



Τ.Ε.Ι. ΚΡΗΤΗΣ - ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΧΑΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ & ΔΙΚΤΥΩΝ Η/Υ (ΣΤΕΦ ΠΣΕ)

**ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΜΙΚΡΟΚΥΜΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΜΑΓΝΗΤΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ**

**ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΨΗΦΙΑΚΟΥ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΟΥ ΔΕΚΤΗ ΜΕ
ΧΡΗΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Του

ΑΡΒΑΝΙΤΗ Γ. ΔΙΟΝΥΣΙΟΥ

Επιβλέπων Καθηγητής

Δρ. Ιωάννης Ο. Βαρδιάμπασης

ΧΑΝΙΑ, ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2004

Στα πλαίσια του «ΕΠΕΑΕΚ II - Αρχιμήδης: Ενίσχυση Ερευνητικών Ομάδων στα ΤΕΙ - **Μελέτη-σχεδίαση ευφυών κεραιών με τεχνικές υπολογιστικού ηλεκτρομαγνητισμού και πηλοτική ανάπτυξη** ».

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Για την εκπόνηση αυτής της εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα Καθηγητή κ. Ιωάννη Βαρδιάμπαση για τη βοήθεια, τις συμβουλές και την υπομονή που επέδειξε όλο αυτό το διάστημα. Η συμβολή του στην εκπόνηση και τελική μορφή της παρούσας πτυχιακής εργασίας ήταν καθοριστική κάνοντας την όλη διαδικασία πολύ πιο ενδιαφέρουσα.

Ευχαριστίες επίσης, θα ήθελα να εκφράσω και στα υπόλοιπα μέλη της εξεταστικής επιτροπής της πτυχιακής εργασίας μου, Καθηγητές κκ. Ιωάννη Μακρή και Νικόλαο Πετράκη για την προσεκτική ανάγνωση της εργασίας μου και για τις πολύτιμες υποδείξεις τους.

Ιδιαίτερη ευγνωμοσύνη οφείλω και στα στελέχη του Συγκροτήματος Εργαστηρίων Νέων Τεχνολογιών και Υπηρεσιών (ΣΕΝΤΥ) του ΟΤΕ τόσο για τις ιδέες τους όσο και για την τεχνική υποστήριξη που μου παρείχαν.

Τέλος, επειδή με την εργασία αυτή, ολοκληρώνονται και οι σπουδές μου ως προπτυχιακού φοιτητή θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, που με υποστήριξε σε όλες μου τις αποφάσεις με κάθε τρόπο.

Διονύσιος Γ. Αρβανίτης

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	1
1.2 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	1
ΜΕΡΟΣ Ι - ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ	4
2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	5
2.1 ΨΗΦΙΑΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ	5
2.1.1 Επικοινωνιακό Κανάλι	6
2.1.2 Διαμορφωτής	7
2.1.3 Αποδιαμορφωτής	7
3. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ	9
3.1 ΑΝΑΛΟΓΙΚΗ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΗ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ	9
3.2 ΑΡΙΣΤΟΣ ΔΕΚΤΗΣ ΓΙΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΥΑΔΙΚΗΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ	10
3.2.1 Περιγραφή Συστημάτων Δυαδικού ASK, PSK και FSK	11
3.2.2 Δέκτης Συσχετισμού (Correlation Receiver)	13
3.3 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ ASK	14
3.3.1 Δέκτης Σήματος ASK	15
3.4 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ PSK	17
3.4.1 Δέκτης Σήματος PSK	18
3.5 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ FSK	19
3.5.1 Δέκτης Σήματος FSK	20
3.6 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ	21
3.7 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΕΤΡΑΔΙΚΟΥ PSK (QPSK)	23
3.7.1 Δέκτης Σήματος QPSK	26
3.8 ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΥΓΧΡΟΝΙΣΜΟΥ	27
ΜΕΡΟΣ ΙΙ - ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	29
4. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	31

4.1	ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	31
4.2	ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ	32
5.	ΒΑΣΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ	35
5.1	ΜΟΝΤΕΛΟ ΝΕΥΡΩΝΑ.....	36
5.1.1	Ο Απλός Νευρώνας	36
5.1.2	Νευρώνας με Διανυσματική Είσοδο	37
5.1.3	Συναρτήσεις Ενεργοποίησης.....	38
5.2	ΤΟΠΟΛΟΓΙΕΣ ΔΙΚΤΥΩΝ	39
5.2.1	Πολυστρωματικά Δίκτυα.....	39
5.2.2	Αρχιτεκτονική ΤΝΔ	40
5.3	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ	41
6.	Ο ΑΙΣΘΗΤΗΡΑΣ (PERCEPTRON).....	43
6.1	Η ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ ΑΙΣΘΗΤΗΡΑ	45
6.2	Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ	45
6.2.1	Ο Κανόνας Μάθησης Δέλτα (Delta rule).....	47
6.3	ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΑΠΟΚΛΕΙΣΤΙΚΗΣ ΔΙΑΖΕΥΞΗΣ (X-OR).....	48
6.4	ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΔΙΑΧΩΡΙΣΙΜΟΤΗΤΑ.....	49
7.	ΜΕΘΟΔΟΣ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΟΥ ΛΑΘΟΥΣ.....	53
7.1	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ.....	55
7.2	ΓΕΝΙΚΕΥΜΕΝΟΣ ΚΑΝΟΝΑΣ ΔΕΛΤΑ (GENERALISED DELTA RULE).....	56
7.3	ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ.....	60
7.4	ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ.....	61
	ΜΕΡΟΣ ΙΙΙ - ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....	64
8.	ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ.....	65
8.1	ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ	66
8.1.1	Πομπός	67
8.1.2	Το Κανάλι Μετάδοσης	68
8.1.3	Ο Δέκτης	72
8.2	ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΔΕΚΤΗΣ	73
8.2.1	Πρότυπα Εισόδου	73
8.2.2	Αλγόριθμος Εκπαίδευσης.....	74
9.	ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ	77

9.1	ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΤΙΚΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΚΑΙ ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ	77
9.2	ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ	77
9.2.1	Διαμόρφωση και Αποδιαμόρφωση	77
9.2.2	Κανάλι AWGN	78
9.2.3	Διάλειψη Rayleigh	78
9.2.4	Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου	78
9.2.5	Προσομοίωση Νευρωνικού Δικτύου	78
9.3	ΕΛΕΓΧΟΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΑΙ ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ.....	79
9.3.1	ASK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη	80
9.3.2	FSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη.....	81
9.3.3	PSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη	82
9.3.4	QPSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη.....	83
9.3.5	ASK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh.....	84
9.3.6	FSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh	85
9.3.7	PSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh.....	86
9.3.8	QPSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh	87
9.3.9	ASK σε Κανάλι Διάλειψης Rice	88
9.3.10	FSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice.....	89
9.3.11	PSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice	90
9.3.12	QPSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice.....	91
9.3.13	ASK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$	92
9.3.14	FSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$	93
9.3.15	PSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$	94
9.3.16	QPSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$	95
9.4	ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ NR ΚΑΙ CR.....	96
10.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	99
10.1	ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	99
10.2	ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ	100
A.	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ - ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΩΝ	103
A.1	ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΘΟΡΥΒΟ ΚΑΤΑΝΟΜΗΣ GAUSS (LOS)	103
A.2	ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΔΙΑΛΕΙΨΗ RAYLEIGH.....	108
A.3	ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΔΙΑΛΕΙΨΗ RICE.....	112
A.4	ΚΑΝΑΛΙ 2-RAYLEIGH ΔΙΑΛΕΙΨΕΩΝ ΜΕ ΚΑΘΥΣΤΕΡΗΣΗ $1/N_b$	116

Β. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ - ΚΑΤΑΝΟΜΕΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ	121
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	125

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 2.1	Λειτουργικά τμήματα ενός ψηφιακού συστήματος επικοινωνίας.	5
Σχήμα 3.1	Σύστημα μετάδοσης δυαδικών δεδομένων σε ζώνη διέλευσης.	12
Σχήμα 3.2	Συνοπτική δομή του δέκτη.	12
Σχήμα 3.3	Δέκτης συσχετισμού με ολοκλήρωση και μηδένιση.	13
Σχήμα 3.4	Δέκτης συσχετισμού.	14
Σχήμα 3.5	Μορφή του σήματος ASK.	14
Σχήμα 3.6	Δέκτης δυαδικού ASK.	15
Σχήμα 3.7	Διανυσματικό διάγραμμα BPSK.	17
Σχήμα 3.8	Μορφή του σήματος PSK.	17
Σχήμα 3.9	Δέκτης δυαδικού PSK.	18
Σχήμα 3.10	Μορφή του σήματος FSK.	19
Σχήμα 3.11	Δέκτης δυαδικού FSK.	20
Σχήμα 3.12	Πιθανότητα σφάλματος για δυαδικά συστήματα διαμόρφωσης.	23
Σχήμα 3.13	Διαμορφωτής QPSK.	25
Σχήμα 3.14	Κυματομορφή διαμορφωμένου QPSK σήματος.	25
Σχήμα 3.15	Διανυσματικό διάγραμμα (constellation diagram) της QPSK.	26
Σχήμα 3.16	Δέκτης συσχετισμού για το σύστημα QPSK.	26
Σχήμα 3.17	Εξαγωγή τοπικού φέροντος για τη σύγχρονη αποδιαμόρφωση PSK σημάτων.	27
Σχήμα 4.1	Προσαρμογή βαρών ενός ΤΝΔ.	32
Σχήμα 5.1	Νευρώνας με πόλωση και χωρίς πόλωση.	36
Σχήμα 5.2	Νευρώνας με διανυσματική είσοδο.	37
Σχήμα 5.3	Πολυστρωματικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward network).	40
Σχήμα 5.4	Παραδείγματα αναδρομικών δικτύων και πρόσθιας τροφοδότησης.	41
Σχήμα 6.1	Ο στοιχειώδης αισθητήρας (perceptron).	43
Σχήμα 6.2	Ο αισθητήρας (perceptron) με S νευρώνες.	44

Σχήμα 6.3	Αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου.....	47
Σχήμα 6.4	Γραμμική διαχωρισιμότητα διαφόρων λογικών συναρτήσεων.....	49
Σχήμα 6.5	Κυρτή περιοχή απόφασης που παράγεται από ΤΝΔ δύο επιπέδων.....	50
Σχήμα 6.6	Μη-κυρτή περιοχή απόφασης που δημιουργείται από ΤΝΔ τριών επιπέδων.....	51
Σχήμα 7.1	Ένα δίκτυο τριών επιπέδων.....	54
Σχήμα 7.2	Κατωφερική ολίσθηση της εκπαίδευσης.....	62
Σχήμα 7.3	Ο ρόλος του ρυθμού εκμάθησης και της ορμής στην κατωφερική ολίσθηση.....	63
Σχήμα 8.1	Διάγραμμα δημιουργίας τεχνητού νευρωνικού δέκτη.....	65
Σχήμα 8.2	Λήψη σήματος από το νευρωνικό δέκτη και το δέκτη συσχετισμού.....	66
Σχήμα 8.3	Μέθοδος καθορισμού του bit-error-rate.....	66
Σχήμα 8.4	Διαμόρφωση δυαδικού ASK.....	67
Σχήμα 8.5	Διαμόρφωση δυαδικού FSK.....	67
Σχήμα 8.6	Διαμόρφωση δυαδικού PSK.....	68
Σχήμα 8.7	Διαμόρφωση τετραδικού PSK.....	68
Σχήμα 8.8	Σενάριο επικοινωνίας κινητού σταθμού και σταθμού βάσης.....	69
Σχήμα 8.9	Προσομοίωση διάλειψης Rayleigh.....	70
Σχήμα 8.10	(α) Περιβάλλουσα Rayleigh και (β) σήμα με διάλειψη Rayleigh.....	70
Σχήμα 8.11	Προσομοίωση διάλειψης Rice.....	71
Σχήμα 8.12	Προσομοίωση 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.....	72
Σχήμα 8.13	Δέκτης δυαδικών συστημάτων διαμόρφωσης.....	72
Σχήμα 8.14	Δέκτης τετραδικού συστήματος διαμόρφωσης.....	73
Σχήμα 8.15	Πρόωρο σημείο τερματισμού εκπαίδευσης.....	74
Σχήμα 8.16	Ο αλγόριθμος back-propagation με ALR και ορμή.....	75
Σχήμα 9.1	ASK-BER, κανάλι LOS.....	80
Σχήμα 9.2	ASK-MSE, κανάλι LOS.....	80
Σχήμα 9.3	FSK-BER, κανάλι LOS.....	81
Σχήμα 9.4	FSK-MSE, κανάλι LOS.....	81
Σχήμα 9.5	PSK-BER, κανάλι LOS.....	82
Σχήμα 9.6	PSK-MSE, κανάλι LOS.....	82
Σχήμα 9.7	QPSK-BER, κανάλι LOS.....	83

