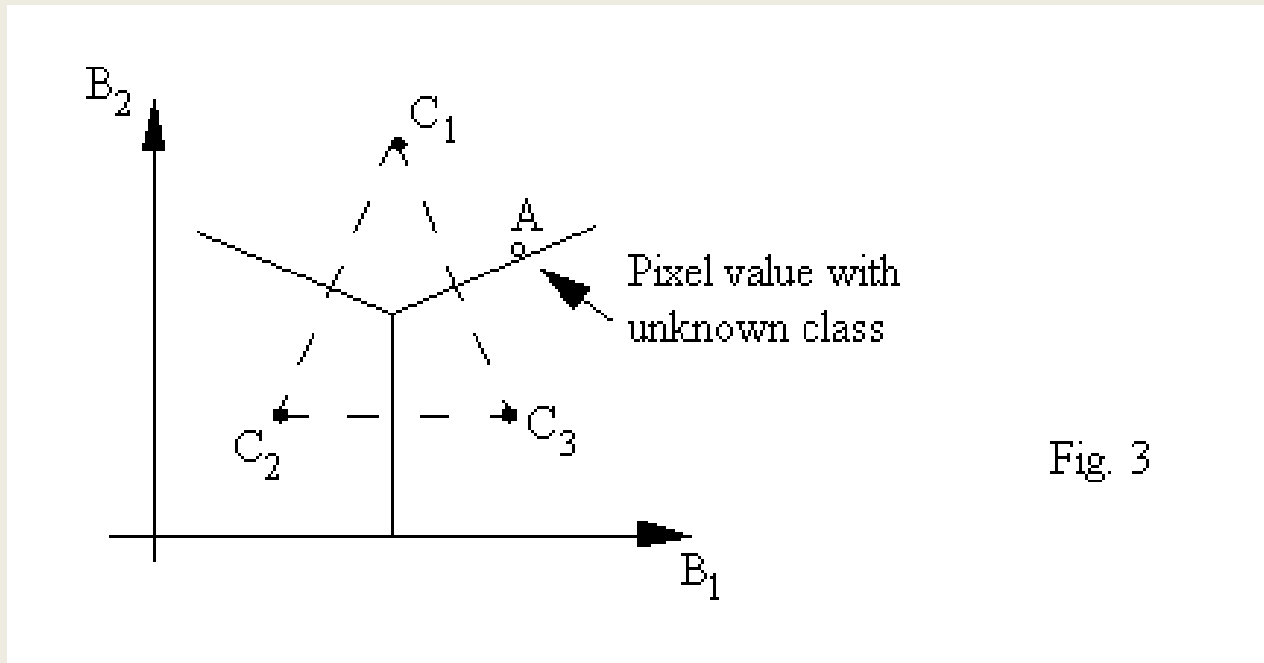


Fig. 3

Αν έχουμε ένα εικονοστοιχείο  $A$  (κενή τελίτσα) με ένα διάνυσμα γκρίζων επιπέδων που βρίσκεται στον χώρο  $B_1 - B_2$ , μας ζητείται να προσδιορίσουμε σε ποια τάξη ανήκει. Μπορούμε να υπολογίσουμε την απόσταση του  $A$  από κάθε κέντρο τάξης. Το  $A$  εκχωρείται στην τάξη της οποίας το κέντρο απέχει τη μικρότερη απόσταση από το  $A$ .

Στη γενική περίπτωση, ένα τυχαίο εικονοστοιχείο με ένα διάνυσμα τιμών γκριζών επιπέδων

$$\mathbf{g} = (g_1, g_2, \dots, g_{nb})^T,$$

Ταξινομείται στο  $C_i$  αν

$$d(C_i, \mathbf{g}) = \min (d(C_{i1}, g_1), d(C_{i2}, g_2), \dots, d(C_{inb}, g_{nb}))$$

Όμως τι μορφή θα πρέπει να πάρει η απόσταση  $d$ ; Η πιο δημοφιλής είναι η Ευκλείδεια απόσταση.

$$d_e(C_i, \mathbf{g}) = \left\{ \begin{array}{l} \sqrt{\sum_{j=1}^{nb} (C_{ij} - g_j)^2} \\ \sqrt{(C_i - \mathbf{g})^T (C_i - \mathbf{g})} \end{array} \right\}$$

Αριθμητική μορφή

Μορφή πίνακα

Η δεύτερη δημοφιλής απόσταση είναι η **Mahalanobis** απόσταση:

$$d_m(C_i, g) = \sqrt{(g - C_i)^T V^{-1} (g - C_i)}$$

Όπου  $V^{-1}$  είναι ο αντίστροφος πίνακας της συνδιασποράς των δεδομένων.

Όταν χρησιμοποιείται η απόσταση Mahalanobis, ο ταξινομητής ονομάζεται **Mahalanobis**.

Η απλούστερη απόσταση που μπορεί να μετρηθεί είναι αυτή του οικοδομικού τετραγώνου της πόλης

$$d_c(C_i, g) = \sum_{j=1}^{nb} |C_i - g_j|$$

Για το  $d_m$  και το  $d_e$ , επειδή παίρνουμε τα τετράγωνα τους δεν θα αλλάξει το σχετικό μέγεθος ανάμεσα στις αποστάσεις. Στον ταξινομητή της ελάχιστης απόστασης συνήθως χρησιμοποιούμε τους όρους  $d_m^2$  και  $d_e^2$  σαν απόσταση για να γλυτώσουμε κάποιους υπολογισμούς.

Τα κέντρα των τάξεων  $C$  και ο πίνακας συνδιασποράς των δεδομένων  $V$  συνήθως προσδιορίζονται από δείγματα εκπαίδευσης όταν χρησιμοποιείται μια διαδικασία επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Μπορεί επίσης να προσδιορισθεί από τις συσσωρεύσεις.

Παράδειγμα, Υπάρχουν  $ns$  εικονοστοιχεία επιλεγμένα σαν δείγμα εκπαίδευσης για την τάξη  $C_i$ .

$$C_i = (C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{inb})$$

όπου  $j = 1, 2, \dots, nb$

$k = 1, 2, \dots, ns$

$$C_{ij} = \frac{1}{ns} \sum_{k=1}^{ns} DN_{jk}$$

Αν υπάρχουν συνολικά  $nt$  εικονοστοιχεία επιλεγμένα σαν δείγματα εκπαίδευσης για όλες τις τάξεις

$$nt = \sum_{i=1}^{nc} N_{Si}$$

παίρνουμε το μέσο διάνυσμα  
 $M = (m_1, m_2, \dots, m_{ns})$

$$m_i = \frac{1}{nt} \sum_{k=1}^{nt} DN_{ik}$$

$i = 1, 2, \dots, nb.$

$k = 1, 2, \dots, nt.$



Μετά υπολογίζεται ο πίνακας συνδιασποράς ως εξής:

$$V = \frac{1}{nt - 1} \sum_{k=1}^{nb} (DN - M) \cdot (DN - M)^T$$

$$\text{ΟΠΟΥ: } DN = (DN_1, DN_2, \dots, DN_{nb})^T$$

$$M = (m_1, m_2, \dots, m_{nb})^T$$

### (3) Ταξινομητής μεγίστης πιθανοφάνειας Maximum Likelihood Classification (MLC)

- MLC είναι η πιο συνηθισμένη μέθοδος ταξινόμησης που χρησιμοποιείται στην τηλεπισκόπηση. MLC βασίζεται στον κανόνα Baye.
- Έστω ότι  $C = (C_1, C_2, \dots, C_{n_c})$  παριστούν ένα σετ από τάξεις, όπου  $n_c$  είναι ο συνολικός αριθμός τάξεων. Για ένα δεδομένο εικονοστοιχείο με διάνυσμα γκρίζων επιπέδων  $x$ , η πιθανότητα ότι το  $x$  ανήκει στην τάξη  $c_i$  είναι  $P(C_i | x)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_c$ . όταν  $P(C_i | x)$  είναι γνωστό για κάθε τάξη, μπορούμε να προσδιορίσουμε σε ποια τάξη θα ταξινομηθεί το  $x$ .

Αυτό πετυχαίνεται συγκρίνοντας  $P(C_i|x)$ 's,  $i = 1, 2, \dots, nc$ .

$x \Rightarrow c_i$ , Όταν  $P(C_i|x) > P(C_j|x)$  για όλα τα  $j \neq i$ . (1)

Συνεπώς,  $P(C_i|x)$  δεν είναι άμεσα γνωστό. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούμε το θεώρημα του Baye :

$$P(C_i|x) = p(x|C_i) \cdot P(C_i)/P(x)$$

Όπου:

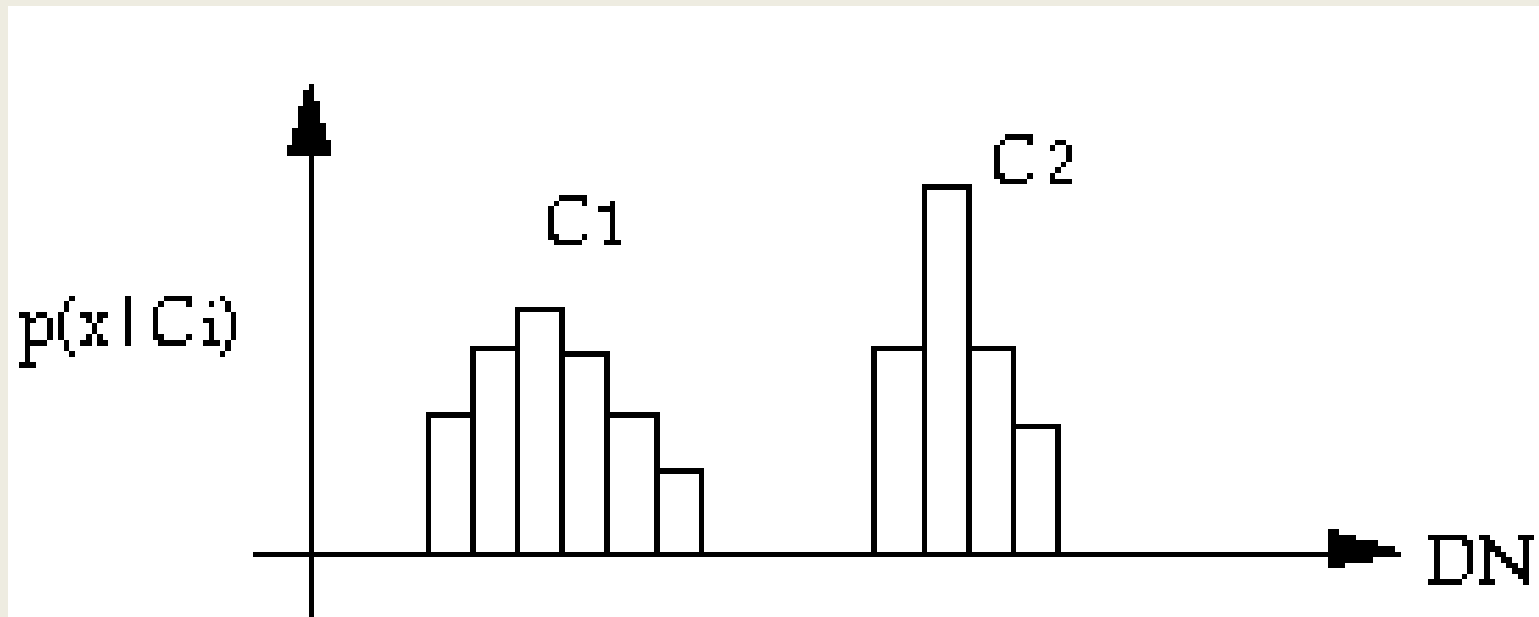
$P(C_i)$  είναι η πιθανότητα ότι το  $C_i$  ανήκει στην εικόνα.

Ονομάζεται *a priori* πιθανότητα.

$P(x)$  είναι η πιθανότητα ότι το  $x$  ανήκει σε κάθε τάξη  $C_i$ .

$$P(x) = \sum_{k=1}^{nc} P(x | C_k) \cdot P(C_k)$$

Συνεπώς, το  $P(x)$  δεν χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση γιατί αν συγκρίνουμε το  $P(C_1|x)$  με το  $P(C_2|x)$ , θα απαλείψουμε το  $P(x)$  από κάθε πλευρά. Επομένως, τα  $p(x|C_i)$   $i = 1, 2, \dots, n_c$  είναι οι πιθανότητες ως προς κάποια συνθήκη και θα πρέπει να προσδιορισθούν. Μια λύση είναι με στατιστικό μοντέλο. Αυτό πετυχαίνεται δεχόμενοι ότι η συνάρτηση πυκνότητα κατανομής της πιθανότητας με συνθήκη (PDF) είναι κανονική (επίσης ονομάζεται, κατανομή του Gauss). Αν βρούμε την PDF για κάθε τάξη και την *a priori* probability, το πρόβλημα της ταξινόμησης έχει λυθεί. Για το  $p(x|c_i)$  χρησιμοποιούμε δείγματα εκπαίδευσης.



Για τη μονοδιάστατη περίπτωση, βλέπουμε από το πιο πάνω Σχήμα ότι δημιουργώντας στατιστικές εκπαίδευσης δύο τάξεων, έχουμε τις κατανομές των πιθανοτήτων τους. Αν χρησιμοποιήσουμε τις στατιστικές αυτές άμεσα θα είναι δύσκολο γιατί απαιτείται μεγάλη ποσότητα μνήμης του Η/Υ. Η κανονική κατανομή του Gauss μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να γλυτώσουμε μνήμη Η/Υ. Η μονοδιάστατη κατανομή του Gauss είναι:

$$p(x | C_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \delta_i} \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\delta_i^2}}$$

Όπου χρειαζόμαστε μόνο δύο παραμέτρους για κάθε τάξη τις  $\mu_i$  και  $\delta_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_c$

$\mu_i$  είναι ο μέσος όρος για την τάξη  $C_i$

$\delta_i$  είναι η τυπική απόκλιση της  $C_i$

$\mu_i, \delta_i$  εύκολα δημιουργούνται από δείγματα εκπαίδευσης.

Για περισσότερες της μιάς διαστάσεις έχουμε:

$$p(x | C_i) = \frac{1}{(2\pi)^{nb/2} \sqrt{|V_i|}} e^{-\frac{(x-\mu_i)^T V_i^{-1} (x-\mu_i)}{2}}$$

όπου  $nb$  είναι οι διαστάσεις (αριθμός φασματικών ζωνών)

$\mu_i$  είναι το μέσο διάνυσμα του  $C_i$

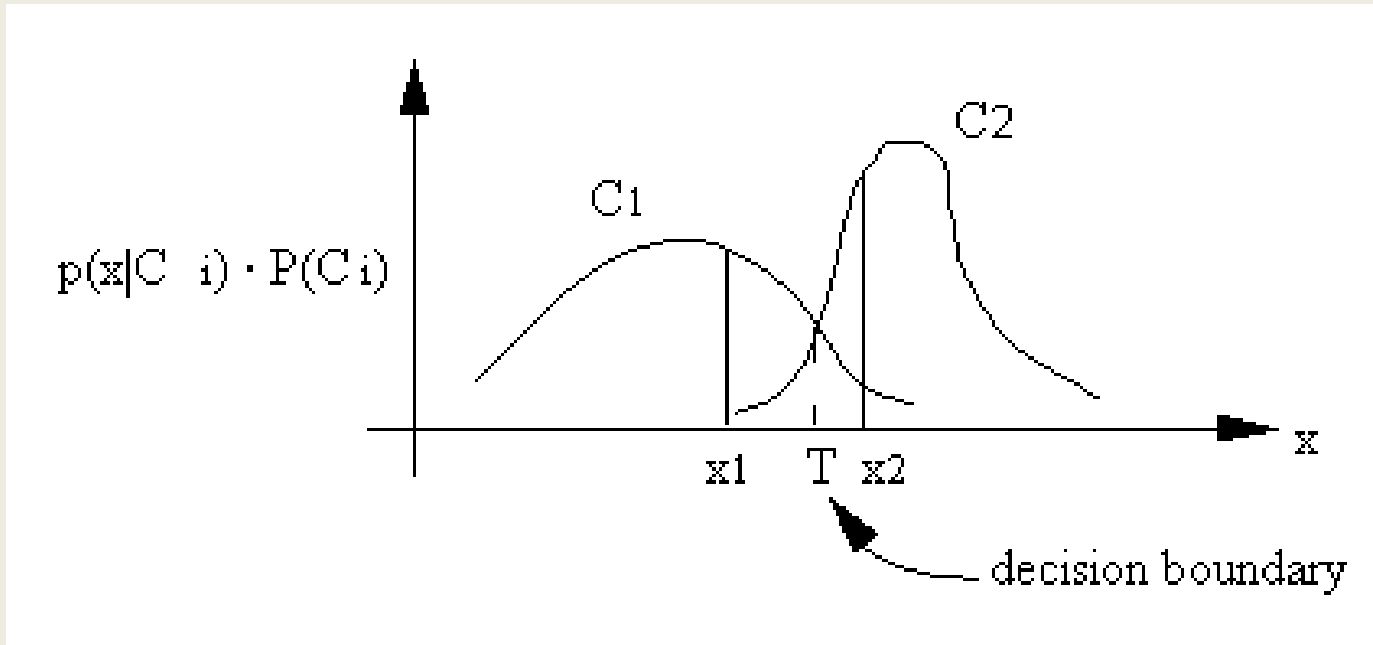
$V_i$  είναι ο πίνακας συνδιασποράς της  $C_i$ , γνωστός

Μπορούμε να δεχθούμε ότι κάθε τάξη έχει μια ίση

πιθανότητα εμφάνισης, π.χ.,  $P(C_1) = P(C_2) = \dots = P(C_{nc})$

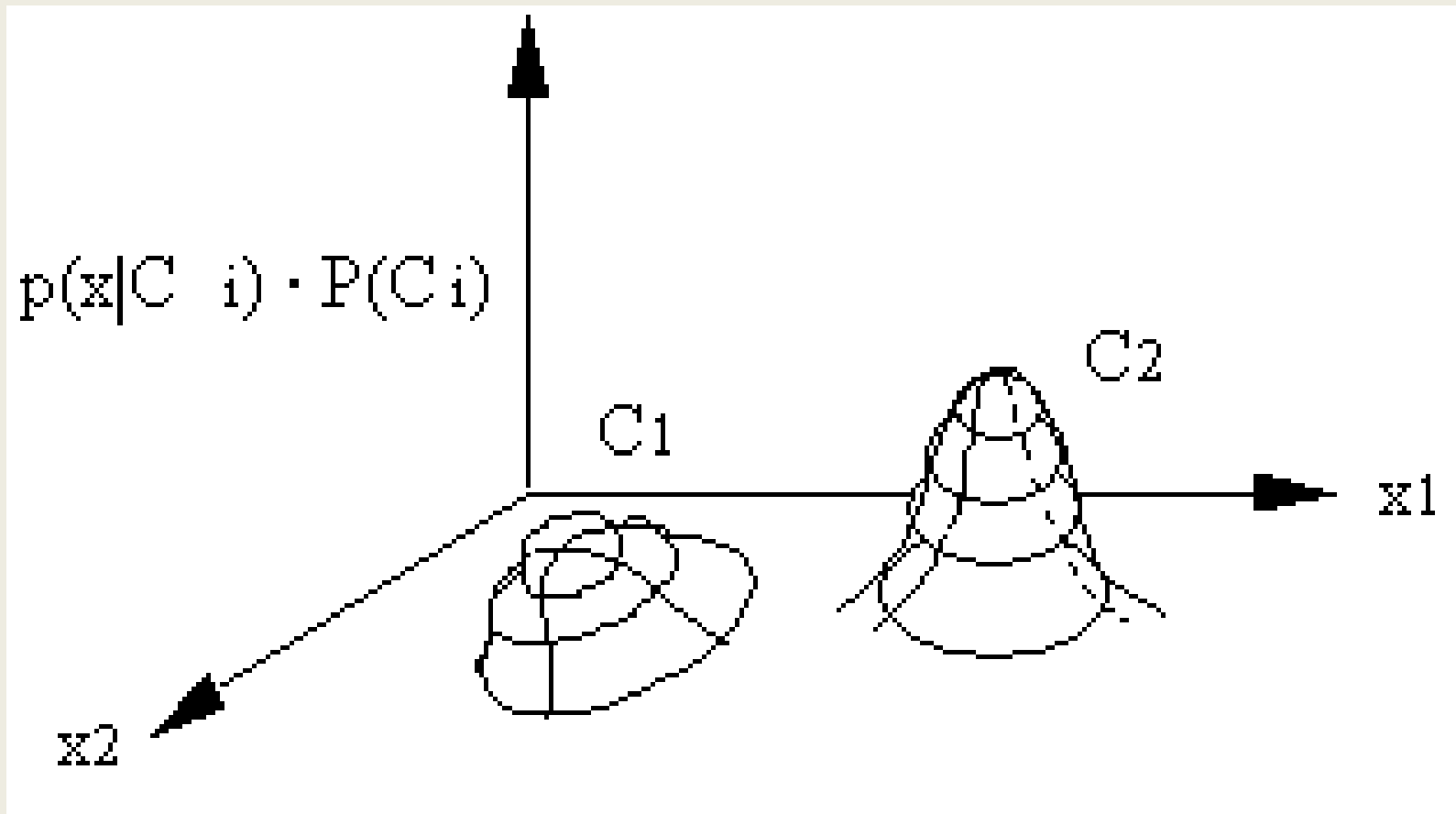
Γνωρίζοντας τις  $p(x|C_i)$  και  $P(C_i)$ , μπορούμε να κάνουμε ταξινόμηση μεγίστης πιθανοφάνειας.

$p(x|C_i) \cdot P(C_i)$   $i = 1, 2, \dots, n_c$  μπορεί να χρησιμοποιηθεί αντί του  $P(C_i|x)$  στην (1).



Η ερμηνεία του ταξινομητή της μεγίστης πιθανοφάνειας φαίνεται στο πιο πάνω Σχήμα. Αν το  $x$  ταξινομείται σύμφωνα με τη μέγιστη πιθανοφάνεια  $p(x|C_i) \cdot P(C_i)$ ,  $x_1$  ταξινομείται στο  $C_1$ ,  $x_2$  ταξινομείται στο  $C_2$ . Το όριο των τάξεων προσδιορίζεται από το σημείο ίσης πιθανότητας.

