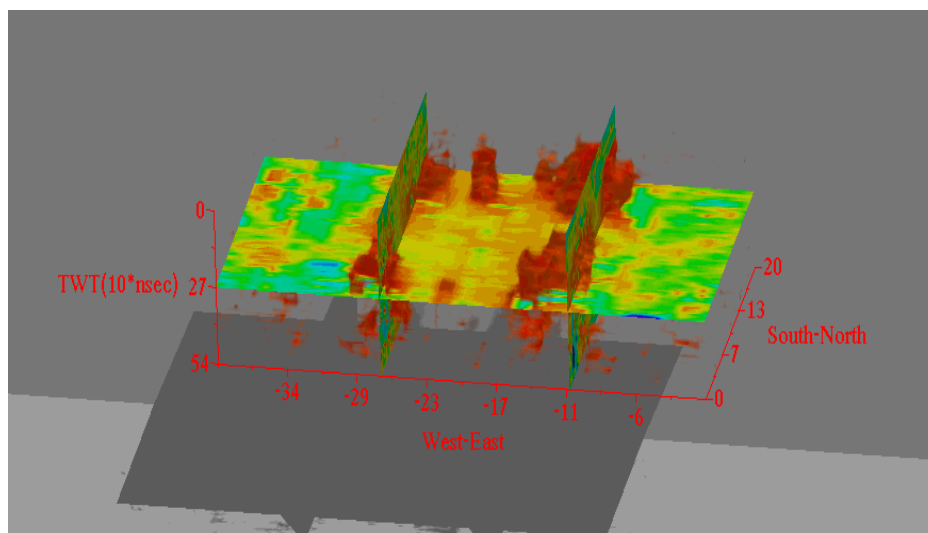


ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΟΡΥΚΤΩΝ ΠΟΡΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

***ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ
ΓΕΩΡΑΝΤΑΡ ΜΕ ΤΗΝ ΧΡΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ –
ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝΤΙΚΑ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ***



ΑΓΓΕΛΙΚΗ ΠΑΠΑΒΑΣΙΛΕΙΟΥ

ΕΞΕΤΑΣΤΙΚΗ ΕΠΙΤΡΟΠΗ:

ΑΝΤΩΝΙΟΣ ΒΑΦΕΙΔΗΣ (επιβλέπων), ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ
ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΠΑΣΑΔΑΚΗΣ, ΛΕΚΤΟΡΑΣ
ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΚΟΜΝΙΤΣΑΣ, ΑΝ. ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ

ΧΑΝΙΑ
ΜΑΡΤΙΟΣ 2004

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματοποιήθηκε με σκοπό να παρουσιάσει μία μέθοδο επεξεργασίας δεδομένων γεωραντάρ η οποία θα προσφέρει λύσεις σε περιβαλλοντικά προβλήματα. Συγκεκριμένα μπορεί να συνεισφέρει στον πιο γρήγορο και ακριβή εντοπισμό γεωλογικών ανωμαλιών, θαμμένων αντικειμένων και περιοχών πιθανής ρύπανσης του υπεδάφους.

Η μεθοδολογία αυτή περιλαμβάνει αρχικά την προεπεξεργασία των μετρήσεων που καταγράφηκαν από το όργανο του γεωραντάρ. Η προεπεξεργασία συνίσταται στην εφαρμογή φίλτρων κυρίως εξομάλυνσης και απαλοιφής θορύβου, στον υπολογισμό των κατάλληλων μιγαδικών χαρακτηριστικών όπου προτιμάται ο συνδυασμός στιγμιαίων και γεωμετρικών χαρακτηριστικών για την συγκέντρωση περισσότερης πληροφορίας και στον μετασχηματισμό κυρίων συνιστωσών που αποσκοπεί στην μείωση του όγκου των δεδομένων και στη συγκέντρωση της συνολικής πληροφορίας.

Η κυρίως επεξεργασία που ακολουθεί περιλαμβάνει την ταξινόμηση των δεδομένων είτε με συμβατικές μεθόδους είτε με την βοήθεια των νευρωνικών δικτύων. Η ταξινόμηση πραγματεύεται τον διαχωρισμό δεδομένων σε δύο ή περισσότερες τάξεις με βάση κατάλληλα επιλεγμένο “κανόνα” (κατάλληλο αλγόριθμο). Ως κύριο εργαλείο ταξινόμησης χρησιμοποιούνται τα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία τα τελευταία χρόνια βρίσκουν ολοένα και περισσότερες εφαρμογές στον τομέα αυτό λόγω της υψηλής υπολογιστικής ταχύτητας και της αξιοπιστίας που παρέχουν.

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε περιγράφεται κατά την ανάλυση και επεξεργασία των δεδομένων της περιοχής του Ομαλού και των αντίστοιχων της επαρχίας της Βορείου Ιταλίας, Monfalcone. Η επεξεργασία στα δεδομένα του Ομαλού περιλαμβάνει την εξαγωγή οριζόντιων τομών και την ταξινόμησης τους με τον συνδυασμό δύο μεθόδων, μίας συμβατικής (K – μέσων τιμών) και με την βοήθεια νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο του Kohonen.

Στην περίπτωση των δεδομένων του Ομαλού τα βήματα επεξεργασίας που ακολουθήθηκαν έδωσαν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα, αφού προσδιορίστηκαν με μεγάλη επιτυχία η θέση, το σχήμα και το μέγεθος των γεωλογικών ανωμαλιών στο

υπέδαφος της περιοχής. Αντίθετα στην περίπτωση των δεδομένων του Monfalcone τα αποτελέσματα της επεξεργασίας οδήγησαν μόνο στον προσδιορισμό των γεωλογικών στρωμάτων του υπεδάφους και όχι στην πιστοποίηση της ύπαρξης ρύπανσης και επομένως ούτε στην χαρτογράφηση τους που ήταν και ο τελικός στόχος.

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η αντιμετώπιση περιβαλλοντικών προβλημάτων, η γεωφυσική μελέτη με το όργανο του γεωραντάρ και η χρήση νευρωνικών δικτύων τα οποία αποτελούν το πιο σύγχρονο και αποτελεσματικό εργαλείο για την επίλυση προβλημάτων, αποτελούν τους κύριους λόγους για τους οποίους επέλεξα το συγκεκριμένο θέμα διπλωματικής εργασίας.

Με την ολοκλήρωση της διπλωματικής μου εργασίας νιώθω την ανάγκη να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου και επιβλέποντα κύριο **Αντώνη Βαφείδη** για τις πολύτιμες γνώσεις, ιδέες και συμβουλές του καθώς και την άψογη μεταξύ μας συνεργασία.

Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υποψήφιο Διδάκτορα **Νικόλαο Σπανουδάκη** για την πολύτιμη προσφορά, βοήθεια, ηθική υποστήριξη, γνώσεις και συμβουλές του.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω τους καθηγητές κύριους **Νικόλαο Πασαδάκη** και **Κωνσταντίνο Κομνίτσα**, οι οποίοι με τίμησαν αποδεχόμενοι να συμμετάσχουν ως μέλη της εξεταστικής επιτροπής.

Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω δύο εξαιρετους ανθρώπους και επιστήμονες στους οποίους οφείλεται το αρχικό μου ενδιαφέρον στον κλάδο της γεωφυσικής, τους κυρίους **Δημήτριο Σακελλαρίου** και **Δημήτριο Λυκούση** με τους οποίους συνεργάστηκα στα πλαίσια της θερινής πρακτικής άσκησης στο Εθνικό Κέντρο Θαλασσίων Ερευνών.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

| | |
|---|----|
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 | 1 |
| ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 1 |
| 1.1 Ιστορική αναδρομή | 1 |
| 1.2 Βιβλιογραφική έρευνα για την χρήση των νευρωνικών δικτύων | 2 |
| 1.3 Σχεδιάγραμμα διπλωματικής εργασίας | 3 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 | 5 |
| Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΟΥ ΓΕΩΡΑΝΤΑΡ | 5 |
| 2.1 Εφαρμογές Γεωραντάρ | 5 |
| 2.2 Αρχή λειτουργίας | 6 |
| 2.3 Κατηγορίες κυμάτων που κατοπτρεύει η κεραία του δέκτη | 7 |
| 2.4 Ηλεκτρομαγνητική εξασθένιση | 8 |
| 2.5 Ακτινοβολία από κεραία | 11 |
| 2.6 Πραγματοποίηση της διασκόπησης | 12 |
| 2.6.1 Περιοχή μελέτης – παράγοντες προς εξέταση | 12 |
| 2.6.2 Μέθοδοι διασκόπησης | 14 |
| 2.6.3 Παράμετροι της διασκόπησης | 16 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 | 21 |
| ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ | 21 |
| 3.1 Εισαγωγή | 21 |
| 3.2 Παράθυρα – Μάσκες (kernels) | 22 |
| 3.3 Μονοδιάστατα Φίλτρα | 24 |
| 3.3.1 Φίλτρο διόρθωσης Dewow | 24 |
| 3.3.2 Φίλτρο κινητού μέσου όρου (Down the trace average) | 25 |
| 3.3.3 Φίλτρο μέσου ίχνους (Trace to trace average) | 27 |
| 3.3.4 Φίλτρο αποκοπής σημάτων υποβάθρου (Background noise removal) | 28 |
| 3.4 Δισδιάστατα Φίλτρα | 29 |
| 3.4.1 Φίλτρο μέσης τιμής (Median) | 29 |
| 3.4.2 Φίλτρα διέλευσης υψηλών συχνοτήτων | 30 |
| 3.5 Ενίσχυση δεδομένων | 31 |
| 3.5.1 Αυτόματος έλεγχος ενίσχυσης (AGC) | 31 |
| 3.6 Μιγαδικά χαρακτηριστικά (Instantaneous Complex Attributes) | 32 |
| 3.6.1 Βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά | 34 |
| 3.6.2 Στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά | 35 |
| 3.6.3 Στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τα βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά | 38 |
| 3.6.4 Μιγαδικά χαρακτηριστικά απόκρισης (Response or Wavelet Attributes) | 40 |
| 3.7 Οριζόντιες τομές (Slices) | 41 |
| 3.8 Μετασχηματισμός κυρίων συνιστωσών (principal components) | 41 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 | 44 |
| ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ – ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ – ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ | 44 |
| 4.1 Εισαγωγή | 44 |
| 4.1.1 Αυτόματη ταξινόμηση | 44 |

| | |
|--|-----|
| 4.1.2 Καθοδηγούμενη ταξινόμηση | 45 |
| 4.2 Συμβατικές μέθοδοι ταξινόμησης..... | 45 |
| 4.2.1 Συμβατικές μέθοδοι αυτόματης ταξινόμησης..... | 46 |
| 4.2.2 Συμβατικές μέθοδοι καθοδηγούμενης ταξινόμησης..... | 48 |
| 4.3 Νευρωνικά δίκτυα..... | 50 |
| 4.3.1 Εισαγωγή..... | 50 |
| 4.3.2 Τρόπος λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων | 51 |
| 4.3.3 Τρόπος λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων | 52 |
| 4.3.4 Ψηφιακή ανάλυση εικόνας..... | 56 |
| 4.4 Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα στην μη καθοδηγούμενη (αυτόματη) ταξινόμηση | 58 |
| 4.4.1 Ο αλγόριθμος της ανταγωνιστικής μάθησης (Competitive Learning)..... | 58 |
| 4.4.2 Kohonen's self organizing maps..... | 60 |
| 4.5 Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα στην καθοδηγούμενη ταξινόμηση | 65 |
| 4.5.1 Αλγόριθμος Αντιλήπτορας (perceptron)..... | 66 |
| 4.5.2 Αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης (back propagation) | 68 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 | 73 |
| ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ – ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΑΠΟΕΛΕΣΜΑΤΩΝ..... | 73 |
| 5.1 Εισαγωγή..... | 73 |
| 5.2 Περιοχή Ομαλού | 73 |
| 5.2.1 Σχεδιασμός διασκόπησης στο οροπέδιο του Ομαλού..... | 77 |
| 5.2.2 Επεξεργασία δεδομένων | 78 |
| 5.2.3 Παρουσίαση και Σχολιασμός Αποτελεσμάτων..... | 81 |
| 5.3 Περιοχή Area Spianata, Monfalcone, Βόρειο Ιταλία..... | 114 |
| 5.3.1 Σχεδιασμός διασκόπησης στην περιοχή Area Spianata..... | 116 |
| 5.3.2 Επεξεργασία δεδομένων | 118 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 | 123 |
| ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ..... | 123 |
| 6.1 Συμπεράσματα | 123 |
| 6.2 Προτάσεις..... | 126 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ | 128 |

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ**1.1 Ιστορική αναδρομή**

Το γεωραντάρ (Ground Penetrating Radar) αποτελεί όργανο γεωφυσικών διασκοπήσεων που και εδώ και μερικά χρόνια χρησιμοποιείται ως μία μέθοδος εντοπισμού υπεδάφινων ανωμαλιών χωρίς να προκαλεί καταστροφή των εδαφών.

Οι Maxwell (1864) και Hertz (1886) ανέπτυξαν την βασική θεωρία των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων και των ανακλάσεων τους. Αλλά ήταν το 1924 που ο Βρετανός φυσικός Edward Victor Appleton προσδιόρισε το ύψος της ιονόσφαιρας (στρώμα της ανώτερης ατμόσφαιρας όπου ανακλώνται τα ραδιοκύματα) με την χρήση βασικών αρχών της ηλεκτρομαγνητικής ανάκλασης.

Το 1935 ένας άλλος Βρετανός φυσικός ο Sir Robert Watson – Watt ανέπτυξε το πρώτο σύστημα ραντάρ και μέχρι το διάστημα που η Βρετανία έλαβε μέρος στον δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο είχε ήδη κατασκευαστεί ένα ολόκληρο δίκτυο ραντάρ στις νοτιοανατολικές ακτές της χώρας για την ανίχνευση των εχθρικών σκαφών (Calligeros , Hehir, Jacobs).

Σύμφωνα με τον Gary R. Olhoeft η πρώτη έρευνα με την χρήση του υπεδάφειου ραντάρ εκτελέστηκε από τον Γερμανό γεωφυσικό W. Stern το 1929. Όμως η χρήση του περιορίστηκε μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 50 όταν οι σταθμοί ραντάρ στην Αμερικανική αεροπορία μπορούσαν να παρακολουθούν τα αεροπλάνα που προσγειώνονταν στο αεροδρόμιο του Γκρίνλαντ μέσα από τον πάγο τα οποία λόγω λανθασμένων ενδείξεων του υψομέτρου συντρίβονταν στον πάγο.

Παρόλα αυτά ευρύτερες γεωφυσικές διασκοπήσεις με την χρήση του υπεδάφειου ραντάρ γίνονται μόλις την δεκαετία του 1970. Ο John C. Cook ήταν ο πρώτος που πρότεινε την χρήση του γεωραντάρ (GPR) για την ανίχνευση υπεδάφειων ανακλάσεων στο άρθρο του (Moffat και Puskar 1976). Το γεωραντάρ χρησιμοποιήθηκε εκτεταμένα σε αρχαιολογικές ανασκαφές για τον ακριβή προσδιορισμό της θέσης των θαμμένων ερειπίων (Bevan and Kenyon 1975) .

Άλλες χρήσεις του γεωραντάρ περιλαμβάνουν τον προσδιορισμό του πάχους στρωμάτων πάγου (Annan and Davis 1976) , την ανίχνευση ρωγμών σε κοιτάσματα αλατιού (Thierbach 1974) και τη μελέτη κρυσταλλικών πετρωμάτων (Nilson 1983) . Επίσης χρησιμοποιήθηκε από την αστυνομία για τον εντοπισμό θαμμένων πτωμάτων (Reynolds 1980) και αργότερα για τον εντοπισμό πτωμάτων κρυμμένων μέσα σε τσιμεντένιες κατασκευές .

Ένα από τα αρχικά και πιο πολλά υποσχόμενα GPR παρουσιάστηκε από τους Moffat και Puskar το 1976. Το σύστημα που κατασκευάστηκε περιλάμβανε μία βελτιωμένη κεραία με αποτέλεσμα να λαμβάνονται πιο ακριβείς μετρήσεις. Το σύστημα αυτό χρησιμοποιήθηκε σε πληθώρα περιπτώσεων όπως στον προσδιορισμό υπόγειων ανωμαλιών, τούνελ, ορυχείων καθώς και της περιεχόμενης υγρασίας των εδαφών. Επιπλέον συνεισφορά των Moffat και Puskar (1976) αποτέλεσε η ανάπτυξη βασικών αρχών θεωρίας και υπολογισμού για τον προσδιορισμό της ταχύτητας των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων. Το 1982 ο Ulriksen και άλλοι επιστήμονες ανέπτυξαν ακόμα πιο βελτιωμένες μεθόδους ανάλυσης και επεξεργασίας δεδομένων του γεωραντάρ. Η εξέλιξη της τεχνολογίας τα τελευταία χρόνια είχε ως επακόλουθο και την περαιτέρω βελτίωση των μεθόδων ανάλυσης και επεξεργασίας των δεδομένων GPR (Smemoe, 2000).

1.2 Βιβλιογραφική έρευνα για την χρήση των νευρωνικών δικτύων

Η πρώτη εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (Artificial Neural Network) υπολογίζεται στις αρχές της δεκαετίας του 40, στον τομέα της ψυχολογίας μέσω της προσπάθειας των ψυχολόγων να αναπτύξουν μοντέλα ανθρώπινης μάθησης. Στην δεκαετία του 50 οι ερευνητές προγραμματίσαν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ANN) έτσι ώστε να εξομοιώνουν τις πολύπλοκες αλληλοσυνδέσεις και αλληλεπιδράσεις των νευρωνικών κελιών του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το 1969 ο πατέρας των ANN Marvin

Minsky, απέδειξε ότι τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνταν εκείνη την εποχή δεν ήταν ικανά για την επίλυση απλών προβλημάτων, με αποτέλεσμα να εγκαταλειφθεί η χρήση των ANN για περίπου μία δεκαετία. Το 1980 όμως ξεπεράστηκαν οι μαθηματικές δυσκολίες των ANN με την εισαγωγή περισσότερων και πιο πολύπλοκων νευρωνικών δικτύων. Εκείνη την εποχή άρχισε να γίνεται αντιληπτή η μεγάλη αξία και χρησιμότητα των ANN ως σημαντικά εργαλεία επίλυσης προβλημάτων (McCormack, 1991).

Για αρκετές δεκαετίες τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα συνέφεραν σε διαδικασίες μείωσης δεδομένων μέσω της ταξινόμησης. Βρίσκουν εφαρμογές σε πληθώρα προβλημάτων, από ιατρικά δεδομένα μέχρι την γεωφυσική ερμηνεία (Strecker and Uden, 2002).

1.3 Σχεδιάγραμμα διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία ασχολείται με την ανάπτυξη κατάλληλης μεθοδολογίας επεξεργασίας των μετρήσεων του γεωραντάρ για την επίλυση περιβαλλοντικών προβλημάτων.

Στο πρώτο κεφάλαιο γίνεται σύντομη ιστορική αναδρομή για το υπεδάφειο ραντάρ και ακολουθεί βιβλιογραφική αναφορά στα νευρωνικά δίκτυα.

Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζονται συνοπτικά εφαρμογές και βασικές αρχές λειτουργίας του γεωραντάρ, οι μέθοδοι διασκόπησης καθώς και οι παράμετροι που πρέπει να ρυθμιστούν για την πραγματοποίηση μετρήσεων.

Στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφονται τεχνικές προεπεξεργασίας των δεδομένων. Αναφέρονται μονοδιάστατα και δισδιάστατα φίλτρα διέλευσης χαμηλών ή υψηλών συχνοτήτων τα οποία χρησιμεύουν για την εξομάλυνση της εικόνας και την απαλοιφή του θορύβου ή την ενίσχυση ακμών. Περιγράφεται η μιγαδική ανάλυση ιχνών και παρουσιάζονται τα βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά. Τέλος, αναφέρεται η ανάλυση κυρίων συνιστωσών.

Το τέταρτο κεφάλαιο αναφέρεται στην κυρίως επεξεργασία δεδομένων που αποτελεί η ταξινόμηση. Περιγράφονται συμβατικές μέθοδοι τόσο στην αυτόματη όσο και στην

καθοδηγούμενη ταξινόμηση. Επίσης γίνεται εκτενής αναφορά στα νευρωνικά δίκτυα, τον τρόπο λειτουργίας τους, τα πλεονεκτήματά τους και τέλος περιγράφονται οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι.

Στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα συγκεκριμένης μεθοδολογίας στις μετρήσεις γεωραντάρ που ελήφθησαν στην περιοχή του Ομαλού και στην επαρχία της Βορείου Ιταλίας, Monfalcone. Σκοπός στην πρώτη περίπτωση αποτελεί ο εντοπισμός γεωλογικών ανωμαλιών και στην δεύτερη η χαρτογράφηση χώρου απόθεσης αστικών και βιομηχανικών απορριμμάτων.

Τέλος, στο έκτο κεφάλαιο συνοψίζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την παρούσα εργασία και τίθενται προτάσεις για το μέλλον.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΟΥ ΓΕΩΡΑΝΤΑΡ**2.1 Εφαρμογές Γεωραντάρ**

Η ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας και των ηλεκτρονικών συστημάτων καθιστούν το γεωραντάρ ένα πολύ εύχρηστο όργανο: είναι φορητό και η συλλογή των δεδομένων είναι σχετικά γρήγορη. Επιπλέον με την εισαγωγή των ψηφιακών συστημάτων άνοιξε ο δρόμος στην επεξεργασία σήματος με την ανάπτυξη πιο πολλών, αποτελεσματικών και εξελιγμένων μεθόδων.

Οι εφαρμογές του γεωραντάρ μπορούν να διακριθούν ουσιαστικά σε δύο κατηγορίες βάση της κεντρικής συχνότητας εκπομπής. Για γεωλογικούς σκοπούς, που το βάθος διασκόπησης είναι σημαντικότερο από την διακριτική ικανότητα και όπου χρησιμοποιούνται κεραίες των 50MHz ή και μεγαλύτερες. Για εφαρμογές στις επιστήμες των μηχανικών και στις μη καταστροφικές δοκιμές (Non Destructive Testing , NDT) όπου η διακριτική ικανότητα είναι το ζητούμενο και οι κεραίες που χρησιμοποιούνται είναι της τάξης των 500-2000MHz.

Επιπλέον εφαρμογές του υπεδάφειου ραντάρ αφορούν περιβαλλοντικά προβλήματα όπως η ανίχνευση των οργανικών ρύπων, των DNAPL (πυκνά μη υδατικά υγρά) και των LNAPL (ελαφριά μη υδατικά υγρά), η οποία αποτέλεσε αντικείμενο ιδιαίτερου ενδιαφέροντος τα τελευταία χρόνια. Ο εντοπισμός τους βασίζεται στις γνωστές ηλεκτρικές ιδιότητές τους, στις χαμηλές τιμές αγωγιμότητάς τους σε σχέση με τις αντίστοιχες τιμές του νερού (Campbell et al. 1996, Daniels et al. 1992, DeRyck et al. 1993, Redman et al. 1994).

Το γεωραντάρ αποτελεί επίσης πολύ χρήσιμο εργαλείο για την μελέτη και τον προσδιορισμό του βάθους, μεγέθους, σχήματος και προσανατολισμού υπεδάφειων ανωμαλιών, κοιλοτήτων, υδροφόρων οριζόντων και θαμμένων αντικειμένων (Olhoeft, 1999).

Χρησιμοποιείται με επιτυχία για τον εντοπισμό ρωγμών και δομών ασυνεχειών σε γεωλογικούς σχηματισμούς και πετρώματα. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η εφαρμογή του σε πλουτώνια πετρώματα στον Καναδά (Stevens, Lodha, Holloway, Soonawala, 1993).

Επιπλέον το γεωραντάρ χρησιμοποιείται για την χαρτογράφηση χαρακτηριστικών του υπεδάφους που επηρεάζουν άμεσα την αγροτική παραγωγή. Επιτρέπει την αναγνώριση εδαφών μεγάλης συμπίεστότητας, τον υπολογισμό του πάχους των οριζόντων και του βάθους του υπόβαθρου, καθώς και την εκτίμηση των υδρολογικών ιδιοτήτων των εδαφών (Freeland, Yoder, Ammons, 1998).

Ο συνδυασμός μετρήσεων γεωραντάρ με υδρολογικά δεδομένα οδηγεί στην εκτίμηση της κατανομής του πορώδους και της υδραυλικής σταθεράς των υπεδάφειων πετρωμάτων (Gloaguen, Chouteau, Marcotte, Chapuis, 2001).

2.2 Αρχή λειτουργίας

Η μέθοδος του υπεδάφειου ραντάρ εφαρμόζεται με επιτυχία στην ανεύρεση και στην έρευνα σχηματισμών μικρού βάθους. Χρησιμοποιεί ραδιοκύματα συχνότητας από 1 έως 1000 MHz και η λειτουργία του στηρίζεται στην ανάκλαση των ραδιοκυμάτων.

Η αρχή λειτουργίας του γεωραντάρ (Ground Penetrating Radar) είναι σχετικά απλή. Ο πομπός εκπέμπει έναν ηλεκτρομαγνητικό παλμό στο υπό έρευνα υλικό ο οποίος διαρκεί μερικά νανοδευτερόλεπτα (10^{-9} sec). Ο παλμός αυτός θα ταξιδεύσει στο έδαφος μέχρι να συναντήσει υλικό με διαφορετικές ηλεκτρικές και μαγνητικές ιδιότητες όπως είναι η διηλεκτρική σταθερά ϵ_r και η μαγνητική διαπερατότητα μ_r , όπου τότε ένα μέρος της ενέργειας του παλμού θα διαδοθεί στο υλικό αυτό και ένα μέρος θα ανακλαστεί στην επιφάνειά του και θα επιστρέψει στην κεραία του δέκτη. Το σήμα που φτάνει στην κεραία του δέκτη προωθείται στην μονάδα ελέγχου όπου και καταγράφεται ο χρόνος διαδρομής και το πλάτος του ηλεκτρομαγνητικού παλμού. Η διάδοση του παλμού στο υπέδαφος

εξαρτάται από τις ηλεκτρικές ιδιότητες του μέσου διάδοσης και από την συχνότητα εκπομπής της κεραίας (Βαφείδης, 2001).

2.3 Κατηγορίες κυμάτων που κατοπτρεύει η κεραία του δέκτη

Η κεραία του δέκτη κατοπτρεύει τρία είδη κυμάτων:

- Τα ανακλώμενα κύματα. Τα κύματα αυτά εκπέμπονται από τον πομπό και ταξιδεύουν στο έδαφος μέχρι να συναντήσουν επιφάνεια με διαφορετικές ηλεκτρικές ιδιότητες, ανακλώνται και επιστρέφουν στην κεραία του δέκτη. Ο χρόνος διαδρομής των ανακλώμενων κυμάτων υπολογίζεται σύμφωνα με την σχέση:

$$t_r = (4D_r^2 + X^2)^{1/2} / u \quad (2.1)$$

και αντίστοιχα το πλάτος σύμφωνα με την σχέση:

$$D_r = [(t_r u)^2 - X^2]^{1/2} / 2 \quad (2.2)$$

όπου X: η απόσταση πομπού – δέκτη, D_r : το βάθος της επιφάνειας ανάκλασης και u: η ταχύτητα του ηλεκτρομαγνητικού κύματος στο μέσο διάδοσης.

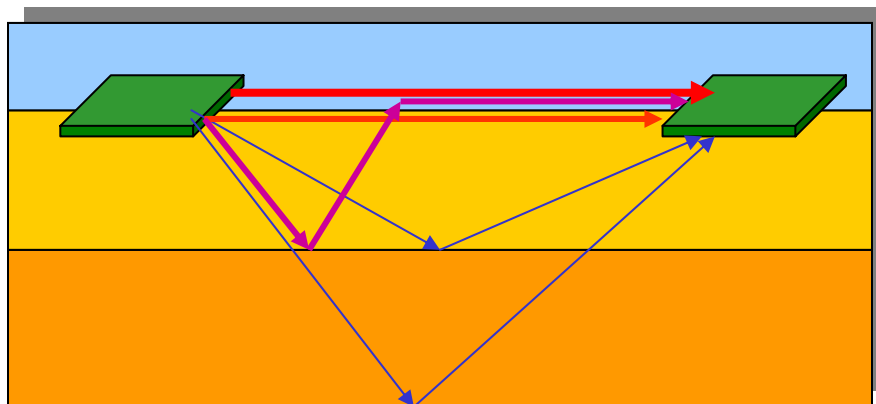
- Τα απευθείας κύματα ή πρώτες αφίξεις. Τα κύματα αυτά φτάνουν από τον πομπό στον δέκτη χωρίς να ανακλαστούν σε κάποια διεπιφάνεια. Εξαιτίας της μικρής διαδρομής που διανύουν αποτελούν τις πρώτες αφίξεις δηλαδή καταφτάνουν πριν από όλα τα κύματα στην κεραία του δέκτη, με μικρές απώλειες σε ενέργεια και μεγάλα πλάτη. Διακρίνονται σε δύο κατηγορίες: αυτά που διαδίδονται στον αέρα και αυτά που διαδίδονται κάτω ακριβώς από την επιφάνεια του εδάφους. Λόγω του γεγονότος ότι τα ηλεκτρομαγνητικά κύματα διαδίδονται με μεγαλύτερη ταχύτητα στον αέρα από ότι στο έδαφος είναι ευνόητο ότι τα απευθείας του αέρα είναι αυτά που θα φτάσουν πρώτα στον δέκτη και στην συνέχεια θα ακολουθήσουν τα

απευθείας του εδάφους. Οι χρόνοι διαδρομής για τα απευθείας κύματα υπολογίζονται από τις σχέσεις:

$$t = X / u_{\text{αέρα}} \quad (2.3)$$

$$t = X / u_{\text{εδάφους}} \quad (2.4)$$

- Τα κρίσιμα διαθλώμενα κύματα. Όταν η απόσταση των κεραιών πομπού – δέκτη υπερβεί μία κρίσιμη τιμή X_c τότε τα κύματα ανακλώνται στην πρώτη διεπιφάνεια που θα συναντήσουν, διαθλώνται στην επιφάνεια του εδάφους και τελικά διαδίδονται στον αέρα. Επειδή λοιπόν τα κρίσιμα διαθλώμενα κύματα διαδίδονται εν μέρει στο έδαφος και εν μέρει στον αέρα θα φτάνουν στην κεραία του δέκτη πριν τα απευθείας του εδάφους και μετά τα απευθείας του αέρα. (Βαφειδής, 2001)



Σχήμα 2.1: Κατηγορίες ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων (Σπανουδάκης, 2001)

2.4 Ηλεκτρομαγνητική εξασθένιση

Τα αποτελέσματα των καταγραφών του υπεδάφειου ραντάρ εξαρτώνται από την εξασθένιση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων, η οποία καθορίζει το βάθος της διασκόπησης.

Η εξασθένιση εξαρτάται από τους εξής τρεις παράγοντες:

- Τις ιδιότητες των γεωλογικών σχηματισμών
- Την γεωμετρία διάδοσης των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων
- Την συχνότητα εκπομπής

Οι κυριότερες από τις ιδιότητες των γεωλογικών σχηματισμών που επηρεάζουν την εξασθένιση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων είναι: η ηλεκτρική αγωγιμότητα, η μαγνητική διαπερατότητα, η μαγνητική υστέρηση, το πορώδες και η συγκέντρωση ιόντων αλάτων στα ρευστά.

Από τις ιδιότητες αυτές η πιο σημαντική είναι η ηλεκτρική αγωγιμότητα, όσο πιο αγωγίμο είναι το μέσο διάδοσης τόσο πιο μεγάλη είναι η εξασθένιση. Το μέρος της ενέργειας που χάνεται εξαιτίας της αγωγιμότητας οφείλεται στους εξής μηχανισμούς:

1. Απαραίτητη για την κίνηση των ηλεκτρονίων είναι η απορρόφηση ποσού ενέργειας
2. Κατά την κίνησή τους μέσα στην μάζα του αγωγού συγκρούονται με άλλα σωματίδια και μέρος της ενέργειας τους μετατρέπεται σε θερμική
3. Η κίνηση των ηλεκτρονίων δημιουργεί δευτερογενές ηλεκτρομαγνητικό πεδίο το οποίο αποσβένει μέρος της ενέργειας

Στα διηλεκτρικά υλικά τα οποία έχουν μεγάλη ηλεκτρική αντίσταση η εξασθένιση είναι μικρότερη και οφείλεται κυρίως στην ενέργεια που καταναλώνουν τα ηλεκτρόνια για να υπερνικήσουν τις ηλεκτροστατικές δυνάμεις των μορίων και να προσανατολιστούν στο ηλεκτρομαγνητικό πεδίο.

Απώλειες ενέργειας που οφείλονται στην μαγνητική διαπερατότητα – μαγνητική υστέρηση δεν είναι σημαντικές για μη μαγνητικά υλικά. Στην περίπτωση αυτή η εξασθένιση οφείλεται στην περιστροφή των ηλεκτρονίων (spin) στα μοριακά τροχιακά και στην παρουσία σιδήρου και άλλων μετάλλων.

Την εξασθένιση επίσης ευνοούν το πορώδες και τα περιεχόμενα σε αυτό ρευστά , ιδιαίτερα η υψηλή σε αυτά συγκέντρωση ιόντων αλάτων.

Όσον αφορά την γεωμετρία διάδοσης των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων παρατηρούνται απώλειες σε ενέργεια ανάλογες της απόστασης που έχει διατρέξει το κύμα, των διεπιφανειών που συναντάει και της επιφάνειας του μετώπου του κύματος η οποία συνεχώς διευρύνεται. Όλοι αυτοί οι παράγοντες συντελούν στην διασπορά της ενέργειας και κατά επέκταση στην εξασθένισή της.

Τέλος ο βαθμός εξασθένισης αυξάνεται στις υψηλές συχνότητες εκπομπής και μειώνεται στις χαμηλές.

Τα αποτελέσματα της εξασθένισης της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας είναι τα εξής:

- Η μείωση του πλάτους. Η αρχική τιμή A του πλάτους του κύματος μειώνεται σε A_0 σύμφωνα με την σχέση:

$$A = A_0 e^{-ax} \quad (2.5)$$

Όπου x η απόστασης που έχει διανύσει το κύμα μέσα στο μέσο διάδοσης και a σταθερά απόσβεσης.

- Η μετατόπιση της κεντρικής συχνότητας. Η κεντρική συχνότητα του φάσματος της ακτινοβολίας που λαμβάνει η κεραία του δέκτη είναι χαμηλότερη από την κεντρική συχνότητα εκπομπής.
- Μικρότερο βάθος διασκόπησης. Όσο μεγαλύτερη είναι η εξασθένιση τόσο μικρότερο είναι το βάθος διείσδυσης του ηλεκτρομαγνητικού κύματος. Αν η διεύθυνση διάδοσης του ηλεκτρομαγνητικού κύματος θεωρηθεί κατακόρυφη το βάθος διείσδυσης δίνεται από την σχέση:

$$z = \frac{\kappa}{\sqrt{f\sigma}} \quad (2.6)$$

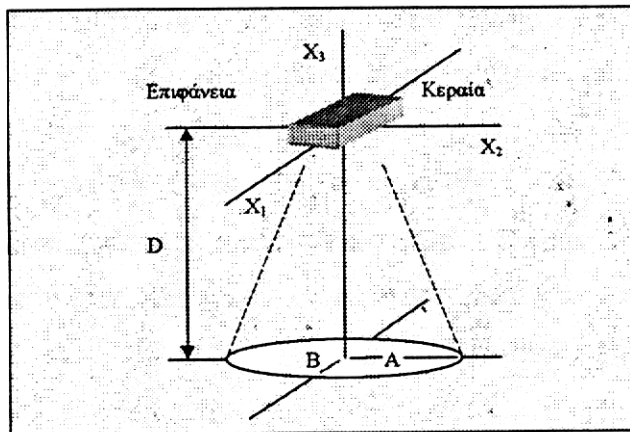
Από την παραπάνω σχέση προκύπτει ότι το βάθος διείσδυσης είναι αντιστρόφως ανάλογο της τετραγωνικής ρίζας του γινομένου $f\sigma$, όπου f η συχνότητα του κύματος, σ η ειδική ηλεκτρική αγωγιμότητα του εδάφους, $\kappa = -\ln(H_y - H_o)/\sqrt{\pi\mu}$ όπου H_y η ένταση του μαγνητικού πεδίου στο υπέδαφος και H_o η ένταση του μαγνητικού πεδίου στην επιφάνεια της γης (Βαφείδης, 2001).

2.5 Ακτινοβολία από κεραία

Η ακτινοβολία από την κεραία του γεωραντάρ έχει την μορφή κώνου (σχήμα 2.2). Καθώς το γεωραντάρ συναντά θαμμένα αντικείμενα στην πορεία του, μπορεί να τα εντοπίζει πριν ακόμα φθάσουν οι κεραίες πάνω από αυτά. Οι ανωμαλίες που θα εμφανιστούν στην τομή θα έχουν την μορφή υπερβολής και η έκτασή τους θα δημιουργεί λανθασμένες εντυπώσεις για τις πραγματικές διαστάσεις του στόχου. Όσο πιο μικρό είναι το αποτύπωμα του κώνου, τόσο οι ανωμαλίες θα ταυτίζονται με τις πραγματικές διαστάσεις του στόχου και η χωρική διακριτική ικανότητα του γεωραντάρ θα βελτιώνεται. Οι διαστάσεις του αποτυπώματος του κώνου καθορίζονται από το μήκος κύματος της ακτινοβολίας και την διηλεκτρική σταθερά σύμφωνα με την σχέση:

$$A = \frac{\lambda}{4} + \frac{D}{\sqrt{\epsilon_r - 1}} \quad (2.7)$$

Η μορφή του κώνου εξαρτάται από την διηλεκτρική σταθερά του μέσου διάδοσης. Όταν ισχύει $\epsilon_{r1} < \epsilon_{r2}$, όπου ϵ_{r1} η διηλεκτρική σταθερά του αέρα και ϵ_{r2} η διηλεκτρική σταθερά του μέσου διάδοσης, τότε το εύρος του κώνου μειώνεται και λιγότερη ενέργεια ακτινοβολείται στον αέρα. Ενώ όταν $\epsilon_{r1} = \epsilon_{r2}$ η εκπομπή της ακτινοβολίας είναι ομοιόμορφη και διαδίδεται προς όλες τις κατευθύνσεις (Βαφείδης, 2001).



Σχήμα 2.2: Το αποτύπωμα του κώνου ακτινοβολίας του γεωραντάρ σε βάθος D (Βαφείδης, 2001)

2.6 Πραγματοποίηση της διασκόπησης

Για να εξασφαλιστεί η επιτυχής έκβαση της γεωφυσικής διασκόπησης απαιτείται ο καθορισμός ορισμένων βασικών παραγόντων πριν την πραγματοποίησή της. Με τον τρόπο αυτό αποφεύγονται σφάλματα τα οποία θα οδηγούσαν σε λανθασμένα αποτελέσματα. Οι παράγοντες αυτοί είναι:

- Αξιολόγηση της περιοχής μελέτης
- Επιλογή της μεθόδου διασκόπησης
- Προσδιορισμός των παραμέτρων διασκόπησης

2.6.1 Περιοχή μελέτης – παράγοντες προς εξέταση

Προκειμένου να προσδιοριστεί αν το γεωραντάρ είναι η καταλληλότερη επιλογή για την γεωφυσική διερεύνηση της περιοχής πρέπει να εξεταστούν τα παρακάτω σημεία:

1. Το βάθος και η γεωμετρία του στόχου

2. Οι ηλεκτρικές ιδιότητες του στόχου και του μέσου διάδοσης
3. Το περιβάλλον της διασκόπησης

A) Βάθος και γεωμετρία του στόχου

Το βάθος του στόχου και η γεωμετρία του είναι καθοριστικά μεγέθη και πάντα μελετώνται σε συνδυασμό με το βάθος διείσδυσης των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων και τη διακριτική ικανότητα (Bernabini 1995, Jol 1995, Hamran 1995). Μεγάλο όμως βάθος διείσδυσης ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων συνεπάγεται μικρή διακριτική ικανότητα. Για τον λόγο αυτό θα δίνεται βάρος κάθε φορά σε έναν από τους δύο παράγοντες ανάλογα με την περίπτωση, ανάλογα δηλαδή με το βάθος και τη γεωμετρία του στόχου.

Για την ακριβή εξέταση του ζητήματος χρησιμοποιούνται οι τρεις εμπειρικές σχέσεις των Annan και Cosway (1975) εκ των οποίων οι δυο πρώτες προσδιορίζουν το μέγιστο βάθος διείσδυσης ενώ η τρίτη την διακριτική ικανότητα:

$$Z_{\max} = 35/\sigma \quad (2.8)$$

$$Z_{\max} = 30/\alpha \quad (2.9)$$

$$\Delta R = \lambda/4 \quad (2.10)$$

Όπου σ είναι η αγωγιμότητα του μέσου διάδοσης (mS), α η εξασθένιση που προκαλεί το μέσον διάδοσης στον ηλεκτρομαγνητικό παλμό και λ είναι το μήκος κύματος του παλμού.

B) Ηλεκτρικές ιδιότητες του στόχου και του μέσου διάδοσης.

Οι ηλεκτρικές ιδιότητες του στόχου και του μέσου διάδοσης που ενδιαφέρουν την τεχνική του γεωραντάρ περιγράφονται από την διηλεκτρική σταθερά και την αγωγιμότητα (ϵ_r , σ). Η γνώση τους επιτρέπει στο χρήστη να διαπιστώσει εάν η αντίθεσή τους είναι τέτοια ώστε να υπάρξει ικανή ανάκλαση. Μέτρο της ενέργειας που ανακλάται από το στόχο είναι ο συντελεστής ανακλώμενης ενέργειας P_r ο οποίος δίδεται από τη σχέση:

$$P_r = [(\epsilon_{r1}^{1/2} - \epsilon_{r2}^{1/2}) / ((\epsilon_{r1}^{1/2} + \epsilon_{r2}^{1/2}))]^2 \quad (2.11)$$

όπου ϵ_{r1} και ϵ_{r2} είναι οι διηλεκτρικές σταθερές του μέσου διάδοσης και του στόχου αντίστοιχα.

Γ) Περιβάλλον της διασκόπησης

Το περιβάλλον είναι καθοριστικός παράγοντας για την επιτυχία της διασκόπησης και για αυτό τον λόγο θα πρέπει να αποφεύγονται:

- Περιοχές που βρίσκονται κοντά σε πηγές ραδιοκυμάτων (αναμεταδότες τηλεόρασης, ηλεκτροφόρα καλώδια, κεραίες κινητής τηλεφωνίας, ραντάρ κλπ), διότι ο ευαίσθητος δέκτης του γεωραντάρ κατοπτρεύει τόσο τα ανακλώμενα από το στόχο κύματα όσο και τα ισχυρότερα από τη γύρω περιοχή.
- Περιοχές με εκτεταμένες μεταλλικές κατασκευές. Οι ισχυρότατες ανακλάσεις που προέρχονται από τις κατασκευές αυτές αλλοιώνουν την ποιότητα των μετρήσεων.
- Περιβάλλοντα υπό βρόχινες συνθήκες και υψηλή υγρασία αφού οι ηλεκτρικές ιδιότητες του αέρα βελτιώνονται με αποτέλεσμα μέρος του μεταδιδόμενου παλμού να διαχέεται σ' αυτόν. Έχει παρατηρηθεί ότι οι μετρήσεις υπό αυτές τις συνθήκες διαφοροποιούνται σε σχέση με τις μετρήσεις υπό ξηρές συνθήκες.

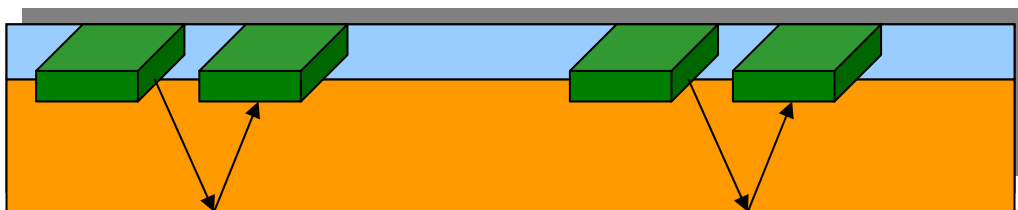
2.6.2 Μέθοδοι διασκόπησης

Ανάλογα πάντα με το σκοπό της διασκόπησης το γεωραντάρ χρησιμοποιείται με διάφορες τεχνικές συλλογής δεδομένων. Οι τέσσερις πιο συνηθισμένες από αυτές είναι:

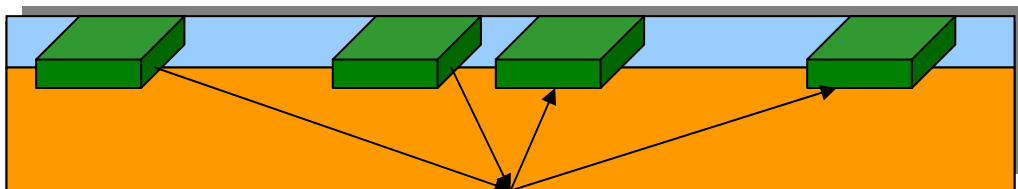
- Μέθοδος της ανάκλασης (Reflection). Αποτελεί την πιο συνηθισμένη μέθοδο και χρησιμοποιείται για τη γεωλογική χαρτογράφηση. Οι κεραίες διατηρώντας σταθερή απόσταση μεταξύ τους και συγκεκριμένο προσανατολισμό κινούνται κατά

μήκος της γραμμής μελέτης (σχήμα 2.3). Πολλές φορές πραγματοποιούνται μετρήσεις πάνω στην ίδια γραμμή μελέτης αλλά με διαφορετικό προσανατολισμό των κεραιών ώστε να εξαχθούν το δυνατό περισσότερες πληροφορίες.

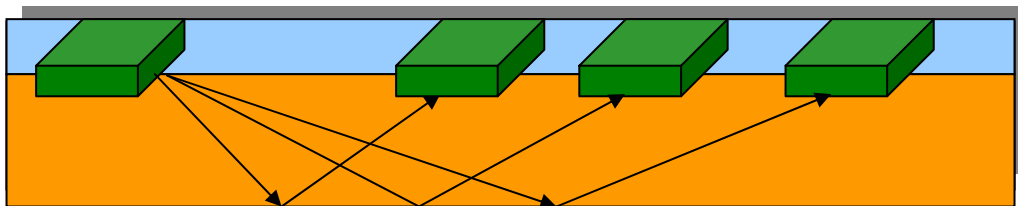
- Μέθοδος του κοινού ενδιάμεσου σημείου (Common Mid Point). Χρησιμοποιείται κυρίως για τον υπολογισμό της ταχύτητας διάδοσης των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων στο μέσο. Αρχικά προσδιορίζεται ένας ανακλαστήρας με την μέθοδο της ανάκλασης. Στη συνέχεια επιλέγεται σημείο της επιφάνειας του εδάφους ακριβώς πάνω από τον ανακλαστήρα που θα αποτελέσει το ενδιάμεσο σημείο (σχήμα 2.4). Οι κεραιές τοποθετούνται εκατέρωθεν του σημείου αυτού, στην ελάχιστη επιτρεπόμενη απόσταση (ίση με το βήμα δειγματοληψίας Nyquist n_x , βλέπε σελίδα 18) και με τα ηλεκτρικά τους πεδία παράλληλα. Κάθε κεραία απομακρύνεται κατά μήκος της γραμμής μελέτης κατά $n_x/2$. Η μέγιστη απόσταση δεν πρέπει να ξεπεράσει το βάθος του ανακλαστήρα.



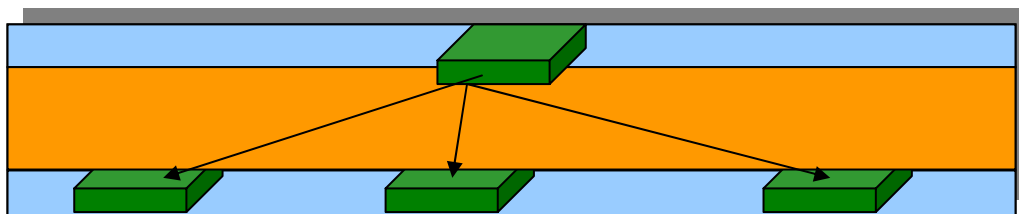
Σχήμα 2.3: Η μέθοδος της ανάκλασης με σταθερή την σχετική απόσταση πομπού – δέκτη (Σπανουδάκης, 2001)



Σχήμα 2.4: Η μέθοδος του κοινού ενδιάμεσου σημείου (Σπανουδάκης, 2001)



Σχήμα 2.5: Η μέθοδος σταθερού πομπού κινούμενου δέκτη (Σπανουδάκης, 2001)



Σχήμα 2.6: Η μέθοδος της τομογραφίας (Σπανουδάκης, 2001)

- Μέθοδος σταθερού πομπού, κινούμενου δέκτη (Wide angle reflection and refraction). Και αυτή η μέθοδος χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της ταχύτητας διάδοσης στο μέσο. Η διαφορά της από την προηγούμενη έγκειται στο ότι ο πομπός παραμένει σταθερός σε κάποιο σημείο ενώ ο δέκτης κινείται πάνω στη γραμμή μελέτης με σταθερό βήμα (σχήμα 2.5).
- Μέθοδος της τομογραφίας (Transillumination). Η αρχή της μεθόδου αυτής βασίζεται στην διέλευση των κυμάτων μέσα από το προς μελέτη υλικό και όχι στην ανάκλασή τους όπως στις προηγούμενες μεθόδους. Οι κεραίες τοποθετούνται εκατέρωθεν του υπό μελέτη υλικού αντικρίζοντας η μία την άλλη (σχήμα 2.6). (Βαφειδής, 2001)

3.6.3 Παράμετροι της διασκόπησης

Πριν ξεκινήσει η διασκόπηση, ο χρήστης καλείται να ρυθμίσει, μέσω του λογισμικού του γεωραντάρ, όλες εκείνες τις παραμέτρους που είναι καθοριστικές για την επιτυχή έκβαση του πειράματος και αφορούν: τη συχνότητα εκπομπής, τον ολικό χρόνο καταγραφής, το διάστημα δειγματοληψίας, το βήμα διασκόπησης, την απόσταση των κεραιών, την υπέρθεση, τον προσανατολισμό των κεραιών.

Συχνότητα εκπομπής

Όπως αναφέρθηκε στις προηγούμενες παραγράφους το βάθος διείσδυσης συνδέεται άμεσα με τη διακριτική ικανότητα και τη συχνότητα. Επιλογή μεγάλης συχνότητας συνεπάγεται μεγάλη διακριτική ικανότητα και μικρό βάθος διείσδυσης. Το αντίθετο θα

συμβεί με την επιλογή μικρής συχνότητα εκπομπής. Για παράδειγμα μικρές συχνότητες εκπομπής χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση υδροφόρων οριζόντων και τον προσδιορισμό της εναλλαγής των υπεδάφινων πετρωμάτων ενώ υψηλές συχνότητες εκπομπής για τον εντοπισμό μικρής έκτασης ανωμαλιών ή θαμμένων αντικειμένων.

Ένας εύκολος τρόπος προσέγγισης του προβλήματος αποτελεί η σχέση που συνδέει τη συχνότητα f (MHz) και τη διακριτική ικανότητα x (m):

$$f = 150 / x (\epsilon_r)^{1/2} \quad (2.12)$$

Ολικός χρόνος καταγραφής

Ο ολικός χρόνος καταγραφής σχετίζεται άμεσα με το βάθος διεύθυνσης και δίνει σε ποια χρονική στιγμή σταματούν οι καταγραφές. Ο υπολογισμός του στηρίζεται στην εξίσωση:

$$W = 2.6 d_{\max} / v \quad (2.13)$$

όπου W είναι ο ολικός χρόνος καταγραφής, d_{\max} το μέγιστο βάθος και v η ταχύτητα του παλμού στο μέσο διάδοσης. Η παραπάνω εξίσωση αυξάνει το χρόνο καταγραφής κατά 30% ώστε να προβλέψει τα σφάλματα από τους υπολογισμούς.

