



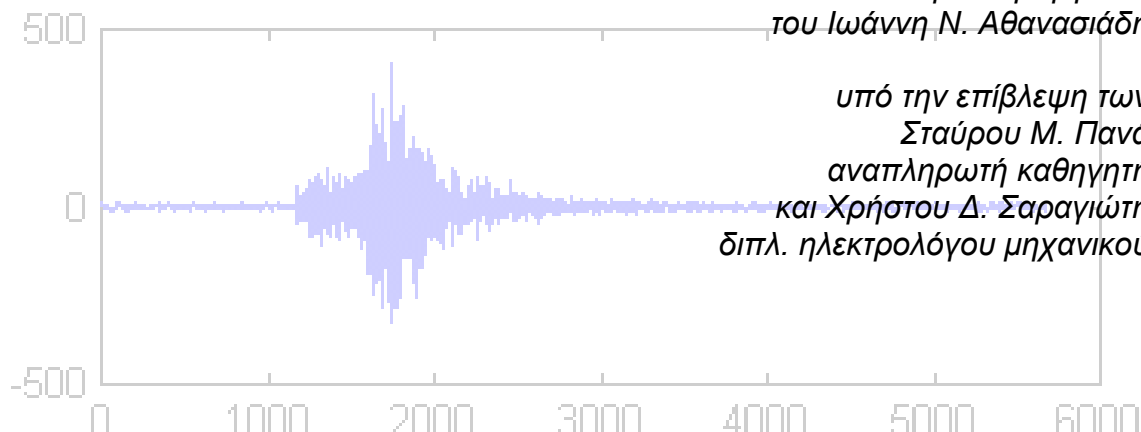
**ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ**

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

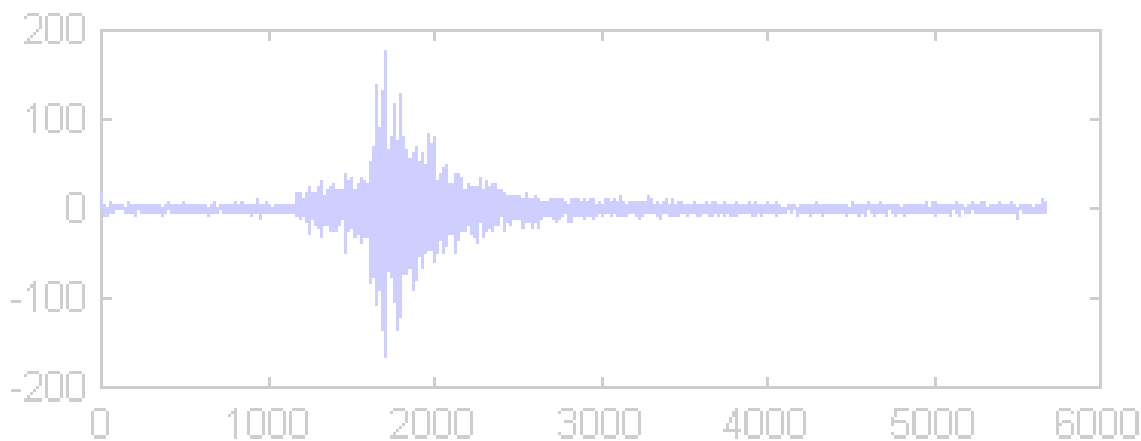
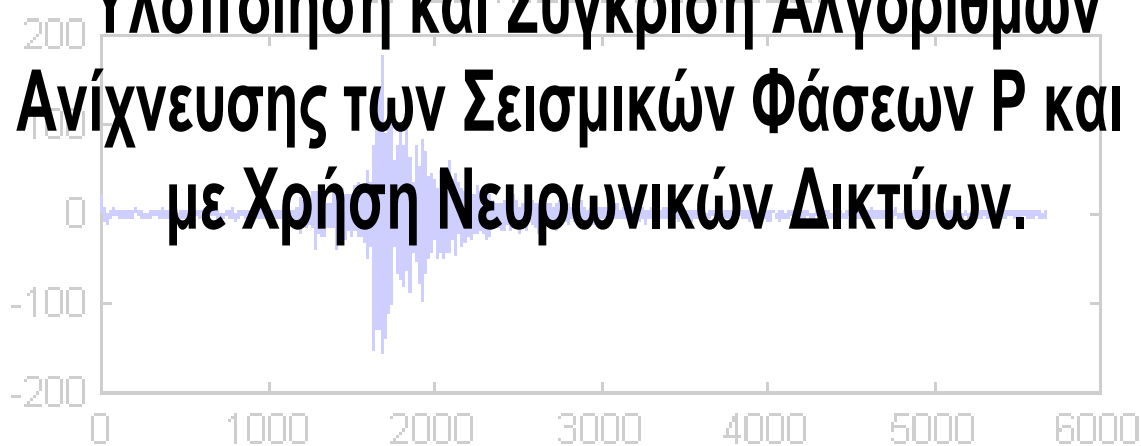
ΚΑΤΑΚΟΡΥΦΗ ΣΥΝΙΣΤΩΣΑ

*Διπλωματική Εργασία
του Ιωάννη Ν. Αθανασιάδη*

*υπό την επίβλεψη των
Σταύρου Μ. Πανά
αναπληρωτή καθηγητή
και Χρήστου Δ. Σαραγιώτη
διπλ. ηλεκτρολόγου μηχανικού*



**Υλοποίηση και Σύγκριση Αλγορίθμων
Ανίχνευσης των Σεισμικών Φάσεων P και S
με Χρήση Νευρωνικών Δικτύων.**



Θεσσαλονίκη 2000

Εισαγωγή

Η διπλωματική αυτή εργασία, με τίτλο «Υλοποίηση και Σύγκριση Αλγορίθμων Ανίχνευσης των Σεισμικών Φάσεων P και S με χρήση Νευρωνικών Δικτύων» χωρίζεται σε έξι κεφάλαια.

Στο πρώτο κεφάλαιο επιχειρείται μια εισαγωγή στις αρχές της σεισμολογίας, περιγράφεται το φαινόμενο των σεισμών, τα σεισμικά κύματα και οι σεισμικές φάσεις P και S. Στο δεύτερο κεφάλαιο περιγράφονται οι γνωστές μέθοδοι ανίχνευσης των σεισμικών φάσεων με βάση τη πόλωση, την ενέργεια και τα πρότυπα. Στο τρίτο κεφάλαιο γίνεται μια εκτενής αναφορά στις αρχές, τη λειτουργία, τις χρήσεις και τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων.

Στο τέταρτο και στο πέμπτο κεφάλαιο επιχειρείται η χρήση των νευρωνικών δικτύων στην ανίχνευση των σεισμικών φάσεων P και S, αντίστοιχα. Στο έκτο κεφάλαιο συνοψίζονται τα συμπεράσματα και προτείνονται πεδία για μελλοντική έρευνα. Τέλος, στο παράρτημα εκτίθενται τα αποτελέσματα σε πίνακες.

Ακόμη από το σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους συνεργάτες της Ειδικής Μονάδας Επεξεργασίας Σήματος και Βιοϊατρικής Τεχνολογίας για την φιλοξενία. Πρώτιστα όμως τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Σταύρο Πανά και το συνεπιβλέποντα κ. Χρήστο Σαραγιώτη για την άψογη συνεργασία και την εμπιστοσύνη τους.

Ιωάννης Αθανασιάδης

Κεφάλαιο 1. Περιγραφή του Φαινομένου

1.1. Γενικά – Η Γη ως Μέσο Διάδοσης

Σεισμοί είναι οι εδαφικές δονήσεις που γεννιούνται κατά τις διαταράξεις της μηχανικής ισορροπίας των γήινων πετρωμάτων, που βρίσκονται στο εσωτερικό της Γης και οφείλονται σε φυσικά αίτια. Στις θέσεις διατάραξης της ισορροπίας αυτής απελευθερώνεται μηχανική ενέργεια, που διαδίδεται μέσα στη Γη με τη μορφή κυμάτων. Τα κύματα αυτά λέγονται **σεισμικά κύματα** και εκδηλώνονται με τη μορφή δονήσεων του εδάφους. Για τη μελέτη της σεισμικής κίνησης, τα κύματα αυτά καταγράφονται από όργανα που λέγονται σειсмоγράφοι.

Κατά τη μελέτη της διάδοσης των σεισμικών σημάτων στο εσωτερικό της Γης, γίνεται παραδεκτό ότι το υλικό της έχει απόλυτα ελαστικές ιδιότητες. Δηλαδή, ότι τα σεισμικά κύματα είναι **ελαστικά κύματα**. Η υπόθεση αυτή βασίζεται στην παραδοχή ότι τα πετρώματα είναι ελαστικά και ισότροπα μέσα και ότι οι ασκούμενες τάσεις και οι πραγματοποιούμενες παραμορφώσεις είναι μικρές. Συνεπώς, είναι απαραίτητη η γνώση βασικών αρχών της θεωρίας της ελαστικότητας και των ελαστικών κυμάτων.

1.2. Εισαγωγή στη Θεωρία της Ελαστικότητας

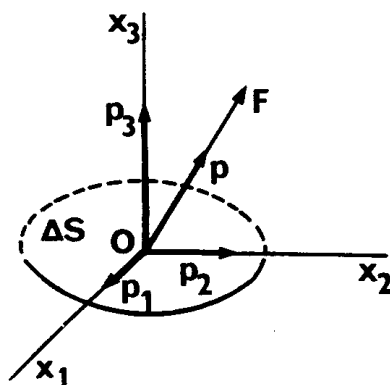
Για την περιγραφή της θεωρίας της ελαστικότητας είναι προαπαιτούμενες έννοιες όπως η *τάση* και η *παραμόρφωση*, οι οποίες ορίζονται παρακάτω.

1.2.1. Τάση

Έστω ένα στερεό σώμα το οποίο παραμορφώνεται εξαιτίας της επίδρασης εξωτερικών δυνάμεων. Σε ένα τυχαίο σημείο O του σώματος η συνισταμένη των ασκούμενων δυνάμεων είναι ίση με μηδέν. Στη στοιχειώδη επιφάνεια ΔS που περιλαμβάνει το σημείο O , καθένα από τα τμήματα του σώματος, που έχουν ως κοινή οριακή επιφάνεια την ΔS , ασκεί στο άλλο μέσω της επιφάνειας ΔS συνισταμένη δύναμη $\vec{F}$. **Τάση** στο σημείο O σε σχέση με την επιφάνεια ΔS , ονομάζουμε το διανυσματικό μέγεθος $\vec{p}$ που ορίζεται από την σχέση:

$$\vec{p} = \lim_{\Delta S \rightarrow 0} \frac{\vec{F}}{\Delta S} \quad (1.1)$$

Το διάνυσμα της τάσης $\vec{p}$ μπορεί να αναλυθεί σε τρεις συνιστώσες $\vec{p}_1$, $\vec{p}_2$, $\vec{p}_3$ σε ένα τρισσορθογώνιο σύστημα συντεταγμένων με αρχή το σημείο O και με τον τρίτο άξονα κάθετο στην επιφάνεια ΔS , όπως φαίνεται στο Σχήμα 1.1. Το διάνυσμα $\vec{p}_3$ που είναι κάθετο στην επιφάνεια, λέγεται **κάθετη συνιστώσα τάσης**, ενώ τα διανύσματα $\vec{p}_1$, $\vec{p}_2$ που βρίσκονται επί της επιφάνειας λέγονται **διατμητικές συνιστώσες τάσης**.

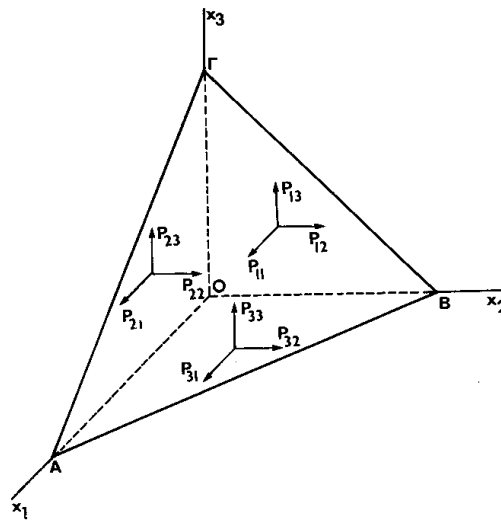


Σχήμα 1.1

Κάθε κάθετη συνιστώσα της τάσης μπορεί να είναι *συμπιεστική*, όταν τείνει να συμπίεσει τον όγκο του στοιχείου, ή *εφελκυστική*, όταν τείνει να τον αυξήσει. Συνήθως οι συμπιεστικές τάσεις θεωρούνται θετικές και οι εφελκυστικές αρνητικές.

Όμως, από το σημείο O του φυσικού σώματος διέρχονται άπειρες στοιχειώδεις επιφάνειες και για να οριστεί η τάση στο O θα πρέπει να οριστούν οι συνιστώσες τάσης για καθεμιά από τις άπειρες αυτές επιφάνειες. Ωστόσο, αποδεικνύεται [4] ότι αρκούν οι συνιστώσες της τάσης ως προς τις τρεις επιφάνειες που ορίζουν οι άξονες που περνούν από το O . Δηλαδή αρκούν οι τάσεις $\vec{p}_{ij}$, όπου $1 \leq i \leq 3$ και $1 \leq j \leq 3$, όπως φαίνονται στο Σχήμα 1.2. Ο πρώτος δείκτης, i παριστάνει τον άξονα που είναι κάθετος στο επίπεδο και πάνω στο οποίο δρα η συνιστώσα τάσης και ο δεύτερος, j τον άξονα προς τον οποίο η συνιστώσα τάσης είναι παράλληλη.

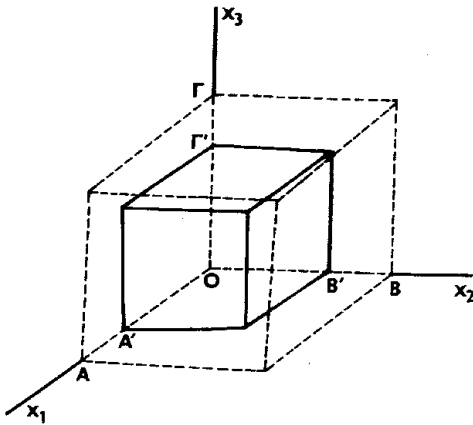
Επιπλέον έχει αποδειχθεί [4] η συμμετρία $p_{ij} = p_{ji}$. Τελικά, για τον πλήρη υπολογισμό της τάσης στο σημείο Ο αρκούν οι κάθετες συνιστώσες της τάσης p_{11} , p_{22} , p_{33} και οι διατμητικές συνιστώσες $p_{12} = p_{21}$, $p_{23} = p_{32}$, $p_{13} = p_{31}$. Επιπρόσθετα, στο τυχόν σημείο Ο υπάρχουν τρία κάθετα μεταξύ τους επίπεδα στα οποία οι διατμητικές τάσεις είναι ίσες με μηδέν. Με βάση αυτό το τρισσορθογώνιο σύστημα αξόνων, του οποίου οι άξονες λέγονται κύριοι άξονες τάσης, ορίζονται οι **κύριες συνιστώσες τάσεις**. Οι τάσεις αυτές είναι οι κάθετες τάσεις που ασκούνται στα συγκεκριμένα επίπεδα και συμβολίζονται ως σ_1 , σ_2 , σ_3 και ισχύει $\sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3$.



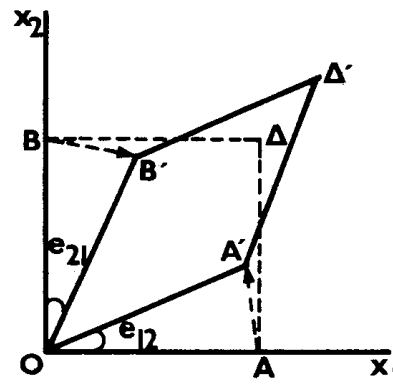
Σχήμα 1.2

1.2.2. Παραμόρφωση

Αποτέλεσμα της άσκησης τάσης σε ένα σημείο Ο ενός υλικού σώματος είναι η παραμόρφωση του σώματος στο χώρο γύρω από το Ο. Η **παραμόρφωση** συνίσταται στη μεταβολή του όγκου του στοιχείου, στη μεταβολή του σχήματός του και στην περιστροφή του στοιχείου. Κατά τη διάδοση των σεισμικών κυμάτων οι περιστροφές των στοιχείων της ύλης είναι πολύ μικρές και ως εκ τούτου αμελητέες. Σε αντιστοιχία με τον προσδιορισμό της τάσης, για τον προσδιορισμό της παραμόρφωσης ορίζονται τρεις συνιστώσες ανηγμένης επιμήκυνσης e_{11} , e_{22} , e_{33} που είναι ίσες με την ανά μονάδα μήκους επιμηκύνσεις (ή επιβραδύνσεις) κατά μήκος των αξόνων. (Σχήμα 1.3) και τρεις συνιστώσες ανηγμένης διατμητικής παραμόρφωσης $e_{12} = e_{21}$, $e_{23} = e_{32}$, $e_{13} = e_{31}$ οι οποίες είναι οι μεταβολές των γωνιών των στοιχειωδών σωμάτων των οποίων τα επίπεδα είναι κάθετα στους άξονες. (Σχήμα 1.4).



Σχήμα 1.3. Οι τρεις συνιστώσες ανηγμένης επιμήκυνσης αντιστοιχούν στα AA' , BB' , GG' .



Σχήμα 1.4. Μια άνω όψη του διπλανού σχήματος, στην οποία φαίνονται οι συνιστώσες διατμητικής παραμόρφωσης e_{12} , e_{21} .

Ακόμη ορίζεται η **ανηγμένη κυβική παραμόρφωση** θ ως το άθροισμα: $\theta = e_{11} + e_{22} + e_{33}$, που αντιστοιχεί στο λόγο $\Delta V/V_{APX}$ της μεταβολής του όγκου του στοιχείου δια τον αρχικό όγκο.

Συνοψίζοντας, η ολική παραμόρφωση ενός στοιχειώδους σωματίου της ύλης γύρω από το Ο ορίζεται από έξι συνιστώσες ανηγμένης παραμόρφωσης. Κατά αναλογία με τα όσα αναφέρθηκαν για την τάση, υπάρχει τρισσορθογώνιο σύστημα συντεταγμένων για το οποίο οι διατμητικές συνιστώσες παραμόρφωσης, είναι μηδέν. Οι άξονες αυτοί λέγονται κύριοι άξονες παραμόρφωσης και οι ανηγμένες επιμηκύνσεις κατά μήκος τους, **κύριες ανηγμένες επιμηκύνσεις**, και συμβολίζονται με ε_1 , ε_2 , ε_3 .

1.2.3. Σχέση τάσης – παραμόρφωσης

Στην περίπτωση των σεισμικών κυμάτων, όπως αναφέρθηκε, το μέσο διάδοσης θεωρείται ελαστικό και ισότροπο. Στην περίπτωση αυτή οι κύριοι άξονες ανηγμένης επιμήκυνσης ταυτίζονται με τους κύριους άξονες τάσης και ισχύουν οι παρακάτω σχέσεις μεταξύ συνιστωσών τάσης και παραμόρφωσης, που εκφράζουν το γενικευμένο νόμο του Hooke. Οι σχέσεις αυτές χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των τάσεων όταν είναι γνωστές οι συνιστώσες της ανηγμένης παραμόρφωσης.

$$\begin{aligned} p_{11} &= \lambda\theta + 2\mu e_{11} & p_{12} &= 2\mu e_{12} \\ p_{22} &= \lambda\theta + 2\mu e_{22} & p_{23} &= 2\mu e_{23} \\ p_{33} &= \lambda\theta + 2\mu e_{33} & p_{13} &= 2\mu e_{13} \end{aligned} \quad (1.2)$$

όπου λ και μ είναι οι ελαστικές σταθερές του Lamé.

Πέρα από τις σταθερές του Lamé, χρησιμοποιούνται και άλλες ελαστικές σταθερές, οι οποίες καθορίζονται ευκολότερα πειραματικά. Κάποιες από αυτές είναι οι ακόλουθες:

- α. Μέτρο διατμητικής ελαστικότητας, η .
- β. Μέτρο επιμήκους ελαστικότητας, E .
- γ. Λόγος του Poisson, σ .
- δ. Μέτρο κυβικής ελαστικότητας, κ .

1.3. Ελαστικά Κύματα Χώρου

Όταν γίνεται ένας σεισμός, θεωρείται ότι γίνεται μια διαταραχή σε ένα απεριόριστο ελαστικό και ισότροπιό μέσο. Γενικά, γίνονται οι εξής παραδοχές:

- α. τα πετρώματα μέσα στα οποία διαδίδονται τα σεισμικά κύματα είναι απόλυτα ελαστικά, δηλαδή ότι η παραμόρφωσή τους είναι γραμμικά εξαρτώμενη από την τάση,
- β. τα πετρώματα είναι ισότροπα, που σημαίνει ότι οι ιδιότητές τους είναι ίδιες προς όλες τις διευθύνσεις και
- γ. οι μεταθέσεις των υλικών σημείων είναι απειροστές.

Η σεισμική διαταραχή παράγει δύο είδη ελαστικών κυμάτων, τα οποία διαδίδονται στο μέσο, τα **ελαστικά κύματα χώρου**. Αυτό συμβαίνει γιατί τα στοιχειώδη τμήματα του μέσου αντιδρούν στη μεταβολή του όγκου και του σχήματός τους.

Το ένα είδος ελαστικών κυμάτων σχετίζεται με τη μεταβολή του όγκου ή της πυκνότητας (**επιμήκη ελαστικά κύματα**) και το άλλο είδος με τη διάδοση της εγκάρσιας παραμόρφωσης (**εγκάρσια κύματα**).

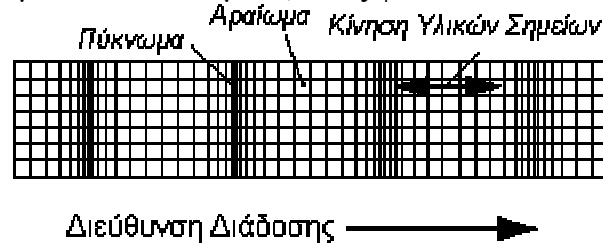
1.3.1. Επιμήκη σεισμικά κύματα (P)

Τα επιμήκη ελαστικά κύματα διαδίδονται με ορισμένη ταχύτητα, α , η οποία υπολογίζεται από τη σχέση

$$\alpha = \sqrt{\frac{\lambda + 2\mu}{\rho}} \quad (1.3)$$

όπου λ , μ είναι οι ελαστικές σταθερές του Lamé και ρ η πυκνότητα του μέσου διάδοσης των κυμάτων. Τα επιμήκη ελαστικά κύματα στη σεισμολογία συμβολίζονται με P (Primus), επειδή η ταχύτητα διάδοσής τους είναι μεγαλύτερη από την ταχύτητα των εγκάρσιων κυμάτων, με αποτέλεσμα να καταγράφονται πρώτα στους σειсмоγράφους. Κατά τη διάδοση των επιμηκών κυμάτων μέσα σε ελαστικό μέσο τα

υλικά σημεία του μέσου δονούνται κατά τη διεύθυνση διάδοσης του κύματος και σχηματίζονται αραιώματα και πυκνώματα, όπως φαίνεται στο ακόλουθο Σχήμα 1.5.



Σχήμα 1.5. Κίνηση των υλικών σημείων κατά τη διάδοση επιμήκους κύματος.

Η διάδοση των πυκνωμάτων και των αραιωμάτων στο υλικό της Γης στη διεύθυνση διάδοσης της σεισμικής ενέργειας αποτελεί τα **επιμήκη σεισμικά κύματα**.

1.3.2. Εγκάρσια σεισμικά κύματα (S)

Τα εγκάρσια ελαστικά κύματα διαδίδονται με ταχύτητα, β , μέσα σε ελαστικό, ισότροπο μέσο, σύμφωνα με τη σχέση

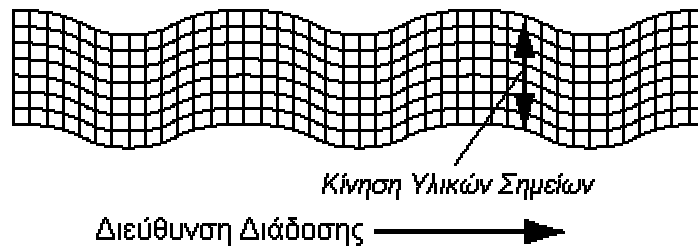
$$\beta = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \quad (1.4)$$

Στην περίπτωση των σεισμικών δονήσεων, για πετρώματα της Γης θεωρείται ότι $\lambda = \mu$. Οπότε

$$\alpha = \beta\sqrt{3} \quad (1.5)$$

Από τη σύγκριση των σχέσεων των δύο ταχυτήτων α , β , προκύπτει ότι όντως η ταχύτητα των εγκάρσιων κυμάτων είναι μικρότερη. Για αυτό το λόγο τα εγκάρσια κύματα καταγράφονται από τους σειсмоγράφους μετά από τα επιμήκη και για αυτό το λόγο συμβολίζονται με S (Secundus). Όταν τα εγκάρσια κύματα διαδίδονται μέσα στη Γη τα υλικά σημεία δονούνται κάθετα προς τη διεύθυνση διάδοσης του κύματος και παθαίνουν ελαστική διατμητική παραμόρφωση, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 1.6. Η διάδοση της διατμητικής παραμόρφωσης μέσα στη Γη αποτελεί τα **εγκάρσια σεισμικά κύματα**.

Γενικά, τόσο για τα εγκάρσια, όσο και για τα επιμήκη σεισμικά κύματα ισχύουν οι αρχές που διέπουν τη διάδοση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων. Έτσι, υπάρχουν φαινόμενα ανάκλασης, διάθλασης, όταν τα σεισμικά κύματα προσπίπτουν σε μία διαχωριστική επιφάνεια δύο υλικών μέσων. Ωστόσο τα φαινόμενα αυτά είναι πιο περίπλοκα, γιατί από ένα κύμα ενός είδους (S ή P) προκύπτουν κύματα και των δύο ειδών.



Σχήμα 1.6. Κίνηση των υλικών σημείων κατά τη διάδοση εγκάρσιου κύματος.

1.4. Ελαστικά Επιφανειακά Κύματα

Όταν μια διαταραχή συμβαίνει όχι σε ένα απεριόριστο ελαστικό μέσο, αλλά κοντά σε μια επιφάνεια που διαχωρίζει το χώρο σε δύο μέσα διάδοσης με διαφορετικές ιδιότητες, δεν παράγονται μόνο κύματα χώρου P και S, αλλά και ένα άλλο είδος κυμάτων, τα **ελαστικά επιφανειακά κύματα**.

Στην περίπτωση της σεισμολογίας, αυτά τα κύματα εμφανίζονται όταν η εστία ενός σεισμού είναι κοντά στην επιφάνεια της Γης. Τα επιφανειακά κύματα δε διαδίδονται προς κάθε διεύθυνση, άλλα ακολουθούν ορισμένα στρώματα του επιφανειακού τμήματος της Γης. Η ένταση των επιφανειακών κυμάτων είναι μεγάλη, όταν το εστιακό βάθος είναι μικρό και το αντίστροφο. Υπάρχουν τριών ειδών επιφανειακά κύματα. Τα κύματα *Rayleigh*, τα κύματα *Love* και τα κύματα *Stonley*.

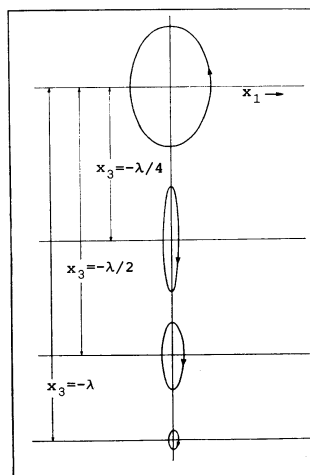
1.4.1. Κύματα Rayleigh

Στην περίπτωση των κυμάτων Rayleigh, τα υλικά σημεία του μέσου διάδοσης κινούνται σε ελλειπτικές τροχιές. Οι μεγάλοι άξονες των τροχιών αυτών είναι κατακόρυφοι και οι μικροί παράλληλοι προς τη διεύθυνση διάδοσης. Κοντά στην επιφάνεια της Γης τα πλάτη των κυμάτων είναι μεγαλύτερα από ότι σε μεγαλύτερα βάθη. Ακόμη, η φορά της κίνησης των υλικών σημείων επί των ελλείψεων είναι ανάστροφη και μετά από ένα ορισμένο βάθος η φορά αντιμετωπίζεται σε ορθή.

Στην περίπτωση της Γης με την παραδοχή ότι $\lambda = \mu$, αποδεικνύεται ότι η ταχύτητα των κυμάτων Rayleigh, c , υπολογίζεται από τη σχέση

$$c = 0.9194\beta \quad (1.6)$$

Γίνεται επομένως αντιληπτό ότι τα κύματα Rayleigh, τα οποία καταγράφονται και από τα κατακόρυφα και από τα οριζόντια σεισμόμετρα, εμφανίζονται μετά τα εγκάρσια κύματα.

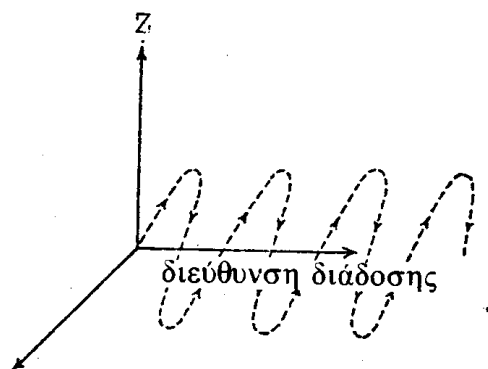


Σχήμα 1.7. Μορφή των κυμάτων Rayleigh σε συνάρτηση με το βάθος.

1.4.2. Κύματα Love

Κατά τη διάδοση των κυμάτων Love τα υλικά σημεία του μέσου διάδοσης πραγματοποιούν οριζόντιες ταλαντώσεις κάθετες στη διεύθυνση διάδοσης του κύματος. Τα κύματα αυτά είναι γραμμικά πολωμένα, εγκάρσια κύματα και καταγράφονται μόνο από τα οριζόντια σεισμόμετρα.

Τόσο τα κύματα Rayleigh, όσο και τα κύματα Love παθαίνουν σκέδαση κατά τη διάδοση τους στα επιφανειακά στρώματα της Γης. Η σκέδαση συνήθως είναι κανονική, με την έννοια ότι η ταχύτητά τους αυξάνεται με την περίοδο, ένα φαινόμενο που οφείλεται στη μορφολογία του εσωτερικού της Γης.



Σχήμα 1.8. Μορφή κύματος Love

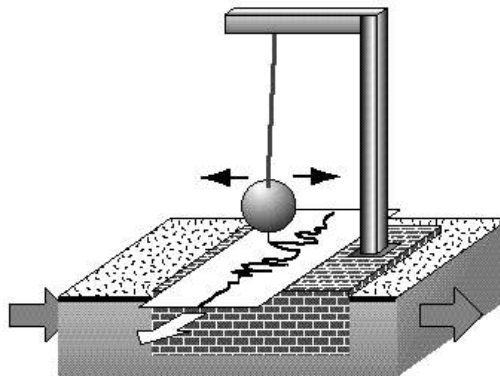
1.4.3. Κύματα Stonley

Τα κύματα Stonley ακολουθούν τις επιφάνειες ασυνέχειας στο εσωτερικό της Γης. Τα πλάτη τους είναι μικρά και για αυτό το λόγο δε διακρίνονται στις σεισμικές καταγραφές.

1.5. Σεισμογράφοι

1.5.1. Αρχή λειτουργίας

Οι σεισμογράφοι (Σχήμα 1.9) είναι τα κύρια όργανα τα οποία χρησιμοποιούνται για τη μελέτη των σεισμικών διαταραχών και συγκεκριμένα τη μετάθεση των υλικών σημείων του εδάφους και τις παραγώγους της. Η εδαφική μετατόπιση σε ένα σημείο αναλύεται σε τρεις συνιστώσες, κάθετες μεταξύ τους. Συνεπώς, για την πλήρη καταγραφή του φαινομένου είναι απαραίτητη η χρήση τριών σεισμογράφων.



Σχήμα 1.9. Οριζόντιος σεισμογράφος.

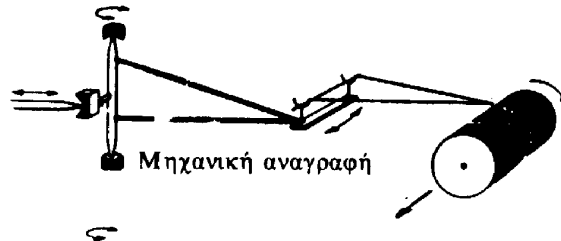
Ο ένας από αυτούς καταγράφει την κατακόρυφη συνιστώσα και ονομάζεται **κατακόρυφος σεισμογράφος** (Σχήμα 1.10). Οι άλλοι δύο καταγράφουν τις οριζόντιες συνιστώσες και ονομάζονται **οριζόντιοι σεισμογράφοι** (Σχήμα 1.11). Συνήθως έχουν προσανατολισμό βορρά – νότου (N–S) και ανατολής – δύσης (E–W).

Κύρια μέρη του σεισμογράφου είναι το **εκκρεμές**, το **σύστημα ενίσχυσης** και το **σύστημα αναγραφής**. Η καταγραφή της διαταραχής λέγεται **σεισμογράφημα** και συνήθως γίνεται με γραφίδα πάνω σε ταινία, που στρέφεται με σταθερή ταχύτητα πάνω σε τύμπανο. Οι μοχλοί που συνδέουν τη μάζα του εκκρεμούς με τη γραφίδα, αποτελούν το σύστημα μεγέθυνσης.

Οι σεισμογράφοι πετυχαίνουν αυτόματη αλλά όχι πιστή καταγραφή σεισμικής κίνησης. Μια εδαφική κίνηση θα καταγραφόταν πιστά αν θα μπορούσαν τα ακίνητα μέρη του σεισμογράφου να μην επηρεάζονται από την εδαφική κίνηση.

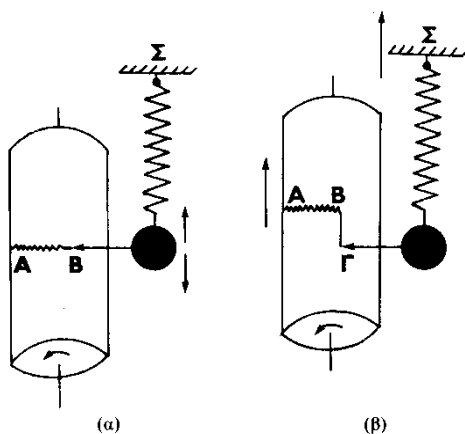
Η αρχή λειτουργίας των οργάνων περιγράφεται με συντομία ως εξής: Το άκρο της γραφίδας που δε γράφει συνδέεται με τη μάζα του εκκρεμούς, η οποία βρίσκεται σε ασθενή σύνδεση με το έδαφος στο σημείο Σ. Αν δεν υπάρχει καμιά αναταραχή το όργανο καταγράφει τη γραμμή ΑΒ. Όταν συμβεί μια εδαφική δόνηση, το σημείο εξάρτησης Σ του εκκρεμούς και το σύστημα καταγραφής θα κινηθούν κατά τη διεύθυνση της δόνησης, ενώ η μάζα του εκκρεμούς και η συμπαρασυρόμενη γραφίδα, λόγω αδράνειας, κινούνται σε διεύθυνση αντίθετης φοράς, γράφοντας τη γραμμή ΒΓ.

Πέρα από την εδαφική δόνηση άλλοι παράγοντες που συμβάλουν στην τελική καταγραφή του σειсмоγράφου είναι η *ιδιοπερίοδος του εκκρεμούς*, η *στατική μεγέθυνση* και η *τριβή*. Το **εκκρεμές** είναι το τμήμα του οργάνου που αποκρίνεται στην εδαφική δόνηση. Η κίνηση αυτή εξαρτάται όχι μόνο από το πλάτος αλλά και από το λόγο της περιόδου της κίνησης του εδάφους προς την **ιδιοσυχνότητα** του εκκρεμούς. Επιπλέον, η κίνηση της μάζας του εκκρεμούς μεγεθύνεται μέσω του συστήματος μοχλών, που τη συνδέουν με τη γραφίδα, κατά σταθερό παράγοντα που λέγεται **στατική μεγέθυνση**. Τέλος, ένας ακόμη παράγοντας είναι η **τριβή** στο σημείο επαφής της γραφίδας, αλλά και στις αρθρώσεις των μοχλών. (Σχήμα 1.12)

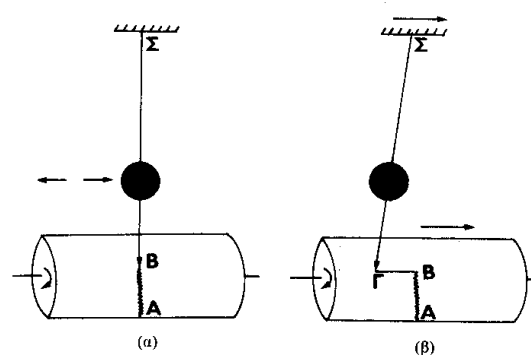


Σχήμα 1.12 Το σύστημα των μοχλών ενός σει σμογράφου.

Τα όργανα καταγραφής των σεισμών εξελίσσονται ακολουθώντας τις επιταγές της τεχνολογίας. Έτσι, πέρα από τη μηχανική καταγραφή, υπάρχουν σεισμογράφοι με οπτική αναγραφή, ή ηλεκτρομαγνητική αναγραφή. Επίσης, επιτυγχάνεται πιστότερη αναγραφή της εδαφικής δόνησης με την προσθήκη ενός συστήματος απόσβεσης στο εκκρεμές, σε όργανα που λέγονται σεισμόμετρα. Η τηλεμετρία και η χρήση υπολογιστών έχει κάνει την καταγραφή και την επεξεργασία των σεισμικών σημάτων ευκολότερη και αποδοτικότερη.