Στο δισδιάστατο χώρο, το όριο των τάξεων δεν προσδιορίζεται εύκολα. Για το λόγο αυτό δε χρησιμοποιούμε όρια στην ταξινόμηση της μεγίστης πιθανοφάνειας, αλλά, συγκρίνουμε πιθανότητες.





# Αποδοτικός αλγόριθμος MLC

Για να απλοποιηθούν οι υπολογισμοί, λογαριθμίζουμε το  $p(x|C_i) \cdot P(C_i)$

$$\log\{p(x | C_i)P(C_i)\} = -\frac{nb}{2} \cdot \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |V_i| - \frac{1}{2} (x - \mu_i)^T V_i^{-1} (x - \mu_i) + \log(P(C_i))$$

Όμως  $-nb/2 \cdot \log 2\pi$  είναι σταθερά, οπότε η RHS απλοποιείται:

$$g(x) = -\frac{1}{2} \log |V_i| - \frac{1}{2} (x - \mu_i)^T V_i^{-1} (x - \mu_i) + \log(P(C_i))$$

Συχνά, δεχόμαστε ότι η  $P(C_i)$  είναι ίδια σε όλες τις τάξεις. Συνεπώς έχουμε περαιτέρω απλοποίηση:

$$g(x) = -\log |V_i| - (x - \mu_i)^T V_i^{-1} (x - \mu_i)$$

$g(x)$  αναφέρεται ως η διαχωριστική συνάρτηση.

Συγκρίνοντας τα  $g(x)$ 's, μπορούμε να εκχωρήσουμε το  $x$  στην κατάλληλη τάξη.

- Με τη μέγιστη πιθανοφάνεια σαν ταξινομητή, υπάρχει εγγύηση ότι το σφάλμα λανθασμένης ταξινόμησης είναι ελάχιστο με την προϋπόθεση ότι η  $p(x|C_i)$  ακολουθεί την κανονική κατανομή.
- Ατυχώς, η κανονική κατανομή δεν ακολουθείται πάντοτε. Για να χρησιμοποιηθεί κατά τον καλύτερο τρόπο η μέθοδος MLC, θα πρέπει να εξασφαλισθεί ότι τα δείγματα εκπαίδευσης θα δημιουργήσουν κατανομές όσο γίνεται πλησιέστερα στην κανονική κατανομή.
- Πόσο μεγάλο θα πρέπει να είναι το δείγμα εκπαίδευσης; Συνήθως, απαιτείται  $10 \times n_b$ , και κατά προτίμηση  $100 \times n_b$ , εικονοστοιχεία σε κάθε τάξη (Swain and Davis, 1978).
- Η MLC δίνει σχετικά άμεσο αποτέλεσμα αλλά έχει περιορισμούς όταν τα δεδομένα μετρούνται σε ογομαστική ή ιεραρχική κλίμακα. Το υπολογιστικό κόστος αυξάνει όσο αυξάνουν οι διαστάσεις της εικόνας.

# Αλγόριθμοι συσσωρεύσεων

Για εικόνες για τις οποίες ο χρήστης έχει ελάχιστη γνώση για τον αριθμό των φασματικών τάξεων και των ιδιοτήτων τους, οι συσσωρεύσεις είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για τον προσδιορισμό της υφιστάμενης δομής των δεδομένων. Συσσωρεύσεις στην τηλεπισκόπηση αποτελούν τη διαδικασία αυτόματης ομαδοποίησης εικονοστοιχείων με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά.

**1. Συσσωρευτικές μετρήσεις** – Καθορίζουν πόσο όμοια είναι δύο εικονοστοιχεία. Η ομοιότητα βασίζεται:

- (1) στην ευκλείδεια απόσταση  $d_E(x_1, x_2)$
- (2) στην απόσταση οικοδομικών τετραγώνων  $d_c(x_1, x_2)$
- (3) Κριτήρια συσσώρευσης – πόσο καλά είναι τα αποτελέσματα των συσσωρεύσεων
- (4) Άθροισμα των τετραγώνων του σφάλματος (SSE)

$$SSE = \sum_{C_i} \sum_{X \in C_i} (x - m_i)^T (x - m_i)$$

$$C_i = C_1, C_2, \dots, C_{nc}$$

$$m_i = m_1, m_2, \dots, m_{nc}, i = 1, 2, \dots, nc$$

$nc$  = αριθμός τάξεων

$m_i$  = ο μέσος των συσσωρεύσεων της συσσώρευσης  $i$

# Αλγόριθμος συσσώρευσης 1: Κινούμενοι μέσοι της συσσώρευσης

K-μέσοι συσσώρευσης (επίσης καλούνται c-μέσοι συσσώρευσης)

**1. Επιλέξτε** K σημεία στον πολυφασματικό χώρο σαν υποψήφια κέντρα συσσωρεύσεων και έστω ότι αυτά είναι:

$$m_i^o, i = 1, 2, \dots, k$$

Αν και το  $m$  μπορεί να επιλεγθεί αυθαίρετα, συνιστάται τα  $m_i$  να έχουν μια ομοιόμορφη κατανομή στο φασματικό χώρο. Παράδειγμα, μπορούν να επιλεγούν κατά μήκος του διαγώνιου άξονα που περνά από την αρχή και διασχίζει το φασματικό χώρο.

**2. Εκχωρήστε** το κάθε εικονοστοιχείο  $x$  της εικόνας στο εγγύτερο κέντρο συσσώρευσης  $m$

**3. Δημιουργείστε** ένα νέο σετ από κέντρα συσσώρευσης με βάση τα αποτελέσματα από το βήμα 2.

$$m_i^n = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in C_i} X$$

$n$  είναι ο αριθμός επαναλήψεων του βήματος 2.

**4. Αν**  $|m_i' - m_i^\circ| < \varepsilon$  (ένα μικρό κατώφλι), η διαδικασία τελειώνει.

Διαφορετικά:  $m_i^\circ = m_i^n$

Και επανερχόμαστε στο βήμα 2 για τη συνέχεια.

# Αλγόριθμος συσσώρευσης -2: ISODATA

ISODATA - Iterative Self Organizing Data Analysis Technique A

Βασίζεται στον αλγόριθμο των K-μέσων, ISODATA προσθέτει δύο επιπλέον βήματα για να βελτιστοποιήσει τη διαδικασία των συσσωρεύσεων.

## 1. σύγκλιση και κατάργηση συσσωρεύσεων

Σε ένα κατάλληλο επίπεδο, π.χ., ύστερα από ένα αριθμό επαναλήψεων των βημάτων 2 - 4 στον αλγόριθμο των K-μέσων, όλες οι συσσωρεύσεις  $m_i^n = 1, 2, \dots, n_c$  εξετάζονται.

Αν ο αριθμός εικονοστοιχείων σε ορισμένες συσσωρεύσεις είναι πολύ μικρός, τότε καταργείται η συγκεκριμένη συσσώρευση.

Αν δύο συσσωρεύσεις βρίσκονται πολύ κοντά η μία στην άλλη, τότε ενώνονται σε μία ενιαία συσσώρευση.

## 2. Διαχωρισμός συσσωρεύσεων

- Όταν η διασπορά μιας συσσώρευσης είναι πολύ μεγάλη, τότε αυτή διαιρείτε σε δύο συσσωρεύσεις.
- Τα δύο αυτά βήματα αυξάνουν την προσαρμοστικότητα του αλγόριθμου αλλά επίσης αυξάνουν και την πολυπλοκότητα των υπολογισμών. Η ISODATA συγκρινόμενη με τους K-μέσους απαιτεί περισσότερη εξειδίκευση των παραμέτρων για σύγκλιση και κατάργηση καθώς και μια διασπορά για το διαχωρισμό. Η διασπορά πρέπει να υπολογίζεται για κάθε συσσώρευση.
- Στον αλγόριθμο των K-μέσων, ενδεχόμενα να μην επιτευχθεί συσσωρευσιμός, π.χ., δεν υπάρχει σύγκλιση. Για το λόγο αυτό, ίσως πρέπει να εισάγουμε τον αριθμό επαναλήψεων για να τελειώσει η διαδικασία των συσσωρεύσεων.



# Αλγόριθμος συσσώρευσης-3: Ιεραρχική συσσώρευση

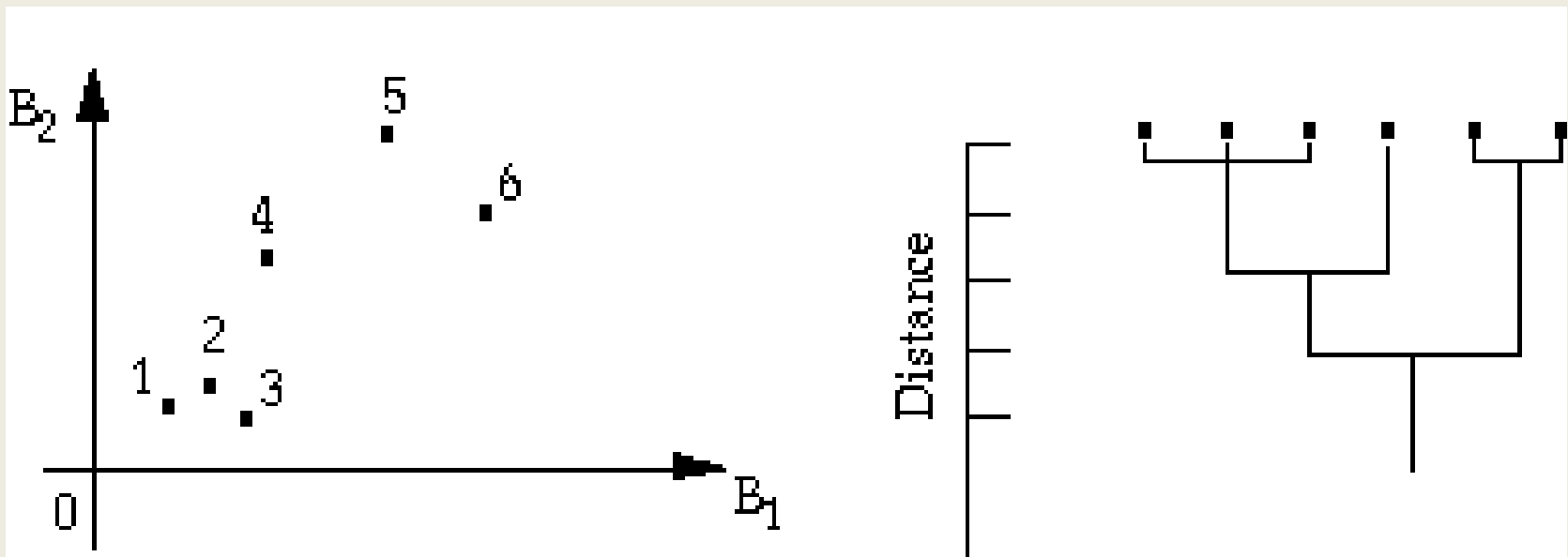
Ο αλγόριθμος αυτός δεν απαιτεί τον αριθμό τάξεων για να ξεκινήσει.

Δέχεται ότι κάθε εικονοστοιχείο είναι συσσώρευση από μόνο του και συστηματικά συγκλίνει τα εικονοστοιχεία σε ομάδες ελέγχοντας τις αποστάσεις μεταξύ μέσων.

Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρις ότου όλα τα εικονοστοιχεία αποτελούν μία τάξη.

Η ιστορία της σύγκλισης (ενσωμάτωση) καταγράφεται και παρουσιάζεται σε ένα δενδρόγραμμα, το οποίο είναι ένα διάγραμμα και δείχνει σε ποιες αποστάσεις γίνεται σύγκλιση των κέντρων συγκεκριμένων συσσωρεύσεων.

Το επόμενο Σχήμα δείχνει ένα παράδειγμα του αλγόριθμου.

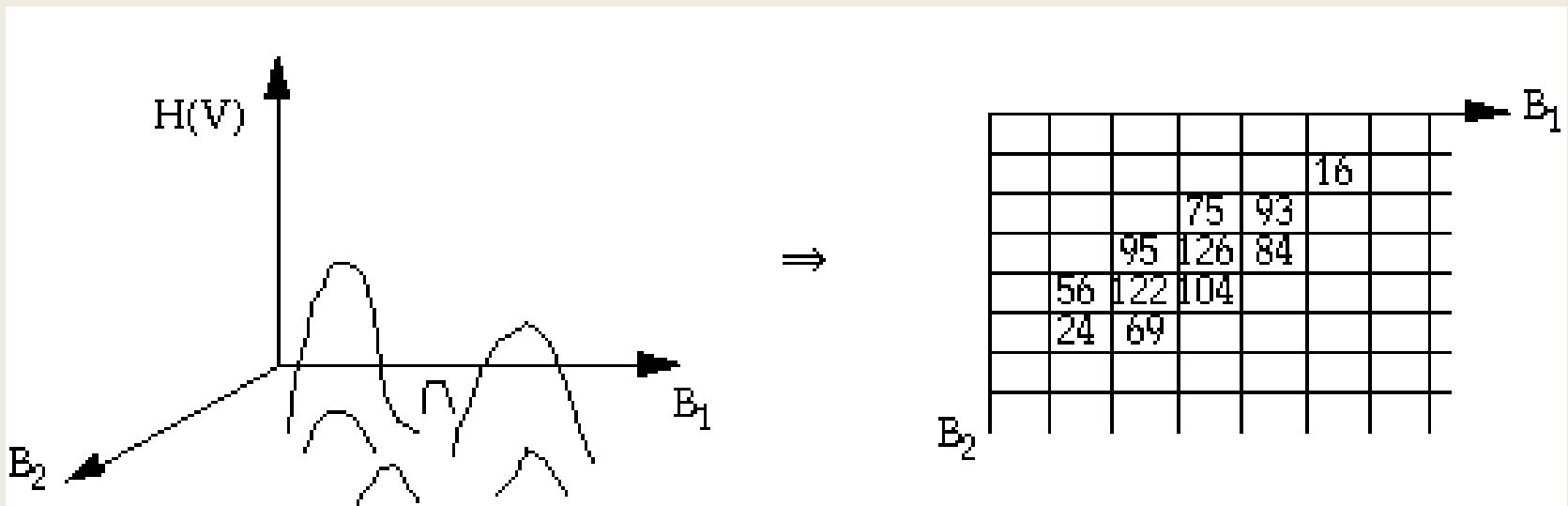


Η διαδικασία αυτή χρησιμοποιείται σπάνια στην τηλεπισκόπηση διότι ένας σχετικά τεράστιος αριθμός εικονοστοιχείων στα αρχικά κέντρα συσσωρεύσεων απαιτεί ένα τεράστιο χώρο αποθήκευσης στο δίσκο για να κρατά λογαριασμό των αποστάσεων ανάμεσα στις συσσωρεύσεις στα διάφορα επίπεδα.

Συνεπώς, ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιείται όταν ένας μικρότερος αριθμός συσσωρεύσεων έχει προηγουμένα επιτευχθεί με κάποιες άλλες μεθόδους.

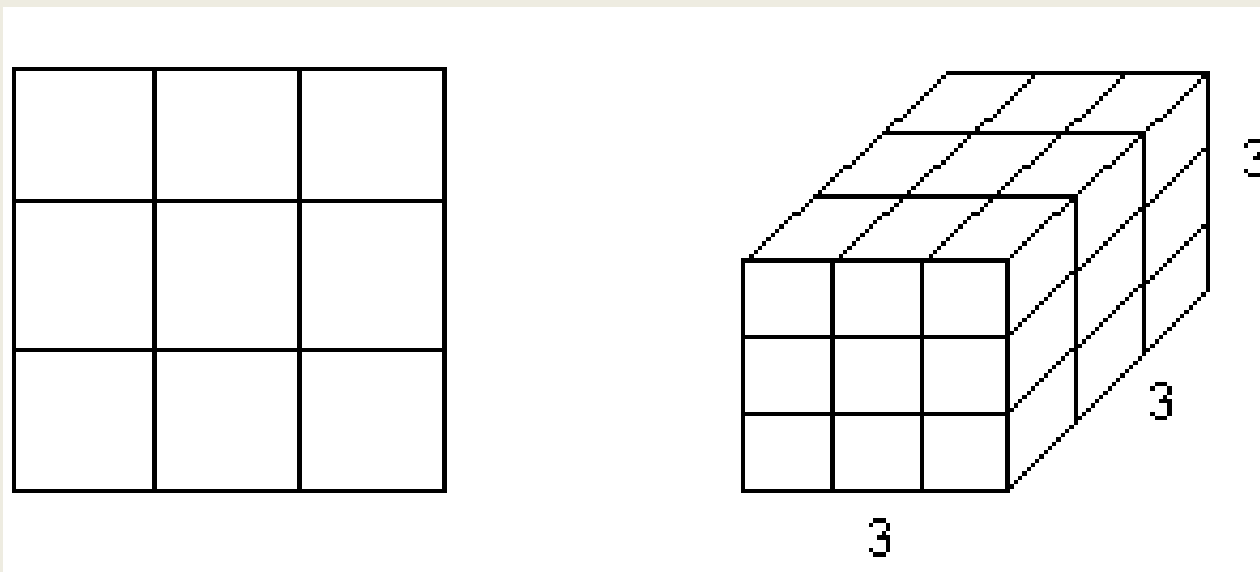
# Αλγόριθμος συσσώρευσης-4: Συσσωρεύσεις βασισμένες στο ιστόγραμμα.

Ιστόγραμμα στο χώρο πολλών διαστάσεων  $H(V)$  είναι η συχνότητα που επαναλαμβάνεται ένα διάνυσμα γκριζών τιμών  $V$ . Ο αλγόριθμος προσπαθεί να εντοπίσει κορυφές πάνω στο πολυδιάστατο ιστόγραμμα :



(1) Δομήστε το πολυδιάστατο ιστόγραμμα  $\{H(V) | V \in DN^{NB}\}$

(2) Ψάξτε για κορυφές στον πολυδιάστατο χώρο χρησιμοποιώντας τη στρατηγική σύγκρισης των 8 γειτόνων για να διαπιστώσετε αν η κεντρική συχνότητα είναι η μεγαλύτερη σε μια γειτνίαση 3x3 διανυσμάτων γκρίζων τιμών. Για τον τρισδιάστατο χώρο ψάξτε την κορυφή σε μια γειτνίαση:

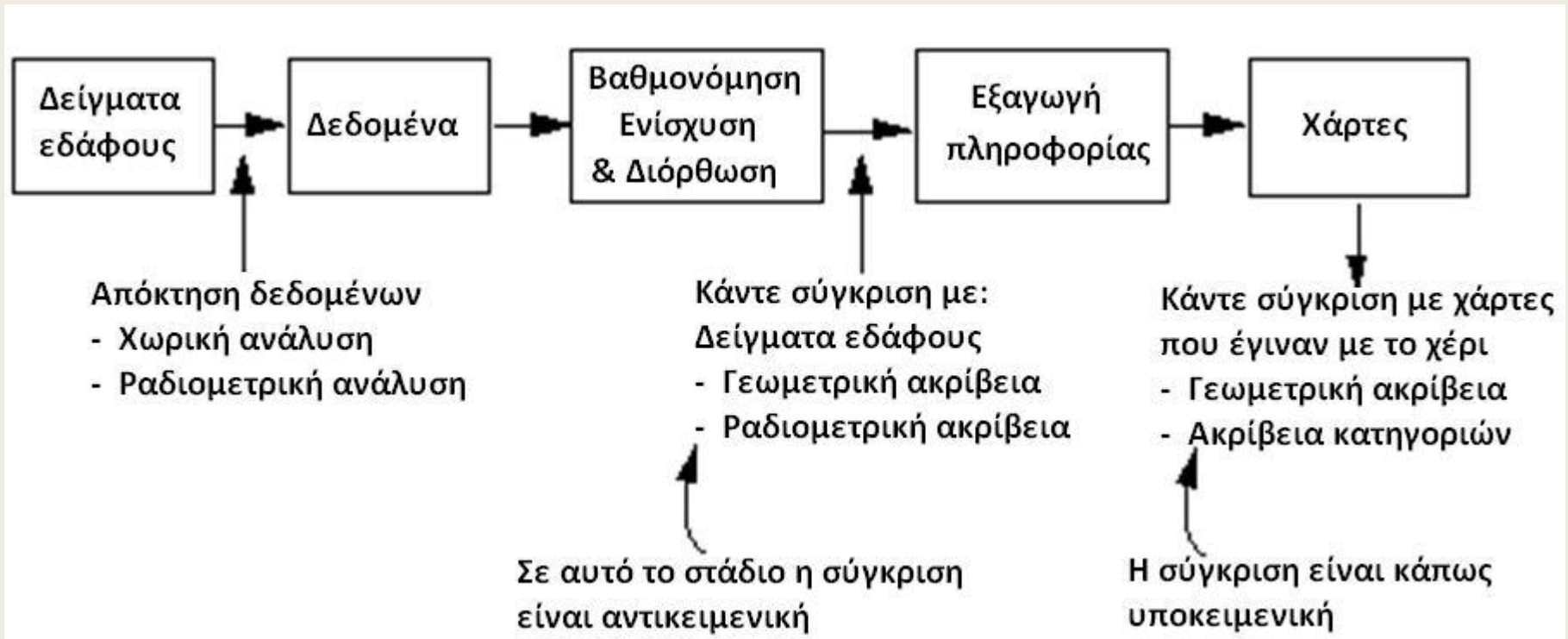


- (3) Όταν εντοπισθεί τοπικά υψηλή συχνότητα του διανύσματος γκρίζων τιμών, τότε καταγράφεται σαν κέντρο συσσώρευσης.
- (4) Όταν όλα τα κέντρα εντοπισθούν, εξετάζονται σύμφωνα με την απόσταση ανάμεσα σε κάθε ζεύγος συσσωρεύσεων. Συγκεκριμένες συσσωρεύσεις μπορούν να ενσωματωθούν όταν βρίσκονται κοντά η μία στην άλλη. Επίσης όταν μια συσσώρευση έχει μικρή συχνότητα μπορεί να καταργηθεί.
- Το μειονέκτημα του αλγόριθμου αυτού είναι ότι απαιτεί μεγάλη ποσότητα μνήμης Η/Υ (RAM). Για μια εικόνα 8-bit, απαιτούνται 256 x 4 bytes για να αποθηκευτούν οι συχνότητες (κάθε συχνότητα είναι ένας 4 byte ακέραιος) αν η εικόνα έχει μόνο μία φασματική ζώνη. Όσο οι διαστάσεις γίνονται περισσότερες, απαιτούνται x 4 bytes για κάθε νέα φασματική ζώνη. Για NB = 3, απαιτούνται 64 MB (256<sup>nb</sup>). Πάντως, το όριο αυτό μπορεί να ξεπεραστεί μερικώς με ένα αλγόριθμο μείωσης του διανύσματος γκρίζων τιμών (Gong and Howarth, 1992a).