Αν ο ολικός χρόνος καταγραφής είναι πολύ μικρός ο στόχος ίσως να μην καταγραφεί. Αντίθετα αν είναι πολύ μεγάλος αυξάνεται ο συνολικός όγκος των δεδομένων προκαλώντας προβλήματα κατά την επεξεργασία.

Διάστημα δειγματοληψίας

Η καταγραφή των δεδομένων δεν είναι συνεχής διαδικασία. Έτσι ο χρήστης καλείται να ρυθμίσει το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μεταξύ δύο καταγραφών. Αν το χρονικό διάστημα είναι μεγάλο τότε πολλές πληροφορίες χάνονται. Αντίθετα αν είναι πολύ μικρό τότε οι πληροφορίες είναι μεν πολλές αλλά ο συνολικός όγκος των δεδομένων υπερβολικά μεγάλος.

Ο υπολογισμός του διαστήματος δειγματοληψίας γίνεται βάση της συχνότητας Nyquist f_N , η οποία ορίζεται ως η ελάχιστη συχνότητα δειγματοληψίας για να είναι το δείγμα αντιπροσωπευτικό, και η οποία το πολύ να έχει τιμή ίση με το μισό της περιόδου της υψηλότερης συχνότητας που εκπέμπεται. Το φάσμα εκπομπής του γεωραντάρ κυμαίνεται από $0.5f$ έως $1.5f$ όπου f η κεντρική συχνότητα εκπομπής. Αν ληφθεί υπ' όψη ένας συντελεστής ασφάλειας ίσος με 2, τότε προκύπτουν οι σχέσεις:

$$f_N = 1 / 2\Delta t \rightarrow 1.5f = 1 / 2\Delta t \rightarrow \text{συντ. Ασφάλειας} = 2 \rightarrow f = 1 / 6\Delta t \quad (2.14)$$

όπου Δt το διάστημα δειγματοληψίας και f η κεντρική συχνότητα σε Hz.

Πολλές φορές αν το ζητούμενο είναι η ταχύτητα λήψης των δεδομένων και όχι η μεγάλη πιστότητα των δεδομένων, το Δt αυξάνεται ελαφρώς.

Βήμα διασκόπησης

Το βήμα δειγματοληψίας ορίζει την απόσταση δυο διαδοχικών σταθμών πάνω στη γραμμή μελέτης όπου πραγματοποιούνται μετρήσεις. Ένα μεγάλο βήμα δειγματοληψίας δε δίνει επαρκή αποτελέσματα και ειδικότερα, αν σκοπός της μελέτης είναι ο εντοπισμός μικτών στόχων, με μεγάλο βήμα δειγματοληψίας οι στόχοι δεν εντοπίζονται. Αντίθετα αν το βήμα είναι υπερβολικά μικρό, ο μεγάλος όγκος των δεδομένων επιβαρύνει την παραγωγικότητα. Έτσι προτείνεται το βήμα δειγματοληψίας Nyquist n_x το οποίο ισούται με:

$$n_x = \lambda / 4 = 75 / (\epsilon_r)^{1/2} f \quad (2.15)$$

Απόσταση των κεραιών

Όπως προαναφέρθηκε τα συστήματα γεωραντάρ δίνουν στο χρήστη τη δυνατότητα να μεταβάλει ανάλογα με την περίπτωση την απόσταση των κεραιών ώστε να βελτιώσει την απόδοση του συστήματος. Αύξηση της απόστασης των κεραιών συνεπάγεται αύξηση της γωνίας ανάκλασης και του συντελεστή ανάκλασης. Συνεπάγεται όμως και αύξηση της

εξασθένισης του κύματος αφού αυτό έχει να διανύσει μεγαλύτερη απόσταση. Επομένως πρέπει να βρεθεί η βέλτιστη απόσταση μεταξύ των κεραιών η οποία δίδεται από τη σχέση:

$$S = 2d_{\text{στόχου}} / (\epsilon_r - 1)^{1/2} \quad (2.16)$$

Κατακόρυφη υπέρθεση

Η υπέρθεση είναι η διαδικασία κατά την οποία πραγματοποιούνται αυτόματα πολλαπλές μετρήσεις σε κάθε σταθμό της γραμμής μελέτης. Τα πλάτη των πολλαπλών καταγραφών αθροίζονται και υπολογίζεται ο μέσος όρος τους.

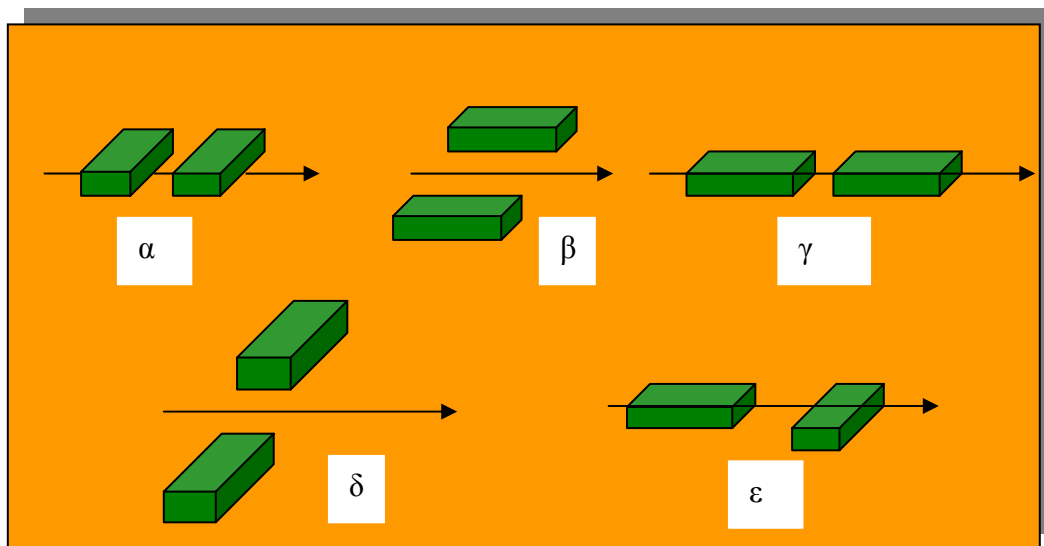
Η διαδικασία αυτή αυξάνει το λόγο του σήματος προς το θόρυβο. Αυτό συμβαίνει επειδή η φάση των κυμάτων είναι ίδια σε κάθε επανάληψη οπότε τα πλάτη αθροίζονται ενώ επειδή ο θόρυβος είναι τυχαίος τα σήματα που προέρχονται από αυτόν αλληλοαναιρούνται. Επομένως με την διαδικασία της υπέρθεσης τα πλάτη ενισχύονται και ο θόρυβος εξαλείφεται με αποτέλεσμα να επιτυγχάνεται η βελτίωση των μετρήσεων.

Παράλληλα όμως με την βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων επιφέρει σημαντική αύξηση του χρόνου της διασκόπησης. Ο αριθμός των επαναλήψεων κυμαίνεται από 1 έως 2048, αλλά οι τιμές 16, 32, 64 δίνουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα χωρίς να επιβαρύνεται σημαντικά ο συνολικός χρόνος της διαδικασίας.

Προσανατολισμός κεραιών

Η παράμετρος που μελετάται τελευταία είναι ο προσανατολισμός των κεραιών, δηλαδή η σχετική μεταξύ τους θέση και σε σχέση με τη γραμμή μελέτης (σχήμα 2.7). Οι κεραιές που χρησιμοποιούνται στα συστήματα γεωραντάρ είναι ωμικές, διπολικές και ο προσανατολισμός τους καθίσταται σημαντικός για την επιτυχή έκβαση των πειραμάτων. Οι πιο συνηθισμένοι προσανατολισμοί είναι όταν το ηλεκτρικό πεδίο πολώνεται κάθετα στο επίπεδο του κύματος (σχήμα 2.7α και 2.7β) και βρίσκουν εφαρμογή στη γεωλογική χαρτογράφηση. Συνήθως πραγματοποιούνται μετρήσεις και με τους δυο προσανατολισμούς ώστε να συλλεχθούν το δυνατό περισσότερες πληροφορίες.

Ο προσανατολισμός του σχήματος 2.7ε χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό σκεδαστών όπως σωλήνες (ανεξάρτητα από τη σχετική θέση κεραιών και σκεδαστή) ενώ θεωρείται ακατάλληλος για τη χαρτογράφηση γεωλογικών στρωμάτων.



Σχήμα 2.7: Δυνατοί προσανατολισμοί κεραιών (Σπανουδάκης, 2001)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ**3.1 Εισαγωγή**

Οι εικόνες του υπεδάφιου ραντάρ ανακτώνται από την καταγραφή του ανακλώμενου ηλεκτρομαγνητικού κύματος στο υπέδαφος και προκειμένου να εξαχθούν τα απαραίτητα συμπεράσματα για την κατανόηση τους απαιτείται η ψηφιακή ανάλυση αυτών. Σκοπός της ψηφιακής ανάλυσης εικόνας είναι να τονίσει κάποια χαρακτηριστικά που δε γίνονται άμεσα αντιληπτά.

Το πρώτο στάδιο στην ψηφιακή ανάλυση εικόνας είναι το στάδιο της προεπεξεργασίας. Συγκεκριμένα κατά την επεξεργασία γεωφυσικών δεδομένων το στάδιο της προεπεξεργασίας περιλαμβάνει:

- Αρχικά την εφαρμογή φίλτρων με τα οποία επιτυγχάνεται ο τονισμός των οριζόντιων και των κεκλιμένων ανακλαστήρων, του αποτελέσματος των κυμάτων περίθλασης, η απομάκρυνση του θορύβου και γενικότερα η βελτίωση της ποιότητας της εικόνας.
- Στη συνέχεια εφαρμογή μετασχηματισμών των δεδομένων. Αυτός ο τρόπος παρουσίασης δεδομένων έχει σαν αποτέλεσμα την εξαγωγή σχέσεων και συμπερασμάτων που διαφορετικά δεν θα ήταν αντιληπτά.

Οι δύο κυριότεροι μετασχηματισμοί είναι:

1. Ο μετασχηματισμός Fourier ο οποίος επιτρέπει τη μελέτη ιδιοτήτων ενός ίχνους (ή χρονοσειράς) αλλά δεν επιτρέπει τη μελέτη των τοπικών διακυμάνσεων.
2. Η ανάλυση δεδομένων σαν αναλυτικά σήματα ή διαφορετικά η μιγαδική ανάλυση ιχνών (complex trace analysis), εξασφαλίζει την τοπική πληροφορία (Taner 1979).

3.2 Παράθυρα – Μάσκες (kernels)

Τα παράθυρα ή μάσκες είναι πίνακες με στοιχεία συντελεστές βαρών και διαστάσεις $m \times n$ οι οποίοι μετακινούνται πάνω στην εικόνα για κάθε γραμμή και στήλη της. Η εικόνα αποτελεί ένα πίνακα διαστάσεων $M \times N$ με στοιχεία τις καταγραφές κάποιου οργάνου είτε πρόκειται για σειсмоγράφο είτε για γεωραντάρ είτε για οποιαδήποτε ψηφιακή κάμερα.

Η βασική διαδικασία που ακολουθείται κατά την εφαρμογή του παραθύρου ή της μάσκας είναι η εξής: καθώς το παράθυρο μετακινείται πάνω στην εικόνα υπολογίζεται το άθροισμα των μερικών γινομένων των συντελεστών βαρών και των τιμών του πίνακα που συνιστά την εικόνα.

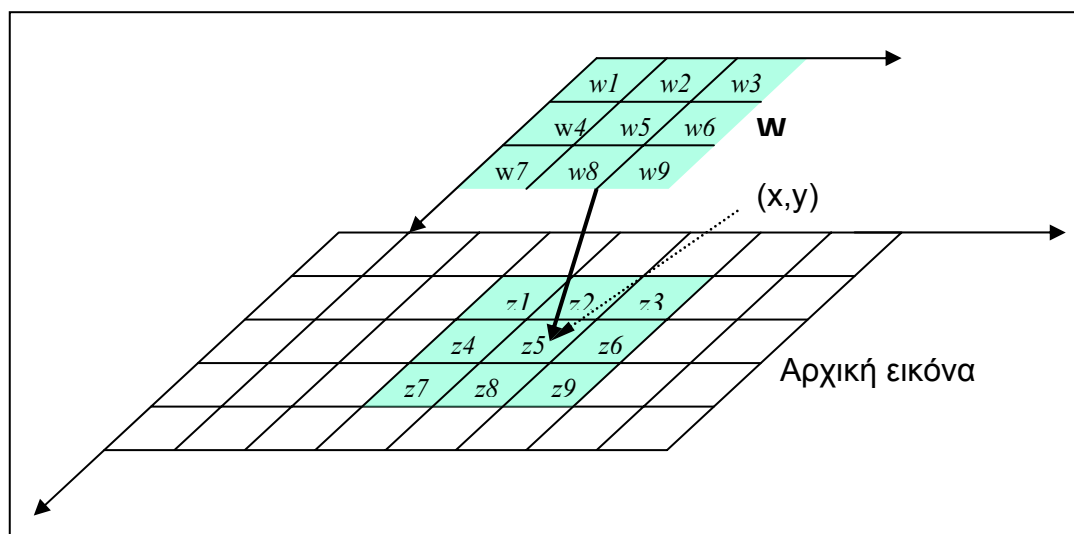
Για να γίνει η διαδικασία αυτή αντιληπτή ας θεωρηθεί ένα παράθυρο W (ή μάσκα) διαστάσεων 3×3 :

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 \\ w_4 & w_5 & w_6 \\ w_7 & w_8 & w_9 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Αν ο τελεστής βρίσκεται πάνω από το σημείο $Z(x,y)$ της εικόνας (σχήμα 3.1) τότε το νέο σημείο $N(x,y)$ που θα αντικαταστήσει το $Z(x,y)$ θα είναι:

$$N(x,y) = z_1w_1 + z_2w_2 + \dots + z_9w_9 \quad (3.2)$$

Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για κάθε σημείο της εικόνας $Z(x,y)$.



Σχήμα 3.1: Διαδικασία εφαρμογής φίλτρου (παραθύρου) στην εικόνα. (Σπανουδάκης, 2001)

Πρέπει να σημειωθεί ότι τα δεδομένα γεωραντάρ είναι ένας πίνακας του οποίου κάθε στήλη είναι ένα ίχνος ενώ κάθε γραμμή του αντιστοιχεί σε καταγραφές με ίδιο χρόνο άφιξης. Οπότε οι εικόνες του γεωραντάρ αντιστοιχούν σε άξονες x (m) και t (nsec) (Μερτίκας, 1999).

Τα φίλτρα (μάσκες) ανάλογα με την εφαρμογή τους διακρίνονται σε δύο κύριες κατηγορίες:

- Φίλτρα διέλευσης χαμηλών συχνοτήτων. Το φίλτρο διέλευσης χαμηλών συχνοτήτων διαχωρίζει τη συνιστώσα που αντιστοιχεί σε αργά μεταβαλλόμενο σήμα από τις υπόλοιπες. Το φίλτρο αυτό της εξομάλυνσης της εικόνας χρησιμοποιείται για ελάττωση του θορύβου.
- Φίλτρα διέλευσης υψηλών συχνοτήτων. Η ταχέως μεταβαλλόμενη λεπτομέρεια της εικόνας αντιστοιχεί σε υψηλή συχνότητα. Το φίλτρο διέλευσης υψηλών συχνοτήτων διαχωρίζει τη συνιστώσα αυτή από τις υπόλοιπες. Η πληροφορία υψηλής συχνότητας επιτρέπει την απομόνωση και την ενίσχυση της τοπικής λεπτομέρειας. Τα φίλτρα διέλευσης υψηλών συχνοτήτων βασίζονται στην ιδέα της παραγώγου. Η πρώτη παράγωγος μπορεί να μας δώσει τη δυνατότητα να αναγνωρίσουμε τμήματα εικόνας υψηλών συχνοτήτων, όπως για παράδειγμα τις ακμές (ασυνέχειες) ή τις γραμμώσεις της (Μερτίκας, 1999).

3.3 Μονοδιάστατα Φίλτρα

Τα μονοδιάστατα φίλτρα είναι σχεδιασμένα ώστε να ενεργούν είτε σε χρονοσειρές, λαμβάνοντας υπόψη δεδομένα που ανήκουν στο ίδιο ίχνος, είτε σε στιγμιότυπα κύματος λαμβάνοντας υπόψη δεδομένα τα οποία ανήκουν σε διαφορετικά ίχνη, αλλά αντιστοιχούν στον ίδιο χρόνο. (Σπανουδάκης, 2002).

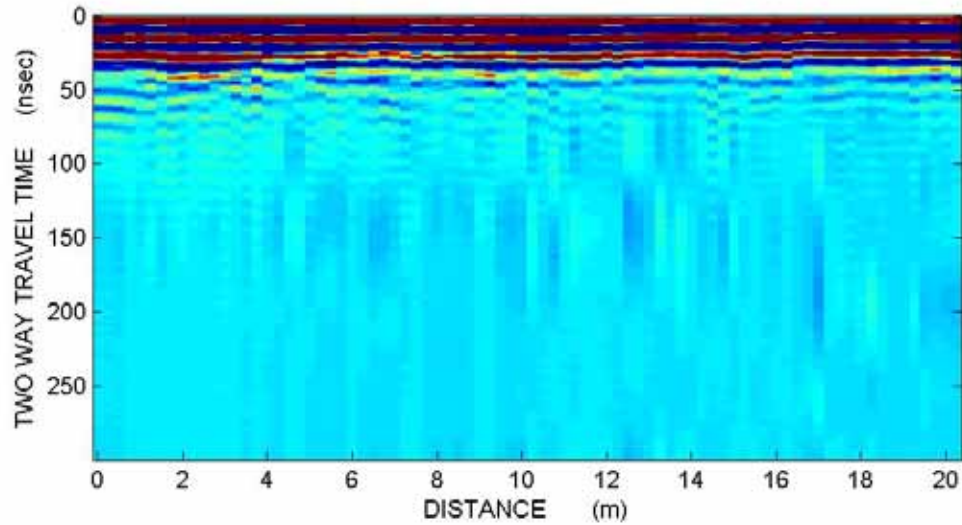
3.3.1 Φίλτρο διόρθωσης Dewow

Πρόκειται για φίλτρο αποκοπής χαμηλών συχνοτήτων κάθε ίχνους ξεχωριστά. Αρχικά υπολογίζει το μήκος του τελεστή από τη σχέση $\frac{2}{f \cdot \Delta t}$, όπου f η κεντρική συχνότητα εκπομπής (MHz) και Δt το διάστημα δειγματοληψίας (nsec). Ο τελεστής αυτός υπολογίζει το μέσο όρο των σημείων γύρω από το κεντρικό. Κατόπιν η μέση τιμή αφαιρείται από τα αρχικά δεδομένα. Η γενική μορφή του τελεστή που υπολογίζει τη μέση τιμή είναι:

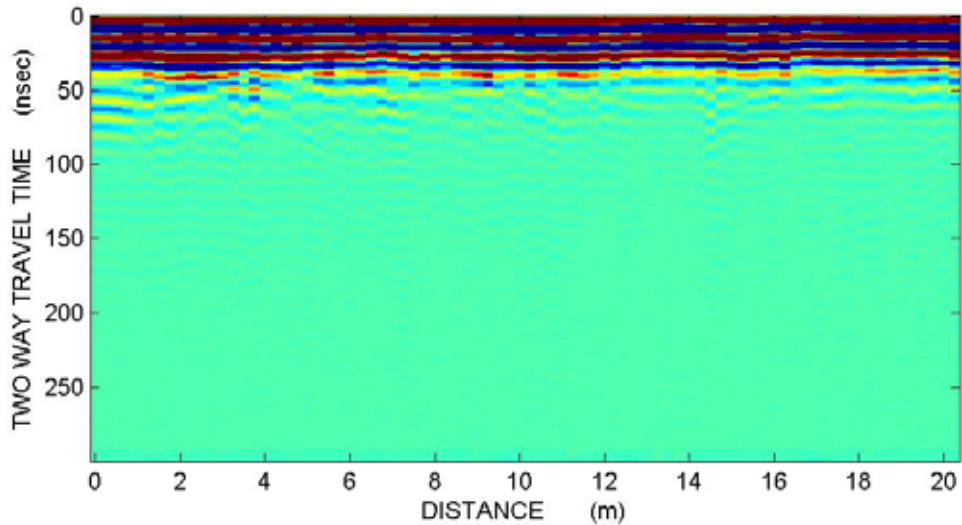
$$\frac{1}{M} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}_{(M \times 1)} \quad \text{ή} \quad \frac{1}{M} \begin{bmatrix} 0 \dots 0 & 1 & 0 \dots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 \dots 0 & 1 & 0 \dots 0 \end{bmatrix}_{(M \times N)} \quad (3.5)$$

όπου M το μήκος του.

Στο σχήμα 3.3 φαίνεται η εφαρμογή του φίλτρου διόρθωσης Dewow στα ακατέργαστα δεδομένα του Ομαλού σχήμα 3.2. Δεν φαίνονται ανακλώμενα κύματα από βαθύτερα στρώματα λόγω μεγάλης εξασθένισης.



Σχήμα 3.2: Εικόνα ακατέργαστων δεδομένων



Σχήμα 3.3: Φίλτρο διόρθωσης Dewow

3.3.2 Φίλτρο κινητού μέσου όρου (Down the trace average)

Το φίλτρο κινητού μέσου όρου απομακρύνει τον τυχαίο θόρυβο και τις υψηλές συχνότητες από την καταγραφή. Αρχικά υπολογίζεται το μήκος του τελεστή το οποίο δίδεται από τη σχέση $\frac{1}{f_{cut}\Delta t}$, όπου f_{cut} οι συχνότητες που επιθυμείται να αποκοπούν (MHz) και Δt το διάστημα δειγματοληψίας (ns). Καθώς το παράθυρο μετακινείται από σημείο σε σημείο υπολογίζει το μέσο όρο γύρω από το κεντρικό σημείο και το

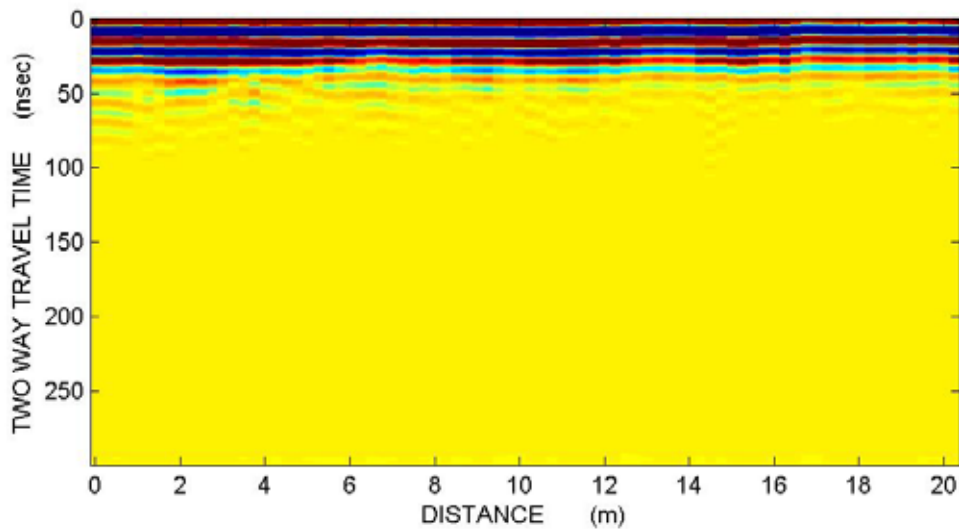
αποτέλεσμα αντικαθιστά το κεντρικό σημείο. Το φίλτρο αυτό ενεργεί κατά μήκος κάθε ίχνους, δηλαδή κατά τη διεύθυνση του χρόνου. Η γενική μορφή του τελεστή που υπολογίζει τη μέση τιμή είναι:

$$\frac{1}{M} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}_{(M \times 1)} \quad \text{ή} \quad \frac{1}{M} \begin{bmatrix} 0 \dots 0 & 1 & 0 \dots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 \dots 0 & 1 & 0 \dots 0 \end{bmatrix}_{(M \times N)} \quad (3.6)$$

όπου M το μήκος του παραθύρου. Αν πρόκειται για παράθυρο με μήκος 3 τότε έχει τη μορφή:

$$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}_{(3 \times 3)} \quad (3.7)$$

Στο σχήμα 3.4 φαίνεται η εφαρμογή του φίλτρου κινητού μέσου όρου (Down the trace average).



Σχήμα 3.4: Φίλτρο κινητού μέσου όρου (Down the trace average)

3.3.3 Φίλτρο μέσου ίχνους (Trace to trace average)

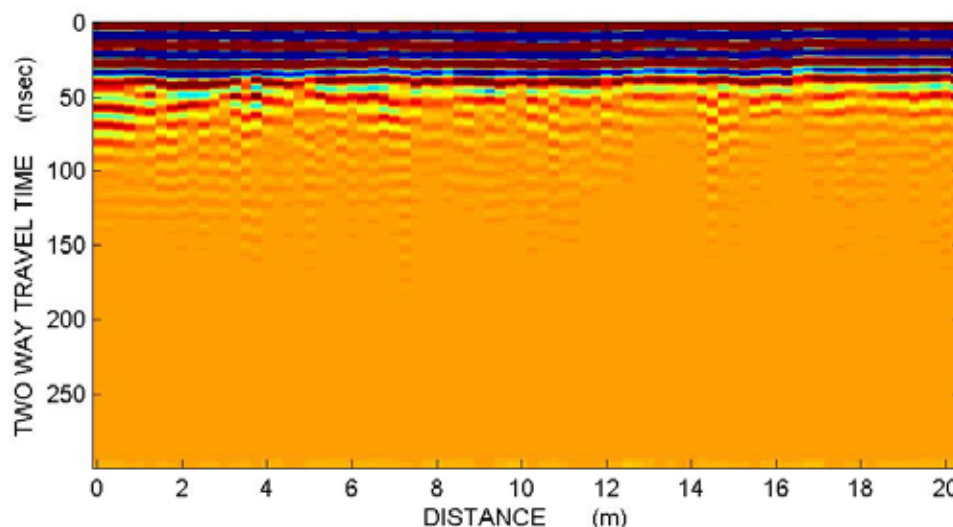
Το φίλτρο μέσου ίχνους επενεργεί όπως και το φίλτρο κινητού μέσου όρου με τη διαφορά ότι χρησιμοποιεί δεδομένα που ανήκουν σε διαφορετικά ίχνη. Σκοπός του φίλτρου αυτού είναι να τονίσει μικρής κλίσης και οριζόντιους ανακλαστήρες. Παράλληλα μειώνει το θόρυβο και αποσβένει το αποτέλεσμα των κυμάτων περίθλασης. Η γενική μορφή του τελεστή είναι:

$$\frac{1}{N} [1 \ 1 \ 1 \dots 1]_{(1 \times N)} \quad \text{ή} \quad \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{(M \times N)} \quad (3.8)$$

Αν πρόκειται για τελεστή μήκους 3, έχει τη μορφή:

$$\frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{(3 \times 3)} \quad (3.9)$$

Στο σχήμα 3.5 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου μέσου ίχνους (Trace to trace average).

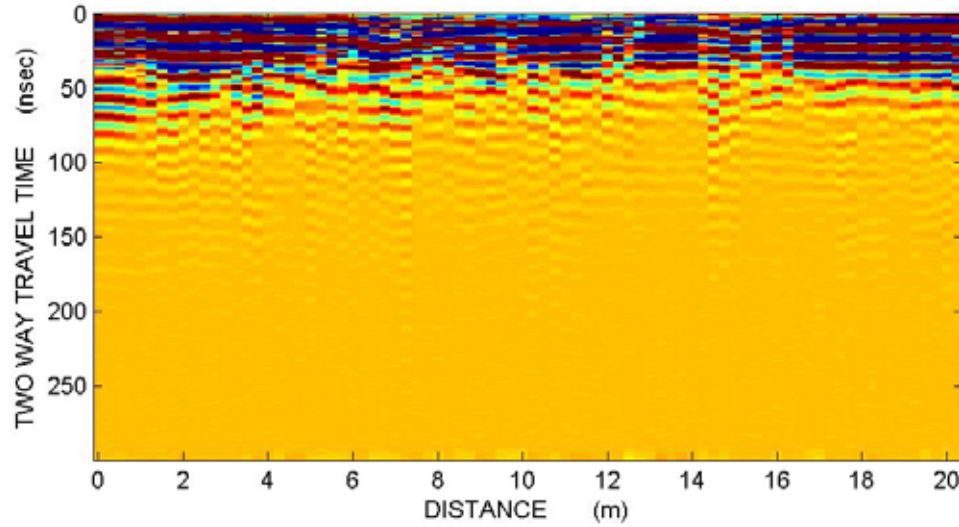


Σχήμα 3.5: Φίλτρο μέσου ίχνους (Trace to trace average)

3.3.4 Φίλτρο αποκοπής σημάτων υποβάθρου (Background noise removal)

Πολλές φορές λόγω του φαινομένου της αντίληξης των κεραιών (antenna ringing), εμφανίζονται στα δεδομένα, σήματα που μοιάζουν με οριζόντιους ανακλαστήρες. Τέτοιοι οριζόντιοι ανακλαστήρες εμφανίζονται και λόγω της αλληλεπίδρασης των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων με το περιβάλλον. Για παράδειγμα οι χρήστες του γεωραντάρ, τα ηλεκτροφόρα καλώδια, κεραίες και δέκτες κινητής τηλεφωνίας, καθώς και οι μεταλλικές κατασκευές αποτελούν σημαντικές επιδράσεις στο σήμα που καταγράφεται. Το φίλτρο αποκοπής σημάτων υποβάθρου εφαρμόζεται για να εξαλειφθούν τα παραπάνω φαινόμενα. Για να υλοποιηθεί αυτό υπολογίζεται ένα νέο ίχνος το οποίο αποτελεί το μέσο όρο όλων των ιχνών. Κατόπιν το μέσο ίχνος αφαιρείται από κάθε ίχνος και προκύπτει μια νέα εικόνα απαλλαγμένη από τα παραπάνω φαινόμενα.

Στο σχήμα 3.6 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου αποκοπής σημάτων υποβάθρου (Background noise removal).



Σχήμα 3.6: Φίλτρο αποκοπής σημάτων υποβάθρου (Background noise removal)

3.4 Δισδιάστατα Φίλτρα

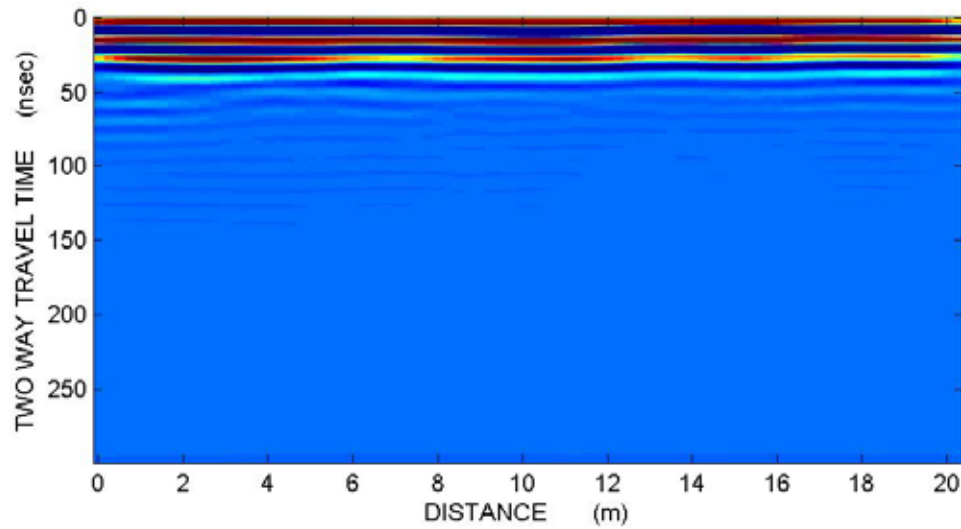
Τα δισδιάστατα φίλτρα είναι σχεδιασμένα ώστε κατά την εφαρμογή τους να λαμβάνουν υπόψη μια ομάδα δεδομένων που ανήκουν σε γειτονικά ίχνη και γειτονικούς χρόνους. Κάνουν πράξεις μεταξύ των δεδομένων και το αποτέλεσμα αντικαθιστά το κεντρικό δεδομένο. Τα φίλτρα αυτά χρησιμοποιούνται τόσο σε τομές γεωραντάρ όσο και σε οριζόντιες τομές (Σπανουδάκης, 2002).

3.4.1 Φίλτρο μέσης τιμής (Median)

Το φίλτρο αυτό υπολογίζει τη μέση τιμή μεταξύ γειτονικών σημείων και αντικαθιστά το κεντρικό σημείο με τη μέση τιμή. Χρησιμοποιείται σα φίλτρο διέλευσης χαμηλών συχνοτήτων. Ο τελεστής που το περιγράφει είναι:

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{ή} \quad \frac{1}{N^2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \end{bmatrix}_{(N \times N)} \quad (3.10)$$

Στο σχήμα 3.7 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου μέσης τιμής (Median).



Σχήμα 3.7: Φίλτρο Μέσης τιμής (Median)

3.4.2 Φίλτρα διέλευσης υψηλών συχνοτήτων.

Ένα φίλτρο που χρησιμοποιείται για τη διέλευση υψηλών συχνοτήτων και συνεπώς για την αύξηση της τοπικής λεπτομέρειας περιγράφεται από τον τελεστή:

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

ενώ ένα ακόμα πιο δραστικό φίλτρο διέλευσης υψηλών συχνοτήτων είναι αυτό που περιγράφεται από τον τελεστή:

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 17 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

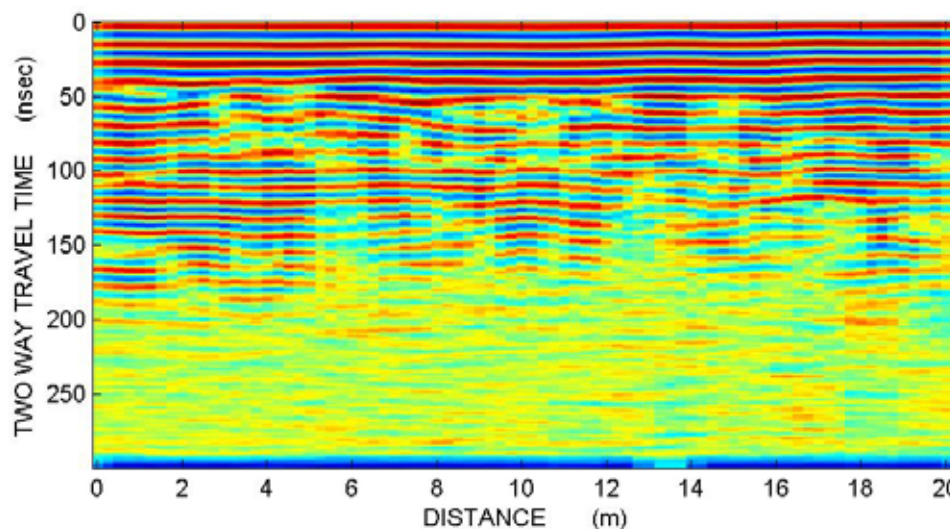
3.5 Ενίσχυση δεδομένων

Η ενίσχυση εφαρμόζεται στα δεδομένα για την καλύτερη παρουσίαση ισχυρών και ασθενικών ανακλάσεων, που λόγω της απορρόφησης των κυμάτων δεν διακρίνονται καθαρά στα αρχικά δεδομένα (Σπανουδάκης, 2002).

3.5.1 Φίλτρο Αυτόματης Ενίσχυσης (AGC)

Ο αλγόριθμος αυτός έχει σκοπό να ενισχύσει τα ασθενή σήματα που προκύπτουν κατά την εξασθένιση των ηλεκτρομαγνητικών και σεισμικών κυμάτων στο υπέδαφος. Ουσιαστικά επιτυγχάνει την ισοστάθμιση του σήματος. Ο αλγόριθμος αρχικά υπολογίζει τη μέση τιμή γύρω από το κεντρικό σημείο του ίχνους. Έπειτα πολλαπλασιάζει τα αρχικά δεδομένα με τον αντίστροφο της μέσης τιμής. Έτσι τα ισχυρά πλάτη ενισχύονται λίγο ή και καθόλου, ενώ τα ασθενή πλάτη λαμβάνουν ισχυρές τιμές.

Στο σχήμα 3.8 παρουσιάζεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του φίλτρου αυτόματης ενίσχυσης (AGC).



Σχήμα 3.8: Φίλτρο Αυτόματης Ενίσχυσης (AGC)

3.6 Μιγαδικά χαρακτηριστικά (Instantaneous Complex Attributes)

Η μιγαδική ανάλυση ιχνών όπως προαναφέρθηκε αποτελεί τεχνική μετασχηματισμού που εξασφαλίζει την τοπική λεπτομέρεια. Έχει σαν αποτέλεσμα τον φυσικό διαχωρισμό του πλάτους και της φάσης μιας κυματομορφής (χαρακτηριστικά ή attributes). Το χαρακτηριστικό πλάτος αναφέρεται σαν ισχύς ανάκλασης ή φάκελος ή στιγμιαίο πλάτος του σήματος (reflection strength , envelope , instantaneous amplitude), ενώ η φάση αναφέρεται ως στιγμιαία φάση (instantaneous phase). Η στιγμιαία φάση αποτελεί τη βάση για τον υπολογισμό της στιγμιαίας συχνότητας (instantaneous frequency). Το στιγμιαίο πλάτος και η στιγμιαία συχνότητα συνδυάζονται για τον υπολογισμό άλλων χαρακτηριστικών όπως τη σταθμισμένη μέση συχνότητα (Σπανουδάκης, 2002).

Η σύνθετη ή μιγαδική ανάλυση σήματος αντιμετωπίζει ένα ίχνος $x(t)$ σαν το πραγματικό μέρος ενός αναλυτικού σήματος το οποίο δίδεται από τη σχέση:

$$f(t) = x(t) + jx^*(t) \quad (3.13)$$

Το φανταστικό μέρος $x^*(t)$ είναι το φασικά μετατοπισμένο κατά 90° από το πραγματικό μέρος (σχήμα 3.9) και μπορεί να προσδιοριστεί από το πραγματικό αν το $x^*(t)$:

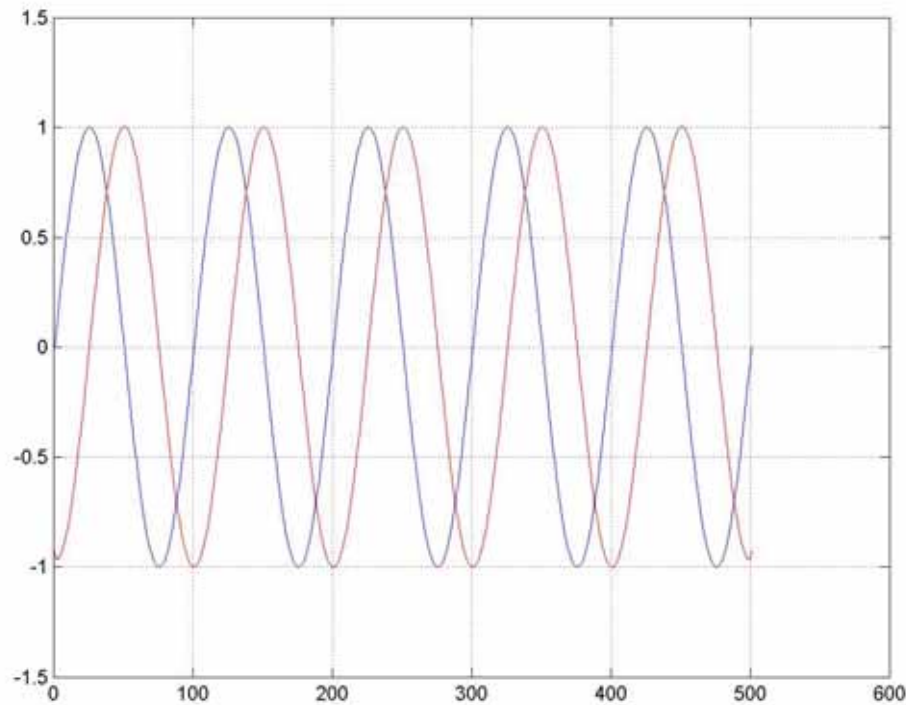
- Μπορεί να προσδιοριστεί από το $x(t)$ με τη διαδικασία της γραμμικής συνέλιξης.
- Να ανάγεται σε phasor αν το $x(t)$ είναι ημιτονοειδής συνάρτηση. Δηλαδή αν $x(t) = E \cos(\omega t + \theta)$ τότε $x^*(t) = E \sin(\omega t + \theta)$ για όλες τις πραγματικές τιμές του E και θ και για $\omega > 0$.

Αυτοί οι δυο κανόνες προσδιορίζουν το φανταστικό μέρος για κάθε συνάρτηση $x(t)$ που μπορεί να αναπαρασταθεί από μια σειρά ή από ένα ολοκλήρωμα Fourier.

Αν θεωρηθεί ότι η $x(t)$ μπορεί να εκφραστεί από χρονικά μεταβαλλόμενο πλάτος $E(t)$ και μια χρονικά μεταβαλλόμενη φάση $\theta(t)$ δηλαδή $x(t) = E(t) \cos \theta(t)$ τότε η φασικά

μετατοπισμένη κατά 90° κυματομορφή είναι $x^*(t) = E(t)\sin\theta(t)$ και η σύνθετη κυματομορφή είναι:

$$f(t) = x(t) + jx^*(t) = E(t)[\cos\theta(t) + j\sin\theta(t)] = E(t)e^{j\theta(t)} \quad (3.14)$$



Σχήμα 3.9: Μια ημιτονοειδής συνάρτηση (μπλε γραμμή) και η φασικά μετατοπισμένη κατά 90° συνάρτηση (κόκκινη γραμμή). (Σπανουδάκης, 2001)

Τα μιγαδικά χαρακτηριστικά διακρίνονται σε δύο ομάδες :

- Τα φυσικά μιγαδικά χαρακτηριστικά (attributes). Αναφέρονται στις διακυμάνσεις των φυσικών ιδιοτήτων και περιλαμβάνουν τον μετασχηματισμό Hilbert. Αυτά τα μιγαδικά χαρακτηριστικά μπορούν να υπολογιστούν είτε βήμα προς βήμα (instantaneous physical attributes) είτε στα τοπικά μέγιστα του πλάτους (wavelet or response attributes).
- Τα γεωμετρικά μιγαδικά χαρακτηριστικά (attributes). Αφορούν τις διακυμάνσεις στην μορφολογία ενός γεωλογικού σχηματισμού όπως δομή και στρωματογραφία.

Φανερώνουν την χωρική και χρονική διακύμανση των φυσικών μιγαδικών χαρακτηριστικών. Μιγαδικά χαρακτηριστικά όπως η συνάφεια, η ομοιότητα κ.ά. ανήκουν σε αυτήν την τάξη αφού από αυτά μπορούμε να ανακτήσουμε πληροφορίες για την μορφολογία (Carr, 2001).

3.6.1 Βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά

Αν τα $x(t)$ και $x^*(t)$ είναι γνωστά τότε η σχέση μπορεί να επιλυθεί ως προς $E(t)$ και $\theta(t)$:

$$E(t) = \sqrt{x^2(t) + x^{*2}(t)} \quad (3.15)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1}[x^*(t) / x(t)] \quad (3.16)$$

Το $E(t)$ είναι το στιγμιαίο πλάτος, ενώ το $\theta(t)$ είναι η στιγμιαία φάση. Ο ρυθμός μεταβολής της φάσης εκφράζεται από τη χρονικά μεταβαλλόμενη στιγμιαία συχνότητα $\omega(t) = \frac{d\theta(t)}{dt}$.

Η στιγμιαία συχνότητα μπορεί να προκύψει και κατά τη συνέλιξη της στιγμιαίας φάσης με ένα διαφορικό φίλτρο $d(t)$ οπότε προκύπτει η σχέση:

$$\omega(t) = \int_{-\infty}^{\infty} d(\tau)\theta(t - \tau) dt \quad (3.17)$$

Ακόμα παραγωγίζοντας τη συνάρτηση του τόξου εφαπτομένης σύμφωνα με τον ορισμό της στιγμιαίας φάσης προκύπτει :

$$\omega(t) = \frac{d}{dt} \{ \tan^{-1} [x^*(t) / x(t)] \} = [x(t) \frac{dx^*(t)}{dt} - x^*(t) \frac{dx(t)}{dt}] / [x^2(t) + x^{*2}(t)] \quad (3.18)$$

Το στιγμιαίο πλάτος σε κάθε χρονική στιγμή ισούται με τη μέγιστη τιμή που μπορεί να πάρει η καταγραφή μετατοπίζοντας σταθερά τη φάση της από $0^\circ - 360^\circ$ (Barnes 1998). Η τιμή της φάσης που προσδίδει τη μέγιστη τιμή της καταγραφής είναι η στιγμιαία φάση αλλά με αντίθετο πρόσημο. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για όλες τις χρονικές στιγμές και έτσι παράγεται στο στιγμιαίο πλάτος και η στιγμιαία φάση της καταγραφής.

Συνεπώς το στιγμιαίο πλάτος και η στιγμιαία φάση μπορεί να προκύψουν από την καταγραφή χωρίς τον μετασχηματισμό Hilbert και το μιγαδικό ίχνος που προκύπτει, κάνοντας συνεχείς μετατοπίσεις στη φάση. Φυσικά αυτή η μέθοδος είναι πρακτικά αδύνατη. Ευτυχώς όμως μια μετατόπιση της φάσης κατά 90° είναι αρκετή. Τότε το στιγμιαίο πλάτος και η στιγμιαία φάση προκύπτουν από την αρχική και τη φασικά μετατοπισμένη κατά 90° (Σπανουδάκης, 2002).

3.6.2 Στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά

Στιγμιαία φανταστική συνιστώσα

Η στιγμιαία φανταστική συνιστώσα είναι το φασικά μετατοπισμένο κατά 90° σήμα, το οποίο χρησιμεύει στον ποιοτικό έλεγχο της μεταβολής της στιγμιαίας φάσης στο χρόνο.

Στιγμιαίο πλάτος (Instantaneous Envelope)

Το βασικό αυτό μιγαδικό χαρακτηριστικό χρησιμεύει στον εντοπισμό πλευρικών μεταβολών στους ανακλαστήρες. Επειδή αποτελεί το μέτρο του σύνθετου ίχνους που χάνει στην ανάλυση κατά τη διεύθυνση του χρόνου. Η σχέση που το περιγράφει είναι η (3.19):

$$E(t) = \sqrt{x^2(t) + x^{*2}(t)} \quad (3.19)$$

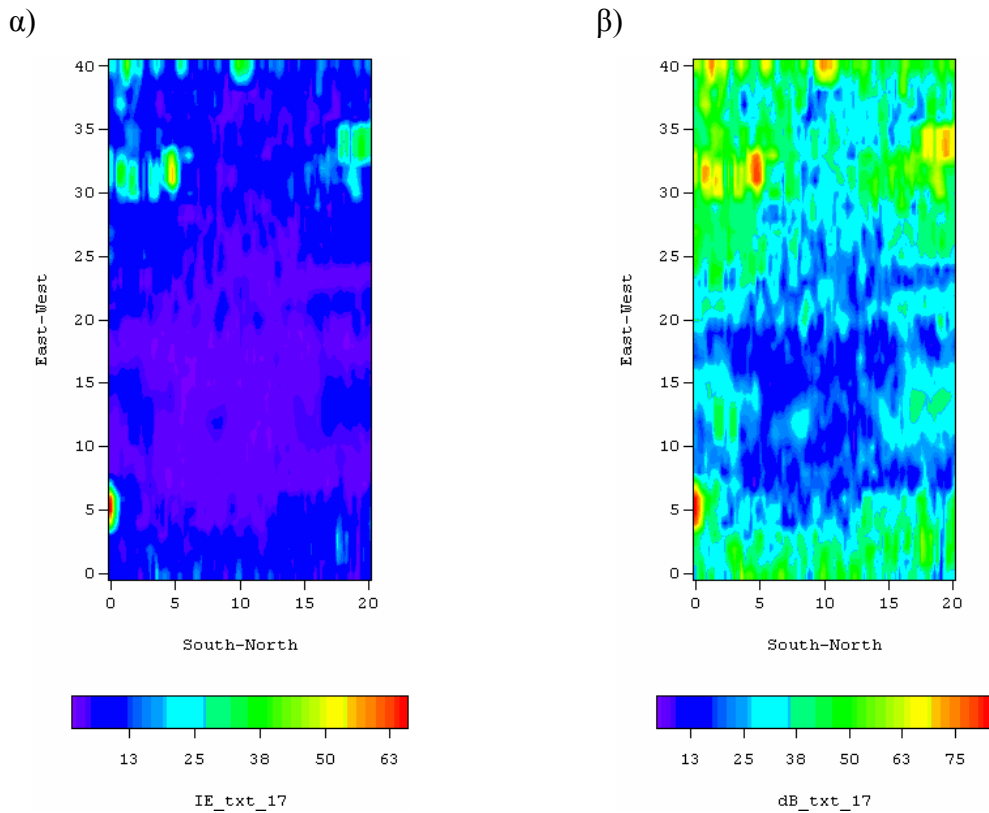
Στιγμιαίο πλάτος σε κλίμακα dB (dB based Reflection Strength)

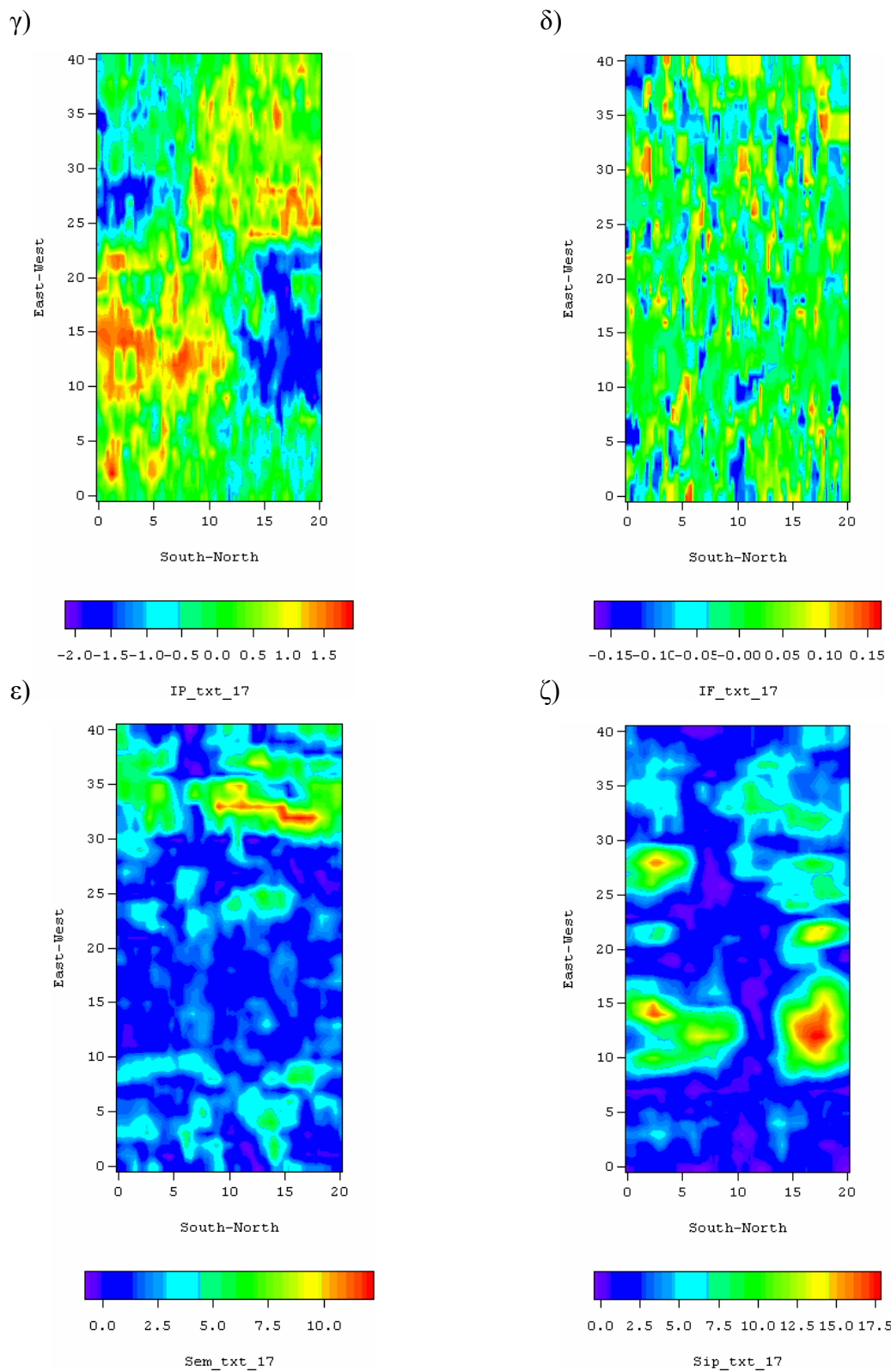
Το στιγμιαίο πλάτος σε κλίμακα dB δίδεται από τη σχέση: $20\log E(t)$. Η κλίμακα dB χρησιμοποιείται συνήθως στο πεδίο των συχνοτήτων για τη απεικόνιση του φάσματος

ισχύος (power spectrum). Αυτό το μιγαδικό χαρακτηριστικό χρησιμοποιείται για τη μελέτη της μεταβολής του στιγμιαίου πλάτους σε κλίμακα dB. Η κλασματική ανάλυσή του (fractal analysis) δίνει πληροφορίες σχετικά με στρωματογραφικές σειρές και ανωμαλίες λόγω της ύπαρξης υδρογονανθράκων.