Σχήμα 9.8	QPSK-MSE, κανάλι LOS.	83
Σχήμα 9.9	ASK-BER, διάλειψη Rayleigh.....	84
Σχήμα 9.10	ASK-MSE, διάλειψη Rayleigh.	84
Σχήμα 9.11	FSK-BER, διάλειψη Rayleigh.....	85
Σχήμα 9.12	FSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.	85
Σχήμα 9.13	PSK-BER, διάλειψη Rayleigh.	86
Σχήμα 9.14	PSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.	86
Σχήμα 9.15	QPSK-BER, διάλειψη Rayleigh.....	87
Σχήμα 9.16	QPSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.	87
Σχήμα 9.17	ASK-BER, διάλειψη Rice.	88
Σχήμα 9.18	ASK-MSE, διάλειψη Rice.	88
Σχήμα 9.19	FSK-BER, διάλειψη Rice.....	89
Σχήμα 9.20	FSK-MSE, διάλειψη Rice.	89
Σχήμα 9.21	PSK-BER, διάλειψη Rice.	90
Σχήμα 9.22	PSK-MSE, διάλειψη Rice.	90
Σχήμα 9.23	QPSK-BER, διάλειψη Rice.....	91
Σχήμα 9.24	QPSK-MSE, διάλειψη Rice.	91
Σχήμα 9.25	ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	92
Σχήμα 9.26	ASK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	92
Σχήμα 9.27	FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	93
Σχήμα 9.28	FSK-MSE 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.....	93
Σχήμα 9.29	PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	94
Σχήμα 9.30	PSK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	94
Σχήμα 9.31	QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	95
Σχήμα 9.32	QPSK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.....	95
Σχήμα 9.33	NR-BER σε κανάλι LOS.....	96
Σχήμα 9.34	CR-BER σε κανάλι LOS.....	96
Σχήμα 9.35	NR-BER με διάλειψη Rayleigh.....	96
Σχήμα 9.36	CR-BER με διάλειψη Rayleigh.....	96
Σχήμα 9.37	NR-BER με διάλειψη Rice.....	96

Σχήμα 9.38	CR-BER με διάλειψη Rice.....	96
Σχήμα 9.39	NR-BER 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.....	97
Σχήμα 9.40	CR-BER 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.....	97

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 3.1: Κυματομορφές σηματοδότησης διαφόρων τύπων ψηφιακής διαμόρφωσης.....	12
Πίνακας 3.2: Σύγκριση δυαδικών συστημάτων ψηφιακής διαμόρφωσης.	22
Πίνακας 6.1: Αριθμητικό παράδειγμα λειτουργίας ενός ΤΝΔ.	46
Πίνακας 6.2: Η συνάρτηση X-OR.	48
Πίνακας 9.1 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (κανάλι LOS).....	80
Πίνακας 9.2 ASK-BER σε κανάλι LOS.	80
Πίνακας 9.3 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (κανάλι LOS).....	81
Πίνακας 9.4 FSK-BER σε κανάλι LOS.	81
Πίνακας 9.5 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (κανάλι LOS).....	82
Πίνακας 9.6 PSK-BER σε κανάλι LOS.	82
Πίνακας 9.7 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (κανάλι LOS).....	83
Πίνακας 9.8 QPSK-BER σε κανάλι LOS.	83
Πίνακας 9.9 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (διάλειαση Rayleigh).	84
Πίνακας 9.10 ASK-BER σε κανάλι διάλειασης Rayleigh.....	84
Πίνακας 9.11 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (διάλειαση Rayleigh).....	85
Πίνακας 9.12 FSK-BER σε κανάλι διάλειασης Rayleigh.	85
Πίνακας 9.13 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (διάλειαση Rayleigh).	86
Πίνακας 9.14 PSK-BER σε κανάλι διάλειασης Rayleigh.....	86
Πίνακας 9.15 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (διάλειαση Rayleigh).....	87
Πίνακας 9.16 QPSK-BER σε κανάλι διάλειασης Rayleigh.	87
Πίνακας 9.17 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (διάλειαση Rice).	88
Πίνακας 9.18 ASK-BER σε κανάλι διάλειασης Rice.....	88
Πίνακας 9.19 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (διάλειαση Rice).....	89
Πίνακας 9.20 FSK-BER σε κανάλι διάλειασης Rice.	89
Πίνακας 9.21 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (διάλειαση Rice).	90

Πίνακας 9.22	PSK-BER σε κανάλι διάλειτουργίας Rice.....	90
Πίνακας 9.23	Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (διάλειτουργία Rice).	91
Πίνακας 9.24	QPSK-BER σε κανάλι διάλειτουργίας Rice.....	91
Πίνακας 9.25	Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην ASK (Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).....	92
Πίνακας 9.26	ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	92
Πίνακας 9.27	Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην FSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).....	93
Πίνακας 9.28	FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	93
Πίνακας 9.29	Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην PSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).	94
Πίνακας 9.30	PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	94
Πίνακας 9.31	Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην QPSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).....	95
Πίνακας 9.32	QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.	95

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι ο σχεδιασμός ενός ψηφιακού τηλεπικοινωνιακού δέκτη με χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ). Η υλοποίηση ενός τέτοιου συστήματος πραγματοποιείται σε τρεις φάσεις κατά τις οποίες λαμβάνει χώρα η διαμόρφωση του ψηφιακού σήματος, η προσθήκη θορύβου και τελικά, η αναγνώριση προτύπων.

Συγκεκριμένα, υλοποιήθηκαν σε κώδικα Matlab οι κυριότερες σε χρήση τεχνικές διαμόρφωσης ψηφιακού σήματος (ASK, FSK, PSK και QPSK). Για τις ανάγκες της μετάδοσης χρησιμοποιήθηκε ενθόρυβο κανάλι, Gaussian κατανομής καθώς και διαλείψεων Rayleigh και Rice. Η υλοποίηση της τελικής φάσης, η οποία έφερε και το μεγαλύτερο βάρος αυτής της εργασίας, πραγματοποιήθηκε υλοποιώντας, σε κώδικα Matlab, ένα ΤΝΔ μαζικής οπισθόδρομης διάδοσης του λάθους (batch error back-propagation) με ορμή (momentum) και προσαρμοζόμενο ρυθμό εκμάθησης (ALR).

Συμπεράσματα για την απόδοση του παραπάνω συστήματος εξάγονται για κάθε τεχνική αποδιαμόρφωσης, κατόπιν σύγκρισης με έναν δέκτη συσχετισμού, ο οποίος, επίσης, υλοποιήθηκε με τη βοήθεια του μαθηματικού πακέτου Matlab.

1.2 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Το θεωρητικό υπόβαθρο αυτής της εργασίας, χωρίζεται σε δυο ενότητες οι οποίες καλύπτουν μέρος της θεωρίας των Ψηφιακών Συστημάτων Επικοινωνίας και των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Στο πρώτο μέρος γίνεται μια περιγραφή των λειτουργικών τμημάτων ενός ψηφιακού συστήματος επικοινωνίας (**Κεφάλαιο 2**) και αναλύονται διεξοδικά οι τεχνικές ψηφιακής διαμόρφωσης και αποδιαμόρφωσης, οι οποίες απαντώνται στην εργασία (**Κεφάλαιο 3**).

Ακολουθεί το θεωρητικό κομμάτι που καλύπτει τα ΤΝΔ, στο οποίο γίνεται μια εισαγωγική περιγραφή και μια σύντομη ιστορική επισκόπηση (**Κεφάλαιο 4**) των ΤΝΔ. Στο **Κεφάλαιο 5**, αναλύεται το βασικό μοντέλο νευρώνα και αναφέρονται οι συνηθέστερες αρχιτεκτονικές και τεχνικές εκμάθησης

που χρησιμοποιούνται. Αναλυτική περιγραφή του μοντέλου του αισθητήρα (perceptron) γίνεται στο **Κεφάλαιο 6** και της μεθόδου οπισθοδιάδοσης του λάθους (error back-propagation) στο **Κεφάλαιο 7**.

Το τρίτο μέρος αυτής της εργασίας αφορά αποκλειστικά στην υλοποίηση και απόδοση του συστήματος. Ειδικότερα, στο **Κεφάλαιο 8**, γίνεται αναλυτική περιγραφή των μεθόδων προσομοίωσης, εξετάζοντας τα επιμέρους δομικά στοιχεία του νευρωνικού δέκτη και του δέκτη συσχετισμού. Ολοκληρώνοντας, στο **Κεφάλαιο 9**, για κάθε τεχνική διαμόρφωσης, γίνεται σύγκριση της απόδοσης μεταξύ των δυο δεκτών σε σχέση πάντα με το bit-error-rate (BER). Το τέλος αυτού του μέρους (**Κεφάλαιο 10**) αφιερώνεται στην εξαγωγή και διατύπωση συμπερασμάτων από τη διαδικασία σχεδιασμού και υλοποίησης του πρότυπου νευρωνικού τηλεπικοινωνιακού δέκτη.

ABSTRACT

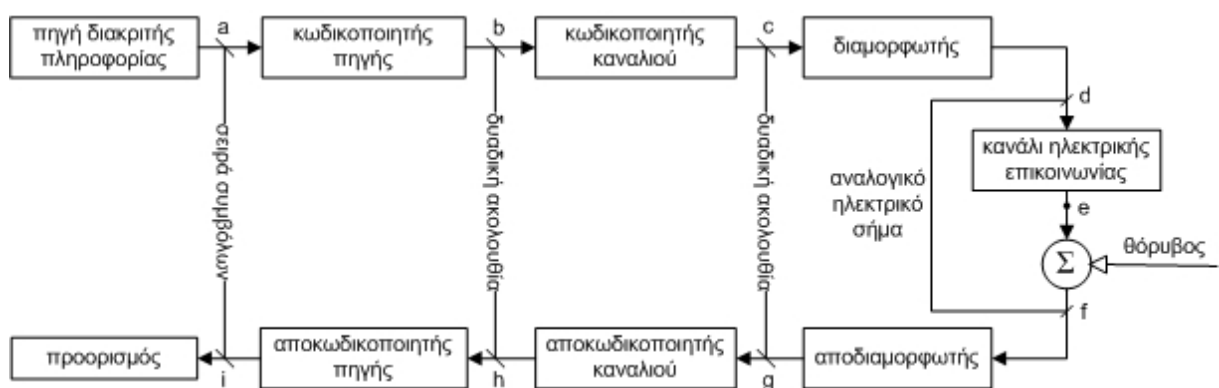
The purpose of this dissertation is the design of a wireless communications receiver using Artificial Neural Networks. The implementation of this novel approach is carried out in three functional steps, at which digital modulation, noise adding and pattern classification takes place. In particular, the most frequently used digital modulation schemes (ASK, FSK, PSK, QPSK) including demodulation, where simulated in matlab code. For the purpose of transmission, a Rayleigh fading multipath channel was used. The final phase, which was the main part of this project, was implemented by developing a batch error back-propagation neural network with momentum and adaptive learning rate (ALR). After comparing upper system against conventional correlation receiver, we come to a certain conclusion for the performance of each modulation technique.

ΜΕΡΟΣ Ι - ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ

2. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

2.1 ΨΗΦΙΑΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΣ

Στο Σχήμα 2.1 φαίνονται τα λειτουργικά τμήματα ενός ψηφιακού συστήματος επικοινωνίας. Ο τελικός σκοπός του συστήματος είναι η διαβίβαση μηνυμάτων (ή ακολουθίας συμβόλων) που προέρχονται από μια πηγή (source), σ' ένα σημείο προορισμού (destination), με όσο γίνεται μεγαλύτερο ρυθμό διαβίβασης και υψηλότερη πιστότητα. Η πηγή και το σημείο προορισμού βρίσκονται φυσικά σε μια απόσταση μεταξύ τους και ένα επικοινωνιακό κανάλι συνδέει την πηγή με το σημείο προορισμού. Το κανάλι δέχεται ηλεκτρικά/ηλεκτρομαγνητικά σήματα και η έξοδος του είναι συνήθως μια παραμορφωμένη παραλλαγή της εισόδου του, λόγω της μη ιδανικής συμπεριφοράς του καναλιού.



Σχήμα 2.1 Λειτουργικά τμήματα ενός ψηφιακού συστήματος επικοινωνίας.

Επιπλέον, η πληροφορία όπως είπαμε, έχει υποστεί φθορά από απρόβλεπτα ηλεκτρικά σήματα (θόρυβο) τόσο από τεχνητές όσο και από φυσικές αιτίες. Η παραμόρφωση και ο θόρυβος εισάγουν σφάλματα στην πληροφορία που θέλουμε να διαβιβάσουμε και έτσι περιορίζουν το ρυθμό με τον οποίο η πληροφορία θα μπορούσε να μεταδοθεί από την πηγή στον προορισμό. Η πιθανότητα εσφαλμένης αποκωδικοποίησης συμβόλων του μηνύματος στο δέκτη χρησιμοποιείται συχνά σαν μέτρο των επιδόσεων του συστήματος ψηφιακής επικοινωνίας. Η κύρια λειτουργία του κωδικοποιητή, του διαμορφωτή, του αποδιαμορφωτή και τέλος του αποκωδικοποιητή, είναι να αντιμετωπίσει τις

επιπτώσεις υποβάθμισης του σήματος από το κανάλι και να μεγιστοποιήσει το ρυθμό και την ακρίβεια της πληροφορίας που μεταδίδουμε.

Για τις ανάγκες αυτής της εργασίας, είναι σκόπιμο να γίνει μια εισαγωγική περιγραφή τόσο στο κανάλι επικοινωνίας, όσο και στον διαμορφωτή και αποδιαμορφωτή.

2.1.1 Επικοινωνιακό Κανάλι

Το επικοινωνιακό κανάλι πραγματοποιεί την ηλεκτρική σύνδεση μεταξύ πηγής και προορισμού. Το κανάλι μπορεί να είναι ένα ζεύγος συρμάτων, ένα τηλεφωνικό καλώδιο ή ακόμα και ο ελεύθερος χώρος μέσα στον οποίο διαδίδεται το ακτινοβολούμενο σήμα που μεταφέρει την πληροφορία. Εξαιτίας φυσικών περιορισμών το κανάλι επικοινωνίας μπορεί να έχει μόνο πεπερασμένο εύρος ζώνης (B σε Hz), και επομένως το σήμα που φέρει την πληροφορία υφίσταται συχνά κατά τη διαδρομή του στο κανάλι, παραμόρφωση πλάτους και φάσης. Εκτός από την παραμόρφωση, η ισχύς του σήματος μειώνεται προοδευτικά λόγω της εξασθένησης στο κανάλι. Επιπλέον, το σήμα παραμορφώνεται από ανεπιθύμητα, απρόβλεπτα ηλεκτρικά σήματα, που αναφέρθηκαν ως θόρυβοι. Ενώ όμως μερικά από τα φαινόμενα υποβάθμισης από το κανάλι μπορούν να απομακρυνθούν ή να αντισταθμιστούν, οι επιπτώσεις του θορύβου δεν μπορούν να απομακρυνθούν τελείως. Από την άποψη αυτή ο πρωταρχικός στόχος της σχεδίασης του συστήματος επικοινωνίας θα πρέπει να είναι η όσο το δυνατόν μεγαλύτερη καταστολή των κακών επιπτώσεων του θορύβου.