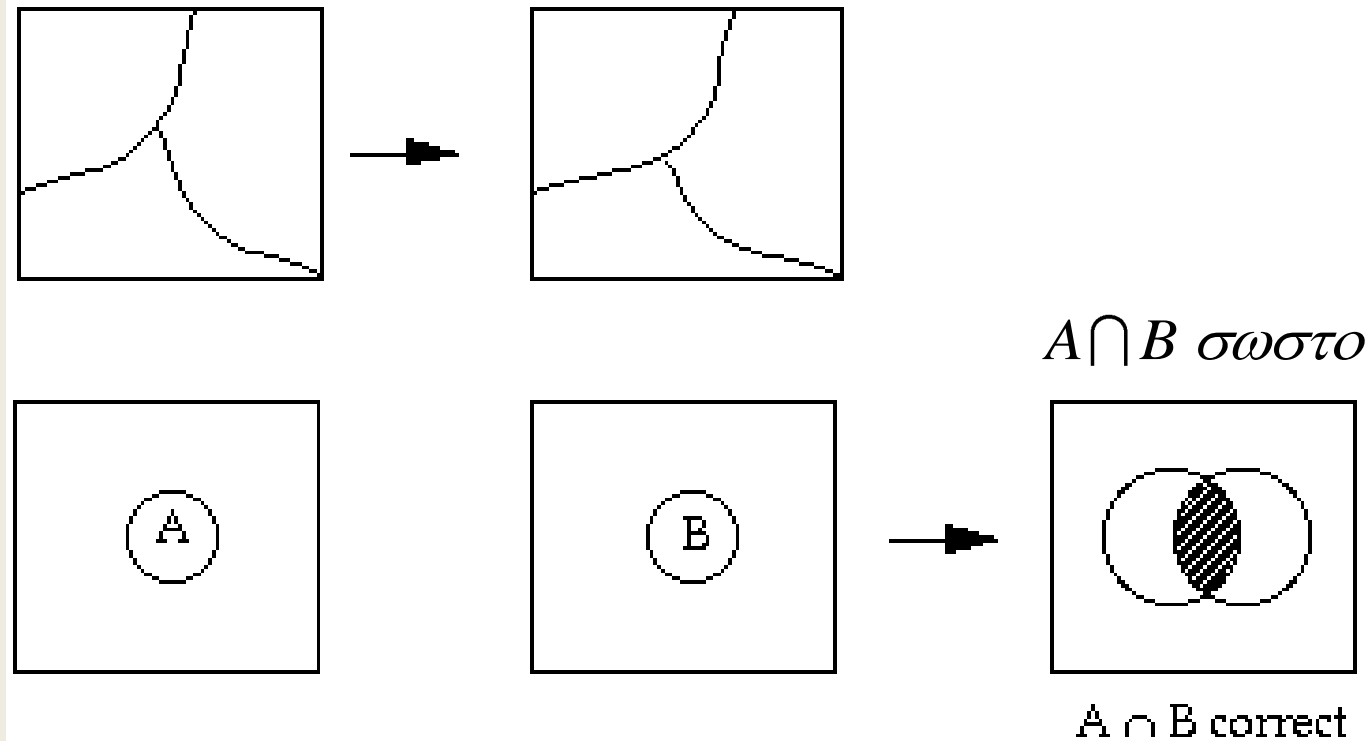
# Εκτίμηση της ακρίβειας

## Εκτίμηση της ακρίβειας ενός τηλεπισκοπικού προϊόντος

Η διαδικασία από τα τηλεπισκοπικά δεδομένα μέχρι το χαρτογραφικό προϊόν, συνομειύεται ως εξής:



- Τα δεδομένα αναφοράς που θα πρέπει να συγκριθούν τα προϊόντα της τηλεπισκόπησης έχουν δημιουργηθεί με βάση την ανθρώπινη γενίκευση (generalization). Ανάλογα με την κλίμακα του χάρτη αναφοράς, γραμμικά χαρακτηριστικά και όρια αντικειμένων επιτρέπεται να έχουν μια ζώνη ασάφειας. Όσο τα όρια συμμορφώνονται (εμπίπτουν) μέσα στις ζώνες ασάφειας θεωρούνται ακριβή.
- Συνεπώς, δεν είναι αυτός ο τρόπος εκτίμησης της ακρίβειας προϊόντων τηλεπισκόπησης. Στην περίπτωση της αξιολόγησης των προϊόντων τηλεπισκόπησης, έχουμε παραδοσιακά υιοθετήσει την προσέγγιση hit-or-miss (χτύπησε ή αστόχησε), π.χ., επικαλύπτοντας το χάρτη αναφοράς με το προϊόν που δημιουργήθηκε με τηλεπισκόπηση, αντί να δίνουμε στα προϊόντα τηλεπισκόπησης όρια ασάφειας.



Πολλοί αλγόριθμοι εκτίμησης της ακρίβειας της ταξινόμησης υπάρχουν στο Rosenfield and Fitzpatrick (1986) και Story and Congalton (1986)



Στη διαδικασία αξιολόγησης των σφαλμάτων της ταξινόμησης, τυπικά δημιουργείται ένας πίνακας σφάλματος. Πολλές φορές ο πίνακας αυτός ονομάζεται πίνακας ασάφειας ή πίνακας συνάφειας (confusion matrix ή contingency table). Στον πίνακα αυτό, η ταξινόμηση δίνεται σε γραμμές και η επαλήθευση (δείγματα εδάφους) δίνεται σε στήλες για κάθε σημείο δείγματος.

		Reference			Row Total	Σφάλμα παρερμηνείας	
		F	W	U		Commission Error	
Classification	F	28	14	15	57	51%	F - Forest W - Water U - Urban
	W	1	15	5	21	29%	
	U	1	1	20	22	9%	
	Column Total	30	30	40	100		
	Omission Error	7%	50%	50%			

### Σφάλμα παράβλεψης

Ο ανωτέρω πίνακας είναι ένα παράδειγμα του πίνακα ασάφειας. Τα διαγώνια στοιχεία του πίνακα δείχνουν τον αριθμό των δειγμάτων εδάφους που συμφωνούν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης.

Ο πίνακας περιέχει πλήρη πληροφορία για την κατηγοριοποιημένη πληροφορία. Τα μη διαγώνια στοιχεία δείχνουν τον αριθμό των δειγμάτων που έχουν ταξινομηθεί λάθος, π.χ., Ο ταξινομητής ταξινομεί τα στοιχεία που ανήκουν σε μια τάξη σε άλλη τάξη. Αυτό το λάθος ονομάζεται σφάλμα παράβλεψης (Omission error).

Τα μη διαγώνια στοιχεία μιας στήλης είναι αυτά που παραβλέπει ο ταξινομητής. Εξ ου και το σφάλμα παράβλεψης (**comission error**).

Για να συνοψισθούν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης, η πιο συνηθισμένη μέτρηση της ακρίβειας είναι η συνολική ακρίβεια :

$$\omega = \sum_{i=1}^{nc} \frac{e_{ii}}{NT}$$

$$NT = \sum_{i=1}^{nc} \sum_{j=1}^{nc} e_{ij} = \text{ο συνολικός αριθμός δειγμάτων}$$

Από το παράδειγμα του πίνακα ασάφειας έχουμε  $\omega = (28 + 15 + 20)/100 = 63\%$

- Περισσότερο εξειδικευμένες μετρήσεις χρειάζονται γιατί η συνολική ακρίβεια δεν δείχνει πως κατανέμεται η ακρίβεια ανάμεσα στις επιμέρους κατηγορίες. Οι κατηγορίες θα μπορούσαν και συχνά το κάνουν, να εκθέτουν διαφορετικές ακρίβειες αλλά η συνολική μέθοδος θεωρεί ότι οι κατηγορίες αυτές έχουν ισοδύναμη ή όμοια μεταξύ τους ακρίβεια.
  - Εξετάζοντας τον πίνακα ασάφειας, μπορεί να διαπιστωθεί ότι τουλάχιστο δύο μέθοδοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό της ακρίβειας ατομικά κάθε κατηγορίας.
  - (1) Ο λόγος μεταξύ των σωστά ταξινομημένων και των συνολικά ανά γραμμή
  - (2) Ο λόγος μεταξύ των σωστά ταξινομημένων και των συνολικά ανά στήλη
  - (1) ονομάζεται ακρίβεια του χρήστη (**user's accuracy**) επειδή οι χρήστες ενδιαφέρονται για τα ποσοστά της τάξης που έχουν ταξινομηθεί σωστά.
  - (2) Ονομάζεται ακρίβεια του παραγωγού (**producer's accuracy**).

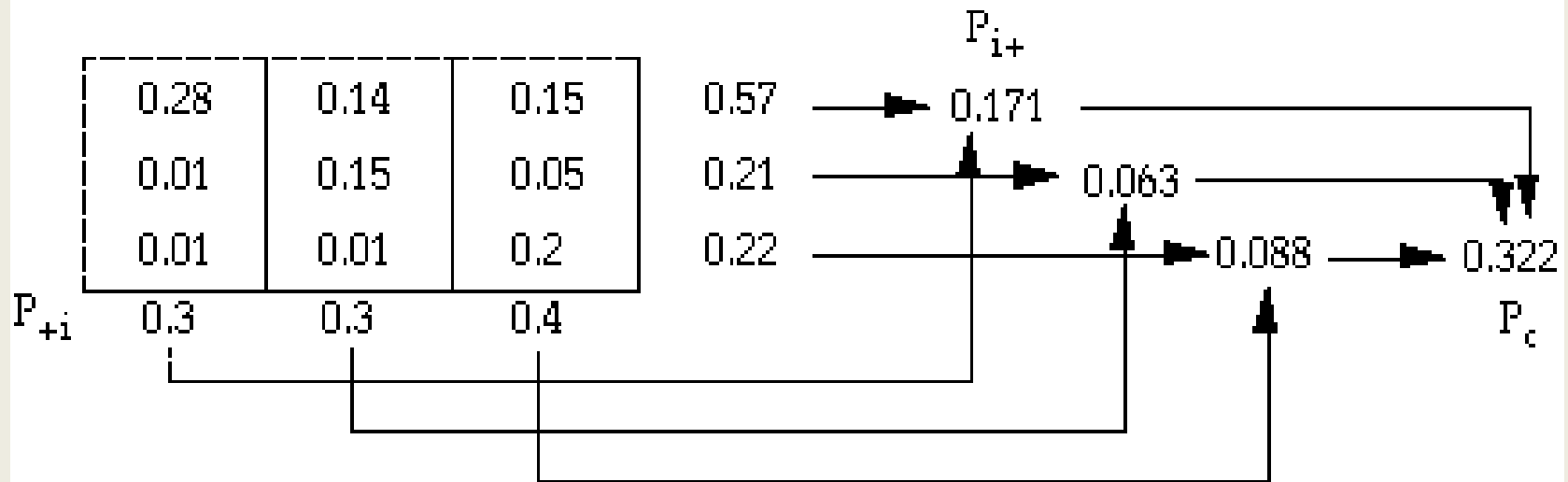
- Ο παραγωγός ενδιαφέρεται περισσότερο στη (2) γιατί αυτό φανερώνει πόσο καλά τα δείγματα αναφοράς έχουν ταξινομηθεί.
- Συνεπώς, υπάρχει ένας πιο κατάλληλος τρόπος για να παρουσιασθούν οι επιμέρους ακρίβειες ταξινόμησης. Αυτό γίνεται μέσω του σφάλματος παράβλεψης και του σφάλματος παρερμηνείας.
- σφάλμα παράβλεψης =  $1 - \text{ακρίβεια χρήστη}$
- σφάλμα παρερμηνείας =  $1 - \text{ακρίβεια παραγωγού}$

# Ο συντελεστής Κάππα

- Ο συντελεστής  $K$  (Kappa coefficient) μετρά τη σχέση ανάμεσα στην πέρα από κάθε πιθανότητα συμφωνία και στην αναμενόμενη διαφωνία.
- Η μέτρηση αυτή χρησιμοποιεί όλα τα στοιχεία του πίνακα και όχι μόνο τα διαγώνια. Η εκτίμηση του  $K$  είναι το ποσοστό της συμφωνίας που απομένει όταν αφαιρεθεί από την εξέταση η πιθανότητα συμφωνίας:

$$K = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c}$$

- $p_o$  = ποσοστό ταξινομήσεων που συμφωνούν, άθροισμα των διαγώνιων  
=  $\sum p_{ii}$  = συνολική ακρίβεια
- $p_c$  = ποσοστό ταξινομήσεων για αναμενόμενη πιθανότητα συμφωνίας  
=  $\sum (p_{i+})(p_{+i})$
- $p_{ij} = e_{ij}/NT$
- $p_{i+}$  = υποσύνολο της γραμμής του  $p_{ij}$  για τη γραμμή  $i$
- $p_{+i}$  = υποσύνολο της στήλης του  $p_{ij}$  για τη στήλη  $i$



$\rho_o = 0.28 + 0.15 + 0.20 = 0.63$  άθροισμα των διαγώνιων

$$\hat{K} = \frac{0.63 - 0.322}{1 - 0.322} = \frac{0.308}{0.678} \doteq 0.454$$

Ένα από τα πλεονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη στατιστική σύγκριση δύο προϊόντων ταξινόμησης. Για παράδειγμα, δύο χάρτες ταξινόμησης μπορεί να χρησιμοποιούν δύο διαφορετικούς αλγόριθμους, αλλά τα ίδια δεδομένα αναφοράς για την αξιολόγηση τους. Οπότε υπολογίζονται τα,  $K_1$ ,  $K_2$ . Για κάθε  $K$ , υπολογίζεται η διασπορά.

Συνιστάται ο υπολογισμός της παραμέτρου  $Z$ :

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{V}_1 + \hat{V}_2}}$$

Ο πίνακας της κανονικής κατανομής μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να συμπεράνουμε κατά πόσο οι δύο  $K$  είναι σημαντικά διαφορετικοί από το  $Z$ .

Π.χ., αν  $Z > 1.96$ , τότε η διαφορά είναι σημαντική στο 95% επίπεδο πιθανότητας.

Το  $V$  μπορεί να εκτιμηθεί από την εξίσωση :

$$\hat{V} = \frac{1}{N(1-p_c)^4} \left\{ \sum_{i=1}^{nb} p_{ii} [(1-p_c) - (p_{i+} + p_{+i})(1-p_o)]^2 \right. \\ \left. + (1-p_o)^2 \sum_{i=1}^{nb} \square \sum_{j=1}^{nb} p_{ij} (p_{i+} + p_{+j})^2 - (p_o p_c - 2p_c + p_o)^2 \right\}$$



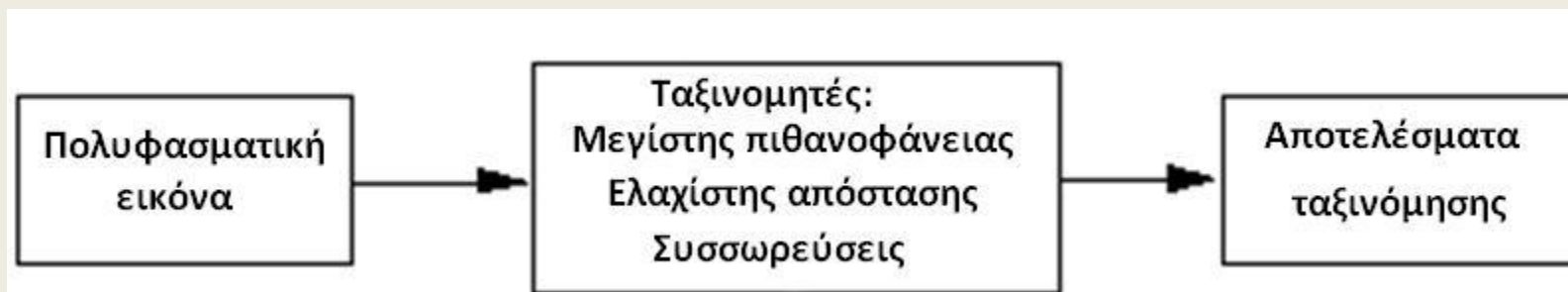
Με δεδομένα τις ανωτέρω διαδικασίες, χρειάζεται να γνωρίζουμε πόσα δείγματα πρέπει να συλλεχθούν και που θα πρέπει να τοποθετηθούν.

## Μέγεθος δείγματος

- (1) Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος του δείγματος, τόσο πιο αντιπροσωπευτική είναι η εκτίμηση που γίνεται, οπότε πετυχαίνεται περισσότερη εμπιστοσύνη.
- (2) Για να δοθεί σε κάθε τάξη κατάλληλη αξιολόγηση, ένα ελάχιστο μέγεθος δείγματος απαιτείται για κάθε τάξη.
- (3) Οι ερευνητές έχουν προτείνει ένα αριθμό εικονοστοιχείων για κάθε δειγματοληπτικό σχήμα (e.g., Jensen, 1983). Αυτά είναι:
  1. Τυχαίο
  2. Στρωματωμένο τυχαίο
  3. Συστηματικό
  4. Στρωματωμένο συστηματικό μη ευθυγραμμισμένο δείγμα

# Μη συμβατικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης

1. Με συμβατικούς αλγόριθμους ταξινόμησης, αναφερόμαστε σε αλγόριθμους που χρησιμοποιούν μόνο πολυφασματική πληροφορία.
- 2.



3. Το πρόβλημα της πολυφασματικής ταξινόμησης είναι ότι δεν χρησιμοποιεί τη χωρική πληροφορία της εικόνας. Πράγματι, αυτή είναι η διαφορά ανάμεσα στην ανθρώπινη ερμηνεία και στην ταξινόμηση με τη χρήση Η/Υ. Η ανθρώπινη ερμηνεία χρησιμοποιεί πάντοτε χωρική πληροφορία όπως είναι η υφή, σχήμα, σκίαση, μέγεθος, τοποθεσία, εξάρτηση, κλπ. Ο Η/Υ είναι μεν πανίσχυρος στη διαχείριση και επεξεργασία τιμών γκρίζων επιπέδων για ταξινόμηση, υστερεί όμως αφάνταστα στη χρήση της χωρικής πληροφορίας. Οπότε, είναι ένα ενεργό πεδίο για την κατανόηση της εικόνας (το οποίο είναι ένα μέρος της αναγνώρισης προτύπου ή τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιώντας χωρικά πρότυπα στην ερμηνεία εικόνας).

Μπορούμε γενικά να συνοψίσουμε τρεις τύπους για μη-συμβατική ταξινόμηση :

Προσέγγιση με προεπεξεργασία,

Προσέγγιση με μεταεπεξεργασία

Χρήση ταξινομητή συνάφειας

Το αναπόσπαστο μέρος της διαδικασίας της ταξινόμησης με προεπεξεργασία είναι η εισαγωγή χωρικών μεθόδων απόσπασης πληροφορίας.

Χάρη στην ανάπτυξη του πεδίου κατανόηση της εικόνας (**image understanding**), μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μέρος της χωρικής πληροφορίας στην ταξινόμηση της εικόνας. Πάνω απ' όλα, υπάρχουν δύο τύποι προσέγγισης για τη χρήση της χωρικής πληροφορίας.

- Ταξινόμηση βασισμένη στην περιοχή (αντικειμενοστραφής object-based)
- Ταξινόμηση βασισμένη στο παράθυρο εικονοστοιχείου

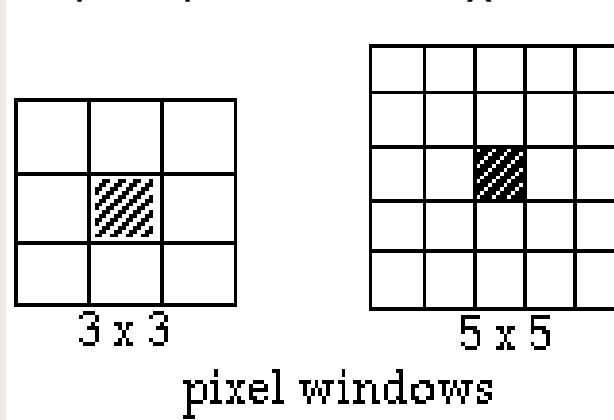
# Αντικειμενοστραφής ταξινόμηση

- Για να ταξινομηθούν αντικείμενα θα πρέπει κατά κάποιο τρόπο να επιμερισθεί η αρχική εικόνα. Αυτό μπορεί να γίνει με τεχνικές τεμαχισμού εικόνας που αναφέρθηκαν πριν, όπως η κατωφλίωση, η ανάπτυξη περιοχής και η συσσώρευση.
- Η τεμαχισμένη εικόνα μπορεί στη συνέχεια να περάσει στη διαδικασία απόσπασης περιοχής, όπου τα τεμάχια θεωρούνται σαν αυτοτελή αντικείμενα για την επόμενη επεξεργασία
- Παράδειγμα, μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα πίνακα για κάθε αντικείμενο σαν ένα πίνακα οντότητας. Από τον πίνακα οντότητας, μπορούμε να προχωρήσουμε σε ποικίλους αλγόριθμους για να ολοκληρώσουμε την ταξινόμηση, ή πριν την ταξινόμηση, μπορούμε να κάνουμε κάποια προεπεξεργασία, όπως είναι το φιλτράρισμα κάποιων μικρών αντικειμένων.
- Ενδέχεται να βασίσουμε την απόφαση της ταξινόμησης σε κάποια πληροφορία γειτνίασης. Gong and Howarth (1990) ανέπτυξαν ένα σύστημα βασισμένο στη γνώση για να κάνουν ταξινόμηση βασισμένη στην περιοχή (object-based).