Στιγμιαία φάση (Instantaneous Phase)

Η στιγμιαία φάση δίδεται από τη σχέση $\theta(t) = \arctan\left(\frac{x^*(t)}{x(t)}\right)$ και τείνει να ενισχύσει τους αδύναμους ανακλαστήρες αφού είναι ανεξάρτητη από το πλάτος. Όμως είναι πολύ ευαίσθητη στο θόρυβο.





Σχήμα 3.10: Οριζόντιες τομές των α) Στιγμιαίου πλάτους β) Στιγμιαίου πλάτους σε κλίμακα dB γ) Στιγμιαίας φάσης δ) Στιγμιαίας συχνότητας ε) Συνάφειας ζ) Συνάφειας της στιγμιαίας φάσης

Στιγμιαία συχνότητα (Instantaneous Frequency)

Η στιγμιαία συχνότητα που ορίζεται σαν ο ρυθμός μεταβολής της στιγμιαίας φάσης $\frac{d\theta(t)}{dt}$ είναι επίσης πολύ ευαίσθητη στο θόρυβο.

Συνάφεια (Semblance)

Η συνάφεια (semblance) είναι ένα μέτρο της ομοιότητας μεταξύ διάφορων ιχνών. Με τιμή 1 υποδεικνύονται τα παρόμοια ίχνη, ενώ με τιμή 0 υποδεικνύονται τα ανόμοια ίχνη. Υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο (Taner 1992-2000):

$$Semblance(t) = \frac{\sum_{\tau=-N/2}^{\tau=N/2} \left\{ \sum_{m=1}^M f_m(t+\tau) \right\}^2 - \sum_{\tau=-N/2}^{\tau=N/2} \left\{ \sum_{m=1}^M f_m^2(t+\tau) \right\}}{\sum_{\tau=-N/2}^{\tau=N/2} \left\{ \sum_{m=1}^M f_m^2(t+\tau) \right\}} \quad (3.20)$$

όπου f_m είναι το m ίχνος του συνόλου και το N είναι μήκος του παραθύρου υπολογισμού.

3.6.3 Στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τα βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά

Άλλα μιγαδικά χαρακτηριστικά που προκύπτουν από τα βασικά μιγαδικά χαρακτηριστικά είναι:

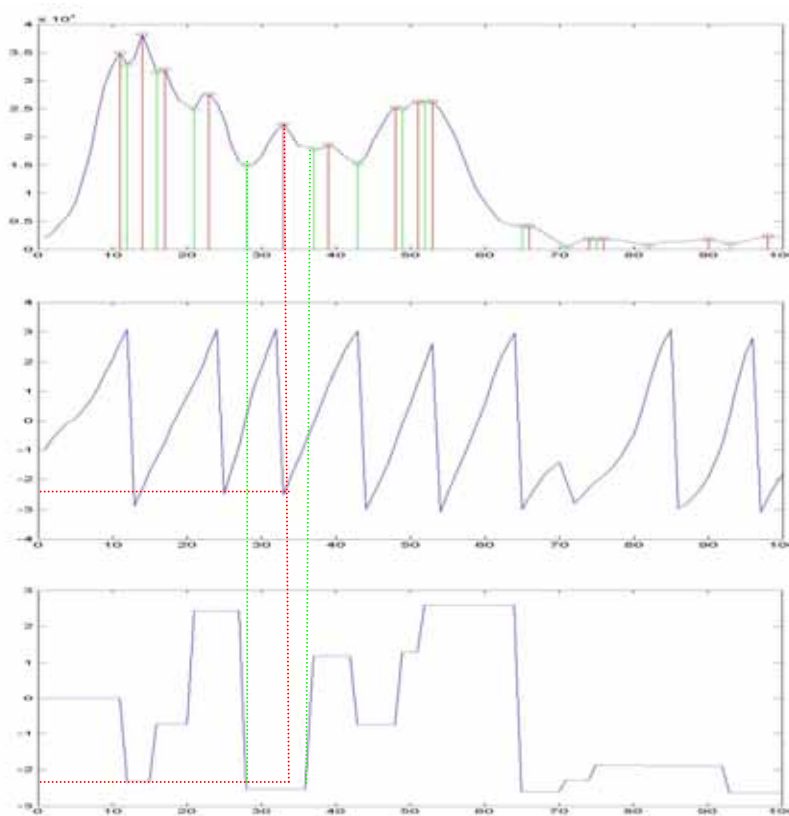
- Κανονικοποιημένο πλάτος (Normalized Amplitude): το οποίο ισούται με το συνημίτονο της στιγμιαίας φάσης. Χρησιμοποιείται και αντί του φίλτρου ενίσχυσης δεδομένων AGC, αφού δεν δημιουργεί το φαινόμενο των σκιών που προκύπτει όταν χρησιμοποιείται μεγάλο παράθυρο.

- Γινόμενο των καταγραφών και του συνημίτονου της στιγμιαίας φάσης (Product of real amplitude and cosine of Instantaneous Phase): αυτό το μιγαδικό χαρακτηριστικό που δίδεται από τη σχέση $x(t)\cos(\theta(t))$.
- Γινόμενο φιλτραρισμένου στιγμιαίου πλάτους και συνημιτόνου της στιγμιαίας φάσης (Product of filtered Instantaneous Amplitude and Cosine of Phase): αρχικά υπολογίζεται η μέση τιμή του στιγμιαίου πλάτους κάθε ίχνους και αφαιρείται από κάθε σημείο του, το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με το συνημίτονο της στιγμιαίας φάσης.
- Ενδιάμεση τιμή του στιγμιαίου πλάτους (median): αυτό το μιγαδικό χαρακτηριστικό υπολογίζει την ενδιάμεση τιμή του στιγμιαίου πλάτους σε προκαθορισμένο παράθυρο, κατά μήκος του χρόνου.
- Πρώτη παράγωγος του στιγμιαίου πλάτους (Envelope Time Derivative): ο ρυθμός μεταβολής του στιγμιαίου πλάτους $\frac{dE(t)}{dt}$.
- Δεύτερη παράγωγος του στιγμιαίου πλάτους (Envelope Second Derivative): δίνεται από την σχέση $\frac{d^2E(t)}{dt^2}$.
- Στιγμιαία σταθμισμένη συχνότητα από το στιγμιαίο πλάτος (Instantaneous Frequency Envelope Weighted): η σχέση που περιγράφει τη σταθμισμένη μέση συχνότητα είναι $\bar{\omega} = \frac{\sum_T E(\tau)\omega(t)}{\sum_T E(t)}$.
- Δείκτης λεπτών στρωμάτων (Thin Bed Indicator): ορίζεται από τη σχέση $thin-bed(t) = \omega(t) - \bar{\omega}(t)$.

- Επιτάχυνση της φάσης (Acceleration of Phase): η σχέση που περιγράφει την στιγμιαία επιτάχυνση είναι $accel(t) = \frac{d\omega(t)}{dt}$.

3.6.4 Μιγαδικά χαρακτηριστικά απόκρισης (Response or Wavelet Attributes)

Τα μιγαδικά χαρακτηριστικά απόκρισης είναι παρόμοια με τα στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά, αλλά οι τιμές τους υπολογίζονται στις αιχμές του στιγμιαίου πλάτους (Bodine 1984). Για τον υπολογισμό τους αρχικά εντοπίζονται τα τοπικά μέγιστα (peaks) του στιγμιαίου πλάτους και τα αντίστοιχα τοπικά ελάχιστα (troughs) που τα περικλείουν. Για κάθε τοπικό μέγιστο υπολογίζονται τα αντίστοιχα στιγμιαία μιγαδικά χαρακτηριστικά της καταγραφής και προσδίδεται σε αυτά η ίδια τιμή στη χρονική περιοχή μεταξύ των δυο τοπικών ελαχίστων (σχήμα 3.19). Η φυσική τους σημασία ουσιαστικά είναι ίδια με των στιγμιαίων χαρακτηριστικών (Σπανουδάκης, 2002).



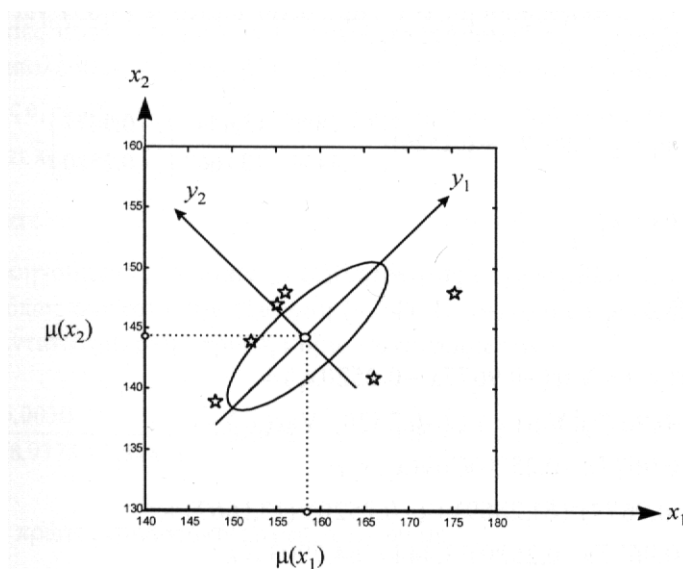
Σχήμα 3.11: Υπολογισμός των μιγαδικών χαρακτηριστικών απόκρισης (Σπανουδάκης, 2001)

3.7 Οριζόντιες τομές (Slices)

Η δημιουργία οριζόντιων τομών προϋποθέτει την ύπαρξη μετρήσεων σε ορθογώνιο κάναβο. Έστω ένας όγκος δεδομένων διαστάσεων $M \times N \times O$ όπου M ο αριθμός των μετρήσεων ανά ίχνο, N ο αριθμός των ιχνών ανά γραμμή μελέτης και O ο αριθμός των γραμμών μελέτης (sections). Μια οριζόντια τομή ορίζεται σαν ο μέσος όρος μεταξύ m διαδοχικών σημείων για όλα τα ίχνη και όλες τις τομές (Σπανουδάκης, 2002).

3.8 Μετασχηματισμός κύριων συνιστωσών (principal components)

Ο σκοπός της ανάλυσης κύριων συνιστωσών είναι να εξηγήσει τη δομή του πίνακα μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας Σ μέσω ελάχιστων (π.χ. 2 ή 3) γραμμικών συνδυασμών των αρχικών μεταβλητών, ώστε να ελαττωθούν οι διαστάσεις των δεδομένων και να γίνει ευκολότερη η ερμηνεία τους. Η ανάλυση αυτή αποκαλύπτει σχέσεις που δεν ήταν δυνατόν να υποπτευθεί κανείς και επομένως επιτρέπει μια ερμηνεία που δεν θα προέκυπτε από συμβατική ανάλυση. Με την ανάλυση κύριων συνιστωσών προσδιορίζεται ένα νέο σύστημα συντεταγμένων στο οποίο τα δεδομένα που προκύπτουν είναι στατιστικώς ασυσχέτιστα.



Σχήμα 3.12: Ο μετασχηματισμός των κύριων συνιστωσών (Μερτίκας, 1999)

Όπου ο πίνακας Σ μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας δίνεται από την σχέση:

$$\Sigma = \text{Cov} (X) = E [(X-\mu) (X-\mu)^T] \quad (3.21)$$

Και X τυχαίος πίνακας της μορφής :

$$X_{(p \times N)} = [x_1 | x_2 | \dots | x_p]^T \quad (3.22)$$

Όπου p ο αριθμός των μιγαδικών χαρακτηριστικών (attributes), N ο αριθμός των ιχνών και x τυχαίες μεταβλητές.

Και $E(x)$ η μέση τιμή των παραπάνω δεδομένων :

$$E(x) = \begin{bmatrix} E(x_1) \\ E(x_2) \\ \vdots \\ E(x_p) \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Με την ανάλυση των κύριων συνιστωσών προσδιορίζεται ένα σύστημα συντεταγμένων ψ έτσι ώστε ο αρχικός πίνακας Σ διασποράς (ή μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας) να μετασχηματιστεί σε διαγώνιο πίνακα. Οι κύριες συνιστώσες είναι στατιστικώς ασυσχέτιστες και έχουν μεταβλητότητες ίσες με τις ιδιοτιμές του πίνακα Σ , ενώ ο πίνακας μεταβλητότητας-συμμεταβλητότητας των κύριων συνιστωσών είναι διαγώνιος.

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$$

$$\Sigma_\psi = \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Για κάθε μη – μηδενική ιδιοτιμή λ_i προσδιορίζεται το αντίστοιχο διάνυσμα:

$$\mathbf{e}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{1,i} \\ \mathbf{e}_{2,i} \\ \vdots \\ \mathbf{e}_{p,i} \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Επομένως οι κύριες συνιστώσες περιγράφονται από τις ακόλουθες σχέσεις:

$$y_1 = \mathbf{e}_1^T \mathbf{x} \quad (3.26)$$

$$y_2 = \mathbf{e}_2^T \mathbf{x} \quad (3.27)$$

Πολλές φορές παρατηρείται το ποσοστό της ολικής μεταβλητότητας που αντιστοιχεί στις δύο ή τρεις πρώτες κ.τ.λ. συνιστώσες να αποτελεί ή και να υπερβαίνει το 80 με 90 %, σε αυτήν την περίπτωση οι συνιστώσες αυτές μπορούν να “αντικαταστήσουν” τις p αρχικές μεταβλητές χωρίς να απολεσθεί πληροφορία (Μερτίκας, 1999).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ – ΜΕΘΟΔΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ – ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**4.1 Εισαγωγή**

Η ταξινόμηση είναι κυρίως μέθοδος της πολυδιάστατης Στατιστικής και πραγματεύεται τον διαχωρισμό αντικειμένων, δεδομένων και την καταχώρισή τους σε δύο ή περισσότερες ομάδες ή τάξεις. Πρώτος στόχος της ταξινόμησης είναι η περιγραφή της “διαφοροποίησης” των αντικειμένων. Δεύτερος στόχος είναι η επιλογή ενός “κανόνα” (κατάλληλου αλγόριθμου) ώστε να διαχωριστούν τα αντικείμενα σε δύο ή περισσότερες ομοειδείς τάξεις.

Η ταξινόμηση των δεδομένων του υπεδάφιου ραντάρ είναι η διαδικασία αντιστοίχισης ή τοποθέτησης των μιγαδικών χαρακτηριστικών των δεδομένων σε ομάδες που παρουσιάζουν την ίδια μορφή, τις ίδιες περίπου ιδιότητες.

4.1.1 Αυτόματη ταξινόμηση

Μια τυπική διαδικασία αυτόματης ταξινόμησης αρχίζει με τον καθορισμό του ελάχιστου και του μέγιστου αριθμού των τάξεων που πρόκειται να δημιουργηθούν από τον αλγόριθμο ταξινόμησης. Η ταξινόμηση ξεκινά με την αυθαίρετη επιλογή ενός συνόλου δεδομένων που θεωρούνται ως κέντρα συγκέντρωσης παρομοίων μιγαδικών χαρακτηριστικών. Η επιλογή αυτή είναι συχνά τυχαία ώστε να διασφαλιστεί η αμεροληψία

του αναλυτή στην ταξινόμηση και επιπλέον τα επιλεγόμενα κέντρα να είναι αντιπροσωπευτικά.

Στο αρχικό αυτό στάδιο οι ομάδες ή οι τάξεις αποτελούνται μόνο από τα αυθαίρετα επιλεγμένα δεδομένα που θεωρούνται ως πρωτογενείς πυρήνες συγκέντρωσης και δημιουργίας μιας τάξης. Στο επόμενο βήμα όλα τα υπόλοιπα δεδομένα προσαρτώνται και συνεπώς ταξινομούνται στην πλησιέστερη και πιο ομοειδή ομάδα.

Το στάδιο όμως αυτό της ταξινόμησης αποτελεί μία αρχική προσέγγιση στο τελικό αποτέλεσμα καθώς οι ομάδες αυτές που δημιουργήθηκαν από την πρώτη αυτή προσπάθεια είναι μάλλον απίθανο να αποτελούν και την βέλτιστη λύση.

Στο επόμενο βήμα ο αλγόριθμος προσδιορίζει νέες συγκεντρώσεις δεδομένων για κάθε ομάδα καθώς η πρόσθεση νέων δεδομένων κατά την διαδικασία της ταξινόμησης συνεπάγεται και αλλαγή της αρχικής ταξινόμησης. Κατόπιν όλα τα δεδομένα ταξινομούνται εκ νέου με κάθε στοιχείο να αντιστοιχείται στην πλησιέστερη ομάδα συγκέντρωσης. Στη συνέχεια δημιουργούνται νέες ομάδες. Αν οι νέες ομάδες δεδομένων διαφέρουν από αυτές που δημιουργήθηκαν στο προηγούμενο βήμα τότε η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρις ότου να μην υπάρχει σημαντική διαφορά μεταξύ τους. Με αυτόν τον τρόπο ολοκληρώνεται η διαδικασία της αυτόματης ταξινόμησης.

4.1.2 Καθοδηγούμενη ταξινόμηση

Η καθοδηγούμενη ταξινόμηση διαφέρει από την αυτόματη στο γεγονός ότι στην διαδικασία αυτή πραγματοποιείται χρήση γνωστών δειγμάτων προκειμένου να ταξινομηθούν τα υπόλοιπα σε ομάδες. Η επιλογή των δειγμάτων εκπαίδευσης του αλγορίθμου αποτελεί ένα βασικό και κρίσιμο βήμα στην καθοδηγούμενη ταξινόμηση.

4.2 Συμβατικές μέθοδοι ταξινόμησης

Οι συμβατικές μέθοδοι ταξινόμησης διαχωρίζονται σε δύο κατηγορίες: στις στατιστικές μεθόδους και στις συντακτικές μεθόδους. Στις στατιστικές μεθόδους δεν ενδιαφέρει η περίπτωση που ο ταξινομητής μπορεί να πάρει λάθος απόφαση αλλά η πιθανότητα να πάρει λάθος απόφαση. Τα χαρακτηριστικά στο χώρο των γνωρισμάτων και

οι στατιστικές τους ιδιότητες παίζουν σημαντικό ρόλο κατά την λήψη της απόφασης. Εντούτοις κάποιες δομικές σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών περιέχουν κρίσιμα σημαντικές πληροφορίες. Οι συντακτικές μέθοδοι πραγματεύονται την εξαγωγή πληροφοριών από τις δομικές σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών. Σ' αυτήν την περίπτωση κάθε τάξη χαρακτηρίζεται από κάποια πρότυπα και την μεταξύ τους σχέση. (Kulkarni A., 1998)

Έχει διαπιστωθεί ότι τα νευρωνικά αποτελούν ένα δυνατό και εξισορροπημένο εναλλακτικό εργαλείο που έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία στην ταξινόμηση της εικόνας. Τα κυριότερα πλεονεκτήματά τους είναι:

- παρέχουν υψηλή υπολογιστική ταχύτητα επειδή λειτουργούν παράλληλα
- προσαρμόζονται εύκολα
- προσφέρουν μεγάλο βαθμό ανοχής και αξιοπιστίας

4.2.1 Συμβατικές μέθοδοι αυτόματης ταξινόμησης

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συμβατική μέθοδος είναι των K – μέσων τιμών (K – means). Ο αλγόριθμος αυτής της μεθόδου υπολογίζει το άθροισμα των τετραγωνικών αποστάσεων όλων των δειγμάτων από τα γνωστά κέντρα συγκέντρωσης των τάξεων και ταξινομεί τα δεδομένα με βάση την ελάχιστη μέση τετραγωνική απόσταση αυτών από τα κέντρα συγκέντρωσης:

$$E_K = \sum_{j=1}^K \|m_j(k) - \mathbf{x}\|^2 \quad (4.1)$$

Όπου m_j τα κέντρα συγκέντρωσης, k ο αριθμός των κέντρων συγκέντρωσης και \mathbf{x} τα δείγματα.

Ο αλγόριθμος αυτός περιγράφεται από τα παρακάτω βήματα:

1. Επιλέγονται K αρχικά κέντρα $m_1(1), m_2(1), \dots, m_K(1)$

2. Το δείγμα x ταξινομείται στην τάξη ω_j εφόσον ισχύει

$$\|m_j(k) - x\| < \|m_i(k) - x\| \quad (4.2)$$

Όπου $i = 1, 2, \dots, K, i \neq j$

3. Υπολογίζονται τα νέα κέντρα των ομάδων από την σχέση

$$m_j(k+1) = (1/n) \sum_{x \in \omega_j} x \quad (4.3)$$

4. Αν $m_j(k+1) = m_j(k)$, για όλα τα j ο αλγόριθμος συγκλίνει διαφορετικά επιστροφή στο δεύτερο βήμα.

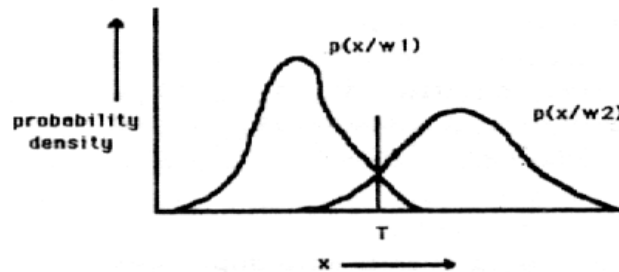
Η συμπεριφορά του αλγορίθμου αυτού εξαρτάται από:

- τον αριθμό των τάξεων
- την επιλογή των αρχικών κέντρων
- τη σειρά με την οποία εισάγονται τα δεδομένα

Αλλάζοντας τον αριθμό K των κέντρων προκύπτουν τελείως διαφορετικές ομάδες. Κρίσιμη είναι επίσης και η επιλογή των αρχικών κέντρων συγκέντρωσης $m_1(1), m_2(1), \dots, m_K(1)$, αφού κάποιες ομάδες είναι δυνατόν να μείνουν άδειες εάν τα κέντρα απέχουν πολύ από την κατανομή των δεδομένων. Ο αλγόριθμος των K μέσων τιμών είναι υπολογιστικά απλός και γρήγορος, χρησιμοποιείται συνήθως για την ταξινόμηση μεγάλων συνόλων δεδομένων και δίνει ακριβή αποτελέσματα όταν οι τάξεις απέχουν πολύ μεταξύ τους (Kulkarni, 1998).

4.2.2 Συμβατικές μέθοδοι καθοδηγούμενης ταξινόμησης

Στις στατιστικές μεθόδους ταξινόμησης τα δείγματα εισόδου χαρακτηρίζονται από την συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας. Το πρόβλημα της ταξινόμησης είναι συχνά δύσκολο λόγω του φαινομένου επικάλυψης των διαφόρων τάξεων στον χώρο των γνωρισμάτων. Στην απλή περίπτωση των δύο τάξεων η απόφαση για την ταξινόμηση στηρίζεται σ' ένα όριο: αν η τιμή εισόδου x είναι μικρότερη από ένα όριο T , τότε το δείγμα ταξινομείται στην τάξη ω_1 , αν είναι μεγαλύτερη από το όριο τότε ταξινομείται στην τάξη ω_2 . Στην περίπτωση που το δείγμα x είναι ίσο με το όριο T τότε μπορεί να ταξινομηθεί και στις δύο τάξεις. Αν ο αριθμός των τάξεων είναι μεγαλύτερος από δύο τότε το πρόβλημα γίνεται ακόμα πιο πολύπλοκο. (Kulkarni A., 1998)



Σχήμα 4.1: Συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας (Kulkarni, 1998)

Υπάρχουν πολλοί τρόποι διαχωρισμού, ένας από αυτούς είναι να ορισθούν οι συναρτήσεις διαχωρισμού. Από αυτές η πιο απλή είναι η γραμμική συνάρτηση διαχωρισμού. Έστω ένα διάνυσμα εισόδου $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ και $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$ αποτελούν τις m τάξεις ταξινόμησης. Σ' αυτήν την περίπτωση το πρόβλημα έγκειται στην απόφαση ταξινόμησης του διανύσματος εισόδου x στην κατάλληλη τάξη ω_i . Η συνάρτηση διαχωρισμού είναι ένας γραμμικός συνδυασμός των στοιχείων x και δίνεται από την σχέση:

$$g(x) = w^T x + w_0 \quad (4.4)$$

Όπου w^T είναι το διάνυσμα των συντελεστών βαρών και w_0 οριακό βάρος.

Η γραμμική ταξινόμηση των δύο τάξεων είναι απλή: αν $g(x) > 0$ τότε το διάνυσμα x ταξινομείται στην τάξη ω_1 , αν $g(x) < 0$ τότε το διάνυσμα x ταξινομείται στην τάξη ω_2 , αν $g(x) = 0$ τότε το διάνυσμα x μπορεί να ταξινομηθεί και στις δύο τάξεις. Το όριο μεταξύ των δύο τάξεων υπολογίζεται από την σχέση:

$$g_i(x) - g_j(x) = 0 \quad (4.5)$$

ή

$$(w_i - w_j)^T x + (w_{i0} - w_{j0}) = 0 \quad (4.6)$$

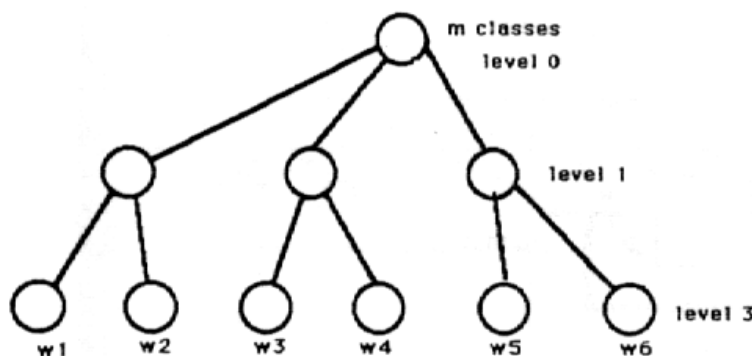
Αν $g_i(x) > g_j(x)$ τότε το δείγμα ταξινομείται στην τάξη ω_1 για όλα τα $j, i \neq j$.

Άλλοι τρόποι ταξινόμησης στηρίζονται στην χρήση της ελάχιστης απόστασης όπου υπολογίζονται συνήθως οι Ευκλείδειες αποστάσεις μεταξύ των δειγμάτων εισόδου στο χώρο των γνωρισμάτων από γνωστά δείγματα r . Η Ευκλείδεια απόσταση δίνεται από την σχέση:

$$\|x - r_i\| = [(x - r_i)^T (x - r_i)]^{1/2} \quad (4.7)$$

Το δείγμα ταξινομείται σε εκείνη την τάξη για την οποία έχει ελάχιστη Ευκλείδεια απόσταση.

Άλλη συμβατική μέθοδος ταξινόμησης είναι αυτή της μέγιστης πιθανότητας. Σε αυτή την μέθοδο υπολογίζεται η πιθανότητα να ανήκει το δείγμα σε κάθε μία από τις τάξεις και ταξινομείται σε αυτήν για την οποία έχει την μεγαλύτερη πιθανότητα. Επειδή αυτή η μέθοδος είναι υπολογιστικά επιβραυμένη έχουν επινοηθεί οι δένδροειδείς ταξινομητές όπως φαίνεται στο σχήμα 4.2 όπου η ταξινόμηση συμβαίνει σε πολλαπλά επίπεδα (Kulkarni, 1998).



Σχήμα 4.2: Δενδροειδείς ταξινομητής (Kulkarni, 1998)

Κατά τον σχεδιασμό ενός δενδροειδούς ταξινομητή θα πρέπει να ληφθούν υπόψη τρεις παράγοντες:

- η δομή του δένδρου
- η επιλογή των πιο αποτελεσματικών υποομάδων χαρακτηριστικών σε κάθε κόμβο
- η επιλογή του κανόνα απόφασης σε κάθε κόμβο

4.3 Νευρωνικά δίκτυα

4.3.1 Εισαγωγή

Το σύστημα της ανθρώπινης όρασης εδώ και καιρό προσελκύει το ενδιαφέρον πληθώρας επιστημόνων από κλάδους όπως αυτούς της ψυχολογίας, των ηλεκτρονικών επιστημών και της μηχανολογίας. Η ανθρώπινη όραση έχει αναγνωριστεί ως μία διαδικασία αναγνώρισης αντικειμένων που παρουσιάζουν ενδιαφέρον και στην ουσία πραγματεύεται την κατανόηση της εικόνας. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, (Artificial Neural Networks, ANN) αναπτύχθηκαν και χρησιμοποιούνται με σκοπό να προσομοιάσουν το σύστημα της ανθρώπινης όρασης. Είναι εμπνευσμένα από τα βιολογικά νευρώνια και περιέχουν ένα μεγάλο αριθμό στοιχείων επεξεργασίας τα οποία λειτουργούν με τρόπο ανάλογο με αυτόν των περισσότερων βασικών λειτουργιών των βιολογικών νευρώνων, δηλαδή μαθαίνουν από την εμπειρία, γενικεύουν από παλαιότερη εμπειρία και έχουν την ικανότητα να παίρνουν αποφάσεις.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει υπολογιστική ταχύτητα της τάξης των μερικών χιλιοστο-δευτερολέπτων (msec) ενώ τα σύγχρονα ηλεκτρονικά κυκλώματα έχουν υπολογιστική ταχύτητα της τάξης των μερικών μικρο-δευτερολέπτων (μsec). Παρά όμως την χαμηλή υπολογιστική ταχύτητα ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει την ικανότητα να αναλύει τα προβλήματα της όρασης και της ομιλίας πολύ πιο γρήγορα από κάθε ηλεκτρονικό υπολογιστή. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μιμούνται τον ανθρώπινο εγκέφαλο και έχουν υπολογιστική αρχιτεκτονική που διαφέρει ριζικά από αυτήν των κοινών υπολογιστών, αποτελούν μαζικά παράλληλα συστήματα.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα θεωρούνται ιδανικά για προβλήματα κατανόησης εικόνας λόγω του γεγονότος ότι ξεχωρίζουν για τις παράλληλες επεξεργαστικές δυνατότητές τους και για την ικανότητά τους να μαθαίνουν και να παίρνουν αποφάσεις. Η κατανόηση εικόνας αφορά την αναγνώριση αντικειμένων ενός περιβάλλοντος, περιλαμβάνει την επεξεργασία εικόνας και την πρότυπη αναγνώριση. Συχνά ο απώτερος στόχος στην εξέλιξη ενός συστήματος κατανόησης εικόνας είναι η εκτέλεση εγχειρημάτων τα οποία δεν μπορούν να πραγματοποιηθούν από το ανθρώπινο σύστημα όρασης (Haykins, 1999).

4.3.2 Τρόπος λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων

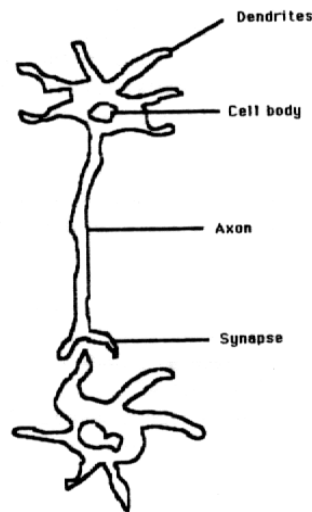
Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα αποτελείται από κάποιες βασικές οργανωτικές μονάδες (κελιά) οι οποίες ονομάζονται νευρώνια. Υπάρχουν εκατοντάδες δισεκατομμύρια νευρώνια καθένα από τα οποία συνδέεται με εκατοντάδες ή χιλιάδες άλλα νευρώνια. Κάθε νευρόνιο έχει την ικανότητα να λαμβάνει, να επεξεργάζεται και να μεταδίδει ηλεκτροχημικά σήματα από τα νευρικά μονοπάτια που αποτελούν το σύστημα επικοινωνίας του εγκεφάλου.

Κάθε νευρόνιο αποτελείται από τέσσερα βασικά μέρη:

- το σώμα της βασικής οργανωτικής μονάδας (cell body)
- τον συνάπτορα (synapse)
- τον άξονα (axon)

- τον δενδρίτη (dendrite)

Ο δενδρίτης έχει διακλαδιζόμενη μορφή και είναι αυτός που παρέχει τα δεδομένα εισόδου στο σώμα του νευρωνίου. Λαμβάνει τα σήματα από τα άλλα νευρώνια στα σημεία σύνδεσης που ονομάζονται συνάπτορες. Το σώμα του νευρωνίου αθροίζει τα ερεθίσματα που λαμβάνει από τον δενδρίτη και όταν η αθροιστική διέγερση υπερβεί ένα όριο το σώμα του κελιού στέλνει σήμα μέσω του άξονα στα επόμενα νευρώνια. (Kulkarni A., 1998)



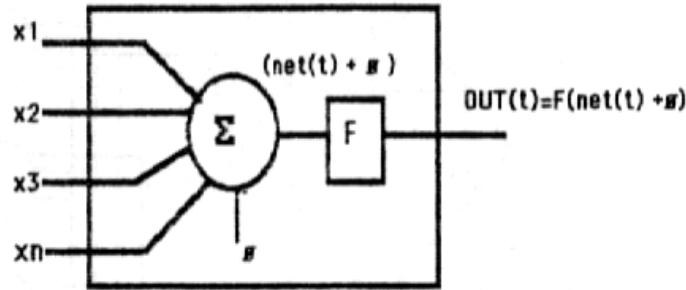
Σχήμα 4.3: Τα βασικά μέρη από τα οποία αποτελείται το νευρόνιο (Kulkarni, 1998)

4.3.3 Τρόπος λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μιμούνται τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρωνίων. Κάθε σύνολο δεδομένων που εισάγεται σε ένα νευρόνιο αντιπροσωπεύει την έξοδο κάποιου άλλου νευρωνίου. Κάθε στοιχείο εισόδου πολλαπλασιάζεται με έναν αντίστοιχο συντελεστή βάρους και υπολογίζεται το άθροισμα των γινομένων το οποίο προσδιορίζει το επίπεδο ενεργοποίησης του νευρωνίου.

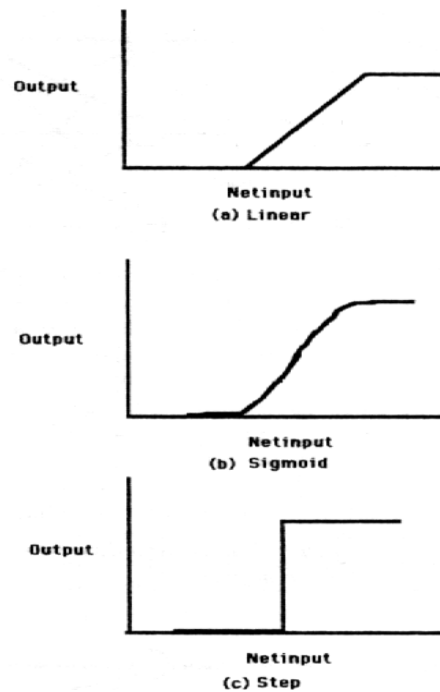
Έστω $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ είναι το διάνυσμα με τα στοιχεία εισόδου στο νευρωνικό δίκτυο. Η είσοδος στο νευρόνιο μετά από χρόνο t είναι:

$$\text{net}(t) = \sum x_i w_i \quad (4.8)$$



Σχήμα 4.4: Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο (Kulkarni, 1998)

Το αποτέλεσμα net επεξεργάζεται από μία συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) F ώστε να παραχθεί η έξοδος του νευρονίου $O(t)$. Τέτοιες συναρτήσεις είναι : η γραμμική, η σιγμοειδής, η βηματική κ.ά.. (McCormack, 1991).



Σχήμα 4.5: Συναρτήσεις ενεργοποίησης α) Γραμμική β) Σιγμοειδής γ) Βηματική (Kulkarni, 1998)

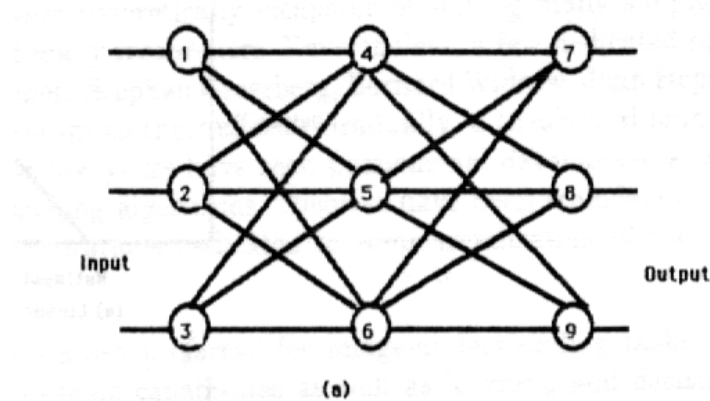
Πιο συχνά προτιμάται η σιγμοειδής συνάρτηση, επειδή παραγωγίζεται εύκολα, η οποία δίνεται από την σχέση:

$$F(x) = 1 / (1 + e^{-(x+\phi)}) \quad (4.9)$$

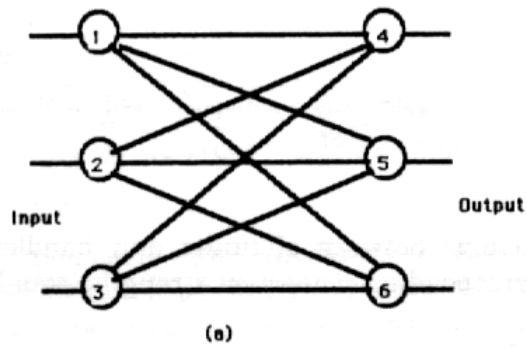
Όπου ϕ μία σταθερά. Σ' αυτήν την περίπτωση η έξοδος του νευρωνίου δίνεται από την σχέση:

$$O(t) = 1 / (1 + e^{-(net(t) + \phi)}) \quad (4.10)$$

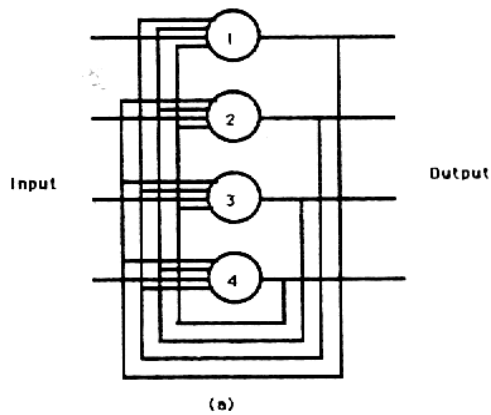
Ένας μεγάλος αριθμός παραγόντων πρέπει να ληφθεί υπόψη κατά τον σχεδιασμό ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου. Αρχικά θα πρέπει να καθοριστεί η δομή του μοντέλου. Συνήθως κάθε μοντέλο περιέχει έναν συγκεκριμένο αριθμό στρωμάτων και έναν συγκεκριμένο αριθμό μονάδων σε κάθε στρώμα τα οποία πρέπει να καθορίζονται ανάλογα με την περίπτωση και την εφαρμογή για την οποία έχει σχεδιαστεί το δίκτυο. Τα περισσότερα μοντέλα υποθέτουν πλήρη σύνδεση μεταξύ όλων των μονάδων και στην περίπτωση μη συνδεδεμένων μονάδων θέτουν τους αντίστοιχους συντελεστές βάρους ίσους με το μηδέν. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου οι συντελεστές βάρους εκσυγχρονίζονται, αλλάζουν μέχρι η διαδικασία να βελτιστοποιηθεί. Ακολουθούν σχήματα που παρουσιάζουν διαφορετικές δομές νευρωνικών δικτύων.



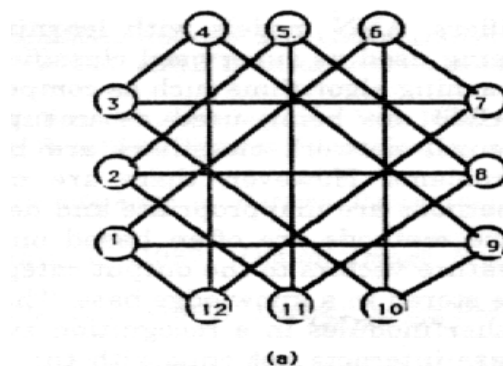
Σχήμα 4.6: Νευρωνικό δίκτυο τριών στρωμάτων εμπρόσθιας τροφοδοσίας (Kulkarni, 1998)



Σχήμα 4.7: Νευρωνικό δίκτυο δύο στρωμάτων με συνδέσεις διπλής κατεύθυνσης (Kulkarni, 1998)



Σχήμα 4.8: Νευρωνικό δίκτυο ενός στρώματος με τροφοδοσία προς τα πίσω (Kulkarni, 1998)



Σχήμα 4.9: Νευρωνικό δίκτυο πολλών στρωμάτων με συνδέσεις διπλής κατεύθυνσης (Kulkarni, 1998)

4.3.4 Ψηφιακή ανάλυση εικόνας

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται στην ψηφιακή ανάλυση εικόνας για δύο βασικούς σκοπούς:

- τη βελτίωση της εικονιζόμενης πληροφορίας ώστε να γίνει αντιληπτή από τον άνθρωπο
- την επεξεργασία της εικόνας ώστε να γίνει αντιληπτή από τις μηχανές

Οι κυριότερες περιοχές όπου εστιάζεται η επεξεργασία είναι:

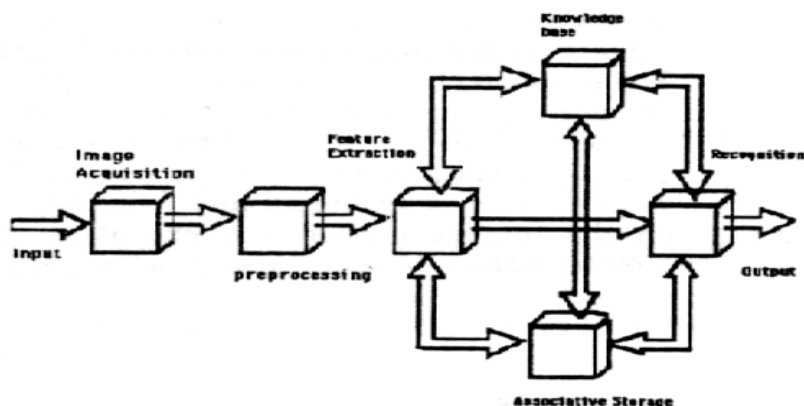
- ψηφιοποίηση και συμπίεση δεδομένων
- τονισμός , παλινόρθωση και ανακατασκευή
- ταίριασμα , περιγραφή και αναγνώριση

Οι τεχνικές ψηφιοποίησης και συμπίεσης δεδομένων πραγματεύονται την μετατροπή των εικόνων προκειμένου αυτές να διαχωριστούν και την επαρκή κωδικοποίηση και προσέγγιση για να σωθεί χώρος αποθήκευσης. Με τις τεχνικές τονισμού, παλινόρθωσης και ανακατασκευής βελτιώνεται η ποιότητα των εικόνων με χαμηλή αντίθεση, των θολών εικόνων και των εικόνων με θόρυβο. Οι τεχνικές ταιριάσματος, περιγραφής και αναγνώρισης πραγματεύονται την σύγκριση, την υπέρθεση εικόνων καθώς και με την κατάτμηση των εικόνων και την εκτίμηση της σύνδεσης μεταξύ των τμημάτων αυτών. (Kulkarni A., 1998)

Τα βήματα που απαιτούνται για την ψηφιακή ανάλυση εικόνας είναι :

- η κτήση της εικόνας
- η προεπεξεργασία

- η απόσπαση χαρακτηριστικών της εικόνας
- η συσχετιζόμενη αποθηκευμένη ποσότητα
- η βάση γνώσης
- η αναγνώριση



Σχήμα 4.10: Βήματα στην ψηφιακή ανάλυση εικόνας (Kulkarni, 1998)

Το πρώτο βήμα είναι η κτήση της εικόνας δηλαδή η ανάκτηση της από διάφορα όργανα όπως είναι το γεωραντάρ, οι δορυφόροι κ.ά. (βλέπε προηγούμενο κεφάλαιο).

Μετά την κτήση ακολουθεί η προεπεξεργασία της εικόνας (χαμηλού επιπέδου επεξεργασία). Οι τεχνικές περιλαμβάνουν την απαλοιφή θορύβου, την απομόνωση περιοχών, την ενίσχυση ακμών κ.ά..

Επόμενο βήμα αποτελεί η απόσπαση των χαρακτηριστικών της εικόνας κατά την οποία προσδιορίζεται ένα διάνυσμα στο χώρο γνωρισμάτων της ψηφιακής εικόνας (feature space). Τα μιγαδικά χαρακτηριστικά των δεδομένων (attributes) συνιστούν τον χώρο γνωρισμάτων της εικόνας. Σκοπός του βήματος αυτού αποτελεί η μείωση των δεδομένων εξετάζοντας ορισμένα χαρακτηριστικά που διακρίνουν τα δείγματα εισόδου. Για την απόσπαση χαρακτηριστικών πρέπει ή να επιλεγθεί ένα υποσύνολο από το διάνυσμα εισόδου ή να μετατραπεί το διάνυσμα εισόδου σε διάνυσμα γνωρισμάτων προκειμένου να μειωθεί η διάσταση αλλά να διατηρηθούν οι πληροφορίες που περιέχονται στο διάνυσμα. Το βήμα αυτό πραγματοποιείται με τους μετασχηματισμούς Fourier, Hilbert κ.ά. που έχουν ως στόχο την εξαγωγή πληροφοριών που δεν γίνονται άμεσα αντιληπτές από το ανθρώπινο μάτι.

Τα επόμενα τρία βήματα κατατάσσονται στην υψηλού επιπέδου επεξεργασία. Η ανθρώπινη μνήμη μπορεί να ανακαλέσει πλήρεις πληροφορίες από ένα μικρό αριθμό πληροφοριών ή και από πολύπλοκες ενδείξεις. Με αντίστοιχο τρόπο και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποθηκεύονται πληροφορίες οι οποίες ανακτώνται όταν θεωρηθούν χρήσιμες.

Το τελευταίο στάδιο αποτελεί η ταξινόμηση όπου προσδίδεται μία “ ταμπέλα ” σε κάθε αντικείμενο. Η συμβατική ταξινόμηση περιλαμβάνει δύο τεχνικές: την καθοδηγούμενη ταξινόμηση και τη μη καθοδηγούμενη ταξινόμηση. Στην καθοδηγούμενη ταξινόμηση το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται από το χρήστη με αλγόριθμους εκμάθησης, ενώ στη μη καθοδηγούμενη ταξινόμηση το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει από μόνο του χωρίς εκπαίδευση (Kulkarni, 1998).

4.4 Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα στην μη καθοδηγούμενη (αυτόματη) ταξινόμηση

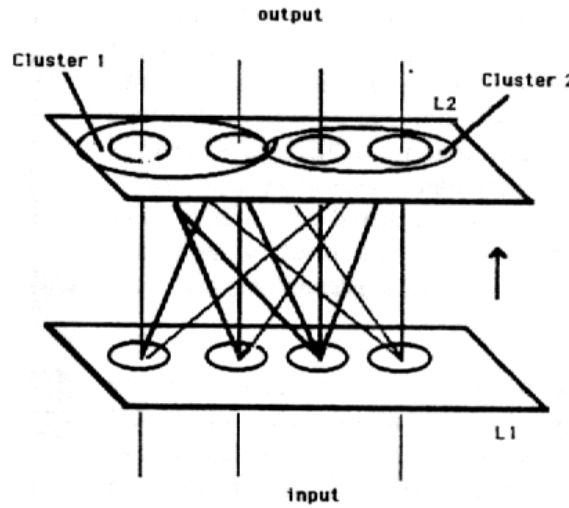
Στην επόμενη ενότητα θα αναλυθούν οι μέθοδοι της καθοδηγούμενης ταξινόμησης όπου το δίκτυο εκπαιδεύεται με την χρήση γνωστών δειγμάτων (δείγματα εκπαίδευσης). Σ’ αυτήν την ενότητα θα ασχοληθούμε με τις μεθόδους της μη καθοδηγούμενης ταξινόμησης (αυτόματη), όπου σε αυτήν την περίπτωση το δίκτυο μαθαίνει μόνο του χωρίς εκπαιδευτή.

Το πρόβλημα της μη καθοδηγούμενης ταξινόμησης έγκειται στον διαχωρισμό των δεδομένων σε υποομάδες ή τάξεις, στο χώρο των γνωρισμάτων. Οι τεχνικές της αυτόματης ταξινόμησης κυρίως προσπαθούν να ομαδοποιήσουν τα δεδομένα στο χώρο των γνωρισμάτων, οι κυριότερες από αυτές είναι: τα τεχνικά νευρωνικά δίκτυα με τους αλγόριθμους της ανταγωνιστικής μάθησης (Competitive Learning) και adaptive resonance theory (ART) καθώς και Kohonen’s self – organizing maps (Kulkarni, 1998).

4.4.1 Ο αλγόριθμος της ανταγωνιστικής μάθησης (Competitive Learning)

Στο σχήμα 4.11 απεικονίζεται ένα απλό νευρωνικό δίκτυο δύο επιπέδων με εμπρόσθια τροφοδοσία το οποίο χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο της ανταγωνιστικής μάθησης. Το πρώτο επίπεδο L_1 είναι το στρώμα εισόδου και το δεύτερο επίπεδο L_2 είναι

το ανταγωνιστικό επίπεδο το οποίο ομαδοποιεί τα δεδομένα. Τα δύο στρώματα είναι πλήρως διασυνδεδεμένα (Kulkarni, 1998).



Σχήμα 4.11: Δίκτυο δύο στρωμάτων εμπρόσθιας τροφοδοσίας με τον αλγόριθμο της ανταγωνιστικής μάθησης (Kulkarni, 1998)

Σε κάθε σύνδεση αντιστοιχεί και ένας συντελεστής βάρους. Οι συντελεστές βάρους μεταξύ των δύο επιπέδων αντιπροσωπεύονται από τα στοιχεία του πίνακα W . Επομένως το στοιχείο w_{ij} του πίνακα αναφέρεται στην δύναμη σύνδεσης (συντελεστή βάρους) μεταξύ της μονάδας i του επιπέδου L_2 και της μονάδας j του επιπέδου L_1 . Αρχικά τα βάρη κανονικοποιούνται σύμφωνα με την σχέση:

$$\sum_{j=1}^{n_1} w_{ij} = 1 \quad (4.11)$$

Όπου n_1 ο αριθμός των μονάδων στο επίπεδο L_1 . Τα αρχικά βάρη ρυθμίζονται ώστε να έχουν μικρές τυχαίες τιμές.