Ένας από τους τρόπους με τους οποίους μπορούν να μειωθούν οι επιπτώσεις του θορύβου είναι η αύξηση της ισχύος του σήματος. Η ισχύς όμως του σήματος δεν μπορεί να αυξηθεί πέρα από ορισμένα επίπεδα λόγω των μη γραμμικών φαινομένων που τείνουν να επικρατήσουν καθώς αυξάνει το πλάτος του σήματος. Για το λόγο αυτό μια σημαντική παράμετρος του συστήματος είναι η τιμή του πηλίκου ισχύων σήματος-προς-θόρυβο (S/N) που μπορεί να διατηρηθεί στην έξοδο του τηλεπικοινωνιακού καναλιού. Άλλες σπουδαίες παράμετροι του καναλιού είναι το χρησιμοποιήσιμο εύρος ζώνης (B), η απόκριση πλάτους και φάσης και οι στατιστικές ιδιότητες του θορύβου του.

Αν γνωρίζουμε τις παραμέτρους του καναλιού επικοινωνίας τότε μπορούμε να υπολογίσουμε τη χωρητικότητα C του καναλιού που αντιπροσωπεύει τον θεωρητικά μέγιστο δυνατό ρυθμό διαβίβασης ψηφιακών δεδομένων (data) χωρίς σχεδόν κανένα λάθος. Έχει δειχθεί ότι, για ορισμένους τύπους καναλιών επικοινωνίας, η C είναι ίση με $B \log_2(1 + S/N)$ bits/sec. Η χωρητικότητα C του καναλιού πρέπει να είναι μεγαλύτερη από τη μέση τιμή ρυθμού R πληροφορίας της πηγής, προκειμένου να

επιτευχθεί μεταβίβαση χωρίς σφάλματα. Η χωρητικότητα C αποτελεί ένα θεωρητικό όριο, και στα κανάλια που χρησιμοποιούνται στην πράξη ο ρυθμός δεδομένων είναι πολύ μικρότερος από C .

2.1.2 Διαμορφωτής

Ο διαμορφωτής δέχεται στην είσοδό του μια ακολουθία δυαδικών ψηφίων και τη μετατρέπει σε μια κυματομορφή κατάλληλη για μετάδοση μέσω του επικοινωνιακού καναλιού. Αυτό γίνεται μεταβάλλοντας συστηματικά κάποιο χαρακτηριστικό της φέρουσας κυματομορφής (πλάτος, συχνότητα ή φάση), σύμφωνα με μια συνάρτηση του σήματος μηνύματος. Η διαμόρφωση είναι ένα από τα ισχυρότερα εργαλεία στα χέρια του σχεδιαστή συστημάτων επικοινωνίας. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά για τη μείωση των επιπτώσεων του θορύβου του καναλιού, για την προσαρμογή του φάσματος συχνοτήτων του μεταδιδόμενου σήματος με τα χαρακτηριστικά του καναλιού, για να δώσει τη δυνατότητα πολυπλεξίας πολλών σημάτων και για να υπερνικηθούν μερικοί περιορισμοί των συσκευών.

Οι σημαντικές παράμετροι του διαμορφωτή είναι ο τύπος κυματομορφής που χρησιμοποιεί, η διάρκεια των κυματομορφών, η στάθμη ισχύος, και το εύρος ζώνης που χρησιμοποιεί. Ο διαμορφωτής κατορθώνει τον περιορισμό των επιπτώσεων του θορύβου καναλιού με τη χρήση μεγάλων τιμών ισχύος και εύρους ζώνης, και με τη χρήση κυματομορφών με μεγαλύτερες διάρκειες. Ενώ όμως η χρήση όλο και πιο αυξημένων τιμών ισχύος και εύρους ζώνης του σήματος είναι ένας προφανής τρόπος, οι παράμετροι αυτές δεν μπορούν ν' αυξηθούν επ' άπειρο εξαιτίας των περιοριστικών περιθωρίων των συσκευών και του καναλιού. Η χρήση κυματομορφών μεγαλύτερης διάρκειας για τον περιορισμό των επιπτώσεων του θορύβου του καναλιού βασίζεται στο γνωστό στατιστικό νόμο των μεγάλων αριθμών. Ο νόμος των μεγάλων αριθμών λειο παρόλο που η έκβαση ενός απλού πειράματος τύχης μπορεί να κυμαίνεται ευρύτατα, το ολικό αποτέλεσμα από πολλές επαναλήψεις ενός πειράματος τύχης μπορεί να προβλεφθεί με ακρίβεια. Στις επικοινωνίες ψηφιακών δεδομένων, η αρχή αυτή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ωφέλιμα αν μεγαλώσουμε τη διάρκεια των κυματομορφών σηματοδοσίας. Παίρνοντας μέσο όρο σε μεγαλύτερες χρονικές διάρκειες, μπορούμε να περιορίσουμε τις επιπτώσεις του θορύβου.

2.1.3 Αποδιαμορφωτής

Η διαμόρφωση είναι αντιστρεπτή διαδικασία και η ανάκτηση του μηνύματος που φέρει η κυματομορφή που παράγεται από τον διαμορφωτή γίνεται από τον αποδιαμορφωτή. Για δοσμένο

τύπο διαμορφωτή, το σπουδαιότερο χαρακτηριστικό του αποδιαμορφωτή είναι η μέθοδος αποδιαμόρφωσης. Υπάρχει ποικιλία διαθέσιμων τεχνικών για την αποδιαμόρφωση, ορισμένες από τις οποίες θα δούμε αναλυτικά σε επόμενο κεφάλαιο· η ακριβής διαδικασία που επιλέγεται καθορίζει άμεσα την πολυπλοκότητα της αναγκαίας συσκευής και την ακρίβεια της αποδιαμόρφωσης. Αν γνωρίζουμε, τον τύπο και τη διάρκεια της κυματομορφής που παράγεται από τον διαμορφωτή, τη στάθμη ισχύος στον διαμορφωτή, τα φυσικά χαρακτηριστικά του καναλιού και του θορύβου του και τον τύπο της αποδιαμόρφωσης, μπορούμε να συνάγουμε άμεσα σχέσεις μεταξύ του ρυθμού ψηφιακών δεδομένων, απαιτήσεων σε ισχύ και εύρος ζώνης, και πιθανότητας εσφαλμένης αποκωδικοποίησης ενός bit του μηνύματος.

Τα χαρακτηριστικά του διαμορφωτή, του αποδιαμορφωτή και του καναλιού καθορίζουν ένα μέσο ρυθμό σφαλμάτων bit μεταξύ των σημείων c και g του Σχήματος 2.1. Πολύ συχνά αυτός ο ρυθμός σφαλμάτων bit και ο αντίστοιχος ρυθμός σφαλμάτων συμβόλων θα είναι μεγαλύτερος απ' ό,τι επιθυμούμε.

3. ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ

3.1 ΑΝΑΛΟΓΙΚΗ ΚΑΙ ΨΗΦΙΑΚΗ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ

Στο κεφάλαιο αυτό εξετάζουμε ένα από τα σπουδαιότερα θέματα των επικοινωνιών, τις τεχνικές μετάδοσης των ψηφιακών σημάτων πληροφορίας μέσα από τα διαθέσιμα κανάλια μετάδοσης. Τα κανάλια μετάδοσης που διαθέτουμε είναι τέτοια που δεν μας επιτρέπουν πάντα να μεταδώσουμε αυτούσια τα σήματα πληροφορίας ή σήματα βασικής ζώνης (baseband) χωρίς κάποια ιδιαίτερη επεξεργασία. Αυτή η επεξεργασία του σήματος πληροφορίας που το καθιστά κατάλληλο για διέλευση από το κανάλι, ονομάζεται *διαμόρφωση*.

Το διαμορφωμένο σήμα είναι αυτό που μεταδίδεται τελικά μέσα από το κανάλι επικοινωνίας και έχει άλλοτε αναλογική και άλλοτε ψηφιακή μορφή. Στα αναλογικά διαμορφωμένα σήματα, το σήμα πληροφορίας διαμορφώνει ένα ημιτονικό σήμα, συχνότητας κατάλληλης για τη διέλευση από το κανάλι μετάδοσης, σήμα που ονομάζεται *φορέας*. Το σήμα πληροφορίας μπορεί να διαμορφώνει μια από τις τρεις παραμέτρους του φορέα που είναι το πλάτος, η συχνότητα και η φάση του.

Το σήμα βασικής ζώνης αναφέρεται σαν *διαμορφώνον* (modulating wave) και το αποτέλεσμα της διαδικασίας διαμόρφωσης (ζωνοπερατό σήμα) αναφέρεται σαν διαμορφωμένο (modulated wave). Στο άκρο λήψης του τηλεπικοινωνιακού συστήματος απαιτείται η ανάκτηση του αρχικού σήματος βασικής ζώνης ή του σήματος διαμόρφωσης. Αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας μια διαδικασία γνωστή σαν αποδιαμόρφωση (demodulation), η οποία είναι η αντίστροφη της διαδικασίας διαμόρφωσης. Ένας τέτοιος συνδυασμός διαμορφωτή-αποδιαμορφωτή καλείται modem.

Η χρήση της ψηφιακής διαμόρφωσης και μετάδοσης σημάτων προσφέρει τα παρακάτω πλεονεκτήματα σε σύγκριση με την αναλογική αναπαράσταση:

- Ανθεκτικότητα στο θόρυβο και τις ατέλειες του καναλιού
- Ευελιξία σε πολυπλεξία διαφόρων μορφών πληροφορίας
- Ενσωμάτωση διαδικασιών ελέγχου σφαλμάτων, ισοστάθμισης, κωδικοποίηση πηγής
- Ευελιξία όσον αφορά την υλοποίηση τόσο σε H/W όσο και σε S/W

Όπως προαναφέρθηκε, στην ψηφιακή μετάδοση δεδομένων μέσω ζωνοπερατού καναλιού απαιτείται η διαμόρφωση των εισερχόμενων δεδομένων πάνω σε φέρον (συνήθως ημιτονικό) με καθορισμένα από το κανάλι, όρια συχνότητας. Σε κάθε περίπτωση η διαδικασία διαμόρφωσης περιλαμβάνει μεταλλαγή του πλάτους, της συχνότητας ή της φάσης της φέρουσας σύμφωνα με τα εισερχόμενα δεδομένα. Έτσι, υπάρχουν τρεις βασικές τεχνικές σηματοδότησης (Σχήμα 3.1) γνωστές σαν μεταλλαγή μετατόπισης πλάτους (amplitude-shift keying, ASK), μεταλλαγή μετατόπισης συχνότητας (frequency-shift keying, FSK) και μεταλλαγή μετατόπισης φάσης (phase-shift keying, PSK)

Οι διάφορες τεχνικές διαμόρφωσης χαρακτηρίζονται και από το συγχρονισμό που απαιτούν μεταξύ του πομπού και του δέκτη. Έτσι, τις διακρίνουμε σε *σύμφωνες* ή ομόδυνες (coherent) όπου παρουσιάζεται τέλειος συγχρονισμός πομπού και δέκτη και σε *ασύμφωνες* ή ετερόδυνες (incoherent) όπου τα σύμφωνα σχήματα τροποποιούνται ώστε να γίνεται ανίχνευση (detection) ακόμα κι όταν δεν απαιτείται συγχρονισμός.

Στις επόμενες παραγράφους παρουσιάζονται οι συνηθέστερες τεχνικές ψηφιακής διαμόρφωσης και οι αντίστοιχες τεχνικές σύμφωνης αποδιαμόρφωσης.

3.2 ΑΡΙΣΤΟΣ ΔΕΚΤΗΣ ΓΙΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΔΥΑΔΙΚΗΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ

Η λειτουργία ενός δέκτη σε ένα δυαδικό σύστημα επικοινωνίας είναι να διακρίνει μεταξύ δυο συμβόλων $s_1(t)$ και $s_2(t)$ που διαβιβάζονται παρουσία θορύβου. Οι επιδόσεις του δέκτη μετρούνται συνήθως με την πιθανότητα σφάλματος και λέμε ότι ο δέκτης είναι άριστος αν καθιστά ελάχιστη την πιθανότητα εσφαλμένης αποκωδικοποίησης. Στην παράγραφο αυτή, θα δούμε ποια είναι η δομή ενός άριστου δέκτη ο οποίος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αποδιαμόρφωση δυαδικών σημάτων ASK, PSK και FSK.

Θα δείξουμε ότι ο άριστος δέκτης, όταν ο θόρυβος στην είσοδό είναι λευκός παίρνει τη μορφή προσαρμοσμένου φίλτρου. Η πραγματοποίηση ενός προσαρμοσμένου φίλτρου μπορεί να γίνει με έναν δέκτη συσχετισμού «ολοκλήρωσης και μηδένισης» (integrate and dump). Αυτός ο δέκτης συσχετισμού είναι ένας σύμφωνος ή σύγχρονος δέκτης που απαιτεί ένα φέρον αναφοράς με την ίδια φάση και συχνότητα όπως και το διαβιβαζόμενο φέρον. Στο δέκτη χρειάζονται κυκλώματα προχωρημένης τεχνικής για την παραγωγή της σύμφωνης τοπικής φέρουσας αναφοράς.