# Ταξινόμηση βασισμένη στο παράθυρο εικονοστοιχείου

- Σε μια ταξινόμηση βασισμένη στο παράθυρο εικονοστοιχείου, αποφασίζεται η κατάταξη ενός εικονοστοιχείου σύμφωνα με τα πολυφασματικά δεδομένα. Τα δεδομένα αυτά περιέχουν πληροφορίες όχι μόνο για το εικονοστοιχείο αλλά και για τη γειτονιά του.
- Ένα παράθυρο εικονοστοιχείου μπορεί να είναι οποιουδήποτε μεγέθους, αλλά να μην ξεπερνά το μέγεθος της εικόνας. Για διευκόλυνση στους υπολογισμούς προτιμάται ένα τετράγωνο παράθυρο με περιττό αριθμό στοιχείων πλευράς.

## παράθυρο εικονοστοιχείου



Η μεταβλητότητα των γκριζων επιπέδων μέσα στο παράθυρο του εικονοστοιχείου μπορεί να μετρηθεί και να χρησιμοποιηθεί σε ένα αλγόριθμο ταξινόμησης. Η μεταβλητότητα των γκριζων επιπέδων αναφέρεται και σαν **υφή** (Haralick, 1979). Ακολουθούν μερικές τεχνικές μέτρησης της υφής:

## (1) Απλή στατιστική μετατροπή

Για κάθε παράθυρο του εικονοστοιχείου, μπορούμε να υπολογίσουμε παραμέτρους όπως στον επόμενο πίνακα (Hsu, 1978; Gong και Howarth, 1993).

## ΠΙΝΑΚΑΣ. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΕΣ ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΟΥΝΤΑΙ ΓΙΑ ΕΧΑΓΩΓΗ ΧΩΡΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Κωδικός χαρακτ.	Πλήρες όνομα	Μαθηματική περιγραφή
AVE	Μέσος όρος	$(\sum x_{ij}) / n$
STD	Τυπική απόκλιση	$\{ [\sum (x_{ij} - AVE)^2] / n \}^{0.5}$
SKW	Ασυμμετρία	$[\sum (x_{ij} - AVE)^3] / [n(STD)^3]$
KRT	Κύρτωση	$[\sum (x_{ij} - AVE)^4] / [n(STD)^4] - 3$
ADA	Απόλυτη απόκλιση από το μέσο όρο	$[\sum  x_{ij} - AVE ] / n$
CCN	Αντίθεση μεταξύ του κεντρικού εικονοστοιχείου και των γειτονικών του	$[\sum  x_{ij} - x_c ] / (n - 1)$
ACN	Μέση διαφορά ανάμεσα στο κεντρικό εικονοστοιχείο και των γειτονικών του	$[\sum (x_{ij} - x_c)] / (n - 1)$

Κωδικός χαρακτ.	Πλήρες όνομα	Μαθηματική περιγραφή
CAN	Αντίθεση ανάμεσα σε διπλανούς γείτονες	$[\sum  x_i - x_{i+} ] / n_+$
CAS	Άθροισμα των τετραγώνων CAN	$[\sum (x_i - x_{i+})^2] / n_+$
CSN	Αντίθεση ανάμεσα σε δεύτερους γείτονες	$[\sum  x_i - x_{i++} ] / n_{++}$
CSS	Άθροισμα των τετραγώνων CSN	$[\sum (x_i - x_{i++})^2] / n_{++}$
RXN	Έκταση (Range)	Max - Min
MED	Διάμεσος (Median)	Μεσαίος



	Τιμή εικονοστοιχείου στη θέση:
$x_c$	Κεντρικού εικονοστοιχείου
$x_i - x_{i+}$	Ζεύγους διπλανών εικονοστοιχείων
$x_i - x_{i++}$	Ζεύγους δεύτερων γειτόνων
$n$	Αριθμός εικονοστοιχείων στο παράθυρο
$n_+$	Αριθμός διπλανών γειτόνων
$n_{++}$	Αριθμός δεύτερων γειτόνων $x_{ij}$

## (2) Μέθοδος του Πίνακα επανασύμπτωσης γκρίζων επιπέδων (υφή)

$D = 1 \quad \alpha = 45$				
0	0	1	1	2
0	0	1	2	2
1	1	1	1	0
3	2	1	0	0
3	1	1	0	0

Grey levels in a pixel window

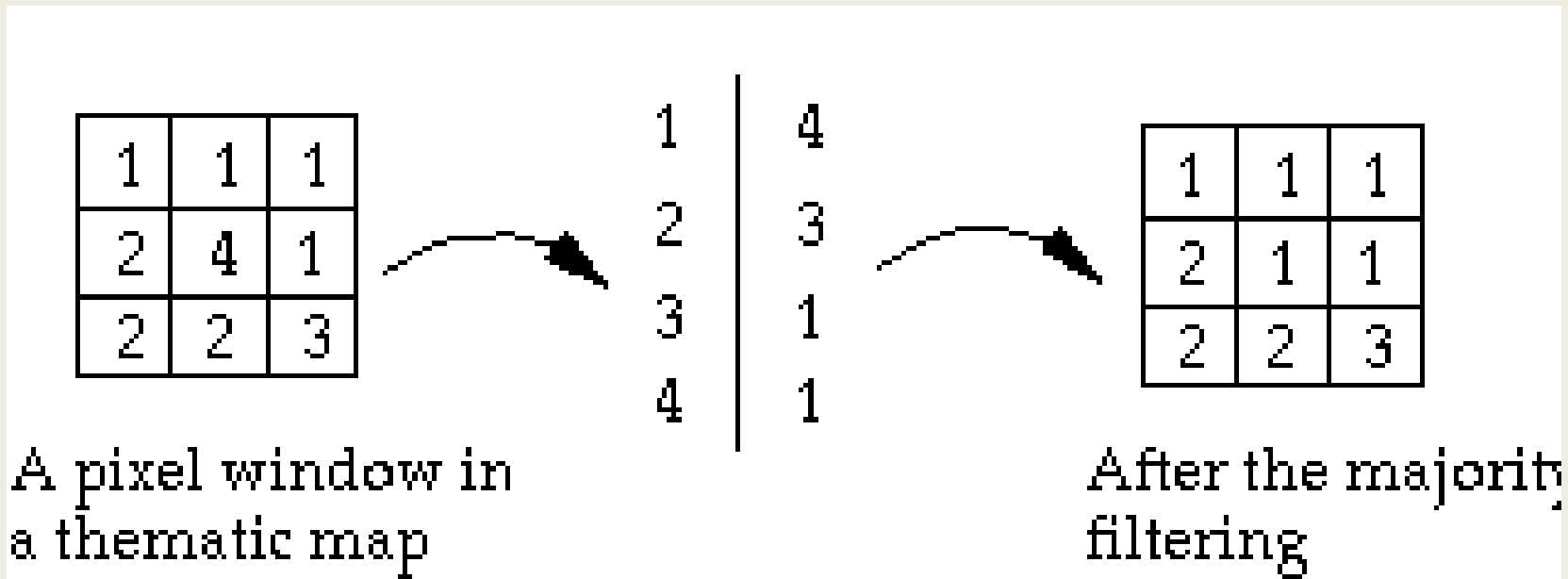
	0	1	2	3
0	2	3	0	0
1	3	2	3	0
2	1	1	0	0
3	0	1	0	0

$A = 45^\circ$  σημαίνει κάτω διαγώνια δεξιά, π.χ., το 3 έχει κάτω διαγώνια δεξιά μόνο ένα 1, το 0 έχει τρία 1, κτλ.

Ο πίνακας προσδιορίζεται απαριθμώντας όλους τους δυνατούς συνδυασμούς από δύο επίπεδα γκρίζου ζευγών εικονοστοιχείων σε ένα παράθυρο εικονοστοιχείου. Τα ζεύγη των εικονοστοιχείων προσδιορίζονται από την απόστασή τους ( $D$ ) και τη γωνία ( $\alpha$ ).

- Από τον πίνακα επανασύμπτωσης γκρίζων επιπέδων, μπορεί να δημιουργηθεί ένας αριθμός παραμέτρων. (Haralick et al 1973): Αυτές περιλαμβάνουν,
  - Ομοιογένεια
  - Αντίθεση
  - Εντροπία, κλπ.
- Αν και οι μέθοδοι αυτές έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές τηλεπισκόπησης, απαιτούν ένα μεγάλο αριθμό υπολογισμών και χώρο στο δίσκο. Υπάρχουν πάρα πολλοί παράμετροι που πρέπει να προσδιορισθούν, όπως είναι όπως είναι το μέγεθος του παραθύρου του εικονοστοιχείου, η απόσταση, η γωνία, τα στατιστικά, κλπ.
- Τα περισσότερα από αυτά τα χωρικά χαρακτηριστικά μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε δύο ομάδες. Η πρώτη ομάδα χωρικών χαρακτηριστικών είναι παρόμοια με την εικόνα που έχει φιλτραριστεί με ένα μέσο όρο φίλτρο. Η δεύτερη ομάδα είναι παρόμοια με ένα φιλτράρισμα ενίσχυσης ορίων.
- Το απλούστερο παράδειγμα μεταεπεξεργασίας με ταξινόμηση συνάφειας είναι μέσω του φιλτραρίσματος με ένα φίλτρο πλειοψηφίας.

### (3) Φίλτρο πλειοψηφίας

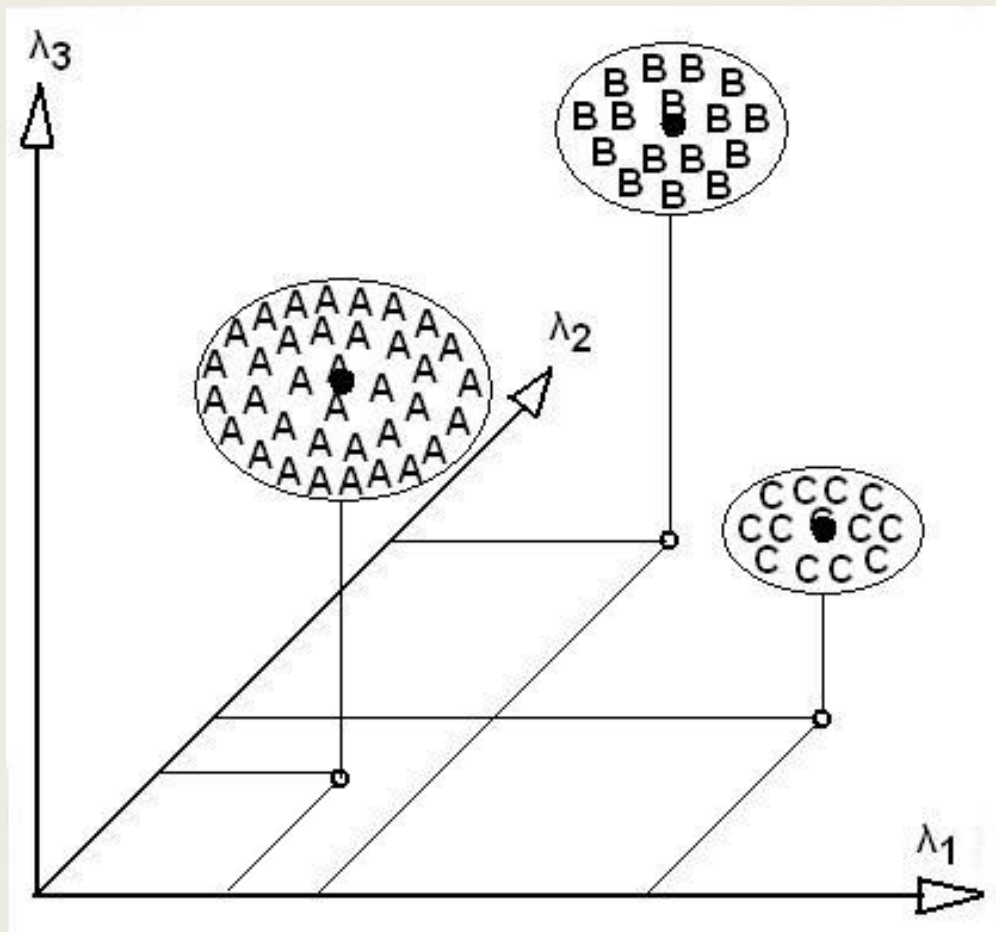


Το κεντρικό εικονοστοιχείο 4 που πρόκειται να φιλτραρισθεί έχει τριγύρω του 4 άσσους, 3 διπλά, ένα τριάρι και ένα τεσσάρι τον εαυτό του. Η πλειοψηφία είναι οι άσσοι γιαυτό και το 4 φιλτράρεται σε 1.

#### (4) Ταξινόμηση βασισμένη στην απαλοιφή διανύσματος γκρίζων επιπέδων και συχνότητας **Grey-level vector reduction and frequency-based classification.**

- Αφού έγιναν δοκιμές σε ένα αριθμό αλγορίθμων συνάφειας με παράθυρο εικονοστοιχείων, οι Gong and Howarth (1992a) βρήκαν ότι οι περισσότεροι από αυτούς τους αλγόριθμους είτε χρειάζονται πολλούς υπολογισμούς, είτε δεν βελτιώνουν σημαντικά την ακρίβεια της ταξινόμησης όταν εφαρμόσθηκαν σε δεδομένα του SPOT HRV XS παρμένα πάνω από περιοχή πόλης.
- Ανέπτυξαν μια διαδικασία που την ονόμασαν μείωση διανύσματος γκρίζων επιπέδων και μια ταξινόμηση που βασίζεται στη συχνότητα η οποία δοκιμάσθηκε χρησιμοποιώντας τα ίδια δεδομένα του SPOT και κάποια άλλα σετ δεδομένων, όπως TM δεδομένα και CASI (7.5 m x 7.5 m χωρική ανάλυση) δεδομένα. Τα αποτελέσματα απέδειξαν ότι η με βάση τη συχνότητα η μέθοδος ταξινόμησης μπορούσε να εξοικονομήσει ένα σημαντικό μέρος των υπολογισμών, ενώ πετύχαινε υψηλές ακρίβειες ταξινόμησης.

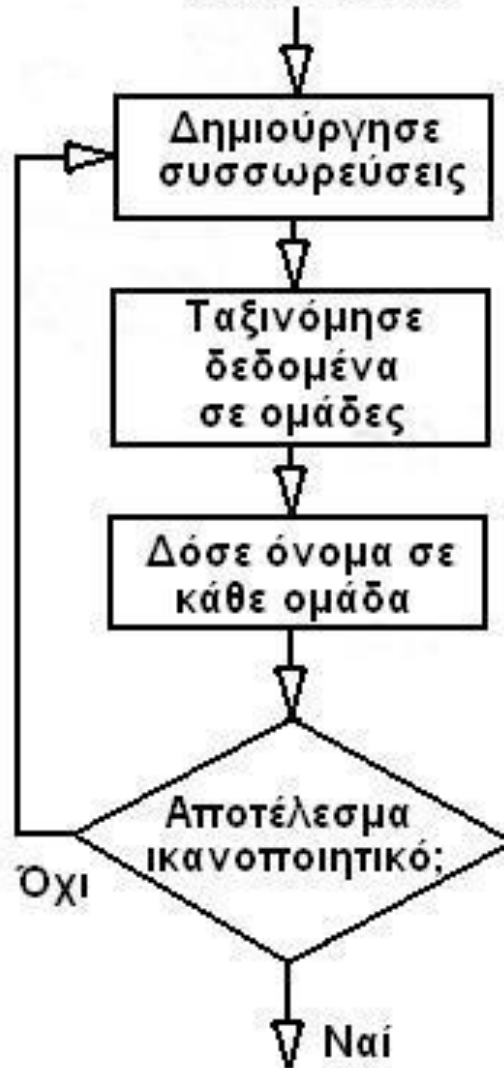
# Ταξινομήσεις



Η διαδικασία αυτή βασίζεται στο ότι στο φασματικό χώρο της εικόνας δημιουργούνται **συσσωρεύσεις (clusters)** – ελλείψεις, ελλειψοειδή, υπερελλειψοειδή

# Ταξινομή- σεις

(α) Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση



(β) Επιβλεπόμενη ταξινόμηση



# Ταξινομήσεις

Η επιβλεπόμενη ταξινόμηση μπορεί περαιτέρω να υποδιαιρεθεί σε δύο υποκατηγορίες

(α) τη *σκληρή ταξινόμηση (hard classification)* όπου κάθε εικονοστοιχείο κατατάσσεται σε συγκεκριμένη κατηγορία

(β) τη *μαλακή ταξινόμηση (soft classification)* όπου ένα εικονοστοιχείο μπορεί να κατατάσσεται σε πολλές κατηγορίες με αντίστοιχο ποσοστό πιθανότητας να ανήκει σε κάθε μια από αυτές.

**Εντοπισμός δειγμάτων στην εικόνα**

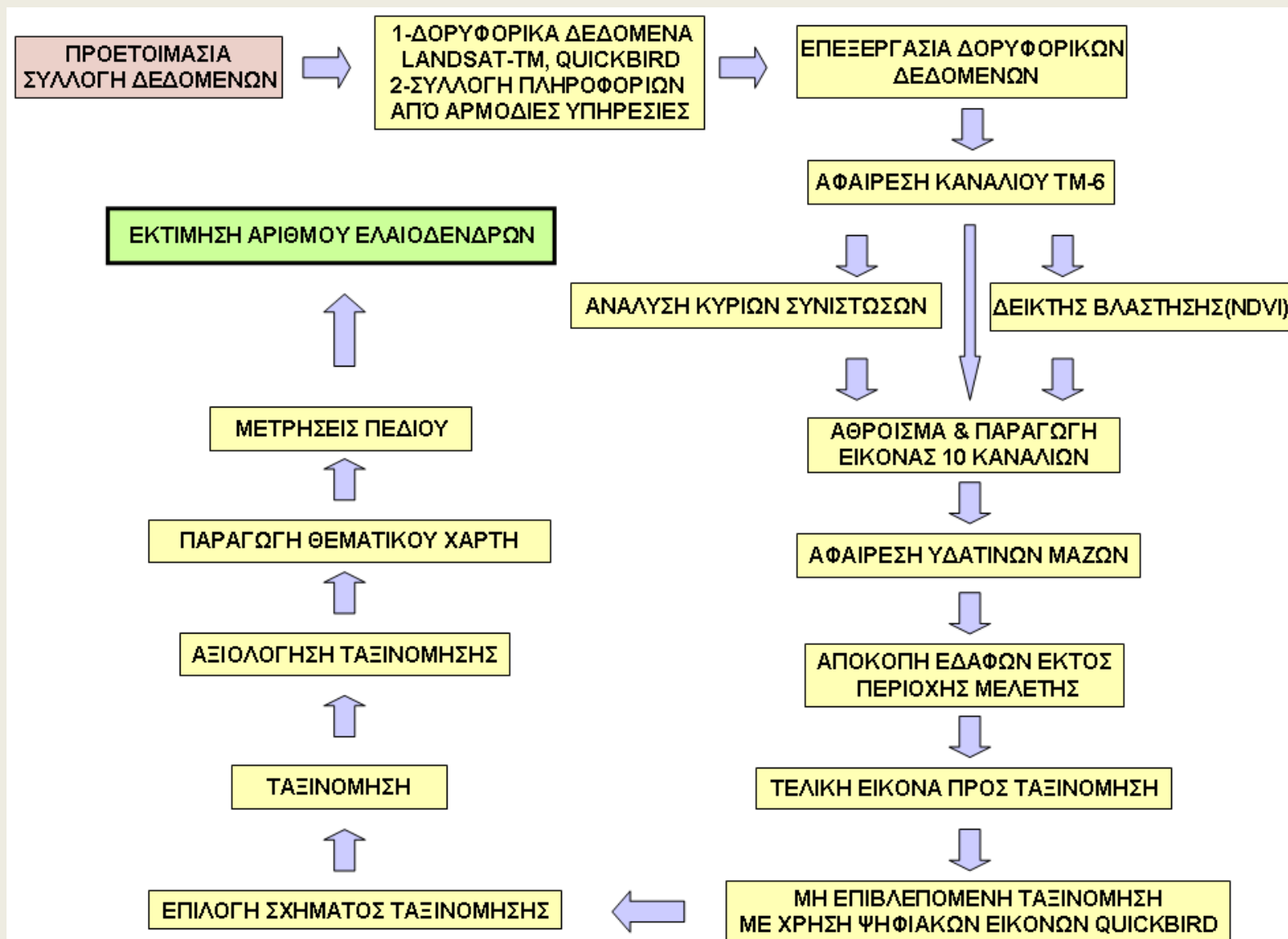
(α) *Εκτατικός* τρόπος - GPS

(β) *Σημειακός* τρόπος: Με το *εργαλείο ανάπτυξης της περιοχής δείγματος (area growing tool)*.