Σχήμα 1.10 Η αρχή λειτουργίας του κατακόρυφου σεισμογράφου.

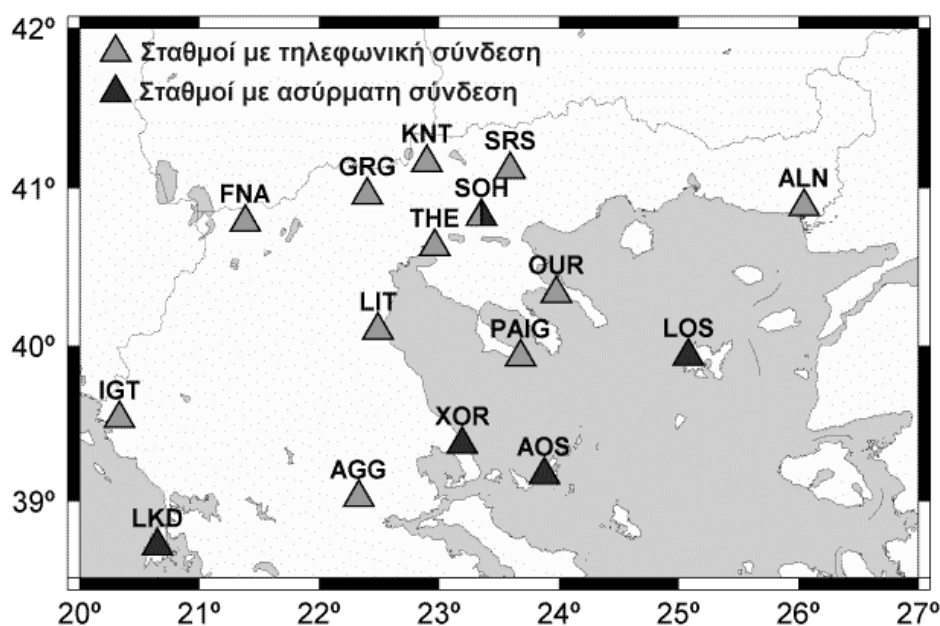


Σχήμα 1.11 Η αρχή λειτουργίας του οριζόντιου σεισμογράφου.

1.5.2. Το τηλεμετρικό δίκτυο του Τομέα Γεωφυσικής του Α.Π.Θ.

Τα σεισμικά σήματα που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία καταγράφηκαν από το τηλεμετρικό σεισμολογικό δίκτυο του Τομέα Γεωφυσικής του Α.Π.Θ., το οποίο αποτελείται από δεκαπέντε περιφερειακούς σταθμούς και τον κεντρικό σταθμό της Θεσσαλονίκης. Οι σταθμοί είναι στις θέσεις Σοχός (SOH), Λιτόχωρο (LIT), Γρίβα (GRG), Παλιούρι (PAG), Κεντρικό (KNT), Ουρανούπολη (OUR), Σέρρες (SRS), Ηγουμενίτσα (IGT), Φλώρινα (FNA), Λήμνος (LOS), Αλόνησος (AOS), Ξορύχι Πηλίου (XOR), Λευκάδα (LKD), Αλεξανδρούπολη (ALN), Άγιος Γεώργιος (AGG) και ο κεντρικός σεισμολογικός σταθμός της Θεσσαλονίκης (THE).

Η μετάδοση των σημάτων από αυτούς τους σεισμολογικούς σταθμούς γίνεται τηλεμετρικά με τη βοήθεια μισθωμένων τηλεφωνικών γραμμών ή με ασύρματες επικοινωνίες UHF. Κάθε σταθμός είναι εφοδιασμένος με τρία σεισμόμετρα (S-13 Teledyne-Geotech) ιδιοπεριόδου $T=1\text{sec}$. Αυτό υπήρξε το πρώτο τηλεμετρικό σεισμολογικό δίκτυο με υποστήριξη ηλεκτρονικού υπολογιστή σε ολόκληρο το βαλκανικό χώρο. Η γεωγραφική κατανομή του Τηλεμετρικού Δικτύου του Εργαστηρίου Γεωφυσικής Α.Π.Θ., παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.13.



Σχήμα 1.13 Στοιχεία των σεισμολογικών σταθμών του τηλεμετρικού δικτύου του Τομέα Γεωφυσικής του Αριστοτελείου Πανεπιστημίου Θεσσαλονίκης.

Η βιβλιοθήκη των σημάτων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία αποτελείται από **60 συνολικά σήματα**. Οι καταγραφές αυτές προέρχονται από διάφορους σεισμούς που καταγράφηκαν σε διαφορετικούς σταθμούς. Η **συχνότητα δειγματοληψίας** είναι **50Hz**.

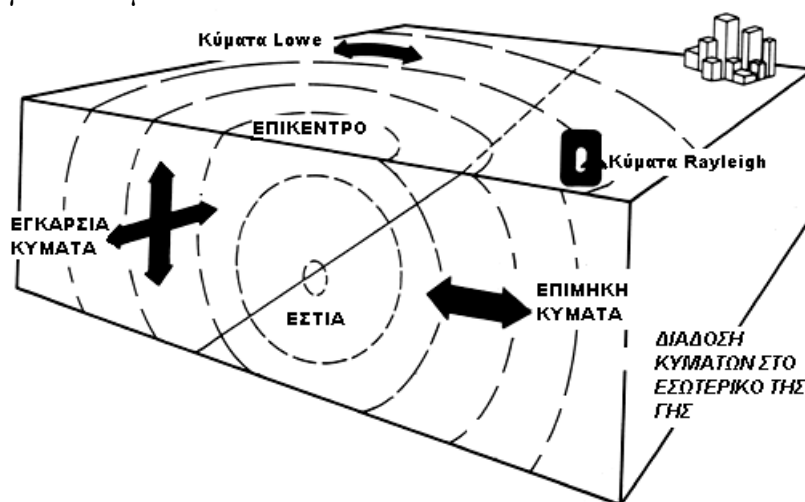
1.6. Διάδοση Σεισμικών Κυμάτων στο Εσωτερικό της Γης

1.6.1. Εστία, επίκεντρο και χρόνος γένεσης σεισμού

Η διάρρηξη των πετρωμάτων, που προκαλεί ένα σεισμό, αρχίζει σε ένα ορισμένο χώρο και διαδίδεται πάνω στο σεισμικό ρήγμα με ορισμένη ταχύτητα μέχρι να σταματήσει. Ο χώρος αυτός στον οποίο γεννάται ο σεισμός μπορεί να θεωρηθεί σε πρώτη προσέγγιση ως ένα σημείο. Το σημείο αυτό λέγεται **μικροσεισμική εστία** του σεισμού ή **μικροσεισμικό υπόκεντρο**. Τα σεισμικά κύματα, επιμήκη και εγκάρσια, τα οποία καταγράφονται στους σεισμολογικούς σταθμούς, γεννιούνται στη μικροσεισμική εστία του σεισμού. Ο χρόνος γένεσης των κυμάτων αυτών λέγεται **χρόνος γένεσης του σεισμού**.

Το σημείο της επιφάνειας της Γης, που βρίσκεται κατακόρυφα πάνω από την μικροσεισμική εστία λέγεται **μικροσεισμικό επίκεντρο**. Η απόσταση μεταξύ εστίας και επικέντρου ενός σεισμού, λέγεται **εστιακό βάθος**. Τα μακροσεισμικά αποτελέσματα (βλάβες, κλπ.) είναι τα μέγιστα σε ένα τμήμα της επιφάνειας της Γης. Το κέντρο αυτής της περιοχής λέγεται **μακροσεισμικό επίκεντρο**. Το μακροσεισμικό επίκεντρο ενός σεισμού δεν ταυτίζεται πάντα με το μικροσεισμικό επίκεντρο.

Η διάδοση των σεισμικών κυμάτων στο εσωτερικό της Γης παρουσιάζεται σχηματικά στο Σχήμα 1.14. Τα κύματα εκείνα που φτάνουν σε σημεία της επιφάνειας που υπάρχουν σεισμολογικοί σταθμοί καταγράφονται από τους σειсмоγράφους. **Επικεντρική απόσταση** του σεισμού από ένα συγκεκριμένο σταθμό λέγεται το μήκος του τόξου επί της επιφάνειας της Γης, το οποίο έχει άκρα το επίκεντρο του σεισμού και το σεισμολογικό σταθμό.



Σχήμα 1.14 Διάδοση των σεισμικών κυμάτων στο εσωτερικό της Γης.

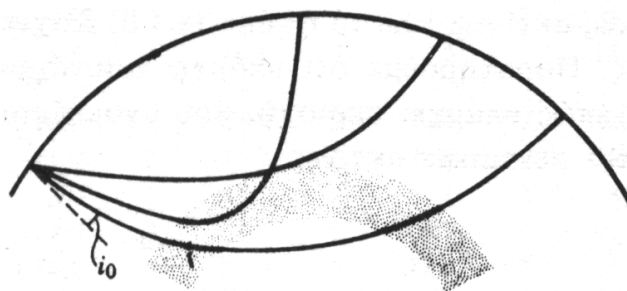
1.6.2. Χρόνοι διαδρομών

Ανάλογα με την περιγραφή της διάδοσης του φωτός με τις οπτικές ακτίνες, έτσι και η διάδοση των σεισμικών κυμάτων περιγράφεται από τις **σεισμικές ακτίνες**. **Χρόνος διαδρομής** ενός σεισμικού κύματος λέγεται ο χρόνος κατά τον οποίο το κύμα διατρέχει το τμήμα του δρόμου που διαγράφει η σεισμική ακτίνα από την εστία έως το σεισμικό σταθμό. Προφανώς, ο **χρόνος άφιξης** ενός κύματος σε ένα σταθμό είναι το άθροισμα του *χρόνου γένεσης* και του *χρόνου διαδρομής* του.

Γενικά, έχουν κατασκευαστεί **πίνακες χρόνων διαδρομής** που δίνουν τους χρόνους διαδρομής σε συνάρτηση με τις επικεντρικές αποστάσεις [4]. Οι χρόνοι διαδρομής εξαρτώνται ακόμη και από το εστιακό βάθος. Για αυτό το λόγο οι πίνακες χρόνων διαδρομών κατασκευάζονται για διάφορα εστιακά βάθη.

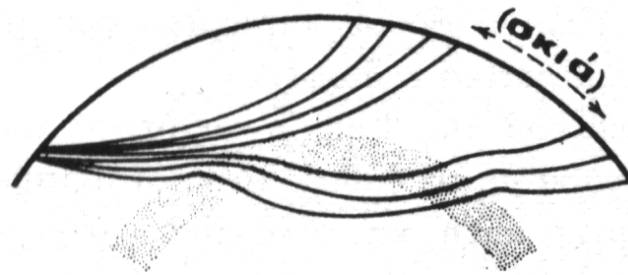
Η ταχύτητα των *κυμάτων χώρου* μεταβάλλεται σε συνάρτηση με το βάθος. Όταν η μεταβολή της ταχύτητας v , προς την μεταβολή του βάθους h , είναι συνεχής, θεωρείται **κανονική μεταβολή της ταχύτητας** με το βάθος. Στο μεγαλύτερο μέρος του εσωτερικού της Γης μπορεί να θεωρηθεί κανονική η μεταβολή της ταχύτητας των κυμάτων χώρου. Ωστόσο, υπάρχουν περιοχές όπου η μεταβολή αυτή δεν είναι κανονική.

Στην περίπτωση που παρουσιάζεται στο Σχήμα 1.15, εξαιτίας των ιδιοτήτων μιας περιοχής της Γης, η ταχύτητα μεταβάλλεται γρήγορα με το βάθος. Κατά συνέπεια, οι σεισμικές ακτίνες καμπυλώνονται ισχυρά. Τελικά, το αποτέλεσμα είναι να υπάρχουν κύματα του ίδιου είδους (π.χ. κύματα P) τα οποία αν και αναχωρούν ταυτόχρονα, καταφθάνουν σε διαφορετικούς χρόνους σε κάποιο σταθμό, επειδή ακολούθησαν διαφορετικούς δρόμους.



Σχήμα 1.15 Καμπύλωση των σεισμικών ακτινών.

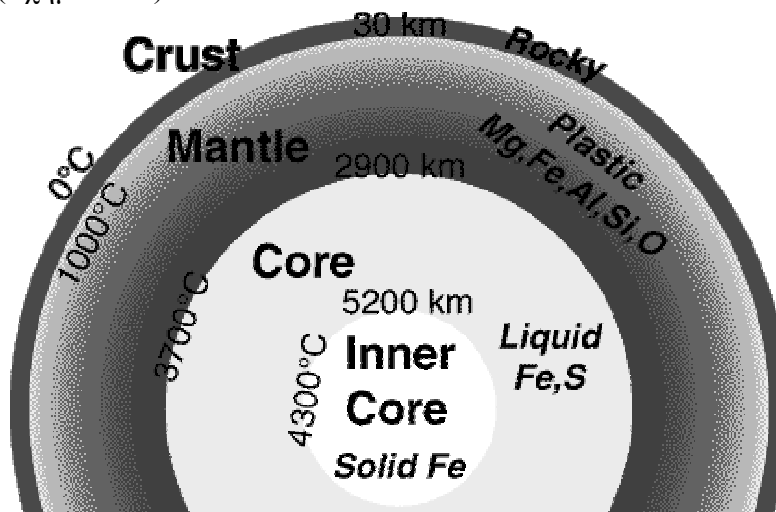
Άλλη περίπτωση μη κανονικής μεταβολής της ταχύτητας των σεισμικών κυμάτων σε συνάρτηση με το βάθος είναι η περίπτωση κατά την οποία σε ένα ορισμένο στρώμα του εσωτερικού της Γης η ταχύτητα ελαττώνεται με το βάθος. Αποτέλεσμα είναι σε μια περιοχή της επιφάνειας να μην αναδύονται οι σεισμικές ακτίνες. Η περιοχή αυτή λέγεται **σκιερή ζώνη**. (Σχήμα 1.16).



Σχήμα 1.16 Μη ανάδυση των σεισμικών ακτίνων.

1.6.3. Ασυνέχειες στο εσωτερικό της Γης

Γενικά υπάρχουν περιοχές στο εσωτερικό της Γης στις οποίες η ταχύτητα δε μεταβάλλεται κανονικά με το βάθος. Υπάρχουν συγκεκριμένα ορισμένα βάθη στα οποία η ταχύτητα μεταβάλλεται απότομα. Στα βάθη αυτά παρουσιάζονται **ασυνέχειες ταχυτήτων**. Δυο είναι οι σπουδαιότερες τέτοιες ασυνέχειες και οι οποίες χωρίζουν το εσωτερικό της Γης σε τρία ομόκεντρα στρώματα: το **φλοιό**, το **μανδύα**, και τον **πυρήνα**. Η επιφάνεια που χωρίζει το φλοιό από το μανδύα λέγεται **ασυνέχεια Mohorovic**, ενώ η επιφάνεια που χωρίζει το μανδύα από τον πυρήνα λέγεται **ασυνέχεια Gutenberg**. (Σχήμα 1.17).

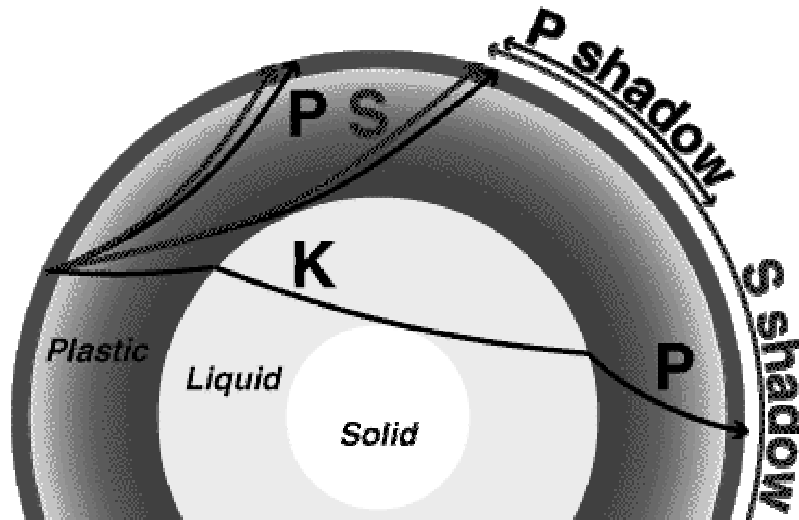


Σχήμα 1.17 Η δομή του εσωτερικού της Γης.

Πέρα από τα κύρια στρώματα υπάρχουν και δευτερεύοντα, στρώματα τα οποία επίσης ορίζουν ασυνέχειες. Τα δευτερεύοντα στρώματα που παρατηρούνται στο φλοιό της Γης, από το ανώτερο προς το κατώτερο είναι το **ιζηματογενές**, το **γρανιτικό** και το **βασαλτικό**. Η επιφάνεια που χωρίζει το γρανιτικό από το βασαλτικό στρώμα λέγεται **ασυνέχεια Conard**. Ο μανδύας χωρίζεται σε **άνω** και **κάτω μανδύα** με την **ασυνέχεια Repetti**. Τέλος, ο πυρήνας διακρίνεται σε **εξωτερικό** και **εσωτερικό πυρήνα**.

1.6.4. Σεισμικές φάσεις των κυμάτων χώρου P και S

Αποτέλεσμα των ασυνεχειών που παρατηρούνται στο εσωτερικό της Γης είναι η διάθλαση, ανάκλαση, περίθλαση, σκέδαση, απόσβεση, κλπ. των σεισμικών κυμάτων (Σχήμα 1.18). Για το λόγο αυτό, πολλές κατηγορίες σεισμικών κυμάτων φτάνουν στην επιφάνεια και καταγράφονται από τα σεισμόμετρα. Οι κατηγορίες αυτές, που λέγονται και **σεισμικές φάσεις**, διαφέρουν ως προς την ταχύτητα διάδοσης, το πλάτος και γενικά τη μορφή.

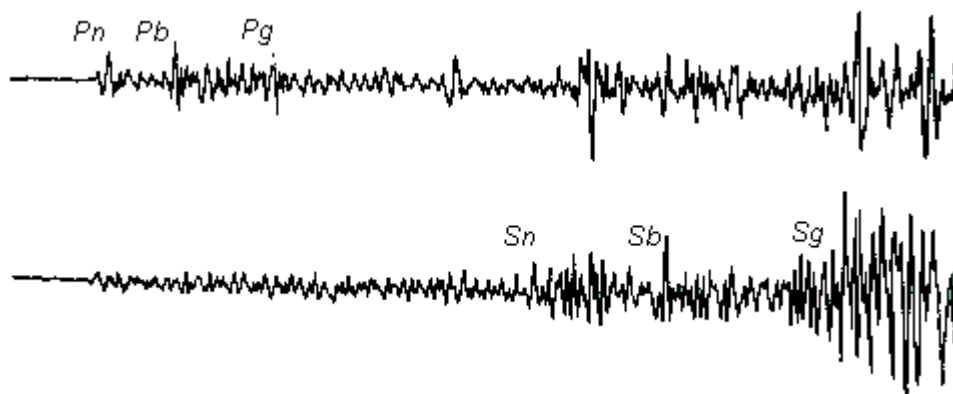


Σχήμα 1.18 Τα αποτελέσματα των ασυνεχειών στη διάδοση των σεισμικών κυμάτων .

Όπως έχει αναφερθεί και παραπάνω, όταν γίνεται μια διάρρηξη στο εσωτερικό της Γης γεννιούνται και διαδίδονται τα επιμήκη κύματα και τα αντίστοιχα εγκάρσια κύματα. Στους σειсмоγράφους καταγράφονται σε διαφορετικούς χρόνους επιμήκη και εγκάρσια κύματα που ακολούθησαν διαφορετικές πορείες.

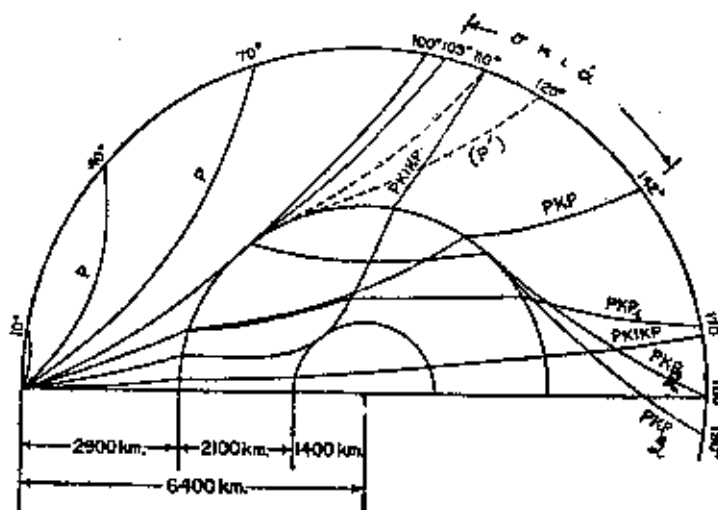
Τα επιμήκη και εγκάρσια κύματα που διαθλώνται στην ασυνέχεια Mohorovičić και φθάνουν στην επιφάνεια, συνιστούν τις **σεισμικές φάσεις Pn και Sn**, αντίστοιχα. Τα κύματα χώρου που ταξιδεύουν στο γρανιτικό στρώμα αποτελούν τις **φάσεις Pg και Sg**, αντίστοιχα. Κατά ανάλογο τρόπο για το βασαλτικό στρώμα ορίζονται οι **φάσεις Pb και Sb**. Οι διάφορες αυτές φάσεις παρουσιάζονται στο ακόλουθο σεισμόγραμμα (Σχήμα 1.19).

Τα κύματα που διέρχονται μέσα από το φλοιό συνιστούν τις **φάσεις P και S**. Τα κύματα αυτά, όταν προσπίπτουν στην επιφάνεια της Γης, ανακλώνται και παριστάνονται με **PP** και **SS**, για μία ανάκλαση και με **PPP** και **SSS** για δυο ανακλάσεις.



Σχήμα 1.19

Τα επιμήκη κύματα που διέρχονται του πυρήνα παθαίνουν περίθλαση και συμβολίζονται με P' . Τα εγκάρσια κύματα δε διαδίδονται στον πυρήνα, αλλά υπάρχουν εγκάρσια κύματα που διαδίδονται στον πυρήνα ως επιμήκη και συμβολίζονται με SKS . Η πορεία των κυμάτων φαίνεται στο Σχήμα 1.20.

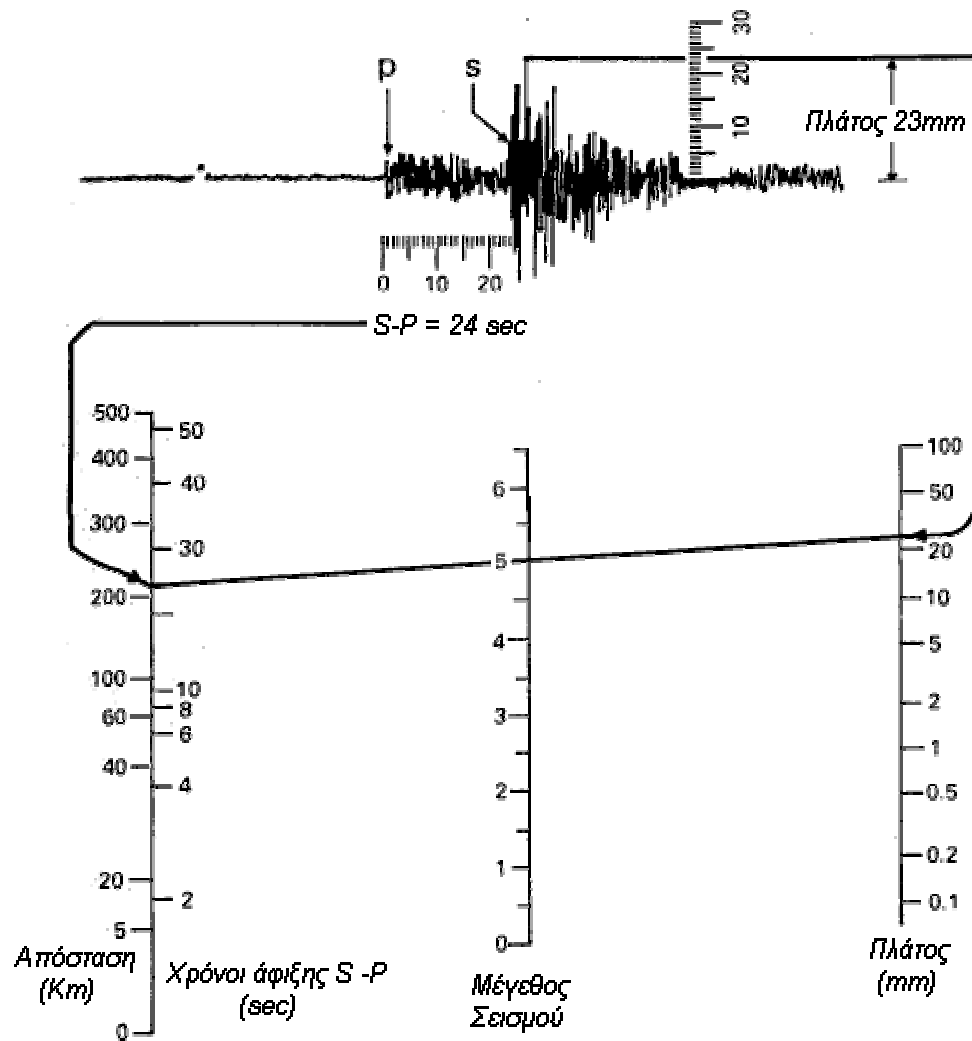


Σχήμα 1.20 Η πορεία των σεισμικών κυμάτων στο εσωτερικό της Γης

1.7. Προσδιορισμός Σεισμικού Επικέντρου

1.7.1. Εύρεση της επικεντρικής απόστασης

Ο υπολογισμός της σεισμικής εστίας γίνεται με βάση τους χρόνους αφίξεων των διαφόρων φάσεων και τις καμπύλες των χρόνων διαδρομών [4]. Υπολογίζοντας τη διαφορά των χρόνων άφιξης των σεισμικών φάσεων P και S μπορεί να βρεθεί από το σχετικό πίνακα η επικεντρική απόσταση, όπως φαίνεται στο ακόλουθο Σχήμα 1.21.



Σχήμα 1.21

Ο προσδιορισμός του μικροσεισμικού επικέντρου γίνεται με τη χρησιμοποίηση δεδομένων ενός, δύο ή περισσότερων σταθμών. Η ακρίβεια με την οποία προσδιορίζονται οι γεωγραφικές συντεταγμένες ενός επικέντρου είναι τόσο μεγαλύτερη, όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των σταθμών των οποίων τα δεδομένα χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό αυτό και όσο πιο ομοιόμορφα κατά αζιμούθιο είναι κατανεμημένοι οι σταθμοί.

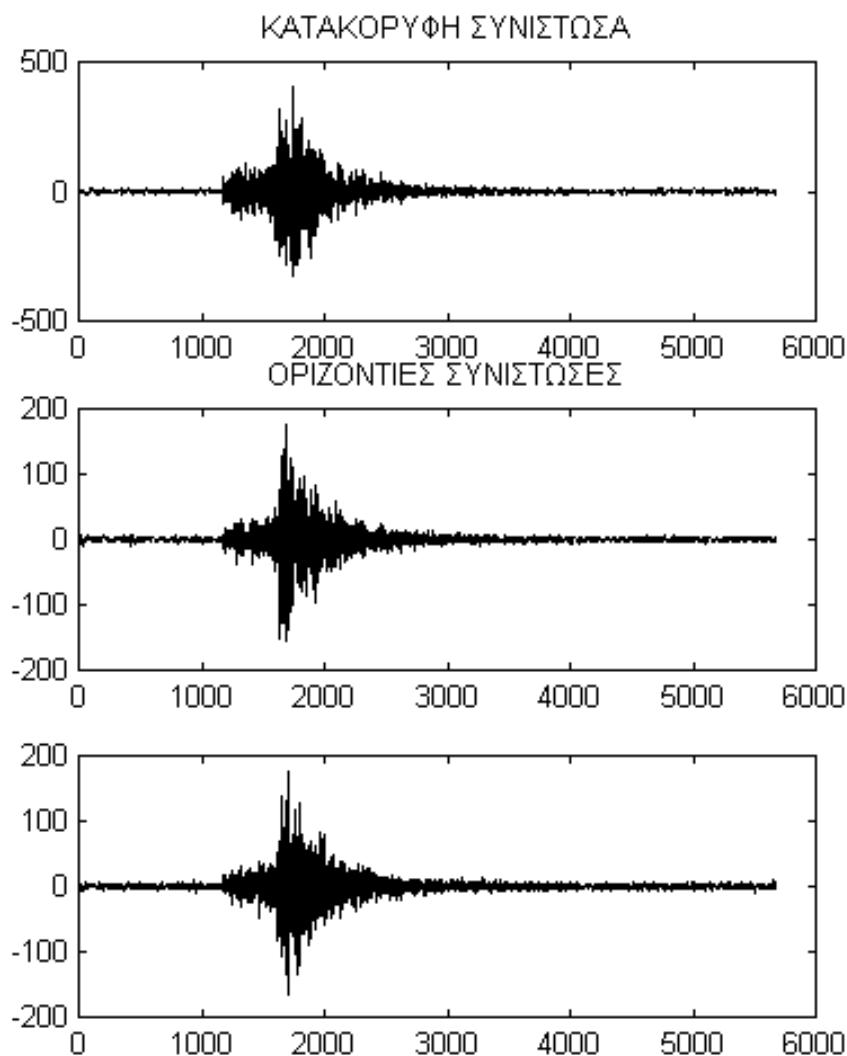
Προφανώς, η αυτοματοποιημένη και σωστή ανίχνευση των σεισμικών φάσεων οδηγεί στον έγκαιρο και έγκυρο προσδιορισμό του σεισμικού επικέντρου και την καλύτερη μελέτη των σεισμών.

Κεφάλαιο 2. Μέθοδοι Ανίχνευσης Σεισμικών Φάσεων

2.1. Πόλωση των Σεισμικών Σημάτων

Από τα παραπάνω έχει αναδειχθεί η ανάγκη ακριβούς προσδιορισμού του σεισμικού επικέντρου. Όπως έχει καταστεί πλέον σαφές, αρκεί η ανίχνευση των S και P σεισμικών φάσεων για να προσδιοριστεί το σεισμικό επίκεντρο.

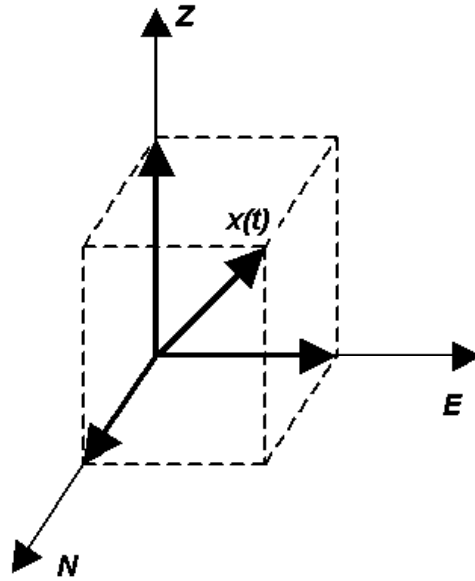
Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, σε κάθε σεισμολογικό σταθμό καταγράφονται τα σεισμικά κύματα στους σειсмоγράφους. Συνήθως χρησιμοποιούνται τρεις σειсмоγράφοι, ένας κατακόρυφος και δυο οριζόντιοι σε διεύθυνση Βορρά – Νότου και Ανατολής – Δύσης. Στις καταγραφές των σειсмоγράφων γίνεται δειγματοληψία στο χρόνο (με συχνότητα f δειγμάτων ανά δευτερόλεπτο) και προκύπτουν τα **σεισμικά σήματα**. Η καταγραφή ενός σεισμού στις τρεις συνιστώσες φαίνεται στο Σχήμα 2.1, όπου με x_z , x_n , x_e συμβολίζονται αντίστοιχα η κατακόρυφη συνιστώσα και οι οριζόντιες συνιστώσες στις διευθύνσεις Βορρά – Νότου (N–S) και Ανατολής – Δύσης (E–W).



Σχήμα 2.1. Η καταγραφή ενός σεισμού σε τρεις συνιστώσες.

Αν θεωρήσουμε ότι το σεισμικό κύμα αναδύεται από μια διεύθυνση στο χώρο, τη χρονική στιγμή t , η μετατόπιση του εδάφους είναι ανάλογη του διανύσματος $x(t)$. Οι σειсмоγράφοι καταγράφουν την προβολή του κύματος στους άξονες z , n , e , όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.2.

Για την ανίχνευση των σεισμικών φάσεων γίνεται η παραδοχή ότι τα σεισμικά σήματα είναι **κανονικά πολωμένα** (purely polarized). Η πόλωση είναι η κύρια πηγή πληροφοριών από τα σεισμικά δεδομένα τριών συνιστωσών. Αρχικά, τα σεισμικά σήματα φιλτράρονται με ένα ζωνοδιαβατό φίλτρο σε μια περιοχή χαμηλών συχνοτήτων.



Σχήμα 2.2. Η προβολή του διανύσματος $x(t)$ στους άξονες z, n, e .

Σε ένα παράθυρο N δειγμάτων ορίζουμε τον **πίνακα τριών συνιστωσών** $\mathbf{X}$ ως εξής:

$$\mathbf{X} = [x_{ij}], \text{ όπου } i = 1 \dots N, \quad j = z, n, e. \quad (2.1)$$

Η μέση τιμή κάθε συνιστώσας στο παράθυρο αυτό θεωρείται μηδενική. Ο **πίνακας συσμεταβλητότητας** (covariance) $\mathbf{S}$ υπολογίζεται ως

$$\mathbf{S} = \frac{\mathbf{X}\mathbf{X}^T}{N} \quad (2.2)$$

όπου ο εκθέτης T συμβολίζει ανάστροφο πίνακα. Ο πίνακας $\mathbf{S}$ είναι ένας πραγματικός συμμετρικός πίνακας 3×3 με στοιχεία τις *αυτομεταβλητότητες* (variance) και τις *συσμεταβλητότητες* (cross-variances) των τριών συνιστωσών της κίνησης.

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{zz} & S_{zn} & S_{ze} \\ S_{nz} & S_{nn} & S_{ne} \\ S_{ez} & S_{en} & S_{ee} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

όπου S_{zn} είναι η συσμεταβλητότητα της κατακόρυφης και της βόρειας συνιστώσας. Ακόμη αφού ο πίνακας είναι συμμετρικός ισχύει: $S_{zn} = S_{nz}$.

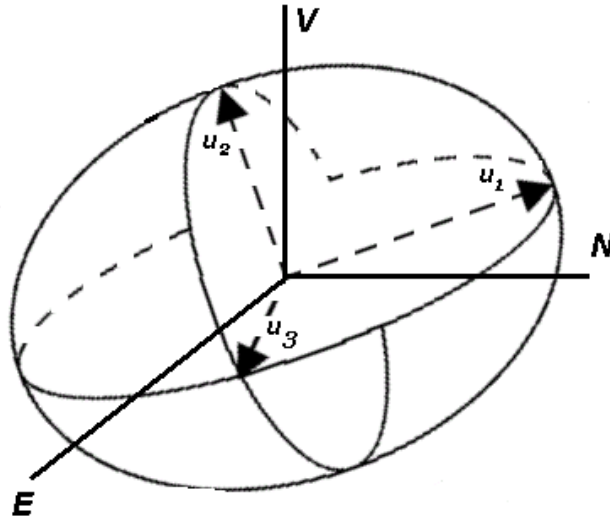
$$S_{zn} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{iz} x_{in} \quad (2.4)$$

Ο πίνακας συμμεταβλητότητας είναι **θετικά ημιορισμένος**, το οποίο σημαίνει ότι έχει πραγματικές, μη αρνητικές ιδιοτιμές. Οι ιδιοτιμές $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ και τα αντίστοιχα ιδιοδιανύσματα $\bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_3$ ικανοποιούν τη χαρακτηριστική εξίσωση

$$(S - \lambda_i^2 I)u_i = 0 \quad i=1,2,3 \quad (2.5)$$

όπου I είναι ο μοναδιαίος πίνακας 3×3 .

Ο πίνακας S είναι ο πίνακας ορισμού της δευτεροβάθμιας εξίσωσης ορισμού ενός ελλειψοειδούς, του **ελλειψοειδούς πόλωσης** (Σχήμα 2.3). Το ελλειψοειδές πόλωσης ορίζεται πλήρως από τους **βασικούς άξονες** του $\bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_3$. Αφού οι άξονες αυτοί έχουν υπολογιστεί, τότε η κίνηση του εδάφους στο παράθυρο χρόνου N δειγμάτων μπορεί να προσδιοριστεί από διάφορα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του ελλειψοειδούς πόλωσης, όπως η *ορθογωνικότητα*, η *επιπεδότητα*, η *γωνία πρόσπτωσης του μεγάλου ή του μικρού άξονα* και ο *βαθμός πόλωσης*.



Σχήμα 2.3. Το ελλειψοειδές πόλωσης.

Για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών αυτών υπολογίζουμε τις ιδιοτιμές και τα αντίστοιχα ιδιοδιανύσματα του πίνακα συμμεταβλητότητας. Οι ιδιοτιμές ταξινομούνται, ώστε $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$, και τα αντίστοιχα ιδιοδιανύσματα συμβολίζονται με $\bar{u}_1, \bar{u}_2, \bar{u}_3$.

2.1.1. Καθετότητα

Η *καθετότητα* (rectilinearity) ορίζεται από την σχέση

$$\text{Rect} = 1 - \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{2\lambda_1} \quad (2.6)$$

όπου $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ οι ιδιοτιμές του πίνακα συμμεταβλητότητας S [14]. Η καθετότητα είναι ένα χαρακτηριστικό ανίχνευσης της φάσης P . Θεωρητικά, τόσο για την φάση P όσο και για την φάση S η καθετότητα εμφανίζει κορυφή.