Ο αλγόριθμος αυτός μπορεί να περιγραφεί από τα εξής δύο στάδια:

- Στο πρώτο στάδιο υπολογίζεται το άθροισμα των γινομένων των συντελεστών βάρους και των δεδομένων εισόδου για κάθε μονάδα του επιπέδου L_2 . Το άθροισμα αυτό της μονάδας i στο επίπεδο L_2 δίδεται από την σχέση:

$$\text{net } i = \sum_{j=1}^{n1} w_{ij} x_j \quad (4.12)$$

Όπου x_j είναι η έξοδος της μονάδας j στο πρώτο επίπεδο L_1 .

Στη συνέχεια υπολογίζεται το άθροισμα των γινομένων για όλες τις μονάδες και θεωρείται νικητής αυτή με το μεγαλύτερο άθροισμα. Σε αυτήν την μονάδα δίνεται η τιμή ενεργοποίησης 1, ενώ σε όλες τις υπόλοιπες μονάδες δίνεται η τιμή ενεργοποίησης 0.

- Στο δεύτερο στάδιο οι συντελεστές βάρους αναπροσαρμόζονται σύμφωνα με την σχέση:

$$\Delta w_{ij} = \alpha \left(\frac{x_i}{m} - w_{ij} \right) \quad (4.13)$$

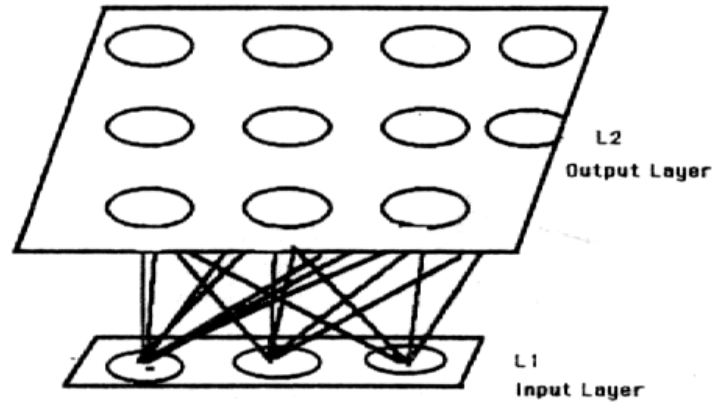
Όπου α σταθερά εκμάθησης ($0 \leq \alpha \leq 1$), m ο αριθμός των μονάδων στο επίπεδο L_1 που έχουν τιμή ενεργοποίησης ίση με 1 και το x_j είναι η έξοδος της μονάδας j στο πρώτο επίπεδο. Τυπικές τιμές της σταθεράς α είναι 0.01 – 0.03.

Με την παραπάνω μέθοδο παρατηρούμε ότι οι συντελεστές βάρους της μονάδας νικητή αναπροσαρμόζονται. Οι συντελεστές βάρους που αντιστοιχούν στις ενεργές γραμμές ($x_j=1$) αυξάνονται, ενώ οι συντελεστές βάρους που αντιστοιχούν στις ανενεργές γραμμές ($x_j=0$) μειώνονται.

4.4.2 Kohonen's self organizing maps

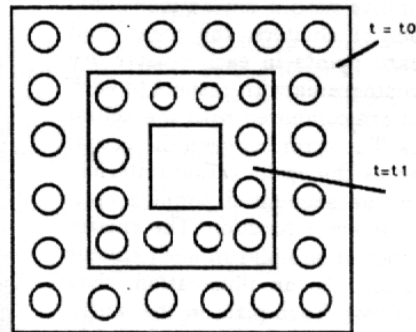
Ο αλγόριθμος εκμάθησης του Kohonen ο οποίος χρησιμοποιεί την ανταγωνιστική μάθηση, δημιουργεί μία αποτύπωση των χαρακτηριστικών (των γνωρισμάτων) προσαρμόζοντας τους συντελεστές βάρους από τους κόμβους εισόδου στους κόμβους εξόδου σ' ένα δίκτυο δύο επιπέδων, όπως φαίνεται στο σχήμα 4.12. Το πρώτο επίπεδο αποτελεί το στρώμα εισόδου και το δεύτερο το ανταγωνιστικό στρώμα που οργανώνεται σε ένα δύο διαστάσεων πλέγμα. Τα δύο επίπεδα είναι πλήρως διασυνδεδεμένα.

Κάθε νευρώνιο στο πρώτο επίπεδο έχει τόσες εισόδους όσα είναι και τα μιγαδικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση. (Kulkarni A., 1998)



Σχήμα 4.12: Δίκτυο δύο επιπέδων με τον αλγόριθμο εκμάθησης του Kohonen (Kulkarni, 1998)

Σε κάθε μονάδα-κόμβο υπολογίζεται το εσωτερικό γινόμενο ($\sum x(i)w(i,j)$) από το διάνυσμα των συντελεστών βαρών και το διάνυσμα εισόδου. Η μονάδα, κόμβος με το μεγαλύτερο προϊόν διάνυσμα ανακηρύσσεται νικητής. Η εκπαίδευση γίνεται στον κόμβο νικητή και στους γειτονικούς σε αυτόν κόμβους. (Taner T., 1997)



Σχήμα 4.13: Τοπολογικές γειτονιές (Kulkarni, 1998)

Ο αλγόριθμος αυτός λειτουργεί με τα εξής βήματα:

- Κανονικοποίηση των δεδομένων

- Ρύθμιση των βαρών των νευρώνων:

1. Σε κάθε νευρώνιο θα αντιστοιχεί ένας συντελεστής βάρους για κάθε στοιχείο του διανύσματος εισόδου x . Αρχικά τοποθετούνται τυχαία βάρη.
2. Ρυθμίζεται η γειτονική ακτίνα να είναι μεγάλη έτσι ώστε να καλύψει μεγάλο αριθμό γειτονικών κόμβων.
3. Ορίζονται μετρητές που δείχνουν πόσες αλληπάλληλες φορές ένας κόμβος είναι νικητής.

- Επιλογή των δεδομένων εισόδου

- Υπολογισμός της Ευκλείδειας απόστασης ή του εσωτερικού γινομένου και καθορισμός του νικητή

Έστω $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ το διάνυσμα εισόδου και W ο πίνακας των συντελεστών βάρους μεταξύ των επιπέδων L_1 και L_2 . Το στοιχείο w_{ij} του πίνακα W αντιπροσωπεύει την δύναμη σύνδεσης (το συντελεστή βάρους) μεταξύ της μονάδας j του επιπέδου L_1 και της μονάδας i του επιπέδου L_2 . Υπολογίζεται η Ευκλείδεια απόσταση ως εξής:

$$v_i = \sqrt{\sum_j (w_{ij} - x_j)^2} \quad (4.14)$$

ή υπολογίζεται το εσωτερικό γινόμενο:

$$\text{net} = \sum x(i)w(i, j) \quad (4.15)$$

Ο κόμβος με την μικρότερη απόσταση ή το μεγαλύτερο εσωτερικό γινόμενο ανακηρύσσεται νικητής. Πριν αποφασιστεί ο νικητής εξετάζεται ο αριθμός των

αλληπάλληλων νικών και αν αυτός υπερβαίνει ένα όριο ανακηρύσσεται άλλος νικητής. Οι μετρητές των χαμένων κόμβων ρυθμίζονται στο μηδέν ενώ του νικητή στην μονάδα.

Για να αποφευχθεί το φαινόμενο όπου ένας κόμβος κερδίζει επανειλημμένα δημιουργήθηκε ο αλγόριθμος **conscience**, συνείδησης (Taner, 1997).

Έστω p οι φορές που ένα νευρώνιο είναι νικητής

$$p_i^{\text{new}} = p_i^{\text{old}} + \beta [y_i - p_i^{\text{old}}] \quad (4.16)$$

Όπου $0 < \beta \ll 1$ και συνήθως $\beta = 0.0001$, y_i η έξοδος του στοιχείου νικητή i .

Τότε ο συντελεστής **conscience** δίδεται από την σχέση :

$$b_i = C (1/N - p_i) \quad (4.17)$$

Όπου C ένας συντελεστής που συνήθως παίρνει την τιμή $C = 10$ και N ο αριθμός των attributes.

Όταν ο συντελεστής **conscience** καθοριστεί τότε οι Ευκλείδειες αποστάσεις ορίζονται ακολούθως :

$$z_i = 1 \Rightarrow \|w_i - X\| - b_i < \|w_j - X\| - b_j, \text{ για όλες τις τιμές εκτός } i \neq j \text{ αλλιώς } z_i = 0$$

Στην συνέχεια καθορίζεται ο νέος νικητής και προσαρμόζονται τα βάρη.

- Αλλαγή στο συντελεστή βάρους του νικητή

Η αλλαγή στο συντελεστή βάρους δίδεται από την σχέση:

$$\Delta w_{kj} = \alpha (x_j - w_{kj}) \quad (4.18)$$

Όπου α σταθερά εκμάθησης.

Επομένως ο συντελεστής βάρους του νικητή θα δίδεται από την σχέση:

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj} \quad (4.19)$$

Όπου n : ο αριθμός των επαναλήψεων, k : ο κόμβος νικητής, j : η είσοδος.

- Αλλαγή στα βάρη των γειτονικών κόμβων με βάση τις αποστάσεις τους από το νικητή

Οι νέοι συντελεστές βάρους των γειτονικών κόμβων δίνονται από την σχέση :

$$w_{mj}(n+1) = w_{mj}(n) + d \Delta w_{mj} \quad (4.20)$$

Όπου d συνάρτηση του αριθμού επαναλήψεων και της απόστασης από τον κόμβο νικητή k και του γειτονικού κόμβου m .

- Αλλαγή διορθώσεων της ακτίνας

Η ακτίνα ελαττώνεται με την αύξηση του αριθμού επαναλήψεων σύμφωνα με την σχέση:

$$d = d_0 (1 - k/T) \quad (4.21)$$

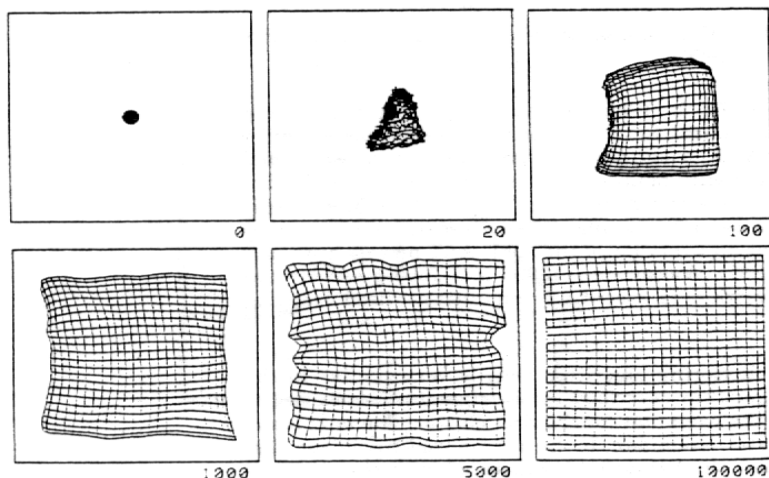
Όπου d_0 η αρχική ακτίνα, k ο τρέχων αριθμός επαναλήψεων και T ο συνολικός αριθμός επαναλήψεων.

- Έλεγχος των επαναλήψεων προκειμένου να διαπιστωθεί αν πρέπει να σταματήσουν ή όχι
- Έλεγχος ποιότητας

Οι Ευκλείδειες αποστάσεις των νευρώνίων θα πρέπει να είναι ανάλογες των τοπολογικών αποστάσεων του χάρτη.

- Χρήση των υπολογισμένων attributes για να ταξινομήσουμε τα δεδομένα
- Έλεγχος της εγκυρότητας των αποτελεσμάτων

Ο συντελεστής **conscience** δημιουργεί μία ομοιόμορφη ταξινόμηση. Για αυτό θα πρέπει να περιμένουμε κάθε τάξη να έχει τον ίδιο αριθμό μελών και παρόμοια διάσταση.

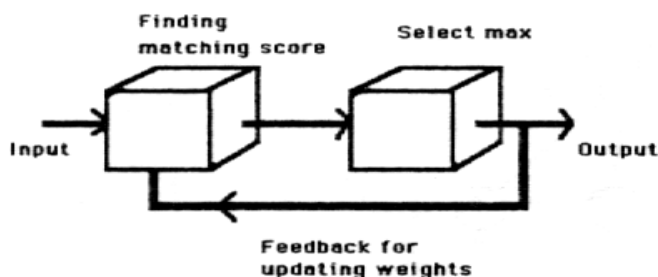


Σχήμα 4.14: Εξέλιξη της διαδικασίας ταξινόμησης με τον αλγόριθμο του Kohonen
(Kulkarni, 1998)

4.5 Τεχνικά νευρωνικά δίκτυα στην καθοδηγούμενη ταξινόμηση

Στο σχήμα 4.15 απεικονίζεται η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται στην ταξινόμηση εικόνας. Ένα διάνυσμα εισόδου τροφοδοτείται παράλληλα στο πρώτο στάδιο. Το πρώτο στάδιο υπολογίζει τον βαθμό ομοιότητας εισόδου – εξόδου (matching scores). Αυτά τα scores τροφοδοτούνται παράλληλα στο επόμενο στάδιο από m (όσες και οι επιθυμητές τάξεις διαχωρισμού) αναλογικές γραμμές εισόδου.

Επιλέγεται η μέγιστη από αυτές τις τιμές και τονίζεται. Το δεύτερο στάδιο έχει μία έξοδο για κάθε μία από τις m τάξεις. Στα απλά συστήματα κατά την έξοδο τοποθετείται μία ετικέτα σε κάθε τιμή εξόδου, χαρακτηριστική για κάθε τάξη. Σε πιο πολύπλοκα συστήματα η έξοδος τροφοδοτεί το πρώτο στάδιο του ταξινομητή όπου τώρα το διάνυσμα των συντελεστών βαρών w αναπροσαρμόζεται σύμφωνα με κάποιον αλγόριθμο εκμάθησης (Kulkarni, 1998). Η χρήση των νευρωνικών δικτύων στην περίπτωση της καθοδηγούμενης ταξινόμησης οφείλεται στην αδυναμία εκτέλεσης με οποιονδήποτε άλλο τρόπο των μαθηματικών εξισώσεων που απαιτούνται για να προκύψει το διάνυσμα εξόδου από το αντίστοιχο διάνυσμα εισόδου (McCormack, 1991).



Σχήμα 4.15: Νευρωνικό δίκτυο καθοδηγούμενης ταξινόμησης (Kulkarni, 1998)

4.5.1 Αλγόριθμος Αντιλήπτορας (perceptron)

Το μοντέλο perceptron αναγνωρίζει απλά μοτίβα. Το μοντέλο μπορεί να εκπαιδευτεί και να πάρει αποφάσεις. Κατά την διάρκεια της φάσης της εκπαίδευσης χρησιμοποιούνται ζευγάρια των διανυσμάτων εισόδου και εξόδου για να εκπαιδεύσουν το δίκτυο. Για κάθε διάνυσμα εισόδου η αντίστοιχη έξοδος συγκρίνεται με την επιθυμητή έξοδο και η διαφορά μεταξύ πραγματικής (υπολογιζόμενης) και επιθυμητής (γνωστής) εξόδου χρησιμοποιείται για να αναπροσαρμόσει τους συντελεστές βαρών (Kulkarni, 1998).

Ο αλγόριθμος perceptron μπορεί να περιγραφεί από τα παρακάτω στάδια:

1. τοποθέτηση των αρχικών βαρών χρησιμοποιώντας μικρές τυχαίες τιμές
2. εισαγωγή ενός διανύσματος εισόδου x και υπολογισμός της εξόδου από την σχέση:

$$y_i = \text{Fn} \left(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j \right) \quad (4.22)$$

Όπου Fn σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς

3. Η αλλαγή στα βάρη δίνεται από την σχέση:

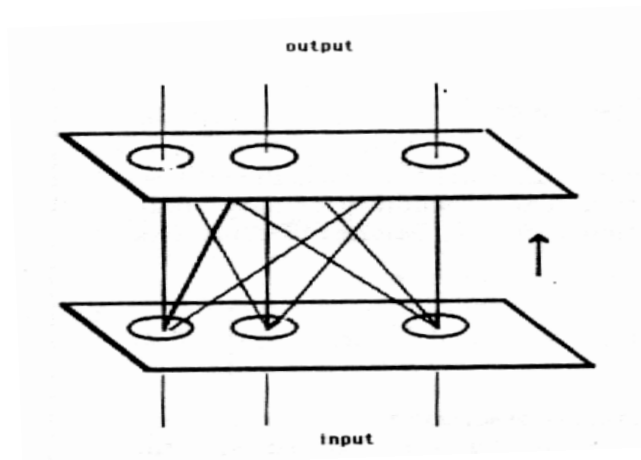
$$\Delta w_{ij} = \beta [y_j - d_j] x_j \quad (4.23)$$

Όπου d_j η επιθυμητή έξοδος και β η σταθερά εκμάθησης

4. Ενημέρωση, αναπροσαρμογή των βαρών από την σχέση:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij} \quad (4.24)$$

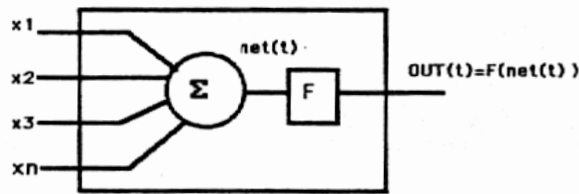
Τα βήματα 2 έως 4 επαναλαμβάνονται για όλα τα δείγματα μέχρι το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου να γίνει μικρότερο από μία ορισμένη τιμή ε_{\min} ή ωστόσο οι επαναλήψεις να φτάσουν έναν ορισμένο αριθμό n_{\max} . Το μοντέλο perceptron που φαίνεται στο σχήμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο όταν οι τάξεις είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Για πιο πολύπλοκα συστήματα χρησιμοποιούνται δίκτυα με πολλαπλά επίπεδα.



Σχήμα 4.16: Μοντέλο perceptron (Kulkarni, 1998)

4.5.2 Αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης (back propagation)

Ένα δίκτυο με πολλαπλά επίπεδα μπορεί να εκπαιδευτεί με τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης. Η εκμάθηση με αυτόν τον αλγόριθμο αφορά την παρουσίαση ζευγαριών διανυσμάτων εισόδου και εξόδου αντίστοιχα. Η πραγματική έξοδος για ένα δοσμένο διάνυσμα συγκρίνεται με την επιθυμητή και αν δεν υπάρχει διαφορά, τότε τα βάρη δεν αλλάζουν. Στην αντίθετη περίπτωση αν δηλαδή υπάρχει διαφορά, τότε τα βάρη αναπροσαρμόζονται μέχρι η διαφορά αυτή να ελαχιστοποιηθεί. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί παραγώγους ώστε να ελαχιστοποιήσει την συνάρτηση κόστους, η οποία ισούται με την διαφορά των ελαχίστων τετραγώνων μεταξύ της πραγματικής και της επιθυμητής εξόδου. Το δίκτυο ρυθμίζεται θέτοντας τυχαία βάρη και όρια, τα βάρη ενημερώνονται σε κάθε επανάληψη μέχρι να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα. (Kulkarni A., 1998)



Σχήμα 4.17: Δίκτυο με τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης (Kulkarni, 1998)

Στο σχήμα φαίνεται η θεμελιώδης δομή του δικτύου που χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης. Η είσοδος στο νευρώνιο δίνεται από την σχέση:

$$\text{net} = \sum_{i=1}^m x_i w_i \quad (4.25)$$

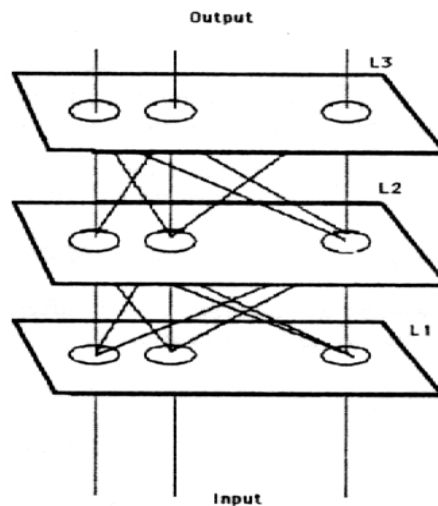
Στο σχήμα η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η σιγμοειδής και χρησιμοποιείται επειδή είναι εύκολο να υπολογιστεί η παράγωγός της. Στην περίπτωση αυτή η έξοδος του νευρωνίου θα δίνεται από την σχέση:

$$\text{out} = F(\text{net}) = 1/(1+e^{-\text{net}}) \quad (4.26)$$

οπότε προκύπτει ότι:

$$\frac{\partial F(\text{net})}{\partial \text{net}} = e^{-\text{net}} / (1 + e^{-\text{net}}) = [1 / (1 + e^{-\text{net}})] [e^{-\text{net}} / (1 + e^{-\text{net}})] = \text{out} (1 - \text{out}) = F(\text{net}) [1 - F(\text{net})]$$

Ένα απλό δίκτυο τριών επιπέδων με εμπρόσθια τροφοδοσία παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα. Οι μονάδες, κόμβοι στο πρώτο επίπεδο λειτουργούν απλά ως σημεία τροφοδοσίας δηλαδή δεν εκτελούν πράξεις. Αντίθετα τα νευρώνια στα επίπεδα L_2 και L_3 λαμβάνουν είσοδο net και παράγουν έξοδο out .



Σχήμα 4.18: Νευρωνικό δίκτυο τριών επιπέδων εμπρόσθιας διάδοσης με τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης (Kulkarni, 1998)

Ο αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης μπορεί να περιγραφεί από τα παρακάτω στάδια:

- Ρύθμιση των βαρών. Τα βάρη μεταξύ των επιπέδων L_1 , L_2 και L_2 , L_3 έχουν μικρές τυχαίες τιμές ώστε να μην κορεστεί το δίκτυο από μεγάλες τιμές βαρών.
- Εισάγεται το διάνυσμα εισόδου $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ στο πρώτο επίπεδο και λαμβάνεται το διάνυσμα εξόδου $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ στο τρίτο επίπεδο προκειμένου

να εξαχθεί το διάνυσμα εξόδου γίνονται υπολογισμοί από επίπεδο σε επίπεδο ξεκινώντας από το δεύτερο επίπεδο. Η τιμή εισόδου net στο στρώμα L_2 υπολογίζεται ως το άθροισμα του γινομένου των βαρών και των στοιχείων εισόδου. Η τιμή net στη συνέχεια μετατρέπεται από την συνάρτηση ενεργοποίησης F και παράγεται η έξοδος out για κάθε νευρώνιο στο επίπεδο L_2 . Οι έξοδοι των νευρώνων στο επίπεδο L_2 χρησιμεύουν ως είσοδοι στο επίπεδο L_3 . Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να παραχθεί το διάνυσμα εξόδου στο επίπεδο L_3 .

- Υπολογίζεται η αλλαγή στα βάρη. Για τον υπολογισμό της αλλαγής αυτής συγκρίνεται το διάνυσμα εξόδου y με το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου d και η διαφορά τους δηλαδή το σφάλμα τροφοδοτείται προς τα πίσω προκειμένου να πραγματοποιηθεί η αλλαγή στα βάρη Δw . Το Δw μεταξύ των επιπέδων L_2 και L_3 δίδεται από την σχέση:

$$\Delta w = a O_j \delta_i \quad (4.27)$$

Όπου a είναι μία σταθερά εκπαίδευσης η οποία κυμαίνεται μεταξύ 0.01 και 1, O_j είναι η έξοδος του νευρωνίου j στο επίπεδο L_2 και το δ_i δίδεται από την σχέση:

$$\delta_i = [\partial F(net_i) / \partial net_i] (d_i - O_i) = O_i (1 - O_i) (d_i - O_i) \quad (4.28)$$

Στην παραπάνω σχέση το O_i αντιπροσωπεύει την έξοδο του νευρωνίου i στο επίπεδο L_3 ενώ το d_i αντιπροσωπεύει την επιθυμητή έξοδο του νευρωνίου i στο επίπεδο L_3 . Ο αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης εκπαιδεύει τα κρυμμένα επίπεδα στέλνοντας το σφάλμα εξόδου πίσω στρώμα προς στρώμα, διορθώνοντας με αυτόν τον τρόπο τα βάρη σε κάθε επίπεδο. Η αλλαγή των βαρών μεταξύ των επιπέδων L_1 και L_2 δίδεται από την σχέση:

$$\Delta w = \beta O_j \delta_{Hi} \quad (4.29)$$

Όπου β είναι σταθερά εκπαίδευσης για το επίπεδο L_2 (0.01 – 1), O_j είναι η έξοδος του νευρωνίου j στο επίπεδο L_1 και

$$\delta_{Hi} = O_i (1 - O_i) \sum_k \delta_k w_{ik} \quad (4.30)$$

Στην τελευταία σχέση το O_i αναφέρεται στην έξοδο του νευρωνίου i στο στρώμα L_2 , ενώ το άθροισμα, στις τιμές δ επί των βαρών που αντιστοιχούν στα νευρώνια του στρώματος L_3 τα οποία προέκυψαν από την προηγούμενη σχέση :

$$\delta_i = O_i (1 - O_i) (d_i - O_i) \quad (4.31)$$

- Ενημέρωση, αναπροσαρμογή των βαρών σύμφωνα με την σχέση:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij} \quad (4.32)$$

Όπου $w_{ij}(n+1)$ είναι οι συντελεστές βάρους στην $n+1$ επανάληψη και $w_{ij}(n)$ οι συντελεστές βάρους στην n επανάληψη.

- Το σφάλμα των νευρωνίων στο επίπεδο L_3 είναι:

$$E = \sum_i (O_i - d_i)^2 \quad (4.33)$$

Αν το σφάλμα αυτό είναι μεγαλύτερο από κάποια ελάχιστη τιμή ϵ_{\min} γίνεται επανάληψη του δεύτερου έως και του τέταρτου σταδίου αλλιώς τερματίζεται η διαδικασία.

Ο αλγόριθμος της ανάστροφης διάδοσης εφαρμόζει την παράγωγο ελαχιστοποιώντας το άθροισμα του τετραγωνικού σφάλματος. Σε μοντέλα με δύο ή τρία επίπεδα είναι εγγυημένο ότι θα υπολογίσει το βέλτιστο διάνυσμα βαρών. Σ' ένα μοντέλο με περισσότερα επίπεδα υπάρχει ο κίνδυνος να κολλήσει στο τοπικό ελάχιστο. Αυτός ο αλγόριθμος έχει χρησιμοποιηθεί σε ένα μεγάλο αριθμό αιτιοκρατικών προβλημάτων και σε θέματα που αφορούν την ανάλυση εικόνας.

Στην περίπτωση της ανάλυσης εικόνων γεωραντάρ χρησιμοποιείται νευρωνικό δίκτυο με τον αλγόριθμο της ανάστροφης διάδοσης το οποίο αποτελείται από τρία επίπεδα: το στρώμα εισόδου, το κρυμμένο στρώμα και το επίπεδο εξόδου. Ο αριθμός των κόμβων στο

επίπεδο εισόδου θα είναι ο ίδιος με τον αριθμό των μιγαδικών χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται κατά την ταξινόμηση, όπως επίσης και οι κόμβοι στο επίπεδο εξόδου θα αντιστοιχούν στις τάξεις στις οποίες επιθυμούμε να διαχωρίσουμε τα δεδομένα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ – ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ**5.1 Εισαγωγή**

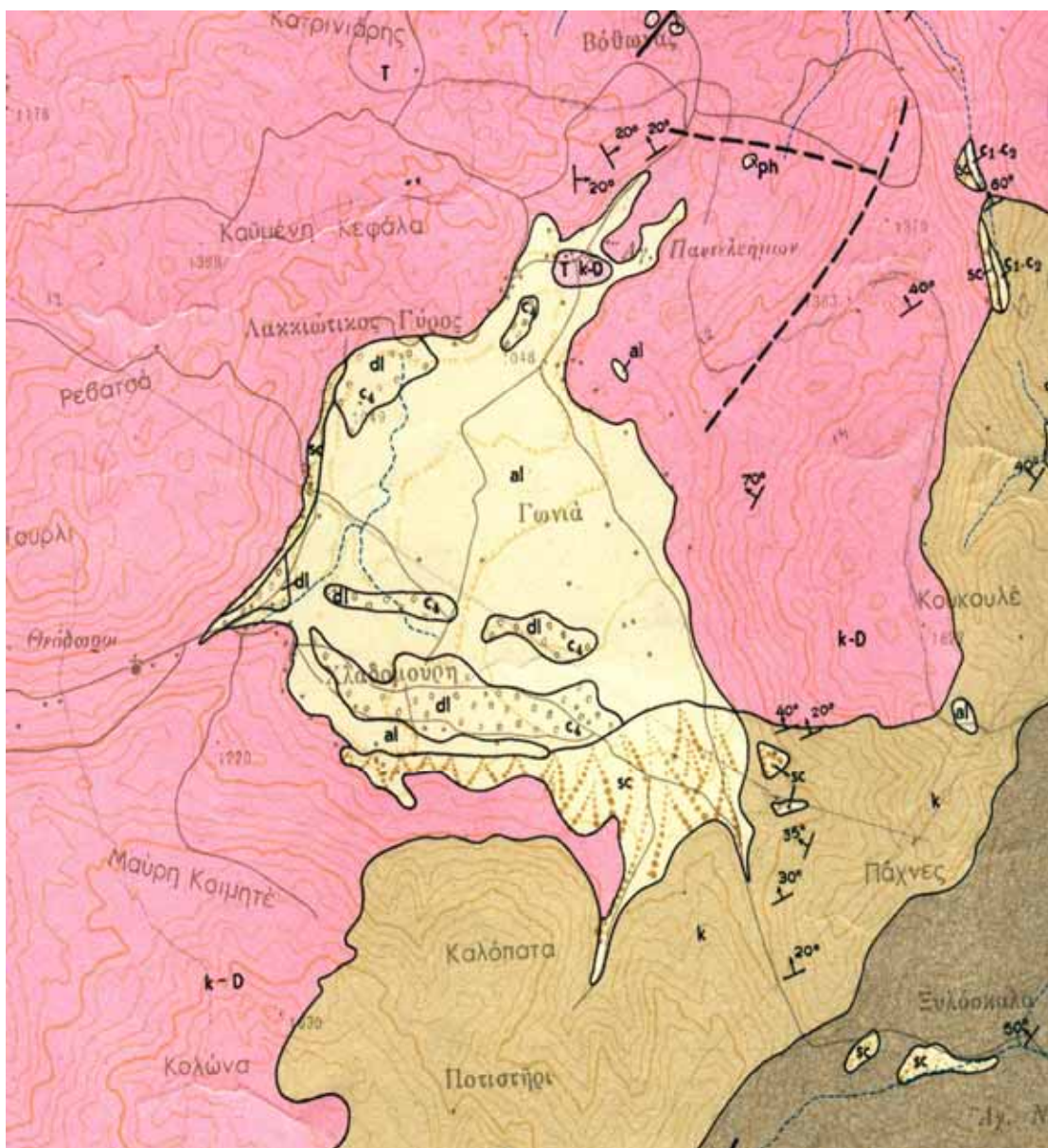
Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη κατάλληλης μεθοδολογίας και η ερμηνεία των μετρήσεων γεωραντάρ σε περιβαλλοντικά προβλήματα. Συγκεκριμένα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από μετρήσεις στις περιοχές: α) του οροπεδίου στα Λευκά Όρη στον Ομαλό όπου κύριος στόχος είναι η μελέτη του υποβάθρου του οροπεδίου για την χαρτογράφηση της οροφής του στρώματος του ασβεστόλιθου και ο προσδιορισμός γεωλογικών ανωμαλιών, κυρίως δολίνων και υπόγειων εγκοίλων β) και του Monfalcone, επαρχίας της Βορείου Ιταλίας με στόχο τον εντοπισμό χώρου απόθεσης αστικών και βιομηχανικών απορριμμάτων.

5.2 Περιοχή Ομαλού

Γεωγραφικά ο Ομαλός βρίσκεται στα σύνορα των νομών Χανίων και Ρεθύμνου. Ο δρόμος για τον Ομαλό διέρχεται μέσα από πετρώματα του καλύμματος των φυλλιτών-χαλαζιτών και μετά το χωριό Λάκκοι από τα πετρώματα του Τρυπαλίου. Μεγάλες εμφανίσεις των φυλλιτικών πετρωμάτων υπάρχουν κατά μήκος όλης της διαδρομής. Γενικά πάντως, η γεωλογική τομή των Λευκών Ορέων στην περιοχή του Ομαλού είναι: πετρώματα φυλλιτών-χαλαζιτών, καλ. Τρυπαλίου, τυπικοί πλακώδεις ασβεστόλιθοι του ομόνυμου καλύμματος, στρώματα γκιγκίλου και δολομίτης.

Συγκεκριμένα η διαδοχή των πετρολογικών τύπων στην περιοχή αυτή από τα ανώτερα προς τα βαθύτερα τμήματα είναι η εξής:

- Επιφανειακά παρατηρούνται σύγχρονες αποθέσεις (al, dl), παράκτιοι άμμοι (al), προσχώσεις (al), κροκαλοπαγή (pl), ασβεστιτικοί ψαμμίτες (pl), κίτρινες ψαμμιτικές μάργες (pl), μαργαϊκοί ασβεστόλιθοι (pl), σαπροπηλοί (M3,M3·M2,M2), πλευρικά κορρήματα (sc).



Σχήμα 5.1: Γεωλογικός χάρτης της περιοχής του Ομαλού

- Ακολουθεί η σειρά των φυλλιτών – χαλαζιτών (ph) η οποία χαρακτηρίζεται από λεπτοστρωματώδεις χαλαζίτες με πιο λεπτές στρώσεις φυλλιτών και αργιλικών σχιστολίθων.
- Την σειρά των φυλλιτών – χαλαζιτών διαδέχεται η Ενότητα Τρυπαλίου (Ks-k). Πρόκειται για μία σειρά από ραουβάκες, κρυσταλλικούς ασβεστόλιθους και δολομιτικούς ασβεστόλιθους, των οποίων κύρια χαρακτηριστικά αποτελούν το μελανό ή τεφρομέλανο χρώμα και η βιτουμενιώδη οσμή.
- Σε τεκτονική επαφή με την Ενότητα του Τρυπαλίου είναι ο Μεταφλύσξης των πλακωδών ασβεστόλιθων (T, k-D). Με τον όρο αυτό εννοούμε τους φυλλίτες και τους αργιλικούς σχιστόλιθους στους οποίους μεταβαίνουν σταδιακά οι πλακώδεις ασβεστόλιθοι και οι οποίοι αποτελούν τον μεταμορφωμένο φλύσχη. Στο κατώτερο τμήμα έχουμε τα μεταβατικά στρώματα που αποτελούνται κυρίως από τεφροπράσινους ή και ερυθρωπούς ασβεστοφυλλίτες.
- Ακολουθεί η σειρά των πλακωδών ασβεστόλιθων (PC-k). Πρόκειται για την γνωστή σειρά κρυσταλλικών ασβεστόλιθων με ενδιάμεσες στρώσεις ή βολβούς από κερατόλιθους. Η λιθολογική ομοιογένεια, η αδιατάραχτη ιζηματογένεση, το πάχος των στρώσεων και άλλα χαρακτηριστικά που παρατηρούνται σε όλες τις εμφανίσεις των πλακωδών ασβεστόλιθων οδηγούν στο συμπέρασμα ότι πρόκειται για πελαγικά ιζήματα.
- Τέλος τα υποκείμενα στρώματα των πλακωδών ασβεστόλιθων (ph-D-k) τα οποία αποτελούνται από φυλλίτες, δολομίτες, μικρολατυποπαγείς ασβεστόλιθους, πυριτόλιθους και άργιλους. Δε διαπιστώνεται μετάβαση των στρωμάτων αυτών και των πλακωδών ασβεστόλιθων αλλά γωνιώδη τεκτονική επαφή. Ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της σειράς αυτής αποτελούν οι συχνές εναλλαγές κλαστικών ιζημάτων (άργιλοι, ασβεστοφυλλίτες, ψαμμίτες, μικρολατυποπαγείς ασβεστόλιθοι).

Οι τρεις αυτές τελευταίες ενότητες αποτελούν και την Ζώνη Κρήτης – Μάνης η αλλιώς Ενότητα Κρήτης – Μάνης (Φυτρολάκης, 1972).

Στόχος όπως προαναφέρθηκε της γεωφυσικής μελέτης και της ερμηνείας των αποτελεσμάτων είναι ο εντοπισμός υπόγειων καρστικών μορφών όπως τα υπόγεια σπήλαια και έγκοιλα που μπορούν να οδηγήσουν στον σχηματισμό δολίνων και πόλγων.

Με τον όρο δολίνη εννοούμε κλειστή λεκάνη, σχήματος κυκλικού ή ελλειπτικού και της οποίας το εύρος είναι μεγαλύτερο από το βάθος. Το εύρος κυμαίνεται από είκοσι έως εκατοντάδες μέτρα και το βάθος τους από δύο μέχρι εκατό μέτρα. Ο πυθμένας των δολινών γενικά είναι επίπεδος και καλύπτεται τόσο αυτός όσο και πολλές φορές τα εσωτερικά πρανή από χημικά ιζήματα προερχόμενα από την χημική διάλυση των ασβεστόλιθων και πολλές φορές αναπτύσσεται και μικρή βλάστηση. Ανάλογα με τον σχηματισμό τους διακρίνονται σε εγκατακρημνισιγενείς, όταν προέρχονται από κατάρρευση της οροφής υπόγειου σπηλαίου και σε χοανοειδείς όταν προέρχονται από χημική διάλυση των πετρωμάτων. Αρχική αιτία σχηματισμού τους αποτελεί η ύπαρξη των διακλάσεων, η οποία σε συνδυασμό με την πυκνότητα αυτών συντελεί και στην εξέλιξη μίας δολίνης. Οι δολίνες εμφανίζονται άλλοτε μεμονωμένες και άλλοτε κατά αποικίες. Πλήθος δολινών εμφανίζεται και στην περιοχή του Ομαλού.

Ο όρος πόλγη αποδίδεται σε μεγάλα καρστικά επίπεδα. Οι πόλγες αποτελούν ευδιάκριτες κλειστές κοιλότητες με σχήμα κυρίως ελλειπτικό και η μεγάλη επιφάνειά τους έχει διαστάσεις που κυμαίνονται από μερικά έως εκατοντάδες τετρ. χιλιόμετρα. Η πόλγη είναι μικτός σχηματισμός τεκτονικής δράσεως και καρστικής διαβρώσεως. Ο αρχικός σχηματισμός οφείλεται σε τεκτονική ρήξη με αποτέλεσμα την επιφανειακή ταπείνωση. Η ταπείνωση αυτή σε ορισμένες περιπτώσεις προέρχεται από κατάρρευση υπόγειων θόλων. Η τελική όμως διαμόρφωση οφείλεται στην καρστική διάβρωση. Επίσης ο σχηματισμός μίας πόλγης μπορεί να οφείλεται και στην προοδευτική αύξηση και συνένωση δολινών. Χαρακτηριστική πόλγη ανάλογης προέλευσης είναι αυτή που παρατηρείται στο οροπέδιο του Ομαλού.

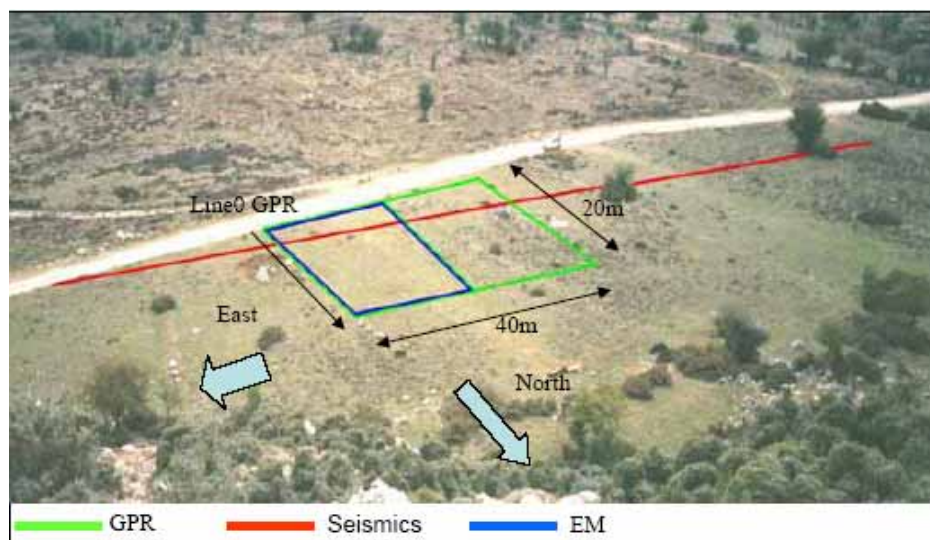
Η κατακόρυφη κάθοδος στο εσωτερικό των ασβεστολιθικών μαζών των φυσικών υδάτων γίνεται κατά κύριο λόγο μέσω των επιφανειών διακλάσεως και των επιφανειών διαστρώσεως των ασβεστόλιθων. Με τον τρόπο αυτό το κατεισδύον νερό συνέχεια διευρύνει τις αποστάσεις των παραπάνω επιφανειών σχηματίζοντας τα έγκοιλα.

Τα σπήλαια είναι υπόγεια έγκοιλα μεγάλων σχετικά διαστάσεων, επικοινωνούν με στόμια και αναπτύσσονται κυρίως σε ασβεστολιθικές μάζες. Σχηματίζονται στο εσωτερικό της ασβεστολιθικής μάζας κατά τον ίδιο τρόπο όπως και τα υπόγεια έγκοιλα. Πολύ συνηθισμένη μορφή είναι του θόλου, η οποία πολλές φορές φτάνει να έχει πολύ μεγάλες διαστάσεις. Η θολωτή μορφή προκύπτει κατά κύριο λόγο από την διασταύρωση

ομάδας κυρίων επιφανειών διακλάσεως με τις επιφάνειες διαστρώσεως (Σωτηριάδης, 1995).

5.2.1 Σχεδιασμός διασκόπησης στο οροπέδιο του Ομαλού

Στο οροπέδιο του Ομαλού πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις με το σύστημα GPR Pulse Ekkko 1000 με κεραίες συχνότητας 110MHz. Χρησιμοποιήθηκαν κεραίες μικρότερης συχνότητας δεδομένου ότι ο σκοπός της διασκόπησης ήταν η μελέτη των γεωλογικών στρωμάτων και του υπόβαθρου της περιοχής, με αποτέλεσμα να επιθυμείται μεγαλύτερη διεισδυτική και όχι διακριτική ικανότητα. Η έρευνα εκτελέστηκε σε ένα ορθογώνιο πλέγμα όπου διασκοπήθηκαν 41 γραμμές μελέτης με προσανατολισμό από νότο προς βορά και με απόσταση μεταξύ τους 1 m (σχήμα 5.2). Κάθε γραμμή GPR περιείχε 81 ίχνη με απόσταση μεταξύ τους 0,25 m. Οι κεραίες ήταν προσανατολισμένες παράλληλα η μία ως προς την άλλη και κάθετα στην διεύθυνση της γραμμής μελέτης. Η απόσταση μεταξύ των κεραίων ήταν 1 m. Πιο αναλυτικά οι παράμετροι που ορίστηκαν κατά την διεξαγωγή των μετρήσεων παρουσιάζονται στον πίνακα 5.1.



Σχήμα 5.2: Φωτογραφία όπου διακρίνεται ο κάνναβος με την πράσινη γραμμή όπου πραγματοποιήθηκαν οι μετρήσεις με το γεωραντάρ, στην κόκκινη γραμμή πραγματοποιήθηκαν οι σεισμικές μετρήσεις και στον κάνναβο με την μπλε γραμμή οι ηλεκτρομαγνητικές μετρήσεις.

Πίνακας 5.1

| Μέθοδος | Κεντρική συχνότητα εκπομπής | Βήμα διασκόπησης | Διάστημα δειγματοληψίας | Συνολικός χρόνος καταγραφής | Κατακόρυφη υπέρθεση |
|-----------|-----------------------------------|---------------------|----------------------------|-----------------------------------|------------------------|
| Ανάκλασης | 110MHz | 0.25 m | 0.5 nsec | 600 nsec | 32 |

5.2.2 Επεξεργασία δεδομένων

Αρχικά στα ακατέργαστα δεδομένα εφαρμόστηκαν τρία διαφορετικά φίλτρα:

- Φίλτρο διόρθωσης, Dewow
- Φίλτρο αποκοπής θορύβου, Background noise removal
- Φίλτρο μέσης τιμής, 3D Smooth

Τα δύο πρώτα φίλτρα χρησιμεύουν στην απομάκρυνση των πρώτων αφίξεων, δηλαδή των απευθείας κυμάτων του αέρα και των απευθείας κυμάτων του εδάφους, γεγονός που επιτυγχάνεται με την αφαίρεση του μέσου όρο των ιχνών μέσω ενός οριζόντια κινούμενου παραθύρου. Αντίθετα το τρίτο φίλτρο εξομαλύνει τα δεδομένα χρησιμοποιώντας ένα τρισδιάστατο κινούμενο παράθυρο.

Το επόμενο βήμα περιλαμβάνει τον υπολογισμό των μιγαδικών χαρακτηριστικών του γεωραντάρ (GPR attributes). Συγκεκριμένα υπολογίστηκαν δύο διαφορετικές ομάδες μιγαδικών χαρακτηριστικών (2 run):

- Ένα σύνολο 4 φυσικών και 2 γεωμετρικών μιγαδικών χαρακτηριστικών
- Ένα σύνολο 2 φυσικών και 2 γεωμετρικών μιγαδικών χαρακτηριστικών

Ο συνδυασμός φυσικών και γεωμετρικών μιγαδικών χαρακτηριστικών απαιτείται για την συγκέντρωση περισσότερων πληροφοριών, αφού όπως προαναφέρθηκε τα μεν φυσικά μιγαδικά χαρακτηριστικά αναφέρονται στις διακυμάνσεις των φυσικών ιδιοτήτων, ενώ τα γεωμετρικά αφορούν τις διακυμάνσεις στην μορφολογία ενός γεωλογικού σχηματισμού όπως δομή και στρωματογραφία. Η επιλογή των δύο αυτών διαφορετικών ομάδων μιγαδικών χαρακτηριστικών αφορά στην καλύτερη εξαγωγή αποτελεσμάτων. Τα

αντίστοιχα μιγαδικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στους πίνακες 5.2 και 5.3.

Πίνακας 5.2

| Run 1 | |
|---|---|
| Φυσικά ή Στιγμαία χαρακτηριστικά | Γεωμετρικά χαρακτηριστικά |
| <ul style="list-style-type: none"> ➤ Στιγμαίο πλάτος ➤ Στιγμαίο πλάτος σε κλίμακα dB ➤ Στιγμαία φάση ➤ Στιγμαία συχνότητα | <ul style="list-style-type: none"> ➤ Συνάφεια ➤ Συνάφεια της στιγμιαίας φάσης |

Πίνακας 5.3

| Run 2 | |
|--|---|
| Φυσικά ή Στιγμαία χαρακτηριστικά | Γεωμετρικά χαρακτηριστικά |
| <ul style="list-style-type: none"> ➤ Στιγμαίο πλάτος ➤ Στιγμαίο πλάτος σε κλίμακα dB | <ul style="list-style-type: none"> ➤ Συνάφεια ➤ Συνάφεια της στιγμιαίας φάσης |

Εν συνεχεία εφαρμόστηκε ο μετασχηματισμός κυρίων συνιστωσών. Σκοπός της ανάλυσης κυρίων συνιστωσών αποτελεί η μείωση του όγκου των δεδομένων και η συγκέντρωση της συνολικής πληροφορίας. Με την εφαρμογή του μετασχηματισμού αυτού στην πρώτη ομάδα των attributes (run 1) διαπιστώθηκε ότι το 86% της συνολικής πληροφορίας περιλήφθηκε στις τέσσερις πρώτες κύριες συνιστώσες και στην δεύτερη ομάδα (run 2) το 80% στις δύο πρώτες.

Το τελευταίο βήμα πριν από την ταξινόμηση αποτέλεσε η εξαγωγή των οριζόντιων τομών (slices). Εξήχθησαν 30 οριζόντιες τομές από τον κάθε όγκο των μιγαδικών χαρακτηριστικών σε παράθυρο 18 nsec (ίσο με το εύρος ενός παλμού).

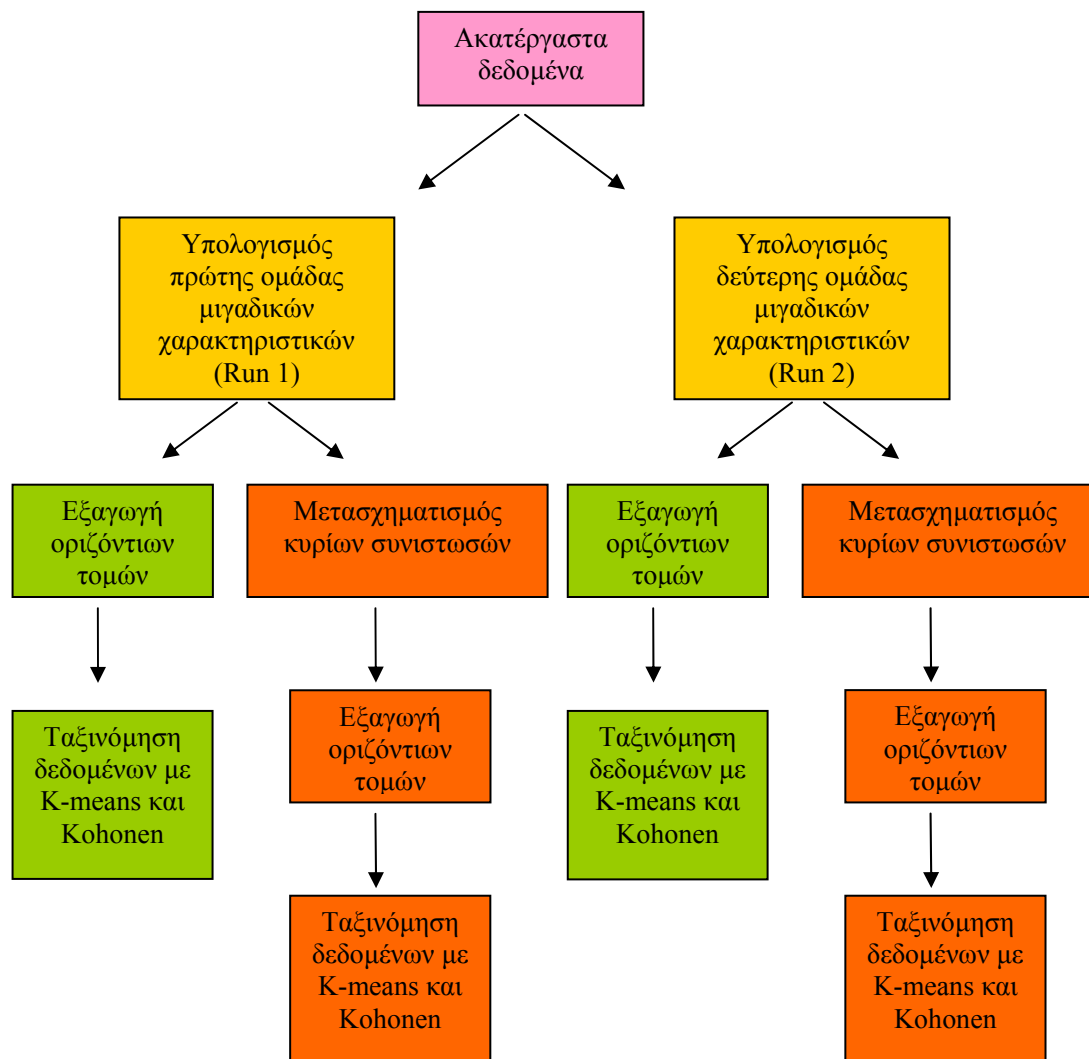
Το στάδιο της κύριας επεξεργασίας των δεδομένων αποτέλεσε η ταξινόμηση. Τα δεδομένα που ταξινομήθηκαν ήταν:

- Η πρώτη ομάδα των attributes (run 1) σε 10 και 20 ομάδες.
- Οι τέσσερις κύριες συνιστώσες που προέκυψαν από την πρώτη ομάδα των attributes σε 10 και 20 ομάδες.
- Η δεύτερη ομάδα των attributes (run 2) σε 10 και 20 ομάδες.
- Οι δύο κύριες συνιστώσες που προέκυψαν από την δεύτερη ομάδα των attributes σε 10 και 20 ομάδες.