3.2.1 Περιγραφή Συστημάτων Δυαδικού ASK, PSK και FSK

Στο Σχήμα 3.1 φαίνεται το συνοπτικό διάγραμμα ενός συστήματος μετάδοσης ψηφιακών δεδομένων μέσα από ζώνη διέλευσης με χρήση ψηφιακής διαμόρφωσης. Η είσοδος του συστήματος είναι μια δυαδική ακολουθία bits $\{b_k\}$ με ρυθμό bit r_b και διάρκει bit T_b . Η έξοδος του διαμορφωτή κατά τη διάρκεια του χρονικού διαστήματος του k -οστού bit εξαρτάται από το k -οστό bit εισόδου b_k . Η έξοδος $Z(t)$ του διαμορφωτή κατά τη διάρκεια του k -οστού bit είναι η μετατοπισμένη έκδοση μιας από τις δυο βασικές κυματομορφές $s_1(t)$ ή $s_2(t)$. Το $Z(t)$ είναι μια τυχαία διαδικασία που ορίζεται από την

$$Z(t) = \begin{cases} s_1[t - (k-1)T_b] & \text{αν } b_k = 0 \\ s_2[t - (k-1)T_b] & \text{αν } b_k = 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

για $(k-1)T_b \leq t \leq kT_b$. Οι κυματομορφές $s_1(t)$ και $s_2(t)$ έχουν διάρκεια T_b και πεπερασμένη ενέργεια, δηλαδή, $s_1(t)$ και $s_2(t) = 0$ αν $t \notin [0, T_b]$ και

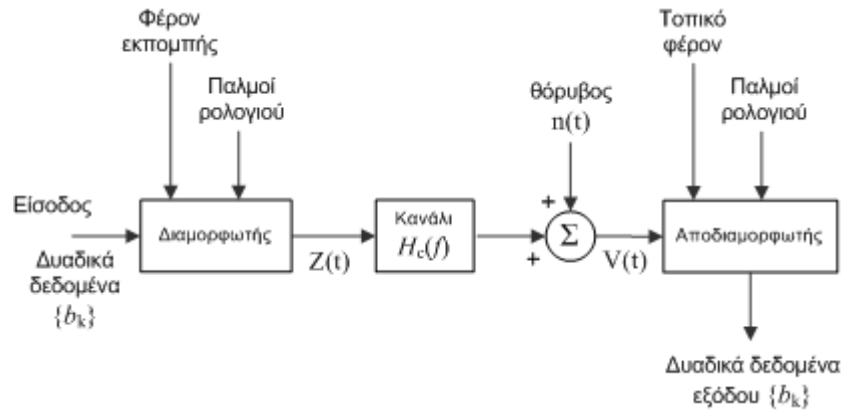
$$E_1 = \int_0^{T_b} [s_1(t)]^2 dt < \infty$$

$$E_2 = \int_0^{T_b} [s_2(t)]^2 dt < \infty \quad (3.2)$$

Ο τύπος της κυματομορφής εξαρτάται από τον τύπο της διαμόρφωσης που χρησιμοποιούμε, όπως φαίνεται και στον Πίνακα 3.1. Η έξοδος του διαμορφωτή περνά από ένα κανάλι διέλευσης ζώνης $H_c(f)$, το οποίο χάριν ευκολίας δεχόμαστε ότι είναι ιδανικό με κατάλληλο εύρος ζώνης έτσι ώστε να περνά χωρίς να υφίσταται καμμία παραμόρφωση, εκτός από μια καθυστέρηση λόγω διάδοσης. Δεχόμαστε ότι ο θόρυβος $n(t)$ του καναλιού είναι μια Gaussian στατική τυχαία διαδικασία, μηδενικής μέσης τιμής με γνωστή φασματική πυκνότητα ισχύος $G_n(f)$. Το λαμβανόμενο άθροισμα σήματος και θορύβου είναι τότε

$$V(t) = \begin{cases} s_1[t - (k-1)T_b - t_d] + n(t) \\ s_2[t - (k-1)T_b - t_d] + n(t) \end{cases} \quad (k-1)T_b + t_d \leq t \leq kT_b + t_d \quad (3.3)$$

όπου t_d η καθυστέρηση λόγω διάδοσης, που, χωρίς να χάσουμε σε γενίκευση, μπορούμε να τη θεωρούμε μηδέν.

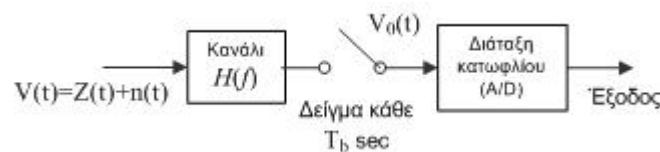


Σχήμα 3.1 Σύστημα μετάδοσης δυαδικών δεδομένων σε ζώνη διέλευσης.

Πίνακας 3.1: Κυματομορφές σηματοδοσίας διαφόρων τύπων ψηφιακής διαμόρφωσης

$s_1(t), s_2(t) = 0$ για $t \notin [0, T_b]$, $f_c = \omega_c / 2\pi$. Η συχνότητα f_c του φέροντος θεωρείται πολλαπλάσιο του r_b .

$s_1(t), 0 \leq t \leq T_b$	$s_2(t), 0 \leq t \leq T_b$	Τύπος Διαμόρφωσης
0	$A \cos \omega_c t$ (ή $A \sin \omega_c t$)	Κλείδωμα μεταλλαγής πλάτους (ASK)
$-A \cos \omega_c t$ (ή $-A \sin \omega_c t$)	$A \cos \omega_c t$ (ή $A \sin \omega_c t$)	Κλείδωμα μεταλλαγής φάσης (PSK)
$A \cos \{(\omega_c - \omega_d)t\}$ ή $A \sin \{(\omega_c - \omega_d)t\}$	$A \cos \{(\omega_c + \omega_d)t\}$ ή $A \sin \{(\omega_c + \omega_d)t\}$	Κλείδωμα μεταλλαγής συχνότητας (FSK)



Σχήμα 3.2 Συνοπτική δομή του δέκτη.

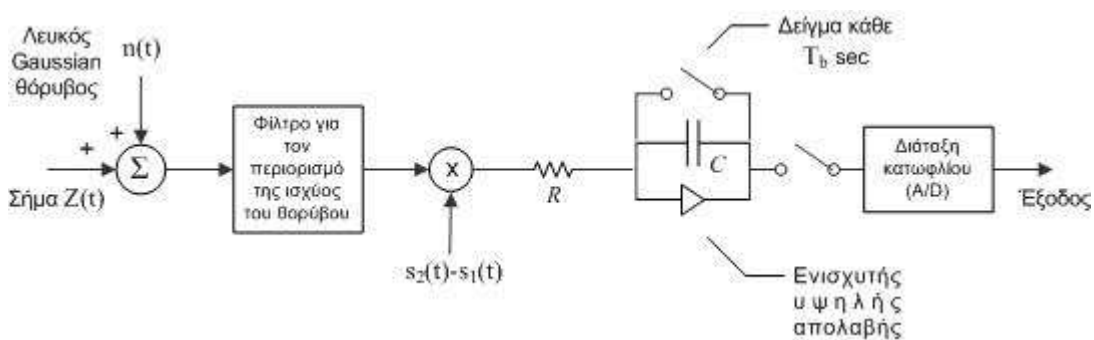
Ο δέκτης του παραπάνω σχήματος πρέπει να αποφασίσει ποια από τις δυο γνωστές κυματομορφές $s_1(t)$ ή $s_2(t)$, εμφανίστηκε στην είσοδό του, κατά το χρονικό διάστημα κάθε σηματοδοσίας. Ο πραγματικός δέκτης αποτελείται από ένα φίλτρο, έναν δειγματοληπτή και μια διάταξη κατωφλίου. Το άθροισμα $V(t)$ σήματος και θορύβου φιλτράρεται και δειγματοληπτείται στο τέλος κάθε χρονικού διαστήματος ενός bit. Η δειγματοληπτημένη τιμή συγκρίνεται με μια προκαθορισμένη τιμή T_0 κατωφλίου και το bit που μεταδόθηκε αποκωδικοποιείται (με ενδεχόμενο

σφάλμα) σαν 1 ή 0 ανάλογα με το αν η τιμή του $V_0(kT_b)$ είναι μεγαλύτερη ή μικρότερη του κατωφλίου T_0 .

Ο δέκτης ενδέχεται να κάνει σφάλματα κατά τη διαδικασία της αποκωδικοποίησης λόγω της παρουσίας θορύβου στην είσοδό του. Η πιθανότητα σφάλματος θα εξαρτηθεί από την ισχύ του σήματος στην είσοδο του δέκτη, την ισχύ και την πιθανοκατανομή του θορύβου στην είσοδο, από το ρυθμό σηματοδοσίας καθώς και παραμέτρους του δέκτη όπως η συνάρτηση μεταφοράς $H(f)$ του φίλτρου και η θέση T_0 του κατωφλίου.

3.2.2 Δέκτης Συσχετισμού (Correlation Receiver)

Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.3, η είσοδος του δέκτη είναι μια κυματομορφή δυαδικών δεδομένων $s_1(t)$ και $s_2(t)$ παραμορφωμένη από θόρυβο $n(t)$. Το μήκος του bit είναι T_b . Το λαμβανόμενο σήμα με το θόρυβο $V(t)$, πολλαπλασιάζεται με μια τοπικά παραγόμενη κυματομορφή $s_2(t) - s_1(t)$.



Σχήμα 3.3 Δέκτης συσχετισμού με ολοκλήρωση και μηδένιση.

Η έξοδος του πολλαπλασιαστή διέρχεται από έναν ολοκληρωτή στην έξοδο του οποίου λαμβάνεται δείγμα τη στιγμή $t = T_b$. Η έξοδος του δέκτη τη στιγμή αυτή είναι

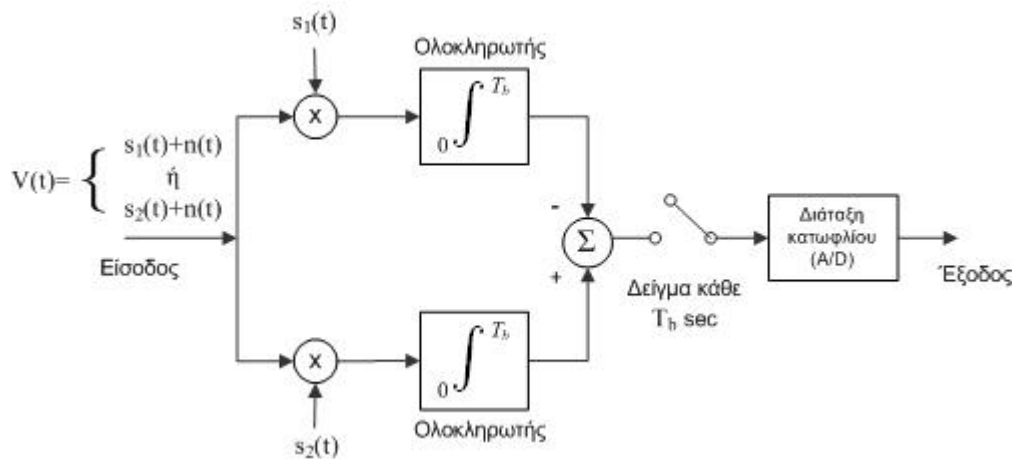
$$V_0(T_b) = \int_{-\infty}^{T_b} V(\zeta)h(T_b - \zeta)d\zeta$$

όπου $V(\zeta)$ είναι η ενθόρυβη είσοδος του δέκτη. Αντικαθιστώντας το $h(\zeta) = s_2(T_b - \zeta) - s_1(T_b - \zeta)$, μπορούμε να γράψουμε την προηγούμενη έκφραση ως

$$\begin{aligned} V_0(T_b) &= \int_0^{T_b} V(\zeta)[s_2(\zeta) - s_1(\zeta)]d\zeta \\ &= \int_0^{T_b} V(\zeta)s_2(\zeta)d\zeta - \int_0^{T_b} V(\zeta)s_1(\zeta)d\zeta \end{aligned} \tag{3.4}$$

Αμέσως μετά από κάθε δειγματοληψία, στην αρχή κάθε νέου διαστήματος bit, όλα τα στοιχεία αποθήκευσης ενέργειας του ολοκληρωτή εκφορτίζονται.

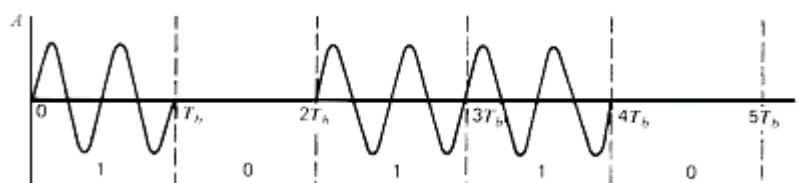
Επιπλέον, το σήμα τοπικού φέροντος $s_2(t) - s_1(t)$ πρέπει να είναι συμφασικό με τη συνιστώσα του σήματος στην είσοδο του δέκτη, δηλαδή, ο δέκτης συσχετισμού πραγματοποιεί σύμφωνη (coherent) αποδιαμόρφωση. Αυτός ο τύπος δέκτη καλείται *συσχετιστής*, επειδή συσχετίζουμε το λαμβανόμενο σήμα και το θόρυβο με την κυματομορφή $s_2(t) - s_1(t)$. Είναι γνωστός επίσης σαν *φίλτρο ολοκλήρωσης και μηδένισης* (integrate and dump filter) και αποτελεί τη δεύτερη τεχνική σύνθεσης του βέλτιστου φίλτρου. Τέλος, η Εξίσωση (3.4) δείχνει ότι ο άριστος δέκτης, εναλλακτικά, μπορεί να κατασκευαστεί όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.4.



Σχήμα 3.4 Δέκτης συσχετισμού.