2.1.2. Επιπεδότητα

Η επιπεδότητα (planarity) υπολογίζεται ως

$$\text{Plan} = 1 - \frac{2\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (2.7)$$

Η επιπεδότητα είναι ένα χαρακτηριστικό της φάσης S καθότι τα εγκάρσια κύματα S προκαλούν την κίνηση των υλικών σημείων στο κάθετο επίπεδο ως προς τη διεύθυνση διάδοσης του σεισμικού κύματος.

2.1.3. Βαθμός πόλωσης

Ο βαθμός πόλωσης (degree of polarity) [19] ορίζεται από τη σχέση

$$F_2 = \frac{(\lambda_1 - \lambda_2)^2 + (\lambda_1 - \lambda_3)^2 + (\lambda_2 - \lambda_3)^2}{2(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)^2} \quad (2.8)$$

2.1.4. Γωνία πρόσπτωσης μεγάλου άξονα

Η γωνία πρόσπτωσης του μεγάλου άξονα (long-axis incidence angle) δίνεται από τη σχέση

$$\text{Inc}_l = \frac{\arcsin(|\vec{u}_1|)}{\pi/2} \quad (2.9)$$

όπου με Inc_l συμβολίζεται η γωνία πρόσπτωσης (μετρούμενη από τον κατακόρυφο άξονα κατά την ωρολογιακή φορά) του ιδιοδιανύσματος $\vec{u}_1$ το οποίο αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ιδιοτιμή λ_1 . Στην άφιξη της φάσης P η τιμή της Inc_l τείνει στο μηδέν, ενώ για την άφιξη της φάσης S η τιμή της τείνει στη μονάδα.

2.1.5. Γωνία πρόσπτωσης μικρού άξονα

Η γωνία πρόσπτωσης του μικρού άξονα (short-axis Incidence Angle) υπολογίζεται

$$\text{Inc}_s = \frac{\arcsin(|\vec{u}_3|)}{\pi/2} \quad (2.10)$$

όπου με Inc_s συμβολίζεται η γωνία πρόσπτωσης του ιδιοδιανύσματος $\vec{u}_3$, το οποίο αντιστοιχεί στη μικρότερο ιδιοτιμή λ_3 . Στην άφιξη της φάσης P η τιμή της Inc_s τείνει στη μονάδα, ενώ για την άφιξη της φάσης S η τιμή της τείνει στο μηδέν, καθώς το μεγαλύτερο ποσοστό της ενέργειας των κυμάτων S βρίσκεται στο οριζόντιο επίπεδο.

2.2. Ενέργεια των Σεισμικών Σημάτων

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η άφιξη ενός σεισμικού κύματος συνεπάγεται την άφιξη ενέργειας. Από την παρατήρηση αυτή προκύπτουν δυο ακόμη μέθοδοι ανίχνευσης σεισμικών φάσεων, ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας (STA/LTA), ο λόγος οριζόντιας προς ολική ενέργεια και διάφορες παραλλαγές τους 0,[14].

2.2.1. Λόγος μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας (STA/LTA)

Ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας (short-term average to long-term average ratio, STA/LTA), υπολογίζεται από τον υπολογισμό της μέσης ενέργειας σε ένα παράθυρο μικρής διάρκειας (STA) προς τη μέση ενέργεια σε ένα παράθυρο μεγάλης διάρκειας (LTA), το οποίο προηγείται του παραθύρου μικρής διάρκειας.

$$\beta = \frac{STA}{LTA} \quad (2.11)$$

όπου ο λόγος $\beta(t)$ υπολογίζεται αναδρομικά σε διαδοχικά παράθυρα στο χρόνο t . Η τιμή του λόγου β μεταβάλλεται όταν αλλάζει το πλάτος της σεισμικού σήματος, το οποίο συνιστά άφιξη σεισμικού κύματος. Ο λόγος β είναι μέθοδος ανίχνευσης και της φάσης P και της φάσης S.

2.2.2. Λόγος οριζόντιας προς ολική ενέργειας

Ο λόγος οριζόντιας προς ολική ενέργεια (horizontal power to total power ratio, $Rh2t$) υπολογίζεται με από τη σχέση:

$$Rh2t = \frac{\sum_{j=1}^N [x_n^2(j) + x_e^2(j)]}{\sum_{j=1}^N [x_n^2(j) + x_e^2(j) + x_z^2(j)]} \quad (2.12)$$

όπου x_n , x_e , x_v είναι τα πλάτη των τριών συνιστωσών, στο οριζόντιο επίπεδο (διευθύνσεις N–S και E–W) και στον κατακόρυφο άξονα αντίστοιχα. Το μήκος του παραθύρου στο οποίο υπολογίζεται ο λόγος συμβολίζεται με N . Ο λόγος R_{h2t} χρησιμοποιείται κυρίως για την ανίχνευση της φάσης S , καθώς τα εγκάρσια κύματα διαδίδονται στο οριζόντιο επίπεδο.

Πέρα από το λόγο οριζόντιας προς ολική ενέργεια κατά αναλογία ορίζονται και άλλοι λόγοι. Για την ανίχνευση της φάσης S χρησιμοποιείται και ο **λόγος οριζόντιας προς κατακόρυφη ενέργεια** (horizontal power to vertical power ratio, R_{hv}). Για την ανίχνευση της φάσης P χρησιμοποιούνται οι λόγοι **κατακόρυφης προς ολική ενέργεια** (vertical power to total power ratio, R_{vt}) και ο **λόγος κατακόρυφης προς οριζόντια ενέργεια** (vertical power to horizontal power ratio, R_{vh}).

2.3. Προσέγγιση με το Πρότυπο AR

Αν υποθεθεί ότι το σεισμικό σήμα x είναι μια στοχαστική διαδικασία με σήμα και θόρυβο ομαλά κατανομημένα, τότε η διαδικασία AR περιγράφεται από την εξίσωση

$$x(i) = \sum_{k=1}^M w_k (i-k) + n(i) \quad (2.13)$$

όπου w_k είναι οι παράμετροι του προτύπου AR, M είναι η τάξη του μοντέλου και $n(i)$ είναι μια γεννήτρια λευκού θορύβου. Αν το σεισμικό σήμα θεωρηθεί μια *χρονοσειρά* [5], οι συντελεστές του προτύπου AR είναι συνάρτηση του χρόνου. Η εκτίμηση των χρονικά μεταβαλλόμενων συντελεστών w_k υπολογίζεται σύμφωνα με τη σχέση

$$w_k(i+1) = w_k(i) + \mu x(i-k)f_M(i), \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (2.14)$$

όπου μ είναι η παράμετρος μεγέθους βήματος και $f_M(i)$ είναι το σφάλμα πρόβλεψης

$$f_M(i) = x(i) - \sum_{k=1}^M w_k x(i-k) \quad (2.15)$$

Η μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου δίνεται από τη σχέση:

$$ARC = \frac{\left| \prod_{k=1}^M w_k(i) - \prod_{k=1}^M w_k(i-1) \right|}{\left| \prod_{k=1}^M w_k(i) \right|} \quad (2.16)$$

2.3.1. Μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου AR

Για τα σεισμικά σήματα αρκεί ένα AR πρότυπο δεύτερης τάξης όπως περιγράφηκε παραπάνω. Η μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου δίνεται από τη σχέση (2.17) για $M=2$:

$$ARC = \frac{|w_1(i)w_2(i) - w_1(i-1)w_2(i-1)|}{|w_1(i)w_2(i)|} \quad (2.17)$$

Η παράμετρος ARC χρησιμοποιείται κυρίως για την ανίχνευση της φάσης S.

Κεφάλαιο 3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

3.1. Γενικά

Τα *νευρωνικά δίκτυα* ή πιο σωστά τα *τεχνητά νευρωνικά δίκτυα* (Artificial Neural Networks), είναι ένα εξελισσόμενο κομμάτι της τεχνολογίας το οποίο είναι προικισμένο με πολλά ενσωματωμένα χαρακτηριστικά. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν από το περιβάλλον και να προσαρμόζονται σε αυτό, να γενικεύουν και να προσεγγίζουν κάνοντας ορισμένες παραδοχές. Πρόκειται για εργαλεία αναπαράστασης της γνώσης βασισμένα στην *αυτοεκπαίδευση*.

3.1.1. Αναπαράσταση της γνώσης

Η φιλοσοφία της δομής και λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων εμπνεύστηκε από τον τρόπο λειτουργίας του εγκεφάλου. Η ανάπτυξή τους οφείλεται κυρίως στην ανάγκη συμπλήρωσης των υπάρχοντων μονολιθικών εργαλείων προτυποποίησης με πιο ευέλικτα και τη ραγδαία εξέλιξη των παράλληλων συστημάτων. Κατά αναλογία με τους εγκεφαλικούς νευρώνες οι οποίοι διαπλέκονται δημιουργώντας κανόνες και να απομνημονεύοντας τη γνώση, οι *τεχνητοί νευρώνες* αλληλεπιδρούν μεταξύ τους με σκοπό να υλοποιήσουν ένα γενικευμένο κανόνα εισόδου – εξόδου.

Γενικά ο όρος «*γνώση*» σχετίζεται με τις αποθηκευμένες πληροφορίες ή τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται από κάποιο πρόσωπο ή μηχανή ώστε να ερμηνεύσει, να προβλέψει και να ανταποκριθεί κατάλληλα στον έξω κόσμο [13]. Κύριος σκοπός ενός νευρωνικού δικτύου είναι η εκμάθηση ενός μοντέλου από το περιβάλλον, η εμπέδωση του μοντέλου με συνέπεια, ώστε να πετυχαίνει συγκεκριμένους στόχους που

ενδιαφέρουν. Η γνώση που παρέχεται από το περιβάλλον, συνίσταται από δύο ειδών πληροφορίες

(α) τη γνωστή κατάσταση που είναι γεγονότα για τα οποία είναι γνωστό τι είναι και τι ήταν. Αυτή η κατηγορία λέγεται **προηγούμενη πληροφορία**.

(β) παρατηρήσεις ή μετρήσεις, που προβάλλουν το περιβάλλον στο οποίο το νευρωνικό δίκτυο σκοπεύει να λειτουργήσει. Συνήθως οι παρατηρήσεις αυτές είναι αρκετά θορυβώδεις και εμπεριέχουν σφάλματα που οφείλονται σε ατέλειες των μετρητικών διατάξεων. Στα δεδομένα αυτά πρόκειται να εφαρμοστεί το νευρωνικό δίκτυο με απαιτήσεις σωστής συμπεριφοράς. Αυτή η κατηγορία λέγεται **πληροφορία ελέγχου**.

Στο σημείο αυτό αναδύεται η κύρια διαφορά των νευρωνικών δικτύων από τα κλασικά εργαλεία αναγνώρισης προτύπων. Στα τελευταία απαιτείται η ανάπτυξη ενός μαθηματικού μοντέλου από την προηγούμενη πληροφορία και κατόπιν η επικύρωσή του από τις παρατηρήσεις. Αντίθετα, κατά τη σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου αφήνεται η ίδια η πληροφορία «να μιλήσει για τον εαυτό της». Συνεπώς το νευρωνικό δίκτυο, όχι μόνο παρέχει ένα εν δυνάμει μοντέλο του περιβάλλοντος, αλλά εκπληρώνει και τη συνάρτηση επεξεργασίας της πληροφορίας που ενδιαφέρει.

Στη συνέχεια, ορίζονται τα νευρωνικά δίκτυα και παρατίθενται οι βασικές αρχιτεκτονικές, οι μέθοδοι εκπαίδευσης και οι σημαντικότερες δομές των νευρωνικών δικτύων.

3.2. Ο Τεχνητός Νευρώνας

3.2.1. Ορισμός

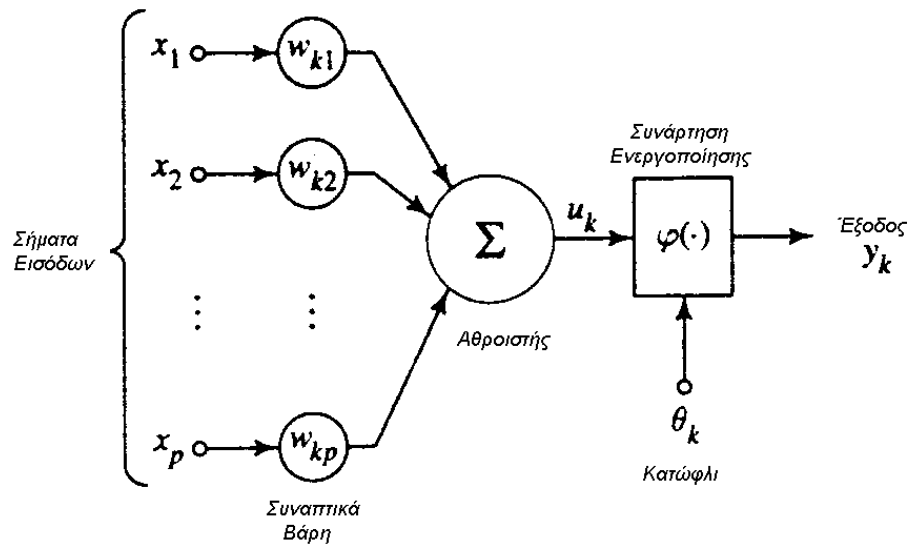
Ο **τεχνητός νευρώνας** (artificial neuron) ή απλά νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφοριών, η οποία είναι η βάση της λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων. Στο Σχήμα 3.1 παρουσιάζεται το πρότυπο ενός νευρώνα.

Τρία είναι τα κύρια βασικά στοιχεία που απαρτίζουν ένα νευρώνα και περιγράφονται παρακάτω

α. Ένα σύνολο από **συνάψεις** (synapses) ή ενώσεις που η καθεμιά χαρακτηρίζεται από ένα **βάρος** (weight) w_{kj} . Συγκεκριμένα, το σήμα x_j στην είσοδο της σύναψης j συνδέεται με το νευρώνα k πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{kj} . Είναι σημαντικό να σημειωθεί η διαφορά στη σειρά των δεικτών k, j . Ο πρώτος δείκτης αντιστοιχεί στο νευρώνα και ο δεύτερος δείκτης αντιστοιχεί στην είσοδο. Αν η τιμή του βάρους είναι θετική, η σύναψη είναι δρα διεγερτικά, ενώ αν η τιμή του βάρους είναι αρνητική, η σύναψη δρα ανασταλτικά.

β. Ένας **αθροιστής** (adder junction) ο οποίος προσθέτει τα σήματα εισόδου πολλαπλασιασμένα επί τα αντίστοιχα βάρη των συνάψεων του νευρώνα. Το αποτέλεσμα συμβολίζεται με u_k στο Σχήμα 3.1.

γ. Μια **συνάρτηση ενεργοποίησης** $f(\cdot)$ (activation function) για το περιορισμό της ενίσχυσης της εξόδου σε επιθυμητά περιορισμένα όρια. Συνήθως, η έξοδος κανονικοποιείται στην περιοχή $[0,1]$ ή $[-1,1]$. Στο πρότυπο του νευρώνα (Σχήμα 3.1) η συνάρτηση ενεργοποίησης συμπεριλαμβάνει και ένα **κατώφλι** θ_k , το οποίο επιδρά μειώνοντας την είσοδο της συνάρτησης ενεργοποίησης.



Σχήμα 3.1 Το πρότυπο ενός νευρώνα.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, το κατώφλι και τα βάρη των συνάψεων χαρακτηρίζουν πλήρως τον νευρώνα. Γενικά, με τον όρο νευρώνας k θα εννοείται μια μονάδα αλγεβρικής διεργασίας χωρίς μνήμη η οποία με εισόδους $x_1, x_2, \dots, x_n$ παράγει μια έξοδο y_k

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^n w_{kj} x_j - \theta_k\right) \quad (3.1)$$

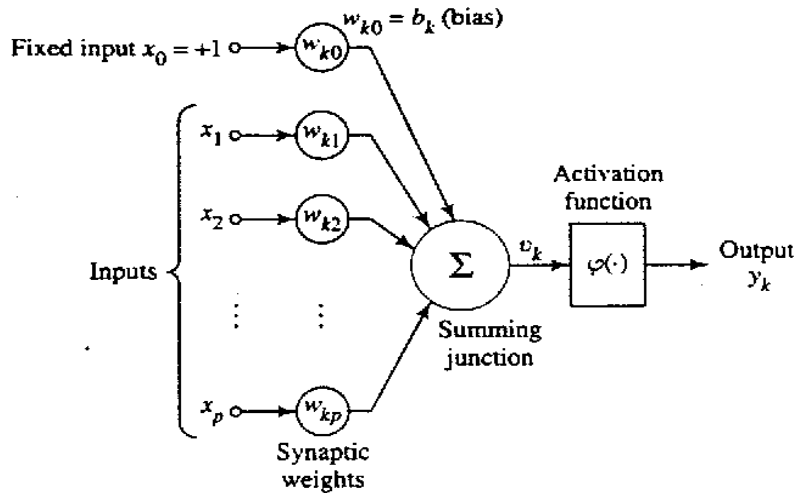
Το κατώφλι θ_k ουσιαστικά μετατοπίζει γραμμικά την έξοδο u_k του αθροιστή. Διαφορετικά μπορεί να θεωρηθεί ότι το κατώφλι αντιστοιχεί σε ένα βάρος b_k που επιδρά μέσω μιας σύναψης σε μια σταθερή είσοδο $x_0=1$. Στην περίπτωση αυτή ισχύει

$$b_k = -\theta_k \quad (3.2)$$

Ο παράγοντας b_k αντιστοιχεί στην **πύλωση** (bias) και κατά συνέπεια η σχέση (3.2) γράφεται:

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^n w_{kj}x_j + b_k\right) \quad (3.3)$$

Το μοντέλο αυτό του νευρώνα παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.2.



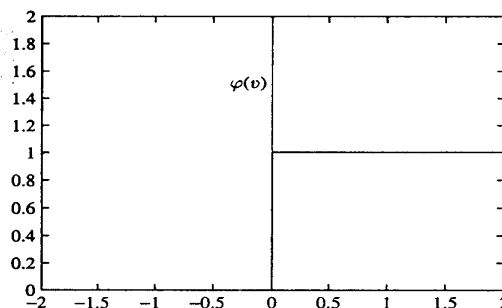
Σχήμα 3.2

3.2.2. Συναρτήσεις ενεργοποίησης.

Η συνάρτηση ενεργοποίησης, $\phi(\cdot)$, καθορίζει την έξοδο του νευρώνα σε σχέση με τις εισόδους του, όπως αυτές διαμορφώνονται από τα βάρη. Κυρίως χρησιμοποιούνται οι εξής τρεις κατηγορίες συναρτήσεων μεταφοράς:

α. Η συνάρτηση κατωφλίωσης (threshold function ή hardlim), που παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.3 και περιγράφεται από την εξίσωση:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, & v > t \\ 0, & v < t \end{cases} \quad (3.4)$$



Σχήμα 3.3. Η συνάρτηση κατωφλίωσης για $t=0$.

Αλλάζοντας το εύρος της εξόδου, η συνάρτηση κατωφλίωσης δίνει τη συνάρτηση **signum** ή **κβαντιστή** (quantizer):

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, & v > t \\ -1, & v < t \end{cases} \quad (3.5)$$

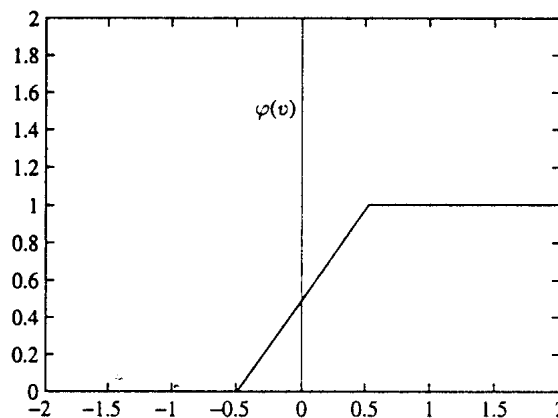
β. Η **τμηματικά γραμμική συνάρτηση** (piecewise linear function) περιγράφεται από τη σχέση:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, & v \geq \frac{t}{2} \\ v, & -\frac{t}{2} \leq v \leq \frac{t}{2} \\ 0, & v \leq -\frac{t}{2} \end{cases} \quad (3.6)$$

Άλλη παρόμοια συνάρτηση είναι η **αμιγώς γραμμική** (pure linear) που διέρχεται από την αρχή των αξόνων και υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\phi(v) = \lambda v \quad (3.7)$$

όπου λ είναι η κλίση της ευθείας.



Σχήμα 3.4. Η τμηματικά γραμμική συνάρτηση για $t=1$.

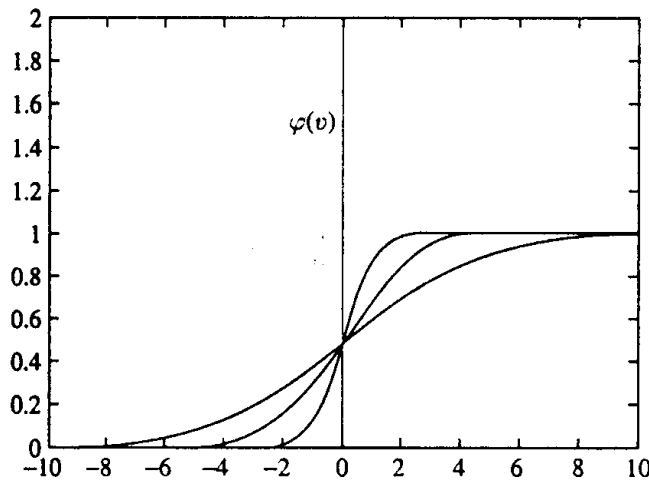
γ. Η **σιγμοειδής συνάρτηση** (logistic ή sigmoid function) περιγράφεται από την εξίσωση:

$$\phi(v) = \frac{1}{1 + e^{-av}} \quad (3.8)$$

όπου ο όρος $a > 0$ λέγεται **παράμετρος κλίσης**. Όσο μεγαλώνει η παράμετρος κλίσης, τόσο η σιγμοειδής συνάρτηση τείνει στην συνάρτηση κατωφλίωσης.

Για να είναι το εύρος της εξόδου στην περιοχή $[-1, 1]$, συνήθως χρησιμοποιείται η **συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης** (hyperbolic tangent function) που δίνεται από τη σχέση:

$$\phi(v) = \tanh\left(\frac{v}{2}\right) = \frac{1 - e^{-v}}{1 + e^{-v}} \quad (3.9)$$



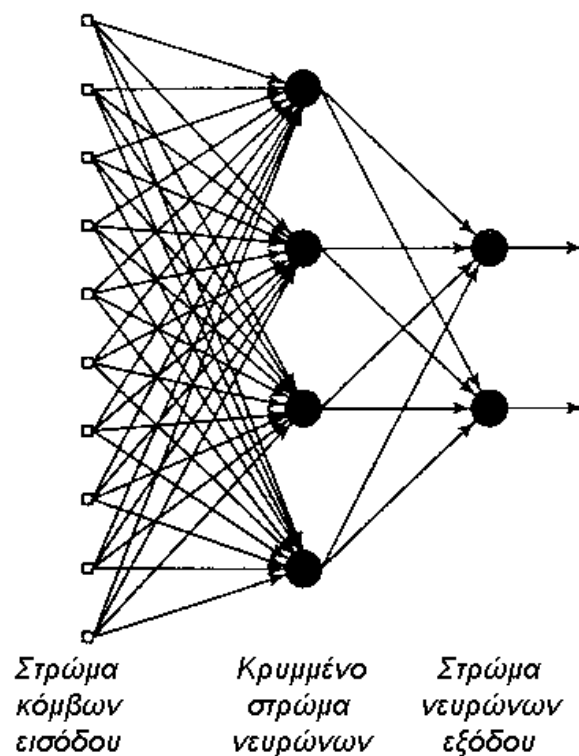
Σχήμα 3.5. Η σιγμοειδής συνάρτηση.

3.3. Ορισμός και Χρήσεις των Νευρωνικών Δικτύων

3.3.1. Ορισμός – εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων

Νευρωνικό δίκτυο (Σχήμα 3.6) είναι ένα σύνολο νευρώνων διατεταγμένων κατά κανόνα σε *στρώματα* (layers) έτσι ώστε οι νευρώνες κάθε στρώματος να επιτελούν ομοειδή και ταυτόχρονη διαδικασία. Στρώματα με μη παρατηρήσιμες εισόδους ή εξόδους λέγονται κρυμμένα στρώματα και παρεμβάλλονται μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου. Στο στρώμα εισόδου δεν εφαρμόζεται καμία συνάρτηση και για το λόγο αυτό χαρακτηρίζεται και ως **στρώμα κόμβων εισόδου**.

Βασικό γνώρισμα των νευρωνικών δικτύων είναι η δυνατότητα εκπαίδευσής τους μέσω κατάλληλης επιλογής της διάταξής τους και των βαρών τους. Η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων μπορεί να είναι **επιβλεπόμενη** (supervised) με την έννοια ότι κατά την εκπαίδευση το δίκτυο προσαρμόζει τα βάρη του σε ένα σύνολο διανυσμάτων εισόδου εκπαίδευσης και αντίστοιχων επιθυμητών διανυσμάτων εξόδου. Ακόμη η εκπαίδευση μπορεί να είναι **μη επιβλεπόμενη** (unsupervised), εννοώντας ότι κατά την εκπαίδευση το νευρωνικό δίκτυο πρέπει να προσαρμόσει τα βάρη του με τέτοιο τρόπο, ώστε να ανακαλύψει τις διαφορές των διανυσμάτων εισόδου εκπαίδευσης και να τα διαχωρίσει.



Σχήμα 3.6. Ένα νευρωνικό δίκτυο με διάδοση προς τα εμπρός πλήρως συνδεδεμένο.

Η δυνατότητα εκμάθησης μπορεί να είναι είτε **δομική** (ανεξάρτητη από τον χρόνο), είτε **διαχρονική** (δηλαδή χρονικά εξελισσόμενη). Η απεικόνιση προτύπων από ένα νευρωνικό δίκτυο είναι **αυτοσυσχετική**, όταν περιορίζεται στην απομνημόνευση και κατόπιν στην αναγνώριση τους και **ετεροσυσχετική** λέγεται η απεικόνιση, όταν σε κάθε είσοδο αντιστοιχίζεται μια χαρακτηριστική έξοδος.

Η διαδικασία της εκπαίδευσης είναι ένας επαναλαμβανόμενος αλγόριθμος προσαρμογής των ελεύθερων παραμέτρων ενός νευρωνικού δικτύου στις απαιτήσεις του περιβάλλοντος. Η αρχικές τιμές των ελεύθερων παραμέτρων συνήθως είναι τυχαίες και μεταβάλλονται με κάποιο κανόνα εκπαίδευσης εκμάθησης έτσι ώστε η συμπεριφορά του νευρωνικού δικτύου να προσεγγίσει την επιθυμητή. Όταν ο στόχος αυτός επιτευχθεί τότε το νευρωνικό δίκτυο έχει **συγκλίνει**. Εκτενέστερη αναφορά στους κανόνες εκπαίδευσης γίνεται στην παράγραφο 3.5.

3.3.2. Η χρήση και τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων

Από τα παραπάνω προκύπτει αβίαστα ότι τα νευρωνικά δίκτυα αντλούν την υπολογιστική ισχύ τους από την ευρεία παράλληλη δομή τους αλλά και από την ικανότητά τους να μαθαίνουν και να γενικεύουν. Η **γενίκευση** (generalization) είναι το χαρακτηριστικό εκείνο που αντιστοιχεί στην παραγωγή ορθών αποτελεσμάτων από το νευρωνικό δίκτυο για εισόδους για τις οποίες δεν εκπαιδεύτηκε. Αυτές οι δύο ικανότητες επεξεργασίας πληροφοριών κάνουν τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να

λύνουν σύνθετα προβλήματα των οποίων η αντιμετώπιση με τις κλασικές μεθόδους είναι συνήθως επίπονη. Ωστόσο η κατάσταση δεν είναι τόσο ρόδινη στην πραγματικότητα. Σε πρακτικές εφαρμογές, τα νευρωνικά δίκτυα δεν είναι τόσο αποτελεσματικά μόνα τους και για αυτό το λόγο συνδυάζονται σε μια ολοκληρωμένη, γενικότερη προσέγγιση. Συγκεκριμένα, ένα σύνθετο πρόβλημα διασπάται σε περισσότερα απλά προβλήματα και τα νευρωνικά δίκτυα επιλύουν ένα μέρος του συνολικού προβλήματος (π.χ. αναγνώριση προτύπων, σύστημα ελέγχου) το οποίο μπορούν να αντιμετωπίσουν με επιτυχία.

Τα νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά και πλεονεκτήματα:

α. **Ικανότητα αναπαράστασης της γνώσης:** Μία συναρτησιακή σχέση μπορεί να αναπαρασταθεί χωρίς να είναι απαραίτητη η γνώση της αναλυτικής της μορφής, όπως για παράδειγμα στην εκμάθηση με επίβλεψη, έχοντας ένα πίνακα που αποτελείται από τα διανύσματα εισόδου και την αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο. Η αρχική έξοδος υπολογίζεται με βάση τυχαία βάρη, τα οποία μεταβάλλονται, έτσι ώστε να μειωθεί η διαφορά ανάμεσα στην επιθυμητή και την υπολογιζόμενη έξοδο.

β. **Μη γραμμικότητα:** Οι νευρώνες είναι γενικά μη γραμμικές μονάδες και κατά συνέπεια και τα νευρωνικά δίκτυα είναι μη γραμμικά.

γ. **Προσαρμοστικότητα:** Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την σύμφυτη ικανότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους ανάλογα με τις μεταβολές που δέχονται από το περιβάλλον τους.

δ. **Αποδεικτική ικανότητα:** Στην περίπτωση της αναγνώρισης προτύπων ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να σχεδιαστεί έτσι ώστε όχι μόνο να επιλέγει ένα πρότυπο, αλλά και να παρέχει αυτήν την πληροφορία με δεδομένη αξιοπιστία.

ε. **Διαπλοκή δεδομένων:** Οι είσοδοι ενός νευρώνα συνδυάζονται με τις εξόδους των νευρώνων του προηγούμενου, με αποτέλεσμα να λαμβάνεται υπόψη η διαπλοκή (συνάφεια) των δεδομένων με φυσικό τρόπο.

στ. **Αντοχή στα σφάλματα:** Στην VLSI υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων η καταστροφή ενός νευρώνα δεν προκαλεί πλήρη καταστροφή του δικτύου.

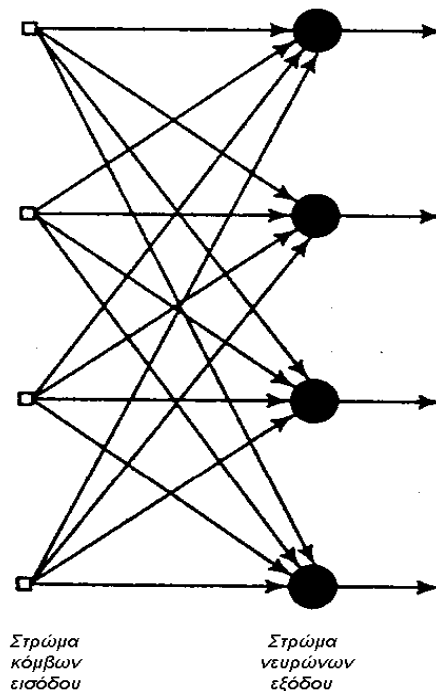
3.4. Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο δομούνται οι νευρώνες σε ένα δίκτυο συνδέεται άμεσα με τη μέθοδο εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται. Για το λόγο αυτό πολλές φορές καταχρηστικά αντί της δομής χρησιμοποιείται ο *κανόνας εκπαίδευσης* για να περιγραφεί ένα νευρωνικό δίκτυο. Γενικά μπορούν να διακριθούν τέσσερις διαφορετικές κατηγορίες των αρχιτεκτονικών των νευρωνικών δικτύων οι οποίες περιγράφονται

παρακάτω. Τα δίκτυα με διάδοση προς τα εμπρός με ένα στρώμα, τα δίκτυα με διάδοση προς τα εμπρός και πολλά στρώματα, τα δίκτυα με αναδρομή και τα δίκτυα με πλέγμα

3.4.1. Δίκτυα με διάδοση προς τα εμπρός με ένα στρώμα

Έχει ήδη αναφερθεί ότι οι νευρώνες διατάσσονται σε στρώματα. Η πιο απλή περίπτωση είναι ένα νευρωνικό δίκτυο να έχει πέρα από το στρώμα των κόμβων εισόδου μόνο ένα στρώμα νευρώνων. Τα δίκτυα αυτά λέγονται νευρωνικά δίκτυα με διάδοση προς τα εμπρός με ένα στρώμα (Single-Layer Feed-forward Networks). Στο Σχήμα 3.7 παριστάνεται ένα τέτοιο δίκτυο.



Σχήμα 3.7. Νευρωνικό δίκτυο ενός στρώματος.

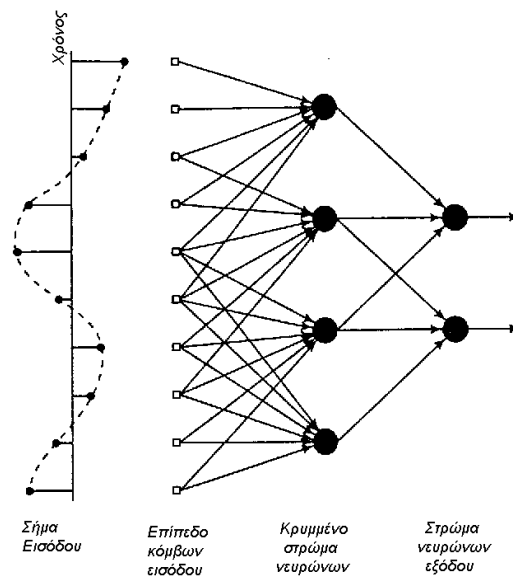
Τα συγκεκριμένα νευρωνικά δίκτυα λέγονται και **δίκτυα ενός στρώματος** (single-layer networks). Μια γραμμική συσχετιστική μνήμη είναι ένα παράδειγμα νευρωνικού δικτύου με ένα στρώμα. Στην περίπτωση αυτή το δίκτυο συσχετίζει ένα πρότυπο εξόδου (διάνυσμα εξόδου) με ένα πρότυπο (διάνυσμα) εισόδου, και η πληροφορία αυτή αποθηκεύεται στο δίκτυο αλλάζοντας τις τιμές των συναπτικών βαρών του.

3.4.2. Δίκτυα με διάδοση προς τα εμπρός με πολλά στρώματα

Η δεύτερη κατηγορία αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων διακρίνεται από την παρουσία ενός ή περισσότερων **κρυφών στρωμάτων** (hidden layers) των οποίων οι κόμβοι χαρακτηρίζονται κατά αναλογία **κρυφοί νευρώνες**. Η λειτουργία των κρυφών νευρώνων είναι να παρεμβαίνουν ανάμεσα στην εξωτερική είσοδο και την έξοδο του

δικτύου. Προσθέτοντας ένα ή περισσότερα κρυφά στρώματα το νευρωνικό δίκτυο καθίσταται ικανό να εξάγει στατιστικές ανώτερης τάξης. Κατά κάποιο τρόπο αποκτά μια σφαιρική προοπτική, η οποία οφείλεται στα παραπάνω στρώματα νευρώνων και στη μεγαλύτερη διάσταση της αλληλεπίδρασης των νευρώνων.

Ένα δίκτυο αυτής της κατηγορίας φαίνεται στο Σχήμα 3.6, το οποίο χαρακτηρίζεται **πλήρως συνδεδεμένο** (fully connected) με την έννοια ότι όλοι οι κόμβοι ενός επιπέδου συνάπτονται με όλους τους κόμβους του επόμενου επιπέδου. Αντιθέτως, αν κάποιες συνάψεις λείπουν από το δίκτυο, τότε αυτό λέγεται **μερικώς συνδεδεμένο** (partially connected), όπως αυτό που παρουσιάζεται στο Σχήμα 3.8. Στο σχήμα συμπεριλαμβάνεται ως σήμα εισόδου μια χρονοσειρά η οποία αναπαρίσταται μονομιάς στο επίπεδο εισόδου ως ένα διάνυσμα.



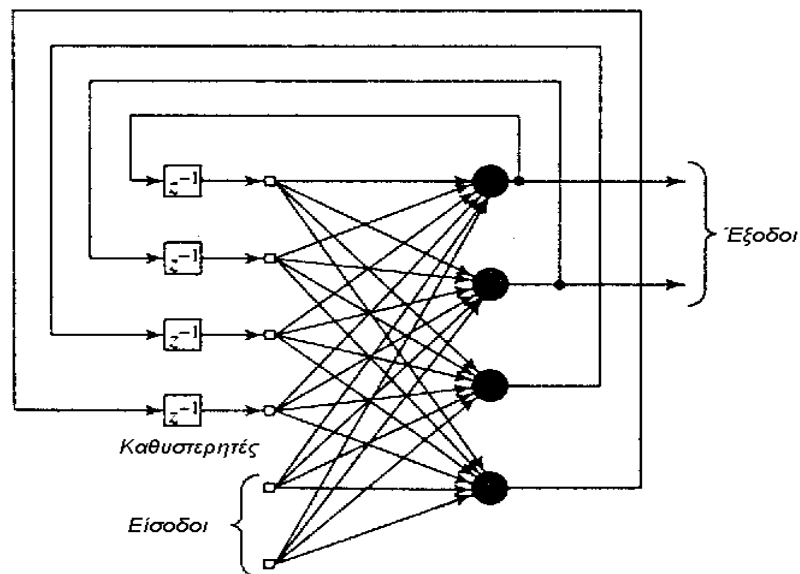
Σχήμα 3.8. Μερικώς συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο με διάδοση προς τα εμπρός.