Για την επιτυχή έκβαση της ταξινόμησης ακολουθήθηκαν τα εξής βήματα:

- Προκειμένου να προσδιορίσουμε μερικά αντιπροσωπευτικά δείγματα στο τρισδιάστατο σύνολο δεδομένων εφαρμόσαμε την συμβατική μέθοδο ταξινόμησης των K-μέσων τιμών σε κάθε μία οριζόντια φέτα (slices). Τα δεδομένα ταξινομήθηκαν σε 50 τάξεις και υπολογίστηκαν τα αντίστοιχα 50 κέντρα. Το αποτέλεσμα ήταν 1500 δείγματα μέσα σε ολόκληρο τον όγκο.
- Στην συνέχεια ταξινομήσαμε τα 1500 κέντρα με την βοήθεια νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 και 20 ομάδες αντίστοιχα.

Βασικό μειονέκτημα των νευρωνικών δικτύων αποτελεί η μεγάλη χρονική διάρκεια για την ολοκλήρωση της ταξινόμησης πολλών δεδομένων. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται η συμβατική μέθοδος ταξινόμησης των K-μέσων τιμών και η ανάλυση των κυρίων συνιστωσών προκειμένου να μειωθούν τα δείγματα τα οποία τροφοδοτούνται στο νευρωνικό δίκτυο. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας είναι τρισδιάστατοι όγκοι στους οποίους δεν παρουσιάζονται τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των στοιχείων αλλά η εναλλαγή στη λιθολογία. Τα παρόμοια χρώματα αντιστοιχούν σε παρόμοια λιθολογία.

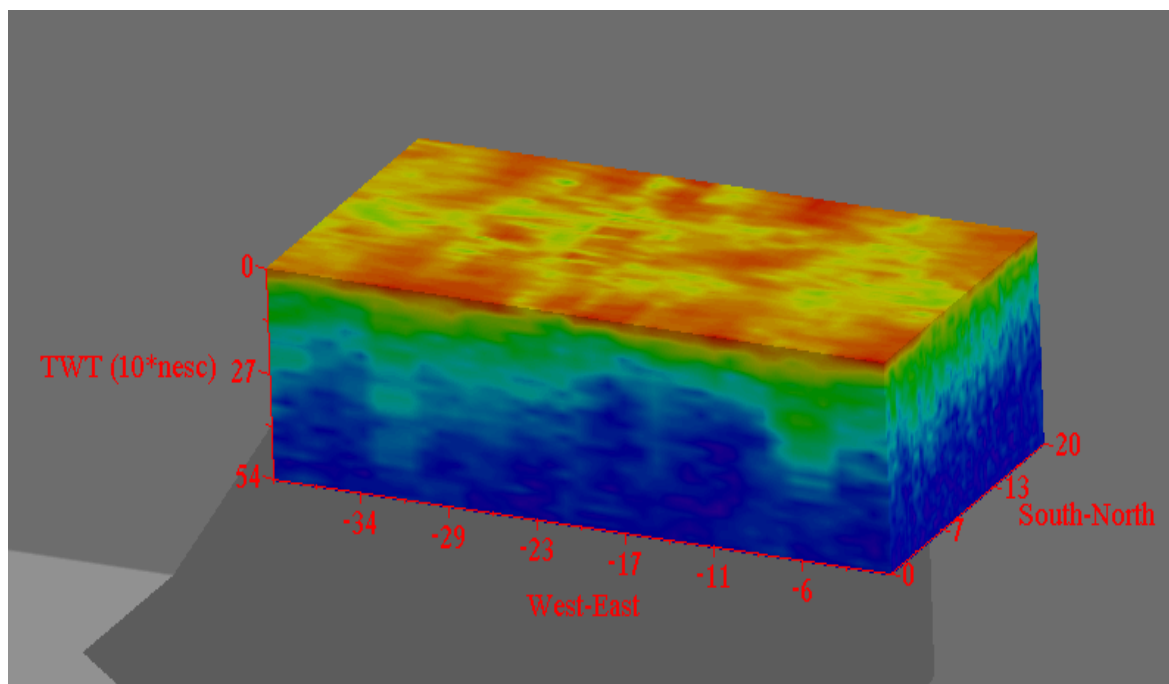


Σχήμα 5.3: Ροή επεξεργασίας δεδομένων

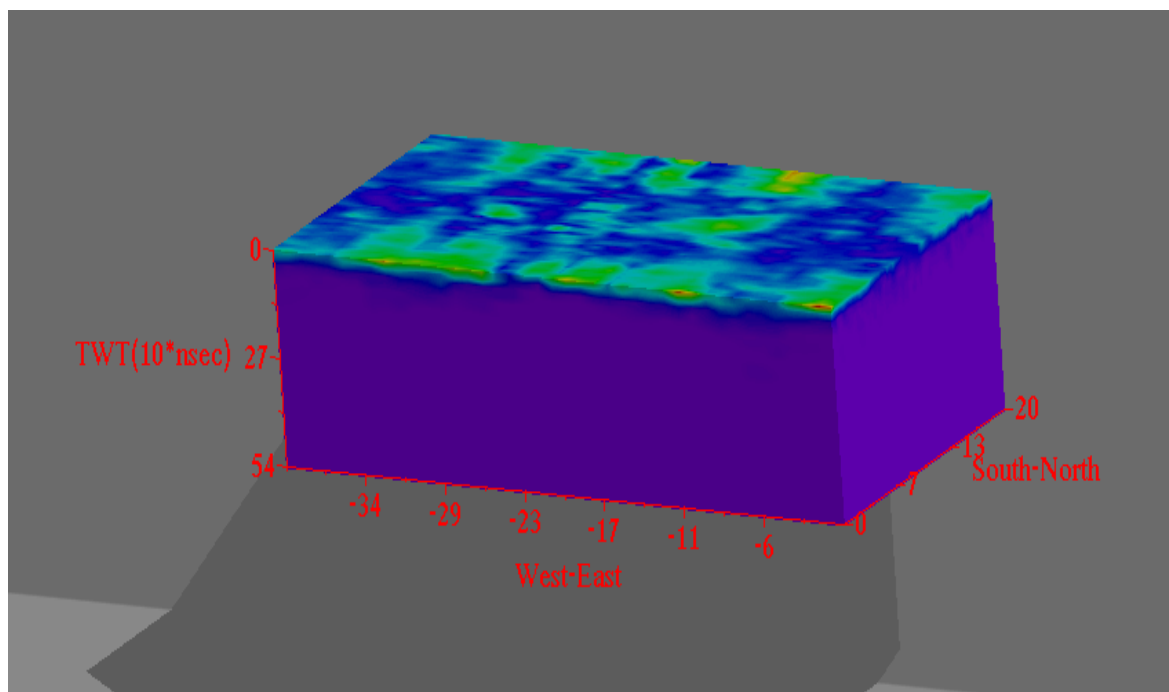
5.2.3 Παρουσίαση και Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Ακολουθεί παρουσίαση των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας. Στα σχήματα 5.4 μέχρι και 5.9 φαίνονται οι τρισδιάστατοι όγκοι των μιγαδικών χαρακτηριστικών. Στην συνέχεια στα σχήματα 5.10 μέχρι και 5.16 παρουσιάζονται οι διαφανείς εικόνες με ή χωρίς τομές των μιγαδικών χαρακτηριστικών. Στο σχήμα 5.10 φαίνεται η διαφανής εικόνα του στιγμιαίου πλάτους σε κλίμακα dB όπου εκλείπουν τα επιφανειακά στρώματα τα οποία περιέχουν υγρασία. Ιδιαίτερα αξιοσημείωτες είναι οι διαφανείς εικόνες με τομές της στιγμιαίας φάσης και οι αντίστοιχες της συνάφειας της στιγμιαίας φάσης (σχήματα 5.11

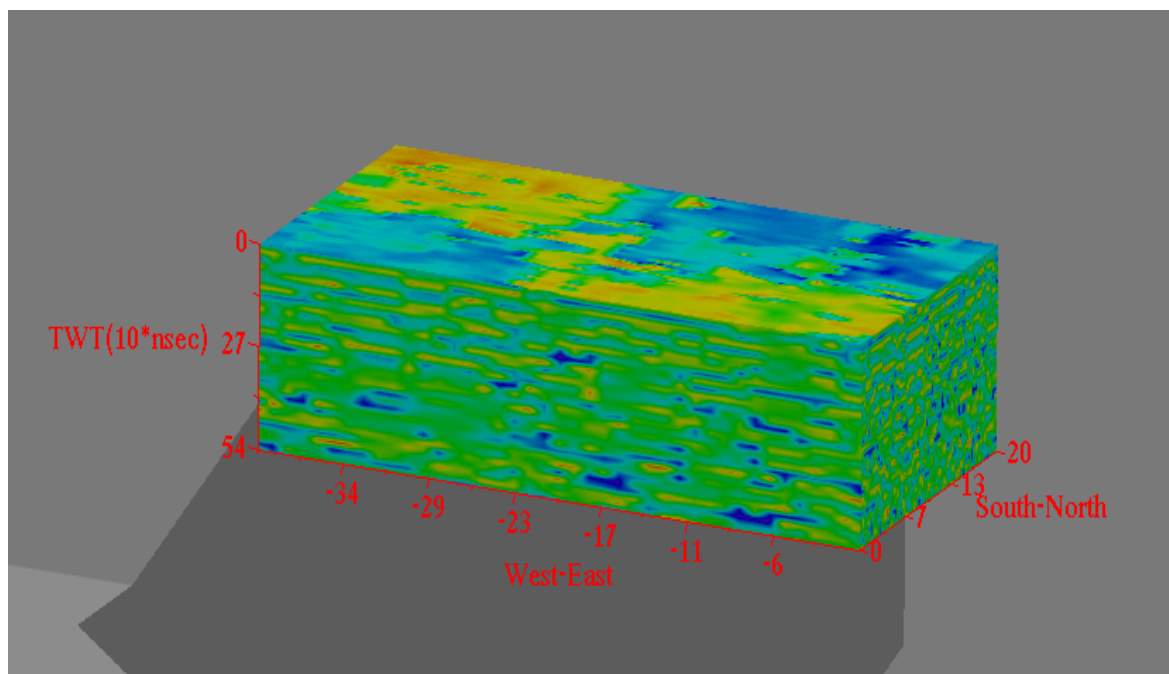
μέχρι και 5.16) όπου διακρίνεται η γεωλογική ανωμαλία (πιθανώς δολίνη) καθώς και η οριζόντια και κάθετη εξάπλωσή της.



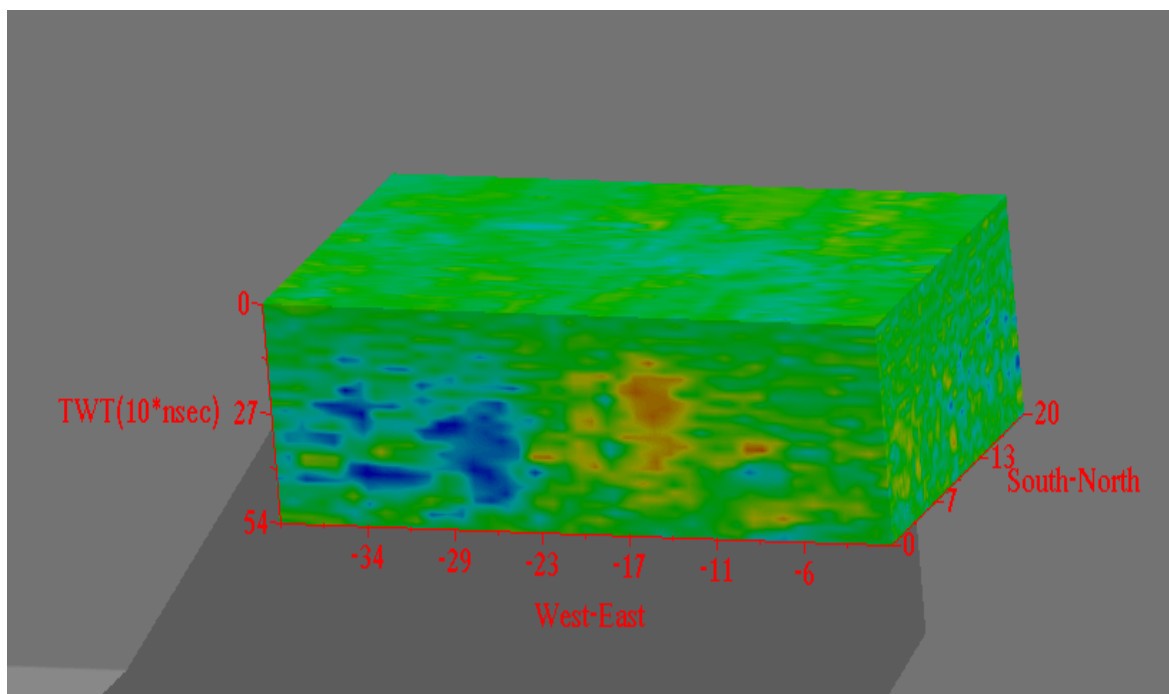
Σχήμα 5.4: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου του στιγμιαίου πλάτους σε κλίμακα dB



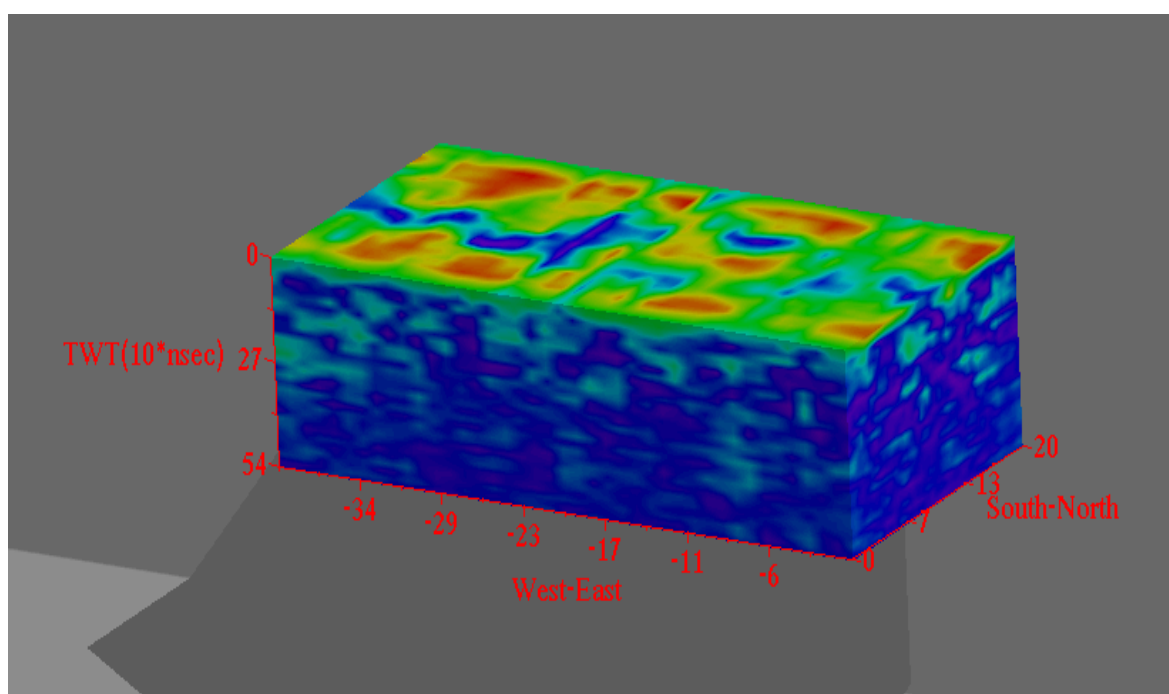
Σχήμα 5.5: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου του στιγμιαίου πλάτους (Instantaneous Envelope)



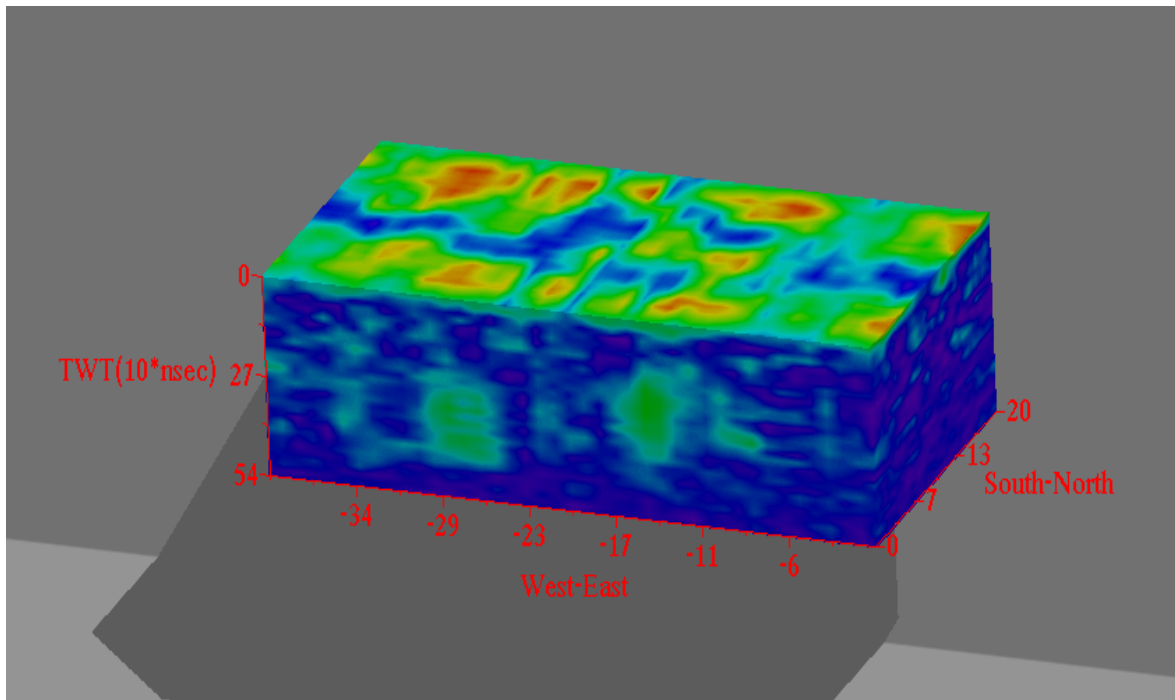
Σχήμα 5.6: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της στιγμιαίας συχνότητας (Instantaneous Frequency)



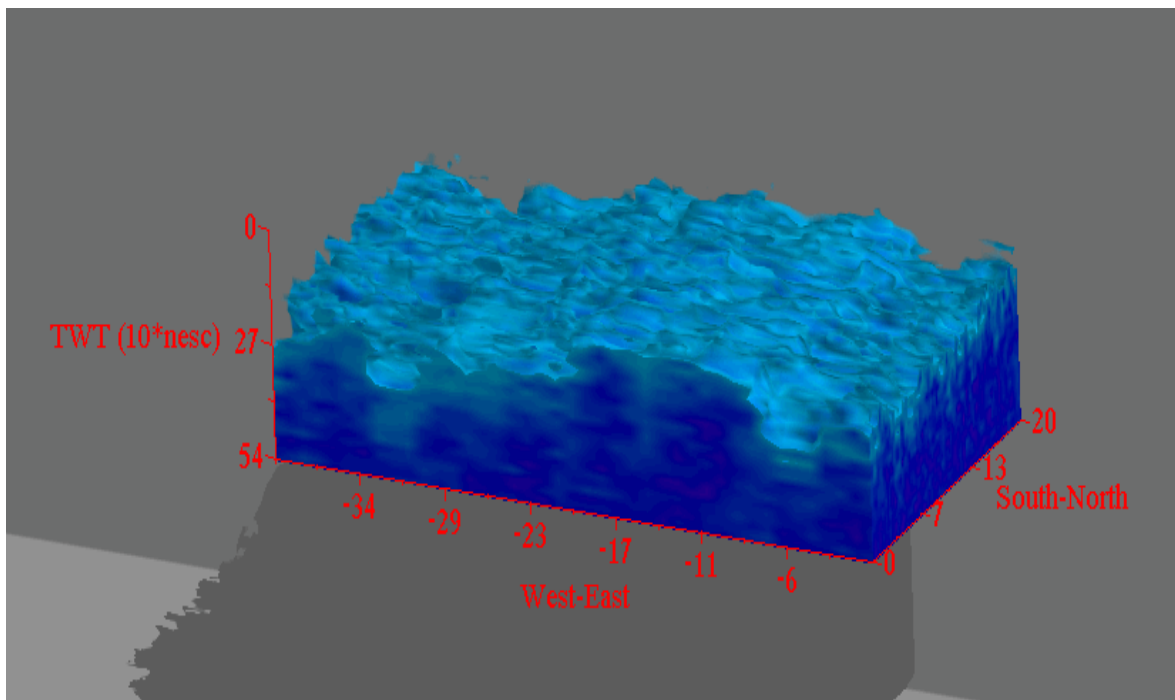
Σχήμα 5.7: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της στιγμιαίας φάσης (Instantaneous Phase)



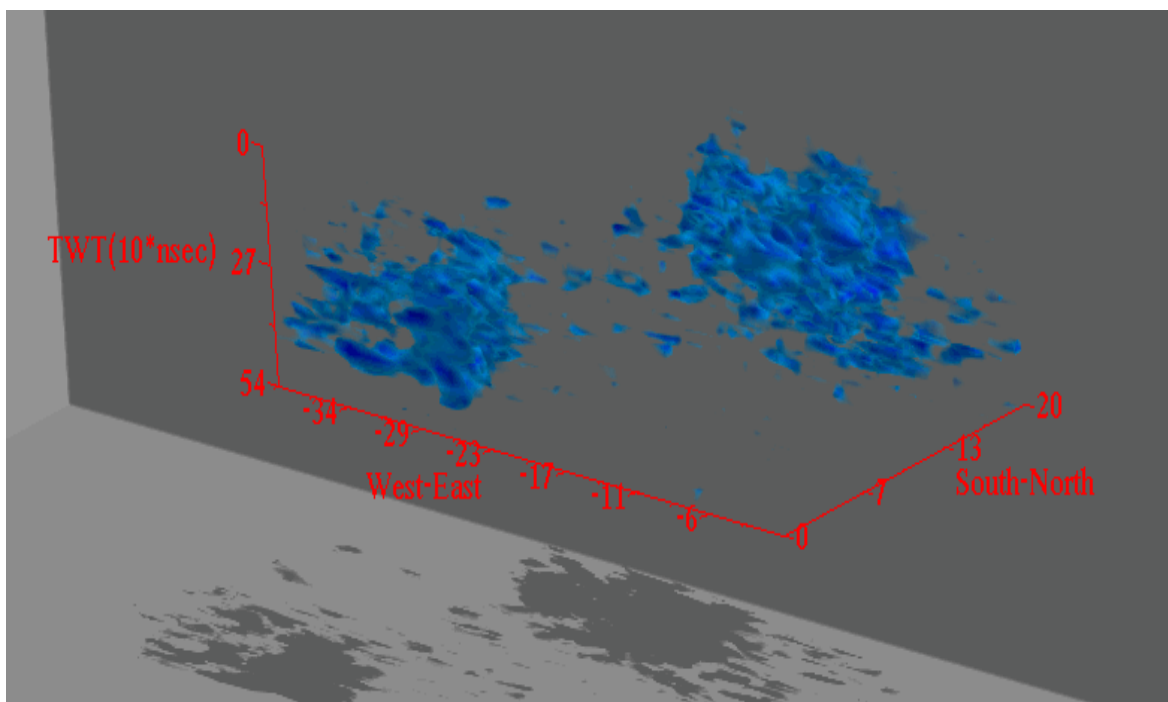
Σχήμα 5.8: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της συνάφειας (semblance)



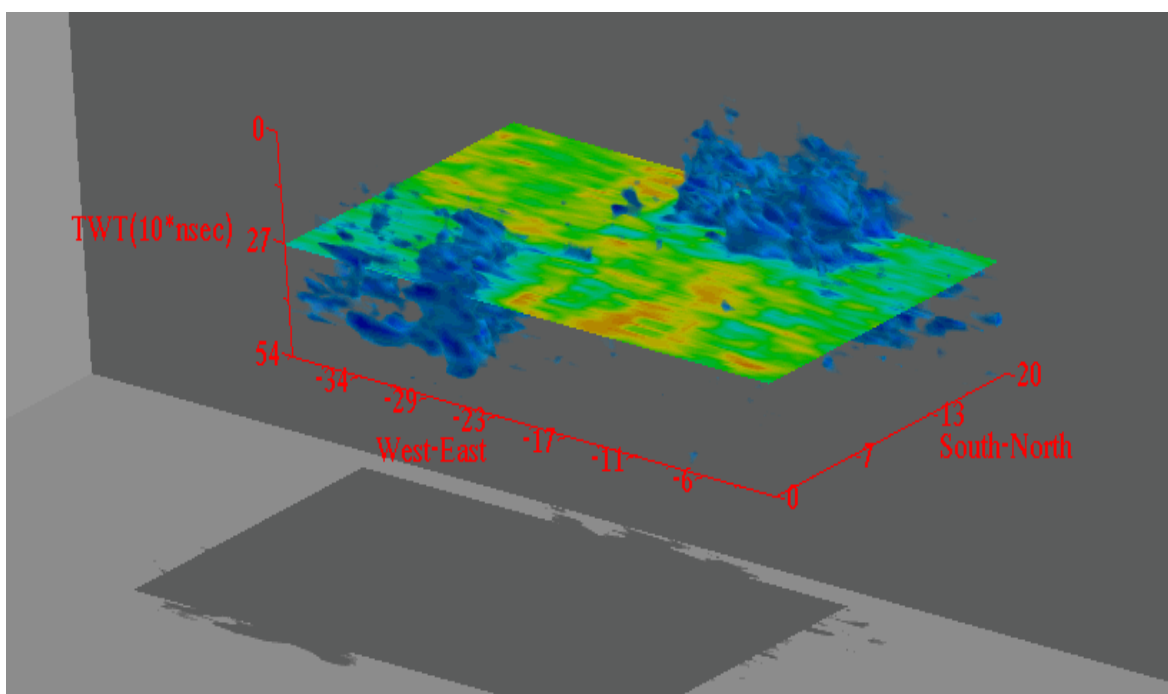
Σχήμα 5.9: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της συνάφειας της στιγμιαίας φάσης
(*Semblance of Instantaneous Phase*)



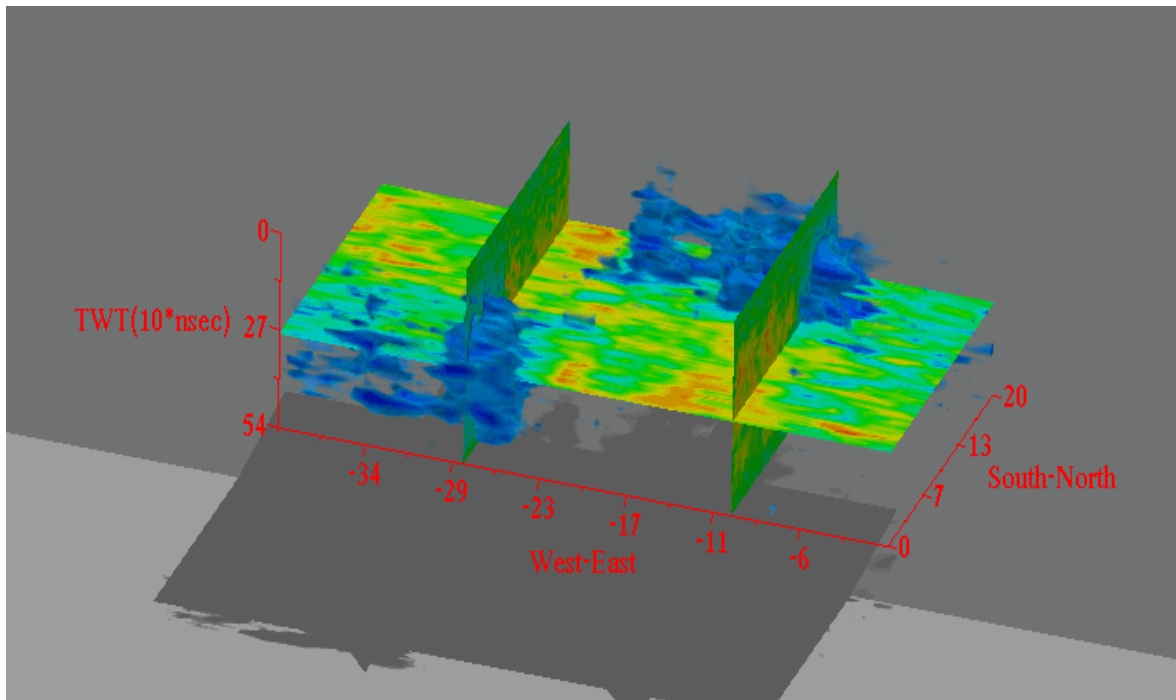
Σχήμα 5.10: Εικόνα του διαφανούς τρισδιάστατου όγκου του στιγμιαίου πλάτους σε κλίμακα
dB όπου εκλείπουν τα επιφανειακά στρώματα



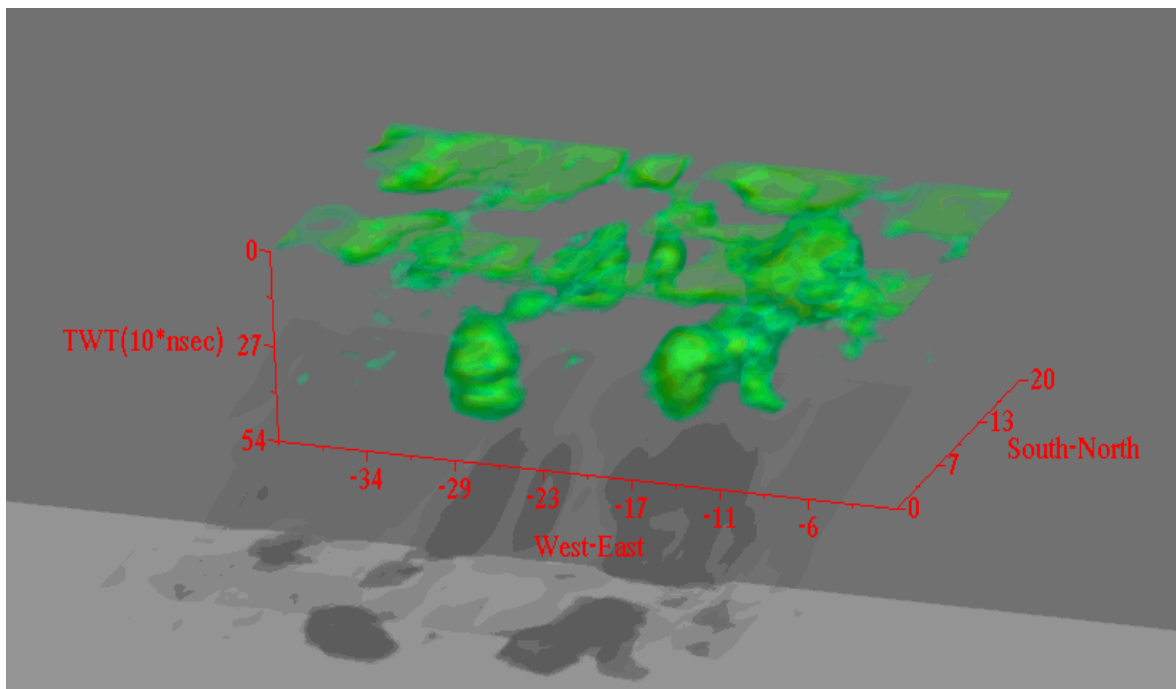
Σχήμα 5.11: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της στιγμιαίας φάσης



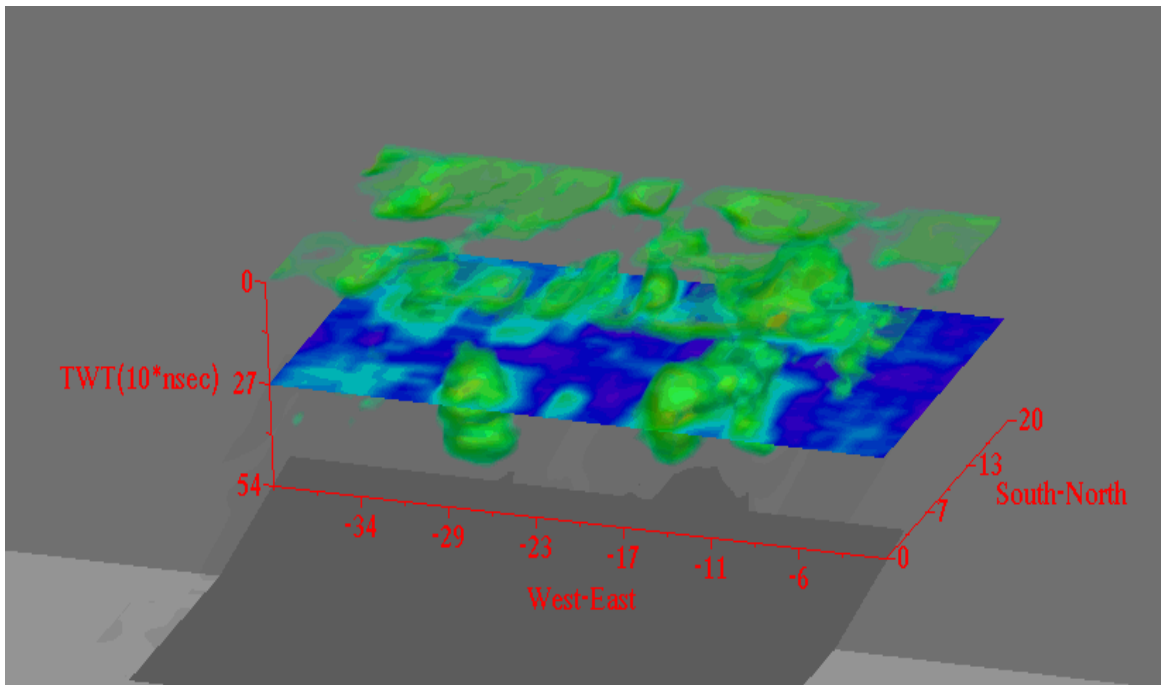
Σχήμα 5.12: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της στιγμιαίας φάσης με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



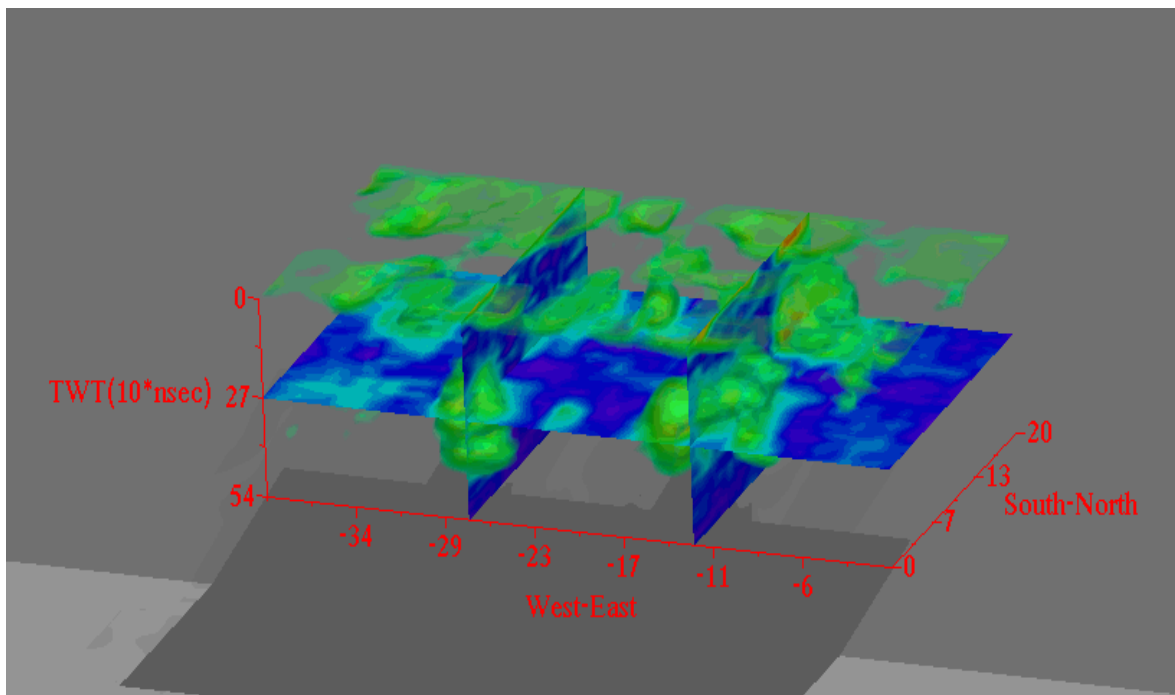
Σχήμα 5.13: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της στιγμιαίας φάσης με οριζόντια τομή στα 270 nsec και κάθετες τομές στα 28 και 10 m αντίστοιχα



Σχήμα 5.14: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της συνάφειας της στιγμιαίας φάσης (Semblance of Instantaneous Phase)

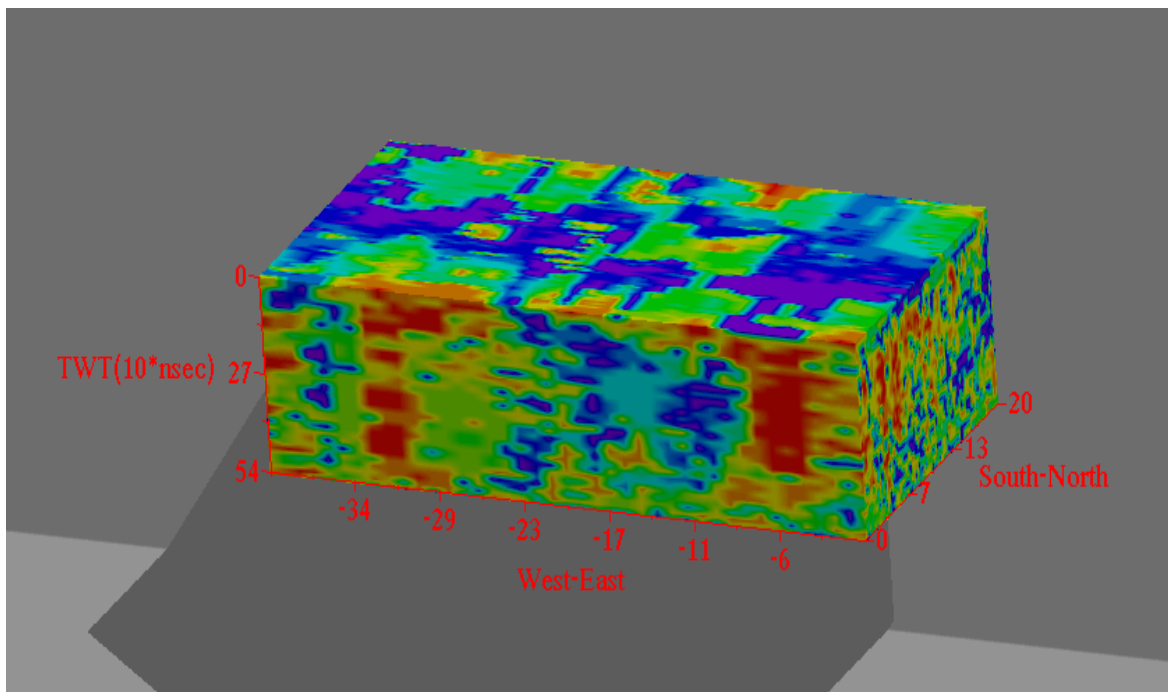


Σχήμα 5.15: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της συνάφειας της στιγμιαίας φάσης (Semblance of Instantaneous Phase) με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec

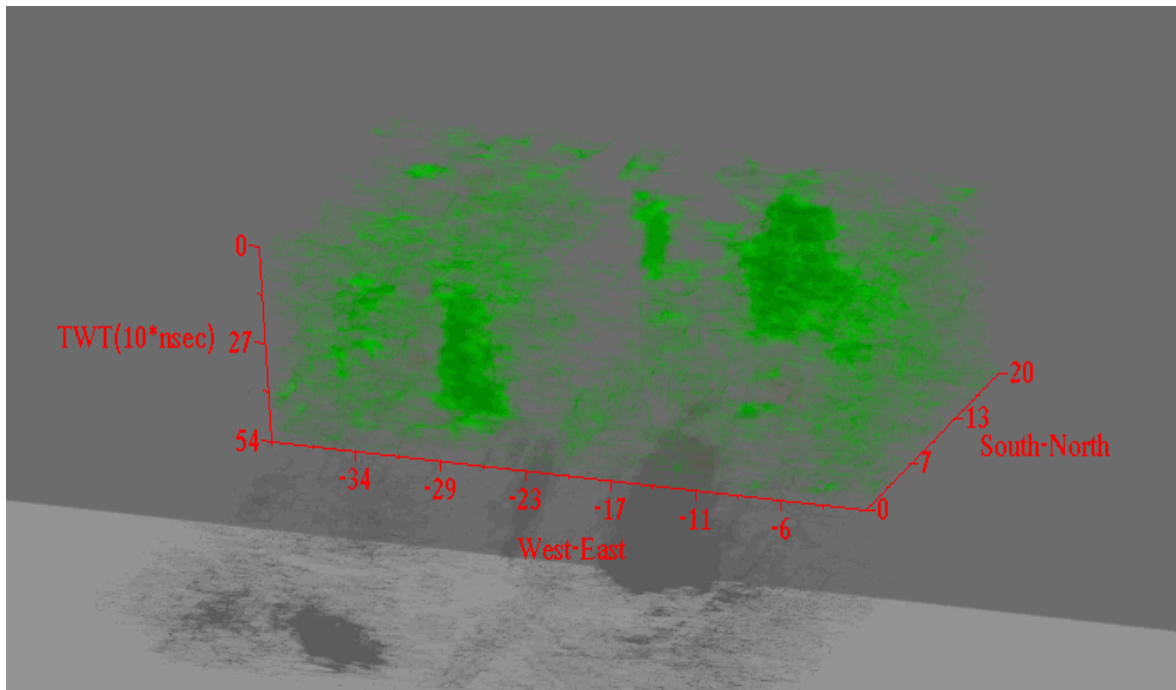


Σχήμα 5.16: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της συνάφειας της στιγμιαίας φάσης (Semblance of Instantaneous Phase) με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 27 και 13 m αντίστοιχα

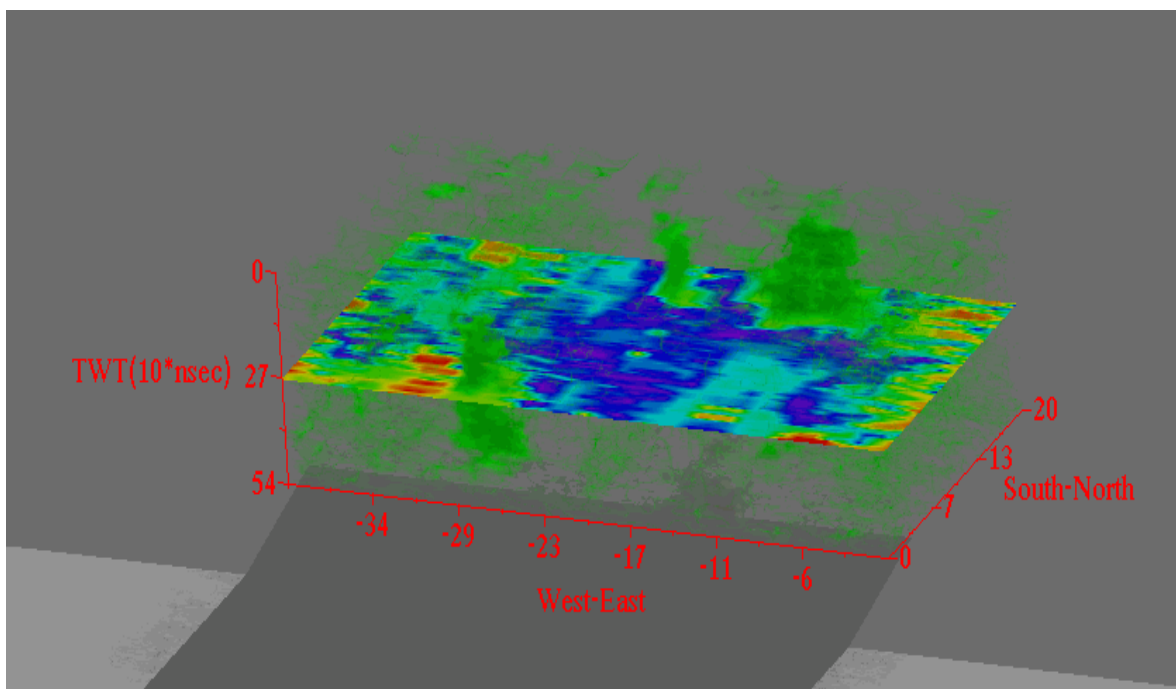
Στα σχήματα 5.17 μέχρι και 5.23 φαίνονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 και 20 τάξεις αντίστοιχα. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν τα σχήματα 5.19 και 5.23 όπου διακρίνεται εμφανώς η γεωλογική ανωμαλία και η οριζόντια και κάθετη εξάπλωσή της.