3.3 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ ASK

Το δυαδικό σύστημα σηματοδότησης ASK (Amplitude-shift keying) υπήρξε μια από τις πρώτες μορφές ψηφιακής διαμόρφωσης που χρησιμοποιήθηκε. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.5 το πλάτος ενός ημιτονικού φορέα μεταβάλλεται ανάλογα με την τιμή του ψηφιακού σήματος που πρόκειται να μεταδοθεί (π.χ για το λογικό 1 η τιμή +1 και για το λογικό 0 η τιμή -1). Ο δέκτης παρατηρώντας το πλάτος του φορέα, συμπεραίνει την τιμή του ψηφιακού σήματος.



Σχήμα 3.5 Μορφή του σήματος ASK.

Η κυματομορφή του δυαδικού ASK μπορεί να περιγραφεί με τις

$$Z(t) = \begin{cases} s_1 [t - (k-1)T_b] & \text{αν } b_k = 0 \\ s_2 [t - (k-1)T_b] & \text{αν } b_k = 1 \end{cases} \quad (k-1)T_b \leq t \leq kT_b$$

όπου $s_2(t) = A \cos \omega_c t (0 \leq t \leq T_b)$ και $s_1(t) = 0$. Δεχόμαστε ότι η φέρουσα συχνότητα είναι $\omega_c = 2n\pi/T_b$ όπου n θετικός ακέραιος. Μπορούμε να παραστήσουμε τη $Z(t)$ ως

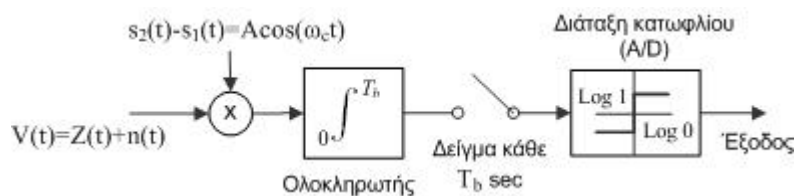
$$Z(t) = D(t)(A \cos \omega_c t) \tag{3.5}$$

όπου $D(t)$ μια κυματομορφή παλμών που (συχνά, αλλά όχι υποχρεωτικά) είναι ορθογώνιοι παλμοί. Για την απλότητα της ανάλυσης δεχόμαστε ότι η $D(t)$ είναι μια τυχαία ορθογώνια δυαδική κυματομορφή με διάρκεια bit T_b .

Η μορφή της διαμορφωμένης κυματομορφής $Z(t)$ δείχνει ότι το σήμα ASK μπορεί να παραχθεί με διαμόρφωση γινομένου, δηλαδή, πολλαπλασιάζοντας το φέρον με την ορθογώνια κυματομορφή $D(t)$ ή χρησιμοποιώντας την $D(t)$ για να θέτουμε εντός και εκτός (on-off) τον ταλαντωτή του φέροντος.

3.3.1 Δέκτης Σήματος ASK

Η εκπεμπόμενη ακολουθία bits $\{b_k\}$ μπορεί να ανακτηθεί στο δέκτη από το ενθόρυβο ανάτυπο της $Z(t)$ με τη μέθοδο ολοκλήρωσης και μηδένισης (βλέπε Σχήμα 3.6). Όπως και στα προηγούμενα δεχόμαστε ότι η είσοδος του δέκτη αποτελείται από σήμα ASK αλλοιωμένο από λευκό προσθετικό Gaussian θόρυβο. Ο δέκτης ολοκληρώνει κατά τη διάρκεια ενός διαστήματος σηματοδοσίας το γινόμενο του αθροίσματος (σήμα + θόρυβος) επί το ανάτυπο του φέροντος σήματος χωρίς θόρυβο. Θα δεχθούμε ότι το τοπικά παραγόμενο αυτό σήμα $s_2(t) - s_1(t) = A \cos \omega_c t$ είναι προσεκτικά συγχρονισμένο κατά συχνότητα και φάση με το λαμβανόμενο φέρον.



Σχήμα 3.6 Δέκτης δυαδικού ASK.

Η έξοδος του ολοκληρωτή συγκρίνεται προς ένα ορισμένο κατώφλι και στο τέλος καθενός διαστήματος σηματοδοσίας ο δέκτης παίρνει μια "απόφαση" ως προς το ποιο από τα δύο σύμβολα

$s_1(t)$ ή $s_2(t)$ βρισκόταν στην είσοδο του κατά τη διάρκεια του διαστήματος σηματοδοσίας. Φυσικά, κατά τη διαδικασία της αποδιαμόρφωσης θα παρουσιαστούν σφάλματα λόγω του θορύβου. Τώρα, μπορούμε να βρούμε μια έκφραση της πιθανότητας λαθεμένης αποκωδικοποίησης της κυματομορφής εισόδου.

Αρχίζουμε παίρνοντας $s_2(t) = A \cos \omega_c t$, $s_1(t) = 0$ και $s_2(t) - s_1(t) = A \cos \omega_c t$. Οι συνιστώσες σήματος στην έξοδο του δέκτη θα είναι, στο τέλος ενός διαστήματος σηματοδοσίας,

$$s_{01}(kT_b) = \int_0^{T_b} s_1(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt = 0$$

και

$$s_{02}(kT_b) = \int_0^{T_b} s_2(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt = \frac{A^2 T_b}{2}$$

Στην τελευταία ισότητα κάναμε χρήση της παραδοχής ότι $\omega_c T_b = 2n\pi$, με n έναν θετικό ακέραιο. Η άριστη τοποθέτηση του κατωφλίου στο δέκτη είναι

$$T_0 = \frac{s_{01}(kT_b) + s_{02}(kT_b)}{2} = \frac{A^2 T_b}{4}$$

Ο δέκτης αποκωδικοποιεί το k -στό διαβιβασμένο bit σαν 1 αν η έξοδος στο k -στό διάστημα σηματοδοσίας είναι μεγαλύτερη του T_0 , αλλιώς το αποκωδικοποιεί σαν 0.

Η πιθανότητα σφάλματος P_e υπολογισθεί προκύπτει υπολογίζεται από τη σχέση :

$$P_e = Q\left(\sqrt{\frac{A^2 T_b}{4\eta}}\right) \quad (3.7)$$

Το σήμα $s_2(t)$ υπάρχει στην είσοδο του δέκτη, κατά μέσον όρο, τις μισές φορές ενώ τις υπόλοιπες μισές δεν υπάρχει σήμα, αφού $s_1(t) = 0$. Επομένως η μέση ισχύς του σήματος στην είσοδο του δέκτη δίνεται από την

$$S_{av} = A^2 / 4$$

Μπορούμε να εκφράσουμε την πιθανότητα σφάλματος συναρτήσει της μέσης ισχύος, με την

$$P_e = Q\left(\sqrt{\frac{S_{av} T_b}{\eta}}\right) \quad (3.8)$$

Μερικές φορές η πιθανότητα σφάλματος εκφράζεται συναρτήσει της μέσης ενέργειας του σήματος ανά bit, δηλ. της $E_{av} = S_{av} T_b$, με την

$$P_e = Q \left(\sqrt{\frac{E_{av}}{\eta}} \right) \quad (3.9)$$

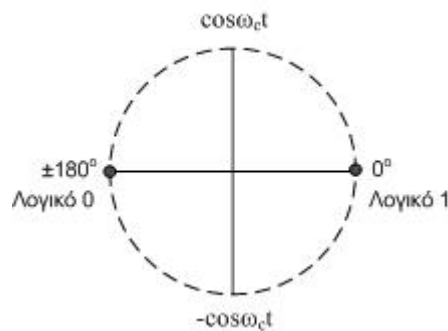
Επειδή οι θόρυβοι επηρεάζουν κυρίως το πλάτος των σημάτων, η ASK είναι πολύ ευαίσθητη, ιδιαίτερα στις υψηλές ταχύτητες και γι' αυτό σήμερα δεν χρησιμοποιείται παρά μόνο σε συνδυασμό με τη διαμόρφωση φάσης για τη δημιουργία σημάτων QAM.

3.4 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ PSK

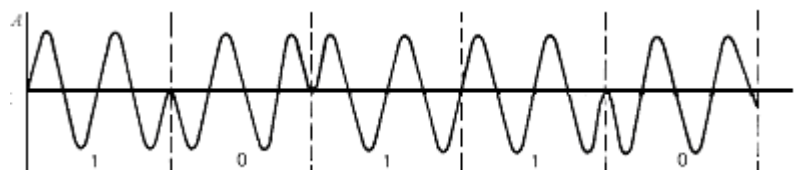
Το κλειδίωμα μεταλλαγής φάσης ή διαμόρφωση διακριτής-φάσης, είναι μια άλλη τεχνική που διαθέτουμε για να μεταδίδουμε ψηφιακή πληροφορία με κανάλια διέλευσης ζώνης συχνοτήτων. Στα συστήματα σηματοδosis PSK, για τη μετάδοση των δυαδικών ψηφίων 0 και 1, χρησιμοποιούνται αντίστοιχα οι κυματομορφές $s_1(t) = -A \cos(\omega_c t)$ και $s_2(t) = A \cos(\omega_c t)$. Η δυαδική PSK κυματομορφή $Z(t)$ μπορεί να περιγραφεί με την:

$$Z(t) = D(t)(A \cos \omega_c t)$$

όπου $D(t)$ είναι μια τυχαία δυαδική κυματομορφή με περίοδο T_b και στάθμες -1 και 1. Η μόνη διαφορά μεταξύ των δυαδικών κυματομορφών ASK και PSK είναι ότι στο σύστημα ASK το φέρον μετάγεται μεταξύ εντός και εκτός, ενώ στο σύστημα PSK το φέρον μετάγεται μεταξύ δυο τιμών +A και -A με διαφορά φάσης 180° (βλέπε Σχήμα 3.8).



Σχήμα 3.7 Διανυσματικό διάγραμμα BPSK.

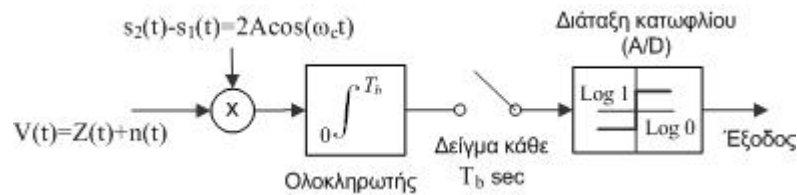


Σχήμα 3.8 Μορφή του σήματος PSK.

Το κύριο πλεονέκτημα του συστήματος σηματοδότησης PSK βρίσκεται στο ότι έχει καλύτερες επιδόσεις ως προς το ASK λειτουργώντας με την ίδια περιορισμένη ισχύ κορυφής και μέσα στο ίδιο περιβάλλον θορύβου.

3.4.1 Δέκτης Σήματος PSK

Η ανάκτηση της διαβιβαζόμενης ακολουθίας bits $\{b_k\}$ στο δέκτη από το σήμα PSK μπορεί να γίνει με χρήση του δέκτη συσχετισμού με ολοκλήρωση και μηδένιση, με τοπικό σήμα αναφοράς το $s_2(t) - s_1(t) = 2A \cos \omega_c t$ συγχρονισμένο κατά φάση και συχνότητα με το σήμα λήψης (Σχήμα 3.9).



Σχήμα 3.9 Δέκτης δυαδικού PSK.

Οι συνιστώσες σήματος στην έξοδο του δέκτη για $t = kT_b$ είναι

$$s_{01}(kT_b) = \int_{(k-1)T_b}^{kT_b} s_1(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt = -A^2 T_b$$

$$s_{02}(kT_b) = \int_{(k-1)T_b}^{kT_b} s_2(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt = A^2 T_b$$

Η άριστη τοποθέτηση του καταωφλίου είναι $T_0 = 0$, ανεξάρτητα από την ένταση του φέροντος στην είσοδο του δέκτη. Η πιθανότητα σφάλματος P_e για την PSK διαμόρφωση δίνεται από τη σχέση:

$$P_e = Q(\gamma_{\max} / 2)$$

όπου

$$\gamma_{\max}^2 = \frac{2}{\eta} \int_0^{T_b} (2A \cos \omega_c t)^2 dt = \frac{4AT_b}{\eta}$$

ή

$$P_e = Q\left(\sqrt{A^2 T_b / \eta}\right) \tag{3.10}$$

Η μέση ισχύς του σήματος και η μέση ενέργεια κατά bit E_{av} για το σύστημα PSK είναι

$$S_{av} = A^2 / 2$$

και

$$E_{av} = \frac{A^2 T_b}{2}$$

Μπορούμε να εκφράσουμε την πιθανότητα σφάλματος συναρτήσει του S_{av} και του E_{av} με τις

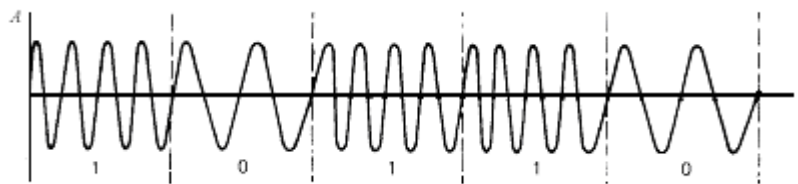
$$\begin{aligned} P_e &= Q\left(\sqrt{2S_{av}T_b/\eta}\right) \\ &= Q\left(\sqrt{2E_{av}/\eta}\right) \end{aligned} \quad (3.11)$$

Συγκρίνοντας την πιθανότητα σφάλματος του PSK με αυτήν του ASK, παρατηρούμε ότι για ίση πιθανότητα σφάλματος η μέση ισχύς σήματος για το σήμα ASK θα πρέπει να είναι διπλάσια της μέσης ισχύος σήματος του PSK. Δηλαδή, το PSK σήμα πλεονεκτεί κατά 3dB του ASK. Πολλές φορές η διαμόρφωση PSK αναφέρεται και ως κλειδωμα αντίστροφης φάσης (phase reversal keying, PRK).