3.4.3. Δίκτυα με αναδρομή.

Τα **αναδρομικά δίκτυα** (recurrent networks) διαχωρίζονται εξαιτίας της ύπαρξης ενός τουλάχιστον βρόχου ανάδρασης. Στο Σχήμα 3.9 απεικονίζεται ένα αναδρομικό δίκτυο με κρυμμένους νευρώνες.

Στο συγκεκριμένο δίκτυο, οι αναδράσεις ξεκινούν τόσο από τους κρυφούς νευρώνες, όσο και από τους νευρώνες εξόδου. Η παρουσία των βρόχων ανάδρασης έχει σημαντική επιρροή στην ικανότητα εκμάθησης και την απόδοση του νευρωνικού δικτύου.

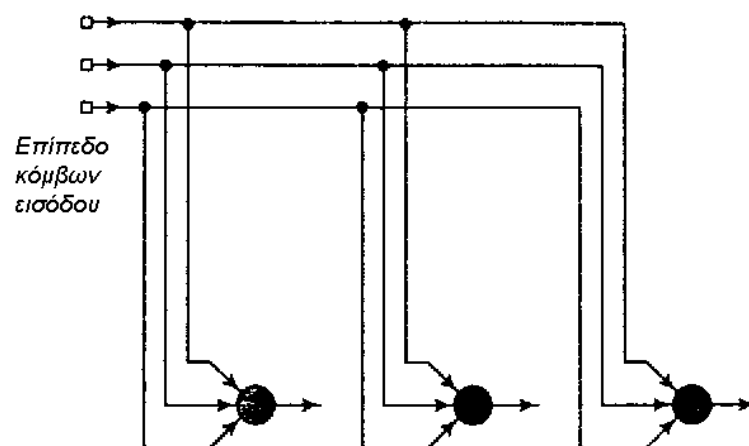
Ακόμη, οι βρόχοι αναδρομής οι οποίοι αποτελούνται από τους **καθυστερητές** (z^{-1}) συμβάλλουν στη μη γραμμική δυναμική συμπεριφορά του δικτύου.



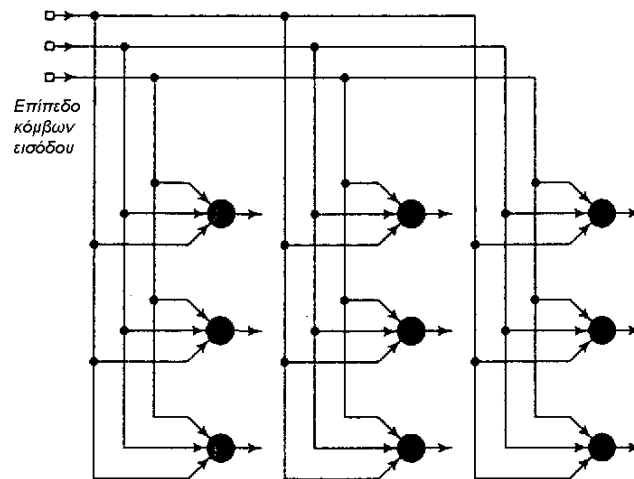
Σχήμα 3.9. Αναδρομικό δίκτυο με κρυμμένους νευρώνες.

3.4.4. Δίκτυα με πλέγμα

Ένα νευρωνικό δίκτυο με **πλέγμα** (lattice structures) συνίσταται από ένα μονοδιάστατο (Σχήμα 3.10), διδιάστατο (Σχήμα 3.11), ή πολυδιάστατο πίνακα νευρώνων με ένα απαραίτητο αντίστοιχο σύνολο κόμβων εισόδου. Όπως φαίνεται και στα σχήματα κάθε κόμβος εισόδου συνδέεται με κάθε νευρώνα του πλέγματος. Ουσιαστικά, ένα νευρωνικό δίκτυο με πλέγμα είναι ένα δίκτυο με διάδοση προς τα εμπρός με τις εξόδους του διατεταγμένες σε σειρές και στήλες.



Σχήμα 3.10 Μονοδιάστατο πλέγμα τριών νευρώνων.



Σχήμα 3.11 Διδιάστατο πλέγμα νευρώνων 3 επί 3.

3.5. Κανόνες Εκπαίδευσης – Εκμάθησης

Ανάμεσα στις πολλές ενδιαφέρουσες ιδιότητες ενός νευρωνικού δικτύου είναι η ικανότητά του να *μαθαίνει* από το περιβάλλον του και να *βελτιώνει* την απόδοσή του μέσω της μάθησης. Ένα νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει για το περιβάλλον του μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας διαμόρφωσης των συναπτικών βαρών και των πολωτικών παραμέτρων του. Θεωρητικά, με κάθε επανάληψη ή *εποχή* (epoch) της διαδικασίας το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει καλύτερα. Συγκεκριμένα για τα νευρωνικά δίκτυα **εκπαίδευση** λέγεται η συνεχής διαδικασία κατά την οποία οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου προσαρμόζονται στο περιβάλλον ως συνέπεια της διέγερσης του νευρωνικού δικτύου από το περιβάλλον. Οι κανόνες της εκπαίδευσης καθορίζονται από τον τρόπο με τον οποίο γίνονται αυτές οι αλλαγές.

Ο ορισμός της διαδικασίας εκπαίδευσης αναδεικνύει τις ακόλουθες ιδιότητες των νευρωνικών δικτύων. Το νευρωνικό δίκτυο προσαρμόζεται σε ένα περιβάλλον, και υφίσταται αλλαγές ως αποτέλεσμα της προσαρμογής αυτής. Και ακόμη, αποκρίνεται με νέο διαφορετικό τρόπο στις διεγέρσεις του περιβάλλοντος, εξαιτίας των αλλαγών που γίνονται στην *εσωτερική* δομή του δικτύου.

Τέσσερις είναι οι κύριοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης στους οποίους θα γίνει αναφορά ακολούθως. Η εκμάθηση με βάση την διόρθωση του σφάλματος, η εκμάθηση με τον κανόνα του Hebb, η ανταγωνιστική εκμάθηση και η εκμάθηση του Boltzmann.

3.5.1. Ο κανόνας της διόρθωσης του σφάλματος

Στην περίπτωση αυτή, θεωρείται ότι η είσοδος του δικτύου είναι μια διέγερση x , η επιθυμητή απόκριση του δικτύου d_k και μετά από n επαναλήψεις του αλγορίθμου εκπαίδευσης, η έξοδος του δικτύου είναι $y_k(n)$. Τότε ορίζεται το διάνυσμα σφάλματος

$e_k(n)$, ως η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής εξόδου και της πραγματικής εξόδου y_k όπως αυτή προκύπτει από την εξίσωση:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (3.10)$$

Σκοπός του αλγορίθμου είναι να ελαχιστοποιήσει το διάνυσμα σφάλματος με μια συνάρτηση, η οποία λειτουργεί ως κριτήριο του κατά πόσον το νευρωνικό δίκτυο προσεγγίζει σωστά την επιθυμητή έξοδο. Πιο συχνά χρησιμοποιείται η συνάρτηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος

$$J = E\left[\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n)\right] \quad (3.11)$$

όπου $E[.]$ είναι ο στατιστικός μέσος όρος και το άθροισμα αντιστοιχεί σε όλους τους νευρώνες του στρώματος εξόδου. Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης J και ο καθορισμός των ελευθέρων παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου μέσω αυτής λέγεται **μέθοδος μείωσης της κλίσης** (gradient descent). Ωστόσο, η ελαχιστοποίηση απαιτεί τη στατιστική ανάλυση της διαδικασίας. Για να προσπεραστεί αυτή η πρακτική δυσκολία χρησιμοποιείται η στιγμιαία τιμή της (3.11) ως κριτήριο. Το μέσο στιγμιαίο τετραγωνικό σφάλμα ορίζεται

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \quad (3.12)$$

Το δίκτυο βελτιστοποιείται ελαχιστοποιώντας το $E(n)$ και αντίστοιχα τα συναπτικά βάρη. Έτσι, σύμφωνα με τον **κανόνα διόρθωσης του σφάλματος** (error – correction learning) η μεταβολή Δw_{kj} του βάρους w_{kj} κατά την εποχή n δίνεται από τη σχέση

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta e_k(n) x_j(n) \quad (3.13)$$

όπου $0 \leq \eta \leq 1$ είναι μια θετική σταθερά που λέγεται **λόγος εκπαίδευσης** (learning rate). Με άλλα λόγια η διόρθωση που γίνεται σε ένα συναπτικό βάρος είναι ανάλογη του γινομένου του διανύσματος σφάλματος (το οποίο υπολογίζεται κατά αντιστοιχία με την επιθυμητή έξοδο) επί το σήμα εισόδου της σύναψης.

Έτσι το πρόβλημα υπολογισμού των βαρών υποβιβάζεται σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης. Η αδυναμία της μεθόδου είναι ότι σε μη γραμμικά προβλήματα δεν υπάρχει μοναδικό ελάχιστο με αποτέλεσμα το σφάλμα να υπάρχει περίπτωση να παγιδευτεί σε τοπικά ελάχιστα.

3.5.2. Ο κανόνας Hebb

Ο κανόνας αυτός είναι βασισμένος σε νευροβιολογικούς κανόνες, οι οποίοι συνοψίζονται στα εξής:

α. Αν δυο νευρώνες στα άκρα μιας σύναψης ενεργοποιούνται ταυτόχρονα, τότε το βάρος αυξάνεται κατά ορισμένη ποσότητα.

β. Αν δυο νευρώνες στα άκρα μιας σύναψης ενεργοποιούνται ασύγχρονα, τότε το βάρος μειώνεται κατά ορισμένη ποσότητα.

Μια τέτοια σύναψη λέγεται **σύναψη Hebb** (hebbian synapse). Κύριο χαρακτηριστικό της είναι ότι χρησιμοποιεί ένα ιδιαίτερα τοπικό και αλληλεπιδραστικό μηχανισμό για να αυξάνεται η αποδοτικότητα της σύναψης ως συνάρτηση της συσχέτισης των ενεργειών εισόδου – εξόδου.

Μια απλή περίπτωση μεταβολής του βάρους w_{kj} στην εποχή n περιγράφεται από την εξίσωση

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta y_k(n) x_j(n) \quad (3.14)$$

όπου η είναι ο λόγος εκπαίδευσης. Η σχέση αυτή υπογραμμίζει τη συσχετιστική φύση της σύναψης Hebb.

Η επαναλαμβανόμενη εφαρμογή της σχέσης (3.14) οδηγεί σε μια εκθετική αύξηση των βαρών τα οποία από ένα σημείο και έπειτα ενδέχεται να οδηγηθούν σε κορεσμό. Για να παρακαμφθεί αυτή η δυσλειτουργία, η σχέση (3.14) επανακαθορίζεται

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta y_k(n) x_j(n) - \alpha y_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.15)$$

όπου α είναι μια νέα θετική σταθερά και $w_{kj}(n)$ η τιμή του βάρους στο χρόνο n .

Κατά κύριο λόγο η μέθοδος Hebb έχει εφαρμογές νευροβιολογικού ενδιαφέροντος.

3.5.3. Ανταγωνιστική εκμάθηση

Στην περίπτωση αυτή οι νευρώνες ενός στρώματος «ανταγωνίζονται» μεταξύ τους για το ποιος θα ενεργοποιηθεί. Σε αντίθεση με την περίπτωση του κανόνα Hebb, όπου μπορούν να είναι πολλοί νευρώνες ταυτόχρονα ενεργοποιημένοι, σε αυτή την περίπτωση ενεργοποιείται μόνον ένας.

Τρεις είναι οι βασικές αρχές της ανταγωνιστικής μεθόδου:

α. Όλοι οι νευρώνες είναι όμοιοι εκτός από τα αρχικά βάρη που ακολουθούν τυχαία κατανομή και κατά συνέπεια αντιδρούν διαφορετικά σε κάποιο δεδομένο διάνυσμα εισόδου.

β. Καθορίζεται ένα άνω όριο για κάθε βάρος.

γ. Ένας μηχανισμός επιτρέπει στους νευρώνες να συναγωνίζονται για το ποιος θα ενεργήσει επί των εισόδων. Πρόκειται για μια διαδικασία με ένα μόνο νικητή (winner – takes – all neuron).

Ακόμη ισχύει για τους νευρώνες του στρώματος j :

$$\sum_i w_{ji} = 1 \quad \text{για κάθε } j \quad (3.16)$$

Στην ανταγωνιστική εκμάθηση ο νευρώνας μαθαίνει με τη μετατόπιση των βαρών από ανενεργά σε ενεργά επίπεδα. Αν ένας νευρώνας δεν ανταποκρίνεται σε ένα συγκεκριμένο πρότυπο εισόδου, τότε δεν εκπαιδεύεται ο συγκεκριμένος νευρώνας. Αντίθετα, αν κερδίσει τον ανταγωνισμό τότε το βάρος του μεταβάλλεται. Ο κύριος αλγόριθμος ανταγωνιστικής εκπαίδευσης περιγράφεται από την εξίσωση:

$$\Delta w_{ji} = \begin{cases} \eta(x_i - w_{ji}) & \text{αν ο νευρώνας } j \text{ κερδίσει τον ανταγωνισμό} \\ 0 & \text{αν ο νευρώνας } j \text{ χάσει τον ανταγωνισμό} \end{cases} \quad (3.17)$$

3.5.4. Ο αλγόριθμος Boltzmann

Πρόκειται για ένα στοχαστικό αλγόριθμο εκπαίδευσης που εμπνεύστηκε από τη θεωρία πληροφοριών και τη θερμοδυναμική. Στην εκπαίδευση με τον κανόνα του Boltzmann οι νευρώνες έχουν αναδρομική αρχιτεκτονική και λειτουργούν κατά δυαδικό τρόπο. Είτε είναι ενεργοί (on state) που αντιστοιχεί στην τιμή +1, είτε είναι ανενεργοί (off state) και αντιστοιχεί στην τιμή -1. Υπάρχουν κρυφοί και φανεροί νευρώνες, όπως στο Σχήμα 3.9.

Η **συνάρτηση ενέργειας** E (energy function) υπολογίζεται από τη σχέση:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_{j, i \neq j} w_{ji} s_j s_i \quad (3.18)$$

όπου s_i είναι η κατάσταση του νευρώνα i και w_{ij} είναι το συναπτικό βάρος που συνδέει το νευρώνα i με το νευρώνα j . Το γεγονός ότι $i \neq j$ απλά σημαίνει ότι κανένας από τους νευρώνες δεν έχει αυτο-αναδρομή, δηλαδή $w_{ii}=0$. Η διαδικασία ξεκινά τυχαία από το νευρώνα j και σε κάποιο βήμα της εκπαίδευσης αλλάζει την κατάστασή του από s_j σε $-s_j$ με πιθανότητα που υπολογίζεται από τη σχέση:

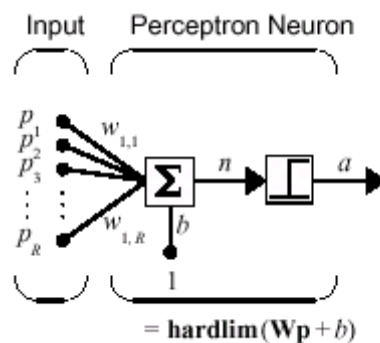
$$W(s_j \rightarrow -s_j) = \frac{1}{1 + e^{\frac{\Delta E_j}{T}}} \quad (3.19)$$

όπου ΔE_j είναι η μεταβολή της συνάρτησης ενέργειας και T είναι μια σταθερά η οποία λέγεται ψευδό-θερμοκρασία [13]. Μετά από πολλές επαναλήψεις αποκαθίσταται μια «θερμική» ισορροπία. Κύριο χαρακτηριστικό του αλγορίθμου Boltzmann είναι ότι χρησιμοποιείται μόνο για τοπικά διαθέσιμες παρατηρήσεις.

3.6. Βασικές Δομές των Νευρωνικών Δικτύων

3.6.1. Δίκτυα perceptron

Τα δίκτυα perceptron είναι η απλούστερη δομή των νευρωνικών δικτύων. Ένας νευρώνας του δικτύου perceptron παρουσιάζεται στο ακόλουθο Σχήμα 3.12. Η συνάρτηση ενεργοποίησής του είναι η συνάρτηση κατωφλίωσης και ως αποτέλεσμα οι έξοδοί του είναι μηδέν ή ένα και για αυτό χρησιμοποιείται για κατηγοριοποίηση.

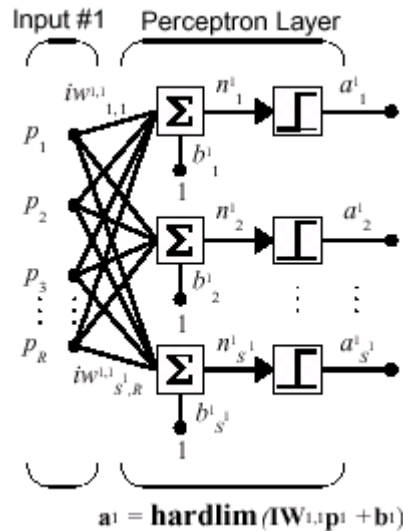


Σχήμα 3.12 Νευρώνας δικτύου perceptron.

Το δίκτυο perceptron αποτελείται από ένα στρώμα νευρώνων. Ο αριθμός των νευρώνων ισούται με τον αριθμό των εξόδων του δικτύου. Οι συνάψεις του κάθε νευρώνα συνδέονται με τις εισόδους, συνεπώς ο αριθμός των συνάψεων ισούται με τον αριθμό των εισόδων. (Σχήμα 3.13).

Η εκπαίδευση των δικτύων perceptron είναι επιβλεπόμενη (supervised) και γίνεται με τον κανόνα διόρθωσης του σφάλματος και διάφορες παραλλαγές της (adaptive learning, momentum learning, κλπ.) [10]. Η σύγκλιση είναι εγγυημένη μετά από έναν αριθμό επαναλήψεων (εποχών) με αποτέλεσμα το δίκτυο perceptron να μπορεί να επιλύσει το πρόβλημα.

Τα δίκτυα perceptron χρησιμοποιούνται κυρίως για ταξινόμηση. Μπορούν να ταξινομήσουν γραμμικώς διαχωριζόμενα διανύσματα εισόδου με πολύ καλά αποτελέσματα. Σε κάθε περίπτωση όμως οι έξοδοι ενός δικτύου perceptron είναι μηδέν ή ένα. Λύση σε αυτόν τον περιορισμό δίνουν τα δίκτυα ADALINE.



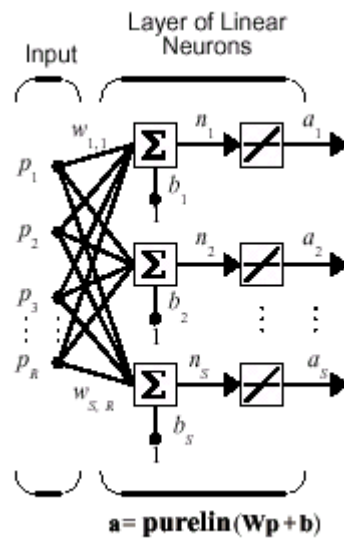
Σχήμα 3.13 Ένα δίκτυο perceptron με R εισόδους και S εξόδους.

3.6.2. Δίκτυα με προσαρμόσιμους γραμμικούς νευρώνες (ADALINE δίκτυα)

Τα δίκτυα ADALINE (ADaptive LInear NEuron) ή δίκτυα με προσαρμόσιμους γραμμικούς νευρώνες είναι παρεμφερή των δικτύων perceptron. Κύρια διαφορά τους είναι ότι η συνάρτηση μεταφοράς τους δεν είναι η συνάρτηση κατωφλίωσης, αλλά η αμιγώς γραμμική (pure linear) συνάρτηση. Ως αποτέλεσμα οι τιμές της εξόδου δεν παίρνουν τιμές μόνο στο διάστημα $[0,1]$, αλλά παίρνουν οποιεσδήποτε τιμές. Όπως και τα δίκτυα perceptron, και τα δίκτυα ADALINE, μπορούν να λύνουν μόνο γραμμικά διαχωριζόμενα προβλήματα. Η δομή του ADALINE φαίνεται στο Σχήμα 3.14. Όπως φαίνεται και από το σχήμα το ADALINE είναι ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο.

Αποτέλεσμα της χρήσης της γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης είναι ότι όταν παρουσιάζεται ένα διάνυσμα στην είσοδο, το ADALINE υπολογίζει το αντίστοιχο διάνυσμα εξόδου του οποίου οι τιμές ποικίλουν (δεν είναι μηδέν ή ένα). Σκοπός της εκπαίδευσης του δικτύου είναι το διάνυσμα εξόδου να είναι κατά το δυνατόν όσο πιο κοντά στο επιθυμητό διάνυσμα εξόδου. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται ο κανόνας εκπαίδευσης διόρθωσης του τετραγωνικού σφάλματος LMS (Least Mean Squares) [10] ή ο αλγόριθμος Widrow–Hoff [10]. Σε γραμμικά διαχωριζόμενα προβλήματα ο αλγόριθμος αυτός επιτυγχάνει πολύ καλά αποτελέσματα.

Οι εφαρμογές των δικτύων ADALINE είναι η συσχέτιση προτύπων, η προσομοίωση γραμμικών συναρτήσεων, καθώς και η υλοποίηση φίλτρων FIR (ορίζοντας τα βάρη αντίστοιχα προς τους συντελεστές του φίλτρου). Αυτά τα δίκτυα έχουν πρακτικές εφαρμογές στην αποθορυβοποίηση, την πρόβλεψη σε συστήματα ελέγχου ή επικοινωνιών και γενικά στη γραμμική προσέγγιση προβλημάτων.



Σχήμα 3.14 Το νευρωνικό δίκτυο ADALINE με N εισόδους και S εξόδους.

Η χρήση περισσότερων του ενός στρωμάτων νευρώνων δίνει καλύτερα αποτελέσματα, σε κάθε περίπτωση όμως ο γραμμικός χαρακτήρας των δικτύων είναι περιοριστικός. Λύση σε μη γραμμικά προβλήματα μπορούν να δώσουν τα νευρωνικά δίκτυα οπισθοδιάδοσης (back propagation).

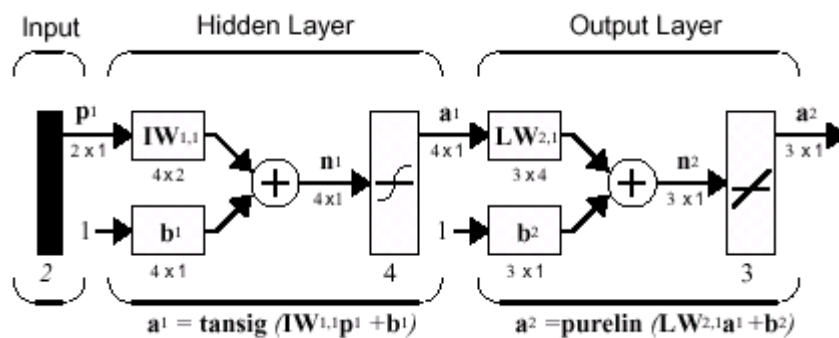
3.6.3. Δίκτυα οπισθοδιάδοσης

Τα νευρωνικά δίκτυα οπισθοδιάδοσης (back propagation networks) δημιουργήθηκαν γενικεύοντας τον κανόνα διόρθωσης του σφάλματος σε δίκτυα με πολλά στρώματα και μη γραμμικά διαχωριζόμενες συναρτήσεις εισόδου – εξόδου. Ένα σύνολο διανυσμάτων εισόδου με τα αντίστοιχα διανύσματα εξόδου χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού, ώστε να συσχετίσει τις εισόδους με συγκεκριμένες εξόδους ή να κατηγοριοποιήσει τις εισόδους με τον κατάλληλο τρόπο.

Τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης αποτελούνται συνήθως από περισσότερα του ενός στρώματα των οποίων οι συναρτήσεις ενεργοποίησης μπορούν να είναι η σιγμοειδής, η συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης ή η γραμμική. Για παράδειγμα, στο Σχήμα 3.15 παρουσιάζεται ένα δίκτυο με 2 στρώματα. Προφανώς, ο αριθμός των νευρώνων εξόδου και ο αριθμός των κόμβων εισόδου καθορίζονται από το ίδιο το πρόβλημα, αλλά ο αριθμός των νευρώνων των κρυφών στρωμάτων είναι επιλογή του σχεδιαστή του δικτύου.

Ο κλασικός αλγόριθμος εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης είναι ένας αλγόριθμος μείωσης της κλίσης (gradient descent) και αποτελεί μια γενίκευση του κανόνα Widrow – Hoff. Υπάρχουν πολλές στρατηγικές εφαρμογής του αλγορίθμου (adaptive, momentum, resilient, conjugate, Lenenberg–Marquardt, Newton methods κλπ.) [10]. Η επιλογή του λόγου εκπαίδευσης η (learning rate) είναι πολύ

καθοριστικός παράγοντας για την αποτελεσματική εκπαίδευση του δικτύου. Μεγάλες τιμές του η οδηγούν σε ασταθή εκπαίδευση, ενώ εκπαιδεύσεις με μικρές τιμές του η μπορεί να έχουν απελπιστικά πολύ μεγάλη διάρκεια. Ο όρος **οπισθοδιάδοση** (back propagation) αναφέρεται στον τρόπο που η κλίση υπολογίζεται στα νευρωνικά δίκτυα με μη γραμμικά στρώματα.



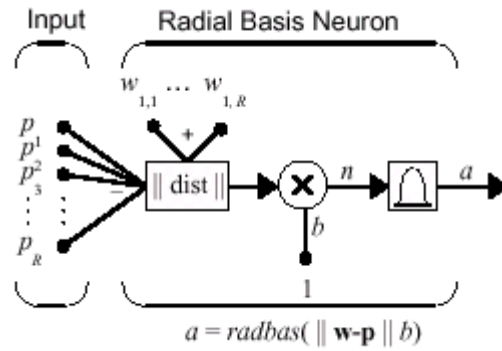
Σχήμα 3.15 Ένα νευρωνικό δίκτυο οπισθοδιάδοσης με 2 εισόδους, τέσσερις κρυφούς νευρώνες και ένα γραμμικό στρώμα εισόδου.

Τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης μετά από κατάλληλη εκπαίδευση είναι ικανά να δίνουν λογικά αποτελέσματα σε εισόδους για τις οποίες δεν έχουν εκπαιδευθεί. Αυτή η ικανότητα γενίκευσης των δικτύων οπισθοδιάδοσης δίνει τη δυνατότητα να εκπαιδεύονται με ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο ζευγών εισόδων – εξόδων και στη συνέχεια να συμπεριφέρονται σωστά σε εισόδους για τις οποίες δεν έχει εκπαιδευθεί και χωρίς να χρειάζεται επιπλέον εκπαίδευση.

Δίκτυα με πολώσεις (biases), ένα κρυφό στρώμα με σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης και ένα γραμμικό στρώμα εξόδου (Σχήμα 3.15) είναι ικανά να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνάρτηση με πεπερασμένο αριθμό ασυνεχειών. Ακόμη, τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων. Πρακτικές εφαρμογές έχουν στην αναγνώριση φωνής, σε τηλεπικοινωνιακά ή βιοϊατρικά προβλήματα, σε συστήματα OCR, σε συστήματα ελέγχου, κλπ..

3.6.4. Δίκτυα ακτινικής βάσης

Γενικά τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης (radial-basis networks) απαιτούν περισσότερους νευρώνες σε σχέση με τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης (back propagation). Το μοντέλο του **νευρώνα ακτινικής βάσης** (radial-basis neuron) είναι διαφορετικό από εκείνο που περιγράφηκε στην παράγραφο 3.2. Ένας νευρώνας Radial-basis απεικονίζεται στο Σχήμα 3.16.

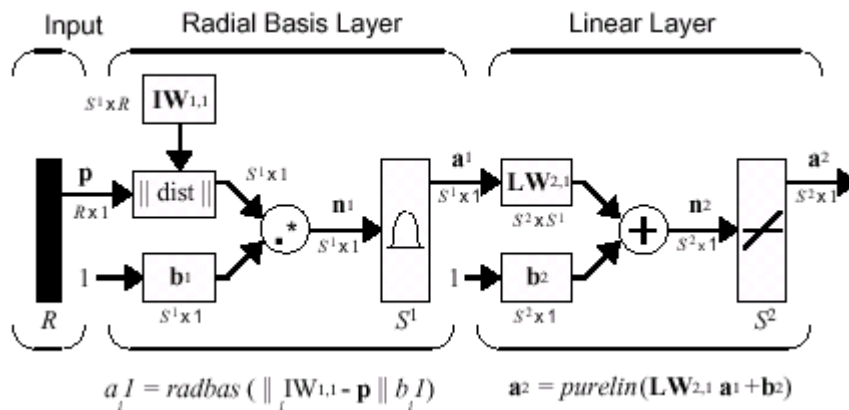


Σχήμα 3.16 Το μοντέλο του νευρώνα ακτινικής βάσης.

Αρχικά υπολογίζεται η απόσταση (distance) των αντίστοιχων τιμών του διανύσματος βαρών w και του διανύσματος εισόδου p και το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται επί την πολωτική παράμετρο b δίνοντας ως γινόμενο το διάνυσμα n . Το διάνυσμα n είναι η είσοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης radial-basis η οποία είναι μια καμπάνα και υπολογίζεται από τη σχέση:

$$f(n) = e^{-n^2} \quad (3.20)$$

Τα νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης αποτελούνται από δύο στρώματα. Το πρώτο στρώμα είναι ένα στρώμα νευρώνων ακτινικής βάσης και το δεύτερο είναι ένα κλασικό στρώμα με αμιγώς γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.17.



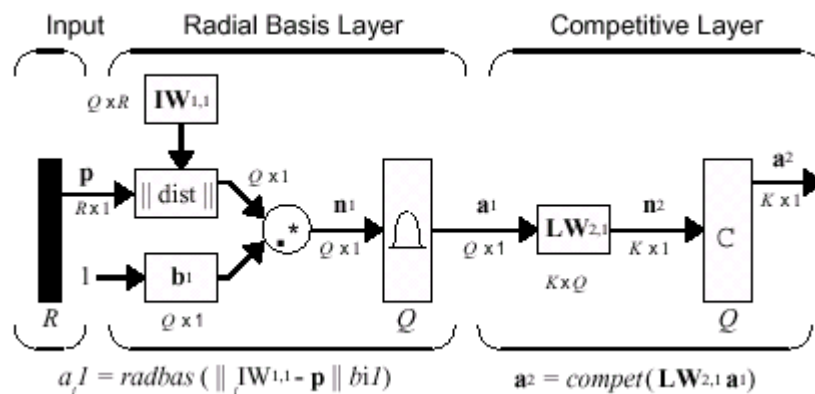
Σχήμα 3.17 Ένα νευρωνικό δίκτυο ακτινικής βάσης με R εισόδους και S_1 νευρώνες στο κρυφό στρώμα και S_2 νευρώνες στο στρώμα εξόδου.

Η περιγραφή του αλγόριθμου εκπαίδευσης των δικτύων ακτινικής βάσης είναι αρκετά πολύπλοκη και ξεπερνά τα όρια αυτής της εργασίας. Ωστόσο πρέπει να σημειωθεί ότι η προσαρμογή των βαρών του γραμμικού στρώματος εξόδου είναι γρηγορότερη σε σχέση με την εξέλιξη των βαρών του μη γραμμικού κρυφού στρώματος ακτινικής βάσης.

Τα radial-basis νευρωνικά δίκτυα έχουν λιγότερες εφαρμογές σε σχέση με τα δίκτυα back propagation. Χρησιμοποιούνται για αναγνώριση φωνής, ανάλυση χρονοσειρών, προσέγγιση συναρτήσεων και ιατρικές εφαρμογές.

3.6.5. Πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα

Μια ιδιαίτερη κατηγορία των νευρωνικών δικτύων ακτινικής βάσης χρησιμοποιούνται σε προβλήματα κατηγοριοποίησης. Τα δίκτυα αυτά λέγονται **Πιθανοτικά Νευρωνικά Δίκτυα** (Σχήμα 3.18).



Σχήμα 3.18 Ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο με R εισόδους και Q εξόδους.

Εκείνο που χαρακτηρίζει τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα είναι ότι το στρώμα εξόδου αποτελείται από **ανταγωνιστικούς** νευρώνες. Ως αποτέλεσμα ενεργοποιείται μόνο ένας από τους νευρώνες εξόδου όταν εφαρμόζεται ένα διάνυσμα στην είσοδο του δικτύου. Στο κρυφό στρώμα ακτινικής βάσης υπολογίζεται η διαφορά των αντίστοιχων τιμών του διανύσματος εισόδου και των αποθηκευμένων βαρών. Έτσι παράγεται ένα διάνυσμα απόστασης του διανύσματος εισόδου από τα διανύσματα εισόδου που χρησιμοποιήθηκαν κατά την εκπαίδευση και με μια μορφή είναι αποθηκευμένα στα βάρη. Κατά κάποιο τρόπο η εκπαίδευση του δικτύου είναι τέτοια ώστε η έξοδος του κρυφού στρώματος να αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα «πιθανοτήτων». Στο στρώμα εξόδου η ανταγωνιστική διαδικασία επιλέγει τη μέγιστη από τις πιθανότητες αυτές και παράγει έναν αριθμό που αντιστοιχεί στη σωστή κατηγορία.

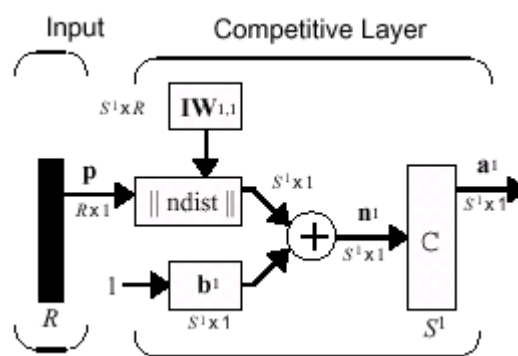
Τόσο τα πιθανοτικά όσο και τα ακτινικής βάσης νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύονται ευκολότερα από ότι τα δίκτυα οπισθοδιάδοσης αλλά λειτουργούν πιο αργά διότι χρειάζονται περισσότεροι υπολογισμοί για να υπολογιστεί η έξοδος.

3.6.6. Αυτοργανωμένα δίκτυα

Τα **αυτοργανωμένα δίκτυα** (self-organized networks) είναι από τις πιο ενδιαφέρουσες κατηγορίες νευρωνικών δικτύων. Τα συγκεκριμένα δίκτυα μαθαίνουν

να διακρίνουν κανονικότητες και συσχετίσεις στις εισόδους τους και να προσαρμόζουν τις μελλοντικές εξόδους τους σύμφωνα με αυτές. Υπάρχουν δυο κύριες κατηγορίες τέτοιων δικτύων: Τα *ανταγωνιστικά δίκτυα* και οι *αυτοργανωμένοι χάρτες*. Τα δίκτυα αυτά εφαρμόζουν μη επιβλεπόμενη εκπαίδευση. Με άλλα λόγια χρειάζονται μόνο διανύσματα εισόδου εκπαίδευσης, τα οποία διαχωρίζονται με αυτόματο τρόπο και ανάλογα διαμορφώνονται τα βάρη του δικτύου. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του Kohonen είναι πολύ δημοφιλής.

Τα **ανταγωνιστικά δίκτυα** (competitive neural networks) αποτελούνται από ένα επίπεδο ανταγωνιστικών νευρώνων. (Σχήμα 3.19)

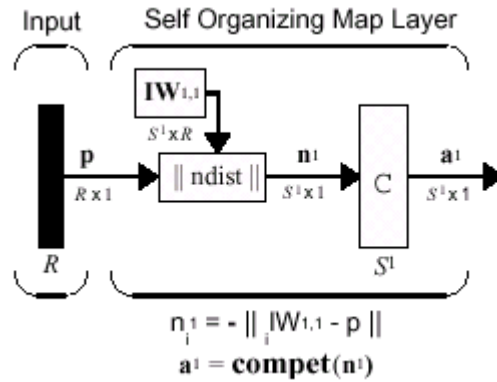


Σχήμα 3.19 Η αρχιτεκτονική του ανταγωνιστικού νευρωνικού δικτύου.

Τα ανταγωνιστικά νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση ομάδων παρόμοιων διανυσμάτων εισόδου.

Οι **αυτοργανωμένοι χάρτες** (self-organizing maps) μαθαίνουν να κατηγοριοποιούν τα διανύσματα εισόδου με βάση το πώς ομαδοποιούνται στον πολυδιάστατο χώρο εισόδου. Η διαφορά τους από τα ανταγωνιστικά δίκτυα συνίσταται στο ότι οι γειτονικοί νευρώνες μαθαίνουν να αναγνωρίζουν γειτονικά τμήματα του χώρου εκπαίδευσης. Για το λόγο αυτό οι χάρτες αυτοί αναγνωρίζουν πέρα από τη κατανομή και την τοπολογία των διανυσμάτων εισόδου. Οι νευρώνες του αυτοργανωμένου χάρτη διατάσσονται σε φυσικές θέσεις αντίστοιχα με την τοπολογία των εισόδων. Συνήθως χρησιμοποιούνται δίκτυα με πλέγμα για την υλοποίηση των αυτοργανωμένων χαρτών.