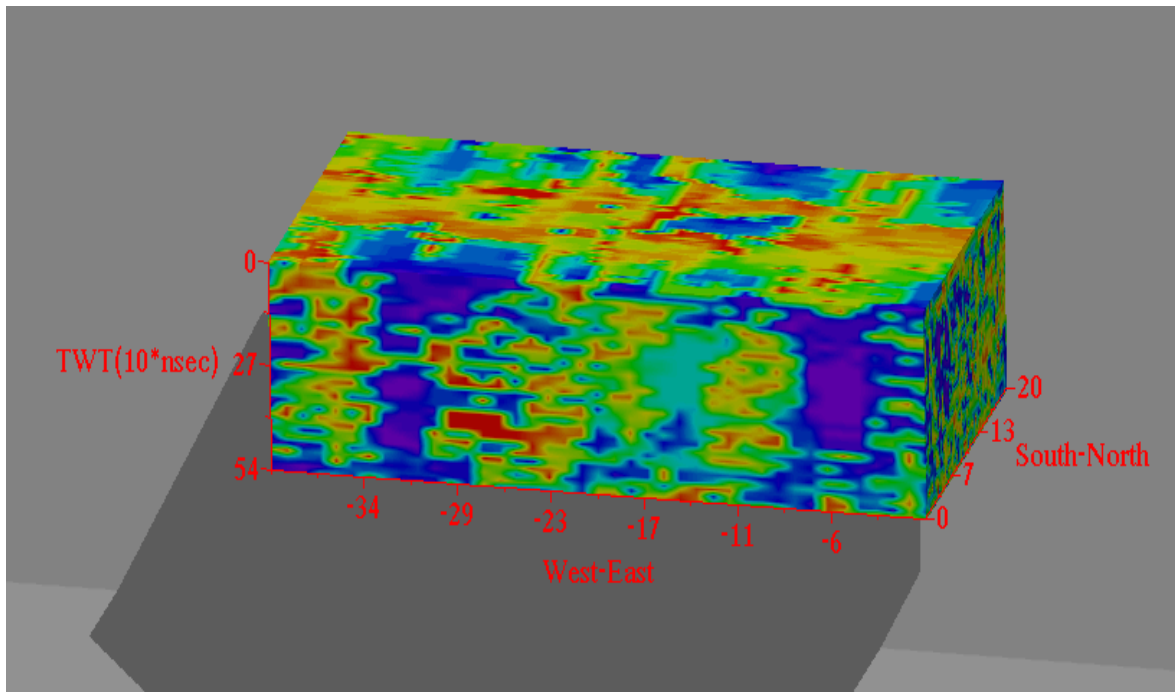
Σχήμα 5.17: Τρισδιάστατος όγκος της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



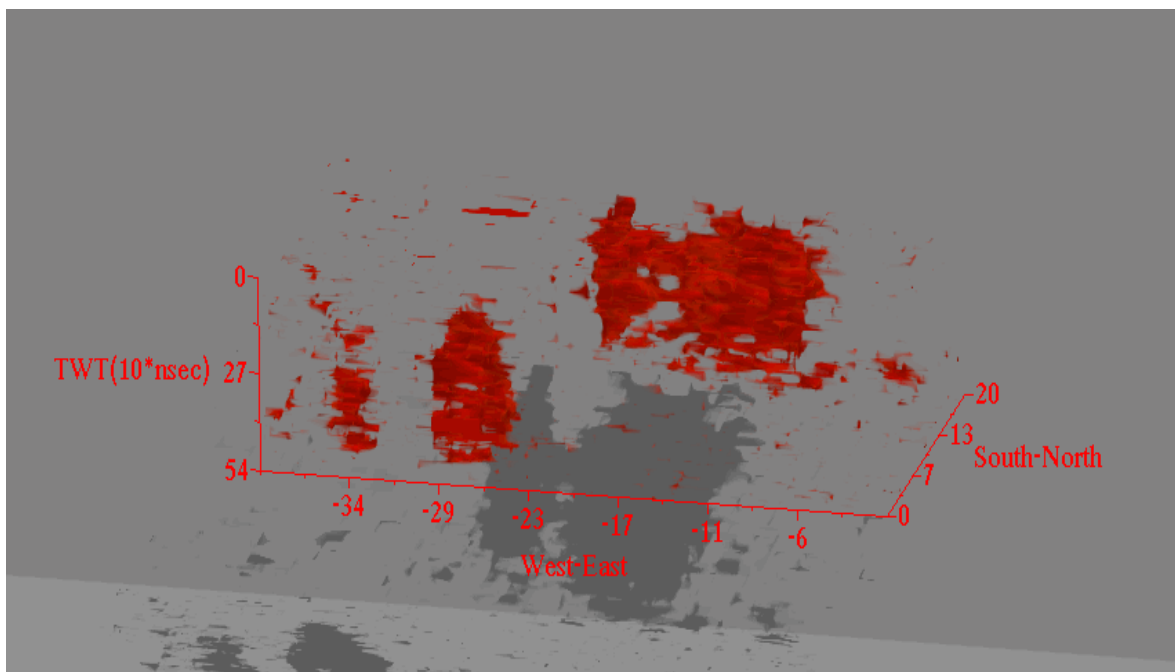
Σχήμα 5.18: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



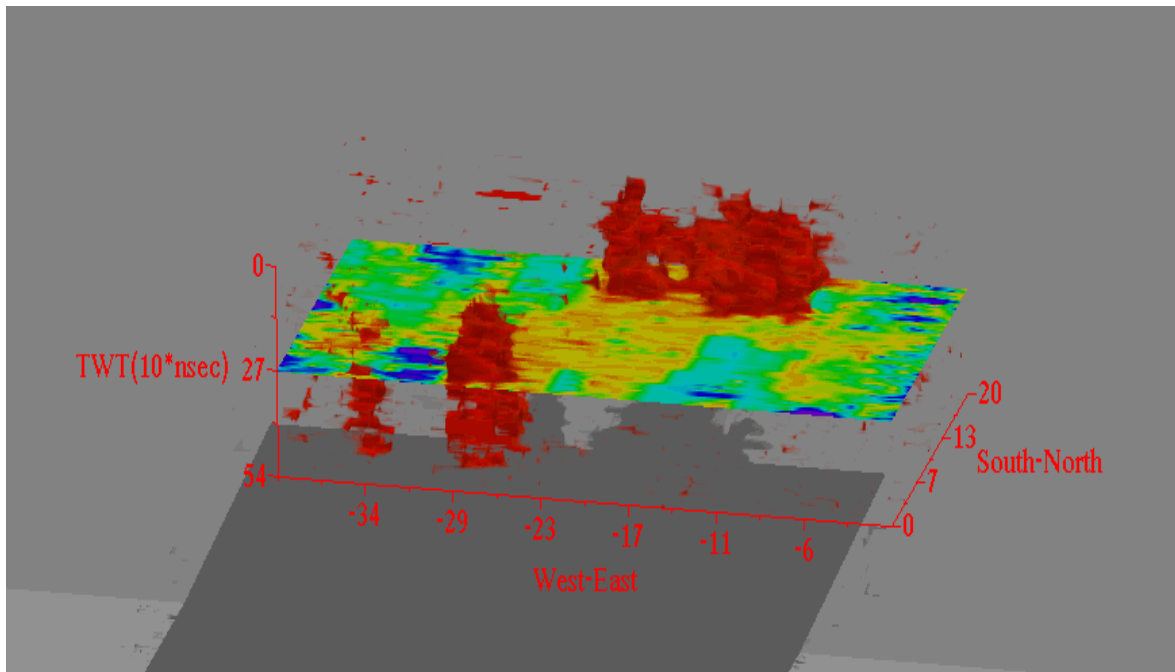
Σχήμα 5.19: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



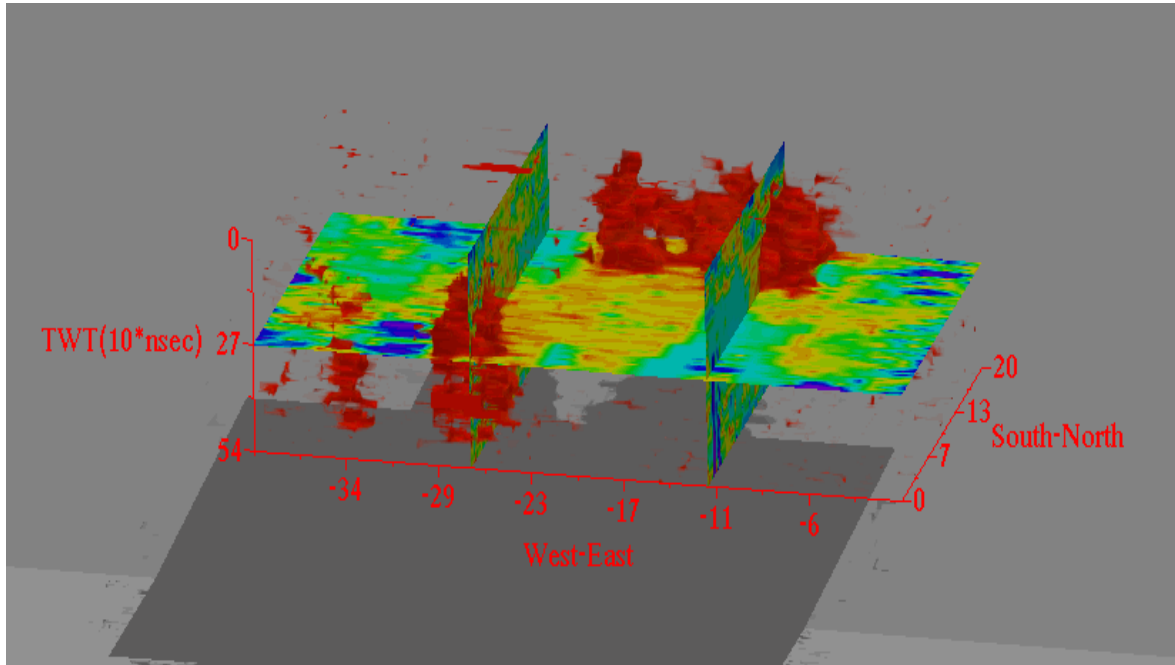
Σχήμα 5.20: Τρισδιάστατος όγκος της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις



Σχήμα 5.21: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις

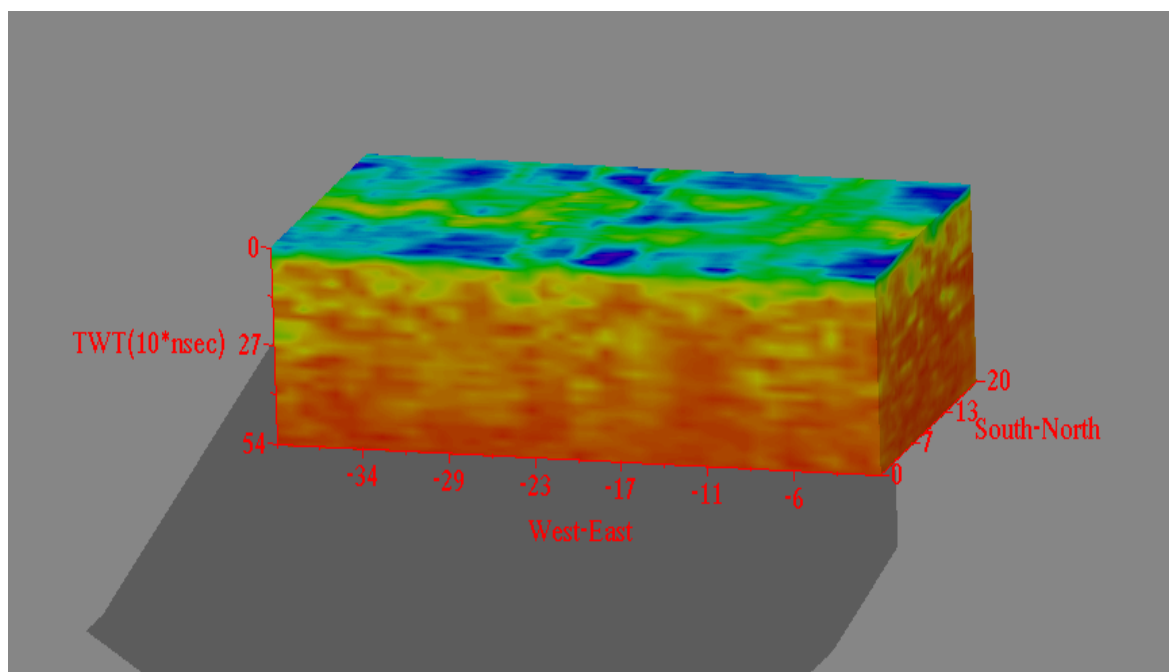


Σχήμα 5.22: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec

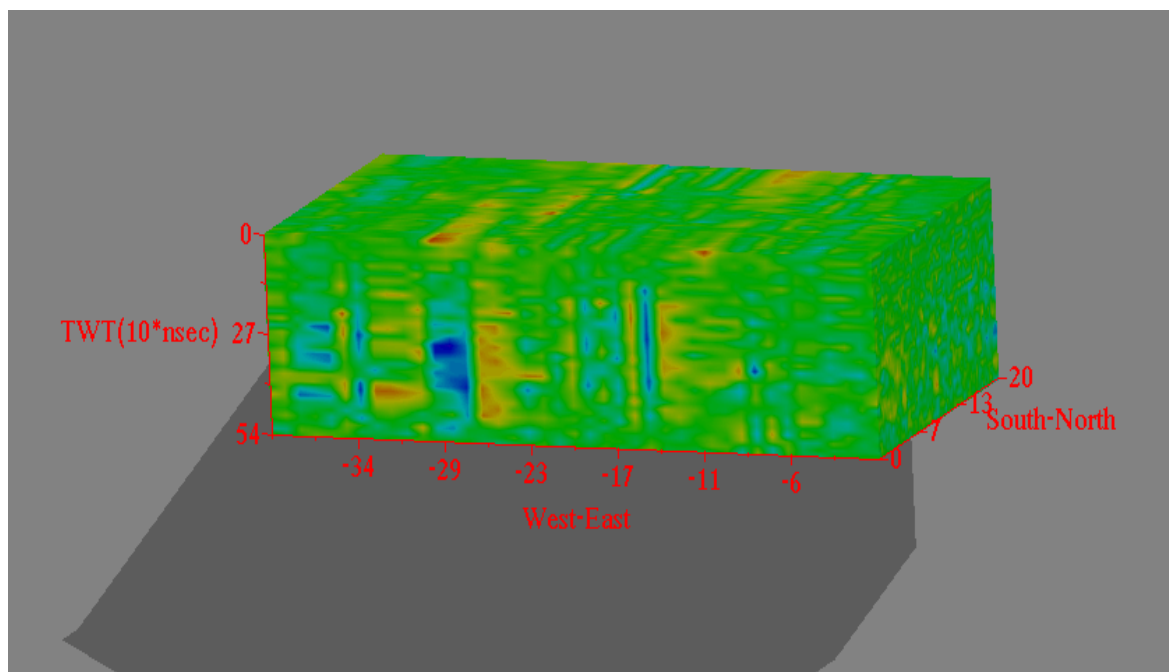


Σχήμα 5.23: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 11 και 26 m αντίστοιχα

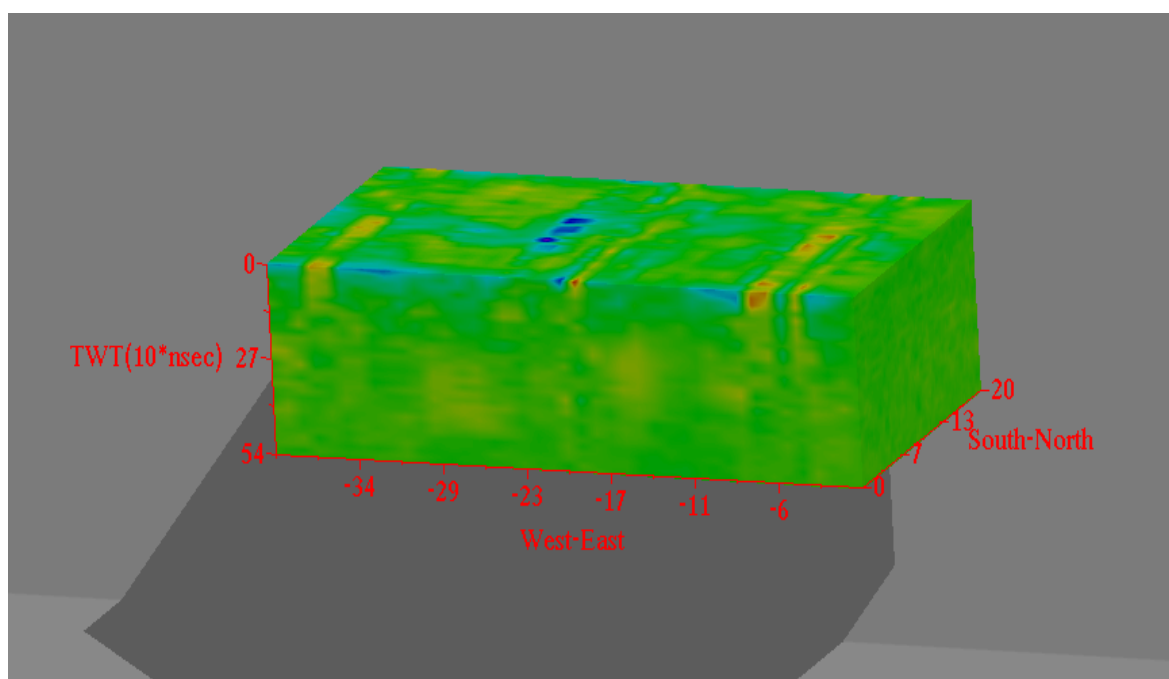
Ακολουθούν οι εικόνες των τρισδιάστατων όγκων των τεσσάρων κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων (σχήματα 5.24 μέχρι και 5.27), οι αντίστοιχες διαφανείς εικόνες με ή χωρίς τομές (σχήματα 5.28 μέχρι και 5.33) καθώς και τα αποτελέσματα ταξινόμησης τους με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 και 20 τάξεις (σχήματα 5.34 μέχρι και 5.39). Αξιοσημείωτες είναι οι διαφανείς εικόνες με τομές της δεύτερης και της τρίτης κύριας συνιστώσας και ιδιαίτερα τα σχήματα 5.30 και 5.33 όπου φαίνεται με σχετική ακρίβεια η γεωλογική ανωμαλία και η οριζόντια και κάθετη εξάπλωσή της. Από τις εικόνες ταξινόμησης ξεχωρίζουν τα σχήματα 5.36 και 5.39 όπου και εκεί διακρίνεται καθαρά η γεωλογική ανωμαλία καθώς και η οριζόντια εξάπλωσή της.



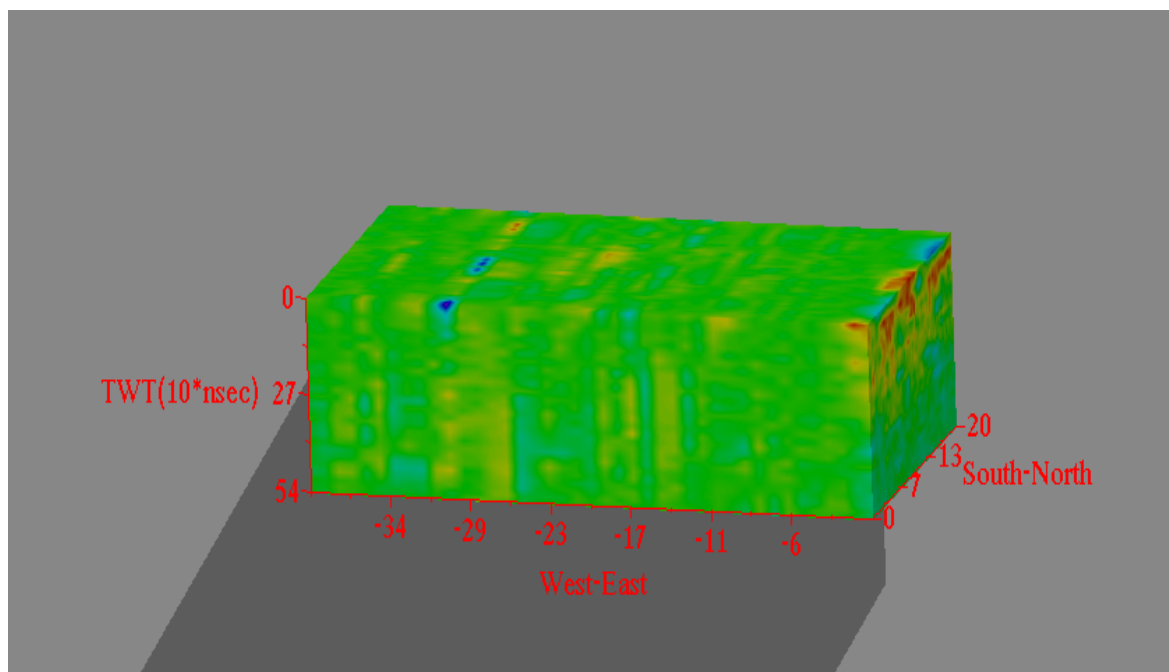
Σχήμα 5.24: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της πρώτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



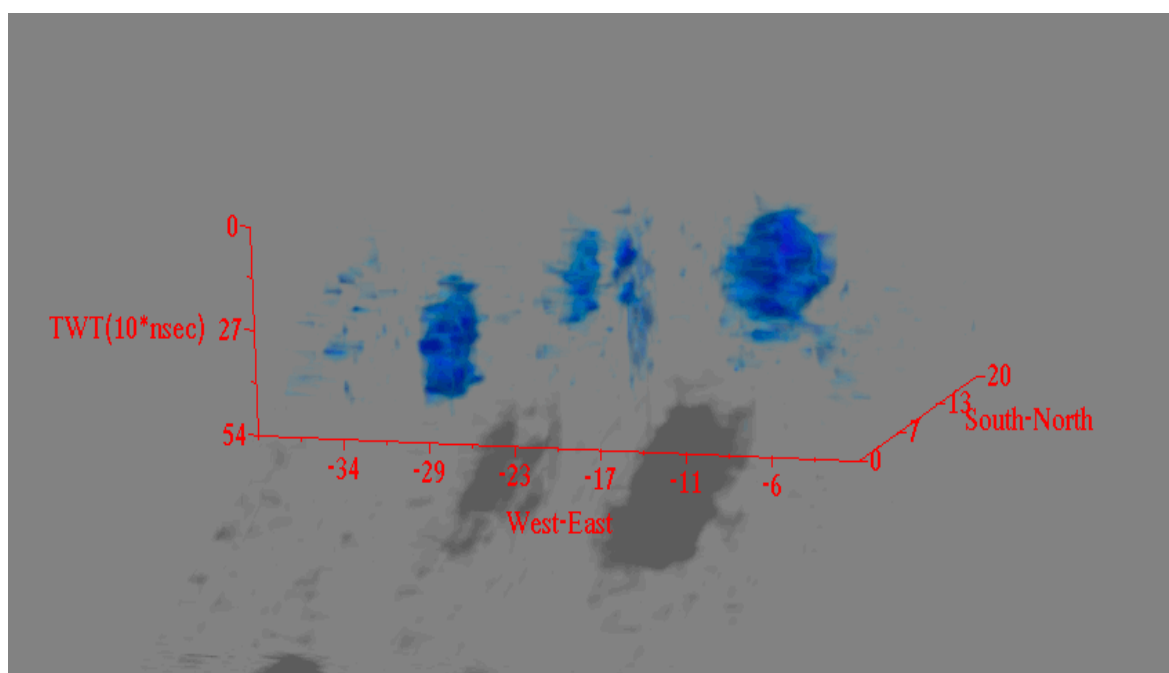
Σχήμα 5.25: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



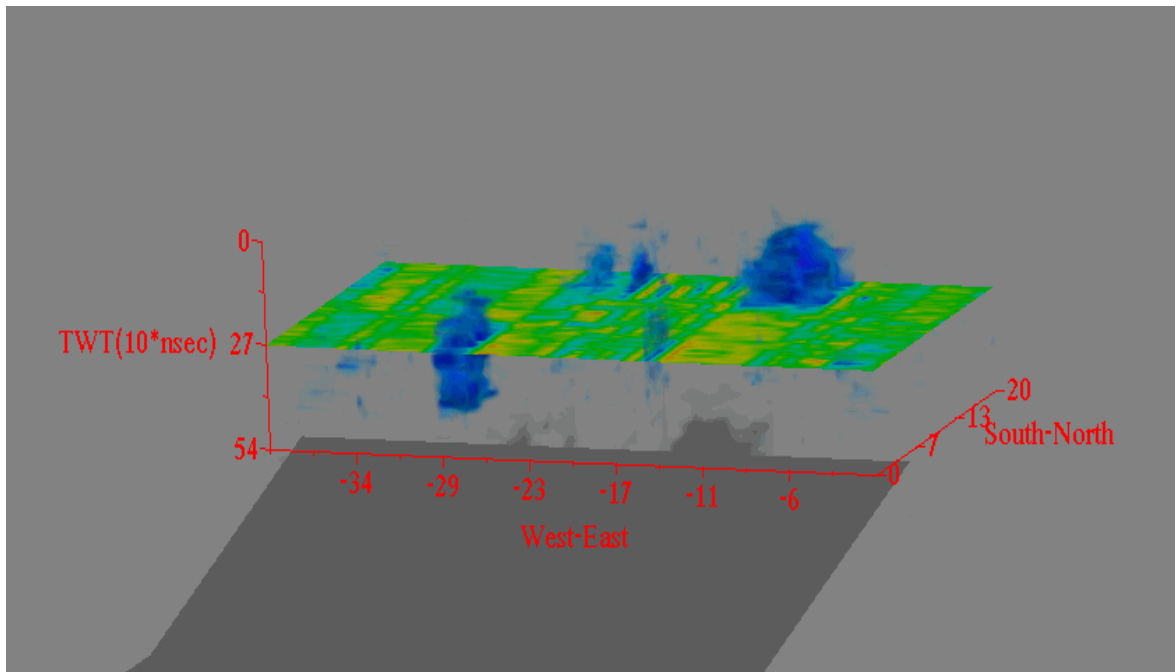
Σχήμα 5.26: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της τρίτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



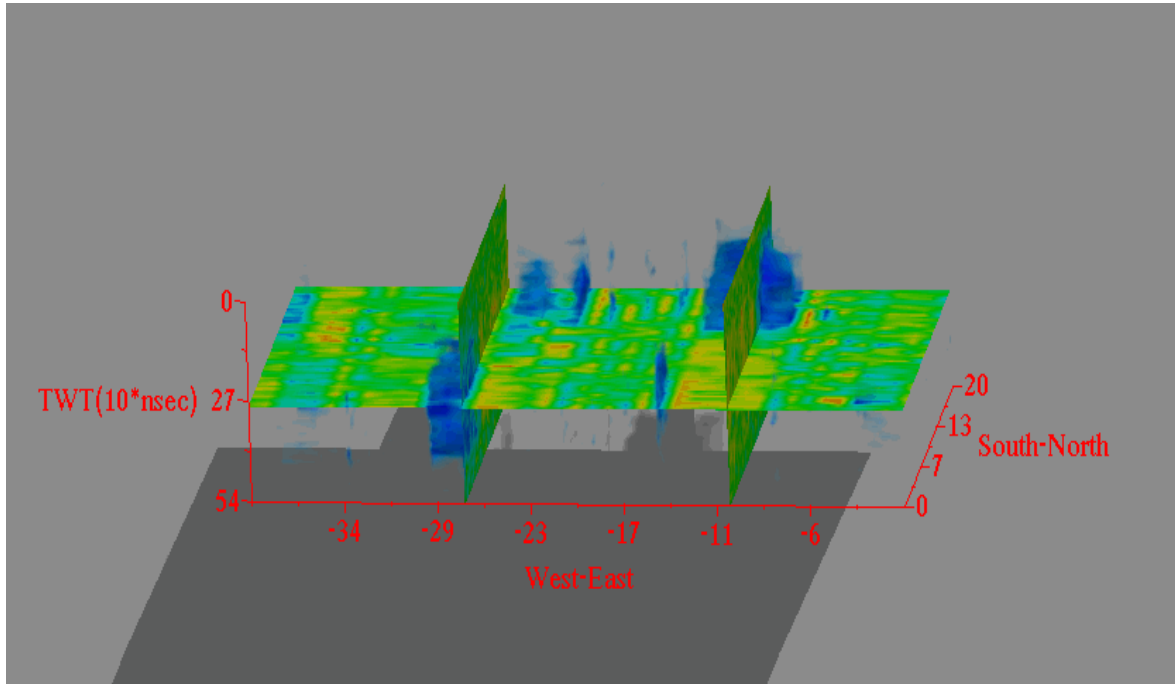
Σχήμα 5.27: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της τέταρτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



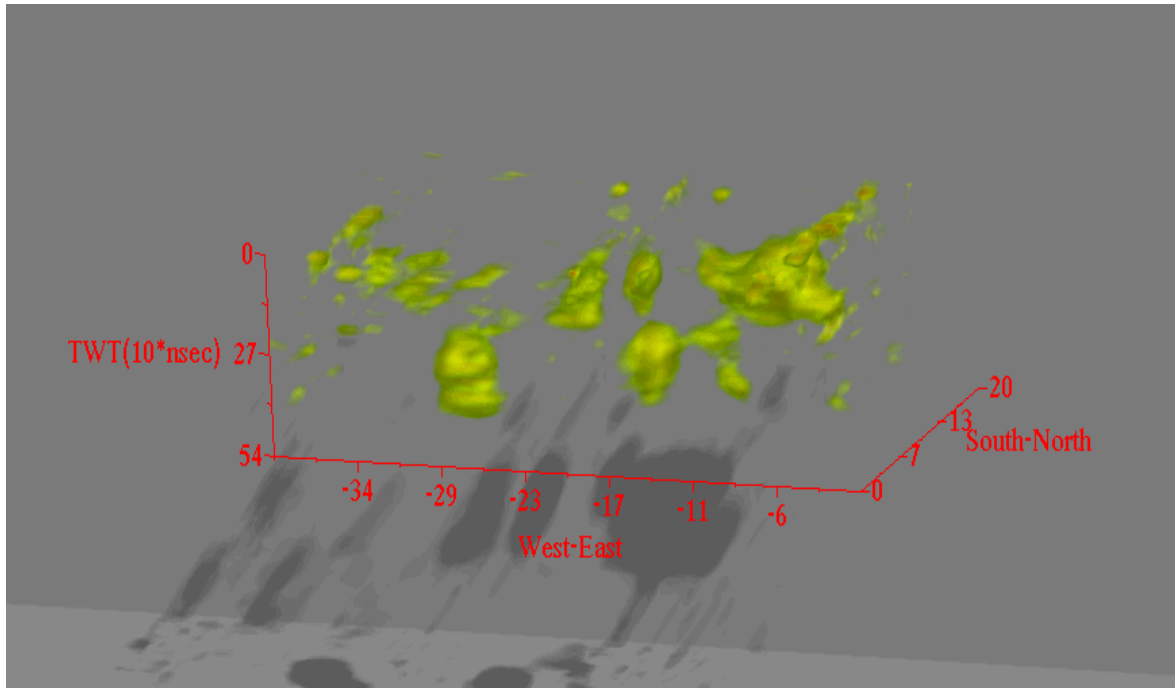
Σχήμα 5.28: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



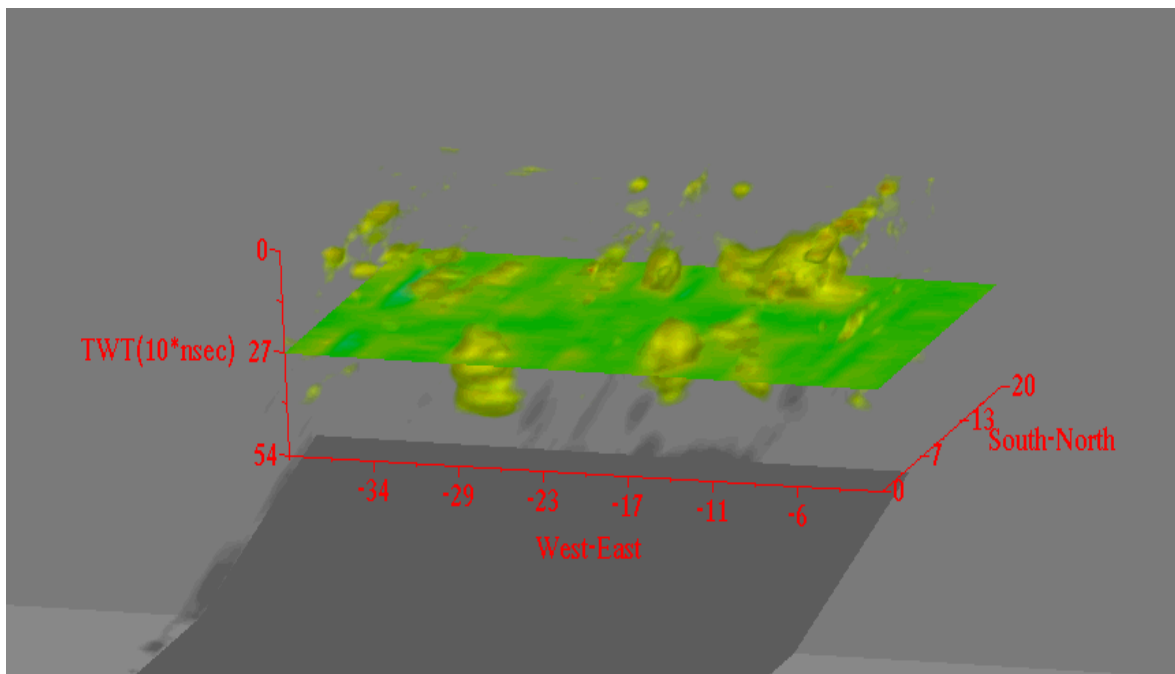
Σχήμα 5.29: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



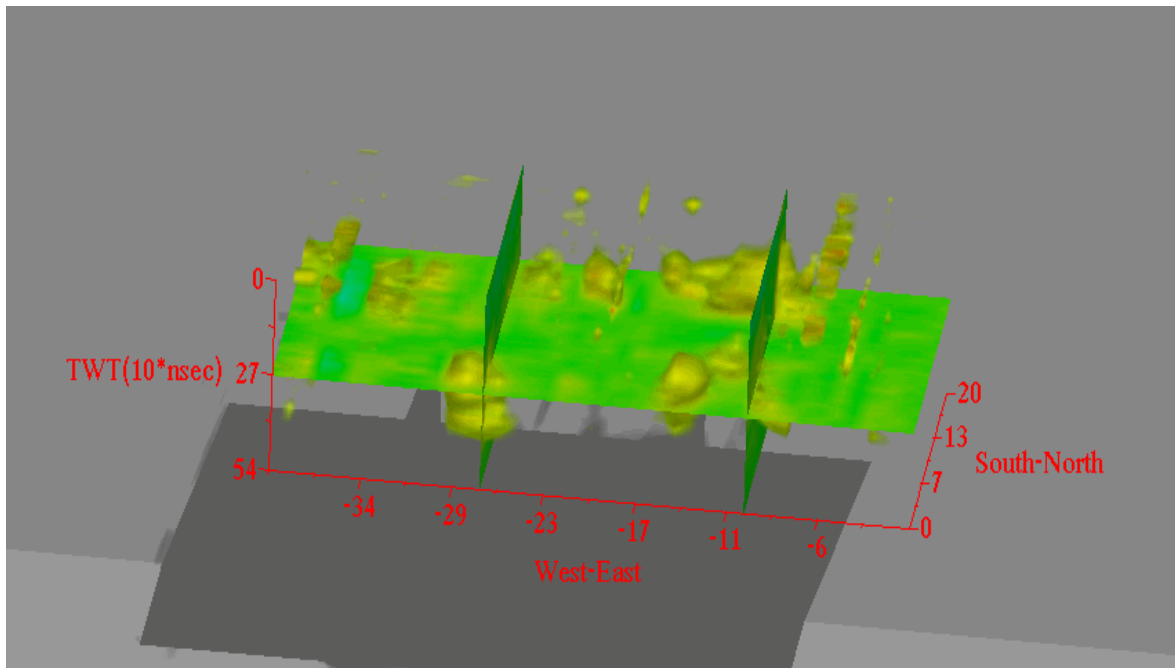
Σχήμα 5.30: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 9 και 27 m αντίστοιχα



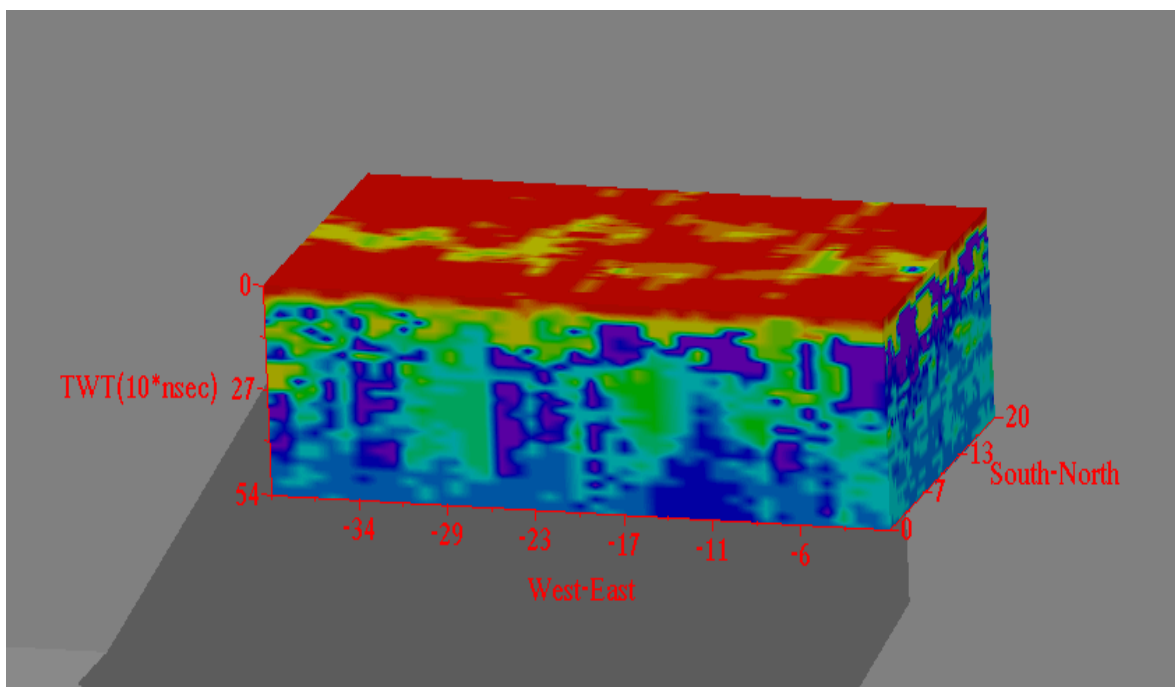
Σχήμα 5.31: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της τρίτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων



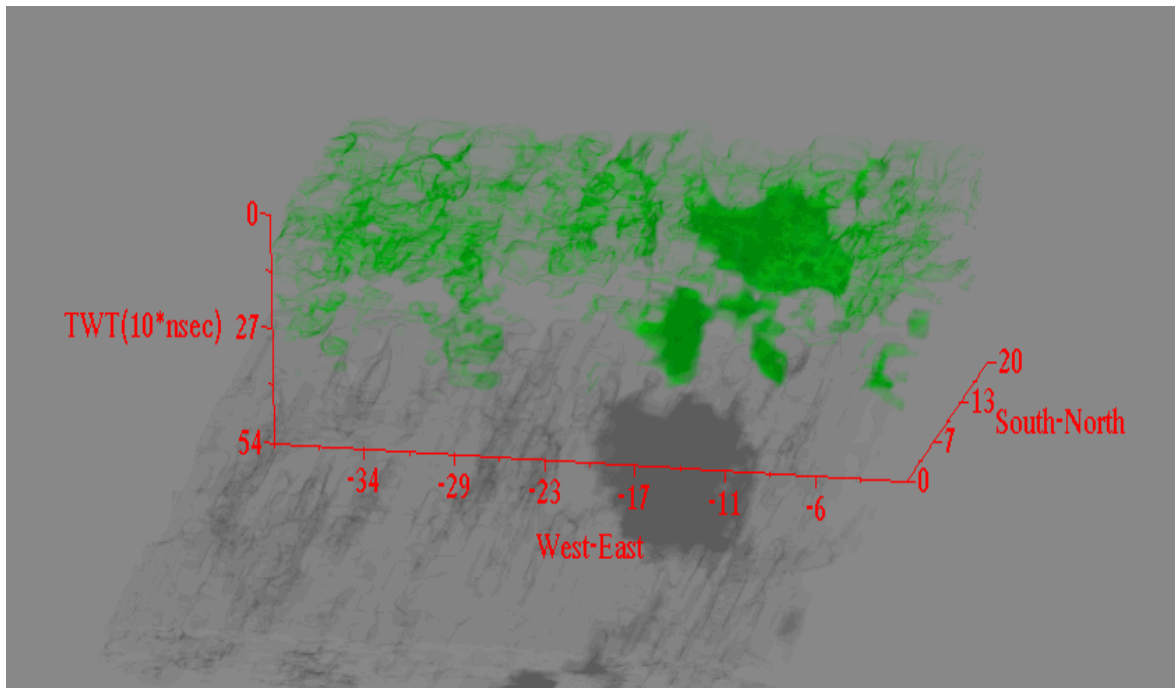
Σχήμα 5.32: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της τρίτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



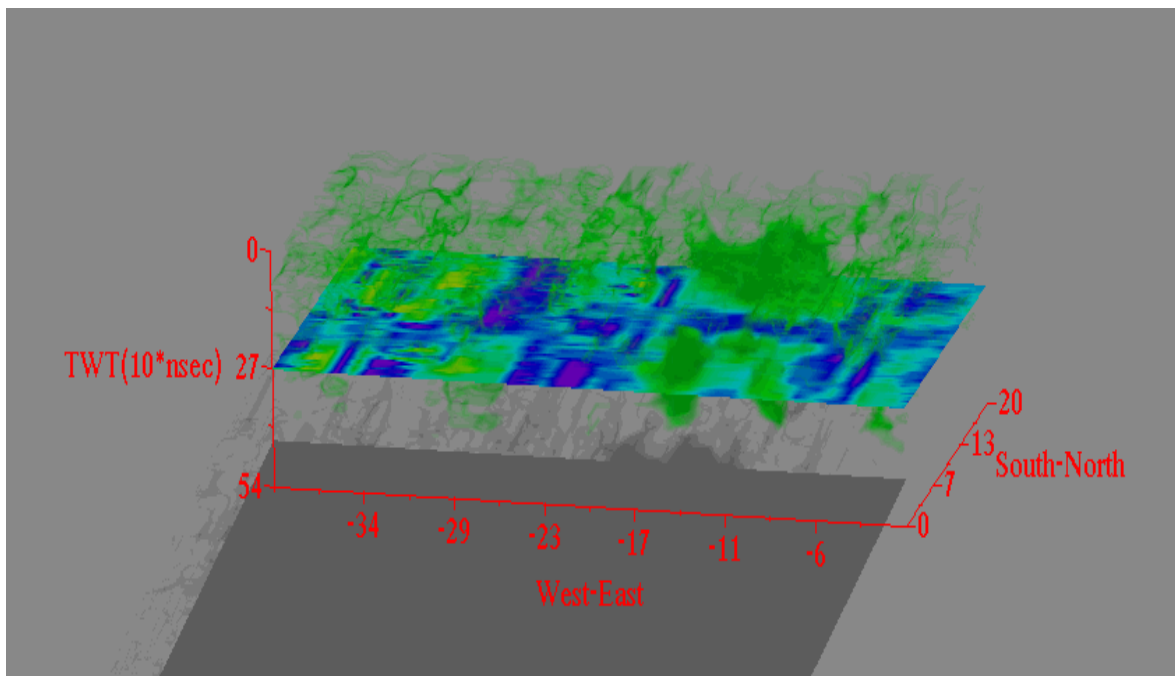
Σχήμα 5.33: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της τρίτης κύριας συνιστώσας της πρώτης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 9 και 27 m αντίστοιχα



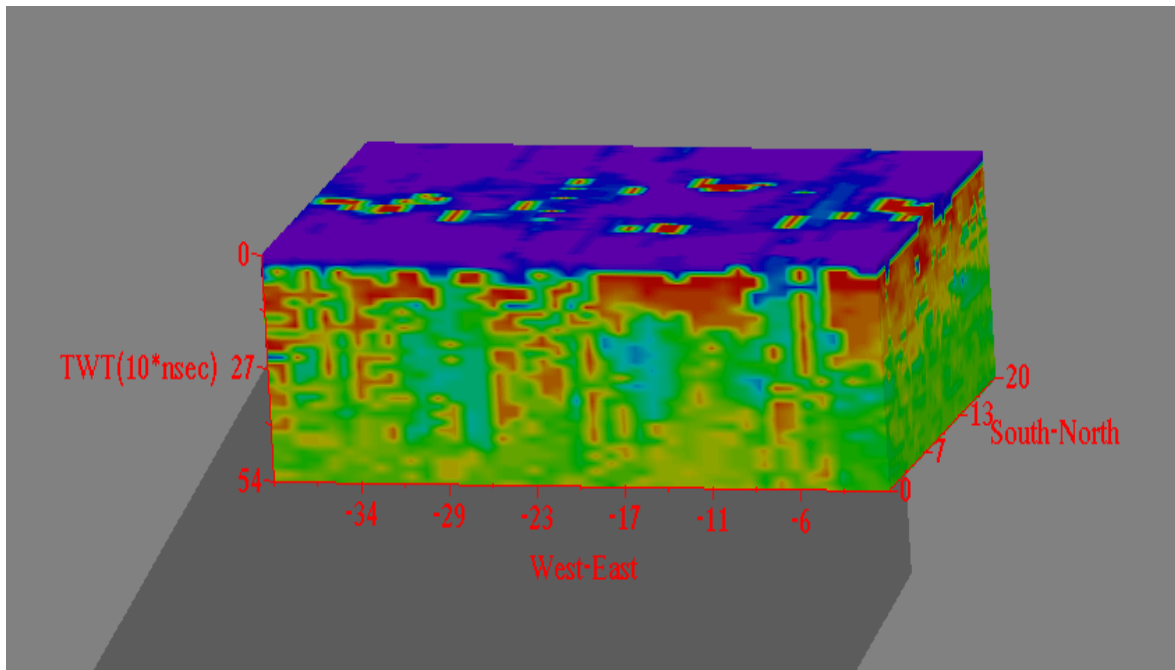
Σχήμα 5.34: Τρισδιάστατος όγκος της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



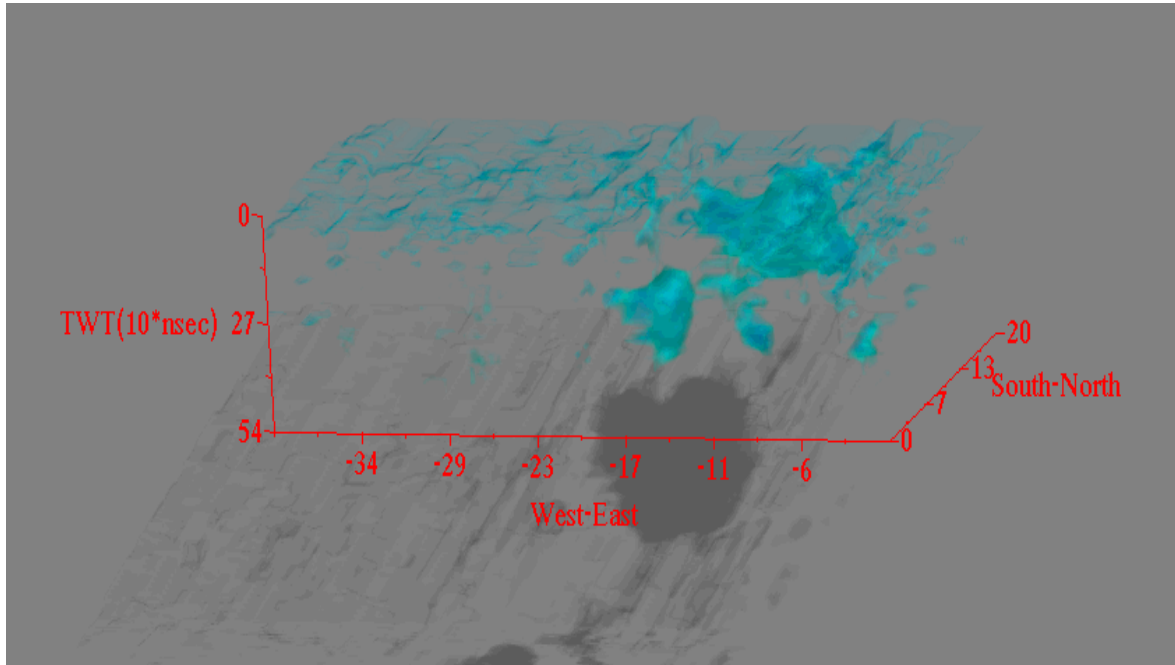
Σχήμα 5.35: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



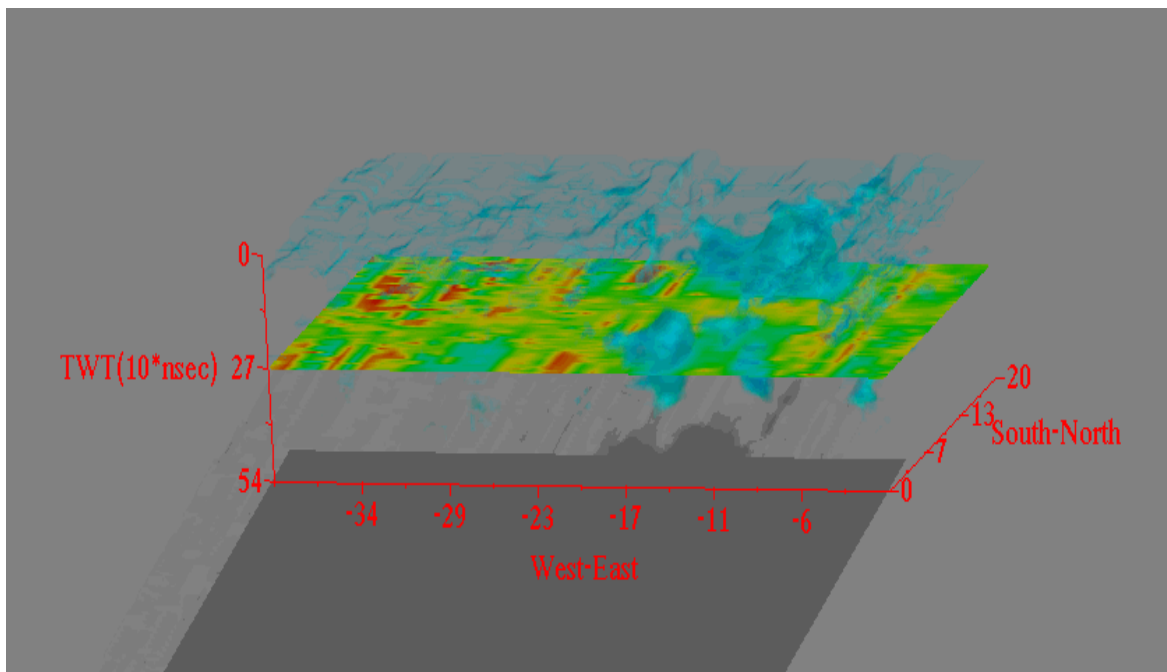
Σχήμα 5.36: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



Σχήμα 5.37: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις

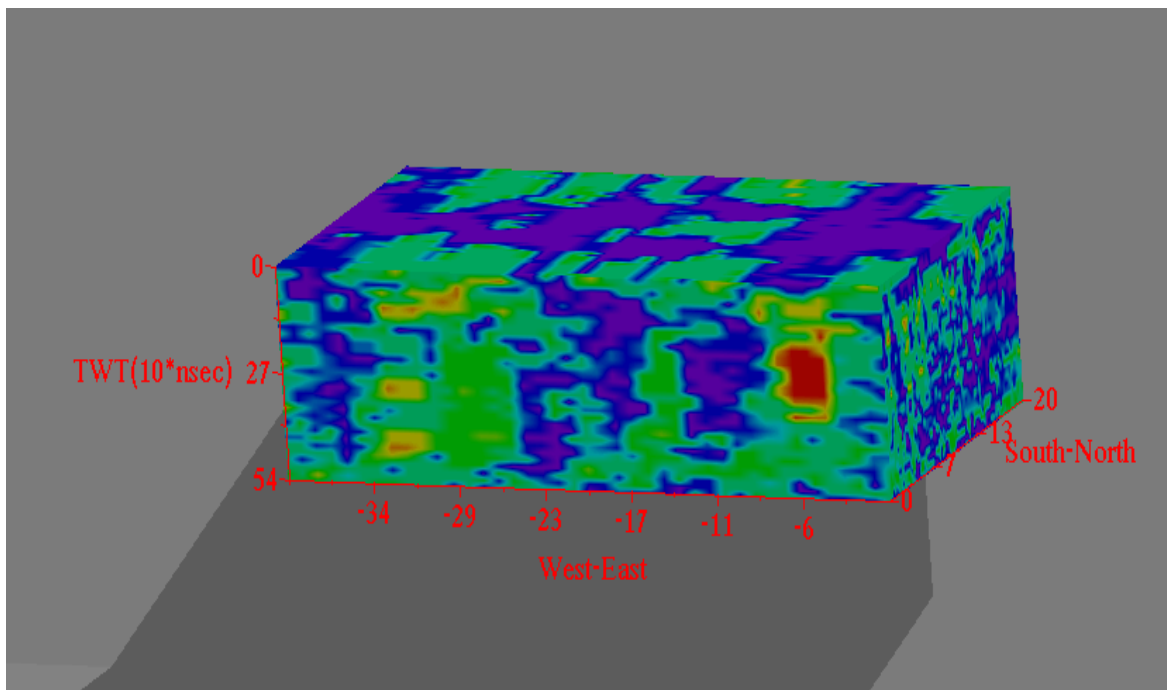


Σχήμα 5.38: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις

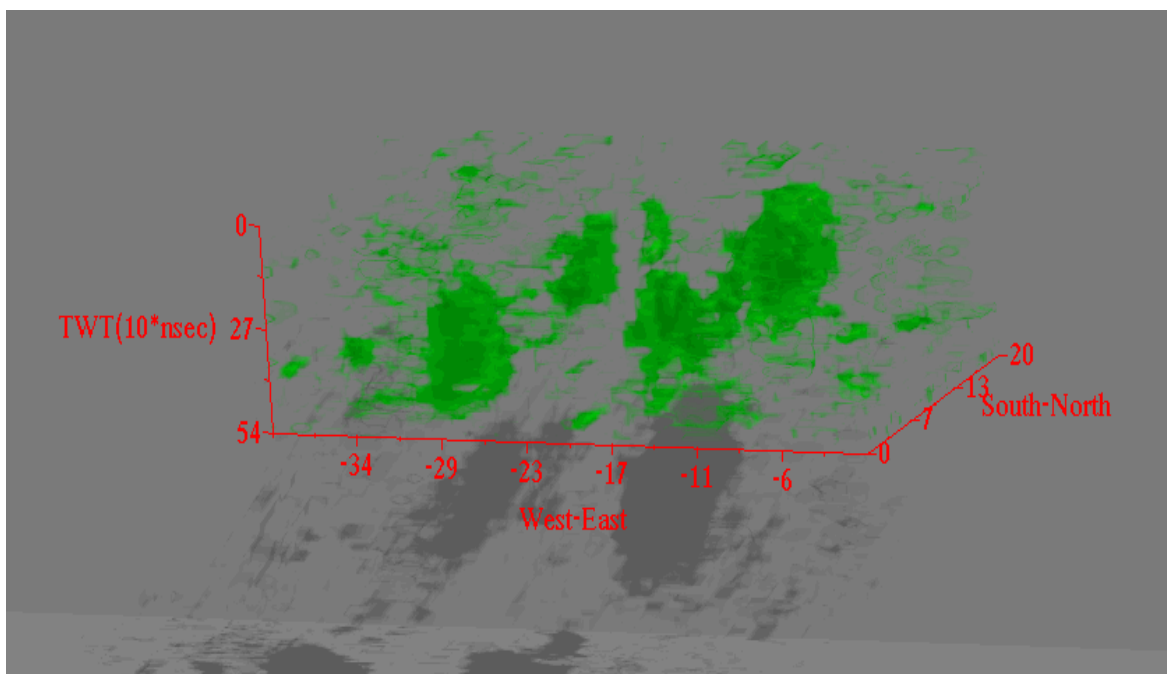


Σχήμα 5.39: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της πρώτης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec

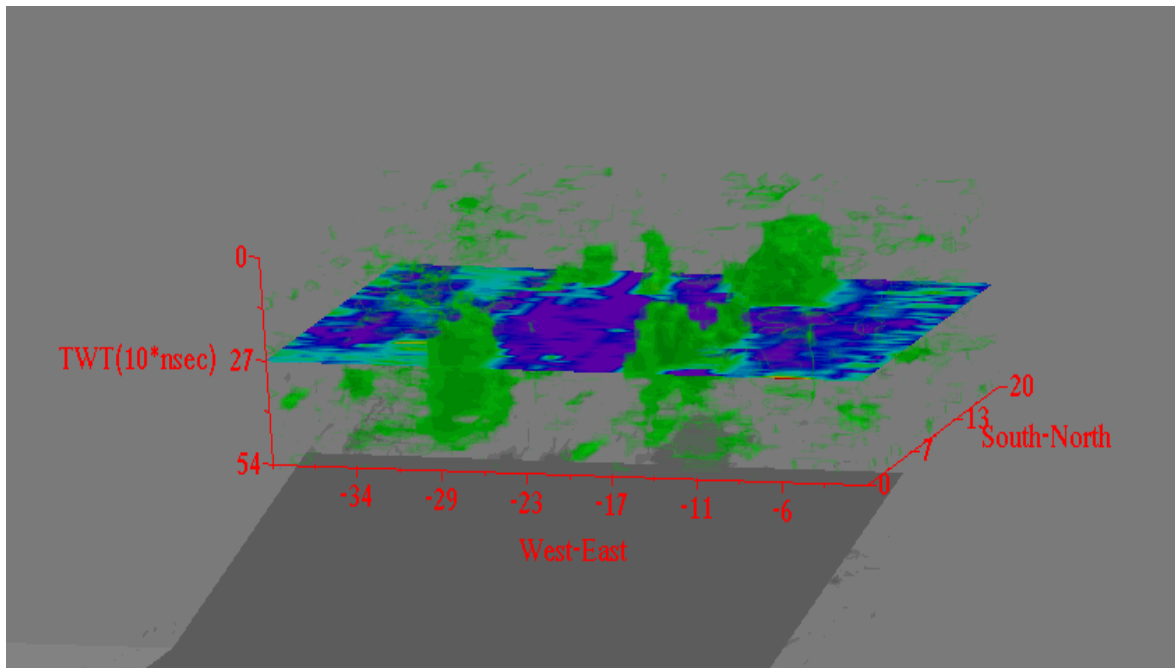
Στα σχήματα 5.40 μέχρι και 5.48 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 και 20 τάξεις αντίστοιχα. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι διαφανείς εικόνες με τομές (σχήματα 5.43 και 5.48) όπου διακρίνεται η γεωλογική ανωμαλία και η οριζόντια και κάθετη εξάπλωσή της.