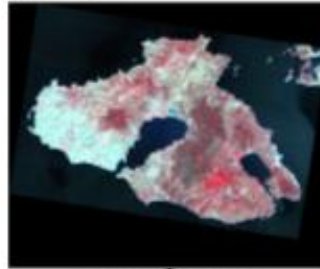


# Landsat & QuickBird στην εκτίμηση του αριθμού ελαιοδένδρων

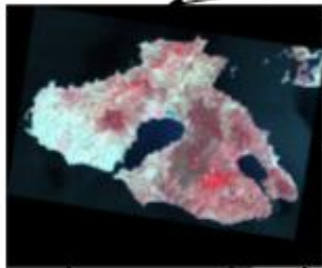
Πηγή: ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ Της Θωμαΐδου Αργυρώς & Του Κουτσοβίλη Κώστα



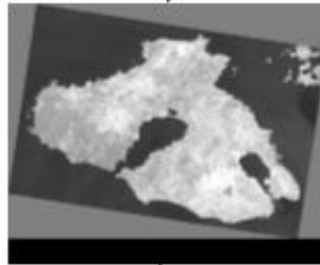
Αρχική εικόνα Landsat TM



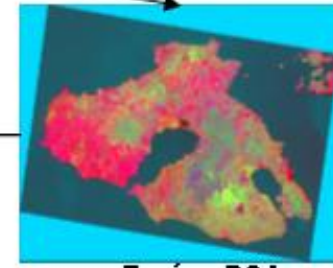
$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$



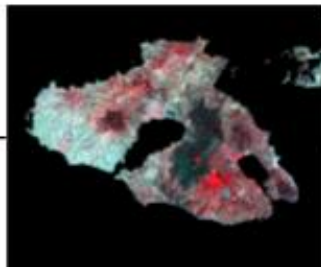
χωρίς το θερμικό κανάλι



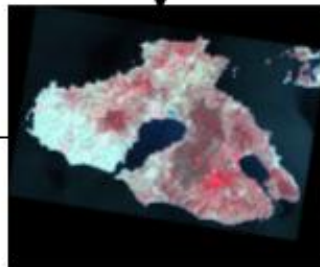
Δείκτης βλάστησης NDVI



Εικόνα PCA

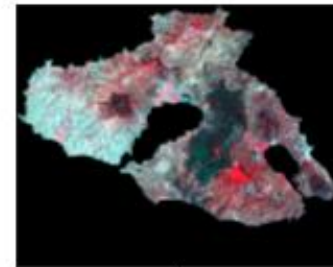


Πολυφασματική εικόνα  
10 καναλιών  
με μάσκα θάλασσας



Πολυφασματική Εικόνα  
10 καναλιών: (Από TM-1  
έως TM-5, TM-7, NDVI,  
PCA-1, PCA-2 και PCA-3)

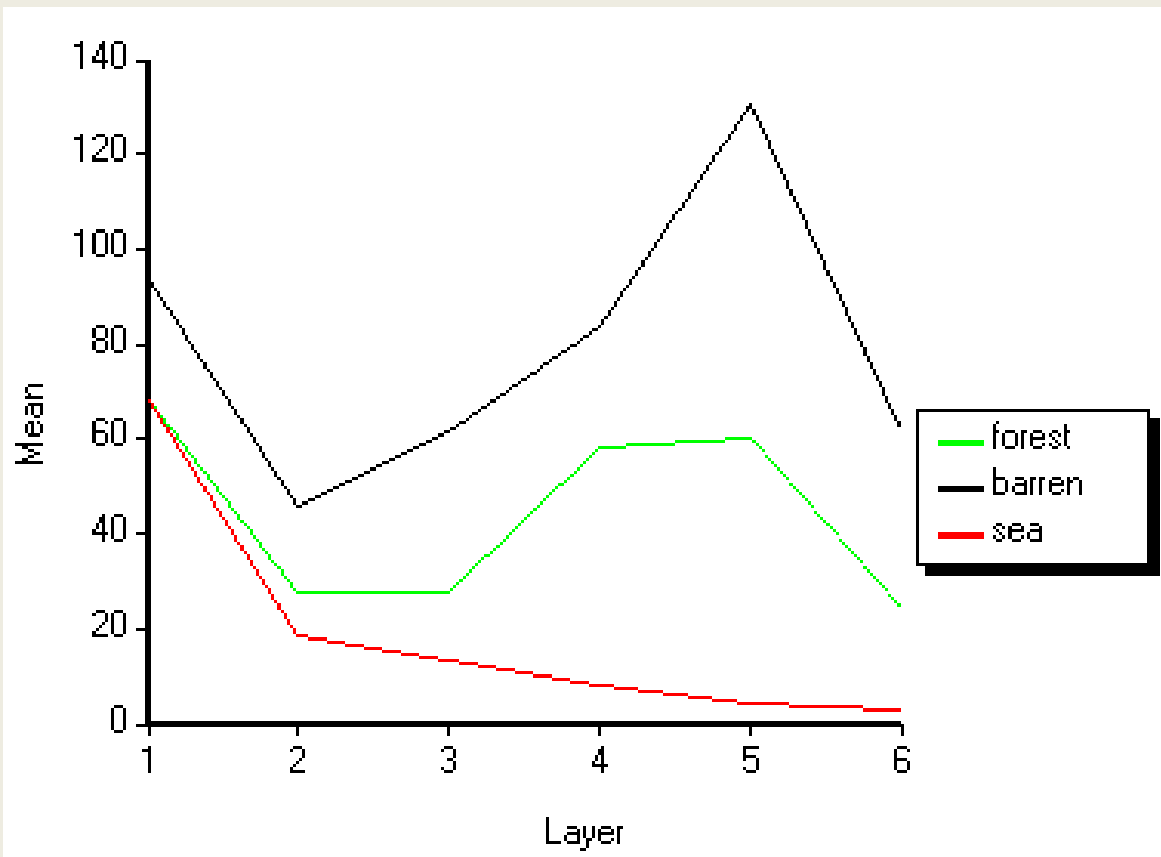
Η τελική προς ταξινόμηση  
Εικόνα 10 καναλιών, με  
μάσκα θάλασσας και  
αποκοπή βραχονησίδων  
και Τουρκικών ακτών



# Επιλογή δειγμάτων εκπαίδευσης



# Περιοχές εκπαίδευσης



Γραφική παράσταση του κέντρου βάρους τριών περιοχών εκπαίδευσης (forest, barren, sea) ως προς τα κανάλια του θεματικού χαρτογράφου (ο δείκτης 6 στον άξονα X αντιστοιχεί στο κανάλι 7).

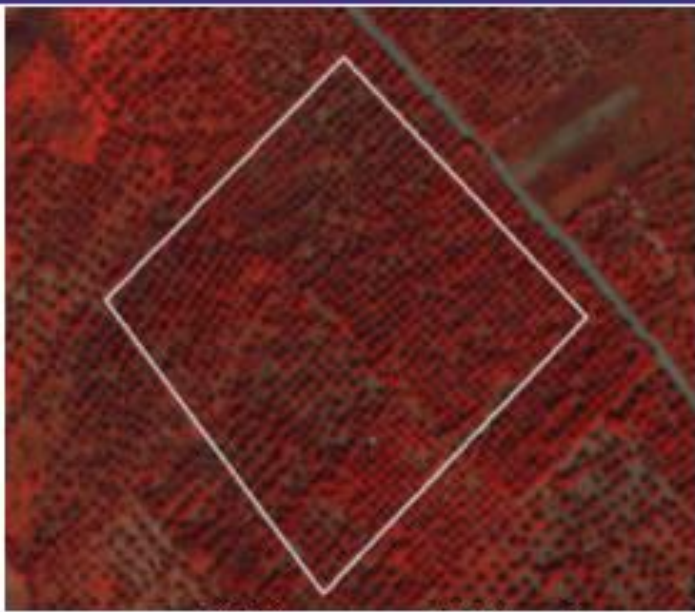
# Πίνακας συμμεταβλητότητας για τη θεματική τάξη forest έτσι όπως προσεγγίζεται από τις περιοχές εκπαίδευσης

LAYER	1	2	3	4	5	6
1	<b>9.812</b>	6.059	11.822	4.421	28.782	15.34
2	6.059	<b>5.108</b>	9.066	5.427	21.151	11.15
3	11.82	9.066	<b>18.290</b>	7.948	42.255	22.94
4	4.421	5.427	7.948	<b>27.066</b>	21.209	6.294
5	28.78	21.15	42.255	21.209	<b>128.187</b>	67.09
6	15.34	11.15	22.949	6.294	67.099	<b>38.40</b>

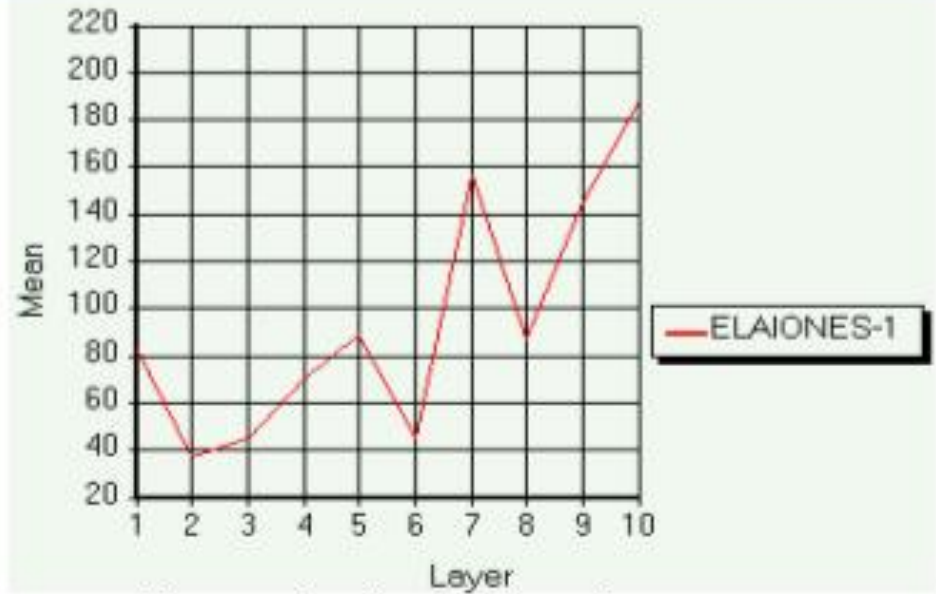
# Στατιστικά χαρακτηριστικά για τη θεματική τάξη forest

<b>LAYER</b>	<b>MIN</b>	<b>MAX</b>	<b>MEAN</b>	<b>ST.DIV.</b>
<b>1</b>	60.000	97.000	67.780	3.132
<b>2</b>	22.000	50.000	27.593	2.260
<b>3</b>	20.000	69.000	27.355	4.277
<b>4</b>	46.000	107.000	58.211	5.203
<b>5</b>	37.000	129.000	59.935	11.322
<b>6</b>	11.000	58.000	24.572	6.197

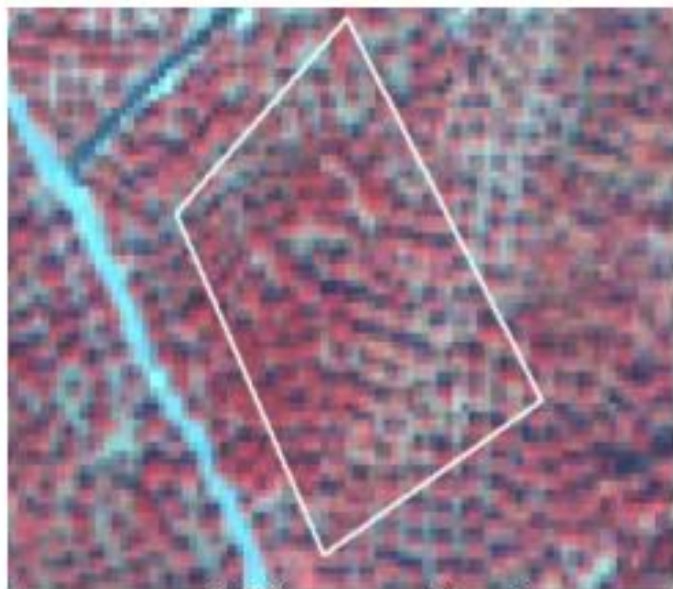




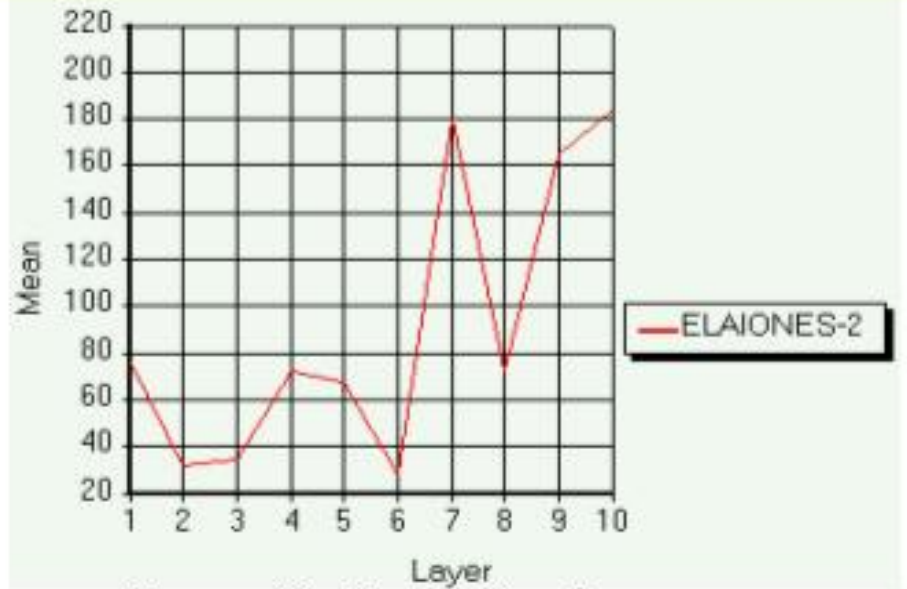
περιοχή δείγματος Καλλονής



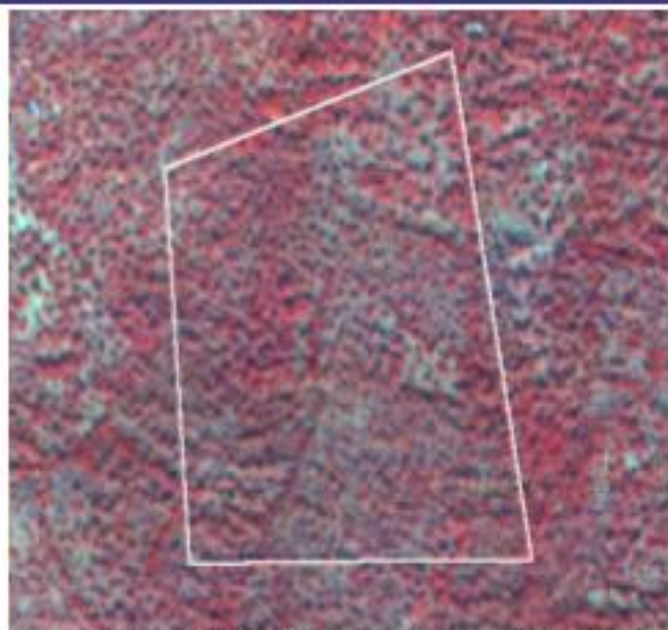
Υπογραφή τάξης ελαιώνες-1



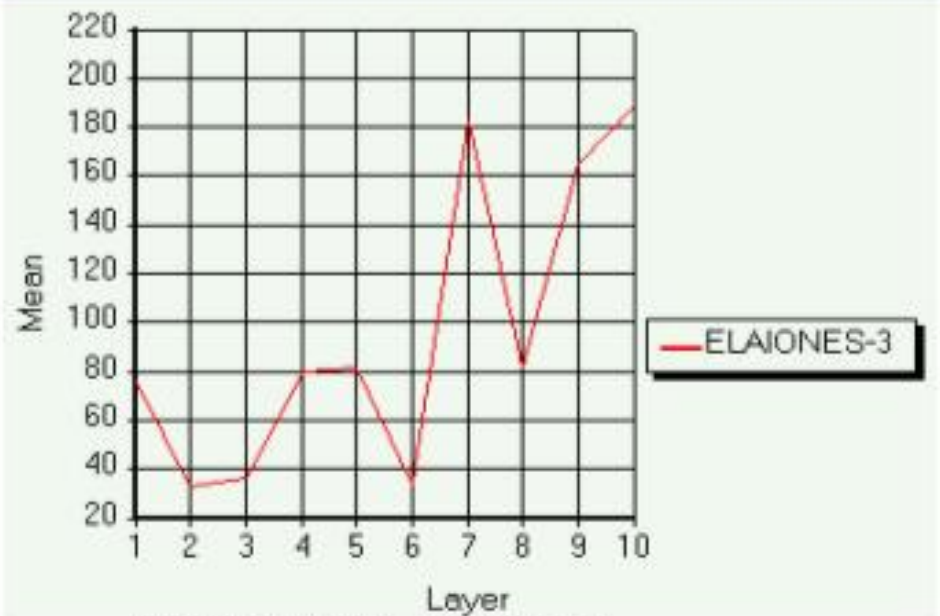
περιοχή δείγματος Παμφίλων



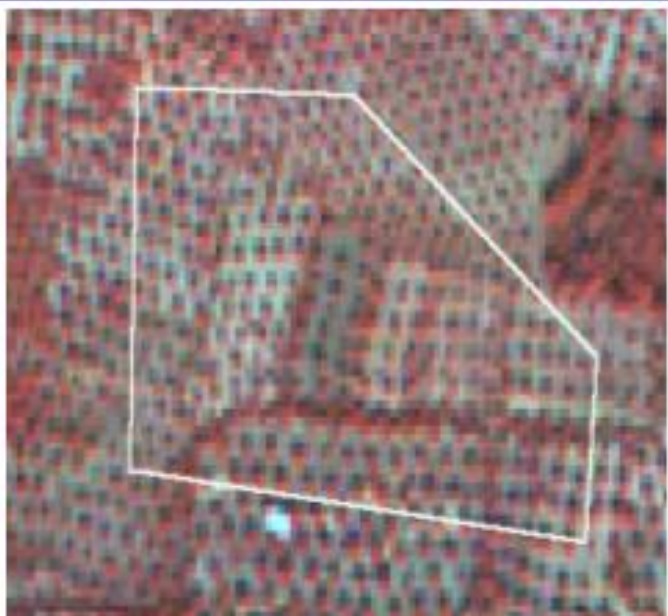
Υπογραφή τάξης ελαιώνες-2



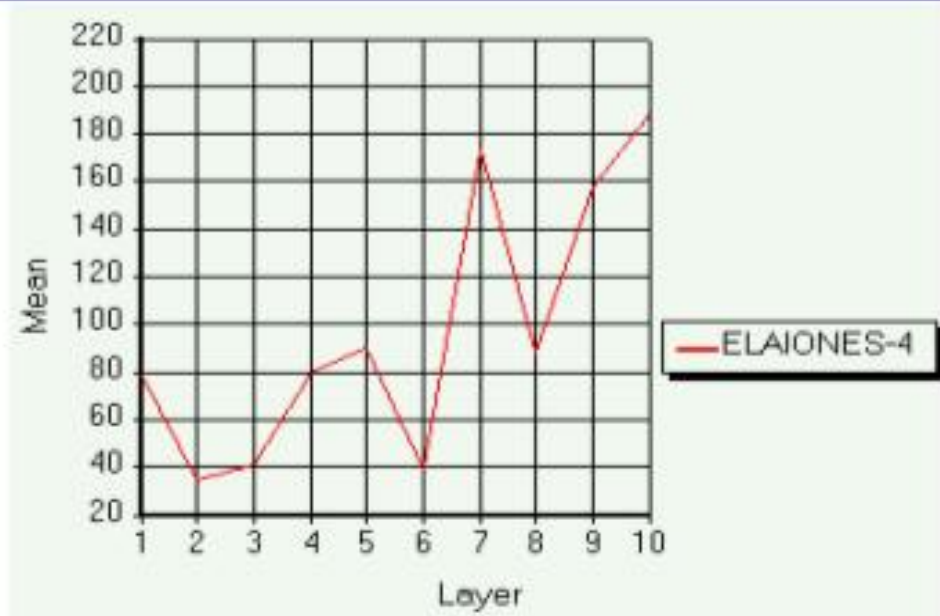
περιοχή δείγματος Άγιος Ραφαήλ Θερμής



Υπογραφή τάξης ελαιώνες-3



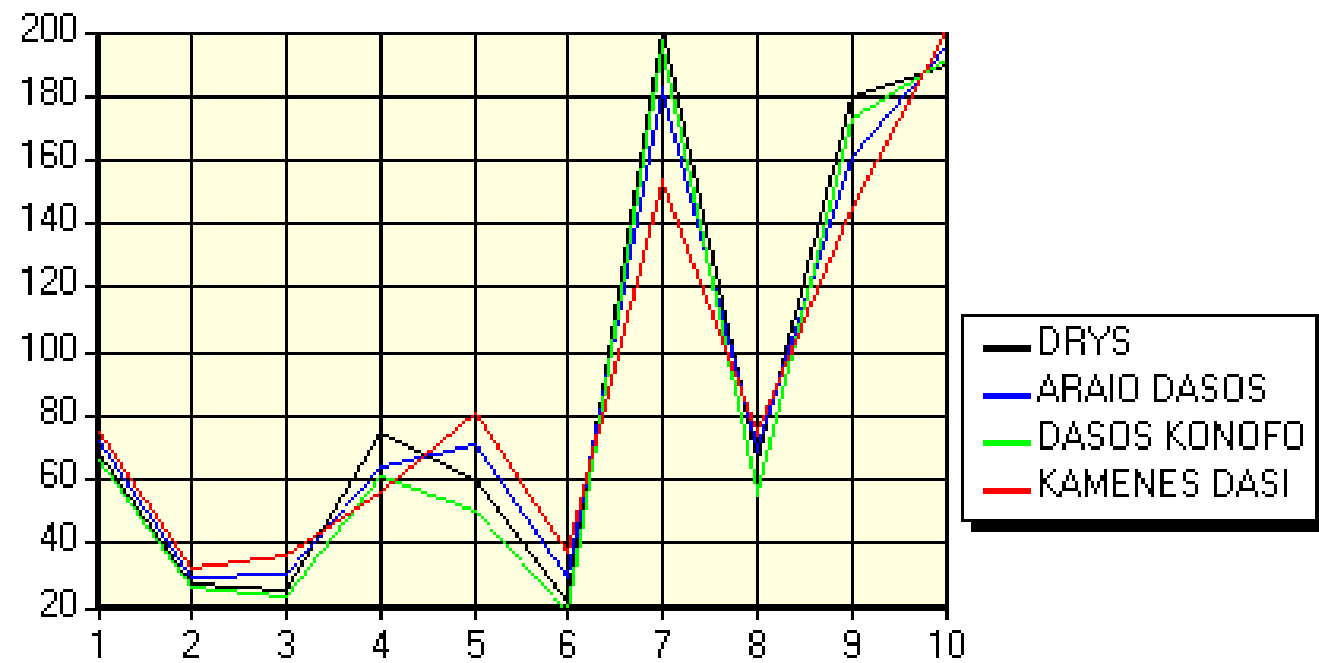
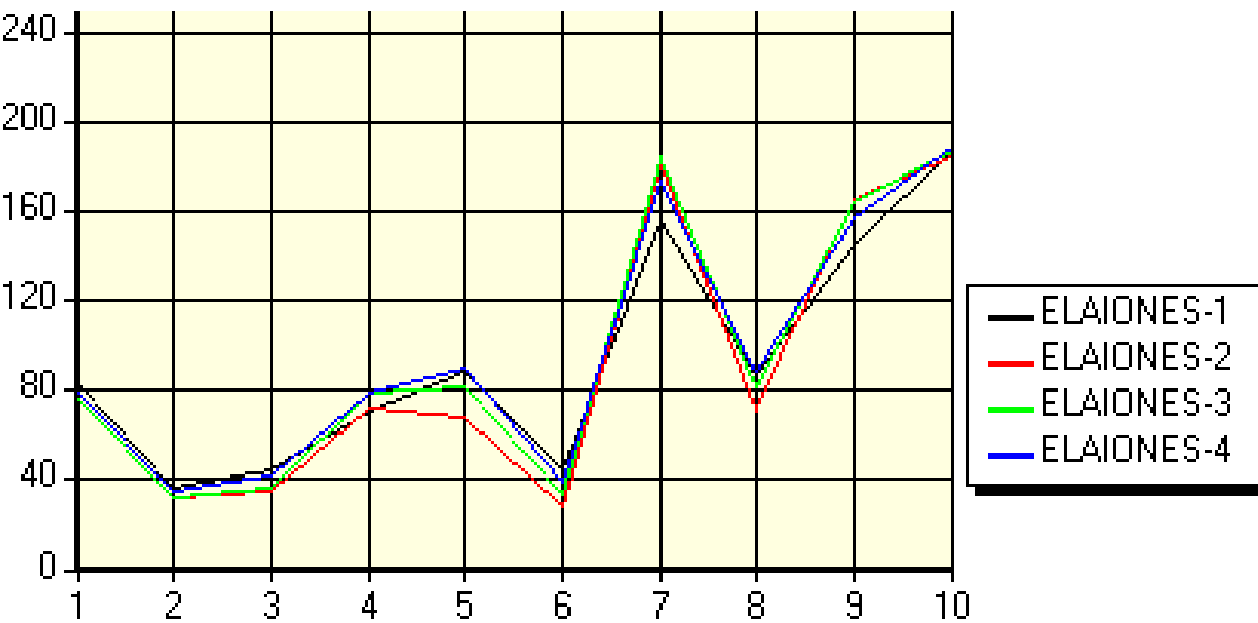
περιοχή δείγματος Γαβαθός Αντίσσης