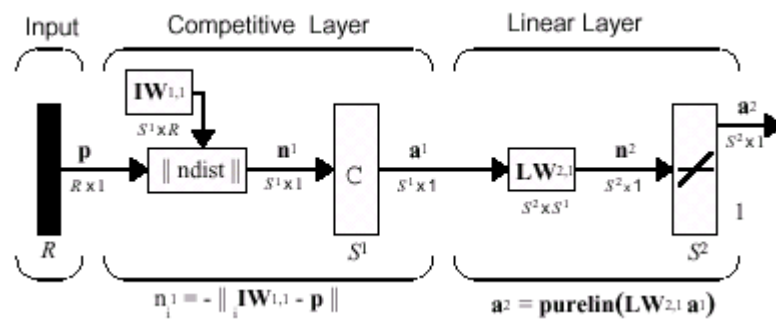
Η αρχιτεκτονική των αυτοργανωμένων χαρτών (Σχήμα 3.20) είναι ανάλογη των ανταγωνιστικών δικτύων. Η διαφορά τους είναι η απουσία πολώσεων (bias).



Σχήμα 3.20Η αρχιτεκτονική ενός αυτοργανωμένου χάρτη.

3.6.7. Δίκτυα LVQ.

Η αδυναμία των ανταγωνιστικών δικτύων να εκπαιδευτούν με επίβλεψη λύνεται με τα δίκτυα LVQ (Learning Vector Quantization). Η δομή των δικτύων LVQ παρουσιάζεται στο ακόλουθο Σχήμα 3.21.



Σχήμα 3.21Ένα δίκτυο LVQ.

Τα νευρωνικά δίκτυα LVQ αποτελούνται από ένα κρυφό επίπεδο ανταγωνιστικών νευρώνων και ένα γραμμικό επίπεδο εξόδου. Το κρυφό ανταγωνιστικό επίπεδο λειτουργεί όπως στα αυτοργανωμένα δίκτυα. Η έξοδος του επιπέδου αυτού διαχωρίζει τις εισόδους σε υποκλάσεις. Οι υποκλάσεις μετατρέπονται μέσω του γραμμικού επιπέδου σε κλάσεις ορισμένες από το χρήστη (κλάσεις εξόδου).

Οι υποκλάσεις που ανιχνεύει το κρυφό επίπεδο ανταγωνιστικών νευρώνων εξαρτώνται μόνον από την απόσταση ανάμεσα στα διανύσματα εισόδου. Αν δυο διανύσματα εισόδου είναι παρόμοια, το ανταγωνιστικό επίπεδο θα τα κατατάξει πιθανότατα στην ίδια κατηγορία. Το κακό είναι ότι δεν υπάρχει μηχανισμός για να διαχωρίσει ένα ανταγωνιστικό επίπεδο δύο παρόμοια διανύσματα σε διαφορετικές κλάσεις. Ωστόσο, τα δίκτυα LVQ μαθαίνουν να κατηγοριοποιούν τα διανύσματα εισόδου σε κλάσεις ορισμένες από το χρήστη.

Σε αντίθεση με τα δίκτυα perceptron τα δίκτυα LVQ κατηγοριοποιούν και μη γραμμικά διαχωριζόμενα διανύσματα εισόδου. Τα δίκτυα LVQ χρησιμοποιούνται για

τη δημιουργία συστημάτων προσομοίωσης των εγκεφαλικών υπολογισμών και σε υποσυστήματα έλεγχου ρομποτικών βραχιόνων, κωδικοποίησης διανυσμάτων, αναγνώρισης φωνής, κλπ.

Κεφάλαιο 4. Μέθοδος Ανίχνευσης Φάσης P

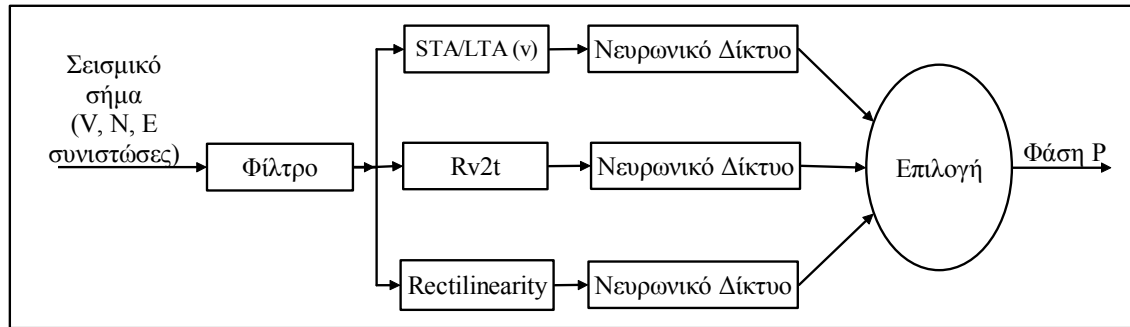
4.1. Περιγραφή της Μεθόδου

Για την ανίχνευση της άφιξης της φάσης S, αναπτύχθηκε ένα σύστημα με νευρωνικά δίκτυα το οποίο εκμεταλλεύεται τα πλεονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων και βασίζεται σε τρεις από τις παραμέτρους ανίχνευσης. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται είναι ο αλγόριθμος **STA/LTA**, όπως εφαρμόζεται στο κατακόρυφο επίπεδο, ο **λόγος κατακόρυφης προς ολική ενέργεια** ($Rv2t$) και η **καθετότητα**, οι οποίες είναι μέθοδοι ανίχνευσης της φάσης P (Κεφάλαιο 2).

Στο Σχήμα 4.1 παρουσιάζεται η μέθοδος ανίχνευσης της φάσης P. Αρχικά, οι τρεις συνιστώσες της σεισμικής καταγραφής φιλτράρονται και από τα φιλτραρισμένα σήματα υπολογίζονται οι κυματομορφές εξόδου των τριών αλγορίθμων ανίχνευσης και οδηγούνται στην είσοδο των νευρωνικών δικτύων. Οι κυματομορφές εξόδου των αλγορίθμων έχουν διάρκεια ίση με τη διάρκεια της σεισμικής καταγραφής. Οι κυματομορφές αυτές, δείγμα-δείγμα, ανασχηματίζονται σε πίνακες διανυσμάτων εισόδου των νευρωνικών δικτύων. Αυτοί οι πίνακες έχουν διάσταση μήκος διανύσματος εισόδου επί διάρκεια σεισμικού σήματος. Από κάθε διάνυσμα εισόδου, τα νευρωνικά δίκτυα υπολογίζουν *μία έξοδο* η οποία χρονικά αντιστοιχεί στο μεσαίο δείγμα του διανύσματος εισόδου. Καθώς τα διανύσματα εισόδου ενημερώνονται σημείο-σημείο, στην έξοδο των νευρωνικών δικτύων σχηματίζεται μια κυματομορφή

εξόδου. Από τις εξόδους των νευρωνικών δικτύων με ένα **αλγόριθμο ανίχνευσης**, ανιχνεύεται η άφιξη της φάσης P.

Μέθοδος Ανίχνευσης της φάσης P



Σχήμα 4.1

Στη συνέχεια, πρώτα περιγράφονται οι τρεις αλγόριθμοι-είσοδοι των νευρωνικών δικτύων, κατόπιν περιγράφεται η υλοποίηση του συστήματος ανίχνευσης με νευρωνικά δίκτυα και τέλος μελετούνται οι παράμετροι των νευρωνικών δικτύων ώστε να έχει το σύστημα τη βέλτιστη συμπεριφορά.

4.2. Οι Αλγόριθμοι Εισόδου των Νευρωνικών Δικτύων

4.2.1. Ο λόγος μέσου μικρής διάρκειας προς μεγάλη στο κατακόρυφο επίπεδο

Ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής διάρκειας προς μεγάλη στο κατακόρυφο επίπεδο (β_v) υπολογίζεται από την κατακόρυφη συνιστώσα, η οποία φιλτράρεται από ένα φίλτρο Butterworth 3^{ης} τάξης σε μια ζώνη εύρους συχνοτήτων 0,5Hz ως 10Hz. Η φιλτραρισμένη συνιστώσα συμβολίζεται με x_z . Κατόπιν, υπολογίζονται για τη χρονική στιγμή i , η μέση ενέργεια σε ένα παράθυρο μικρής διάρκειας (STA) και η μέση ενέργεια σε ένα παράθυρο μεγάλης διάρκειας (LTA) σύμφωνα με τις σχέσεις:

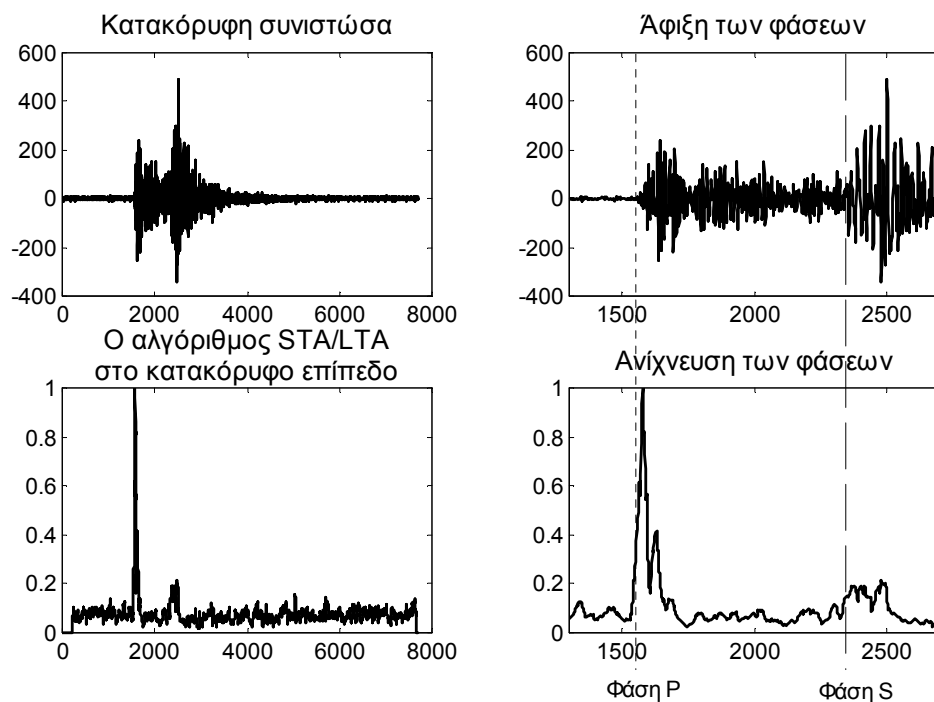
$$STA(i) = \frac{\sqrt{\sum_{k=i+1}^{i+SWL} x_z^2(k)}}{SWL} \quad (4.1)$$

$$LTA(i) = \frac{\sqrt{\sum_{k=i-LWL-1}^i x_z^2(k)}}{LWL} \quad (4.2)$$

όπου με SWL και LWL συμβολίζονται το μήκος του μικρού παραθύρου και το μήκος του μεγάλου παραθύρου αντίστοιχα. Στην υλοποίηση του αλγορίθμου επιλέχθηκαν SWL=0.5sec (25 σημεία) και LWL=4.5sec (225 σημεία). Ο αναδρομικός υπολογισμός του λόγου β_v γίνεται καθώς τα παράθυρα μικρού και μεγάλου μήκους μετακινούνται σημείο–σημείο. Τελικά ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας, στο κατακόρυφο επίπεδο, υπολογίζεται για κάθε χρονική στιγμή i

$$\beta_h(i) = \frac{STA(i)}{LTA(i)} \quad (4.3)$$

Στο Σχήμα 4.2 παρουσιάζεται η εφαρμογή του αλγορίθμου STA/LTA στο κατακόρυφο επίπεδο και η ανίχνευση της σεισμικής φάσης P. Κατά την άφιξη της φάσης P παρατηρείται μια κορυφή στο λόγο β_v .



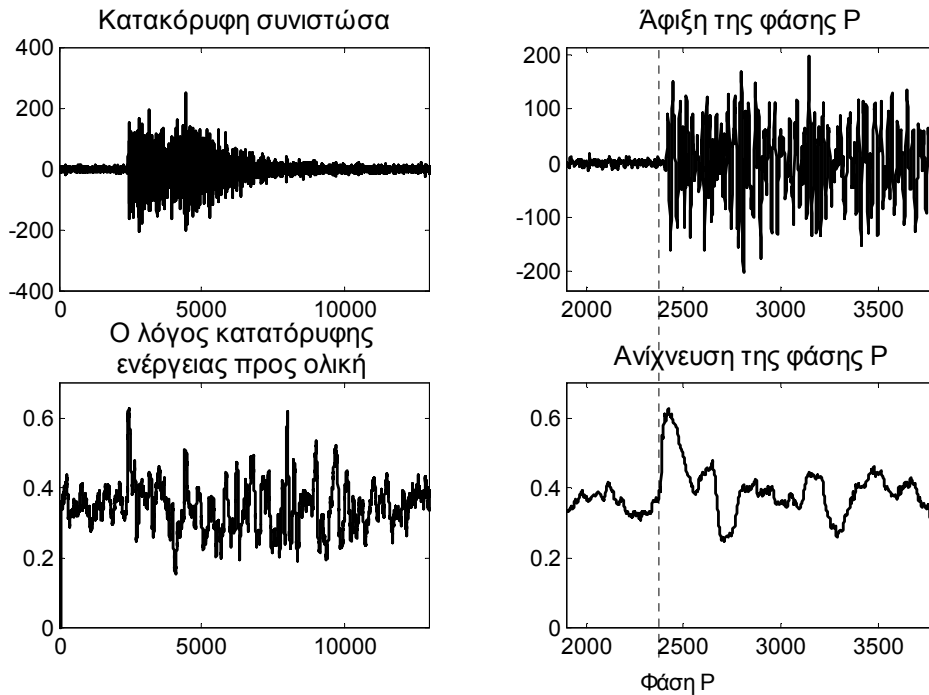
Σχήμα 4.2

4.2.2. Ο λόγος κατακόρυφης ενέργειας προς ολική

Ο λόγος κατακόρυφης ενέργειας προς ολική R_{v2t} είναι μια παραλλαγή του λόγου οριζόντιας ενέργειας προς ολική (2.2.2) και χρησιμοποιείται για την ανίχνευση της φάσης P. Οι τρεις οριζόντιες συνιστώσες φιλτράρονται με ένα φίλτρο Butterworth 3^{ης} τάξης σε ένα εύρος συχνοτήτων 0.5Hz – 10Hz. Οι φιλτραρισμένες συνιστώσες συμβολίζονται με x_n , x_e , x_z . Τη χρονική στιγμή i ο λόγος $R_{h2v}(i)$ είναι

$$Rv2t(i) = \frac{\sum_{k=i-N}^i x_z^2(k)}{\sum_{k=i-N}^i x_n^2(k) + \sum_{k=i-N}^i x_e^2(k) + \sum_{k=i-N}^i x_z^2(k)} \quad (4.4)$$

όπου $N=2\text{sec}$ είναι το μήκος των αλληλοεπικαληπτόμενων κινούμενων παραθύρων. Η εφαρμογή του αλγόριθμου φαίνεται στο Σχήμα 4.3.



Σχήμα 4.3

4.2.3. Η καθετότητα

Η καθετότητα (rectilinearity) είναι ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα του ελλειψοειδούς πόλωσης (2.1). Για τον υπολογισμό της είναι απαραίτητος ο καθορισμός των ιδιοδιανυσμάτων και των ιδιοτιμών του ελλειψοειδούς πόλωσης. Πρώτα, οι τρεις συνιστώσες της σεισμικής καταγραφής (x_z, x_n, x_e) φιλτράρονται με ένα ζωνοδιαβατό φίλτρο Butterworth τρίτης τάξης σε μια περιοχή χαμηλών συχνοτήτων (0,5Hz–10Hz). Για τον υπολογισμό της καθετότητας στη χρονική στιγμή i , $rect(i)$, ορίζουμε ένα παράθυρο $N=2\text{sec}$. Ο πίνακας των τριών συνιστωσών $\mathbf{X}$ υπολογίζεται ως εξής:

$$\mathbf{X}(i) = \begin{bmatrix} x_z(k) - \bar{x}_z(k) \\ x_n(k) - \bar{x}_n(k) \\ x_e(k) - \bar{x}_e(k) \end{bmatrix}, \text{ όπου } k=i \dots (i+N) \quad (4.5)$$

όπου με $\bar{x}$ συμβολίζεται η μέση τιμή του σήματος. Από τον πίνακα $\mathbf{X}$ υπολογίζεται ο πίνακας συµμεταβλητότητας (covariance) $\mathbf{S}$ ως:

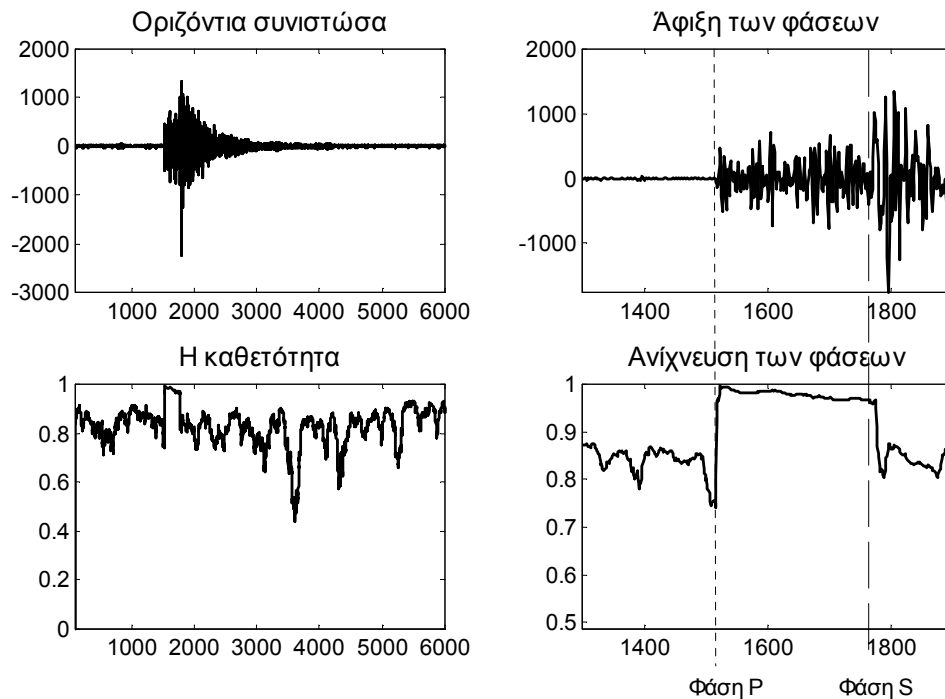
$$\mathbf{S} = \frac{\mathbf{X}\mathbf{X}^T}{N} \quad (4.6)$$

όπου ο εκθέτης T συμβολίζει ανάστροφο πίνακα. Ο πίνακας $\mathbf{S}$ είναι ένας πραγματικός συµμετρικός πίνακας 3×3 . (βλ. Παράγραφο 2.1). Ο πίνακας συµμεταβλητότητας είναι θετικά ηµιορισµένος, το οποίο σηµαίνει ότι έχει πραγματικές, µη αρνητικές ιδιοτιµές. Κατόπιν, υπολογίζονται οι ιδιοτιµές λ του πίνακα $\mathbf{S}$, οι οποίες ικανοποιούν την χαρακτηριστική εξίσωση (2.5). Οι ιδιοτιµές ταξινοµούνται σε φθίνουσα σειρά, ώστε $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$.

Τελικά η καθετότητα στη χρονική στιγμή i υπολογίζεται από τη σχέση:

$$\text{rect}(i) = 1 - \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{2\lambda_1} \quad (4.7)$$

Ο αλγόριθµος αυτός εφαρµόζεται αναδροµικά σηµείο–σηµείο για ολόκληρη τη διάρκεια του σεισμικού σήματος και παρουσιάζεται στο Σχήµα 4.4.



Σχήµα 4.4

4.3. Υλοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα

4.3.1. Σχεδιασμός και ανάπτυξη μοντέλων

Αρχικές επιλογές – αλγόριθμος ανίχνευσης

Η ανίχνευση και ο προσδιορισμός της άφιξης της φάσης P γίνεται σε δυο στάδια. Στο πρώτο στάδιο ανιχνεύεται η περιοχή άφιξης της φάσης P και στη συνέχεια προσδιορίζεται η ακριβής στιγμή της άφιξης. Η επιλογή αυτή βασίζεται στην παρατήρηση ότι ο αλγόριθμος STA/LTA για το σύνολο των σημάτων εμφανίζει μέγιστο πολύ κοντά στην άφιξη της φάσης P. Στο πίνακα I-1 στον οποίο παρουσιάζονται όλα τα σήματα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση της φάσης P, καταγράφονται τόσο ο πραγματικός χρόνος άφιξης της φάσης P, όσο και ο χρόνος στον οποίο ο λόγος STA/LTA εμφανίζει τη μέγιστη τιμή, και επιβεβαιώνεται το ανωτέρω συμπέρασμα. Για να αξιοποιηθεί το συμπέρασμα αυτό στο μέγιστο βαθμό, το νευρωνικό δίκτυο που αντιστοιχεί στην μέθοδο STA/LTA, επιλέγεται να είναι ένα πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο. Τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα, όπως αναφέρεται στη παράγραφο 3.6.5, έχουν έξοδο είτε μηδέν είτε ένα, με αποτέλεσμα η κυματομορφή εξόδου του νευρωνικού που αντιστοιχεί στην παράμετρο STA/LTA να εμφανίζει ένα παλμό μήκους λίγων σημείων στην περιοχή άφιξης της φάσης P. Με τον τρόπο αυτό απομονώνεται η περιοχή άφιξης της φάσης P.

Στη συνέχεια, για τον ακριβή προσδιορισμό της άφιξης της φάσης P, χρησιμοποιούνται δύο δίκτυα οπισθοδιάδοσης με εισόδους τις εξόδους των αλγορίθμων του λόγου κατακόρυφης ενέργειας προς ολική και της καθετότητας. Η επιλογή αυτή γίνεται επειδή οι τιμές της εξόδου των νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης (3.6.3) κυμαίνονται στο διάστημα $[0,1]$. Θεωρείται ότι όσο μεγαλύτερη είναι τιμή της εξόδου, τόσο περισσότερο το διάνυσμα εισόδου αντιστοιχεί σε άφιξη της φάσης P.

Οι κυματομορφές εξόδου των νευρωνικών δικτύων του λόγου κατακόρυφης ενέργειας προς ολική και της καθετότητας προστίθενται μεταξύ τους και πολλαπλασιάζονται με την κυματομορφή εξόδου του νευρωνικού δικτύου STA/LTA. Εκεί που το αποτέλεσμα έχει τη μεγαλύτερη τιμή, θεωρείται ότι φτάνει η φάση P. Με τον τρόπο αυτό προσδιορίζεται η άφιξη της φάσης P.

Ελεύθερες παράμετροι –μοντέλα

Οι αρχικές επιλογές καθορίζουν ότι το στρώμα εξόδου των νευρωνικών δικτύων πρέπει να έχει μόνο ένα νευρώνα. Η μόνη ελεύθερη παράμετρος του πιθανοτικού δικτύου STA/LTA είναι το μήκος του διανύσματος εισόδου. Ενώ, στα δίκτυα οπισθοδιάδοσης Rv2t και rect, οι ελεύθεροι παράμετροι είναι το μήκος του διανύσματος εισόδου, ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων, ο αριθμός των νευρώνων ανα στρώμα και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα εκπαίδευσης (mse). Ο παράμετροι αυτοί,

παίρνουν τις τιμές που φαίνονται στο Σχήμα 4.5 και αναπτύχθηκαν 81 διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα, των οποίων οι παράμετροι εκτίθενται στο πίνακα I-2. Κάθε κρυφό στρώμα επιλέγεται να έχει τους μισούς περίπου νευρώνες από το προηγούμενο στρώμα.

<i>Μήκος διανύσματος εισόδου</i>	<i>Αριθμός των κρυφών στρωμάτων</i>	<i>Μήκος του πρώτου κρυφού στρώματος</i>	<i>Ποιότητα εκπαίδευσης (mse)</i>
50	2	10	0,01
100	3	50	0,03
150	4	100	0,05

Σχήμα 4.5

4.3.2. Εκπαίδευση – έλεγχος

Τα 81 μοντέλα ανίχνευσης της φάσης P εκπαιδεύθηκαν και ελέγχθηκαν για το σύνολο των σημάτων που φαίνονται στο πίνακα I-1. Για την εκπαίδευση όλων των νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιήθηκαν τρία διανύσματα εισόδου από τα σήματα 15, 18, 24, 37, 51, 58. Τα σήματα αυτά επελέγησαν έτσι, ώστε να προέρχονται από διαφορετικούς σεισμούς, να έχουν καταγραφεί σε διαφορετικούς σεισμολογικούς σταθμούς και οι παράμετροι εισόδου να έχουν και καλή και κακή συμπεριφορά. Το ένα διάνυσμα εισόδου περιέχει την άφιξη της φάσης P, το δεύτερο είναι ένα διάνυσμα θορύβου (πριν την άφιξη της φάσης P) και το τρίτο ένα διάνυσμα μετά την άφιξη της φάσης P. Τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν με τον αλγόριθμο resilient back propagation [10]. Ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (epochs) ορίστηκε στις 5000 επαναλήψεις και όπως φαίνεται στο πίνακα I-2, σχεδόν κανένα από τα νευρωνικά δίκτυα δεν έφτασε στο όριο αυτό.

Αφού εκπαιδεύθηκαν και τα τρία νευρωνικά δίκτυα των 81 μοντέλων, έγινε έλεγχος για το σύνολο των σημάτων και τα αποτελέσματα φαίνονται στο πίνακα I-3.

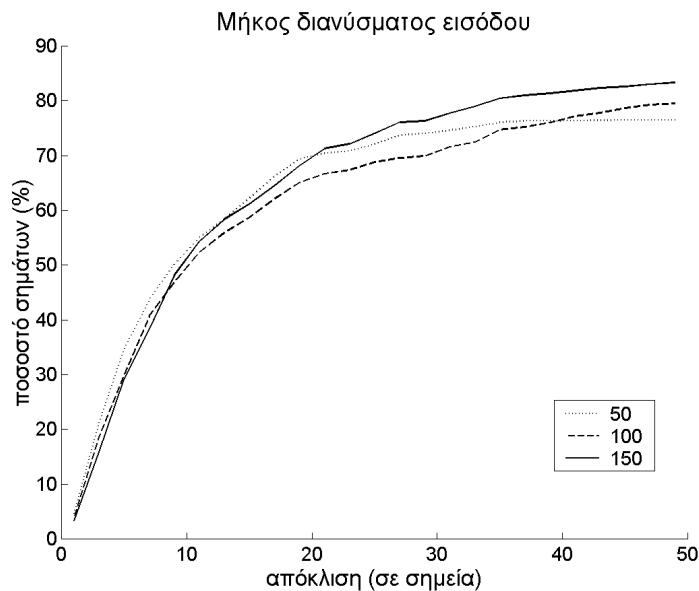
4.4. Μελέτη παραμέτρων

Τα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων μελετούνται στατιστικά ως προς τις επιδόσεις τους για διάφορες παραμέτρους. Οι παράμετροι αυτοί είναι το μήκος του διανύσματος εισόδου, το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος, ο αριθμός των κρυφών στρωμάτων, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, ο λόγος του μήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος και ο συνολικός αριθμός των νευρώνων.

Στα σχήματα που ακολουθούν, στον οριζόντιο άξονα μετράται η απόκλιση του εκτιμώμενου χρόνου άφιξης της φάσης P από τον πραγματικό και στον κατακόρυφο το ποσοστό των σημάτων για όλα τα μοντέλα με την κοινή παράμετρο.

4.4.1. Το μήκος του διανύσματος εισόδου

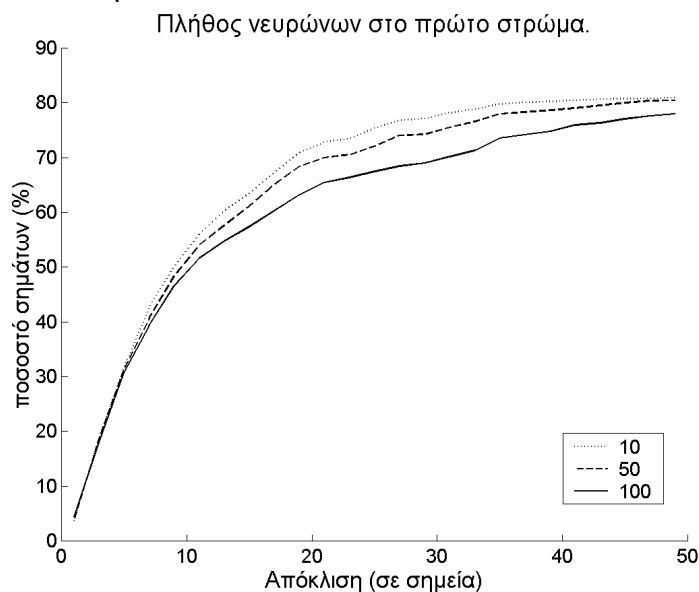
Το μήκος του διανύσματος εισόδου παίρνει τις τιμές 50, 100, 150 που αντιστοιχούν στα μοντέλα 1-27, 28-54 και 55-81 αντίστοιχα (Πίνακας I-2). Στο ακόλουθο Σχήμα 4.6 φαίνεται ότι τα μεγαλύτερα διανύσματα έχουν καλύτερες και πιο σταθερές επιδόσεις.



Σχήμα 4.6

4.4.2. Το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος

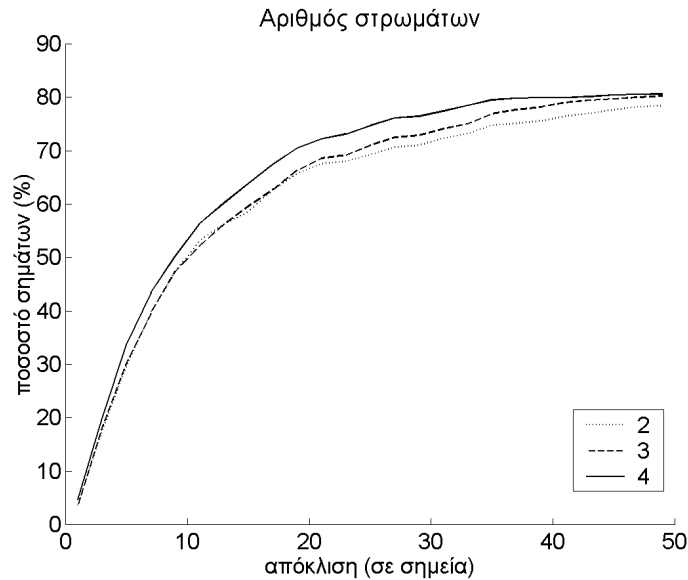
Το πλήθος των νευρώνων στο πρώτο στρώμα είναι 10, 50 100 νευρώνες. Από το Σχήμα 4.7 γίνεται φανερό ότι τα μοντέλα με λιγότερους νευρώνες στο πρώτο στρώμα έχουν καλύτερη απόδοση.



Σχήμα 4.7

4.4.3. Ο αριθμός των στρωμάτων

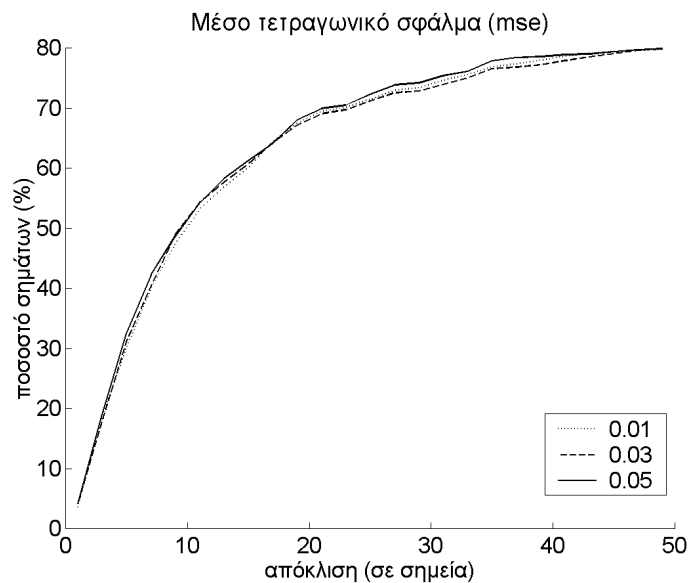
Τα μοντέλα που υλοποιήθηκαν έχουν 2, 3 ή 4 στρώματα. Γενικά, όσο περισσότερα στρώματα έχει το σύστημα τόσο καλύτερη είναι η συμπεριφορά του. (Σχήμα 4.8).



Σχήμα 4.8

4.4.4. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα

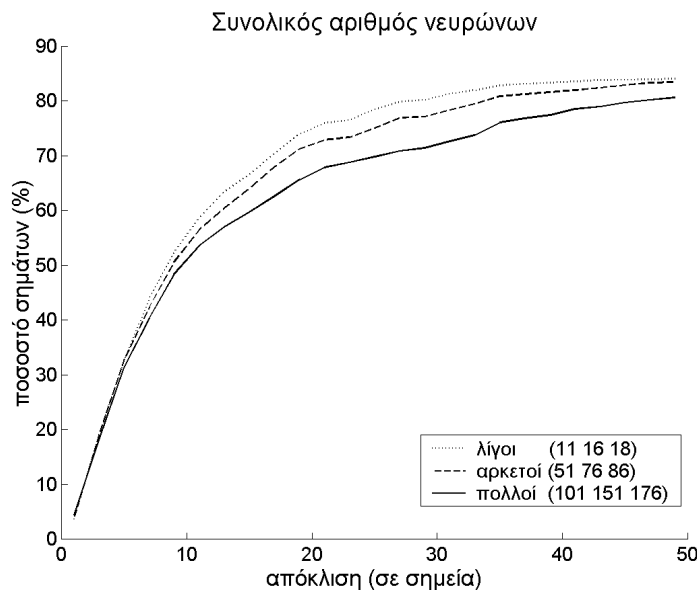
Τα νευρωνικά δίκτυα που υλοποιήθηκαν για την ανίχνευση της φάσης P, εκπαιδεύθηκαν πολύ καλά. Δηλαδή πέτυχαν σχεδόν όλα το στόχο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος με αποτέλεσμα οι επιδόσεις τους με βάση το μέσο τετραγωνικό σφάλμα να είναι παραπλήσιες.



Σχήμα 4.9

4.4.5. Ο συνολικός αριθμός νευρώνων

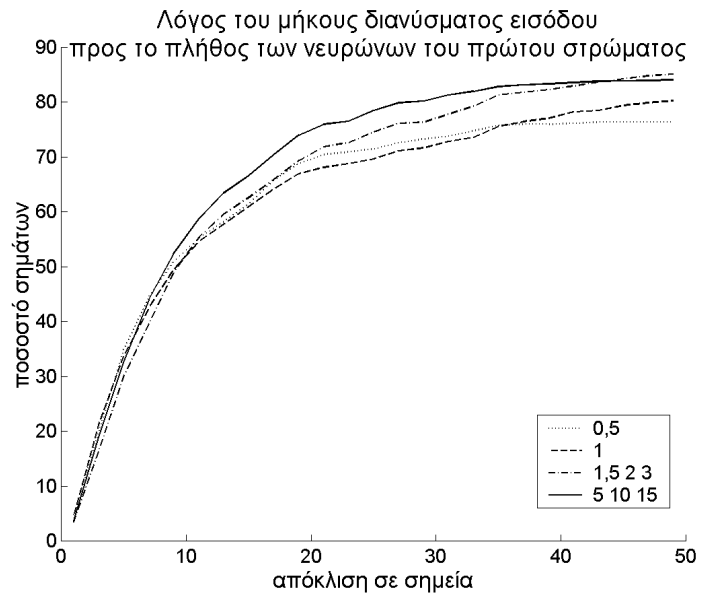
Ο συνολικός αριθμός νευρώνων των στρώματων των νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν παίρνει τις τιμές 11, 16, 18, 51, 76, 86, 101, 151, 176. Τα νευρωνικά δίκτυα ομαδοποιούνται με βάση το αν έχουν λίγους (11, 16, 18), αρκετούς (51, 76, 86) ή πολλούς (101, 151, 176) νευρώνες και προκύπτει το Σχήμα 4.10. Από το σχήμα αυτό γίνεται φανερό ότι τα δίκτυα με πολλούς νευρώνες έχουν κακή συμπεριφορά (Πίνακας I-3).



Σχήμα 4.10

4.4.6. Ο λόγος μήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος

Ο λόγος του μήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος είναι μια παράμετρος που επιλέχθηκε για να μελετηθεί η μετάβαση από το στρώμα των κόμβων εισόδου στα στρώματα των νευρώνων. Ο λόγος αυτός παίρνει τις τιμές 0,5(50:100), 1 (50:50, 100:100), 1,5(150:100), 2 (100:50), 3 (150:50), 5 (50:10), 10 (100:10), 15 (150:10). Οι λόγοι αυτοί ταξινομήθηκαν σε ομάδες. Μία ομάδα με τους λόγους μικρότερους της μονάδας (0,5), δεύτερη ομάδα με τους λόγους ίσους με τη μονάδα, τρίτη ομάδα με τους λόγους που παίρνουν μικρές τιμές (1,5, 2, 3) και τέταρτη ομάδα με τους μεγαλύτερους λόγους (5, 10, 15). Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο Σχήμα 4.11. Από το σχήμα αυτό φαίνεται ότι τα νευρωνικά δίκτυα με τους μεγάλους λόγους έχουν καλύτερες επιδόσεις. Γενικά, συμπεραίνεται ότι όσο μεγαλύτερες τιμές παίρνει ο λόγος μετάβασης τόσο καλύτερη είναι η συμπεριφορά του μοντέλου ανίχνευσης της φάσης P.