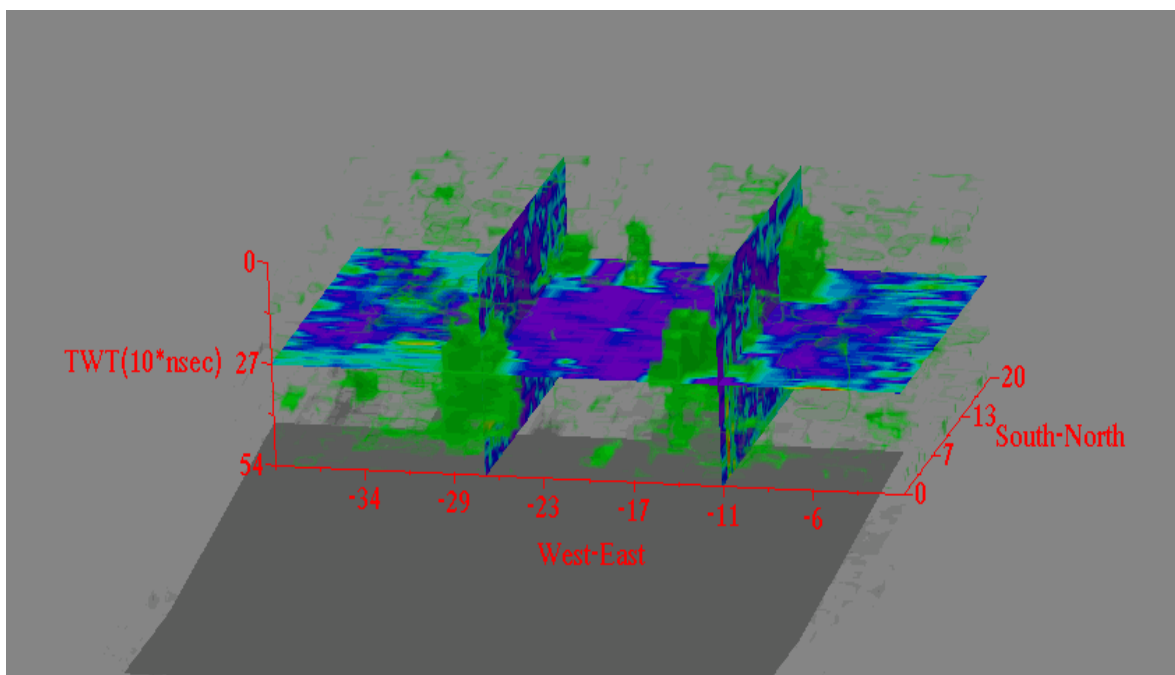
Σχήμα 5.40: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



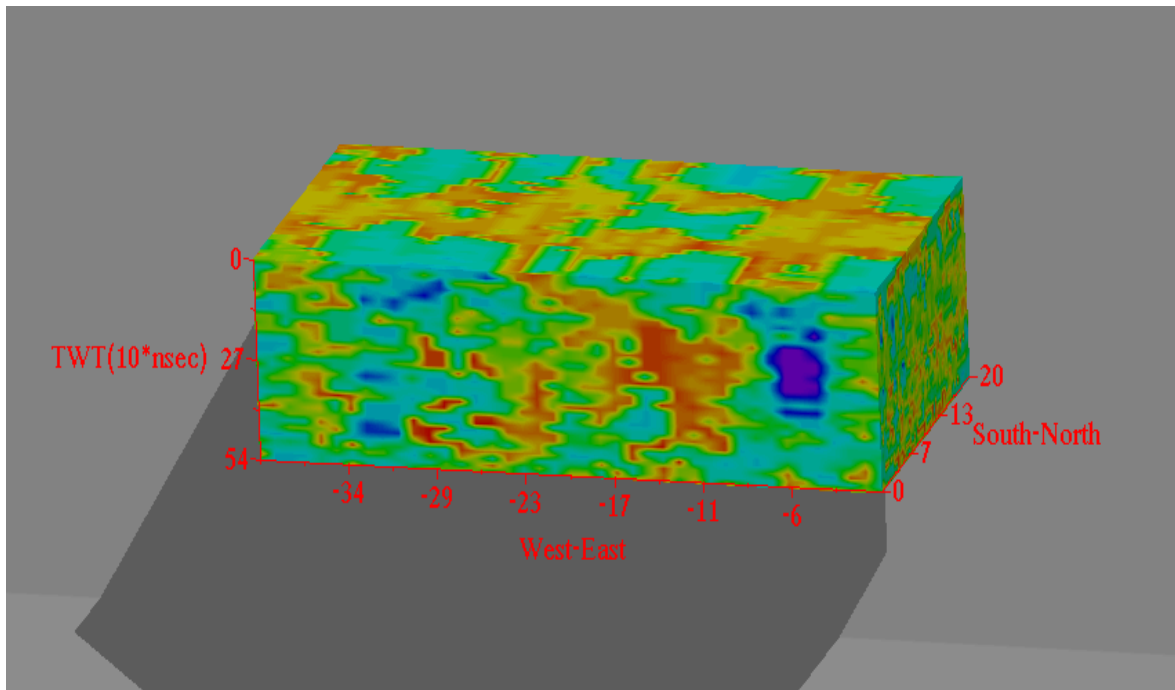
Σχήμα 5.41: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



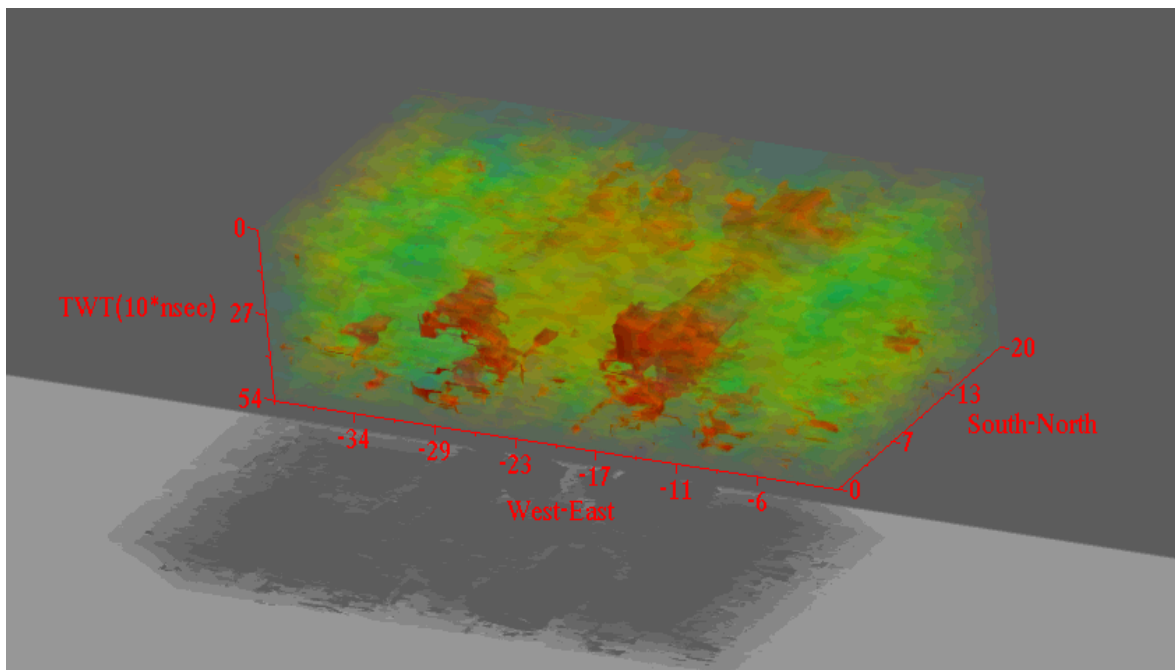
Σχήμα 5.42: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



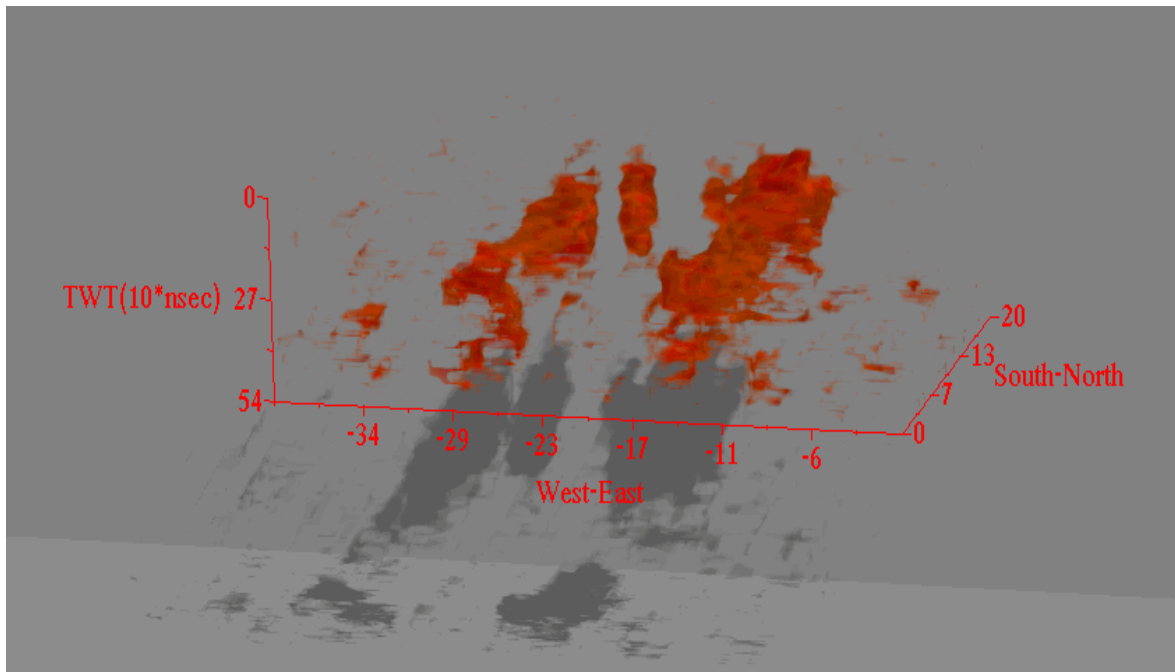
Σχήμα 5.43: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 11 και 27m αντίστοιχα



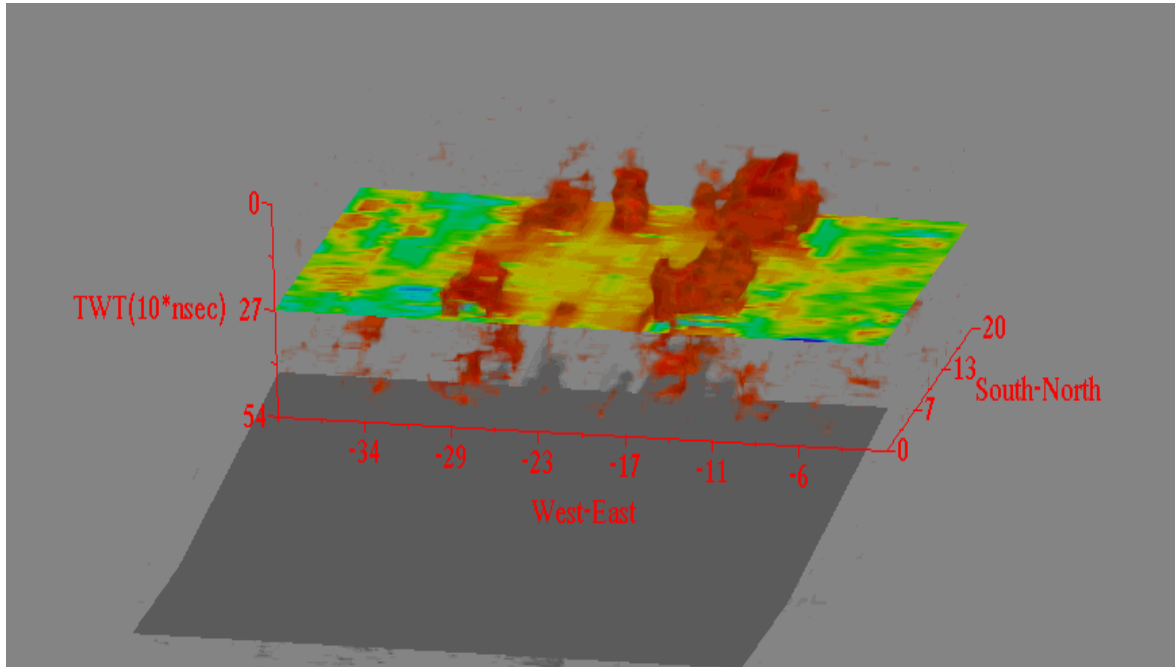
Σχήμα 5.44: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις



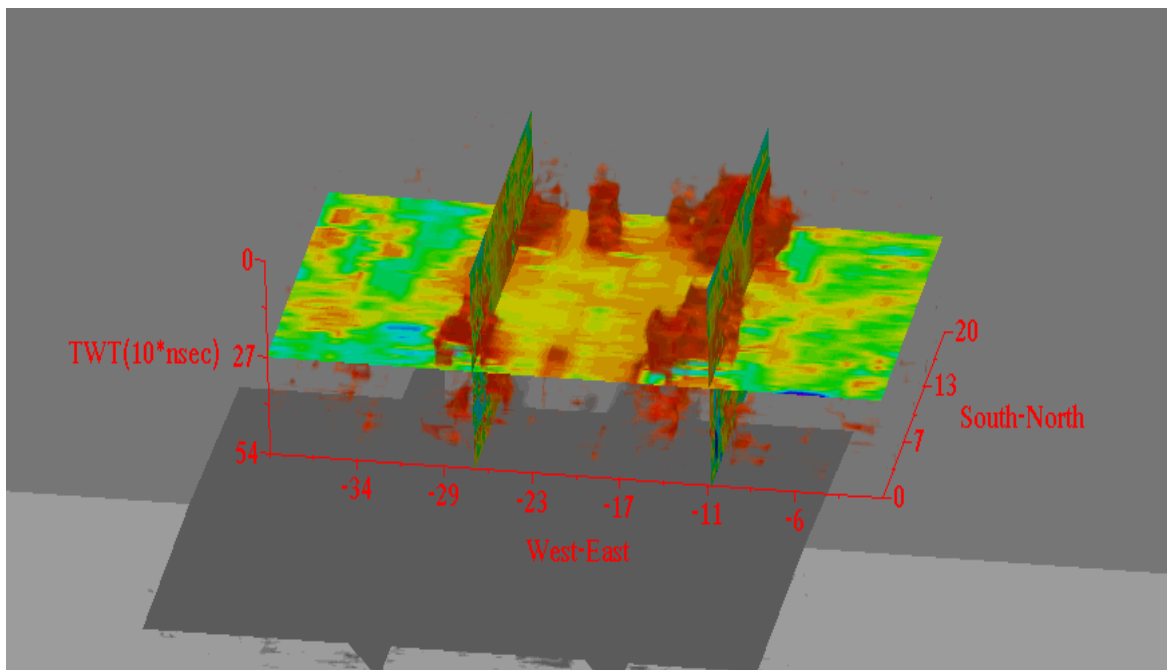
Σχήμα 5.45: Ημιδιαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις



Σχήμα 5.46: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις



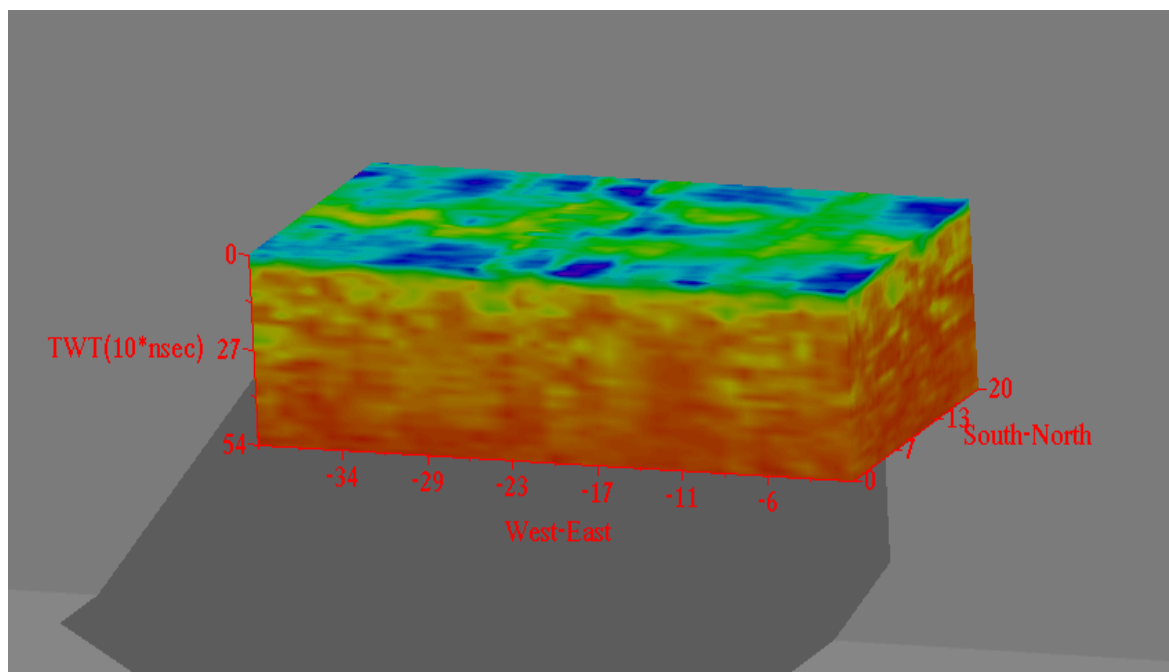
Σχήμα 5.47: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



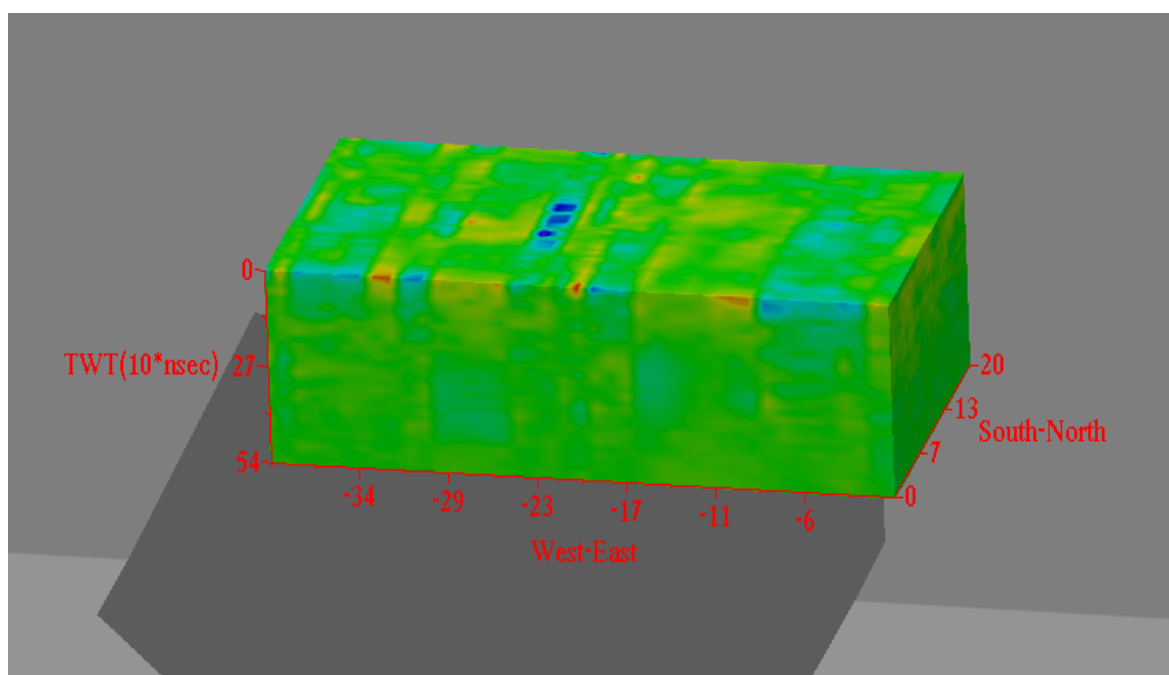
Σχήμα 5.48: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 11 και 27 m αντίστοιχα

Στα σχήματα 5.49 μέχρι και 5.61 που ακολουθούν φαίνονται οι εικόνες των τρισδιάστατων όγκων των δύο κύριων συνιστωσών (σχήματα 5.49 και 5.50), οι αντίστοιχες διαφανείς εικόνες με ή χωρίς τομές (σχήματα 5.51 μέχρι και 5.53) καθώς και τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 και 20 τάξεις αντίστοιχα (σχήματα 5.54 μέχρι και 5.61). Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η δεύτερη κύρια συνιστώσα και κυρίως το σχήμα 5.53 όπου παρατηρείται η γεωλογική ανωμαλία και η οριζόντια και κάθετη εξάπλωσή της. Από τις εικόνες της ταξινόμησης ξεχωρίζουν τα σχήματα 5.57 και 5.61 όπου και εκεί παρατηρείται η γεωλογική ανωμαλία και η εξάπλωσή της.

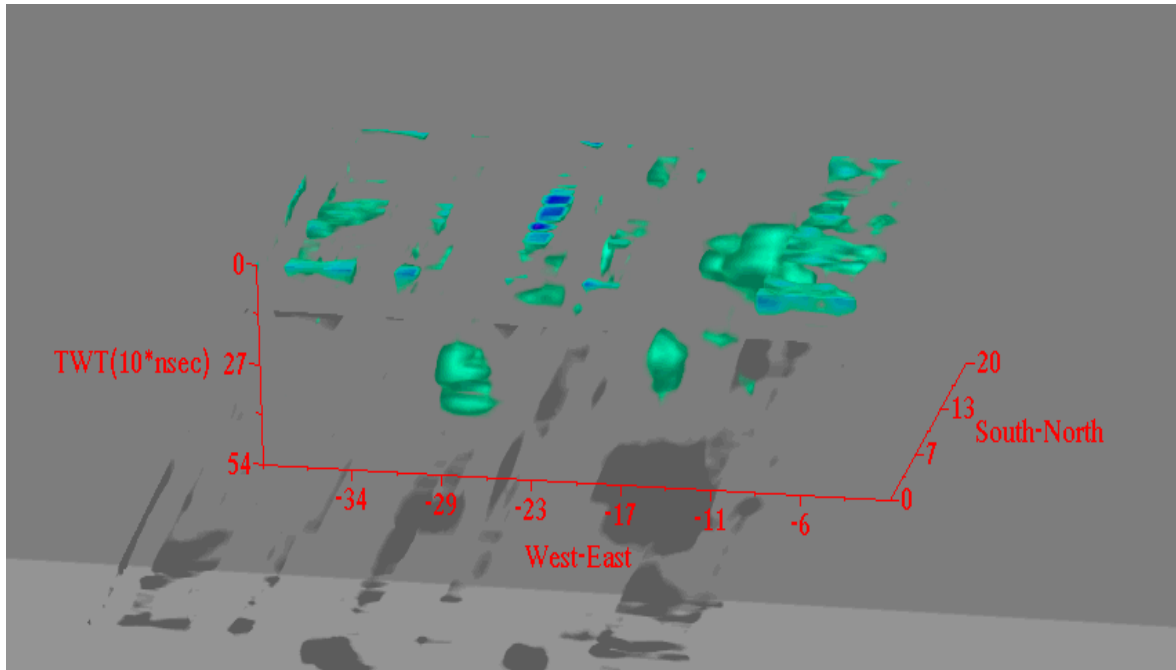
Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι στις εικόνες ταξινόμησης των κύριων συνιστωσών και στις δύο δοκιμές (run 1, run 2) διακρίνεται καλύτερα μόνο η μία από τις δύο γεωλογικές ανωμαλίες και συγκεκριμένα η ανατολική.



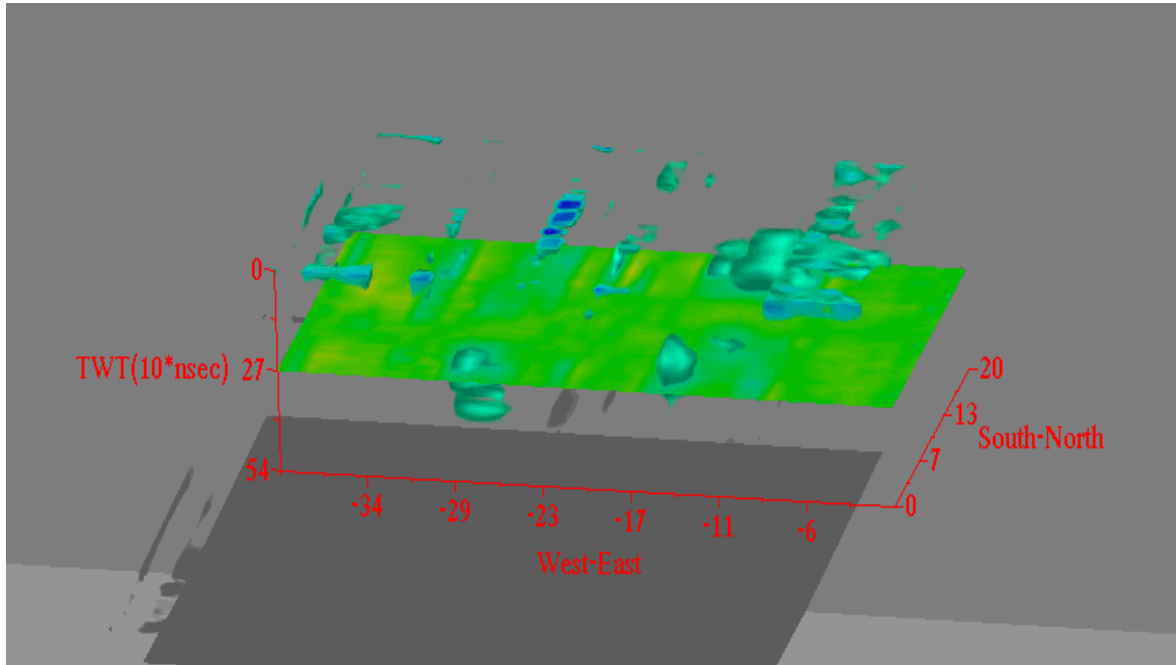
Σχήμα 5.49: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της πρώτης κύριας συνιστώσας της δεύτερης ομάδας δεδομένων



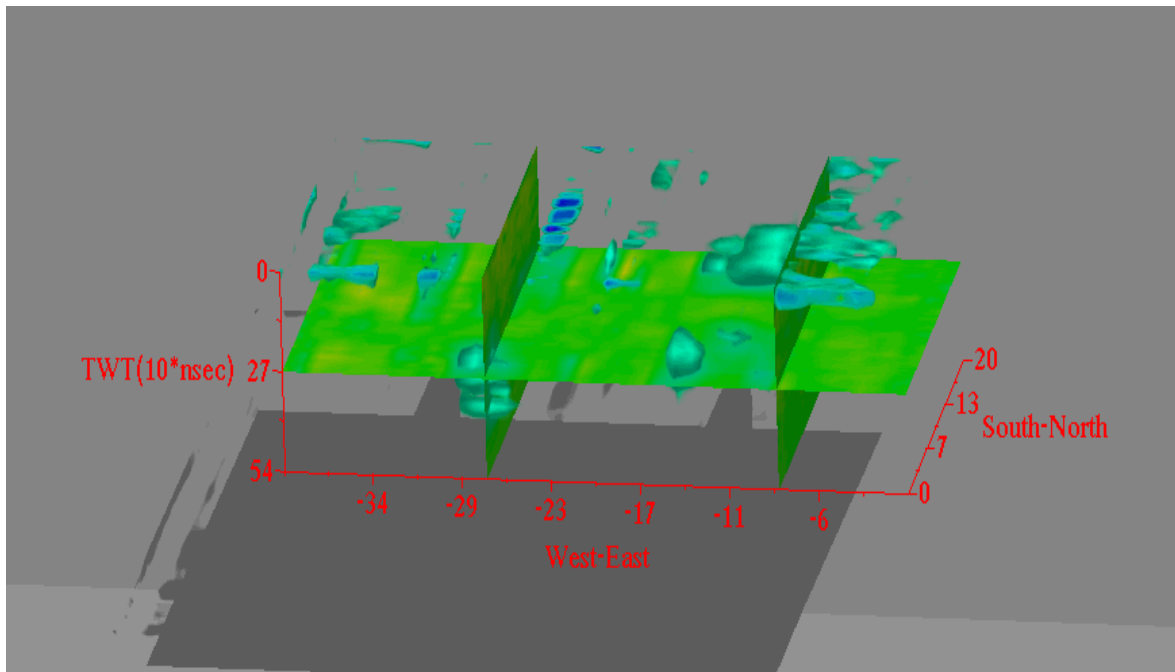
Σχήμα 5.50: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της δεύτερης ομάδας δεδομένων



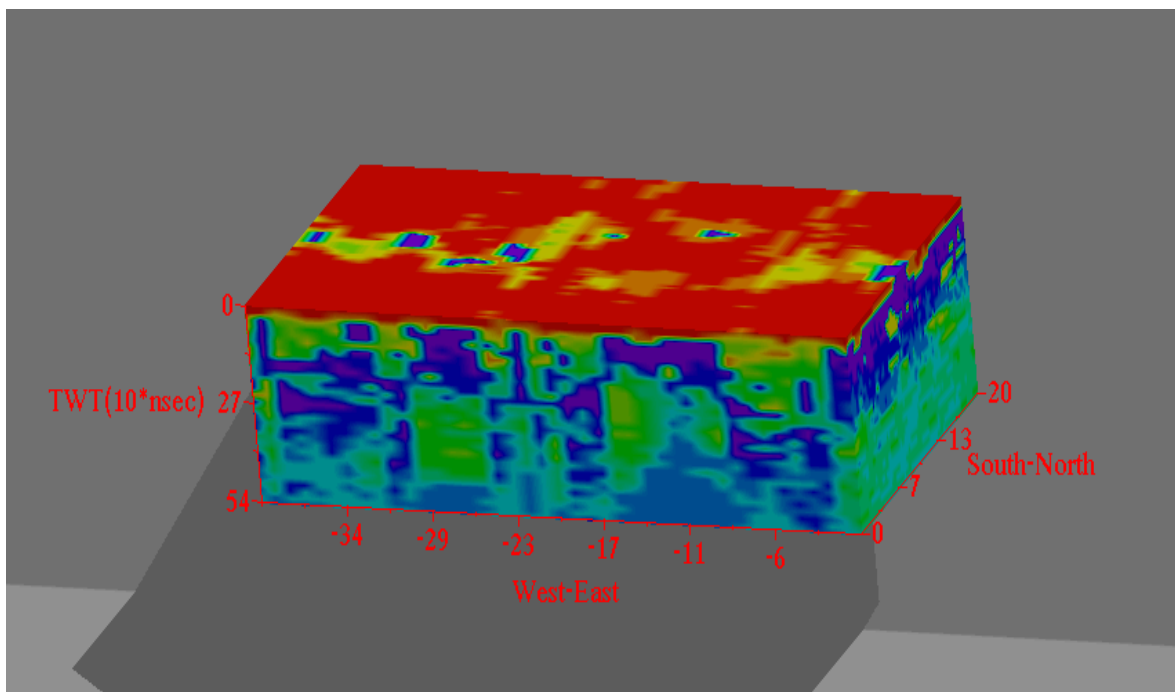
Σχήμα 5.51: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της δεύτερης ομάδας δεδομένων



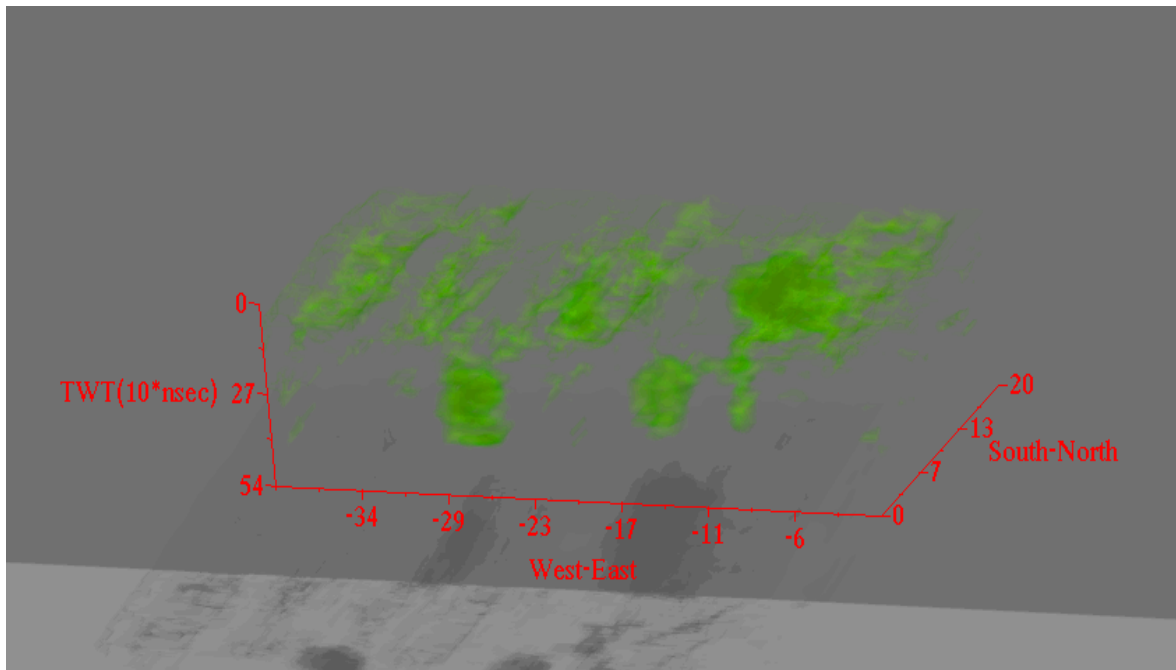
Σχήμα 5.52: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της δεύτερης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



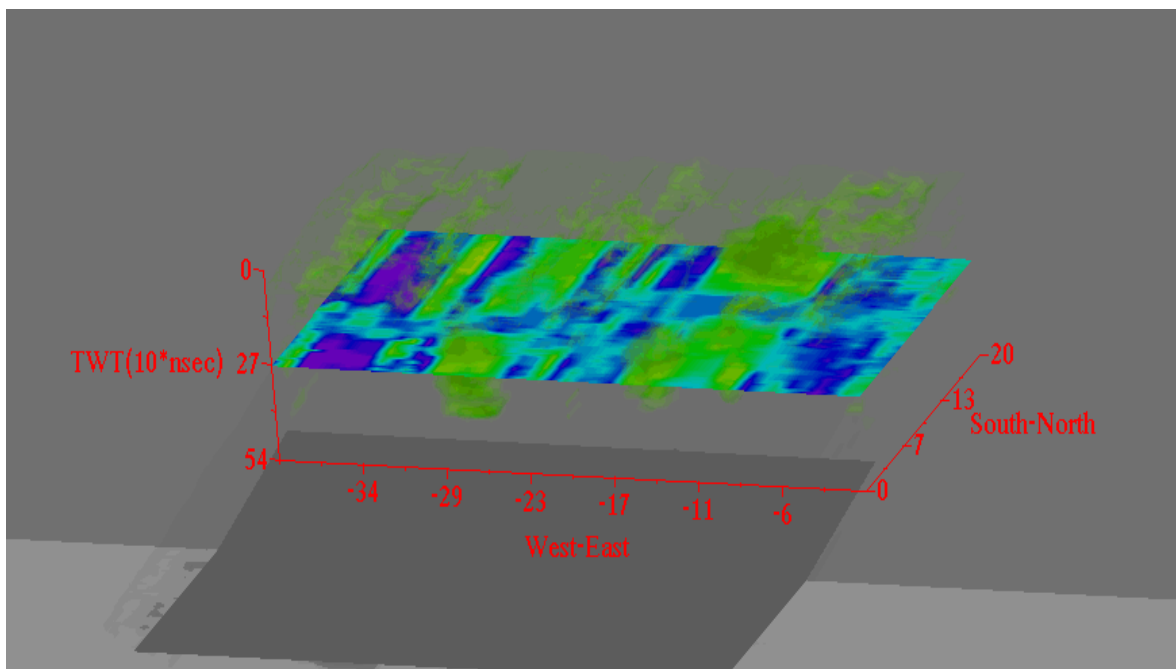
Σχήμα 5.53: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της δεύτερης κύριας συνιστώσας της δεύτερης ομάδας δεδομένων με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 8 και 27m αντίστοιχα



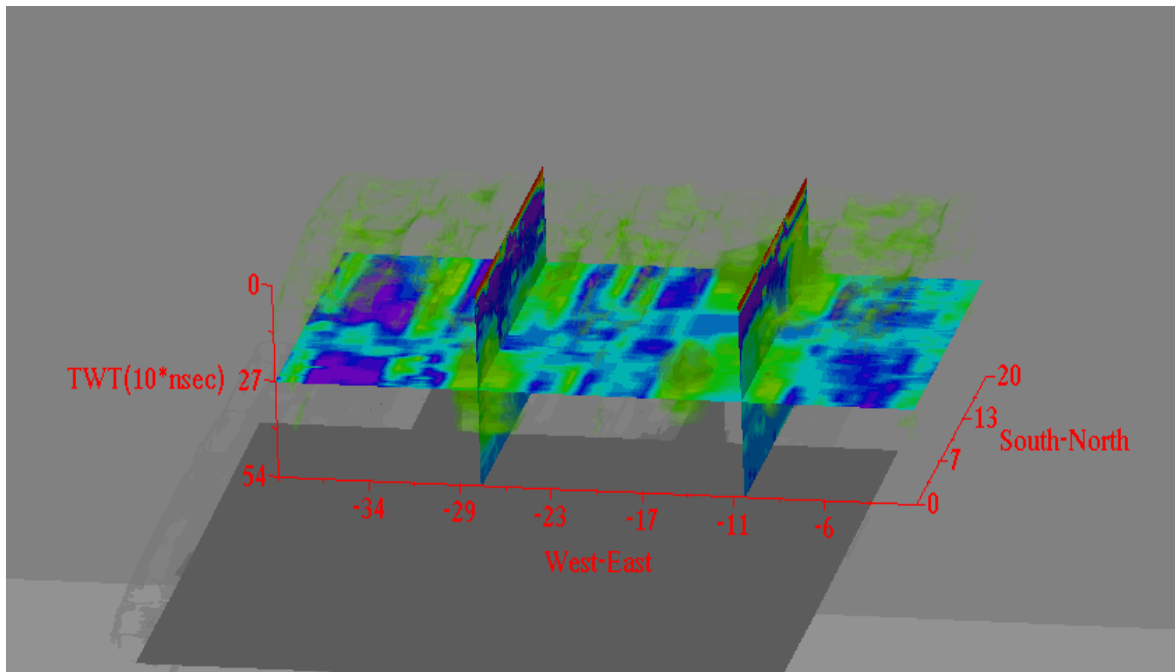
Σχήμα 5.54: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



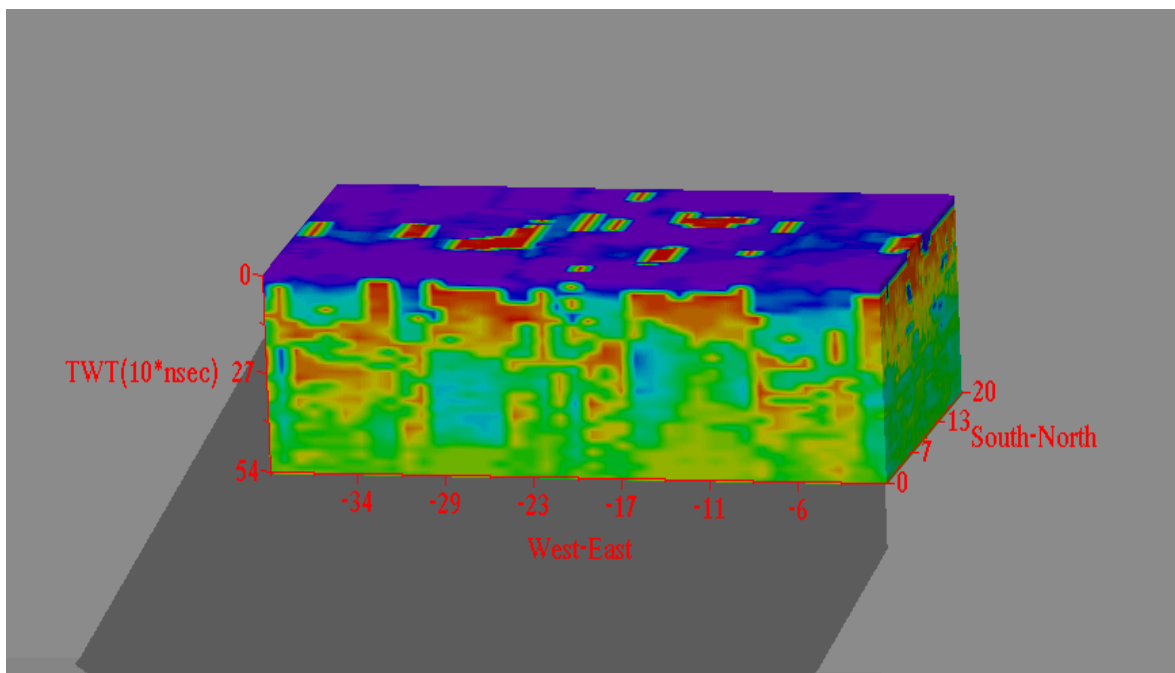
Σχήμα 5.55: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις



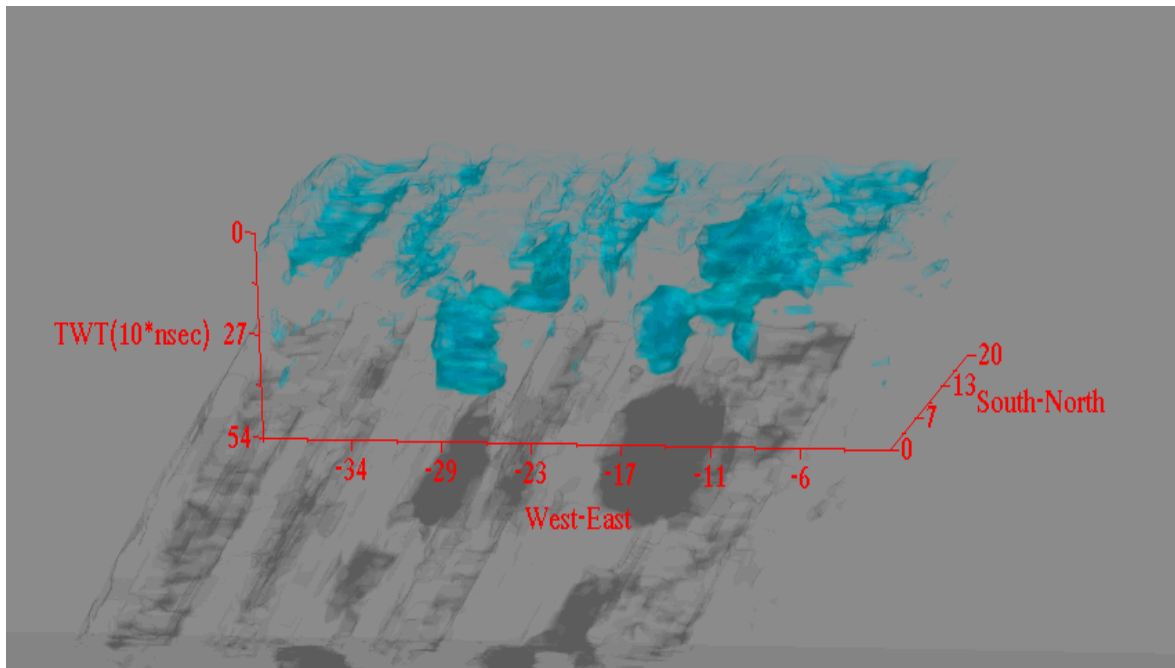
Σχήμα 5.56: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec



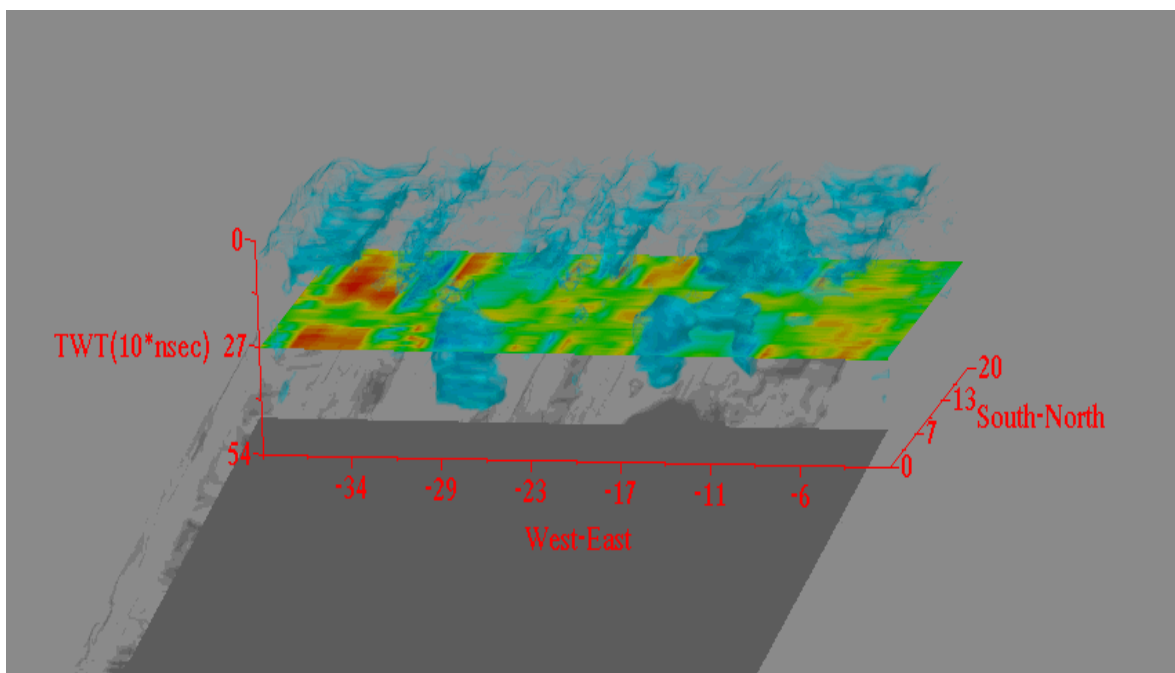
Σχήμα 5.57: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 10 και 28m αντίστοιχα



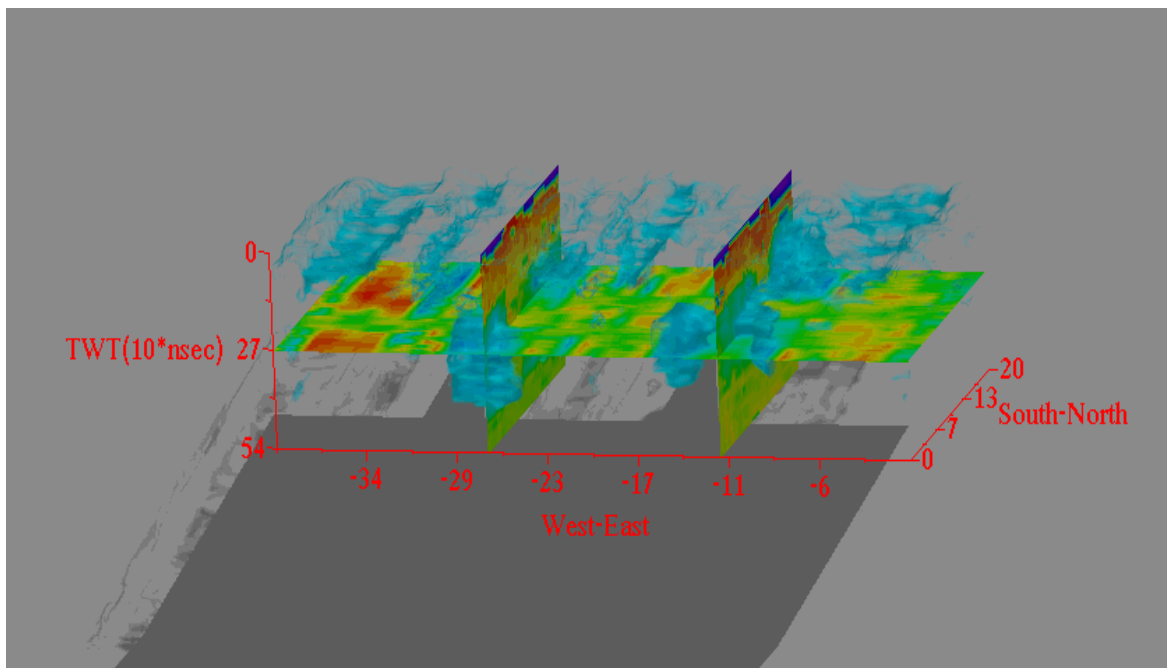
Σχήμα 5.58: Εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις



Σχήμα 5.59: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις

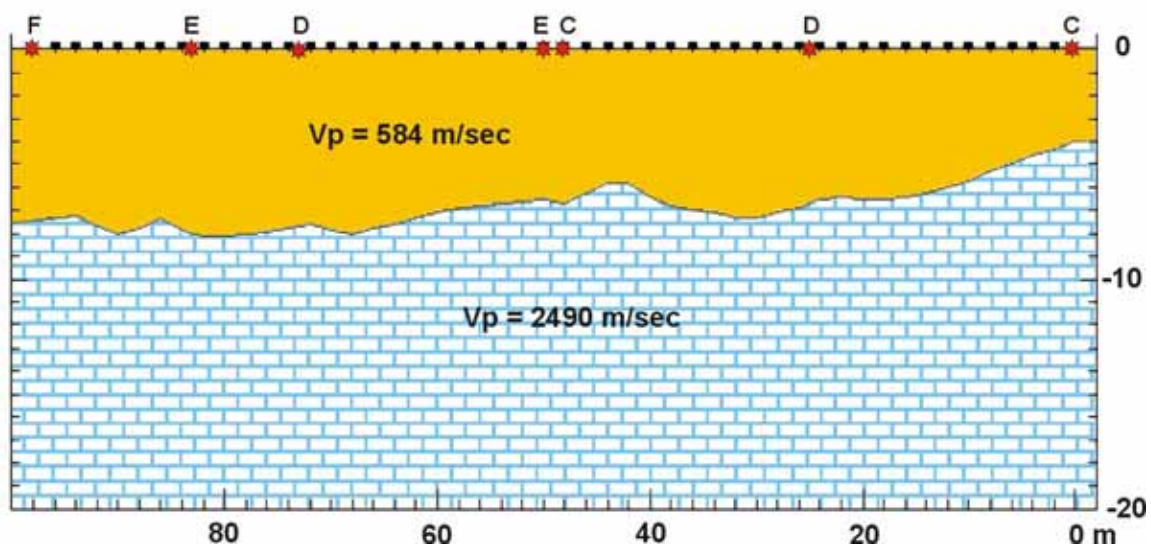


Σχήμα 5.60: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec

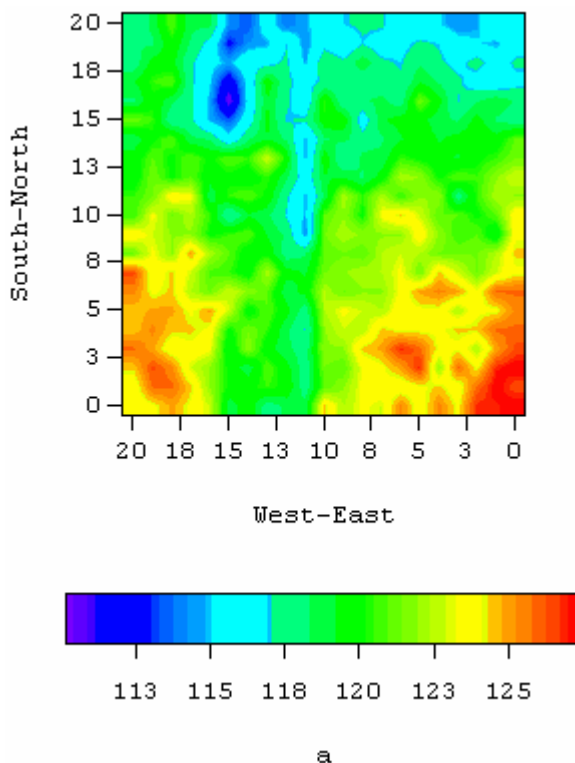


Σχήμα 5.61: Διαφανής εικόνα του τρισδιάστατου όγκου της ταξινόμησης των κυρίων συνιστωσών της δεύτερης ομάδας δεδομένων με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 20 τάξεις με μία οριζόντια τομή στα 270 nsec και με κάθετες τομές στα 12 και 26 m αντίστοιχα

Ακολουθούν εικόνες της επεξεργασίας των σεισμικών και ηλεκτρομαγνητικών μετρήσεων προκειμένου να συγκριθούν με τις αντίστοιχες του γεωραντάρ.