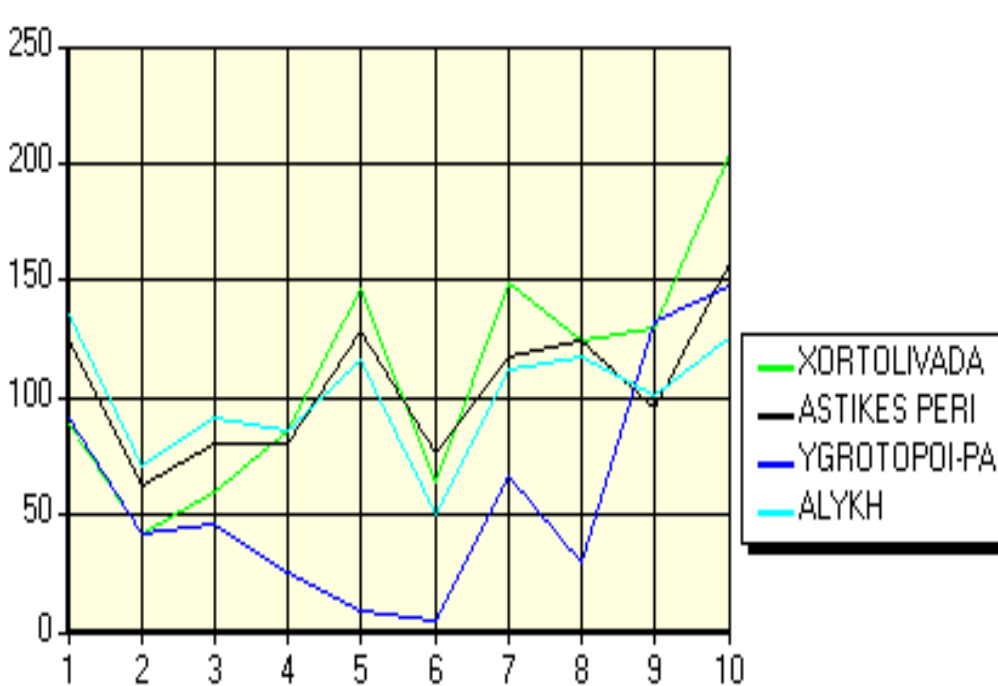
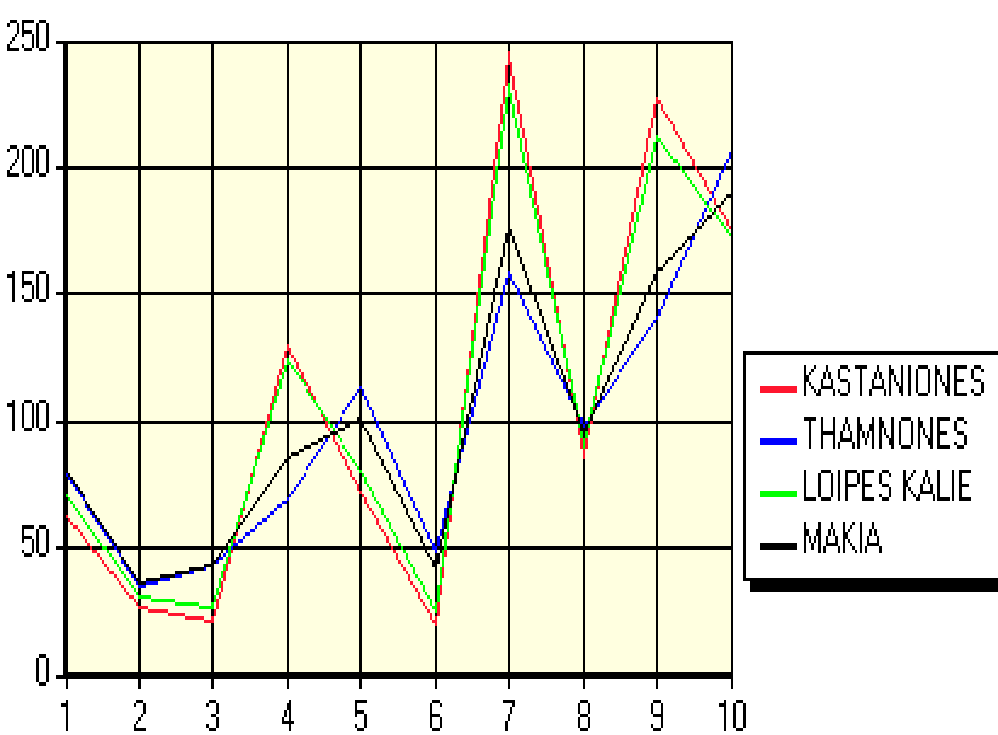
Υπογραφή τάξης ελαιώνες-4



# κέντρα βάρους των 4 υπογραφών Ελιάς



# κέντρα βάρους 4 υπογραφών Δασικών εκτάσεων



## κέντρα βάρους άλλων οκτώ υπογραφών

# Υπογραφές – Αξιολόγηση

Classified Data	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Row Total	
1-ΔΡΥΣ	49	1	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53	
2-ΑΡΑΙΟ ΔΑΣΟΣ	0	38	0	0	0	0	0	0	6	5	0	0	0	1	2	0	4	0	0	56	
3-ΑΓΟΝΟ ΕΔΑΦΟΣ	0	0	51	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	
4-ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ	0	0	0	65	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	66	
5-ΘΑΜΝΩΝΕΣ	0	0	0	0	56	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	58	
6-ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	0	0	0	0	0	235	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	237	
7-ΦΡΥΓΑΝΑ	0	0	0	0	0	0	126	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	127	
8-ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ	0	0	0	0	0	0	0	94	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	
9-ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	0	1	0	0	0	0	0	0	709	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	711	
10-ΚΑΜΕΝΕΣ ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	328	0	0	0	2	0	0	0	0	0	330	
11-ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	213	0	0	0	0	0	0	0	0	214	
12-ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	120	0	0	0	0	0	0	0	1	121
13- ΜΑΚΙΑ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	122	1	1	10	3	0	0	137	
14- ΕΛΑΙΩΝΕΣ1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	181	7	2	1	0	0	194	
15- ΕΛΑΙΩΝΕΣ2	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	6	177	17	3	0	0	219	
16- ΕΛΑΙΩΝΕΣ3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	21	1	16	162	10	0	0	211	
17- ΕΛΑΙΩΝΕΣ4	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	2	5	9	71	0	0	95	
18- ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	55	0	55	
19- ΑΛΥΚΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	33	
Column Total	494	41	51	66	56	236	126	95	734	333	215	120	155	196	209	200	92	55	34	3063	

Πίνακας-6 σφαλμάτων παραμετρικών υπογραφών

# ο κανόνας μέγιστης πιθανοφάνειας

Η εξίσωση του ταξινομητή μέγιστης πιθανοφάνειας με τη χρήση βαρών (Bayesian) είναι:

$$D = \ln(a_c) - [0.5 \ln(|\text{Cov}_c|)] - [0.5(\mathbf{X} - \mathbf{M}_c)^T (\text{Cov}_c^{-1})(\mathbf{X} - \mathbf{M}_c)] \quad (1)$$

όπου:

$D$  = βαρυτική απόσταση (πιθανοφάνεια)

$c$  = συγκεκριμένη τάξη

$\mathbf{X}$  = διάνυσμα μέτρησης του υποψηφίου εικονοστοιχείου

$\mathbf{M}_c$  = διάνυσμα του μέσου όρου του δείγματος της τάξης  $c$

$a_c$  = ποσοστιαία πιθανότητα του υποψηφίου εικονοστοιχείου να ανήκει στην τάξη  $c$

$\text{Cov}_c$  = πίνακας διασποράς των εικονοστοιχείων του δείγματος της τάξης  $c$

Το εικονοστοιχείο αποδίδεται στην τάξη  $c$  για την οποία το  $D$  είναι ελάχιστο

# πίνακας σφάλματος ή σύγχυσης (error matrix)

Classified Data	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	Row
1- ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	28	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30
2-ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ	0	26	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	30
3- ΕΛΑΙΩΝΕΣ(2)	0	1	25	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	30
4-ΑΛΥΚΕΣ	0	0	0	27	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	30
5-ΔΡΥΣ	0	0	0	0	26	0	2	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	30
6-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(1)	0	1	0	0	1	25	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	30
7-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(3)	0	0	0	0	1	0	26	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	30
8-ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	0	30
9-ΑΡΑΙΟ ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	30
10-ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ(ΚΑΜΕΝΕ)	1	0	0	0	0	0	0	0	3	25	0	0	0	0	0	0	0	1	0	30
11-ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	10	0	0	2	30
12-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(4)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	24	0	1	0	0	0	1	1	30
13-ΑΓΟΝΟ ΕΔΑΦΟΣ	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	30
14-ΜΑΚΙΑ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4	0	24	0	0	0	1	0	30
15-ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ-ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ ΠΕΡ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	30
16-ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	29	0	0	0	30
17-ΦΡΥΓΑΝΑ	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	1	30
18-ΘΑΜΝΩΝΕΣ	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	30
19-ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	30
reference totals	29	33	26	27	31	28	29	31	30	27	25	29	30	29	33	39	28	35	31	570

# Αναφορά ακρίβειας ταξινόμησης

Class	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
1- ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	29	30	28	96.55 %	93.33 %
2-ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ	33	30	26	78.79 %	86.67 %
3- ΕΛΑΙΩΝΕΣ(2)	26	30	25	96.15 %	83.33 %
4-ΑΛΥΚΕΣ	27	30	27	100.00 %	90.00 %
5-ΔΡΥΣ	31	30	26	83.87 %	86.67 %
6-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(1)	28	30	25	89.29 %	83.33 %
7-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(3)	29	30	26	89.66 %	86.67 %
8-ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	31	30	26	83.87 %	86.67 %
9-ΑΡΑΙΟ ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	30	30	27	90.00 %	90.00 %
10-ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ(ΚΑΜΕΝ)	27	30	25	92.59 %	83.33 %
11-ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	25	30	18	72.00 %	60.00 %
12-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(4)	29	30	24	82.76 %	80.00 %
13-ΑΓΟΝΟ ΕΔΑΦΟΣ	30	30	28	93.33 %	93.33 %
14-ΜΑΚΙΑ	29	30	24	82.76 %	80.00 %
15-ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ-ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ ΠΕΡ	33	30	30	90.91 %	100.00 %
16-ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ	39	30	29	74.36 %	96.67 %
17-ΦΡΥΓΑΝΑ	28	30	27	96.43 %	90.00 %
18-ΘΑΜΝΩΝΕΣ	35	30	28	80.00 %	93.33 %
19-ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	31	30	26	83.87 %	86.67 %
Total	570	570	495		
				<b>Overall Classification Accuracy = 86.84 %</b>	

# Ο συντελεστής κάπα (Kapra coefficient)

Συντελεστής Κ

$$K = \frac{N \cdot \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} * X_{+i})}$$

Όπου

$i$  = ο αριθμός των τάξεων

$N$  = αριθμός των εικονοστοιχείων

$X_{ii}$  = τα στοιχεία της κύριας διαγωνίου

$X_{+i}$  ,  $X_{i+}$  = τα μερικά αθροίσματα κατά γραμμή και κατά στήλη αντίστοιχα

Η τιμή του συντελεστή κάπα δηλώνει το ποσοστό σφαλμάτων που απέφυγε η διαδικασία της ταξινόμησης σε σχέση με τα σφάλματα μιας τυχαίας ταξινόμησης. Ο συντελεστής κάπα αναφέρεται σε κάθε τάξη χωριστά ,αλλά και στο σύνολο της ταξινόμησης.

**ΚΑΡΡΑ (Κ) STATISTICS**  
**Overall Kappa Statistics = 0.8611**  
**86.11%**

**ο Συντελεστής  
κάπα**

<b>1- ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ</b>	<b>0.9298</b>
<b>2-ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ</b>	<b>0.8585</b>
<b>3- ΕΛΑΙΩΝΕΣ(2)</b>	<b>0.8254</b>
<b>4-ΑΛΥΚΕΣ</b>	<b>0.8950</b>
<b>5-ΔΡΥΣ</b>	<b>0.8590</b>
<b>6-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(1)</b>	<b>0.8247</b>
<b>7-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(3)</b>	<b>0.8595</b>
<b>8-ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ</b>	<b>0.8590</b>
<b>9-ΑΡΑΙΟ ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ</b>	<b>0.8944</b>
<b>10-ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ(ΚΑΜΕΝΕΣ)</b>	<b>0.8250</b>
<b>11-ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ</b>	<b>0.5817</b>
<b>12-ΕΛΑΙΩΝΕΣ(4)</b>	<b>0.7893</b>
<b>13-ΑΓΟΝΟ ΕΔΑΦΟΣ</b>	<b>0.9296</b>
<b>14-ΜΑΚΙΑ</b>	<b>0.7893</b>
<b>15-ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ-ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ ΠΕΡ</b>	<b>1</b>
<b>16-ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ</b>	<b>0.9642</b>
<b>17-ΦΡΥΓΑΝΑ</b>	<b>0.8948</b>
<b>18-ΘΑΜΝΩΝΕΣ</b>	<b>0.9290</b>
<b>19-ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ</b>	<b>0.8590</b>



# Ομαδοποίηση των τάξεων

Οι οκτώ (8) κατηγορίες που δημιουργήθηκαν μετά την ομαδοποίηση είναι:

**1-Ελαιώνες** – οι τέσσερις τάξεις ελαιώνων

**2-Δασικές εκτάσεις κωνοφόρων** κι αποτελείται από τις τάξεις:

•Δασός κωνοφόρων

•Αραιό δάσος κωνοφόρων

•Καμένες δασικές εκτάσεις

**3-Δρυς – Θαμνώνες - Μακία βλάστηση**

**4-Καστανιές - Λοιπές καλλιέργειες**

**5-Βοσκότοποι - Φρύγανα - Χορτολίβαδα**

**6-Αστικές περιοχές**

**7- Άγονο έδαφος**

**8- Υγρότοποι-παράκτιες περιοχές - Αλυκές**

# σφάλματα της ταξινόμησης (error matrix)

ΟΜΑΔΕΣ ΤΑΞΕΩΝ	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
1- ΕΛΑΙΩΝΕΣ	100	2	10	4	4	0	0	0	120
2- ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	3	84	3	0	0	0	0	0	90
3- ΔΡΥΣ -ΘΑΜΝΩΝΕΣ- ΜΑΚΙΑ	8	0	80	0	2	0	0	0	90
4- ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ – ΦΡΥΓΑΝΑ - ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	1	0	2	86	0	1	0	0	90
5- ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ- ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	0	0	0	2	58	0	0	0	60
6- ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	0	0	0	0	0	26	2	2	30
7- ΑΓΟΝΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	0	0	0	0	0	2	28	0	30
8- ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ - ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ - ΑΛΥΚΕΣ	0	0	0	0	0	2	0	58	60
Column Total	112	86	95	92	64	31	30	60	570
<b>Overall Classification Accuracy 91,22%</b>									

# Ποσοστιαίος πίνακας σφάλματος

	1	2	3	4	5	6	7	8
1- ΕΛΑΙΩΝΕΣ	83,33 %	1,67 %	8,33 %	3,33 %	3,33 %	-	-	-
2- ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	3,33 %	93,33 %	3,33 %	-	-	-	-	-
3- ΔΡΥΣ –ΘΑΜΝΩΝΕΣ ΜΑΚΙΑ	8,89 %	-	88,89 %	-	2,22 %	-	-	-
4- ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ-ΦΡΥΓΑΝΑ ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	1,11 %	-	2,22 %	95,55 %	-	1,11 %	-	-
5- ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ	-	-	-	3,34 %	96,66 %	-	-	-
6- ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	-	-	-	-	-	86,67 %	6,67 %	6,67 %
7- ΑΓΟΝΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	-	-	-	-	-	6,67 %	93,33 %	-
8- ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ-ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ ΑΛΥΚΕΣ	-	-	-	-	-	3,34 %	-	96,66 %

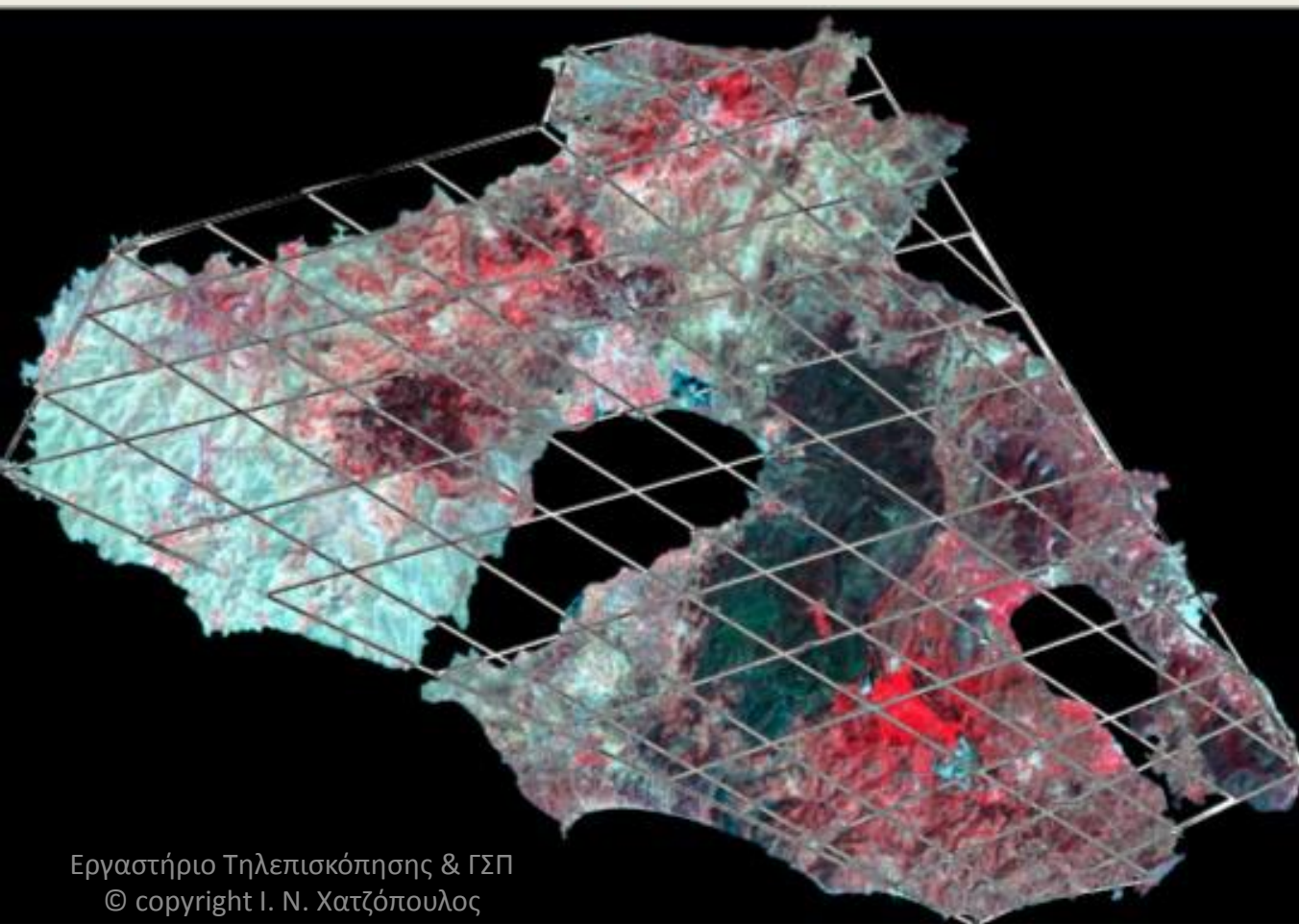
# Ακρίβεια χρήστη και ταξινομητή

ΟΜΑΔΕΣ ΤΑΞΕΩΝ	Reference	Classified	Number Correct	Users Accuracy %	Producers Accuracy %
1- ΕΛΑΙΩΝΕΣ	112	120	100	83,33	89,29
2- ΔΑΣΙΚΕΣ ΕΚΤΑΣΕΙΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	86	90	84	93,33	97,67
3- ΔΡΥΣ - ΘΑΜΝΩΝΕΣ- ΜΑΚΙΑ	95	90	80	88,89	97,67
4- ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ – ΦΡΥΓΑΝΑ - ΧΟΡΤΟΛΙΒΑΔΑ	92	90	86	95,56	93,48
5- ΚΑΣΤΑΝΙΕΣ- ΛΟΙΠΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ	64	60	58	96,67	90,63
6- ΑΣΤΙΚΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	31	30	26	86,67	83,87
7- ΑΓΟΝΕΣ ΠΕΡΙΟΧΕΣ	30	30	28	93,33	93,33
8- ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ - ΠΑΡΑΚΤΙΕΣ - ΑΛΥΚΕΣ	60	60	58	96,67	96,67
Column Total	570	570	495		

# μέγεθος της έκτασης των ελαιώνων

ΤΑΞΕΙΣ ΠΟΥ ΣΥΝΕΙΣΦΕΡΟΥΝ	PIXEL ΑΝΑ ΤΑΞΗ	ΑΝΑΛΟΓΙΑ ΣΥΝΕΙΣΦΟΡΑΣ	ΑΡΙΘΜΟΣ PIXELS	ΣΤΡΕΜΜΑΤΑ
ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	106633	6,667%	7108	6397,98
ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ	102101	3,333%	3403	3063,03
ΔΡΥΣ	36521	6,667%	2434	2191,26
ΑΡΑΙΟ ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	169100	3,333%	5636	5073
ΜΑΚΙΑ	380729	13,333%	50764	45687,48
ΘΑΜΝΩΝΕΣ	30988	6,667%	2066	1859,28
ΕΛΑΙΩΝΕΣ	500275	83,333%	416896	375206,25
ΣΥΝΟΛΟ PIXEL			488309	
ΣΥΝΟΛΟ ΣΤΡΕΜΜΑΤΑ				439478,28

# Εκτίμηση του πλήθους των ελαιόδενδρων



Όσον αφορά την εκτίμηση του πλήθους των ελαιοδέντρων σε επίπεδο νησιού αποφασίστηκε, να μετρηθούν 100 δείγματα, εμβαδού ενός στρέμματος το καθένα. Έγινε σχεδιασμός επί χάρτου, όπου χαράχθηκε κάνναβος με 100 κορυφές (εικόνα-9). Με ένα τέτοιο σχεδιασμό το πραγματικό εμβαδόν του κελιού του καννάβου στο έδαφος ήταν  $16\text{Km}^2$ , που σημαίνει ότι οι μετρήσεις έγιναν ανά  $4\text{Km}$  περίπου και στους δύο άξονες.