Σχήμα 4.11

Κεφάλαιο 5. Μέθοδος Ανίχνευσης της Φάσης S

5.1. Περιγραφή της Μεθόδου

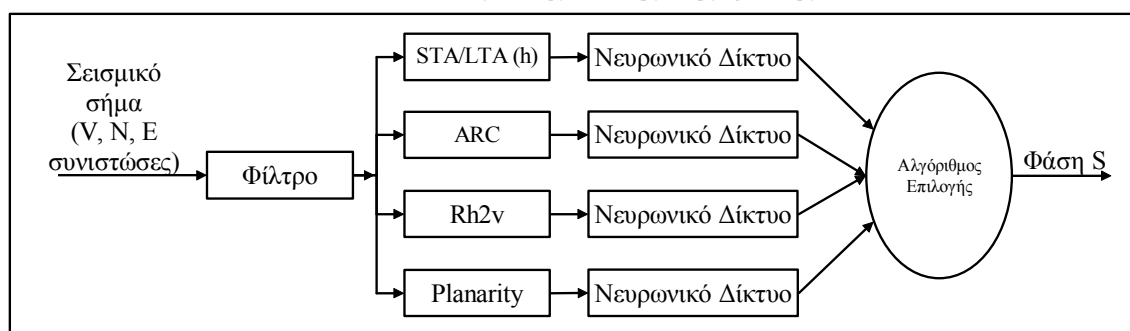
Γενικά, η ανίχνευση της φάσης S είναι πιο δύσκολη από την ανίχνευση της φάσης P. Αυτό ισχύει, γιατί αφενός υπάρχουν λιγότερες μέθοδοι ανίχνευσης και αφετέρου δεν είναι αξιόπιστες. Για την ανίχνευση της φάσης S με τη χρήση νευρωνικών δικτύων σχεδιάστηκε ένα σύστημα νευρωνικών δικτύων που βασίζεται σε τέσσερις από τους αλγόριθμους ανίχνευσης. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι αλγόριθμοι **STA/LTA** (2.2.1), όπως εφαρμόζεται στο οριζόντιο επίπεδο, η **επιπεδότητα** (planarity) (2.1.2), ο **λόγος οριζόντιας προς κατακόρυφη ενέργεια** ($Rh2v$) (2.2.2) και η **μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου AR**, (AR-Components) (2.3.1)

Στο Σχήμα 5.1 παρουσιάζεται ένα μπλοκ-διάγραμμα της μεθόδου ανίχνευσης της φάσης S. Το σεισμικό σήμα, που αποτελείται από τις τρεις συνιστώσες (κατακόρυφη **V**, και οριζόντιες **N** και **E**), αρχικά φιλτράρεται με ένα ψηφιακό ζωνοδιαβατό φίλτρο Butterworth τρίτης τάξης. Το εύρος του φίλτρου καλύπτει τις συχνότητες από 0,5 έως 10Hz. Στις φιλτραρισμένες τρεις συνιστώσες του σεισμικού σήματος εφαρμόζονται οι τέσσερις αλγόριθμοι (STA/LTA, Planarity, $Rh2v$, ARC). Οι κυματομορφές εξόδου των αλγόριθμων αυτών αποτελούν τις εισόδους των τεσσάρων νευρωνικών δικτύων του συστήματος, με τρόπο ανάλογο με αυτόν που χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση της φάσης P. Οι κυματομορφές εισόδου (πίνακες διαστάσεων $1 \times \text{μήκος σεισμού}$) των νευρωνικών δικτύων ανασχηματίζονται στα διανύσματα εισόδου (πίνακες διαστάσεων $\text{μήκος διανύσματος} \times \text{μήκος σεισμού}$) τα οποία εφαρμόζονται στα νευρωνικά δίκτυα

που αντιστοιχούν σε κάθε μέθοδο. Τα τέσσερα αυτά νευρωνικά δίκτυα είναι πανομοιότυπα και οι έξοδοί τους προστίθενται. Η έξοδος του συστήματος αντιστοιχίζεται στη χρονική στιγμή του μέσου του διανύσματος εισόδου. Έτσι προκύπτει η κυματομορφή της εξόδου. Με ένα **αλγόριθμο ανίχνευσης** επιλέγεται το σημείο άφιξης της φάσης S.

Ακολουθώς περιγράφονται πρώτα οι τέσσερις αλγόριθμοι – είσοδοι των νευρωνικών δικτύων, ο αλγόριθμος ανίχνευσης και στη συνέχεια διερευνούνται οι παράμετροι των τεσσάρων νευρωνικών δικτύων ώστε να βελτιστοποιηθεί η συμπεριφορά του συστήματος.

Μέθοδος Ανίχνευσης της φάσης S



Σχήμα 5.1 Μπλοκ-διάγραμμα της μεθόδου ανίχνευσης της S-φάσης.

5.2. Οι Αλγόριθμοι Εισόδου των Νευρωνικών Δικτύων και ο Αλγόριθμος Ανίχνευσης της S-Φάσης

5.2.1. Ο λόγος μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας στο οριζόντιο επίπεδο

Ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας στο οριζόντιο επίπεδο (β_h) υπολογίζεται ως εξής: αρχικά, οι οριζόντιες συνιστώσες (N-S και E-W) φιλτράρονται από ένα φίλτρο Butterworth 3^{ης} τάξης σε μια ζώνη εύρους συχνοτήτων 0,5Hz ως 10Hz. Τα φιλτραρισμένα σεισμικά σήματα συμβολίζονται με x_n και x_e αντίστοιχα. Κατόπιν, υπολογίζονται αναδρομικά η μέση ενέργεια στο οριζόντιο επίπεδο σε ένα παράθυρο μικρής διάρκειας (STA) και η μέση ενέργεια στο οριζόντιο επίπεδο σε ένα παράθυρο μεγάλης διάρκειας (LTA) σύμφωνα με τις σχέσεις:

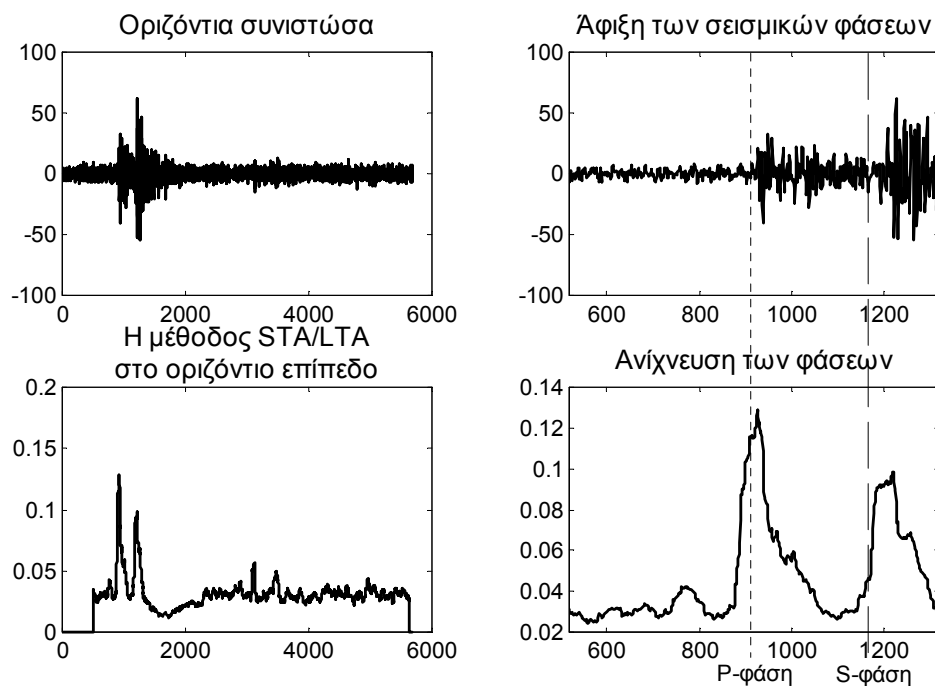
$$STA(i) = \frac{\sqrt{\sum_{k=i+1}^{i+SWL} [x_n^2(k) + x_e^2(k)]}}{SWL} \quad (5.1)$$

$$LTA(i) = \frac{\sqrt{\sum_{k=i-LWL-1}^i [x_n^2(k) + x_e^2(k)]}}{LWL} \quad (5.2)$$

όπου με SWL και LWL συμβολίζονται το μήκος του μικρού παραθύρου και το μήκος του μεγάλου παραθύρου αντίστοιχα. Στην υλοποίηση του αλγορίθμου επιλέχθηκαν SWL=1sec (50 σημεία) και LWL=10sec (500 σημεία). Ο αναδρομικός υπολογισμός του λόγου β_h γίνεται καθώς τα παράθυρα μικρού και μεγάλου μήκους μετακινούνται σημείο-σημείο. Ο λόγος ενεργειακού μέσου μικρής προς μεγάλης διάρκειας στο οριζόντιο επίπεδο τελικά υπολογίζεται:

$$\beta_h(i) = \frac{STA(i)}{LTA(i)} \quad (5.3)$$

Στο Σχήμα 5.2 παρουσιάζεται η εφαρμογή του αλγορίθμου STA/LTA στο οριζόντιο επίπεδο και η ανίχνευση των σεισμικών φάσεων S και P. Κατά την άφιξη της S φάσης παρατηρείται μια κορυφή στο λόγο β_h .



Σχήμα 5.2 Ο αλγόριθμος STA/LTA στο οριζόντιο επίπεδο.

5.2.2. Η μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου AR

Όπως αναφέρθηκε και στη παράγραφο 2.3, η μέθοδος μεταβολής των παραμέτρων του προτύπου AR δεύτερης τάξης κυρίως χρησιμοποιείται για την ανίχνευση της S-φάσης. Για την υλοποίηση του αλγορίθμου, χρησιμοποιείται μια

οριζόντια συνιστώσα. Χωρίς βλάβη της γενικότητας, επιλέγηκε η E-W συνιστώσα, η οποία φιλτράρεται με ένα τρίτης τάξης Butterworth φίλτρο μεταξύ των συχνοτήτων 0,5Hz – 10Hz. Οι αρχικές τιμές των χρονικά μεταβαλλόμενων παραμέτρων του προτύπου θεωρούνται μηδενικές. Τη χρονική στιγμή i οι συντελεστές του προτύπου AR υπολογίζονται [12] σύμφωνα με τις αναδρομικές σχέσεις

$$\begin{aligned} w_1(i+1) &= w_1(i) + \mu x(i-1)f_M(i) \\ w_2(i+1) &= w_2(i) + \mu x(i-2)f_M(i) \end{aligned} \quad (5.4)$$

όπου μ είναι η παράμετρος μεγέθους βήματος:

$$\mu(i) = \frac{1}{\frac{1}{4} \sum_{k=1}^i \frac{x^2(k)}{i}} \quad (5.5)$$

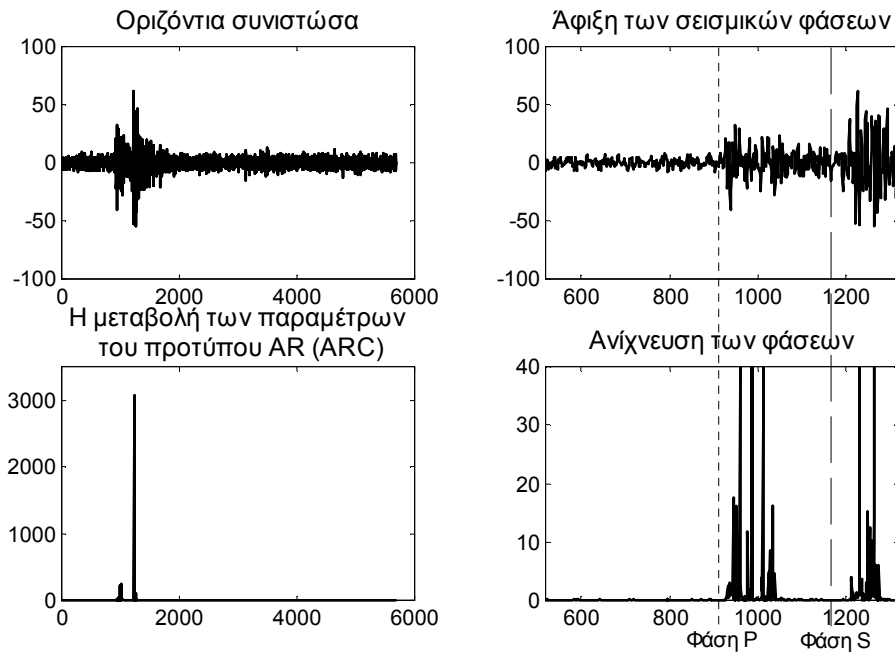
και $f_M(i)$ είναι το σφάλμα πρόβλεψης:

$$f_M(i) = x(i) - w_1 x(i-1) - w_2 x(i-2) \quad (5.6)$$

Η μεταβολή των παραμέτρων του προτύπου δίνεται από τη σχέση:

$$ARC(i) = \frac{|w_1(i)w_2(i) - w_1(i-1)w_2(i-1)|}{|w_1(i)w_2(i)|} \quad (5.7)$$

Στο Σχήμα 5.3 παρουσιάζεται η υλοποίηση του αλγορίθμου ARC και η ανίχνευση της φάσης S.



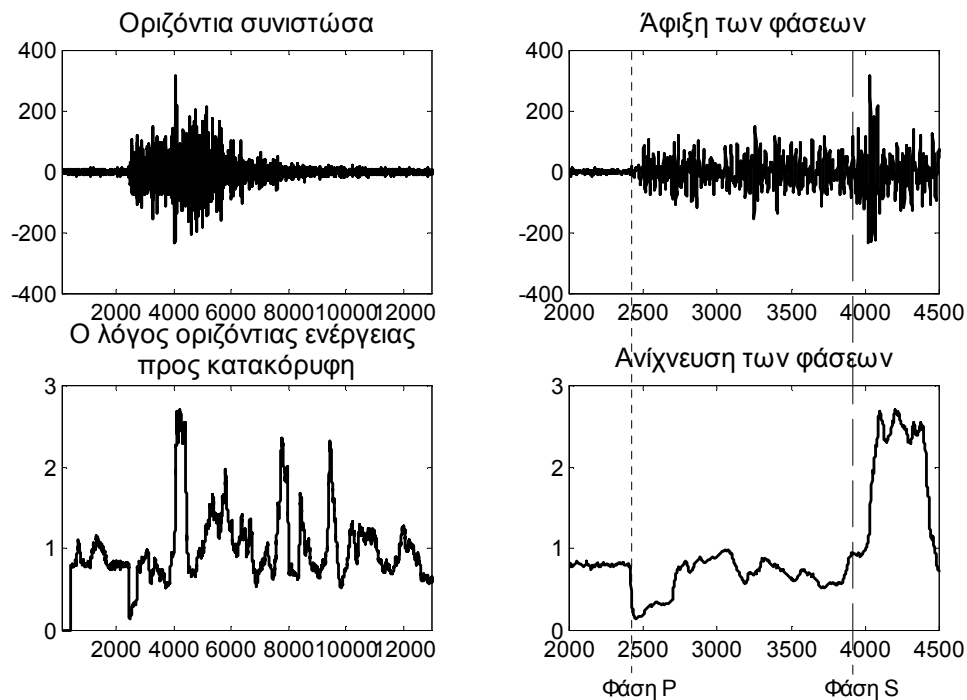
Σχήμα 5.3

5.2.3. Ο λόγος οριζόντιας ενέργειας προς κατακόρυφη

Ο λόγος οριζόντιας ενέργειας προς κατακόρυφη $Rh2v(i)$ είναι μια παραλλαγή του λόγου οριζόντιας ενέργειας προς ολική (2.2.2). Οι τρεις οριζόντιες συνιστώσες φιλτράρονται και στη χρονική στιγμή i ο λόγος $Rh2v(i)$ είναι

$$Rh2v(i) = \frac{\sum_{k=i-N}^i x_n^2(k) + \sum_{k=i-N}^i x_e^2(k)}{2 \sum_{k=i-N}^i x_z^2(k)} \quad (5.8)$$

όπου $N=8\text{sec}$ είναι το μήκος των αλληλοεπικαληπτόμενων κινούμενων παραθύρων. Η εφαρμογή του αλγόριθμου φαίνεται στο Σχήμα 5.4. Παρατηρείται ότι η τιμή του λόγου μειώνεται κατά την άφιξη της φάσης P, επειδή η ενέργεια στο κατακόρυφο επίπεδο αυξάνεται πολύ περισσότερο από την ενέργεια στο οριζόντιο επίπεδο. Αντίθετα, κατά την άφιξη της φάσης S η τιμή του λόγου αυξάνεται, καθώς η ενέργεια στο οριζόντιο επίπεδο είναι πολύ μεγαλύτερη από την ενέργεια στο κατακόρυφο.



Σχήμα 5.4

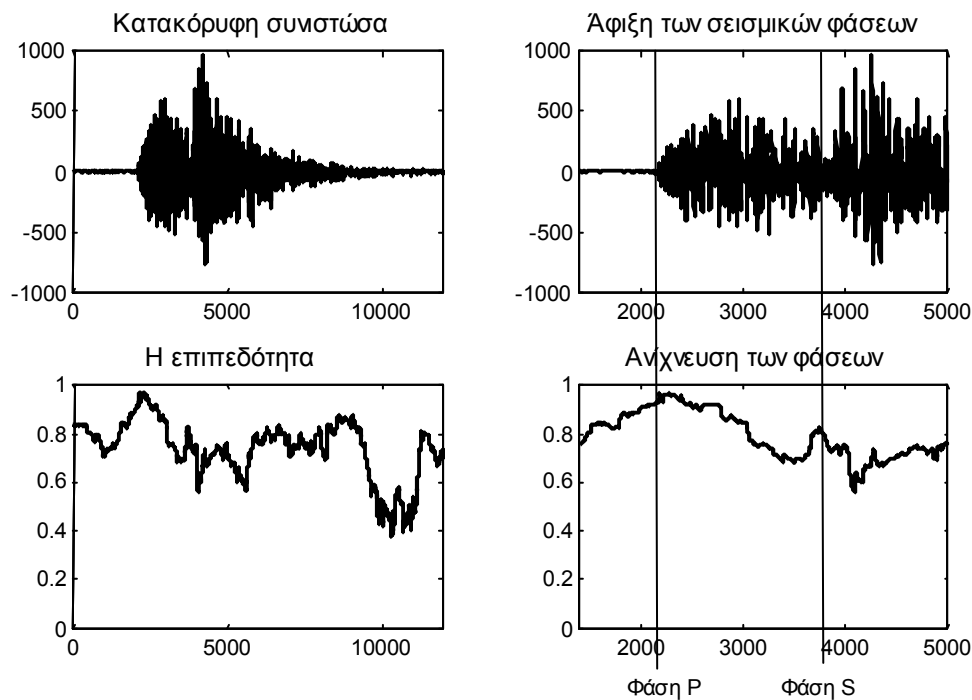
5.2.4. Η επιπεδότητα

Η επιπεδότητα (planarity) είναι ένα χαρακτηριστικό γνώρισμα του ελλειψοειδούς πόλωσης (2.1). Για τον υπολογισμό της είναι απαραίτητος ο καθορισμός των ιδιοδιανυσμάτων και των ιδιοτιμών του ελλειψοειδούς πόλωσης, που περιγράφηκε

αναλυτικά στη παράγραφο 4.2.3 για τον υπολογισμό της καθετότητας. Οι ιδιοτιμές ταξινομούνται σε φθίνουσα σειρά, ώστε $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$.

Τελικά η επιπεδότητα στη χρονική στιγμή i υπολογίζεται από τη σχέση

$$plan(i) = 1 - \frac{2\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (5.9)$$



Σχήμα 5.5 Υπολογισμός της επιπεδότητας.

Ο αλγόριθμος αυτός εφαρμόζεται αναδρομικά σημείο–σημείο για ολόκληρη τη διάρκεια του σεισμικού σήματος και προκύπτει το Σχήμα 5.5.

5.2.5. Ο αλγόριθμος ανίχνευσης της φάσης S

Η άφιξη της φάσης S παρατηρείται συνήθως μεταξύ της άφιξης της φάσης P και της μέγιστης τιμής ενίσχυσης των οριζόντιων συνιστωσών. Στον πίνακα II-1 φαίνονται όλα τα σεισμικά σήματα που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση της φάσης S. Παρατηρείται ότι για σχεδόν όλα τα σήματα, η φάση S ανιχνεύεται μεταξύ των τιμών

$$\left[t_p + \frac{t_M - t_p}{3}, t_M - \frac{t_M - t_p}{2} \right] \quad (5.10)$$

όπου με t_p , t_M συμβολίζονται αντίστοιχα ο χρόνος άφιξης της φάσης P και ο χρόνος της μέγιστης τιμής ενίσχυσης των οριζόντιων συνιστωσών. Με βάση την παρατήρηση αυτή, ο αλγόριθμος ανίχνευσης της φάσης S αναζητά την άφιξη της

φάσης S στο ανωτέρω διάστημα. Σε περίπτωση που το μήκος του διαστήματος αυτού είναι μεγαλύτερο από 400 σημεία η αναζήτηση γίνεται σε ένα διάστημα μήκους 400 σημείων με μέσο το σημείο

$$\left(t_M - \frac{t_M - t_P}{2}\right) - \left(t_P + \frac{t_M - t_P}{3}\right) = \frac{3}{60}(t_M - t_P) \quad (5.11)$$

5.3. Υλοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα

5.3.1. Σχεδιασμός και ανάπτυξη μοντέλων

Για την ανίχνευση της φάσης S, επιλέχθηκε η χρήση νευρωνικών δικτύων οπισθοδιάδοσης (3.6.3) με το σκεπτικό ότι επιχειρείται η προσέγγιση μιας μη γραμμικής συνάρτησης εισόδου–εξόδου. Ένα ακόμη χαρακτηριστικό που οδηγεί στην επιλογή των δικτύων οπισθοδιάδοσης είναι ότι έχουν την ικανότητα να γενικεύουν, όταν εκπαιδευθούν με ένα αντιπροσωπευτικό σύνολο εισόδων–εξόδων και να συμπεριφέρονται σωστά για εισόδους που δεν έχουν εκπαιδευθεί. Στη συνέχεια εξετάζονται οι παράμετροι των δικτύων οπισθοδιάδοσης για την εφαρμογή τους στην ανίχνευση της φάσης S.

Κατά αναλογία με την ανίχνευση της φάσης P, το μήκος του διάνυσματος εξόδου καθορίζεται από το ίδιο το πρόβλημα ίσο με ένα. Αυτό σημαίνει ότι πρέπει να υπάρχει ένας νευρώνας εξόδου. Η τιμή της εξόδου κυμαίνεται μεταξύ των τιμών [0,1]. Κατά την εκπαίδευση στο διάνυσμα εισόδου που αντιστοιχεί στην άφιξη της φάσης S το νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται ώστε η έξοδος του να είναι ένα. Κατά συνέπεια, επειδή τα νευρωνικά έχουν τη δυνατότητα να γενικεύουν, για ένα άγνωστο διάνυσμα εισόδου όσο πιο κοντά είναι η έξοδος του δικτύου στην τιμή ένα τόσο πιο πολύ το διάνυσμα αυτό μοιάζει με άφιξη της φάσης S. Με άλλα λόγια, στη μεγαλύτερη τιμή της εξόδου αντιστοιχίζεται η εκτιμώμενη άφιξη της φάσης S.

Από εκεί και πέρα, οι ελεύθερες παράμετροι, όπως και στην περίπτωση της φάσης P, είναι το μήκος του διανύσματος εισόδου, ο αριθμός και το μήκος των κρυφών στρωμάτων και το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (mse). Στις παραμέτρους αυτές δόθηκαν οι τιμές που φαίνονται στο Σχήμα 5.6 και υλοποιήθηκαν 81 μοντέλα νευρωνικών δικτύων. Οι παράμετροι των μοντέλων φαίνονται αναλυτικά στο πίνακα Π-2.

<i>Μήκος διανύσματος εισόδου</i>	<i>Αριθμός των κρυφών στρωμάτων</i>	<i>Μήκος του πρώτου κρυφού στρώματος</i>	<i>Ποιότητα εκπαίδευσης (mse)</i>
<i>50</i>	<i>2</i>	<i>10</i>	<i>0,01</i>
<i>100</i>	<i>3</i>	<i>50</i>	<i>0,03</i>
<i>150</i>	<i>4</i>	<i>100</i>	<i>0,05</i>

Σχήμα 5.6

5.3.2. Εκπαίδευση–Έλεγχος

Για την εκπαίδευση και τον έλεγχο της σωστής ανίχνευσης χρησιμοποιήθηκαν τα σήματα του πίνακα II-1. Το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από τα σήματα 4, 9, 11, 20, 30, 39, 47, 48 και επιλέγηκε με ανάλογα κριτήρια με αυτά που αναφέρθηκαν στη παράγραφο 4.3.2 για την εκπαίδευση των δικτύων της φάσης P.

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων εκπαιδεύθηκαν με τον αλγόριθμο resilient back propagation [10] και στη συνέχεια εφαρμόστηκαν για το σύνολο των σεισμικών σημάτων. Γενικά, τα νευρωνικά δίκτυα των μοντέλων δεν έφτασαν στο ανώτατο όριο επαναλήψεων (5000), εκτός από ορισμένα που φαίνονται στο πίνακα II-2. Στη συνέχεια ορίζεται η τροποποιημένη απόκλιση και συγκρίνονται οι επιδόσεις των μοντέλων αυτών με βάση τις κοινές παραμέτρους τους.

5.3.3. Η τροποποιημένη απόκλιση

Η απόκλιση της άφιξης της φάσης P μετράται σε σημεία (4.3). Όπως έχει ήδη αναφερθεί, το πρόβλημα του προσδιορισμού της άφιξης της φάσης S είναι πολύ πιο σύνθετο εξαιτίας του γεγονότος ότι η φάση S φτάνει στο σεισμολογικό σταθμό πριν εξασθενήσει αρκετά η διαταραχή που καταγράφεται στο σειсмоγράφο λόγω της άφιξης P. Έτσι, η εκτίμηση της άφιξης της φάσης S συνήθως έχει μεγαλύτερο σφάλμα από την εκτίμηση της φάσης P. Επιπλέον, το αποτέλεσμα που ενδιαφέρει δεν είναι αυτή καθαυτή η άφιξη της φάσης S αλλά η χρονική διαφορά των αφίξεων των φάσεων S και P, η οποία χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της σεισμικής εστίας από τους σεισμολόγους (1.7). Συνεπώς, για σταθερό σφάλμα στην εκτίμηση της φάσης S, το σφάλμα στην εκτίμηση της σεισμικής εστίας αυξάνει όσο πιο κοντά βρίσκεται η σεισμική εστία στο σεισμολογικό σταθμό (άρα και η πραγματική άφιξη της φάσης S στην πραγματική άφιξη της φάσης P). Έτσι, για τη σωστότερη αξιολόγηση της εκτίμησης της άφιξης της φάσης S δε χρησιμοποιείται το απόλυτο σφάλμα αλλά ένα λόγος τροποποιημένου σφάλματος ως προς την απόσταση των πραγματικών αφίξεων των φάσεων S και P. Ο λόγος αυτός καλείται **τροποποιημένη απόκλιση** και ορίζεται ως εξής

$$\text{err}_{\text{mod}} = \frac{|t_s - t_s|}{t_s - t_p} \quad (5.12)$$

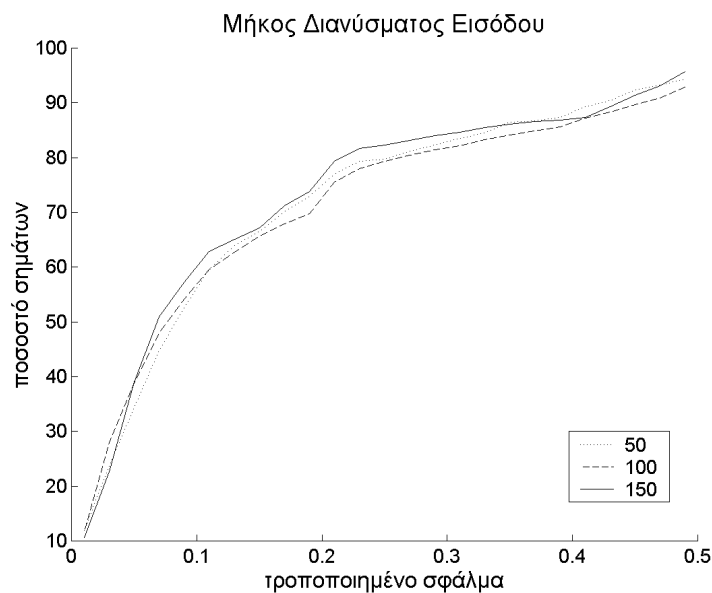
όπου t_s είναι η εκτιμώμενη άφιξη από το νευρωνικό δίκτυο και t_p , t_s είναι οι πραγματικοί χρόνοι άφιξης.

5.4. Μελέτη των Παραμέτρων

Στη συνέχεια μελετώνται οι επιδόσεις των μοντέλων σε σχέση με τις ελεύθερες παραμέτρους, το λόγο μήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος και το συνολικό πλήθος νευρώνων. Στα σχήματα που ακολουθούν παρουσιάζεται το ποσοστό των σημάτων ως προς την τροποποιημένη απόκλιση με βάση τις κοινές παραμέτρους.

5.4.1. Το μήκος του διανύσματος εισόδου

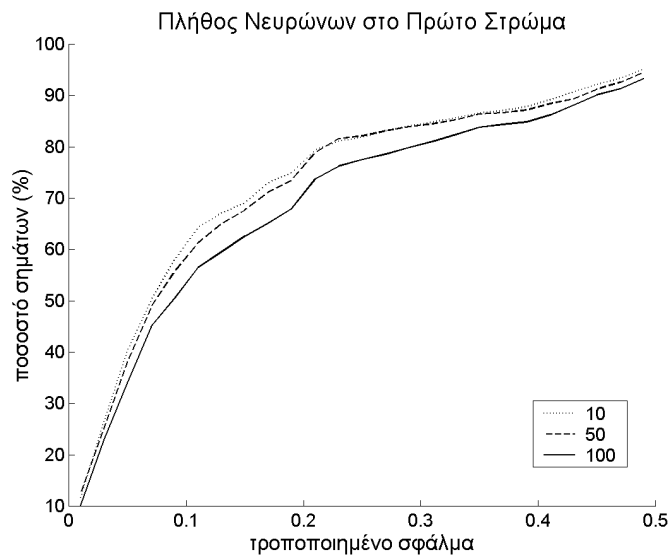
Το μήκος του διανύσματος εισόδου όπως αναφέρθηκε παίρνει τις τιμές 50, 100, 150 δείγματα. Από το ακόλουθο Σχήμα 5.7 γίνεται φανερό ότι τα συστήματα με μήκος διανύσματος εισόδου 150 έχουν γενικά καλύτερη συμπεριφορά, αν και δεν παρουσιάζονται μεγάλες αποκλίσεις με βάση το μήκος του διανύσματος εισόδου.



Σχήμα 5.7

5.4.2. Το πλήθος των νευρώνων στο πρώτο στρώμα

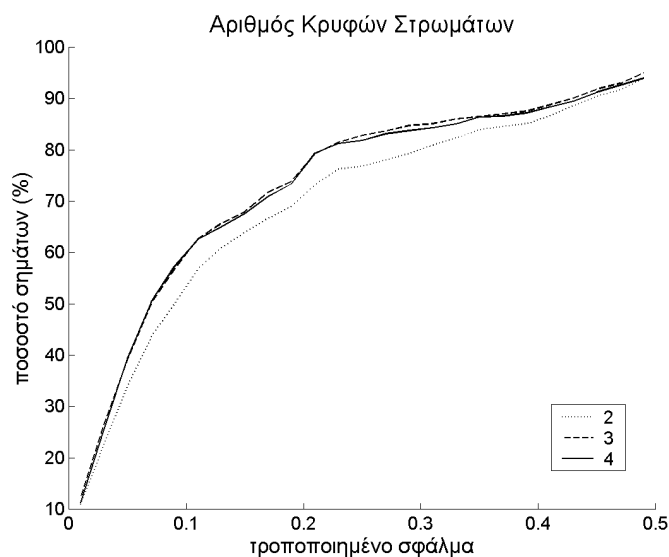
Οι επιδόσεις των συστημάτων για την ανίχνευση της φάσης S με βάση το πλήθος των νευρώνων στο πρώτο στρώμα παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.8. Παρατηρείται ότι όσο μικρότερος είναι ο αριθμός των νευρώνων του πρώτου στρώματος τόσο καλύτερη είναι η συμπεριφορά του συστήματος.



Σχήμα 5.8

5.4.3. Ο αριθμός κρυφών στρωμάτων

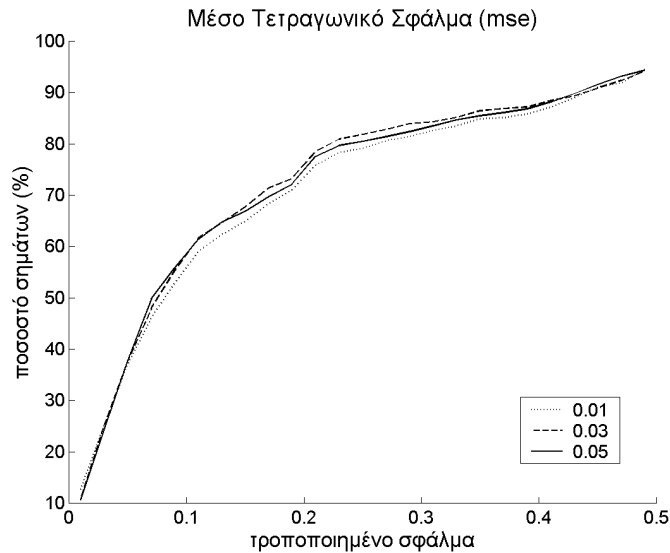
Η σύγκριση των συστημάτων με βάση τον αριθμό των στρωμάτων νευρώνων των νευρωνικών δικτύων των συστημάτων παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.9. Συγκριτικά, τα μοντέλα με μόνο δυο στρώματα νευρώνων έχουν μεγαλύτερο σφάλμα.



Σχήμα 5.9

5.4.4. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα

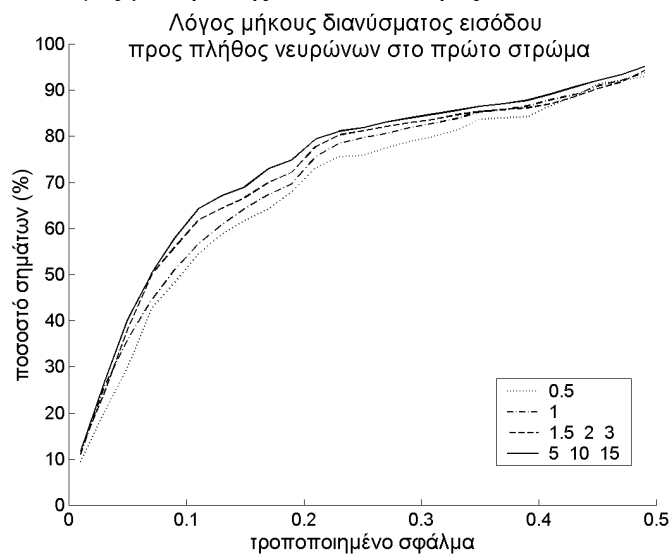
Σε αναλογία με ότι αναφέρθηκε στη μελέτη των παραμέτρων της μεθόδου ανίχνευσης της φάσης P (4.4.4), καθότι τα νευρωνικά δίκτυα εν γένει πέτυχαν το στόχο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος, οι επιδόσεις τους με βάση αυτό είναι παρόμοιες.



Σχήμα 5.10

5.4.5. Ο λόγος τομήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος

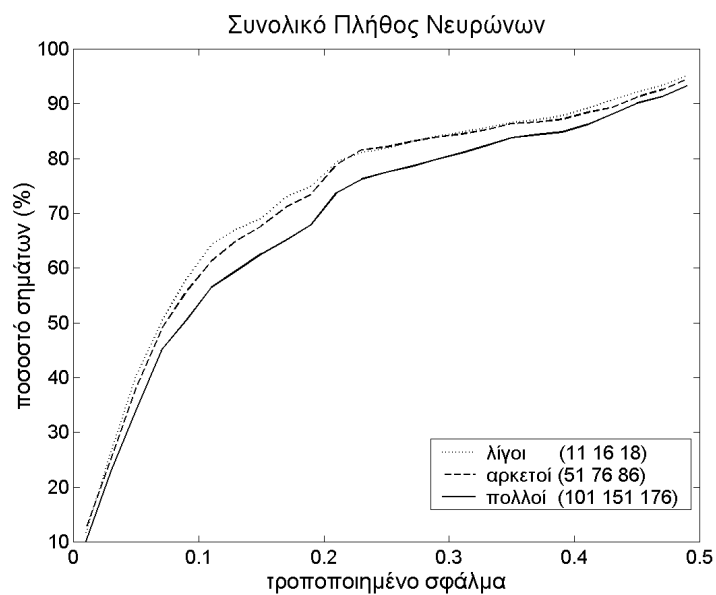
Ο λόγος του μήκους διανύσματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος είναι μια παράμετρος που ελέγχθηκε και για την άφιξη της φάσης P (4.4.6). Στη περίπτωση της ανίχνευσης της φάσης S, παρατηρείται (Σχήμα 5.11) ότι όσο μεγαλύτερος είναι ο λόγος μετάβασης τόσο καλύτερες είναι οι επιδόσεις των μοντέλων.



Σχήμα 5.11

5.4.6. Ο συνολικός αριθμός των νευρώνων

Γενικά, όσο μικρότερος είναι ο συνολικός αριθμός των νευρώνων τόσο πιο ικανό είναι το σύστημα ανίχνευσης της φάσης S (Σχήμα 5.12).