3.5 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΔΥΑΔΙΚΟΥ FSK

Τα συστήματα σηματοδότησης FSK βρίσκουν εφαρμογές σε ευρεία κλίμακα στα συστήματα μεταβίβασης δεδομένων μικρής ταχύτητας. Η μεγάλη αυτή χρήση τους οφείλεται κυρίως στα κυκλωματικά τους πλεονεκτήματα που προκύπτουν από τη σχετική ευκολία παραγωγής των σημάτων. Αντίθετα, τα συστήματα FSK δεν είναι τόσο αποδοτικά όσο τα συστήματα PSK ως προς τη χρησιμοποίηση της ισχύος και του εύρους ζώνης.

Στη διαμόρφωση BFSK, για την αποστολή αντίστοιχα των ψηφίων 0 και 1, χρησιμοποιούνται οι κυματομορφές $s_1(t) = A \cos(\omega_c t - \omega_d t)$ και $s_2(t) = A \cos(\omega_c t + \omega_d t)$.



Σχήμα 3.10 Μορφή του σήματος FSK.

Σε ένα τέτοιο σύστημα, η πληροφορία βρίσκεται ουσιαστικά στη συχνότητα του σήματος. Η κυματομορφή του δυαδικού FSK μπορεί να παρασταθεί μαθηματικά ως εξής:

$$Z(t) = A \cos(\omega_c t + D(t) \omega_d t) \quad (3.12)$$

όπου $D(t)$ είναι η δυαδική τυχαία κυματομορφή με στάθμες +1 όταν $b_k = 1$ και -1 όταν $b_k = 0$.

3.5.1 Δέκτης Σήματος FSK

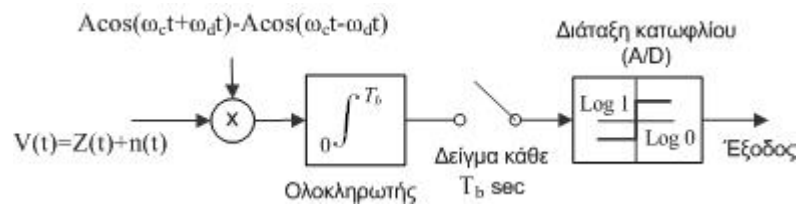
Το FSK σήμα $Z(t)$ μπορεί να αποδιαμορφωθεί με χρήση σύμφωνου δέκτη συσχετισμού (βλέπε Σχήμα 3.11). Στην περίπτωση αυτή το απαιτούμενο τοπικό φέρον είναι

$$s_2(t) - s_1(t) = A \cos(\omega_c t + \omega_d t) - A \cos(\omega_c t - \omega_d t)$$

Η είσοδος του A/D μετατροπέα τη στιγμή δειγματοληψίας $t = kT_b$ είναι $s_{01}(kT_b)$ και $s_{02}(kT_b)$ όπου

$$s_{02}(kT_b) = \int_0^{T_b} s_2(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt$$

$$s_{01}(kT_b) = \int_0^{T_b} s_1(t) [s_2(t) - s_1(t)] dt$$



Σχήμα 3.11 Δέκτης δυαδικού FSK.

Αν η ενέργεια σήματος E_1 και E_2 είναι ίδια, τότε $s_{02}(kT_b) = -s_{01}(kT_b)$ και επομένως η τοποθέτηση του κατωφλίου του δέκτη είναι το 0. Η πιθανότητα σφάλματος P_e για το δέκτη συσχετισμού δίνεται από την

$$P_e = Q(\gamma_{\max} / 2)$$

όπου

$$\gamma_{\max}^2 = \frac{2}{\eta} \int_0^{T_b} [s_2(t) - s_1(t)]^2 dt$$

Αντικαθιστώντας $s_2(t) = A \cos(\omega_c t + \omega_d t)$ και $s_1(t) = A \cos(\omega_c t - \omega_d t)$ και κάνοντας την ολοκλήρωση έχουμε

$$\gamma_{\max}^2 = \frac{2A^2 T_b}{\eta} \left(1 - \frac{\sin 2\omega_d T_b}{2\omega_d T_b} \right) \tag{3.13}$$

Η ποσότητα γ_{\max}^2 μεγιστοποιείται όταν η απόκλιση συχνότητας ω_d επιλεγεί ώστε $2\omega_d T_b = 3\pi / 2$. Για την τιμή αυτή έχουμε

$$\gamma_{\max}^2 = (2.42) (A^2 T_b / \eta)$$

και

$$P_e = Q\left(\sqrt{0.61(A^2 T_b / \eta)}\right) \quad (3.14)$$

ή

$$\begin{aligned} P_e &= Q\left(\sqrt{1.2 S_{av} T_b / \eta}\right) \\ &= Q\left(\sqrt{1.2 E_{av} / \eta}\right) \end{aligned} \quad (3.15)$$

όπου $S_{av} = A^2 / 2$ και $E_{av} = A^2 T_b / 2$.

Συγκρίνοντας τις πιθανότητες σφάλματος των σύμφωνων FSK και PSK, παρατηρούμε ότι το πρώτο σύστημα χρειάζεται περίπου 2.2dB περισσότερη ισχύ. Επιπλέον, το σήμα FSK καταλαμβάνει περισσότερο εύρος ζώνης από το PSK.

3.6 ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗΣ

Στις προηγούμενες παραγράφους βρήκαμε τύπους που συνδέουν την επίδοση διαφόρων ψηφιακών συστημάτων διαμόρφωσης, όπως αυτή μετρείται από την πιθανότητα σφάλματος, με παραμέτρους του συστήματος, όπως είναι ο ρυθμός σηματοδότησης, η φασματική πυκνότητα ισχύος του θορύβου και η ισχύς του σήματος. Συζητήσαμε ακόμα την πολυπλοκότητα των αναγκαίων διατάξεων που παράγουν, μεταδίδουν και αποδιαμορφώνουν τους διαφόρους τύπους σημάτων. Στην παράγραφο αυτή θα γίνει μια σύγκριση της επίδοσης των συστημάτων ψηφιακής διαμόρφωσης που έχουμε δει μέχρι τώρα.

Η επιλογή της μεθόδου διαμόρφωσης εξαρτάται από την εκάστοτε εφαρμογή. Ορισμένες παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψη είναι η σχετική ανοσία του συστήματος στο θόρυβο και στις ατέλειες του καναλιού (όπως μη γραμμικότητες, αστάθεια φάσης, διαλείψεις, και απόκλιση συχνότητας), η απλότητα των διατάξεων και η δυνατότητα διασυνεργασίας με άλλες διατάξεις που είναι ήδη εγκαταστημένες.

Οι απαιτήσεις σε εύρος ζώνης των συστημάτων ASK και PSK είναι περίπου $2r_b$, ενώ το εύρος ζώνης του σήματος FSK είναι κάπως μεγαλύτερο από $2r_b$. Επομένως, αν ενδιαφερόμαστε πρωταρχικά για το εύρος ζώνης δεν συνιστάται εν γένει το σύστημα FSK.

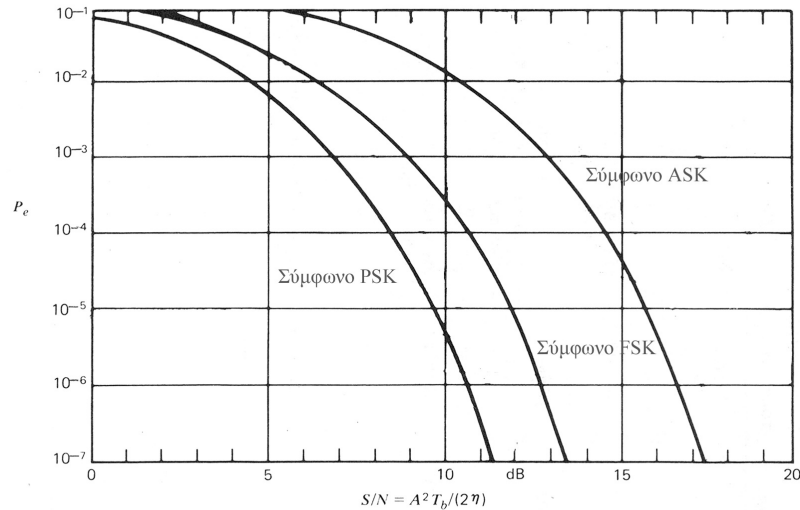
Οι απαιτήσεις σε ισχύ των διαφόρων συστημάτων μπορούν να συγκριθούν αν χρησιμοποιήσουμε τις σχέσεις που προέκυψαν στις προηγούμενες παραγράφους. Οι σχέσεις αυτές

συνοψίζονται στον Πίνακα 3.2, ενώ στο Σχήμα 3.12 φαίνονται οι καμπύλες της πιθανότητας σφάλματος P_e συναρτήσει του $A^2T_b/2\eta$.

Πίνακας 3.2: Σύγκριση δυαδικών συστημάτων ψηφιακής διαμόρφωσης.

Σύστημα	$s_1(t), s_2(t)$	BW	P_e	S/N για $P_e = 10^{-4} \text{ dB}$	Σχόλια
Σύμφωνο ASK	$s_1(t) = A \cos \omega_c t$ $s_2(t) = 0$ $\omega_c = k2\pi r_b$	$; 2r_b$	$Q\left(\sqrt{\frac{A^2T_b}{4\eta}}\right)$	14.45	Χρησιμοποιείται σπάνια. $T_0 = A^2T_b/4$.
Σύμφωνο PSK	$s_1(t) = A \cos \omega_c t$ $s_2(t) = -A \cos \omega_c t$ $\omega_c = k2\pi r_b$	$; 2r_b$	$Q\left(\sqrt{\frac{A^2T_b}{\eta}}\right)$	8.45	Καλύτερη επίδοση. μεγάλη κυλωματική πολυπλοκότητα. $T_0 = 0$.
Σύμφωνο FSK	$s_1(t) = A \cos(\omega_c - \omega_d)t$ $s_2(t) = A \cos(\omega_c + \omega_d)t$ $2\omega_d = 1.5\pi r_b$	$> 2r_b$	$Q\left(\sqrt{\frac{0.61A^2T_b}{\eta}}\right)$	10.6	Η επίδοση δεν δικαιολογεί την πολυπλοκότητα. $T_0 = 0$.

Από το διάγραμμα του Σχήματος 3.12 προκύπτει ότι για δεδομένη πιθανότητα σφάλματος το σύστημα PSK χρειάζεται τη λιγότερη ποσότητα ισχύος και ακολουθούν τα συστήματα FSK και το ASK. Όταν η σύγκριση γίνεται ως προς τις απαιτήσεις σε μέση ισχύ, τότε τα συστήματα ASK χρειάζονται την ίδια ισχύ με τα συστήματα FSK. Επειδή το κόστος των διατάξεων εκπομπής και λήψης εξαρτάται περισσότερο από τις απαιτήσεις σε ισχύ κορυφής παρά σε απαιτήσεις μέσης ισχύος, η σύγκριση γίνεται ως προς την ισχύ κορυφής. Έτσι, αν πρωταρχικά ενδιαφερόμαστε για τη μείωση της ισχύος κορυφής πρέπει ν' αποκλείσουμε τα συστήματα ASK.



Σχήμα 3.12 Πιθανότητα σφάλματος για δυαδικά συστήματα διαμόρφωσης.

3.7 ΔΙΑΜΟΡΦΩΣΗ ΤΕΤΡΑΔΙΚΟΥ PSK (QPSK)

Στις προηγούμενες παραγράφους αυτού του κεφαλαίου ασχοληθήκαμε αποκλειστικά με δυαδικά επικοινωνιακά συστήματα στα οποία σε οποιοδήποτε διάστημα $0 \leq t \leq T_s$, μεταδίδεται το ένα από τα δύο δυνατά μηνύματα. Ωστόσο, χρησιμοποιούνται ευρέως και συστήματα μετάδοσης δεδομένων τα οποία επιτρέπουν τη μετάδοση πολλών δυνατών μηνυμάτων στο διάστημα T_s (τα λεγόμενα M-αδικά ή M-ary συστήματα με αριθμό μηνυμάτων M).

Στα Μιαδικά PSK συστήματα, η φάση του φέροντος μπορεί να πάρει μια από τις M δυνατές τιμές $\phi_k = (2k - 1)\pi / M$ ($k = 1, 2, \dots, M$). Έτσι τα M δυνατά σήματα που μπορούν να μεταδοθούν σε κάθε διάστημα σηματοδότησης διάρκειας T_s ($= 2T_b$) είναι

$$s_k(t) = A \cos\left(\omega_c t + [2k - 1] \frac{\pi}{M}\right), \quad k = 1, 2, \dots, M, \quad 0 \leq t \leq T_s \quad (3.15)$$

Θα δεχθούμε ότι η φέρουσα συχνότητα f_c , είναι ακέραιο πολλαπλάσιο του r_s ($r_s = 1/T_s$). Η Μιαδική ψηφιακή κυματομορφή PSK μπορεί να παρασταθεί με την

$$Z(t) = A \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(t - kT_s) \cos(\omega_c t + \phi_k) \quad (3.16)$$

όπου $g(t)$ είναι ορθογώνιος παλμός μοναδιαίου πλάτους με διάρκεια T_s . Η ακολουθία φασικών γωνιών $\{\phi_k\}$ φέρει την ψηφιακή πληροφορία. Μπορούμε να ξαναγράψουμε την (3.16) ως

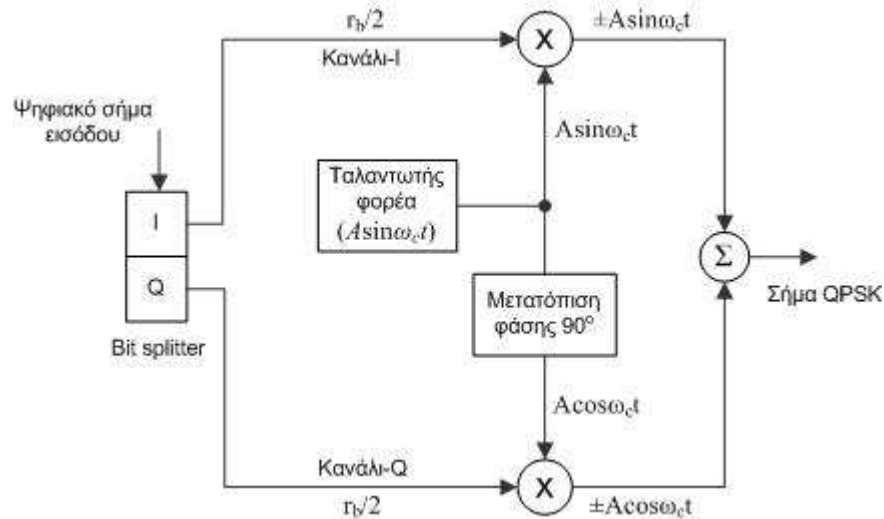
$$\begin{aligned}
 Z(t) = & A \cos \omega_c t \sum_{k=-\infty}^{\infty} \cos(\phi_k) g(t - kT_s) \\
 & - A \sin \omega_c t \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sin(\phi_k) g(t - kT_s)
 \end{aligned}
 \tag{3.17}$$

πράγμα που δείχνει ότι η κυματομορφή $Z(t)$ είναι διαφορά δύο σημάτων AM που χρησιμοποιούν για φέροντα τα $\cos \omega_c t$ και $\sin \omega_c t$.