Σχήμα 5.62: Εικόνα των σεισμικών μετρήσεων



Σχήμα 5.63: Εικόνα των ηλεκτρομαγνητικών μετρήσεων

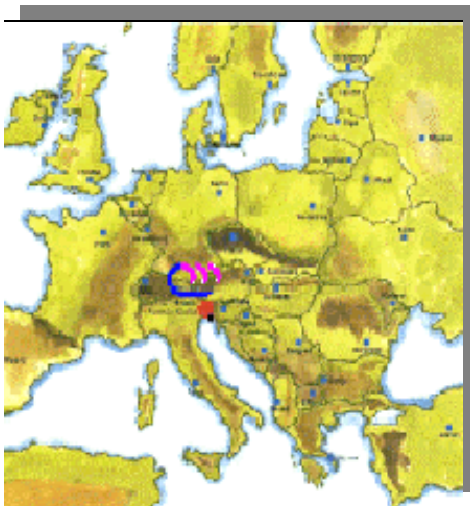
Στο σχήμα 5.62 παρατηρούμε ότι τα επιφανειακά στρώματα φθάνουν σε βάθος από 4 μέχρι 8 μέτρα. Στο σχήμα 5.63 οι μπλε περιοχές αντιστοιχούν σε εδάφη μικρών αντιστάσεων γεγονός που επιβεβαιώνει την ύπαρξη γεωλογικής ανωμαλίας στο υπέδαφος, συμπέρασμα στο οποίο καταλήξαμε και από τις εικόνες του γεωραντάρ.

5.3 Περιοχή Spianata, Monfalcone, Βόρειο Ιταλία

Η περιοχή Spianata βρίσκεται στην βορειοανατολική Ιταλία, στην πόλη Monfalcone. Πρόκειται για βιομηχανική περιοχή η οποία χρησίμευε για 70 με 80 χρόνια ως χώρος απόθεσης αποβλήτων και συγκεκριμένα:

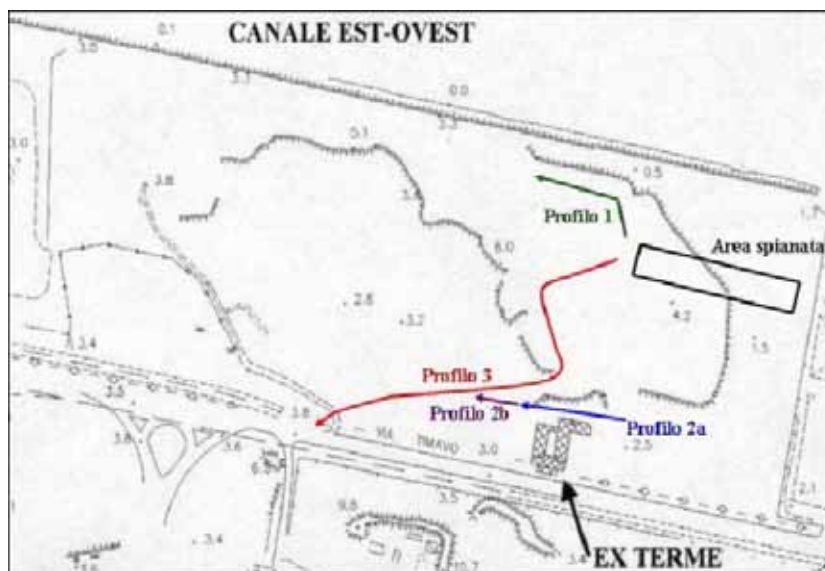
- Στάχτες από θερμοηλεκτρικό σταθμό ενέργειας
- Στάχτες από δημοτικό κλίβανο αποτέφρωσης
- Αστικά απόβλητα
- Μπάζα

Τα υλικά αυτά αποτέθηκαν στην περιοχή χωρίς να ληφθούν μέτρα προστασίας .



Σχήμα 5.62: Η περιοχή Monfalcone (Μ. Κουκαδάκη, Μ. Τζιμούρτος, 2002)

Η περιοχή χαρακτηρίζεται από την παρουσία θερμών πηγών νερού θερμοκρασίας 38-40⁰C στην επιφάνεια, καθώς και από την παρουσία ενός καναλιού που διαρρέεται από αλμυρό νερό στα βόρεια. Για την περιχαράκωση της περιοχής έχουν πραγματοποιηθεί συνολικά 15 γεωτρήσεις, ενώ σε 6 από αυτές έχουν τοποθετηθεί πιεζόμετρα για την παρακολούθηση της στάθμης και της κίνησης του υπόγειου νερού κατά τις υγρές και ξηρές περιόδους του χρόνου.



Σχήμα 5.63: Τοποθεσία της περιοχής Area Spianata

Η γεωλογική τομή της περιοχής από πάνω προς τα κάτω όπως διαπιστώθηκε από γεώτρηση που έγινε, είναι η εξής:

- Ανομοιογενή υλικά: αμμοχάλικο με ασβεστόλιθους, άμμος και ίλος
- Γκρι ή μαύρη λασπώδης άμμος με οργανικά υλικά
- Ασβεστόλιθοι με καφέ χρώματος ίλυ
- Γκρι ίλος και άργιλος
- Μαύρου χρώματος λασπώδης άμμος και αμμώδης ίλος με οργανικό υλικό
- Μαύρου χρώματος λασπώδης άμμος και αμμώδης ίλος με εναλλαγή οργανικής λασπώδους άμμου και αμμώδους ίλος με κελύφη
- Ασβεστούχα στρογγυλοποιημένα χαλίκια με άμμο αναμιγμένη με χαλίκια και ίλυ
- Αμμώδη χαλίκια με καφέ χρώματος ίλυ και ογκόλιθους
- Γκρι αμμώδης άργιλος
- Γκρι ασβεστόλιθος έντονα κατακερματισμένος

Όπως διαπιστώνουμε η γεωλογία της περιοχής συνοψίζεται σε αλλουβιακές αποθέσεις που υπέρκεινται του ασβεστολιθικού υπόβαθρου.

5.3.1 Σχεδιασμός διασκόπησης στην περιοχή Area Spianata

Στην περιοχή αυτή πραγματοποιήθηκαν γεωφυσικές διασκοπήσεις με την βοήθεια των ηλεκτρικών μεθόδων και του υπεδάφειου ραντάρ σε ένα κάρναβο διαστάσεων 80 x12 m. Η ανάκτηση των μετρήσεων με το γεωραντάρ επιτεύχθηκε με την χρησιμοποίηση κεραιών συχνότητας 50MHz, 100MHz, 250MHz και 500MHz.

Ο στόχος της μελέτης της περιοχής με κεραίες των 50 και 100 MHz ήταν να αξιολογηθεί η γεωλογία της περιοχής και να αποκτηθούν πληροφορίες για όσο το δυνατόν μεγαλύτερα βάθη (κάτω από τους αναμενόμενους ασβεστόλιθους). Δυστυχώς, αυτός ο στόχος δεν επιτεύχθηκε λόγω της υψηλής απορροφητικότητας του ανώτερου στρώματος. Ενώ στόχος της μελέτης με κεραίες των 500 MHz ήταν να καθοριστεί με υψηλή ανάλυση το βάθος των αποβλήτων.

Οι γραμμές μελέτης που ορίστηκαν στην περιοχή ήταν οι εξής:

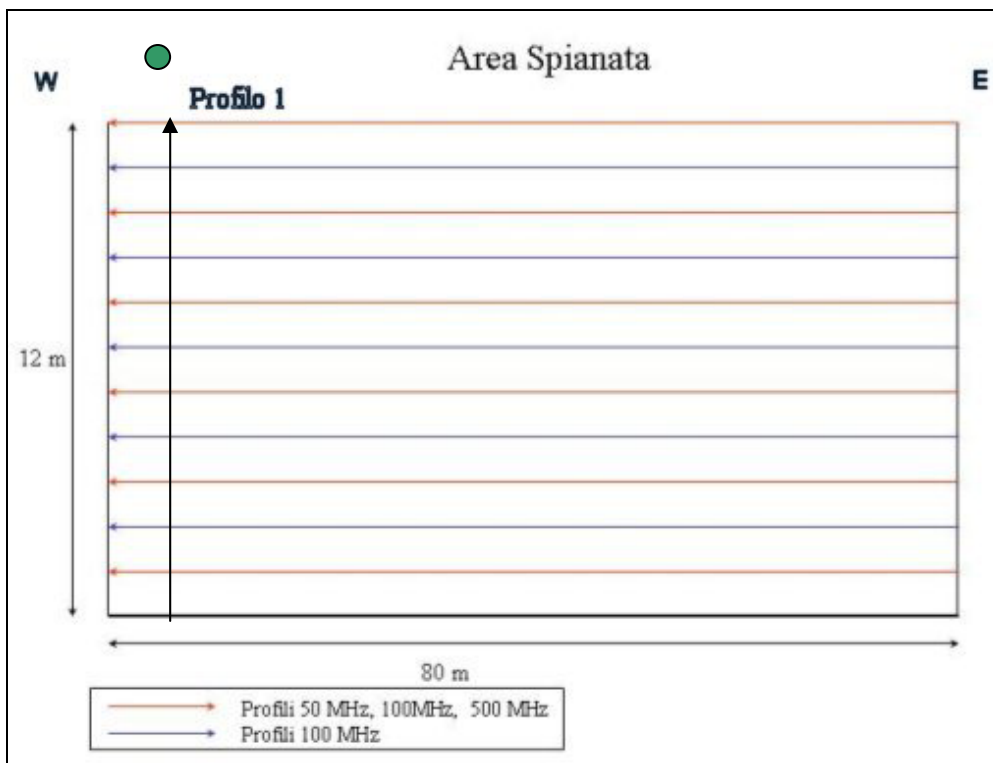
- 11 γραμμές μελέτης με μεταξύ τους απόσταση 1m, προσανατολισμό από βορά προς νότο και διεύθυνση ανατολικά προς δυτικά.
- 6 γραμμές μελέτης με μεταξύ τους απόσταση 2m, προσανατολισμό από βορά προς νότο και διεύθυνση ανατολικά προς δυτικά.
- 13 γραμμές μελέτης με μεταξύ τους απόσταση 1m, προσανατολισμό από νότο προς βορά και διεύθυνση ανατολικά προς δυτικά.
- 81 γραμμές μελέτης με μεταξύ τους απόσταση 1m, προσανατολισμό από ανατολή προς δύση και διεύθυνση από βορά προς νότο.

Οι παράμετροι που ορίστηκαν κατά την διεξαγωγή των μετρήσεων παρουσιάζονται στον πίνακα 5.4

Πίνακας 5.4

| Μέθοδος | Κεντρική συχνότητα εκπομπής MHz | Βήμα διασκόπησης m | Διάστημα δειγματοληψίας ns | Συνολικός χρόνος καταγραφής ns |
|----------------|--|-----------------------------------|---|---|
| Ανάκλασης | 50 | 0.25 | 1.92 | 910 |
| Ανάκλασης | 100 | 0.1 | 0.88 | 900 |
| Ανάκλασης | 500 | 0.03 | 0.2 | 118 |
| Ανάκλασης | 250 | 0.1 | 0.398 | 200 |

Ο σχεδιασμός των γραμμών μελέτης με κεραίες 50, 100 και 500 MHz αντίστοιχα παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα όπου επίσης φαίνεται η γραμμή μελέτης 80 και η θέση της γεώτρησης.



Σχήμα 5.64: Γραμμές μελέτης με κεραίες 50, 100 και 500 MHz

5.3.2 Επεξεργασία δεδομένων

Η επεξεργασία έγινε στην γραμμή μελέτης 80 με προσανατολισμό από ανατολή προς δύση και διεύθυνση από βορά προς νότο, στην οποία χρησιμοποιήθηκαν κεραίες συχνότητας 250 MHz και στην προέκταση της οποίας βρίσκονταν η μία εκ των τριών γεωτρήσεων στον συγκεκριμένο κάνναβο.

Αρχικά στα ακατέργαστα δεδομένα εφαρμόσαμε το φίλτρο αυτόματης ενίσχυσης (AGC) το οποίο χρησιμεύει στην ενίσχυση των ασθενών σημάτων που προκύπτουν κατά την εξασθένιση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων στο υπέδαφος.

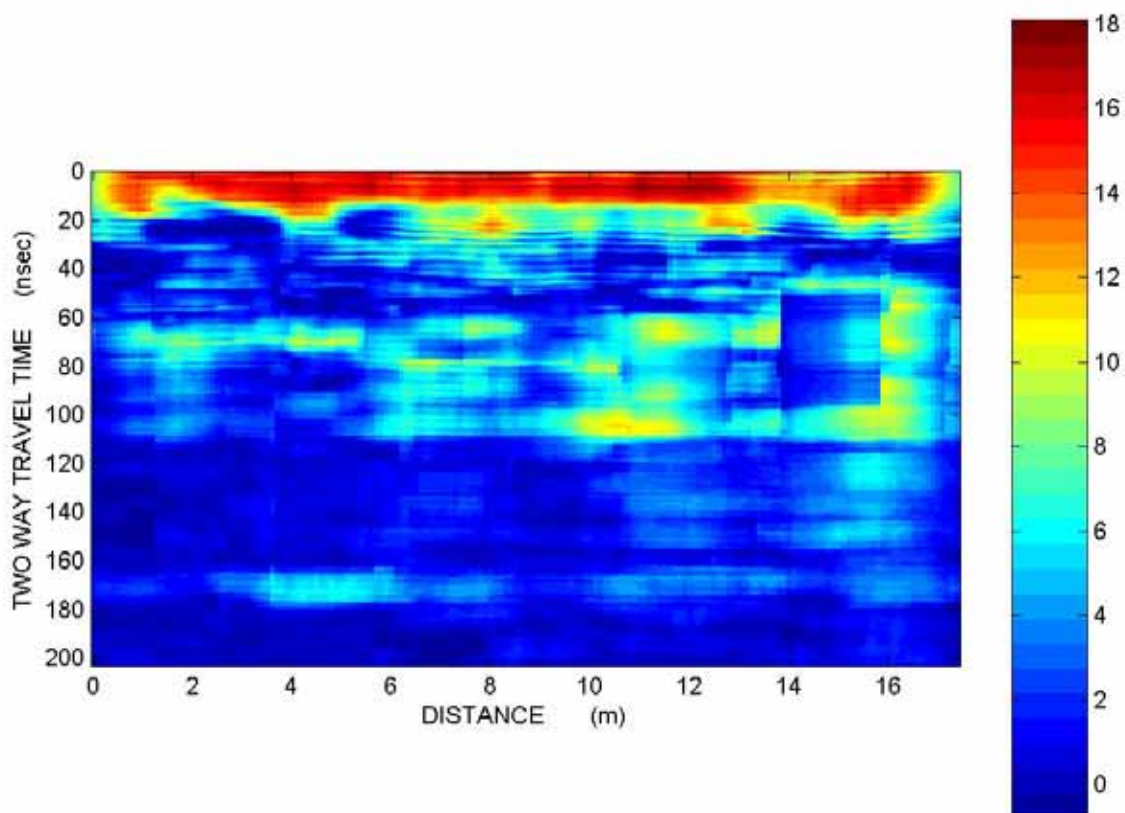
Στην συνέχεια υπολογίστηκε ομάδα μιγαδικών χαρακτηριστικών που περιλαμβάνει 3 φυσικά και 1 γεωμετρικό.

Τα αντίστοιχα attributes που χρησιμοποιήθηκαν παρουσιάζονται στον πίνακα 5.5.

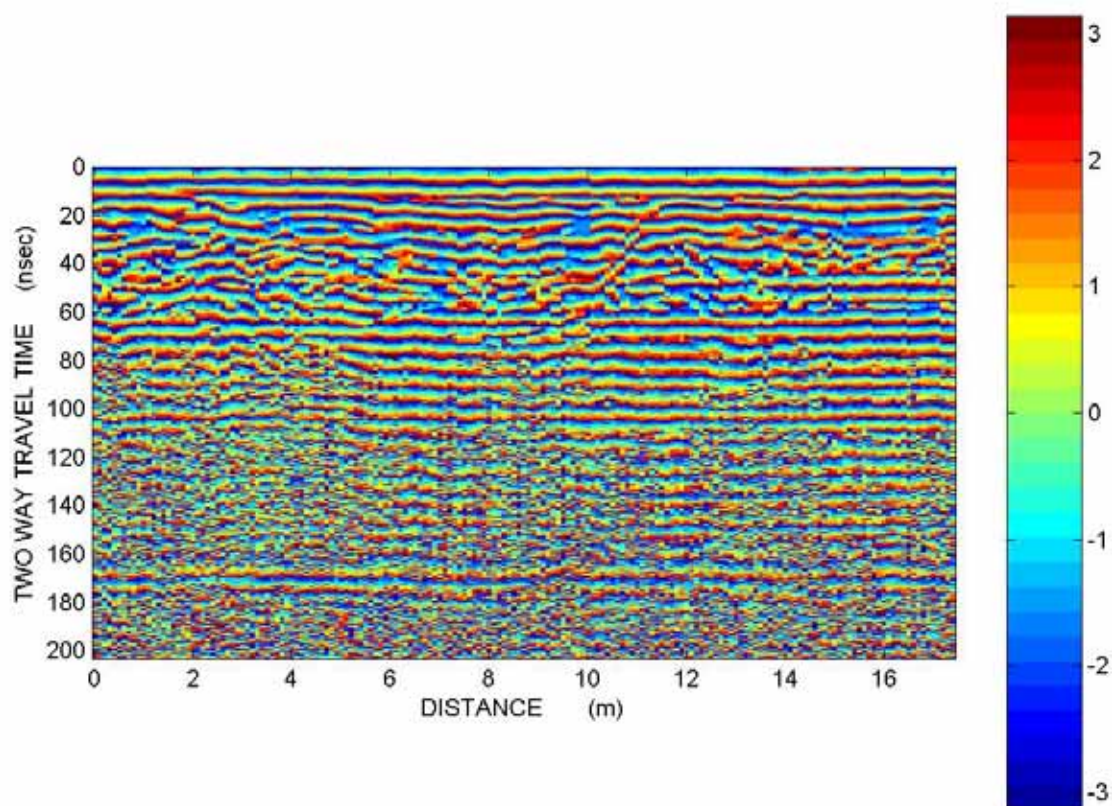
Πίνακας 5.5

| Run 1 | |
|--|--|
| Φυσικά ή Στιγμαία χαρακτηριστικά | Γεωμετρικά χαρακτηριστικά |
| <ul style="list-style-type: none"> ➤ Στιγμαίο πλάτος σε κλίμακα dB ➤ Στιγμαία φάση | <ul style="list-style-type: none"> ➤ Συνάφεια |

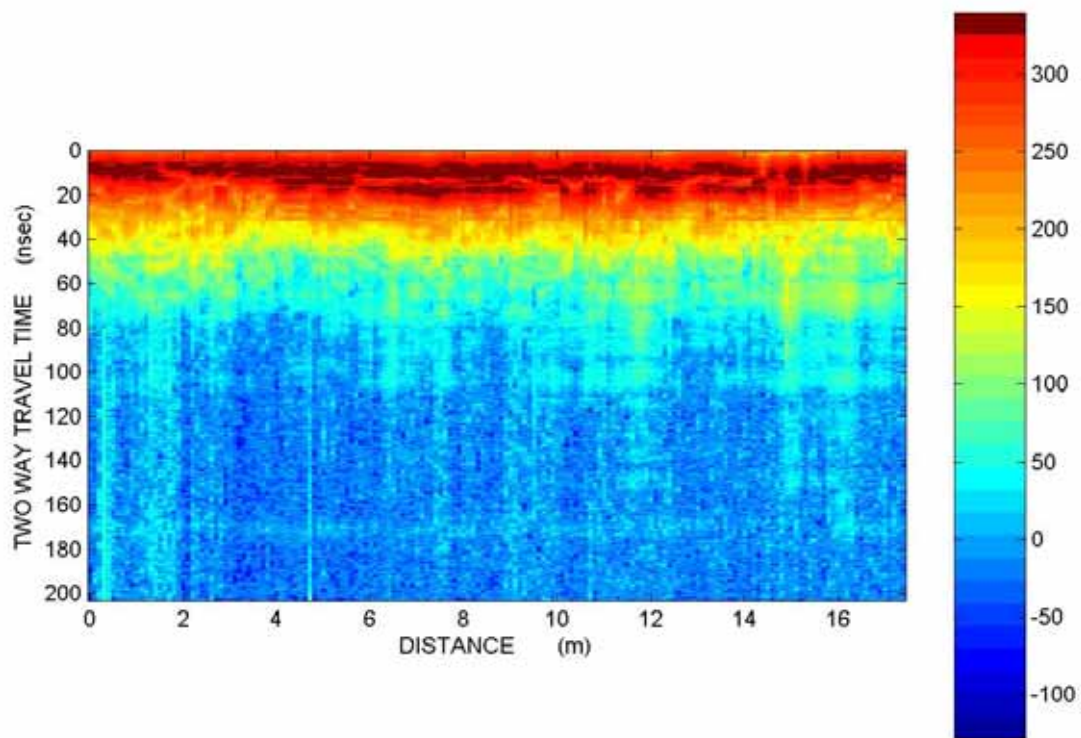
Ακολουθούν οι εικόνες των μιγαδικών χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν.



Σχήμα 5.65: Συνάφεια

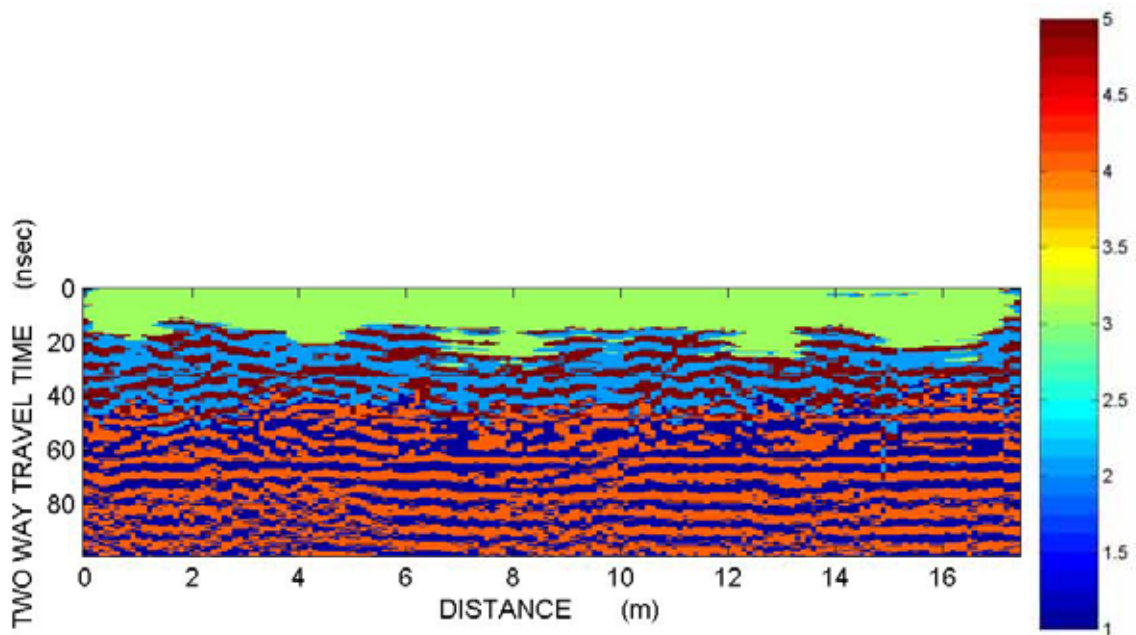


Σχήμα 5.66: Στιγμιαία φάση

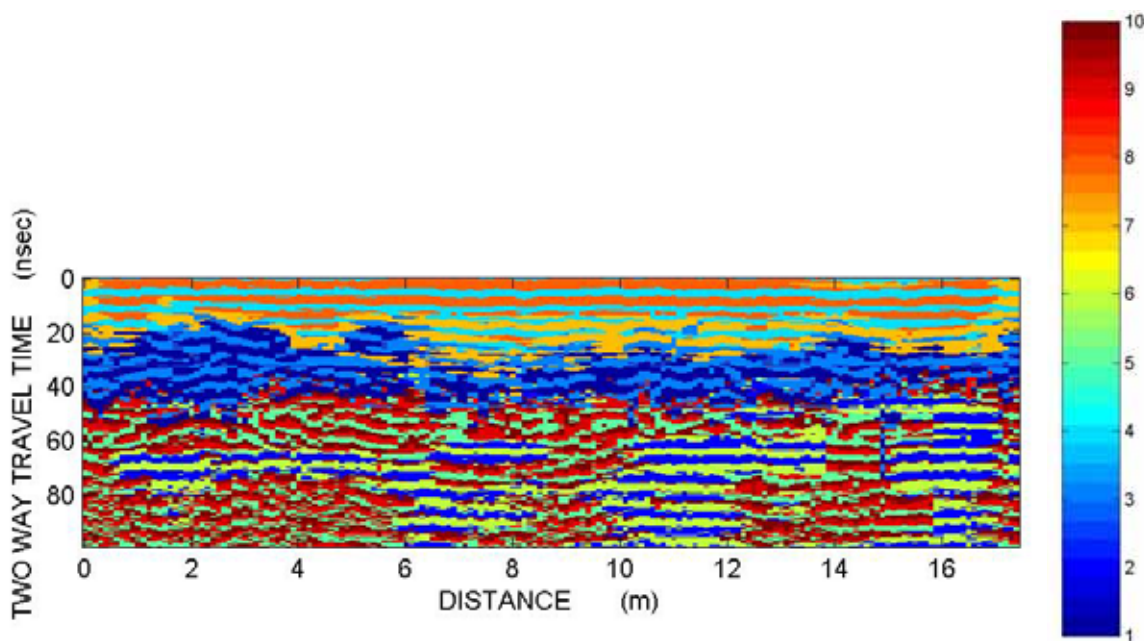


Σχήμα 5.67: Στιγμιαίο πλάτος σε κλίμακα dB

Το τελευταίο βήμα επεξεργασίας των δεδομένων αποτέλεσε η ταξινόμηση. Τα τρία μιγαδικά χαρακτηριστικά ταξινομήθηκαν με την συμβατική μέθοδο των K – μέσων τιμών σε 5 και 10 τάξεις μέχρι τα 100 nsec και σε 10 τάξεις μέχρι τα 200 nsec. Ακολουθούν οι εικόνες της ταξινόμησης.

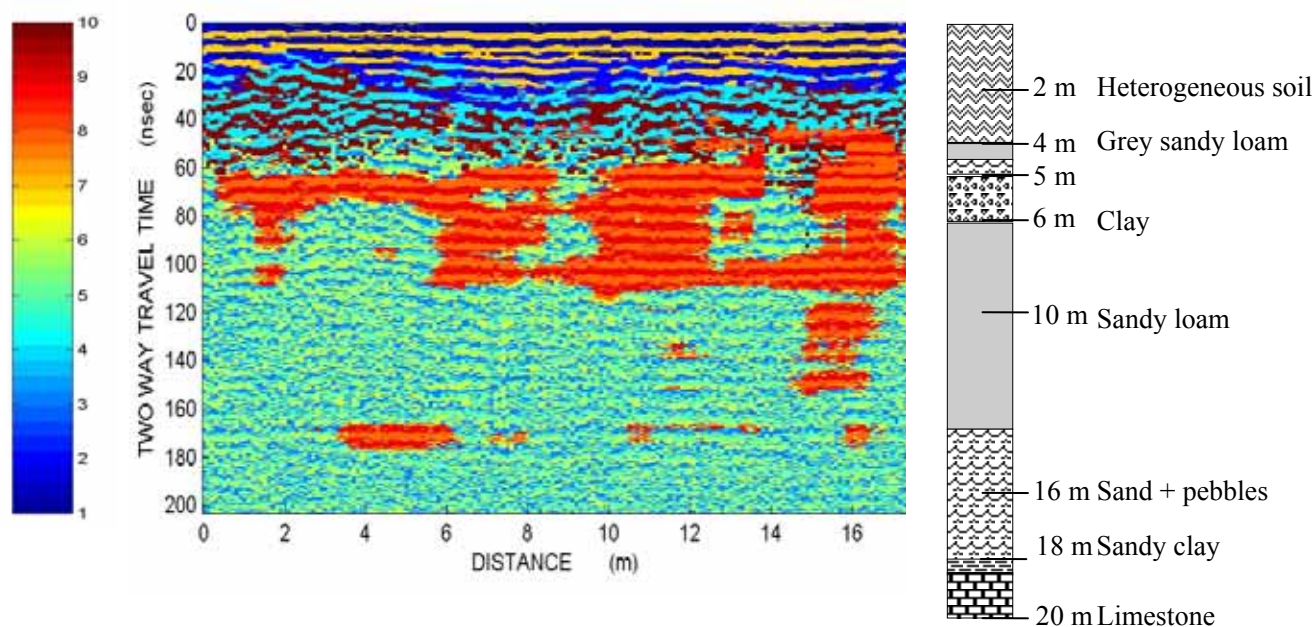


Σχήμα 5.68: Ταξινόμηση με την μέθοδο των K – μέσων τιμών σε 5 τάξεις μέχρι τα 100 nsec



Σχήμα 5.69: Ταξινόμηση με την μέθοδο των K – μέσων τιμών σε 10 τάξεις μέχρι τα 100 nsec

Στην εικόνα της ταξινόμησης των K – μέσων τιμών σε 5 τάξεις μέχρι τα 100 nsec παρατηρούνται 3 λιθολογικές ομάδες, στην εικόνα της ταξινόμησης σε 10 τάξεις μέχρι τα 100 nsec διακρίνονται 5 λιθολογικές ομάδες και στην εικόνα ταξινόμησης σε 10 τάξεις μέχρι τα 200 nsec διακρίνονται πάλι 5 λιθολογικές ομάδες.



Σχήμα 5.70: Ταξινόμηση με την μέθοδο των K – μέσων τιμών σε 10 τάξεις μέχρι τα 200 nsec

Όπως διαπιστώνεται και από τα αποτελέσματα της ταξινόμησης που παρουσιάζονται στο σχήμα 5.70 αλλά και από τα στοιχεία της γεώτρησης που πραγματοποιήθηκε κοντά στον κάνναβο δεν υπάρχουν ενδείξεις που να πιστοποιούν την ύπαρξη ουσιών μόλυνσης. Επιπλέον από την σύγκριση των εικόνων του γεωραντάρ και των στοιχείων της γεώτρησης διαπιστώνεται πώς οι τρεις πρώτες ομάδες της εικόνας 5.70 αντιστοιχούν σε φερτά υλικά, η ομάδα με πορτοκαλί χρώμα σε άργιλο και η ομάδα με πράσινο χρώμα σε μείγμα άμμου και πηλού.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

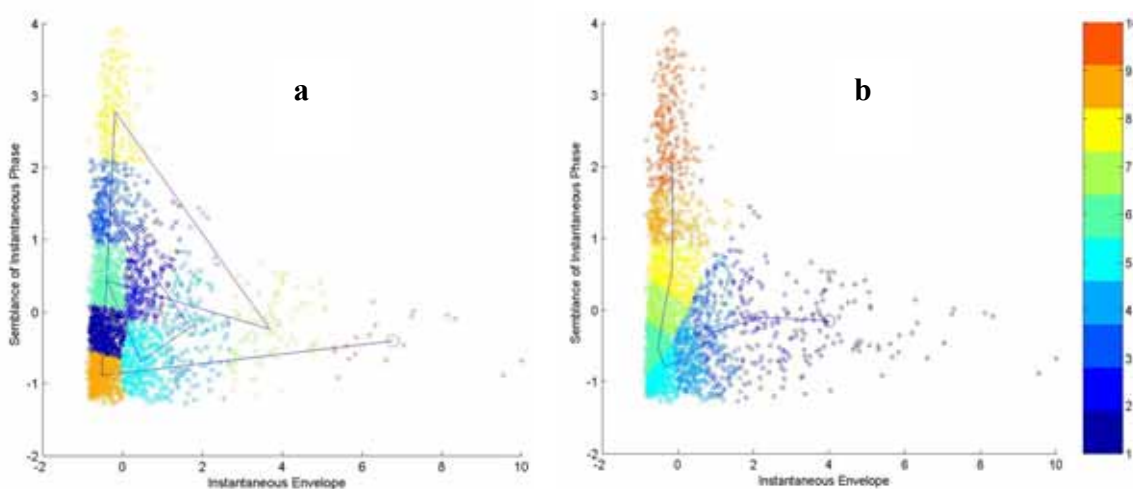
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ**6.1 Συμπεράσματα**

Ο σκοπός της διπλωματικής εργασίας ήταν να αναπτυχθεί κατάλληλη μεθοδολογία για την επεξεργασία δεδομένων γεωραντάρ αποβλέποντας στην επίλυση περιβαλλοντικών προβλημάτων.

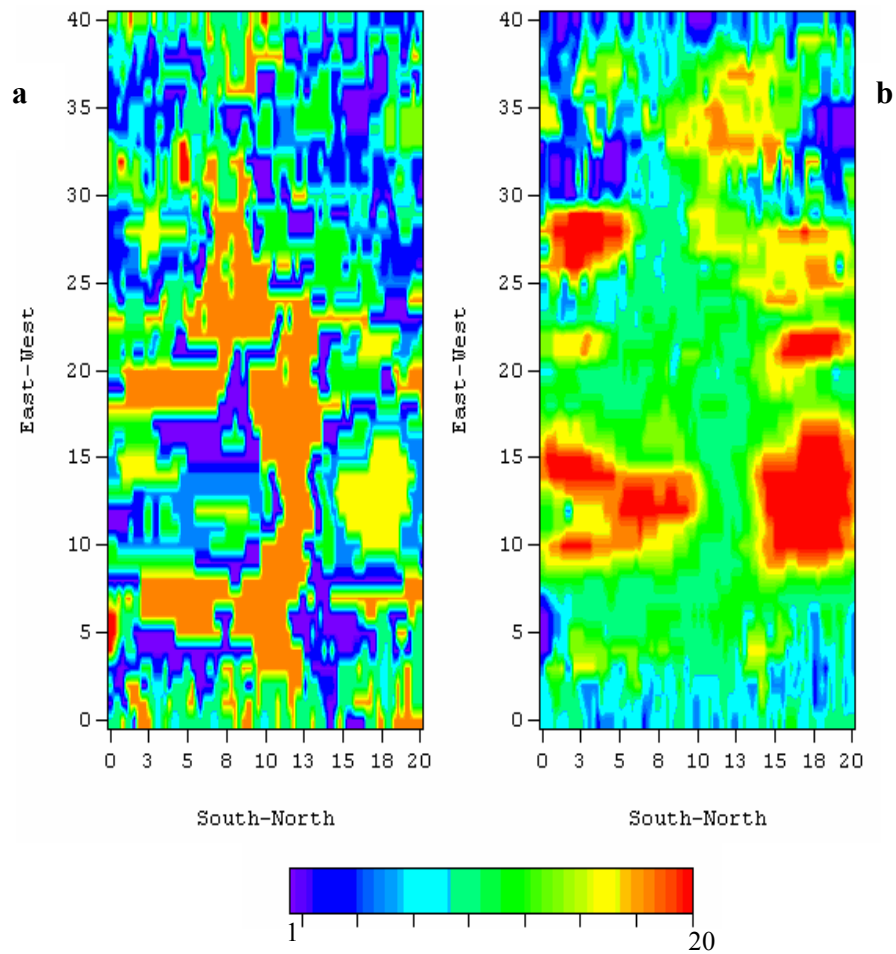
Στην περίπτωση των δεδομένων του Ομαλού τα βήματα επεξεργασίας που ακολουθήθηκαν έδωσαν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα, αφού προσδιορίστηκαν με μεγάλη επιτυχία η θέση, το σχήμα και το μέγεθος των γεωλογικών ανωμαλιών στο υπέδαφος της περιοχής. Αντίθετα στην περίπτωση των δεδομένων του Monfalcone τα αποτελέσματα της επεξεργασίας οδήγησαν μόνο στον προσδιορισμό των γεωλογικών στρωμάτων του υπεδάφους και όχι στην πιστοποίηση της ύπαρξης ρύπανσης και επομένως ούτε στην χαρτογράφηση τους που ήταν και ο τελικός στόχος.

Από τον επιτυχή συνδυασμό των δύο μεθόδων ταξινόμησης που εφαρμόστηκε κατά την επεξεργασία των δεδομένων του Ομαλού προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα: Στο σχήμα 6.1 (scatter plots) παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της συμβατικής μεθόδου ταξινόμησης των K-μέσων τιμών και της ταξινόμησης με την βοήθεια νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο του Kohonen σε 10 τάξεις, χρησιμοποιώντας δύο μιγαδικά χαρακτηριστικά το στιγμιαίο πλάτος και την συνάφεια της στιγμιαίας φάσης. Οι ομάδες παρατηρούνται με διαφορετικά χρώματα και τα κέντρα τους παριστάνονται με μεγάλους

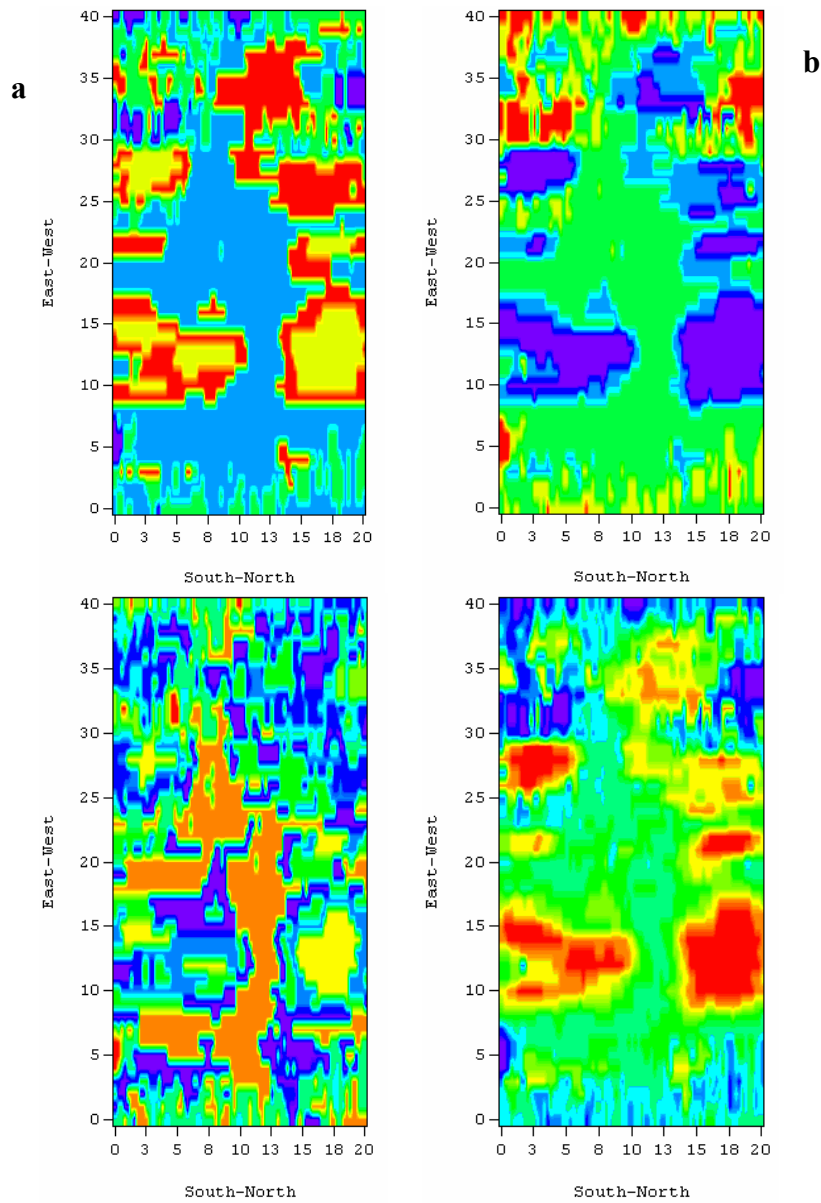
κύκλους. Οι μπλε γραμμές αντιστοιχούν στον τρόπο διαδοχής των ομάδων. Διαπιστώνεται έντονα η εξής διαφορά μεταξύ των δύο μεθόδων: οι ομάδες που καθορίζονται από την μέθοδο των K-means δεν παρουσιάζουν τοπολογική συνέχεια, αντίθετα με τις αντίστοιχες ομάδες με τον αλγόριθμο του Kohonen. Όπως παρατηρείται η συνέχεια στην σειρά των ομάδων επιτυγχάνεται με την χρήση του αλγορίθμου του Kohonen, άρα απότομες μεταβολές κατά την καταγραφή των μετρήσεων με το γεωραντάρ θα αντιστοιχούν σε βαθμιαίες αλλαγές του χρώματος στην εικόνα της ταξινόμησης και επομένως θα αναγνωρίζονται εύκολα. Αντίθετα με την συμβατική μέθοδο ταξινόμησης των K-μέσων τιμών απότομες μεταβολές κατά την καταγραφή των μετρήσεων με το γεωραντάρ θα μειώσουν περισσότερο την συνοχή των ομάδων (σχήμα 6.2). Επιπλέον η συμβατική μέθοδος των K-μέσων τιμών παρουσιάζει μεγαλύτερη ευαισθησία στον αριθμό των τάξεων. Με αύξηση του αριθμού των ομάδων οι αλλαγές χρώματος που αντιστοιχούν στις απότομες μεταβολές του σήματος του GPR δεν θα επηρεαστούν, αλλά η έλλειψη συνέχειας θα γίνει ιδιαίτερα αισθητή στις ενδιάμεσες περιοχές (σχήμα 6.3).



Σχήμα 6.1: Παρουσιάζεται η διαφορά στην τοπολογική συνέχεια μέσω των καρτεσιανών γραφημάτων α) με την συμβατική μέθοδο των K-μέσων τιμών και b) με την χρήση του αλγορίθμου του Kohonen. Η ταξινόμηση γίνεται σε 10 τάξεις.



Σχήμα 6.2: Οριζόντιες τομές της ταξινόμησης α) με την συμβατική μέθοδο των K -μέσων τιμών και β) με την χρήση του αλγορίθμου του Kohonen. Παρατηρούνται οι αλλαγές χρώματος που αντιστοιχούν σε μεταβολές του σήματος του γεωραντάρ.



Σχήμα 6.3: Αποτελέσματα της ταξινόμησης σε 5 και 10 τάξεις α) με την συμβατική μέθοδο των K -μέσων τιμών και β) με την χρήση του αλγορίθμου του Kohonen. Παρατηρείται η ευαισθησία των μεθόδων ανάλογα με τον αριθμό των τάξεων.

6.2 Προτάσεις

Τα τελευταία χρόνια η χρήση των νευρωνικών δικτύων γίνεται όλο και πιο διαδεδομένη σε ολόένα και περισσότερους επιστημονικούς κλάδους, γεγονός που επιβεβαιώνει την μεγάλη αποτελεσματικότητα και ακρίβεια που παρέχουν. Συγκεκριμένα

βάση των αποτελεσμάτων της επεξεργασία των δεδομένων του γεωραντάρ ο συνδυασμός των δύο μεθόδων αυτόματης ταξινόμησης, της συμβατικής μεθόδου των K – μέσων τιμών και του νευρωνικού δικτύου με τον αλγόριθμο του Kohonen, προτείνεται ως εργαλείο για την επίλυση πληθώρας επιστημονικών προβλημάτων.

Προτείνεται η περαιτέρω μελέτη και κατανόηση των αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται στα νευρωνικά δίκτυα για την εύρεση ακόμα πιο αποτελεσματικών μεθοδολογιών επεξεργασίας δεδομένων.

Επιπλέον η καθοδηγούμενη ταξινόμηση αναμφισβήτητα οδηγεί σε πιο σαφή και ακριβή αποτελέσματα. Ο λόγος για τον οποίο δεν εφαρμόστηκε καθοδηγούμενη ταξινόμηση στην παρούσα διπλωματική εργασία ήταν η έλλειψη στοιχείων απαραίτητων για την πραγματοποίησή της. Παράλληλα με τις μετρήσεις του γεωραντάρ θα πρέπει να πραγματοποιούνται στην υπό μελέτη περιοχή και άλλες γεωφυσικές διασκοπήσεις όπως είναι οι ηλεκτρικές μέθοδοι, διαγραφίες καθώς και να διατίθενται γεωλογικά στοιχεία από γεωτρήσεις.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. Barnes A.E. (1998). The Complex Seismic Trace Made Simple. The Leading Edge 17 pp 473-476.
2. Benson A.K. (1993). Applications of GPR in Assessing some Geological Hazards: Examples of Groundwater Contamination, Faults, Cavities. Journal of Applied Geophysics 33 pp 177-193.
3. Carr M., Cooper R., Smith M., Taner M., Taylor G. (2001). The generation of a Rock and Fluid Properties Volume Via the Integration of Multiple Seismic Attributes and Log Data. www.rocksolidimages.com
4. Freeland R.S., Yoder R.E., Ammons J.T. (1998). Mapping Shallow Underground Features that Influence Site-Specific Agricultural Production. Journal of Applied Geophysics 40 pp 19-27.
5. Gloaguen E., Chouteau M., Marcotte D., Chapuis R. (2001). Estimation of Hydraulic Conductivity of an Unconfined Aquifer Using Cokriging of GPR and Hydrostratigraphic Data. Journal of Applied Geophysics 47 pp 135-152.
6. Greenhouse J., Brewster M., Schneider G., Redman D., Annan P., Olhoeft G., Lucius J., Sander K., Mazzella A. (1993). Geophysics and Solvents: The Borden Experiment. The Leading Edge pp 261-267.
7. Haykins S. (1999). Neural Network: A Comprehensive Foundation. Second Edition Prentice Hall.
8. Kulkarni A. (1998). Artificial Neural Networks for Image Understanding.
9. McCormack M. (1991). Neural Computing in Geophysics. The Leading Edge pp 11-15.
10. Moffatt D.L., Puskar R.J. (1976). A Subsurface Electromagnetic Pulse Radar. Journal of Applied Geophysics 41(3) pp 506-518.
11. Sauck W.A., Atekwana E.A., Nash M.S. (2001). High Conductivities Associated with an LNAPL Plume Imaged by Integrated Geophysical Techniques. www.terraplus.com
12. Smemoe C.M. (2000). Processing and Visualization of GPR Data for Assessing Natural Hydrogeologic Conditions. Term Paper Civil and Environmental Engineering 540.

13. Stevens K.M., Lodha G.S., Holloway A.L., Soonawala N.M. (1993). The Application of GPR for Mapping Fractures in Plutonic Rocks within the Whiteshell Research Area, Pinawa, Manitoba, Canada. *Journal of Applied Geophysics* 33 pp 125-141.
14. Strecker U. and Uden R. (2002). Data Mining of 3D Poststack Seismic Attribute Volumes Using Kohonen Self – Organizing Maps. *Leading Edge* pp 1032-1037.
15. Taner M.T. (1992-2000). Attributes Revisited.
16. Taner M. (1997). Kohonen's Self Organizing with Conscience. www.rocksolidimages.com
17. Taner M., Walls J.D., Smith M., Taylor G., Carr M.B., Dumas D. (2001). Reservoir Characterization by Calibration of Self-Organized Map Clusters. www.rocksolidimages.com
18. Olhoeft G.R., (1999). Maximizing the Information Return from GPR. *Journal of Applied Geophysics* 43 pp 175-187.
19. Yoder R.E., Freeland R.S., Ammons J.T., Leonard L.L. (2001). Mapping Agricultural Fields with GPR and EMI to Identify Offsite Movement of Agrochemicals. *Journal of Applied Geophysics* 47 pp 251-259.
20. Βαφείδης Α. (2001). Εφαρμοσμένη Γεωφυσική II.
21. Μερτίκας Σ. (1999). Τηλεπισκόπηση και Ψηφιακή Ανάλυση Εικόνας. Ιων.
22. Σπανουδάκης Ν. (2001). Ανάπτυξη μεθόδων επεξεργασίας δεδομένων γεωραντάρ και εφαρμογή σε περιβαλλοντικά προβλήματα. Μεταπτυχιακή Εργασία. Τμήμα Μηχανικών Ορυκτών Πόρων. Πολυτεχνείο Κρήτης.
23. Σωτηριάδης Α. (1995). Μαθήματα Φυσικής Γεωγραφίας. Υπηρεσία Δημοσιευμάτων Α.Π.Θ.
24. Τζιμούρτος Μ., Κουκαδάκη Μ. (2002). Η συμβολή του υπεδάφειου ραντάρ στη μελέτη της ρύπανσης των εδαφών και των υπόγειων νερών. Διπλωματική Εργασία. Τμήμα Μηχανικών Ορυκτών Πόρων. Πολυτεχνείο Κρήτης.
25. Φυτρολάκης Ν. (1978). Συμβολή στη Γεωλογική Έρευνα της Κρήτης. Διεθνής Ελληνική Γεωλογική Εταιρία XIII/2 pp 101-115.