# Εκτίμηση του πλήθους των ελαιόδενδρων

α/α	Αρ. δένδρων/στρέμ.	α/α	Αρ. δένδρων/στρέμ.	α/α	Αρ. δένδρων/στρέμ.
1	14	35	15	69	11
2	9	36	28	70	12
3	22	37	28	71	12
4	14	38	35	72	16
5	20	39	23	73	15
6	12	40	32	74	12
7	16	41	20	75	30
8	12	42	25	76	18
9	14	43	22	77	20
10	22	44	18	78	20
11	11	45	20	79	18
12	18	46	20	80	30
13	12	47	15	81	22
14	11	48	17	82	25
15	12	49	16	83	21
16	22	50	17	84	19
17	10	51	18	85	19
18	14	52	12	86	18
19	10	53	15	87	17
20	12	54	21	88	18
21	12	55	12	89	18
22	15	56	16	90	15
23	14	57	12	91	18
24	13	58	15	92	17
25	34	59	10	93	26
26	18	60	21	94	24
27	20	61	16	95	24
28	19	62	18	96	18
29	19	63	12	97	26
30	18	64	12	98	27
31	16	65	14	99	31
32	25	66	18	100	27
33	25	67	12		
34	22	68	12		

**Στατιστικές  
Παράμετροι για  
τη μεταβλητή αρ.  
δένδρων/στρέμ.**

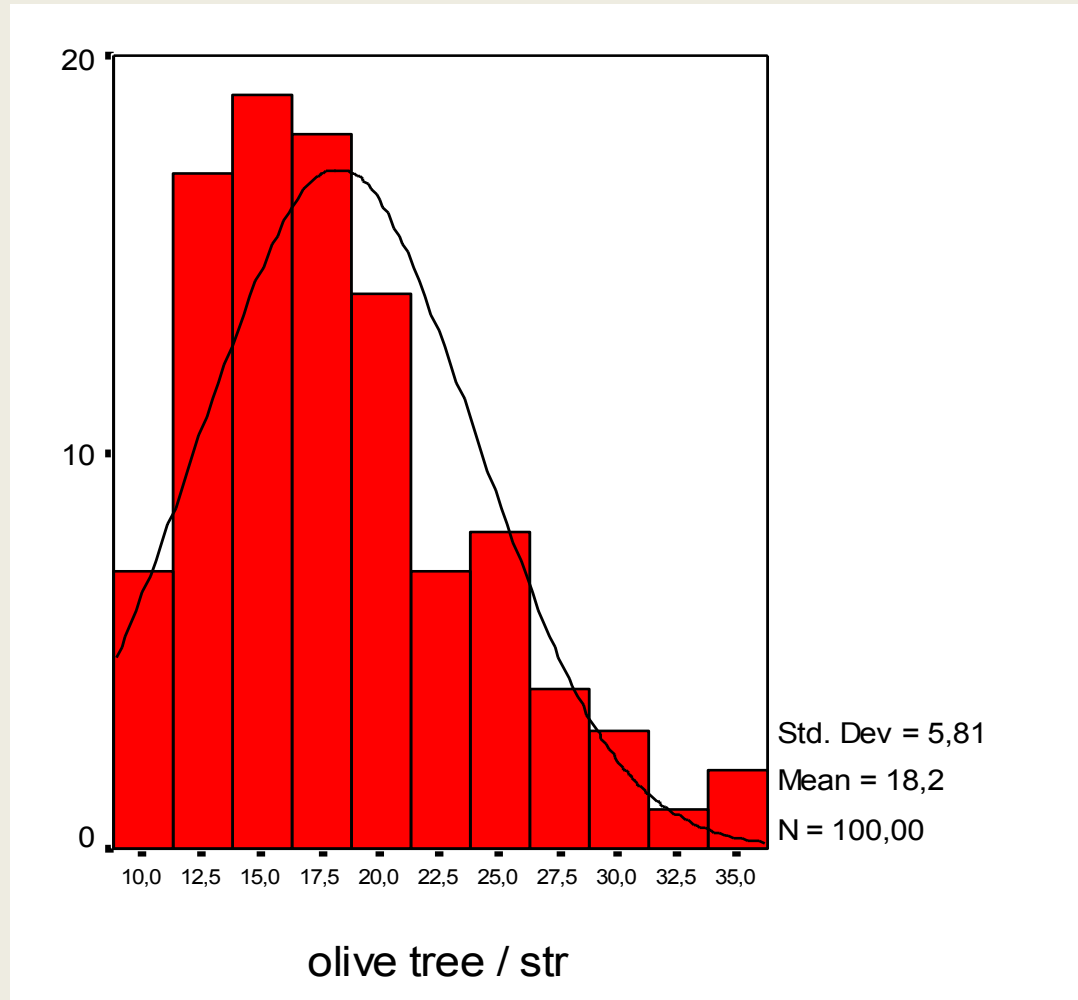
<b>N</b>	<b>100</b>
<b>Mean</b>	<b>18,18</b>
<b>Std. Error of Mean</b>	<b>0,581</b>
<b>Median</b>	<b>18,00</b>
<b>Mode</b>	<b>12</b>
<b>Std. Deviation</b>	<b>5,809</b>
<b>Variance</b>	<b>33,745</b>
<b>Skewness</b>	<b>0,791</b>
<b>Std. Error of Skewness</b>	<b>0,241</b>
<b>Kurtosis</b>	<b>0,221</b>
<b>Std. Error of Kurtosis</b>	<b>0,478</b>
<b>Range</b>	<b>26</b>
<b>Minimum</b>	<b>9</b>
<b>Maximum</b>	<b>35</b>
<b>Sum</b>	<b>1818</b>



Στον παραπάνω  
πίνακα συχνοτήτων  
παρατηρούμε ότι οι  
επικρατούσες τιμές  
του δείγματος είναι  
τα 12 και τα 18  
δένδρα / στρέμμα

Olive tree/στρ	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
9	1	1	1	1
10	3	3	3	4
11	3	3	3	7
12	16	16	16	23
13	1	1	1	24
14	6	6	6	30
15	7	7	7	37
16	6	6	6	43
17	4	4	4	47
18	14	14	14	61
19	4	4	4	65
20	7	7	7	72
21	3	3	3	75
22	6	6	6	81
23	1	1	1	82
24	2	2	2	84
25	4	4	4	88
26	2	2	2	90
27	2	2	2	92
28	2	2	2	94
30	2	2	2	96
31	1	1	1	97
32	1	1	1	98
34	1	1	1	99
35	1	1	1	100
<b>Total</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	

# Το ιστόγραμμα φαίνεται να ακολουθεί κανονική κατανομή



# One-Sample Kolmogorov- Smirnov Test

		Olive tree/ $\sigma\tau\rho.$
<b>N</b>		<b>100</b>
<b>Normal Parameters</b>	<b>Mean</b>	<b>18,1800</b>
	<b>Std. Deviation</b>	<b>5,8090</b>
<b>Most Extreme Differences</b>	<b>Absolute</b>	<b>0,122</b>
	<b>Positive</b>	<b>0,122</b>
	<b>Negative</b>	<b>-0,074</b>
<b>Kolmogorov-Smirnov Z</b>		<b>1,224</b>
<b>Asymp. Sig. (2-tailed)</b>		<b>0,100</b>

a **Test distribution is Normal.**

b Calculated from data.

# Μέσος συνολικός αριθμός δένδρων

Ο μέσος συνολικός αριθμός δένδρων είναι το γινόμενο της μέσης τιμής ελαιόδενδρων ανά στρέμμα με τα συνολικά στρέμματα των ελαιώνων στο νησί της Λέσβου.

$$X_{\text{mean}} * \Sigma_{\text{στρ}}$$

όπου:

$X_{\text{mean}}$ : η μέση τιμή των ελαιοδέντρων / στρέμμα

$\Sigma_{\text{στρ}}$ : συνολική έκταση ελαιώνων σε στρέμματα

**18.18 δένδρα \* 439478,28 στρέμματα = 7989715,13 ελαιόδενδρα**

# Διάστημα Εμπιστοσύνης

Ξέροντας ότι η μεταβλητή “αριθμός ελαιόδενδρων / στρέμμα” ακολουθεί την κανονική κατανομή τότε μπορούμε να πούμε ότι:

για διάστημα εμπιστοσύνης 95% η μέση τιμή βρίσκεται ανάμεσα στις τιμές [17.041, 19.319]

$$[X_{\text{mean}} - 1.96 * S.E, X_{\text{mean}} + 1.96 * S.E] \quad (\text{Fowler et al.,1998})$$

και για διάστημα 99% η μέση τιμή θα βρίσκεται ανάμεσα στις τιμές [16.681, 19.678]

$$[X_{\text{mean}} - 2.58 * S.E, X_{\text{mean}} + 2.58 * S.E] \quad (\text{Fowler et al.,1998})$$

όπου :

$X_{\text{mean}}$ : η μέση τιμή των ελαιοδέντρων / στρέμμα  
S.E τυπικό σφάλμα μέσης τιμής

$$X_{\text{mean}} = 18.18$$
$$S.E = 0.581$$

# Αριθμός των ελαιόδενδρων

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα μπορούμε να πούμε ότι :

Είμαστε 95% σίγουροι ότι ο αριθμός των ελαιόδενδρων βρίσκεται στο διάστημα

**MIN**  $[18.18 - (1.96 * 0,581)] * 439478,28 = 7489255$  ελαιόδενδρα

**MAX**  $[18.18 + (1.96 * 0,581)] * 439478,28 = 8490175$  ελαιόδενδρα

Είμαστε 99% σίγουροι ότι ο αριθμός των ελαιόδενδρων βρίσκεται στο διάστημα

**MIN**  $[18.18 - (2,58 * 0,581)] * 439478,28 = 7330946$  ελαιόδενδρα

**MAX**  $[18.18 + (2,58 * 0,581)] * 439478,28 = 8648484$  ελαιόδενδρα

# Το πλήθος των ελαιοδέντρων

	95%	99%
Mean	7744042	7744042
Min	7489255	7330946
Max	8490175	8648484

Άρα από τους παραπάνω υπολογισμούς προκύπτει ότι το πλήθος των ελαιοδέντρων της νήσου Λέσβου εκτιμάται στα:

• **7989715** ελαιόδενδρα με  $\pm 6,26\%$  ποσοστιαίο σφάλμα δηλαδή  $\pm 500460$  ελαιόδενδρα για διάστημα εμπιστοσύνης 99% και

• **7989715** ελαιόδενδρα με  $\pm 8,25\%$  ποσοστιαίο σφάλμα δηλαδή  $\pm 658769$  ελαιόδενδρα για διάστημα εμπιστοσύνης 95%

# Παράμετροι της Ταξινόμησης

- **Εικόνα:** Γεωμετρικά Διορθωμένη Δορυφορική Εικόνα της Νάξου
- **Ακρίβεια:** 95%
- **Απαιτούμενες Επαναλήψεις για την Επιθυμητή Ακρίβεια:** 9
- **Αριθμός Κλάσεων:** 37
- **Ομογενοποιημένος Αριθμός Κλάσεων:** 7
- **Μέθοδος Ταξινόμησης:** Αλγόριθμος ISODATA  
(Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique)



# Η χρήση των καναλιών του Landsat στην Ταξινόμηση

**Band 1:**Υψηλή εισχώρηση υδάτινων μαζών-Διαχωρισμός εδάφους από βλάστηση

**Band 2:**Καλύπτει την κορυφή της αντανάκλασης των φύλλων των δέντρων

**Band 3:**Μεγάλη απορρόφηση από τη χλωροφύλλη και υψηλή αντανάκλαση από το έδαφος

**Band 4:**Ευαίσθητη στην υγρασία-Διαχωρισμός διαφορετικών καταστάσεων βλάστησης

**Band 5:**Ευαίσθητη σε περιεχόμενο του νερού στα φύλλα-Διαχωρίζει τα σύννεφα από το χιόνι κα το πάγο

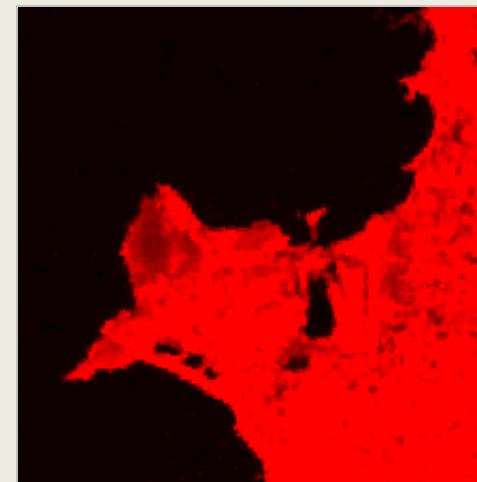
**Band 6:**Σχεδιάστηκε για το διαχωρισμό της ακτινοβολούμενης ενέργειας

**Band 7:**Ιδανική για τον εντοπισμό του νερού λόγω της μεγάλης απορρόφησης που παρουσιάζει στο κανάλι αυτό

# Τάξη

## Νερό

- Χρησιμοποιήθηκε η 7η μπάντα στην οποία το νερό παρουσιάζει μεγάλη απορρόφηση και το έδαφος μεγάλη αντανάκλαση
- Συγχωνεύτηκαν 18 διαφορετικές τάξεις, όλες από τις οποίες αντιπροσώπευαν υδάτινες μάζες



*Περιοχή με έλη όπως φαίνεται στη φυσική απόχρωση (αριστερά) και στην 7η μπάντα του Landsat (δεξιά)*

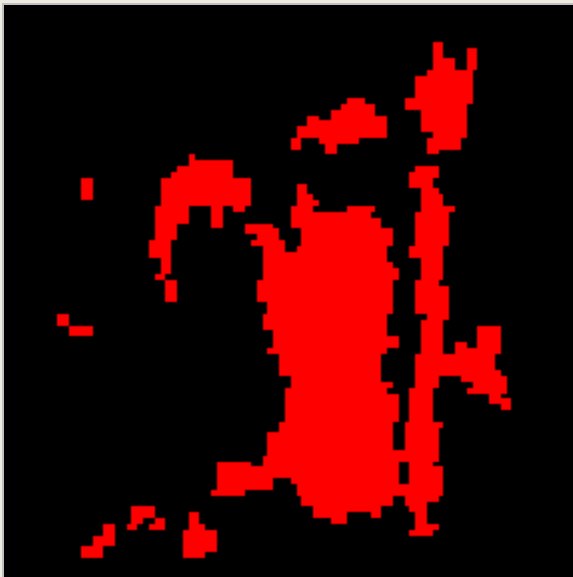
# Η Παρουσία του Νερού στο Θεματικό Χάρτη



# Τάξη

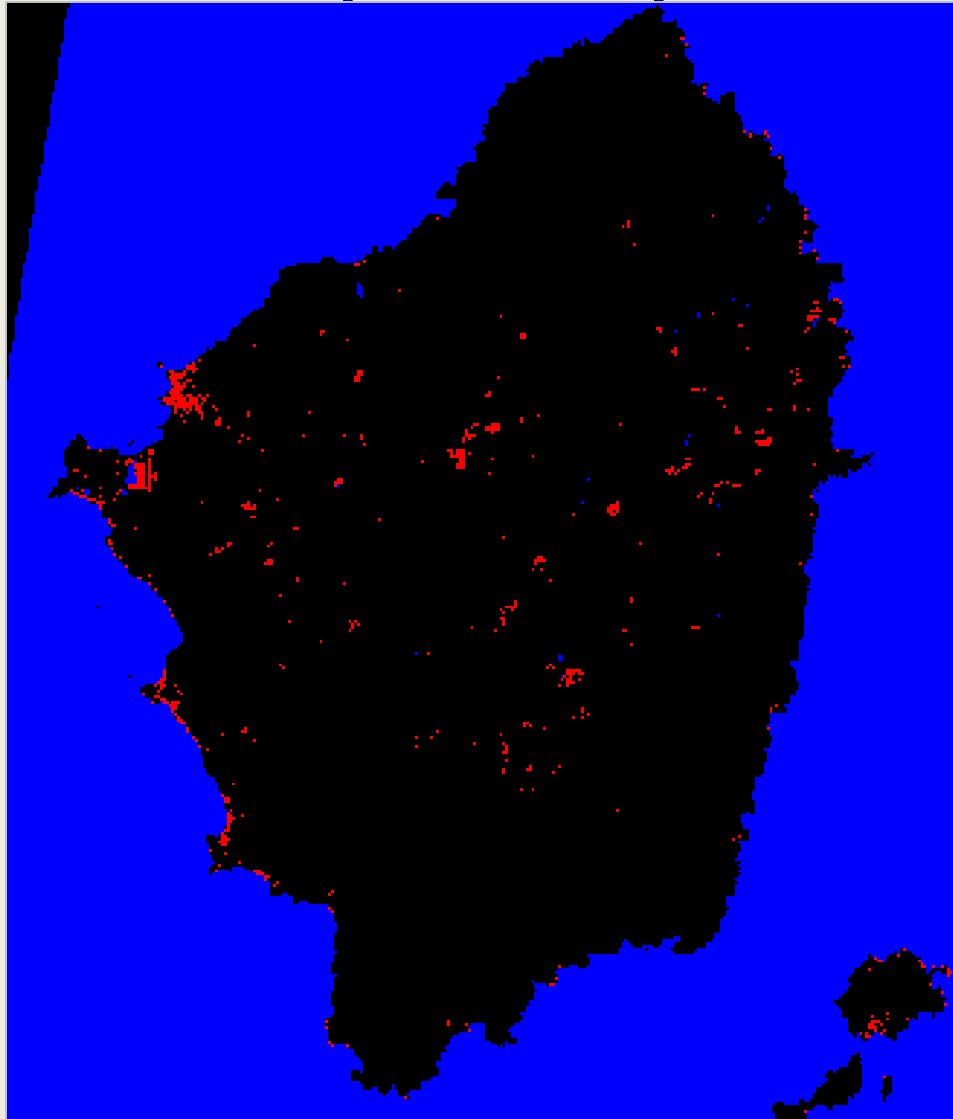
## Δομημένο Περιβάλλον

- Τα pixels της τάξης αυτής εμφανίστηκαν στις θέσεις όπου βρίσκονται οι πόλεις και τα χωριά της Νάξου
- Για επαλήθευση χρησιμοποιήθηκε ο συνδυασμός καναλιών 4, 5, 1 (R, G, B)



*Λεπτομέρεια της τάξης Δομημένο Περιβάλλον στη θέση του αεροδρομίου όπου και διακρίνεται ο αεροδιάδρομος*

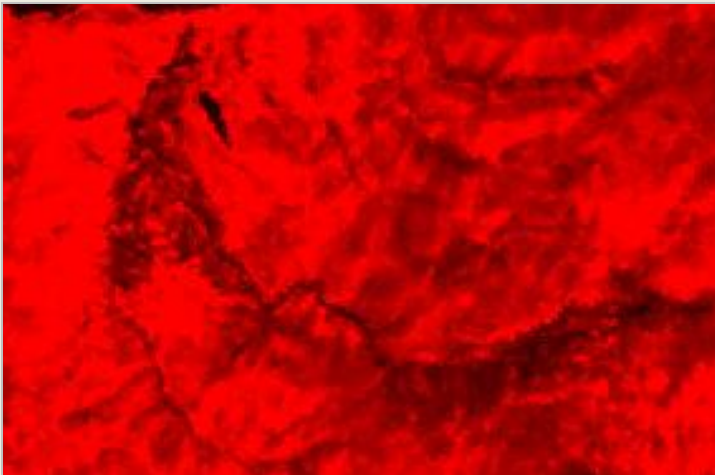
# Η Παρουσία του Δομημένου Περιβάλλοντος στο Θεματικό Χάρτη