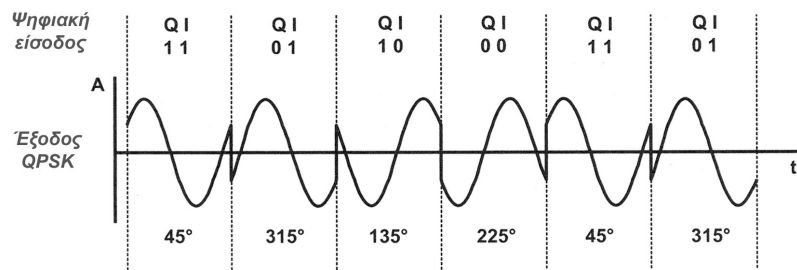
Αν η πληροφορία που πρόκειται να μεταδώσουμε είναι μια ανεξάρτητη δυαδική ακολουθία με ρυθμό bit r_b τότε το εύρος ζώνης που χρειάζεται για τη μετάδοση αυτής της ακολουθίας χρησιμοποιώντας σύστημα δυαδικού PSK, είναι περίπου $2r_b$. Αν τώρα πάρουμε πακέτα των λ bits, και χρησιμοποιήσουμε Μιαδικό PSK σύστημα με $M = 2^\lambda$ και $r_s = r_b / \lambda$, τότε το εύρος ζώνης που χρειαζόμαστε θα είναι κάπου $2r_s = 2r_b / \lambda$. Επομένως, το σύστημα Μιαδικής PSK σηματοδοσίας μας προσφέρει μια ελάττωση του εύρους ζώνης κατά έναν παράγοντα λ ως προς το σύστημα δυαδικής PSK σηματοδοσίας.

Το Μιαδικό PSK σήμα μπορεί να αποδιαμορφωθεί με τη χρήση ενός συστήματος σύμφωνης αποδιαμόρφωσης, αρκεί να διαθέτουμε στο δέκτη μια φασική αναφορά. Για να φανεί πώς γίνεται αυτό, θα σχολιάσουμε λεπτομερειακά την αποδιαμόρφωση ενός PSK τεσσάρων φάσεων (που είναι επίσης γνωστή και ως QPSK: quadrature PSK ή τετραδική PSK).

Σε ένα τετραδικό PSK ή PSK τεσσάρων φάσεων, τα δεδομένα εισόδου ομαδοποιούνται ανά δυο bit (dibit). Σημειώνεται ότι στην περίπτωση του λογικού 1 μεταδίδουμε μια θετική τάση +1V, ενώ στην περίπτωση του λογικού 0 μια αρνητική -1V. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.13, οι πολικότητες αυτές στέλνονται στον QPSK διαμορφωτή που αποτελείται από δυο παράλληλα συνδυασμένους BPSK διαμορφωτές. Η διαφορά εδώ είναι ότι η έξοδος του ενός διαμορφωτή, είναι μετατοπισμένη σε φάση κατά 90° σε σχέση με τον φορέα του άλλου διαμορφωτή. Το πρώτο από τα δυο bit του dibit, αυτό δηλ. που οδηγούμε στον διαμορφωτή με φορέα φάσης 0° (in phase) το ονομάζουμε I bit, ενώ το δεύτερο που διαμορφώνει τον κατά 90° μετατοπισμένο φορέα (quadrature) καλείται Q bit.



Σχήμα 3.13 Διαμορφωτής QPSK.



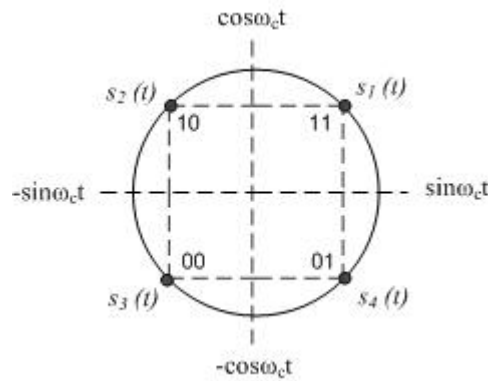
Σχήμα 3.14 Κυματομορφή διαμορφωμένου QPSK σήματος.

Καθώς τα δυο bit έχουν 4 συνδυασμούς 00, 01, 10, 11, η φάση του φορέα στην έξοδο του διαμορφωτή, έχει τέσσερις διαφορετικές τιμές που αντιστοιχούν στους παραπάνω συνδυασμούς. Έτσι, κατά τη διάρκεια κάθε διαστήματος σηματοδοσίας T_s , μεταδίδεται μια από τις εξής δυνατές κυματομορφές

$$\left. \begin{aligned} \text{Έξοδος διαμορφωτή I} \quad & s_1(t) = A \sin \omega_c t \\ & s_2(t) = -A \sin \omega_c t \end{aligned} \right\} \text{για } 0 \leq t \leq T_s \quad (3.18\alpha)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{Έξοδος διαμορφωτή Q} \quad & s_3(t) = A \cos \omega_c t \\ & s_4(t) = -A \cos \omega_c t \end{aligned} \right\} \text{για } 0 \leq t \leq T_s \quad (3.18\beta)$$

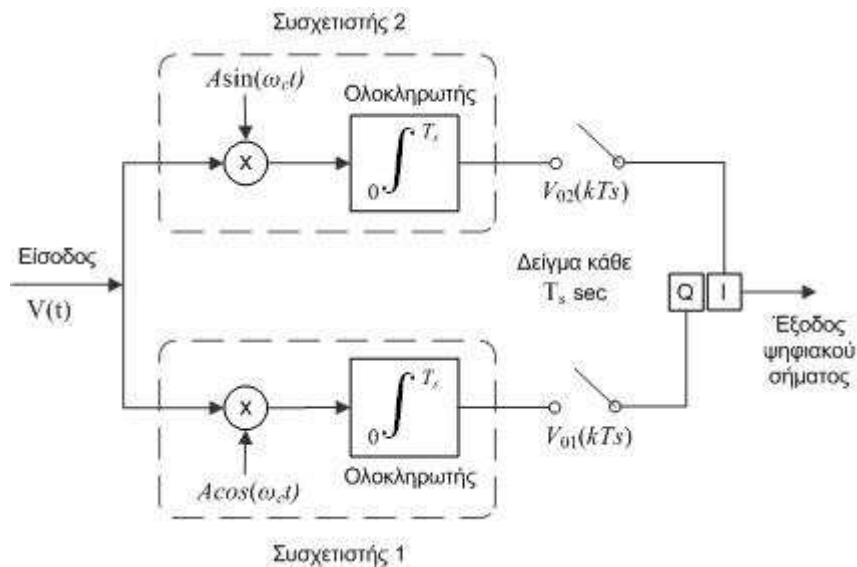
Οι κυματομορφές αυτές αντιστοιχούν στις αλλαγές φάσης 0° , 90° , 180° και 270° όπως φαίνεται και στο διανυσματικό διάγραμμα (constellation diagram) του Σχήματος 3.15 (πρότυπο ITU-T V.26). Μετά την πρόσθεση των δυο σημάτων στο γραμμικό αθροιστή του Σχήματος 3.13 το τελικό σήμα έχει σαν φάση τη συνισταμένη των φάσεων των δυο σημάτων QI (Σχήμα 3.14).



Σχήμα 3.15 Διανυσματικό διάγραμμα (constellation diagram) της QPSK.

3.7.1 Δέκτης Σήματος QPSK

Ο δέκτης για ένα τέτοιο σύστημα είναι αυτός που φαίνεται στο Σχήμα 3.16. Στην είσοδο της διάταξης λαμβάνεται το διαμορφωμένο σήμα $V(t)$ και στη συνέχεια οδηγείται σε δυο συσχετιστές. Οι ισοσταθμισμένοι διαμορφωτές χρειάζονται δυο τοπικές κυματομορφές αναφοράς. Την $A \sin(\omega_c t)$ για το I-kanάλι και την $A \cos(\omega_c t)$ για το Q-kanάλι.



Σχήμα 3.16 Δέκτης συσχετισμού για το σύστημα QPSK.

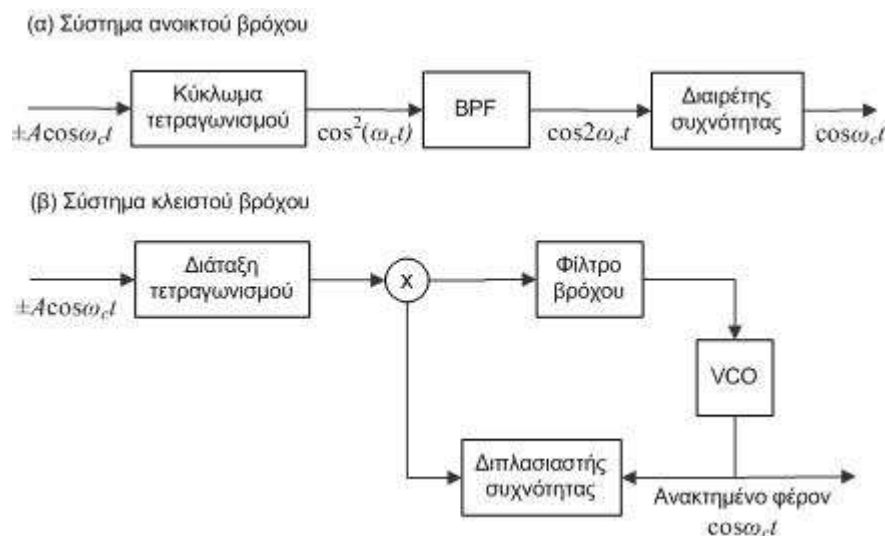
Ανάλογα με την πολικότητα της εξόδου των δειγματοληπτών $V_{01}(kT_s)$ και $V_{02}(kT_s)$ προσδιορίζεται το σήμα που είχαμε στην είσοδο του δέκτη κατά τη διάρκεια του k-στού διαστήματος σηματοδosis (δηλ. οι στάθμες κατωφλίου είναι μηδέν).

3.8 ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΥΓΧΡΟΝΙΣΜΟΥ

Για την άριστη αποδιαμόρφωση κυματομορφών ASK, FSK και PSK χρειάζεται στο δέκτη η πληροφορία χρονισμού. Ιδιαίτερα, η λειτουργία της ολοκλήρωσης κι μηδένισης στους δέκτες συσχετισμού και η λειτουργία της δειγματοληψίας για τους άλλους τύπους δεκτών πρέπει να ελέγχονται απόλυτα και να συγχρονίζονται με το σήμα που καταφθάνει προκειμένου να επιτευχθεί άριστη επίδοση. Τρεις γενικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται για το συγχρονισμό στα συστήματα ψηφιακής διαμόρφωσης. Αυτές οι μέθοδοι είναι οι εξής:

- Χρήση πρωτογενούς ή δευτερογενούς προτύπου χρόνου (time standard).
- Χρησιμοποίηση ξεχωριστού σήματος συγχρονισμού.
- Εξαγωγή της πληροφορίας χρονισμού από την ίδια την διαμορφωμένη κυματομορφή, μέθοδος που αναφέρεται και σαν αυτό-συγχρονισμός (self-synchronization).

Στην πρώτη μέθοδο, ο πομπός και ο δέκτης προσδένονται στην παρακολούθηση μιας κύριας πηγής χρονισμού (master timing source) μεγάλης ακρίβειας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται συχνά στα μεγάλα επικοινωνιακά δίκτυα μετάδοσης δεδομένων. Στα συστήματα μετάδοσης δεδομένων point-to-point σπάνια χρησιμοποιείται η μέθοδος αυτή, λόγω υψηλού κόστους.



Σχήμα 3.17 Εξαγωγή τοπικού φέροντος για τη σύγχρονη αποδιαμόρφωση PSK σημάτων.

Ξεχωριστά σήματα συγχρονισμού, με τη μορφή πιλοτικών τόνων, χρησιμοποιούνται ευρύτατα στα συστήματα επικοινωνίας δεδομένων point-to-point. Στη μέθοδο αυτή στέλνεται μαζί με την κυματομορφή που φέρει την πληροφορία και ένα ειδικό σήμα συγχρονισμού ή ένα ημιτονικό σήμα

γνωστής συχνότητας. Το σήμα συγχρονισμού στέλνεται συνοδευτικά προς τη διαμορφωμένη κυματομορφή με έναν από τους ακόλουθους τρόπους:

- με πολυπλεξία διαίρεσης συχνότητας (FDM), οπότε η συχνότητα του τόνου επιλέγεται έτσι ώστε να πεύτει σε θέση μηδενισμού της psd της κυματομορφής σηματοδοσίας.
- με πολυπλεξία διαίρεσης χρόνου (TDM) οπότε η διαμορφωμένη κυματομορφή διακόπτεται για μια μικρή περίοδο κατά τη διάρκεια της οποίας μεταδίδεται το σήμα συγχρονισμού, ή
- με πρόσθετη διαμόρφωση στο τέλος κάθε περιόδου σηματοδοσίας.