Σχήμα 5.12

Κεφάλαιο 6. Αξιολόγηση

6.1. Συμπεράσματα

Στα κεφάλαια 4 και 5 περιγράφηκαν οι μέθοδοι ανίχνευσης των σεισμικών φάσεων P και S με τη χρήση νευρωνικών δικτύων, υλοποιήθηκαν μοντέλα και διερευνήθηκαν οι επιδόσεις των συστημάτων για διάφορες παραμέτρους. Από τη μελέτη των παραμέτρων έγιναν κάποιες παρατηρήσεις, οι οποίες συνοψίζονται στα ακόλουθα συμπεράσματα.

α. Η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων πρέπει να είναι ομαλή. Το πλήθος των νευρώνων από στρώμα σε στρώμα δεν πρέπει να έχει μεγάλες μεταβολές. Εν γένει, τα δίκτυα με δομή 50-1, 100-1 και 100-50 1 απέτυχαν. Αντιθέτως, δίκτυα με δομές πιο ομαλές, όπως 10-1, 50-25-1, 50-25-10-1 και 10-5-2-1 έχουν καλύτερη συμπεριφορά.

β. Ο λόγος μετάβασης, δηλαδή ο λόγος του πλήθους των κόμβων του στρώματος εισόδου προς το πλήθος των νευρώνων του πρώτου στρώματος όταν είναι μεγάλος τα δίκτυα έχουν καλύτερες επιδόσεις και μικρότερη τυπική απόκλιση στο σφάλμα. Αυτό είναι ως ένα βαθμό αναμενόμενο, υπό την έννοια ότι οι μικροί λόγοι, που αντιστοιχούν στις περιπτώσεις 0,5 και 1, σχετίζονται με το φαινόμενο του στραγγαλισμού (bottleneck) [17], [13]. Στη περίπτωση του φαινομένου αυτού, αν σε ένα στρώμα υπάρχουν περισσότεροι νευρώνες από όσους υπάρχουν στο προηγούμενο, τότε κατά την εκπαίδευση δημιουργείται πρόβλημα εξαιτίας των πολλών ελεύθερων παραμέτρων και τα νευρωνικά δίκτυα χάνουν την ικανότητα γενίκευσης.

γ. Στις περιπτώσεις που τα νευρωνικά δίκτυα έχουν μεγάλο αριθμό νευρώνων, η συμπεριφορά τους είναι γενικά χειρότερη. Αυτό συμβαίνει, γιατί όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των νευρώνων, τόσο περισσότερη πληροφορία μπορεί να «αποθηκευθεί». Υπό την έννοια αυτή, τα μεγαλύτερα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Αλλά πρέπει να σημειωθεί ότι όσο περισσότερους νευρώνες έχει ένα δίκτυο τόσο πιο αργό είναι, γιατί τόσο περισσότεροι υπολογισμοί πρέπει να γίνονται. Για τους λόγους αυτούς, η χρήση νευρωνικών δικτύων με πολλούς νευρώνες δεν ενδείκνυται.

δ. Η ύπαρξη περισσοτέρων κρυφών στρωμάτων δημιουργεί μια διαπλοκή των δεδομένων (3.3.2), που επιτρέπει στα νευρωνικά δίκτυα να αναπαριστούν μη γραμμικές συναρτήσεις εισόδου-εξόδου. Η ικανότητα αυτή των νευρωνικών δικτύων επιβεβαιώνεται στα συστήματα ανίχνευσης που εφαρμόστηκαν για την ανίχνευση των σεισμικών φάσεων P και S. Γενικά, τα μοντέλα με τρία ή τέσσερα στρώματα νευρώνων έχουν καλύτερη συμπεριφορά από εκείνα με δύο μόνο στρώματα.

ε. Το γεγονός ότι η ανίχνευση της φάσης S είναι γενικά δυσκολότερη από την ανίχνευση της φάσης P, αντικατοπτρίζεται και στα νευρωνικά δίκτυα. Συγκεκριμένα, στην εκπαίδευση των μοντέλων παρατηρείται ότι τα νευρωνικά δίκτυα της φάσης P χρειάστηκαν λιγότερες επαναλήψεις (epochs) για να εκπαιδευθούν και ότι σχεδόν όλα πέτυχαν τους στόχους του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mse). Σε αντίθεση, τα νευρωνικά δίκτυα των μοντέλων ανίχνευσης της φάσης S, χρειάστηκαν και περισσότερη εκπαίδευση και αρκετά από αυτά δεν μπόρεσαν να πετύχουν το στόχο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

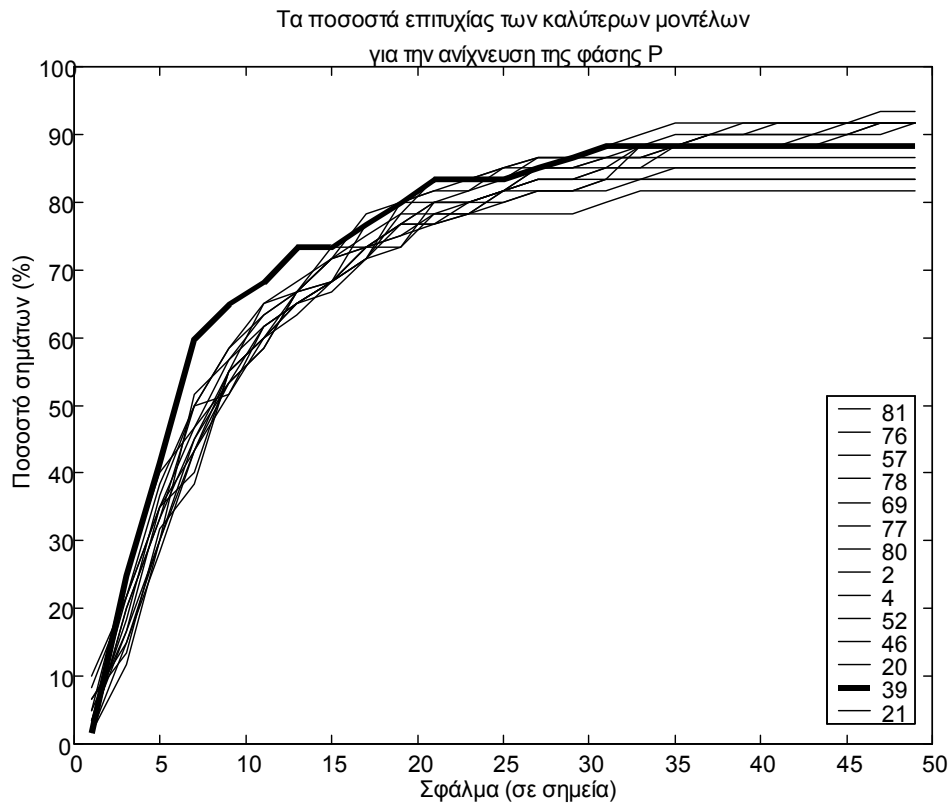
Τα παραπάνω συμπεράσματα μαζί με την τυπική απόκλιση των σφαλμάτων (πίνακες I-2 και II-2) αποτελούν τα κριτήρια επιλογής των καλύτερων μοντέλων ανίχνευσης των σεισμικών φάσεων P και S με τη χρήση νευρωνικών δικτύων.

6.1.1. Ανίχνευση της φάσης P

Για την ανίχνευση της φάσης P προκύπτουν ως καλύτερα με βάση τα παραπάνω κριτήρια, τα μοντέλα 2, 4, 20, 21, 39, 46, 52, 57, 69, 76, 77, 78, 80, 81. Οι επιδόσεις των μοντέλων αυτών παρουσιάζονται στο ακόλουθο Σχήμα 6.1.

Από το σχήμα αυτό γίνεται φανερό ότι η επίδοση του μοντέλου 39 είναι η βέλτιστη. Σε πολύ μεγάλο ποσοστό των σημάτων (60-70%) η άφιξη της φάσης P γίνεται με ακρίβεια μικρότερη των 10 σημείων και γενικά το μοντέλο 39 δείχνει πολύ ικανό καθώς τα σφάλματά του είναι συγκριτικά πολύ μικρότερα από τα υπόλοιπα δίκτυα. Οι παράμετροι του μοντέλου 39 είναι μήκος διανύσματος εισόδου 100 δείγματα, 3 στρώματα νευρώνων με δομή 10-5-1 και μέσο τετραγωνικό σφάλμα εκπαίδευσης 0,05. Από τον πίνακα I-2 φαίνεται ότι έχει εκπαιδευθεί σωστά και με λίγες σχετικά επαναλήψεις (42 και 46).

Επίσης πρέπει να σημειωθεί ότι το δίκτυο αυτό ικανοποιεί τα συμπεράσματα που αναφέρθηκαν παραπάνω, καθότι έχει μεγάλο λόγο μήκους διανύσματος εισόδου προς αριθμό νευρώνων του πρώτου στρώματος (100:10), τρία στρώματα νευρώνων, δεν έχει πολλούς νευρώνες (16) και η δομή του είναι ομαλή (10-5-1).



Σχήμα 6.1

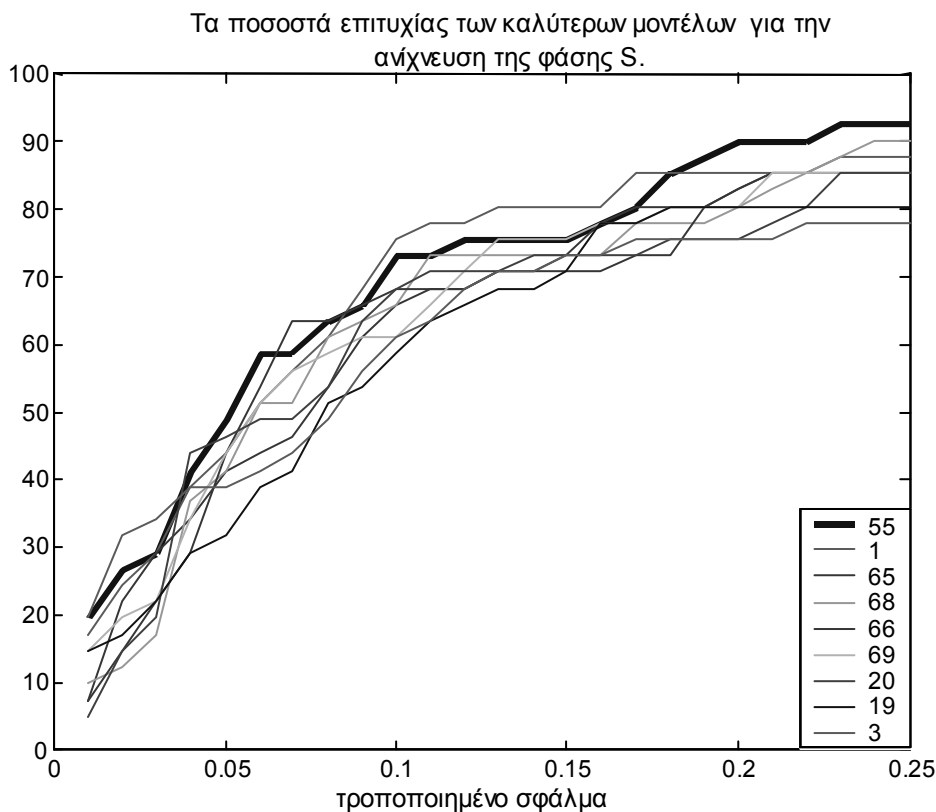
6.1.2. Ανίχνευση της φάσης S

Για την ανίχνευση της φάσης S, με γνώμονα τα συμπεράσματα και την τυπική απόκλιση του τροποποιημένου σφάλματος, από τα 81 μοντέλα που εξετάστηκαν επιλέγονται τα 55, 1, 65, 68, 66, 69, 20, 19, 3, τα οποία έχουν τη μικρότερη τυπική απόκλιση. Οι επιδόσεις των μοντέλων αυτών απεικονίζονται στο Σχήμα 6.2.

Για την ανίχνευση της φάσης S παρατηρείται ότι οι επιδόσεις των μοντέλων είναι γενικά χειρότερες από αυτές της ανίχνευσης της φάσης P, αφού και το πρόβλημα είναι δυσκολότερο. Ακόμη, δεν υπάρχει κάποιο μοντέλο που να ξεχωρίζει από τα υπόλοιπα. Ωστόσο, αν θα έπρεπε να επιλεγεί κάποιο, αυτό θα μπορούσε να είναι το μοντέλο **55** που έχει ικανοποιητική συμπεριφορά και σε μικρές και σε μεγάλες τιμές του τροποποιημένου σφάλματος.

Το μοντέλο 55 έχει μήκος του διανύσματος εισόδου 150 και δομή 10-1. Παρατηρείται ότι παρόλο που έχει μόνο δύο στρώματα, η συμπεριφορά είναι γενικά

καλή. Ακόμη έχει λίγους νευρώνες (11) και ομαλή δομή (10-1). Επίσης, ο λόγος του διανύσματος εισόδου προς τον αριθμό των νευρώνων του πρώτου επιπέδου είναι μεγάλος (15).



Σχήμα 6.2

6.2. Αξιολόγηση – Μελλοντικές Προεκτάσεις

Η μέθοδος που αναπτύχθηκε για την ανίχνευση της φάσης P είναι αρκετά αξιόπιστη και πετυχαίνει τον προσδιορισμό του χρόνου άφιξης της φάσης P με πολύ καλή ακρίβεια και για μεγάλο αριθμό σημάτων. Αντίθετα, τα αποτελέσματα για την ανίχνευση της φάσης S αν και ενθαρρυντικά δεν είναι εξίσου αξιόπιστα.

Η ικανότητα της εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση και τον προσδιορισμό της άφιξης των σεισμικών φάσεων είναι πολλά υποσχόμενη στο τομέα της σεισμολογίας. Μελλοντικά, θα μπορούσαν να αναπτυχθούν συστήματα για την ανίχνευση σε πραγματικό χρόνο της άφιξης των σεισμικών φάσεων με τη χρήση νευρωνικών δικτύων.

Ακόμη, με βάση τα συμπεράσματα που αναδείχθηκαν από την εργασία αυτή, θα μπορούσε να αναπτυχθεί ένα συνδυασμένο σύστημα με χρήση των νευρωνικών δικτύων που θα προσδιορίζει τη διαφορά των χρόνων άφιξης των σεισμικών φάσεων P και S, η οποία και έχει πολύ μεγάλη χρησιμότητα για τη σεισμολογία.

Παράρτημα. Πίνακες.

Πίνακας Ι-1.

Η βιβλιοθήκη των σημάτων για την ανίχνευση της φάσης P και τα χαρακτηριστικά τους.

σήμα	ημερομηνία	ώρα	σταθμός	φάση P	κορυφή sta/Ita
1	92/05/20	11:07	KNT	3138	3164
2	92/05/20	13:10	KNT	1165	1170
3	92/05/20	13:10	SRS	1035	980
4	92/05/21	13:57	FNA	1713	1721
5	92/05/21	13:57	GRG	1807	1816
6	92/05/21	13:57	KNT	1889	1894
7	92/05/21	13:57	LIT	2377	2396
8	92/05/21	13:57	PAG	2795	2806
9	92/05/21	13:57	SRS	2231	2236
10	93/04/13	10:46	KNT	1851	1865
11	93/04/13	10:46	THE	1385	1394
12	93/04/13	21:01	FNA	787	791
13	93/04/13	21:01	GRG	1419	1435
14	93/04/13	21:01	KNT	1764	1770
15	93/04/13	21:01	LIT	1567	1576
16	93/04/14	13:37	FNA	1967	1991
17	93/04/14	13:37	GRG	1345	1348
18	93/04/14	13:37	KNT	1513	1516
19	93/04/14	13:37	LIT	2128	2138
20	93/04/15	00:32	AGG	1094	1244
21	93/04/15	00:32	FNA	1785	1797
22	93/04/15	00:32	GRG	2104	2281
23	93/04/15	00:32	IGT	741	821
24	93/04/17	13:29	ALN	871	874
25	93/04/17	13:29	KNT	2361	2365
26	93/04/17	13:29	PAG	1873	1303
27	93/04/17	13:29	SRS	1974	1979
28	93/04/17	13:29	THE	2530	4061
29	93/04/18	18:50	ALN	2211	2218
30	93/04/18	18:50	GRG	1364	1381
31	93/04/18	18:50	KNT	1195	1200
32	93/04/18	18:50	LIT	1268	1292
33	93/04/18	18:50	PAG	903	942
34	93/04/18	18:50	SRS	1025	1032
35	93/04/18	18:50	THE	834	919
36	93/11/22	14:12	AGG	1261	1307
37	93/11/22	14:12	FNA	2710	2771
38	93/11/22	14:12	GRG	2659	2664
39	93/11/22	14:12	IGT	2480	806
40	93/11/22	14:12	LIT	2067	2076
41	93/11/22	14:12	PAG	2004	2005
42	93/11/22	14:12	SRS	2803	2808
43	93/11/22	14:12	THE	2393	2412
44	93/11/24	10:46	AGG	2897	2911
45	93/11/24	10:46	FNA	2223	2227
46	93/11/24	10:46	GRG	1900	1908
47	93/11/24	10:46	KNT	2199	2210
48	93/11/24	10:46	LIT	1936	1942
49	93/11/24	10:46	PAG	2563	2651
50	93/11/24	10:46	SRS	2518	2550
51	93/11/24	10:46	THE	1976	1981
52	93/12/22	19:40	AGG	727	734
53	93/12/22	19:40	FNA	2132	2163
54	93/12/22	19:40	GRG	2187	2318
55	93/12/22	19:40	IGT	1512	1526
56	93/12/22	19:40	KNT	2402	2408
57	93/12/22	19:40	LIT	1620	1640
58	93/12/22	19:40	PAG	1796	1799
59	93/12/22	19:40	SRS	2489	2528
60	93/12/22	19:40	THE	2020	2031

Πίνακας Ι-2.

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση της φάσης P και η εκπαίδευσή τους.

μοντέλο	μήκος εισόδου	αρχιτεκτονική	mse	σ (σημεία)	εκπαίδευση (mse)		εκπαίδευση (επαναλήψεις)	
					rect	Rv2t	rect	Rv2t
1	50	10-1	0,01	7,72	0,0556	0,0099	96	99
2	50	10-1	0,03	6,50	0,0288	0,0286	88	46
3	50	10-1	0,05	7,67	0,0496	0,0472	70	46
4	50	50-1	0,01	6,53	0,0072	0,0097	60	47
5	50	50-1	0,03	8,07	0,0290	0,0274	107	48
6	50	50-1	0,05	7,38	0,0496	0,0478	51	48
7	50	100-1	0,01	8,16	0,0096	0,0097	88	122
8	50	100-1	0,03	8,32	0,0556	0,0281	72	33
9	50	100-1	0,05	7,95	0,0490	0,0499	63	77
10	50	10-5-1	0,01	7,61	0,0099	0,0078	63	58
11	50	10-5-1	0,03	7,85	0,6667	0,0291	1	40
12	50	10-5-1	0,05	7,28	0,6667	0,0469	1	37
13	50	50-25-1	0,01	7,92	0,0082	0,0095	66	34
14	50	50-25-1	0,03	7,70	0,0287	0,0286	72	53
15	50	50-25-1	0,05	8,24	0,0497	0,0469	35	22
16	50	100-50-1	0,01	8,46	0,3333	0,0095	1	43
17	50	100-50-1	0,03	8,32	0,0271	0,0297	55	43
18	50	100-50-1	0,05	7,85	0,3333	0,0499	1	39
19	50	10-5-2-1	0,01	7,90	0,0083	0,0094	105	55
20	50	10-5-2-1	0,03	7,08	0,6667	0,6667	1	1
21	50	10-5-2-1	0,05	7,24	0,3333	0,0494	1	29
22	50	50-25-10-1	0,01	8,66	0,0074	0,0070	47	37
23	50	50-25-10-1	0,03	10,29	0,0283	0,0283	44	43
24	50	50-25-10-1	0,05	7,47	0,0437	0,0477	33	30
25	50	100-50-25-1	0,01	8,23	0,0096	0,0089	78	42
26	50	100-50-25-1	0,03	8,61	0,3333	0,3333	1	1
27	50	100-50-25-1	0,05	7,60	0,6667	0,3333	1	1
28	100	10-1	0,01	8,14	0,0088	0,0084	57	80
29	100	10-1	0,03	8,45	0,0299	0,0283	52	54
30	100	10-1	0,05	8,09	0,0496	0,0498	40	71
31	100	50-1	0,01	7,76	0,0097	0,0096	70	52
32	100	50-1	0,03	11,85	0,0284	0,0269	82	26
33	100	50-1	0,05	8,07	0,0496	0,0495	73	39
34	100	100-1	0,01	10,96	0,0084	0,0091	56	87
35	100	100-1	0,03	17,37	0,0513	0,0272	5000	56
36	100	100-1	0,05	17,06	0,0493	0,0498	67	76
37	100	10-5-1	0,01	7,91	0,0075	0,0087	63	45
38	100	10-5-1	0,03	8,37	0,0277	0,0294	36	58
39	100	10-5-1	0,05	7,18	0,0483	0,0492	42	46
40	100	50-25-1	0,01	7,81	0,0084	0,0091	68	45
41	100	50-25-1	0,03	8,27	0,0297	0,0278	56	22
42	100	50-25-1	0,05	8,27	0,0496	0,0461	47	27
43	100	100-50-1	0,01	13,27	0,0085	0,0099	54	49
44	100	100-50-1	0,03	8,34	0,0251	0,0297	43	38
45	100	100-50-1	0,05	9,43	0,0492	0,0488	45	42
46	100	10-5-2-1	0,01	7,03	0,3333	0,6667	2	2
47	100	10-5-2-1	0,03	7,26	0,0295	0,0268	54	50
48	100	10-5-2-1	0,05	8,38	0,6667	0,3333	2	2
49	100	50-25-10-1	0,01	8,83	0,6667	0,6667	2	2
50	100	50-25-10-1	0,03	8,30	0,0283	0,0283	66	32
51	100	50-25-10-1	0,05	7,87	0,3333	0,0476	2	20
52	100	100-50-25-1	0,01	6,91	0,0088	0,0098	54	42
53	100	100-50-25-1	0,03	8,28	0,0236	0,0212	51	35
54	100	100-50-25-1	0,05	9,73	0,0486	0,0489	32	28
55	150	10-1	0,01	8,56	0,0094	0,0278	123	5000
56	150	10-1	0,03	9,30	0,0268	0,0289	128	52
57	150	10-1	0,05	9,05	0,0478	0,0480	56	30
58	150	50-1	0,01	9,95	0,0513	0,0072	4453	58
59	150	50-1	0,03	7,49	0,0556	0,0285	61	29
60	150	50-1	0,05	8,75	0,0497	0,0463	47	20
61	150	100-1	0,01	9,89	0,0097	0,0091	150	49
62	150	100-1	0,03	9,21	0,0298	0,0294	174	37
63	150	100-1	0,05	8,31	0,0498	0,0471	106	35
64	150	10-5-1	0,01	9,73	0,0093	0,0077	73	44
65	150	10-5-1	0,03	9,91	0,0278	0,0289	53	44
66	150	10-5-1	0,05	10,30	0,0498	0,0474	49	30
67	150	50-25-1	0,01	8,35	0,0082	0,0080	53	33
68	150	50-25-1	0,03	9,59	0,0279	0,0200	48	36
69	150	50-25-1	0,05	10,00	0,0472	0,0356	51	29
70	150	100-50-1	0,01	13,39	0,0100	0,0092	76	43
71	150	100-50-1	0,03	9,68	0,3333	0,3333	1	1
72	150	100-50-1	0,05	14,56	0,0474	0,0498	63	44
73	150	10-5-2-1	0,01	9,29	0,0092	0,0088	60	36
74	150	10-5-2-1	0,03	8,68	0,0284	0,0268	58	28
75	150	10-5-2-1	0,05	9,68	0,0482	0,0471	54	30
76	150	50-25-10-1	0,01	8,55	0,0088	0,0088	49	56
77	150	50-25-10-1	0,03	10,50	0,0231	0,0268	39	35
78	150	50-25-10-1	0,05	9,78	0,0496	0,0467	37	28
79	150	100-50-25-1	0,01	8,07	0,3333	0,6667	1	1
80	150	100-50-25-1	0,03	11,03	0,3333	0,3333	1	1
81	150	100-50-25-1	0,05	10,08	0,3333	0,3333	1	1

Πίνακας Ι-3.
Τα σφάλματα ανίχνευσης της φάσης P για όλα τα μοντέλα και όλα τα σήματα.

σ ή μ α μ ο ν τ έ λ ο	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
1		2	74	-3	15	3	0	9	6	6	69	-4	12	6	0	16	1	-4		7		12	-1	-1		7			15	0		34	0		31		8		8	-3	1	17	0	5	1	6	2		20	0	2	17	8	7	6	16	1	-9	5	
2		-1	-16	0	9	0	-16	0	3	4	66	-11	12	-2	0	13	-11	-7		24	7		9	-9	-6	14	5		-8	13	-3	8	25	-2	15	25		-3		6	-4	-3	7	-3	6	-6	7	-2		20	-5	-1	17	5	11	-3	16	-5	-11	-4
3		2		-6	14	1	-16	6	6	2	67	-2	-12	2	0	14	-9	-2		29	6		14	-1	-1		8	-9		13	1	14	34	-1	16	23		0		7	-2	-3	14	-3	5	1	6	2		18	-1	3	17	10	10	-3	17	0	-8	7
4		1	-14	-3	3	5	10	6	0	5	-7	-11	16	-1	-2	14	-11	-8	2		6		9	-8	-6		-1			10	-4	10	29	-4		32		8	-1	8	-8	-3	9	-2	-5	-6	6	-6	75	18	1	-4	17		15	-3	10	-4	-8	
5		0		-7	17	2	-5	9	4	1	5	-3	-12	3	1	25	-2	-3		11		12	-2	-2		7	-8		12	0	17	33	2	16	30		7		9	-3	0	16	6	5	1	5	1		26	-2	1	18	8	8	-3	17	-1	-1	6	
6		-1	-14	0	3	0	-8	8	-2	7	-7	-4	19	-3	0	17	-4	-6	4		8		81	-5	-4		-3		-3	12	-1	16	31	-4		27		3	1	3	-5	-1	14	0	-4	-6	3	-2	75	26	-2	-2	17		15	-3	6	-2	-5	
7		2		4	15	2	-3	8	6	2	66	0	16	5	1	13	1	-2		28	9		15	-1	0		8			15	2	12	35	-1		29		6		10	0	-3	16	0	6	3	6	1		20	0	3	17	10	9	-3	15	1	-9	8
8		-9		-7	3	56		0	-6	-3	56	-1	8	5	52		-11	4			2			-7	5		-3			-18	-2		39	9		31		-5		13	3	-2	14	6	3	9	15	7			-5	-3	22		7	-1	17	-3		
9		-6		-4	4	-2		4	4	-3	58	-9	18	-4	56	13	-9	-7			5			-8	-7		1			15	-5		26	-3		23		-5	-2	3	-9	-3	9	0	-1	-4	4	-6	42	3	-2	-5	20	9	15	-3	9	-7		
10		3	73	-6	16	2	-17	6	-1	4	68	-10	-11	2	-2	17	2	-1	10	23	2		14	0	1		-1		-8	3	3	13	36	2		23		6	0	9	-1	1	7	-2	-3	-6	7	-2		17	-4	3	24	13	12	-2	14	-7	-7	-3
11		0	-17	-7	7	-2	-18	7	3	2	69	-9	-10	-2	0	23	-8	-7	-1	35	5		10	-4	-6	14	5	-12	-3	10	-4	12	30	-4		23		3		3	-6	0	12	-3	2	-6	7	1		26	-1	2	17	10	4	-3	14	-5	-4	3
12		3		0	14	2	-10	10	6	2	65	-6	12	2	0	12	-11	-2		24	7		21	-2	0		7	-12	-9	11	2	7	34	-1		26		7		8	-1	-3	7	-3	6	-3	6	4		17	-1	4	17	8	13	-3	16	1	-9	3
13		3	-14	-6	16	2	-16	9	6	7	64	-3	7	3	1	24	2	-3			7		13	-2	-1		7	-8		16	0	17	33	1		25		3		7	-2	1	15	6	4	1	5	1		26	-1	2	17	14	7	-2	16	0	-2	
14		1	-14	2	12	0	-3	3	4	1	68	-6	-10	2	2	25	-9	-5		25	10		11	-3	-3		6		-3	13	0	11	32	1		23		1		5	-4	-3	13	0	2	-3	4	0		24	-3	2	18	8	4	-3	15	-1	-10	5
15		-2	-14	-7	15	3	1	6	5	8	69	-2	5	4	5	25	-10	-3		30	12		11	-1	0		9	-13		10	0	13	34	1		23		8		13	-1	-1	11	2	-5	1	11	1		24	0	3	19	11	15	-2	17	1	-3	1
16		3	-14	-7	15	3	-6	9	3	8	5	-7	7	4	1	25	-11	-3			9		15	-2	-2		7			14	0		33	1		31		5		10	0	1	14	6	5	2	4	1	33	23	5	5	17	11	11	3	17	-1	-5	
17		3	-19	3	13	3	-4	4	6	1	65	-2	19	2	1		3	-1		30	7		12	-2	-2		7			16	3	19	32	3	16	27		3	5	10	-1	-3	19	1	6	-2	4	1		20	0	2	17	14	5	-3	16	-1	-8	
18		3		1	14	1	-4	8	6	6	4	-5	5	1	3	12	-3	-4	11	29	8		14	-1	-3		7			16	1	15	34	1	16	25		4		11	-2	0	19	5	6	-1	4	0		18	-4	4	17		6	-2	17	-2	-1	
19		2	-14	2	17	3	-8	9	6	8	66	-3	-10	3	1	25	-3	-3		26	10		14	-1	-2		9			13	1	19	33	2	16	23		3	2	10	-1	0	13	6	6	1	4	1		20	0	3	19	12	10	-2	16	-1	-3	7
20		-2	70	-4	8	0	-21	6	2	1	68	-10	-10	-4	-2		-1	-7	11	32	5		7	-2	-5		5		-4	8	-6	12	26	-3	16	23		6		4	-4	-2	14	-3	3	-6	3	0		17	-3	1	17	9	15	-3	15	-7	-6	2
21		2	-16	-5	14	-1	-10	6	6	2	64	-6	9	2	-2	21	-9	-2		25	3		9	-6	-5		9		-3	14	-4	12	29	0	16	23		5	5	7	-2	-3	12	3	6	-2	3	2		24	-2	-2	20		15	3	17	-5	-9	3
22		3		1	17	2	-6	9	6	1	65	-4	18	2	1	25	1	-4		27	8		12	0	1		7			16	1	12	36	1		26		3	9	9	-2	1	14	3	3	0	4	0		26	-2	2	17	11	9	-2	15	-1	-1	6
23		3	-16	4	10	3	-15	4	6	3	63	-4	-10	2	0	16	2	-1		25	0		13	0	1		7		-8	14	3	9	35	-1	16	43		5		10	0	-3	7	-2	6	-6	7	1	49	20	-5	-5	18	13	12	0	15	2	-10	4
24		3		2	17	1	-14	8	3	3	5	-3	5	1	1	10	3	-4		25	1		12	-3	-3		5			13	1	14	32	2	16	24		4		4	-2	-3	9	2	6	1	5	0		22	-5	1	17		7	-3	15	-2	-2	
25		3		-1	16	5	-5	8	3	6	68	-9	-12	2	0	21	-4	0		33	0		7	1	0		6			8	3	11	32	-4	16	27		8		3	-1	-2	17	-3	2	-3	8	-2		19	-4	-2	21	8	14	2	14	0	-6	-5
26		1		4	17	1	-7	8	5	2	67	-3	17	4	3	25	-6	-4		32	7		13	-1	-3		7			2	0	13	34	0	16	27		3	8	7	-3	-1	14	6	4	1	6	1		26	0	2	18	11	8	-2	16	0	-11	5
27		3	74	1	17	4	-9	4	1	-1	65	-3	12	2	0	12	-9	-5	10	24	3		11	-1	0		5	-10		13	0	10	34	-2	16	26		3		6	-5	0	16	-2	5	0	5	-1		18	-3	0	17	12	15	-2	14	1	-2	4
28		3		5	15	4	-6	11	6	5	4	0	5	8	1	25	1	0		28	10		19	2	2		10	-9	-5	16	5		36	3		29		7		11	1	4	19	4	8	-1	8	3	8	23	7	6	17	13	13	2	16	3	-7	8
29		2		-1	15	5	-6	10	6	9	4	-5	6	5	1	24	3	-2		33	15		19	0	-1	18	10	-9	-5	15	3	20	34	1		29		8		12	-1	1	16	8	7	0	7	5	58	23	7	4	17	12	8	3	16	0	-4	7
30		3	1	12	2	-4	11	6	3	3	-8	11	2	2	25	1	-1		27	10	-5	15	1	1		9	-9	-5	16	3	-23	34	-3		29		6		7	-1	3	18	1	8	-5	7	3	5	23	4	5	18	13	4	2	15	-5	-9	8	
31		3		-7	15	4	2	8	6	6	-6	1	14	7	4	16	2	2		31	15		20	4	2	17	12	-10	-6	16	6	12	37	6		29	1	6		12	3	5	19	9	8	-2	9	9	6	23	8	9	17	13	16	3	17	5	-6	8
32		-51		-41	-34	-44	-61	-43	-46	-45	4	-42	-31	-47	-40	-27	-42	-49	-46	-33	-31				-43	-41		-42		-40	-38		-6	-38		-16		-43		-33	-42	-38	-24	-40	-45	-38	-38	-39	-8	-34	-34	-4	-22	-40	-29	-39	-33	-43	-14	

σ ή μ α μ ο ν τ έ λ ο	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
51		0		-2	12	4	-6	4	5	4	0	-8	11	-1	0	20	3	-3		33	2	2	15	-7	-4		9		-5	12	4	11	31	-3		29		7		4	2	1	12	0	3	-5	2	-3	69	23	-1	8	17	9	12	2	12	-3	-7	4
52		0		2	10	2	-5	2	6	3	-2	-6	18	-1	0	20	-4	-3		6		15	0	-2	11	7		-5	13	0		26	3		29		4		9	-2	3	13	7	7	-5	4	-5	7	22	0	4	19	9	9	-4	14	0	-4	8	
53		-9		-6	5	2	1	11	-4	9	4	-2	7	7	0	13	-10	-1		32	11	7	15	0	1		11	-11	-7	13	3	20	36	1		29		7		7	-1	4	19	7	7	-5	11	7	3	21	3	10	18	13	7	2	18	1	27	8
54		2		0	17	0	-6	11	6	9	3	-2	5	3	1	25	3	-1		33	6	-6	21	1	0		12	-9	-5	15	2		34	4	-43	29		9		10	-5	5	21	8	2	1	9	1	8	23	6	5	17	13	5	1	16	1	-4	8
55	13	2		5	10	1	-4	11	2	6	-6	-9	17	-3	1	25	2	-6		29	3	-6	15	-7	-5		11		-5	12	4	15	30	0	-53	37		6		5	-1	-2	17	-1	7	-4	2	3	26	22	2	3	-16	9	2	1	16	-1	-8	8
56	18	1		-8	15	0	-5	6	0	2	-5	-6	5	8	3	24	-4	-9		31	7	10	19	-8	-7		8		-8	7	-3		25	1	-46	29		8		5	-1	1	12	7	7	1	2	-2	4	19	4	-2	30	7	7	-3	8	-6	-7	11
57	18	3		-8	15	2	0	11	7	6	-4	-10	5	4	3	25	2	-1	10	31	11	-6	17	0	0	20	11		-5	15	2	20	35	3		39		5		11	0	4	17	3	7	-4	6	-2	-2	23	9	7	19	13	2	-1	18	0	-5	11
58	17	3		0	17	9	-6	10	7	8	4	-5	7	7	1	25	3	4		34	16	8	21	-2	-2	18	10	-8	-4	15	6		32	1	-45	29		8		9	4	0	14	7	5	-2	11	-2	25	23	6	9	19	13	16	4	15	-1	33	11
59	13	0		2	9	5	-6	11	2	9	-54	-9	16	2	2	25	-9	-2	8	21	4	10	16	-4	2		6			15	5	17	32	-3		1		9		5	-5	-1	21	0	3	-4	4	-1	26	14	6	0	19	13	16	5	10	-1	-4	6
60	18	3		4	7	4	-4	11	7	9	-54	-1	10	5	-1	25	0	2	10	33	8	8	15	-1	0		9		-4	17	9	20	35	4		29		6		9	0	3	19	1	7	2	6	2	26	18	1	3	23	13	13	5	11	3	-4	10
61		2		-2	16	3	-6	11	4	9	-5	-2	10	2	2	24	-5	-1		34	7		15	-1	0	20	7	-7	-4	17	3		34	-1	-42	30		5		6	-1	2	19	-2	7	-3	7	-3	25	23	6	3	19	13	12	2	15	2	-5	8
62		3		6	17	4	-2	9	7	8	3	-4	8	2	7	11	2	0		-39	9		19	-3	-3		11	-9	-4	12	3		31	2	-51	29		4		8	0	2	10	5	8	-1	6	4	4	23	2	5	19	13	8	-2	-39	0	-4	10
63	18	3		-3	7	6	-2	11	4	9	-54	-9	5	8	1	25	-6	2	9	26	9	10	15	1	3		6		-4	17	6	20	31	1		33		8		10	0	4	21	0	3	-4	9	-4	26	20	8	4	24	13	4	11	11	3	-4	11
64	-37	1		2	17	9	-4	11	7	9	4	3	16	8	5	25	-6	3		12	10	23	4	4	17	12	-9	-4	17	7	20	39	8	-42	39	7	9		11	3	8	21	7	6	-3	11	1	3	23	6	7	20	13	16	7	14	7	-9	11	
65	11	3		0	17	5	-6	11	7	7	3	1	10	8	7	25	4	2	-47	34	16	10	21	4	3	20	12	-7	-9	17	6		34	5	-54	29		6		12	2	4	19	11	8	2	11	1	26	-32	9	8	19	13	15	4	20	5	-4	11
66		3		5	17	6	-1	8	7	5	3	-9	5	3	0	23	1	0		34	13	9	17	1	2	20	12		-4	17	4		27	3	-48	36		5		9	0	-1	12	1	8	-2	8	3	25	23	8	5	21	13	16	3	17	-1	-4	11
67	18	2		-1	17	3	-6	7	7	6	-5	-3	5	1	0	25	-3	-5		32	15		18	-3	-5	18	8	-7	-4	15	2	18	30	2		29		9		9	-5	4	13	7	3	1	6	0	26	23	5	8	19	11	16	-3	13	-4	-4	11
68		2		-3	17	4	-4	11	7	9	4	-8	13	5	1	25	-8	-2		34	7	7	15	2	0	20	11	-13	-4	15	9		34	-3	-42	31		7		9	1	-2	19	-1	8	-4	5	-4	25	23	6	6	20	13	16	7	16	1	-4	8
69		3		2	16	3	-6	11	7	9	4	-5	6	7	2	25	1	-2		34	8	10	19	-1	-1	20	10	-8	-4	14	4	20	35	2	-46	29		8		6	-2	2	18	4	6	-4	6	-1	26	23	8	5	19	13	13	0	16	-1	-4	11
70		3		6	17	11	7	8	-48	9	4	-5	5	8	7	-32	-5	5		-39	6			-6	7		-50	-12		17	9		31	0		42	44	9		19	4	-2	11	5	4	-2	15	10	26	23	-2	11	33		8	11	22	-3	32	6
71	16	3		-2	17	6	-6	8	7	7	3	-8	11	2	0	24	-7	2		34	7	9	18	2	2	17	11	-7	-4	17	4	18	37	1	-46	29		9		5	2	0	12	5	8	-4	7	0	4	23	6	6	19	13	15	1	18	4	-5	11
72	-35	-41		-43	8	-34	-32	-34	7	-35	-54	0	-36	-46	-7	-20	-3	5		-33		20	0	-47		12			17	4	18	36	5		-13	3	-34		-30	-49	9	-29	-38	-40	6	-27	10	26	9	-40	9	-24		-33	-32	22	-53	-18		
73	11	0		-8	10	2	-6	11	7	9	4	-4	5	2	1	25	3	-2		34	11	-6	15	-2	-3		7		-4	16	1		31	1	-42	29		1		9	-2	-1	14	5	3	3	4	-1	-5	23	9	2	19	12	5	10	15	-2	-4	7
74		3		-4	15	1	-6	11	3	4	4	-9	5	-2	-1	25	-9	-7		12	6	17	-7	-7	20	3		-4	16	4	6	27	-2	-42	29		9		5	0	2	11	2	8	-4	9	-4	25	-23	-1	-3	19	13	16	2	14	-6	-5	10	
75	18	3		3	17	11	-4	11	7	9	4	1	5	8	5	24	0	2		34	13		23	2	3	20	12	-7	-4	15	5	20	37	5	-43	29		8		10	4	5	18	9	8	4	10	3	25	23	8	11	20	13	16	2	18	0	-4	10
76	18	1		2	17	10	-5	10	5	9	4	-2	5	8	0	24	-1	-3		33	11	8	19	-7	-2	20	9	-7	-4	14	0		32	3		29	-2	9		7	4	-1	14	2	5	3	11	1	25	23	5	2	22	13	16	4	12	1	-4	11
77	10	1		-8	16	9	-6	10	6	8	4	-5	11	8	3	22	-7	1	-46	32	6	10	18	6	2	16	12		-4	17	0		32	-3	-42	29		8		5	2	-1	21	6	4	-4	4	-4	3	-32	2	9	24	13	16	6	14	4	-4	6
78		3		-7	17	2	-5	11	7	9	4	-1	8	3	1	25	-3	-1		34	16	10	19	-4	-3	18	12	-7	-8	17	9	20	35	8	-43	29		5		7	-1	0	15	8	7	-2	4	0	4	23	5	3	26	13	2	1	16	3	-4	11
79	18	1		2	16	5	-6	9	7	4	-1	-3	8	5	-1	20	-3	-1		31	8		20	0	-2	20	5	-7	-4	15	2		28	0		29		4		6	-2	-2	10	2	7	-4	6	0	4	23	3	4	21	13	12	-1	13	-3	-4	8
80		1		-2	7	2	-6	8	7	7	4	-9	10	5	0	25	0	-1	-47	34	8	10	23	-1	-1	20	10		-4	14	1	20	34	4	-43	29		6		7	-1	1	14	5	3	-4	4	3	-2	23	2	4	19	12	14	0	14	1	-4	11
81	-37	3		0	17	7	-6	7	7	6	4	-4	7	8	0	23	-4	4		34	10	8	17	-5	3	20	12	-7	-4	16	7	16	31	1	-46	32		8		9	4	8	17	0	0	-1	11	-4	-1	-18	3	9	22	13	14	-2	18	5	-4	11

Πίνακας II-1.