# Τάξη

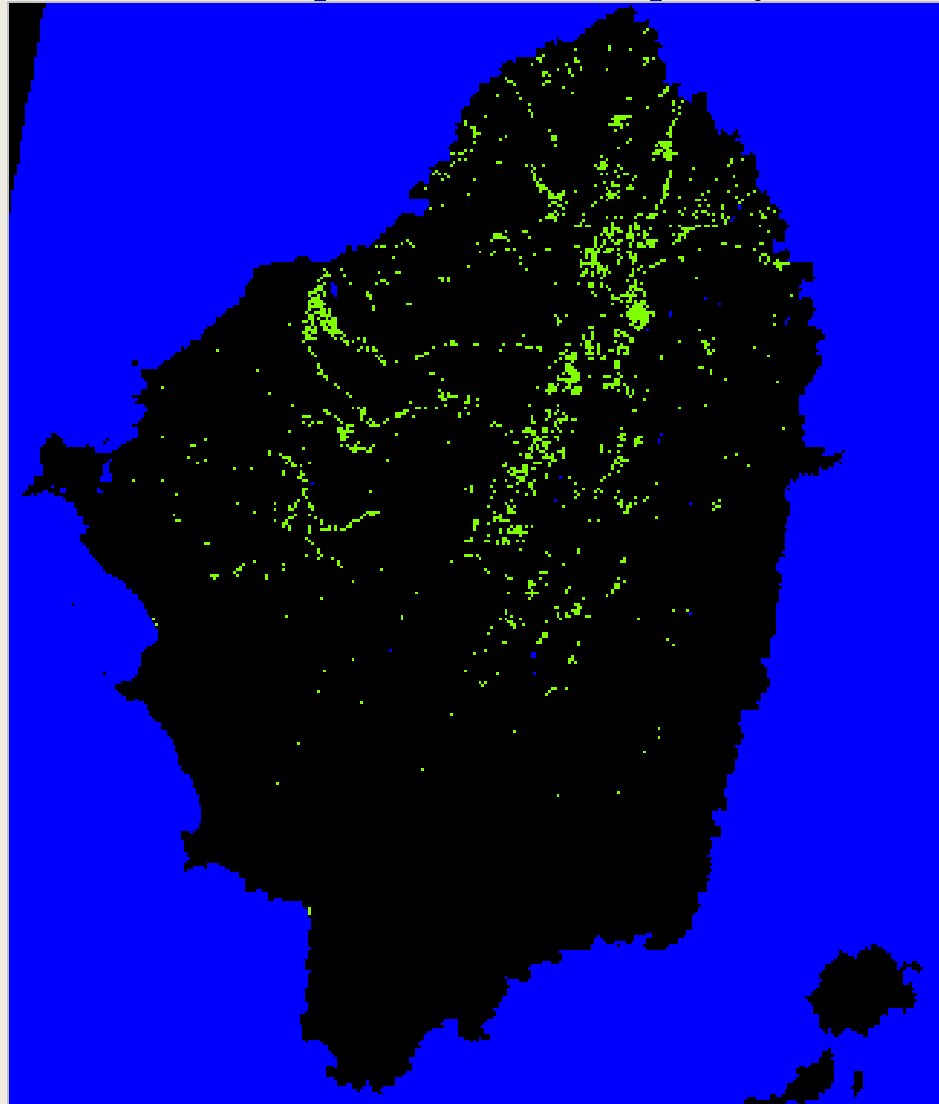
## Πλατύφυλλα Δέντρα

- Χρησιμοποιήθηκε η 3η μπάντα λόγω της μεγάλης απορρόφησης που παρουσιάζει η χλωροφύλλη στα φύλλα των δέντρων
- Χρησιμοποιήθηκε ο συνδυασμός καναλιών 4, 3, 2 (R, G, B) με τα πλατύφυλλα δέντρα να παρουσιάζονται με έντονο κόκκινο



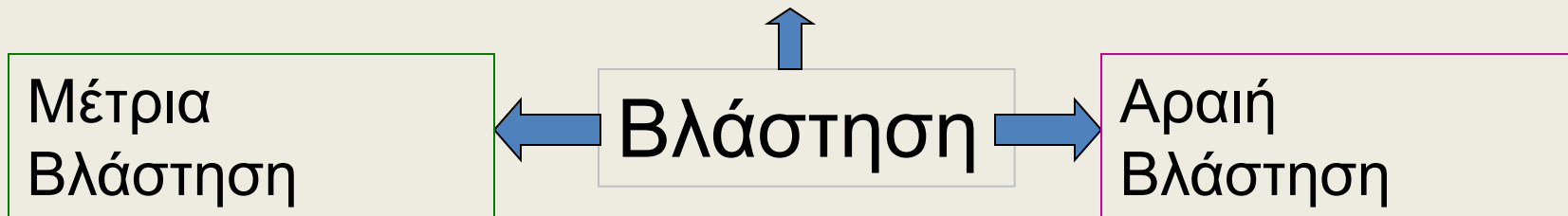
*Καλλιέργειες οπωροφόρων δέντρων(σκούρα περιοχή) όπως παρουσιάζονται στην 3η μπάντα*

# Η Παρουσία των Πλατύφυλλων Δέντρων στο Θεματικό Χάρτη



# Τάξη

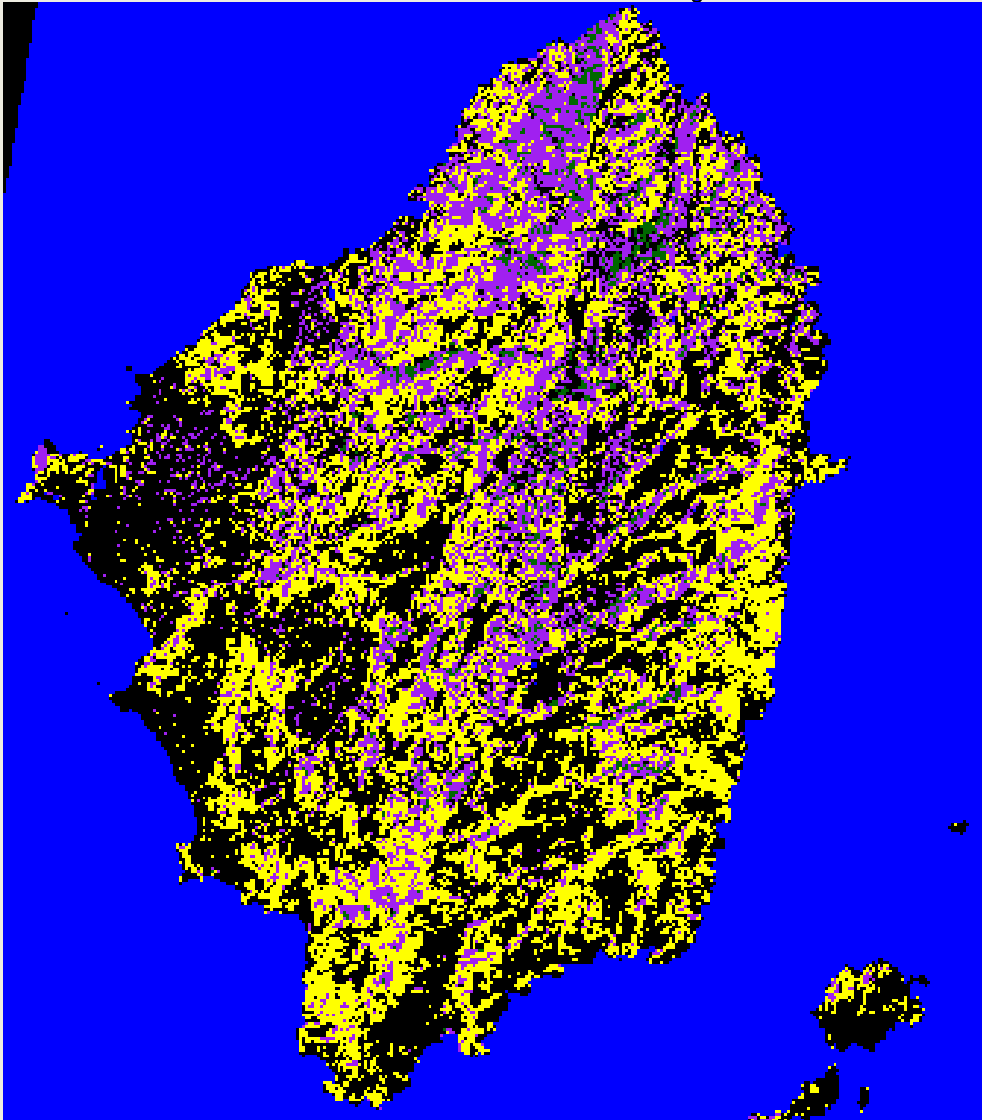
## Πολύ Αραιή Βλάστηση



- Η Βλάστηση χωρίστηκε σε τρεις κατηγορίες: Μέτρια Βλάστηση, Αραιή Βλάστηση και Πολύ Αραιή Βλάστηση
- Η Βλάστηση της Νάξου αποτελείται στη συντριπτική της πλειοψηφία από φρύγανα
- Χρησιμοποιήθηκαν οι R, G, B συνδυασμοί 4, 3, 2 και 7, 4, 3 καθώς και η 3η μπάντα λόγω της απορρόφησης της χλωροφύλλης



# Η Παρουσία της Βλάστησης στο Θεματικό Χάρτη



Μέτρια Βλάστηση



Αραιή Βλάστηση



Πολύ Αραιή  
Βλάστηση

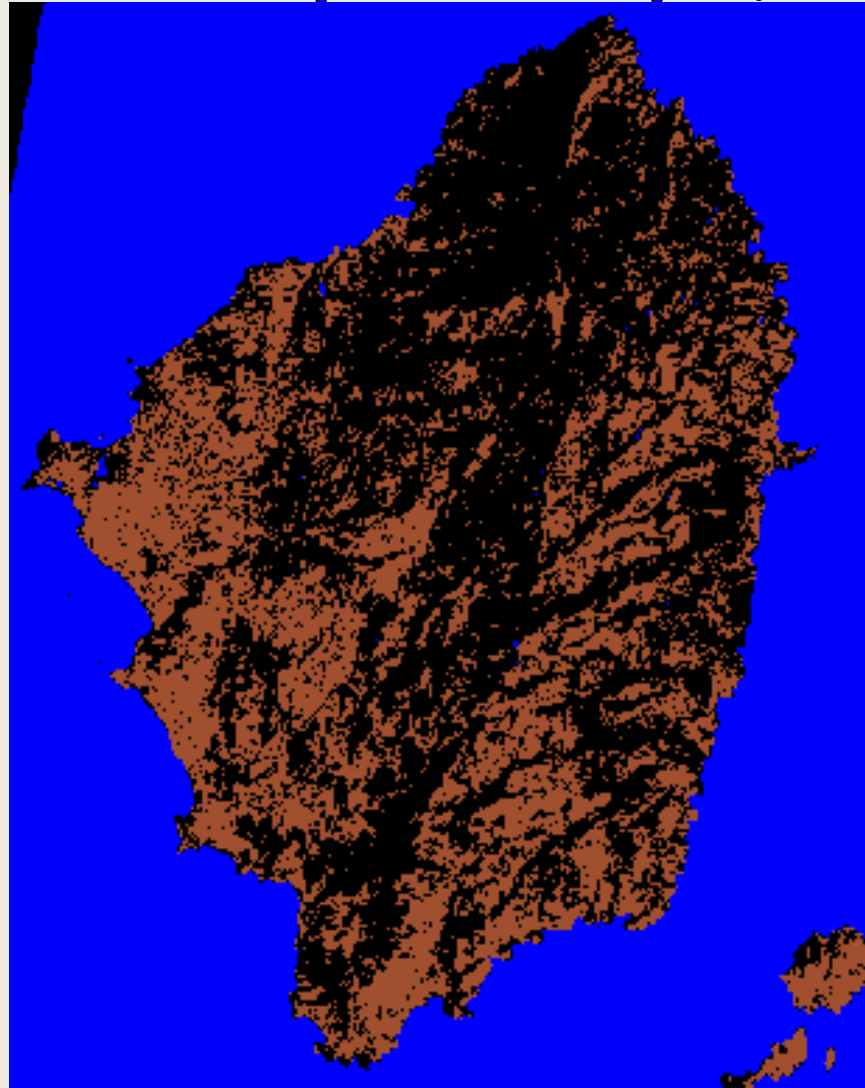


# Τάξη

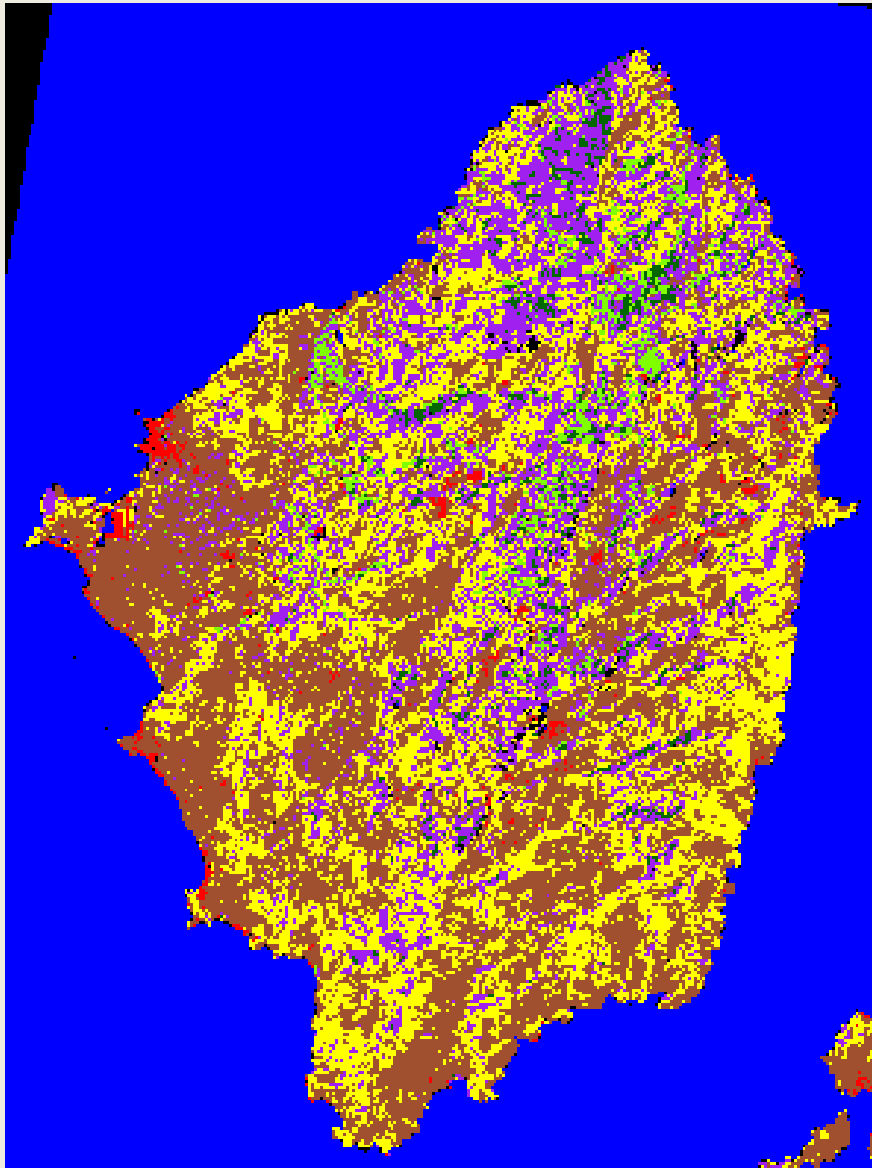
## Έδαφος-Πετρώματα

- Οι τάξεις που αντιπροσώπευαν το έδαφος και τα πετρώματα αναγνωρίστηκαν σχετικά εύκολα λόγω της μεγάλης αντανάκλασης που παρουσιάζουν οι δύο αυτές επιφάνειες σε όλες σχεδόν τις μπάντες
- Χρησιμοποιήθηκε κυρίως ο συνδυασμός 3, 2, 1
- Η εκ των προτέρων αναγνώριση των αστικών περιοχών μείωσε τις πιθανότητες λάθους καθώς το δομημένο περιβάλλον έχει παρόμοια φασματική απόκριση με το έδαφος και τα πετρώματα

# Η Παρουσία του Εδάφους και των Πετρωμάτων στο Θεματικό Χάρτη



# Θεματικός Χάρτης Νάξου



Νερό



Δομημένο Περιβάλλον



Πλατύφυλλα Δέντρα



Μέτρια Βλάστηση



Αραιή Βλάστηση



Πολύ Αραιή  
Βλάστηση



Έδαφος-Πετρώματα



# Σχόλια - Συμπεράσματα

- Αποκτήθηκε ένα μεγάλο εύρος πληροφοριών με σχετικά μικρό κόστος
- Η αυτοματοποίηση της διαδικασίας θα μπορέσει να προσφέρει παρόμοιες πληροφορίες με δραστική μείωση του χρόνου απόκτησης αυτών
- Για περισσότερη ποιοτική πληροφορία θα απαιτούσαν ελεγχόμενη ταξινόμηση και μελέτη πεδίου

## Χρήσεις Εξαγόμενων Πληροφοριών

- Χαρτογράφηση του νησιού
- Βάση δεδομένων για Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών
- Μελέτες που αφορούν την ακτογραμμή
- Εντοπισμός πιθανής θαλάσσιας ρύπανσης
- Μελέτες σχετικά με την οικολογία πληθυσμών ζώων που υπάρχουν στο νησί
- Μελέτες των μεταβολών στη διάρκεια του χρόνου των χρήσεων γης

# References

- Chen, Q., and others, 1989. *Remote Sensing and Image Interpretation*. Higher Education Press, Beijing, China, (In Chinese).
- Gong P. and P.J. Howarth, 1990a. Land cover to land use conversion: a knowledge-based approach, *Technical Papers, Annual Conference of American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, Denver, Colorado, Vol. 4, pp.447-456.
- \_\_\_\_\_, 1990b. An assessment of some factors influencing multispectral land-cover classification, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56(5):597-603.
- \_\_\_\_\_, 1990c. Impreciseness in land-cover classification: its determination, representation and application. *The International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '90*, pp. 929-932.
- \_\_\_\_\_, 1992a. Frequency-based contextual classification and grey-level vector reduction for land-use identification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58(4):421-437.
- \_\_\_\_\_, 1992b. Land-use classification of SPOT HRV data using a cover-frequency method. *International Journal of Remote Sensing*,

- \_\_\_\_\_, 1993. An assessment of some small window-based spatial features for use in land-cover classification, *IGARSS'93*, Tokyo, August 18-22, 1993.
- Gonzalez, R. C., and P. Wintz, 1987. *Digital Image Processing*, 2nd. Ed., Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Mass.
- Haralick, R. M., 1979. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5):786-804.
- Haralick, R. M., Shanmugan, K. and Dinstein, I., 1973. Texture features for image classification. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, SMC-3(6):610-621.
- Hsu, S., 1978. Texture-tone analysis for automated landuse mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 44(11):1393-1404.
- Jensen, J.R., 1983. *Urban/Suburban Land Use Analysis*. In R.N. Colwell (editor-in-chief), *Manual of Remote Sensing*, Second Edition, American Society of Photogrammetry, Falls Church, USA, pp. 1571-1666

- Lillesand, T. M., and R. W. Kiefer, 1994. *Remote Sensing and Image Interpretation*. 3rd Edition, John Wiley and Sons, New York.
- Peddle, D., 1991. Unpublished Masters Thesis, Department of Geography, The University of Calgary.
- Richards, J. A., 1986. *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer-Verlag, Berlin.
- Rosenfield, G. H., and K. Fitzpatrick-Lins, 1986. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(2):223-227.
- Story, M. and R. G. Congalton, 1986. Accuracy assessment, a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(3):397-399.
- Swain, P. H., and S. M. Davis (editors.), 1978. *Remote Sensing: The Quantitative Approach*. McGraw-Hill, New York.
- Yen, J., 1989. Gertis: a Dempster-Shafer approach to diagnosing hierarchical hypotheses. *Communications of the ACM*. 32(5):573-585.



## Further Readings

- Ball, G. H., and J. D. Hall, 1967. A clustering technique for summarizing multivariate data. *Behavioral Science*, 12:153-155.
- Bezdek, J.C., R. Ehrlich & W. Fall, 1984, FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm, *Computers and Geoscience*, 10:191-203.
- Bishop, Y. M. M., S. E. Feinberg, and P. W. Holland, 1975. *Discrete Multivariate Analysis - Theory and Practice*. The MIT Press, Cambridge, Mass.
- Chittineni, C. B., 1981. Utilization of spectral-spatial information in the classification of imagery data. *Computer Graphics and Image Processing*, 16:305-340.
- Cibula, W. G., M. O. Nyquist, 1987, Use of topographic and climatological models in geographical data base to improve Landsat MSS classification for Olympic national park. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 53(1):67-76.
- Cohen, J., 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, Vol. 20, No. 1, pp. 37-46.
- Congalton, R. G., and R. A. Mead, 1983. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(1):69-74.

- Conners, R. W., and C. A. Harlow, 1980. A theoretical comparison of texture algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2(3): 204-222.
- Fleiss, J. L., J. Cohen, and B. S. Everitt, 1969. Large sample standard errors of Kappa and weighted Kappa. *Psychological Bulletin*, Vol. 72, No. 5, pp. 323-327.
- Fu, K. S and Yu, T. S., 1980. *Spatial Pattern Classification Using Contextual Information*, Research Studies Press, Chichester, England.
- Fung, T., and E. F. LeDrew, 1987. Land cover change detection with Thematic Mapper spectral/textural data at the rural-urban fringe. *Proceedings of 21st Symposium on Remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, Mi., Vol. 2, pp.783-789.
- \_\_\_\_\_, 1988. The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(10):1449-1454.

- Gong, P., D. Marceau, and P. J. Howarth, 1992. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use mapping with SPOT HRV data. *Remote Sensing of Environment*. 40:137-151.
- Gong, P., J. R. Miller, J. Freemantle, and B. Chen, 1991. Spectral decomposition of Landsat TM data for urban land-cover mapping, *14th Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp.458-461.
- Ketting, R. J., and Landgrebe, D. A., 1976. Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. *IEEE Transactions on Geoscience and Electronics*, GE-14(1):19-26.
- Landgrebe, D. A. and E. Malaret, 1986. Noise in remote sensing systems: the effects on classification error. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(2):