Η βιβλιοθήκη των σημάτων για την ανίχνευση της φάσης S και τα χαρακτηριστικά τους.

σήμα	ημερομηνία	ώρα	σταθμός	φάση P	φάση S	διαφορά S-P	μέγιστη τιμή
1	920520	11:07	KNT	3138	3559	421	3661
2	920520	13:10	KNT	1165	1615	450	1692
3	920520	13:10	SRS	1035	1410	375	1627
4	920520	13:10	THE	916	1199	283	1226
5	920521	13:57	FNA	1713	2685	972	2933
6	920521	13:57	GRG	1807	2804	997	1920
7	920521	13:57	KNT	1889	3019	1130	3144
8	930413	10:46	KNT	1851	2235	384	2297
9	930413	10:46	THE	1385	1439	54	1450
10	930413	21:01	FNA	787	946	159	1043
11	930413	21:01	GRG	1419	2135	716	2177
12	930413	21:01	KNT	1764	2730	966	2896
13	930413	21:01	LIT	1567	2345	778	2576
14	930414	13:37	FNA	1967	2567	600	2620
15	930414	13:37	GRG	1345	1509	164	1581
16	930414	13:37	KNT	1513	1769	256	1788
17	930414	13:37	LIT	2128	2872	744	3037
18	930414	13:37	SRS	1983	2587	604	2653
19	930415	0:32	AGG	1094	2321	1227	2525
20	930415	0:32	IGT	741	1566	825	1629
21	930417	13:29	ALN	871	1264	393	1290
22	930417	13:29	KNT	2361	3835	1474	2703
23	930417	13:29	PAG	1873	3049	1176	3501
24	930417	13:29	SRS	1974	3243	1269	3730
25	930417	13:29	THE	2530	3645	1115	4236
26	930418	18:50	ALN	2211	3473	1262	3827
27	930418	18:50	GRG	1364	2084	720	2219
28	930418	18:50	KNT	1195	1764	569	2004
29	930418	18:50	LIT	1268	1898	630	2007
30	930418	18:50	PAG	903	1323	420	1627
31	930418	18:50	SRS	1025	1550	525	1799
32	930418	18:50	THE	834	1164	330	1495
33	931122	14:12	AGG	1261	1817	556	2351
34	931122	14:12	FNA	2710	4463	1753	4866
35	931122	14:12	IGT	2480	3898	1418	5796
36	931122	14:12	LIT	2067	3305	1238	4200
37	931122	14:12	PAG	2004	3149	1145	3693
38	931122	14:12	SRS	2803	4521	1718	4700
39	931122	14:12	THE	2393	3895	1502	4033
40	931124	10:46	AGG	2897	3901	1004	4476
41	931124	10:46	FNA	2223	2841	618	3037
42	931124	10:46	GRG	1900	2229	329	2254
43	931124	10:46	IGT	3187	4289	1102	4587
44	931124	10:46	KNT	2199	2675	476	2987
45	931124	10:46	LIT	1936	2313	377	2411
46	931124	10:46	PAG	2563	3323	760	3558
47	931124	10:46	SRS	2518	3289	771	3451
48	931124	10:46	THE	1976	2325	349	2413
49	931222	19:40	AGG	727	1302	575	1404
50	931222	19:40	FNA	2132	3602	1470	4043
51	931222	19:40	GRG	2187	3857	1670	4841
52	931222	19:40	IGT	1512	2618	1106	3170
53	931222	19:40	KNT	2402	4171	1769	4947
54	931222	19:40	LIT	1620	2846	1226	3428
55	931222	19:40	PAG	1796	3225	1429	3630
56	931222	19:40	SRS	2489	4377	1888	2982
57	931222	19:40	THE	2020	3596	1576	4282

Πίνακας II-2.

Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων για την ανίχνευση της φάσης S και η εκπαίδευσή τους.

μοντέλο	μήκος εισόδου	αρχιτεκτονική	mse	$\sigma(\text{err}_{\text{mod}})$	εκπαίδευση (mse)				εκπαίδευση (επαναλήψεις)			
					ARC	Rh2v	sta/Ita	plan	ARC	Rh2v	sta/Ita	plan
1	50	10-1	0,01	0,1533	0,0087	0,0417	0,0100	0,0833	11	3622	37	356
2	50	10-1	0,03	0,1971	0,0229	0,0300	0,0300	0,0249	7	1157	63	1534
3	50	10-1	0,05	0,1826	0,0433	0,0500	0,0499	0,0498	5	375	64	177
4	50	50-1	0,01	0,2298	0,0090	0,0100	0,3333	0,3333	15	578	1	1
5	50	50-1	0,03	0,2234	0,0291	0,0300	0,3333	0,3333	6	421	1	1
6	50	50-1	0,05	0,1926	0,0468	0,0499	0,3333	0,0489	6	202	55	1
7	50	100-1	0,01	0,2047	0,0094	0,0100	0,0099	0,6667	13	368	1	176
8	50	100-1	0,03	0,2325	0,0131	0,2917	0,3333	0,3333	5	10	1	1
9	50	100-1	0,05	0,1978	0,0188	0,2917	0,3333	0,3333	4	12	1	1
10	50	10-5-1	0,01	0,1959	0,0039	0,0099	0,0417	0,0417	9	194	76	91
11	50	10-5-1	0,03	0,1919	0,0294	0,0300	0,0299	0,0274	6	600	27	123
12	50	10-5-1	0,05	0,1917	0,0385	0,0499	0,0497	0,0491	5	154	53	93
13	50	50-25-1	0,01	0,1688	0,0062	0,0095	0,0098	0,0417	12	168	56	184
14	50	50-25-1	0,03	0,1958	0,0267	0,0288	0,0287	0,0270	8	97	42	64
15	50	50-25-1	0,05	0,2278	0,0429	0,0500	0,0499	0,0444	7	73	35	118
16	50	100-50-1	0,01	0,1827	0,6667	0,0095	0,3333	0,0086	1	76	66	2
17	50	100-50-1	0,03	0,1430	0,3333	0,3333	0,3333	0,0287	1	2	52	2
18	50	100-50-1	0,05	0,2479	0,0324	0,0496	0,3333	0,3333	7	66	2	2
19	50	10-5-2-1	0,01	0,1779	0,0081	0,0528	0,0097	0,0099	11	5000	164	196
20	50	10-5-2-1	0,03	0,1767	0,0149	0,0248	0,0833	0,0268	9	72	57	183
21	50	10-5-2-1	0,05	0,1965	0,0367	0,0498	0,0499	0,0494	7	71	26	286
22	50	50-25-10-1	0,01	0,2273	0,0055	0,0087	0,0091	0,0087	9	73	49	137
23	50	50-25-10-1	0,03	0,2012	0,0259	0,0291	0,0268	0,0295	9	56	34	42
24	50	50-25-10-1	0,05	0,2000	0,0449	0,0495	0,0466	0,0458	6	49	34	90
25	50	100-50-25-1	0,01	0,2000	0,0072	0,0085	0,0095	0,0096	12	63	51	59
26	50	100-50-25-1	0,03	0,2440	0,0185	0,0296	0,0282	0,0285	10	64	49	85
27	50	100-50-25-1	0,05	0,2206	0,0276	0,0498	0,0485	0,0495	9	56	45	50
28	100	10-1	0,01	0,2184	0,0070	0,0100	0,0099	0,0417	6	343	78	850
29	100	10-1	0,03	0,2146	0,0186	0,0296	0,0300	0,0299	7	340	94	2035
30	100	10-1	0,05	0,2118	0,0423	0,0500	0,0833	0,0481	4	229	22	2985
31	100	50-1	0,01	0,2201	0,0093	0,3333	0,3333	0,0092	7	1	71	1
32	100	50-1	0,03	0,2061	0,0291	0,3333	0,3333	0,0417	7	1	32	1
33	100	50-1	0,05	0,1951	0,0316	0,0497	0,0494	0,0470	2	116	13	140
34	100	100-1	0,01	0,2540	0,0066	0,3333	0,3333	0,3333	8	1	1	1
35	100	100-1	0,03	0,2115	0,0299	0,3333	0,3333	0,0296	4	1	53	1
36	100	100-1	0,05	0,2107	0,0345	0,3333	0,3333	0,0477	6	1	13	1
37	100	10-5-1	0,01	0,2360	0,0035	0,0098	0,0417	0,0098	7	123	78	3188
38	100	10-5-1	0,03	0,1915	0,0167	0,0300	0,0300	0,0298	8	359	53	388
39	100	10-5-1	0,05	0,2229	0,0440	0,0497	0,0496	0,0498	5	119	18	192
40	100	50-25-1	0,01	0,1965	0,0035	0,0100	0,0095	0,0097	10	131	34	128
41	100	50-25-1	0,03	0,2158	0,0121	0,0294	0,0298	0,0296	9	116	50	226
42	100	50-25-1	0,05	0,2073	0,0483	0,0490	0,0486	0,0460	6	54	15	78
43	100	100-50-1	0,01	0,2182	0,3333	0,0096	0,0094	0,0093	1	121	60	121
44	100	100-50-1	0,03	0,2072	0,0000	0,0297	0,0280	0,6667	8	54	2	80
45	100	100-50-1	0,05	0,1648	0,3333	0,0498	0,0500	0,0488	1	51	11	113
46	100	10-5-2-1	0,01	0,2219	0,0076	0,0058	0,0417	0,0090	9	129	43	122
47	100	10-5-2-1	0,03	0,2168	0,0214	0,0417	0,0417	0,0293	5	161	72	196
48	100	10-5-2-1	0,05	0,2215	0,0375	0,1333	0,0909	0,0447	5	5000	29	5000
49	100	50-25-10-1	0,01	0,2275	0,0005	0,0073	0,0093	0,0092	10	65	41	136
50	100	50-25-10-1	0,03	0,2228	0,0237	0,0282	0,0281	0,0297	11	50	27	77
51	100	50-25-10-1	0,05	0,2111	0,0349	0,0493	0,0496	0,0443	9	53	13	72
52	100	100-50-25-1	0,01	0,2012	0,0093	0,0100	0,0417	0,0091	11	78	68	122
53	100	100-50-25-1	0,03	0,2076	0,0091	0,0282	0,0284	0,0290	11	39	36	91
54	100	100-50-25-1	0,05	0,2195	0,0442	0,0494	0,0489	0,0421	10	59	16	78
55	150	10-1	0,01	0,1453	0,0090	0,0099	0,0099	0,0100	5	158	125	1977
56	150	10-1	0,03	0,2148	0,0172	0,0299	0,0299	0,0299	4	182	126	626
57	150	10-1	0,05	0,2004	0,0301	0,0496	0,0833	0,0833	3	125	25	496
58	150	50-1	0,01	0,1980	0,0072	0,3333	0,3333	0,3333	8	1	1	1
59	150	50-1	0,03	0,2238	0,0198	0,3333	0,3333	0,0298	6	1	70	1
60	150	50-1	0,05	0,2307	0,0065	0,0499	0,3333	0,0488	3	83	26	1
61	150	100-1	0,01	0,2732	0,0008	0,3333	0,3333	0,3333	4	1	1	1
62	150	100-1	0,03	0,2000	0,0222	0,0295	0,3333	0,0286	6	86	60	3
63	150	100-1	0,05	0,2563	0,0370	0,3333	0,3333	0,3333	3	1	1	1
64	150	10-5-1	0,01	0,1991	0,0096	0,0100	0,0417	0,0392	6	105	1424	1095
65	150	10-5-1	0,03	0,1717	0,0253	0,0282	0,0299	0,0298	4	63	81	231
66	150	10-5-1	0,05	0,1738	0,0400	0,0490	0,0500	0,0489	3	58	30	719
67	150	50-25-1	0,01	0,2022	0,0009	0,0097	0,0088	0,0092	7	68	57	170
68	150	50-25-1	0,03	0,1728	0,0221	0,0286	0,0298	0,0297	5	53	43	156
69	150	50-25-1	0,05	0,1759	0,0159	0,0462	0,0499	0,0483	8	29	12	127
70	150	100-50-1	0,01	0,1993	0,0009	0,0095	0,3333	0,0100	6	43	45	2
71	150	100-50-1	0,03	0,2008	0,0000	0,3333	0,3333	0,0298	6	2	46	2
72	150	100-50-1	0,05	0,2090	0,3333	0,0497	0,3333	0,0488	1	36	18	2
73	150	10-5-2-1	0,01	0,1932	0,0034	0,0417	0,0833	0,0093	8	94	85	130
74	150	10-5-2-1	0,03	0,2037	0,0192	0,1029	0,0833	0,0299	7	5000	57	143
75	150	10-5-2-1	0,05	0,1880	0,0336	0,0495	0,0489	0,0452	5	78	18	131
76	150	50-25-10-1	0,01	0,1893	0,0007	0,0095	0,0097	0,0079	6	52	41	96
77	150	50-25-10-1	0,03	0,1916	0,0111	0,0298	0,0417	0,0293	7	69	51	168
78	150	50-25-10-1	0,05	0,2070	0,0169	0,0488	0,0496	0,0457	7	52	17	82
79	150	100-50-25-1	0,01	0,1764	0,0078	0,0089	0,0092	0,0096	8	52	51	90
80	150	100-50-25-1	0,03	0,2185	0,0129	0,0254	0,0291	0,0280	8	39	48	108
81	150	100-50-25-1	0,05	0,1737	0,0305	0,0478	0,0476	0,0433	9	48	22	62

Πίνακας II-3.
Τα τροποποιημένα σφάλματα ανίχνευσης της φάσης S για όλα τα μοντέλα και όλα τα σήματα.

σ ή μ α μοντέλο	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57
1	-0,048	-0,093	-0,339	-0,028	-0,055	-0,917	-0,335	0,096	0,000	0,170	-0,049	-0,291	-0,012	-0,013	-0,073	-0,035	-0,309	-0,003	-0,239	-0,229	-0,092	-0,836	0,026	0,002	-0,121	-0,025	-0,089	0,035	0,057	0,000	-0,051	-0,164	-0,079	-0,178	0,410	0,009	0,101	-0,343	-0,228	0,069	-0,222	-0,523	-0,362	0,447	-0,302	-0,009	0,000	0,034	0,017	-0,092	0,090	-0,069	0,034	0,082	-0,071	-0,833	-0,046
2	-0,055	-0,069	-0,120	-0,028	-0,066	-0,911	-0,325	-0,003	0,000	-0,340	-0,073	-0,437	0,030	-0,022	-0,061	-0,027	0,040	-0,007	-0,151	-0,229	-0,074	-0,834	0,022	-0,117	-0,121	-0,186	-0,411	0,014	0,062	0,083	0,042	-0,164	0,313	-0,179	0,564	0,179	0,059	-0,297	-0,353	-0,005	-0,409	-0,523	-0,279	0,397	-0,544	-0,013	0,016	-0,493	-0,064	0,098	-0,154	0,036	0,033	-0,051	-0,910	-0,119	
3	-0,055	-0,082	-0,357	-0,011	-0,012	-0,914	-0,258	-0,104	0,000	-0,145	-0,049	-0,045	0,014	-0,002	-0,073	-0,219	-0,304	-0,005	-0,156	-0,103	-0,099	-0,827	-0,004	-0,121	-0,117	-0,035	-0,285	0,011	0,067	0,000	0,291	-0,164	0,484	-0,286	0,548	0,014	0,110	-0,298	-0,384	0,085	-0,468	-0,319	-0,358	0,397	-0,297	-0,009	0,000	0,029	0,077	-0,049	0,097	-0,007	0,036	0,033	-0,312	-0,912	-0,081
4	0,135	0,071	-0,336	0,025	-0,328	-0,938	-0,450	0,018	0,037	-0,088	-0,439	-0,355	0,064	-0,608	-0,091	-0,219	-0,468	-0,005	-0,164	-0,296	-0,117	-0,872	-0,008	-0,126	-0,191	-0,294	-0,293	-0,432	-0,533	0,000	-0,133	0,106	0,059	-0,298	0,501	0,225	0,015	-0,332	-0,387	0,036	-0,468	-0,617	-0,295	-0,248	0,186	0,099	0,031	-0,579	-0,092	-0,185	0,137	-0,196	0,036	-0,204	-0,173	-0,898	-0,082
5	-0,219	-0,093	-0,339	0,025	-0,139	-0,938	-0,195	0,055	-0,519	-0,384	-0,451	-0,116	0,090	-0,332	0,268	-0,039	-0,476	-0,010	-0,165	-0,229	-0,092	-0,891	0,005	-0,126	-0,191	-0,136	-0,151	0,200	0,059	0,000	0,156	0,097	0,482	-0,179	0,556	0,098	0,048	-0,298	-0,420	0,007	-0,411	-0,617	-0,359	-0,105	0,183	0,097	0,019	0,120	0,009	-0,161	0,137	-0,137	-0,189	0,082	-0,157	-0,758	-0,084
6	-0,029	-0,031	-0,197	-0,025	-0,226	-0,938	-0,149	-0,005	0,000	-0,063	-0,063	-0,299	0,067	-0,008	-0,079	-0,016	-0,476	-0,010	-0,161	-0,103	-0,115	-0,811	-0,022	-0,107	-0,113	-0,186	-0,449	0,065	0,062	0,000	0,229	-0,164	0,329	-0,179	0,563	0,128	-0,091	-0,279	-0,355	0,036	-0,272	-0,617	-0,293	-0,296	-0,581	-0,005	0,014	0,032	0,009	-0,239	0,098	-0,138	0,036	0,040	-0,314	-0,906	-0,047
7	-0,216	0,098	-0,259	0,000	-0,119	-0,915	-0,379	0,096	0,000	-0,340	-0,310	-0,410	0,009	-0,445	-0,061	-0,031	-0,423	-0,005	-0,142	-0,229	-0,125	-0,822	0,022	-0,121	-0,121	-0,073	-0,415	0,060	-0,503	0,000	0,170	-0,224	0,502	-0,140	0,604	0,021	0,051	-0,251	-0,387	0,085	-0,414	-0,325	-0,277	-0,263	0,080	0,104	-0,307	0,000	-0,045	-0,081	0,139	-0,061	-0,163	0,082	-0,203	-0,758	-0,121
8	-0,513	-0,067	-0,339	-0,053	-0,329	-0,938	-0,335	-0,086	-0,574	-0,340	-0,440	-0,128	-0,105	-0,608	-0,018	-0,445	-0,445	-0,278	-0,253	-0,344	-0,590	-0,891	-0,257	-0,214	-0,049	-0,051	-0,349	0,030	0,059	0,007	0,284	0,112	0,059	-0,298	0,377	0,173	-0,192	-0,232	-0,340	-0,060	0,087	0,003	-0,158	-0,105	-0,183	-0,396	-0,445	0,057	-0,583	-0,120	-0,063	0,045	0,036	-0,107	-0,293	-0,896	-0,081
9	-0,302	-0,067	-0,328	-0,110	-0,062	-0,938	-0,186	-0,503	-0,574	-0,340	-0,595	-0,291	-0,015	-0,145	-0,018	-0,430	-0,395	-0,278	-0,318	-0,084	-0,539	-0,839	-0,253	-0,214	-0,092	-0,246	-0,392	0,030	0,070	0,000	-0,225	0,127	-0,099	-0,302	0,372	0,081	-0,190	-0,232	-0,346	-0,060	0,086	-0,009	-0,358	0,252	-0,183	-0,276	-0,445	0,115	-0,045	-0,182	-0,063	0,046	-0,185	-0,033	-0,297	-0,896	-0,170
10	-0,007	-0,053	-0,416	-0,014	-0,324	-0,956	-0,187	-0,086	0,000	-0,340	-0,045	-0,440	-0,005	-0,302	-0,079	-0,016	0,000	0,010	-0,160	-0,086	-0,092	-0,839	0,026	-0,045	-0,139	-0,074	-0,014	0,035	0,063	0,000	0,105	-0,164	0,505	-0,176	0,561	0,181	0,057	-0,302	-0,387	0,208	-0,003	-0,441	-0,361	0,395	-0,175	-0,004	0,009	-0,484	0,096	-0,241	0,090	0,106	-0,161	0,030	-0,080	-0,912	-0,119
11	-0,040	-0,060	-0,120	0,000	-0,061	-0,911	-0,332	-0,052	0,000	-0,050	-0,439	-0,290	0,060	-0,008	-0,061	-0,141	0,036	0,000	-0,240	-0,084	-0,496	-0,834	-0,040	-0,088	-0,109	-0,186	-0,257	0,037	0,059	-0,010	0,107	0,000	0,101	-0,179	0,565	0,225	-0,075	-0,295	-0,352	0,208	-0,468	-0,590	-0,345	0,397	-0,188	0,000	0,019	0,026	-0,548	-0,047	0,097	-0,065	-0,094	-0,107	-0,052	-0,910	-0,082
12	-0,059	-0,067	-0,421	-0,028	-0,247	-0,922	-0,266	-0,023	0,037	-0,164	-0,446	-0,300	-0,374	-0,028	-0,061	-0,098	-0,246	0,008	-0,244	-0,098	-0,074	-0,812	0,024	-0,091	-0,192	-0,143	-0,288	0,049	-0,486	-0,005	0,099	-0,155	0,059	-0,179	0,549	0,010	0,078	-0,407	-0,357	0,204	-0,414	-0,596	-0,366	0,397	-0,355	-0,014	0,000	0,046	-0,289	-0,248	0,027	-0,155	-0,097	-0,108	-0,307	-0,831	-0,080
13	-0,055	-0,093	-0,379	0,000	-0,190	-0,915	-0,158	-0,021	0,000	-0,145	-0,063	-0,291	-0,012	-0,013	-0,079	-0,070	-0,034	-0,005	-0,151	-0,075	-0,061	-0,836	-0,137	-0,083	-0,190	-0,183	-0,239	0,014	0,059	-0,029	0,229	-0,164	0,502	-0,177	0,563	0,225	-0,190	-0,296	-0,418	0,068	0,068	-0,319	-0,345	0,435	-0,257	-0,009	0,000	0,009	-0,045	-0,048	0,028	-0,090	-0,158	-0,155	-0,307	-0,910	-0,119
14	-0,038	-0,531	-0,125	-0,014	-0,183	-0,911	-0,229	-0,013	-0,074	-0,340	-0,050	-0,297	0,003	-0,448	-0,079	-0,027	0,036	-0,005	-0,093	-0,099	-0,064	-0,822	-0,006	-0,124	-0,114	-0,135	-0,281	0,016	0,059	-0,002	0,170	-0,155	0,502	-0,176	0,562	0,184	0,084	-0,293	-0,357	0,202	0,081	-0,441	-0,335	0,397	0,080	-0,009	0,000	0,026	-0,045	-0,037	0,101	-0,151	0,036	0,024	-0,307	-0,785	-0,119
15	-0,040	-0,031	-0,197	-0,018	-0,194	-0,931	-0,335	-0,078	0,000	-0,214	-0,068	-0,301	0,039	-0,608	-0,378	-0,160	0,046	0,007	-0,148	-0,085	-0,074	-0,820	0,026	-0,114	-0,108	-0,140	-0,206	0,037	0,021	-0,007	-0,120	-0,124	0,612	-0,288	0,561	0,119	0,083	-0,199	-0,357	0,189	-0,468	-0,584	-0,366	0,397	-0,175	0,000	0,030	0,023	-0,536	-0,243	0,035	-0,201	0,021	0,036	-0,307	-0,832	-0,079
16	-0,033	-0,058	-0,109	0,000	-0,015	-0,925	-0,154	-0,052	0,000	-0,094	-0,335	-0,291	0,067	-0,443	-0,079	0,000	0,040	0,022	-0,089	-0,099	-0,570	-0,798	-0,205	-0,028	-0,197	-0,129	-0,400	0,095	0,024	0,017	0,051	-0,039	0,277	-0,286	0,549	0,118	-0,199	-0,282	-0,235	0,033	-0,474	-0,070	-0,311	0,225	0,101	-0,008	-0,016	-0,441	0,103	-0,241	-0,037	-0,208	-0,095	0,035	-0,305	-0,910	-0,182
17	-0,081	-0,093	-0,360	-0,148	-0,048	-0,953	-0,171	-0,107	-0,426	-0,145	-0,441	-0,291	0,006	-0,047	-0,055	-0,074	-0,030	-0,010	-0,233	-0,112	-0,153	-0,798	-0,046	-0,107	-0,119	-0,129	-0,017	0,004	0,070	-0,029	0,204	-0,155	-0,059	-0,294	0,549	0,195	0,004	-0,293	-0,195	0,194	0,066	-0,298	-0,094	0,013	0,064	-0,029	-0,013	-0,006	-0,464	-0,065	0,094	-0,146	0,036	0,055	-0,067	-0,838	-0,046
18	-0,038	-0,067	-0,125	0,000	-0,328	-0,927	-0,325	0,016	-0,574	0,157	-0,446	-0,278	-0,171	-0,533	-0,055	-0,191	-0,401	-0,083	-0,117	-0,229	-0,539	-0,820	-0,226	-0,045	-0,194	-0,131	-0,443	0,030	-0,503	-0,210	0,158	0,100	0,371	-0,179	0,562	0,173	-0,227	-0,304	-0,354	-0,006	-0,468	-0,319	-0,358	0,450	0,080	0,000	-0,245	-0,427	-0,577	-0,182	-0,059	-0,137	0,036	-0,198	-0,307	-0,898	-0,084
19	-0,055	-0,071	-0,349	0,004	-0,029	-0,912	-0,326	0,016	0,000	-0,157	-0,085	-0,293	-0,377	-0,007	-0,061	-0,070	0,038	0,002	-0,152	-0,280	-0,142	-0,822	0,059	-0,113	-0,109	-0,031	-0,038	0,054	-0,481	-0,002	0,105	-0,127	0,338	-0,173	0,561	0,023	-0,073	-0,299	-0,387	0,174	0,039	-0,450	-0,345	-0,265	-0,544	0,091	0,000	0,043	-0,252	-0,248	0,097	-0,152	-0,158	0,088	-0,052	-0,912	-0,080
20	-0,055	-0,082	-0,443	-0,039	-0,074	-0,932	-0,336	-0,104	0,037	-0,340	-0,338	-0,046	0,030	-0,613	0,268	-0,031	0,036	-0,088	-0,244	-0,085	-0,214	-0,834	0,014	-0,073	-0,092	-0,202	-0,257	0,037	-0,011	0,000	-0,131	-0,085	0,040	-0,297	0,371	0,221	0,095	-0,302	-0,353	0,204	0,087	-0,015	-0,366	0,395	-0,220	-0,013	0,022	0,037	0,009	-0,045	0,035	0,044	0,036	0,030	-0,082	-0,839	-0,173
21	-0,048	-0,073	-0,120	-0,025	-0,037	-0,935	-0,335	-0,005	0,000	-0,340	-0,045	-0,290	-0,001	-0,013	-0,061	-0,070	-0,382	0,022	-0,151	-0,2																																					

Βιβλιογραφία

Ελληνική.

- [1]. Σ. Μ. Πανάς, “Επεξεργασία Αναλογικών Σημάτων”, Υπηρεσία Δημοσιευμάτων Α.Π.Θ., Θεσσαλονίκη, 1997.
- [2]. Σ. Μ. Πανάς, “Ανάλυση Στοχαστικών Σημάτων”, Υπηρεσία Δημοσιευμάτων Α.Π.Θ., Θεσσαλονίκη, 1996.
- [3]. Σ. Μ. Πανάς, “Ψηφιακή Επεξεργασία Σημάτων”, University Studio Press., Θεσσαλονίκη, 1992.
- [4]. Β. Παπαζάχος, “Εισαγωγή στη Σεισμολογία”, Εκδόσεις Ζήτη, Θεσσαλονίκη, 1990.
- [5]. Μ. Γ. Στρίντζης, “Ανάλυση Χρονοσειρών”, Υπηρεσία Δημοσιευμάτων Α.Π.Θ., Θεσσαλονίκη, 1993.
- [6]. Μ. Γ. Στρίντζης, “Αναγνώριση Προτύπων”, Εκδοτικός Οίκος Αδερφών Κυριακίδη, Θεσσαλονίκη, 1999.

Ξενόγλωσση.

- [7]. R. V. Allen, “Automatic Earthquake Recognition and Timing from Signal Traces”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp.1521–32, October 1978.
- [8]. K. S. Anant, F. U. Dowla, “Wavelet Transform Methods for Phase Identification in Three-Component Seismograms”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 1598–1612, December 1997.
- [9]. E. P. Chael, “An Automated Rayleigh-Wave Detection Algorithm”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 157–163, October 1997.
- [10]. H. Demuth, M. Beale, “*Neural Network Toolbox for Use with Matlab*”, The Mathworks Inc., Version 3, 1998.
- [11]. F. U. Dowla, S. R. Taylor and R. W. Anderson, “Seismic Discrimination with Artificial Neural Networks: Preliminary Results with Regional Spectral Data”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 1346–73, October 1990.
- [12]. S. Haykin, “*Adaptive Filter Theory*”, pp. 307–309, Prentice-Hall Inc., NJ, 1996.
- [13]. S. Haykin, “*Neural Networks A Comprehensive Foundation*”, Macmillan Publishing Company Inc., NY, 1994.
- [14]. A. Jurkevics, “Polarization Analysis of Three Component Array Data”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 1725–43, October 1988.
- [15]. N. Magotra, N. Ahmed, and E. Chael, “Seismic Event Detection and Source Location Using Single-Station (Three-Component) Data”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 958971, June 1987.
- [16]. C. D. Saragiotis, L. J. Hadjileontiadis and S. M. Panas, “A Higher-Order Statistics-Based Phase Identification of Three-Component Seismograms in a

- Redundant Wavelet Transform Domain”, *IEEE Workshop on Higher Order Statistics Proc.*, Caesarea, Israel, June 14–16, 1999.
- [17]. L. Tsoukalas, R. Uhrig, “*Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*”, John Wiley and Sons, NY, 1997.
- [18]. J. Wang, T. Teng, “Artificial Neural Network–Based Seismic Detector”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 308–319, February 1995.
- [19]. J. Wang, T. Teng, “Identification and Picking of S–Phase Using an Artificial Neural Network”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 1140–1149, October 1997.
- [20]. J. Wesley Hines, “Fuzzy and Neural Approaches in Engineering Matlab Supplement”, John Wiley and Sons, NY, 1997.
- [21]. Y. Zhao, K. Takano, “An Artificial Neural Network Approach for Broadband Seismic Phase Picking”, *Bull. Seism. Soc. Am.*, pp. 670–680, June 1999.

Περιεχόμενα

<i>Εισαγωγή.....</i>	<i>3</i>
<i>Κεφάλαιο 1. Περιγραφή του φαινομένου.....</i>	<i>5</i>
1.1. Γενικά – Η Γη ως Μέσο Διάδοσης.....	5
1.2. Εισαγωγή στη Θεωρία της Ελαστικότητας.....	5
1.3. Ελαστικά Κύματα Χώρου.....	9
1.4. Ελαστικά Επιφανειακά Κύματα.....	11
1.5. Σεισμογράφοι.....	13
1.6. Διάδοση Σεισμικών Κυμάτων στο Εσωτερικό της Γης.....	16
1.7. Προσδιορισμός Σεισμικού Επικέντρου.....	20
<i>Κεφάλαιο 2. Μέθοδοι Ανίχνευσης Σεισμικών Φάσεων.....</i>	<i>23</i>
2.1. Πόλωση των Σεισμικών Σημάτων.....	23
2.2. Ενέργεια των Σεισμικών Σημάτων.....	28
2.3. Προσέγγιση με το Πρότυπο AR.....	29
<i>Κεφάλαιο 3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.....</i>	<i>31</i>
3.1. Γενικά.....	31
3.2. Ο Τεχνητός Νευρώνας.....	32
3.3. Ορισμός και Χρήσεις των Νευρωνικών Δικτύων.....	36
3.4. Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων.....	38
3.5. Κανόνες Εκπαίδευσης – Εκμάθησης.....	42
3.6. Βασικές Δομές των Νευρωνικών Δικτύων.....	46
<i>Κεφάλαιο 4. Μέθοδος Ανίχνευσης Φάσης P.....</i>	<i>55</i>
4.1. Περιγραφή της Μεθόδου.....	55
4.2. Οι Αλγόριθμοι Εισόδου των Νευρωνικών Δικτύων.....	56
4.3. Υλοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα.....	60
4.4. Μελέτη παραμέτρων.....	61
<i>Κεφάλαιο 5. Μέθοδος Ανίχνευσης της Φάσης S.....</i>	<i>67</i>
5.1. Περιγραφή της Μεθόδου.....	67
5.2. Οι Αλγόριθμοι Εισόδου των Νευρωνικών Δικτύων και ο Αλγόριθμος Ανίχνευσης της S–Φάσης.....	68
5.3. Υλοποίηση με Νευρωνικά Δίκτυα.....	73
5.4. Μελέτη των παραμέτρων.....	75
<i>Κεφάλαιο 6. Αξιολόγηση.....</i>	<i>79</i>
6.1. Συμπεράσματα.....	79
6.2. Αξιολόγηση – Μελλοντικές Προεκτάσεις.....	82
<i>Παράρτημα. Πίνακες.....</i>	<i>85</i>
<i>Βιβλιογραφία.....</i>	<i>93</i>