Σε όλες τις παραπάνω μεθόδους, το σήμα συγχρονισμού απομονώνεται στο δέκτη και οι διελεύσεις από το μηδέν του σήματος αυτού, ελέγχουν τις λειτουργίες της δειγματοληψίας στο δέκτη. Όλες οι μέθοδοι που σχολιάσαμε παραπάνω οδηγούν σε επιβαρύνσεις (ή πρόσθετες απαιτήσεις) του συστήματος, με τη μορφή αύξησης των απαιτήσεων σε ισχύ και εύρος ζώνης ή με την ελάττωση του ρυθμού δεδομένων, εκτός από την αύξηση της πολυπλοκότητας της συσκευής.

Στις μεθόδους αυτο-συγχρονισμού, γίνεται η εξαγωγή ενός τοπικού φέροντος αναφοράς καθώς και μιας πληροφορίας χρονισμού, από τις ίδιες τις λαμβανόμενες κυματομορφές. Στο Σχήμα 3.17α φαίνεται το συνοπτικό διάγραμμα ενός συστήματος το οποίο αντλεί ένα σύμφωνο τοπικό φέρον από την ίδια την κυματομορφή του PSK. Ανάλογα συστήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή τέτοιου σήματος αναφοράς για άλλους τύπους ψηφιακής διαμόρφωσης.

Μια άλλη παραλλαγή, με ανατροφοδότηση, του παραπάνω συγχρονιστή με τετραγωνισμό, φαίνεται στο Σχήμα 3.17β. Η παραλλαγή αυτή κάνει χρήση ενός PLL (phase locked loop) κυκλώματος για την εξαγωγή της σωστής φάσης και της συχνότητας της φέρουσας κυματομορφής. Το σύστημα αυτό με ανατροφοδότηση παρακολουθεί ακριβέστερα τη φάση του φέροντος, αλλά η απόκριση του είναι βραδύτερη συγκριτικά με το κύκλωμα συγχρονισμού ανοικτού βρόχου.

ΜΕΡΟΣ ΙΙ -ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

4.1 ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΕΧΝΗΤΟ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ

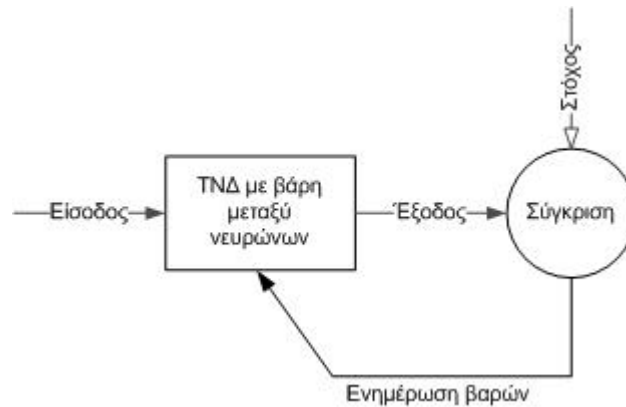
Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) είναι μια σχετικά πρόσφατη ιδέα στο χώρο των υπολογιστών, της οποίας οι βασικές αρχές και λειτουργίες εμπνεύστηκαν από το νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών. Η μελέτη και η χρήση τους όμως, έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς, και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να επιλύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή.

Η έμπνευση για κάθε μορφής νευρωνικό δίκτυο ξεκινά από την βιολογία. Οι ζώντες οργανισμοί, από τους πιο απλούς μέχρι τον άνθρωπο, έχουν ένα νευρικό σύστημα, το οποίο είναι υπεύθυνο για μια πλειάδα από διεργασίες, όπως είναι η επαφή με τον εξωτερικό κόσμο, η μάθηση, η μνήμη, κ.λπ. Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από πολλά νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι, οπωσδήποτε, ο εγκέφαλος, ο οποίος επίσης αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μονάδων, που λέγονται **νευρώνες** ή νευρώνια (neurons). Ο νευρώνας είναι η πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου. Οι νευρώνες επεξεργάζονται συνεχώς πληροφορίες, παίρνοντας και στέλνοντας ηλεκτρικά σήματα σε γειτονικούς νευρώνες. Βλέπουμε λοιπόν ότι οι πρώτες γνώσεις μας για τα νευρωνικά δίκτυα προέρχονται από τη βιολογία και την ιατρική.

Σήμερα διεξάγεται ένας μεγάλος όγκος έρευνας στις δύο αυτές επιστήμες για την καλύτερη κατανόηση των νευρωνικών δικτύων του εγκεφάλου, καθώς είναι προφανές ότι αυτό θα βοηθήσει στο να εξηγήσουμε τον τρόπο λειτουργίας του. Έτσι λοιπόν, τα νευρωνικά δίκτυα των ζώντων οργανισμών ονομάζονται βιολογικά νευρωνικά δίκτυα και αποτελούν τα πρώτα δίκτυα που έτυχαν συστηματικής μελέτης.

Οι διεργασίες που επιτελούνται από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα στους ζώντες οργανισμούς είναι τόσο περίπλοκες, αλλά και τόσο χρήσιμες στην καθημερινή ζωή του ανθρώπου. Το γεγονός αυτό, έχει οδηγήσει στο να γίνουν κάποιες πρώτες σκέψεις για το αν υπάρχει η δυνατότητα να

δημιουργηθούν πρότυπα (μοντέλα) του νευρωνικού συστήματος του ανθρώπου, τα οποία θα περιέχουν όλα τα μέχρι σήμερα γνωστά χαρακτηριστικά, και θα μπορούν από μόνα τους να επιτελούν πολύπλοκες εργασίες, με τον ίδιο τρόπο που γίνεται και στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Τα μοντέλα αυτά ονομάζονται **Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, ΤΝΔ** (Artificial Neural Networks, ANN).



Σχήμα 4.1 Προσαρμογή βαρών ενός ΤΝΔ.

Σκοπός της λειτουργίας ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι να μπορεί να επιτελεί από μόνο του ορισμένες διεργασίες, αφού προηγουμένως εκπαιδευθεί κατάλληλα. Κάθε δίκτυο δέχεται ορισμένες εισόδους και παράγει ορισμένες εξόδους (input-output). Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 4.1, το δίκτυο τροποποιεί την εσωτερική του δομή συγκρίνοντας την έξοδο με το στόχο έως ότου τα δυο αυτά μεγέθη συγκλίνουν σε ικανοποιητικό βαθμό. Τότε μπορεί να γενικεύσει τη λύση και σε άλλα ανάλογα προβλήματα για τα οποία δεν έχει προηγουμένως εκπαιδευτεί. Οποσδήποτε όμως, τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά. Ως σκέψη λοιπόν μια τέτοια διαδικασία είναι πολύ φιλόδοξη.

4.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ

Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts^[1]. Σε μια πρώτη εργασία τους παρουσίασαν για πρώτη φορά την ιδέα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από μια συλλογή ενός μεγάλου αριθμού νευρώνων, και έδειξαν τον τρόπο με τον οποίο θα μπορούσαν να λειτουργούν οι νευρώνες με τις διασυνδέσεις τους. Οι ίδιοι συγγραφείς προχώρησαν το 1947 σε ένα πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων, το οποίο περιείχε πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέστερα πρότυπα.

Ένα άλλο έργο της πρώτης αυτής εποχής που αφήνει ακόμα και σήμερα την επιρροή του είναι το βιβλίο του D. Hebb^[2], "The Organisation of Behavior" (1949), το οποίο εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb (Hebbian learning rule). Το μοντέλο του Hebb αναφέρεται στις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή στους νευρώνες. Ο κανόνας αυτός λέει ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις νευρωνικές του συνδέσεις, το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο του παρουσιάζεται.

Το 1957 παρουσιάστηκε το μοντέλο Perceptron από τον F. Rosenblatt^[3], ο οποίος αρχικά υλοποίησε τον πρώτο δίκτυο με hardware. Είναι ένα πολύ απλό μοντέλο (οι λεπτομέρειες θα παρουσιαστούν σε επόμενο κεφάλαιο) που έχει μόνο δυο επίπεδα, της εισόδου και της εξόδου. Το σήμα προχωρά μονοδρομικά από την είσοδο στην έξοδο. Το μοντέλο αυτό στην αρχή είχε πολλές επιτυχίες, αλλά γρήγορα φάνηκε ότι είχε και πολλούς περιορισμούς. Την ίδια περίπου εποχή με την ανάπτυξη του μοντέλου perceptron οι Widrow και Hoff^[4] ανέπτυξαν το 1959 δυο νέα μοντέλα, το Adaline και το Madaline. Μάλιστα αυτά τα μοντέλα ήταν τα πρώτα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν επιτυχώς για πρακτικά προβλήματα: Χρησιμοποιήθηκαν ως φίλτρα για να εξαλείψουν την ηχώ σε τηλεφωνικές γραμμές.

Το 1986 δημοσιεύεται ένα άλλο σημαντικό έργο από τους McClelland^[5] και Rumelhart, το "Parallel Distributed Processing" το οποίο ανοίγει νέους δρόμους στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Παρουσιάζεται η ιδέα κατά την οποία ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί ως παράλληλος επεξεργαστής επιτρέποντας την ύπαρξη και άλλων επιπέδων νευρώνων, εκτός από την είσοδο και την έξοδο. Προτείνουν μια νέα διαδικασία εκπαίδευσης, τη μέθοδο της οπισθοδιάδοσης (back-propagation), η οποία κατέληξε να είναι η πιο χρήσιμη σήμερα τεχνική εκπαίδευσης δικτύων. Η μέθοδος αυτή είχε συζητηθεί και από άλλους νωρίτερα, αλλά για πρώτη φορά το 1986 παρουσιάστηκε ολοκληρωμένα και με αυστηρά μαθηματικό τρόπο.

Μετά την πρόοδο σε τόσα πολλά σημεία που παρουσιάστηκε ιδιαίτερα τη δεκαετία του '80, τα τελευταία δέκα χρόνια παρατηρούμε ότι αρχίζουν να εμφανίζονται πολλά σημεία που δείχνουν ότι η περιοχή των νευρωνικών δικτύων έχει πλέον αναπτυχθεί σε ένα ανεξάρτητο πεδίο της επιστήμης με δικά του στοιχεία, δικό του χαρακτήρα σαφώς καθορισμένο, και τέλος με μεγάλο αριθμό επιστημόνων που ασχολούνται αποκλειστικά τώρα με τη νέα αυτή περιοχή.

Πολύ σημαντικό είναι επίσης το γεγονός ότι τα τελευταία δεκαπέντε χρόνια δημιουργήθηκαν και οι πρώτες εμπορικές εταιρείες οι οποίες ασχολούνται αποκλειστικά με νευρωνικά δίκτυα. Βρίσκονται

σχεδόν όλες στις ΗΠΑ, συνήθως έχουν μικρό αριθμό εργαζομένων, και παράγουν εξειδικευμένα προγράμματα για τη λύση συγκεκριμένων προβλημάτων.

5. ΒΑΣΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ

Τα ΤΝΔ που θα περιγράψουμε στο παρόν κεφάλαιο είναι παραλλαγές της ιδέας της παράλληλης κατανεμημένης επεξεργασίας (parallel distributed processing), η οποία παρουσιάστηκε το 1986 από τους J. McClelland και D. Rumelhart^[5]. Παρακάτω επιχειρείται να δωθεί ένας ορισμός των ΤΝΔ :

«Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο είναι ένα σύστημα που αποτελείται από ένα σύνολο απλών παράλληλων μονάδων επεξεργασίας των οποίων η λειτουργία καθορίζεται από τη δομή του δικτύου, τα βάρη των μεταξύ τους συνδέσεων και η επεξεργασία των δεδομένων συντελείται σε υπολογιστικά στοιχεία ή κόμβους.» - DARPA Neural Network Study.

Για να γίνει ο παραπάνω ορισμός πιο πλήρης πρέπει να προσθέσουμε ότι η γνώση τους είναι προϊόν εκμάθησης δεδομένων, η οποία αποθηκεύεται στα βάρη των διασυνδέσεων με τη μορφή κατανεμημένης μνήμης.

Η αρχιτεκτονική των δικτύων βασίζεται σε διάφορα δομικά στοιχεία, τα οποία είναι υπεύθυνα για την επεξεργασία. Τα κυριότερα στοιχεία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι τα εξής:

- Ένα σύνολο μονάδων επεξεργασίας ή νευρώνων S .
- Μια κατάσταση ενεργοποίησης a_k για κάθε μονάδα επεξεργασίας, η οποία είναι ισοδύναμη με την έξοδο της μονάδας.
- Οι συνδέσεις μεταξύ των μονάδων. Κάθε σύνδεση ορίζεται από ένα βάρος w_{jk} , το οποίο καθορίζει την επίδραση του σήματος της μονάδας k στην μονάδα j .
- Ένας κανόνας διάδοσης (propagation rule), ο οποίος καθορίζει την ενεργή είσοδο n_k της μονάδας από τις εξωτερικές εισόδους.
- Μια συνάρτηση ενεργοποίησης f_k , η οποία καθορίζει το νέο επίπεδο ενεργοποίησης που βασίζεται στην ενεργή είσοδο $n_k(t)$ και στην τρέχουσα κατάσταση ενεργοποίησης $a_k(t)$.
- Μια εξωτερική είσοδο πόλωσης (bias, offset) b_k για κάθε μονάδα.
- Μια μέθοδο εκπαίδευσης (κανόνας εκμάθησης).

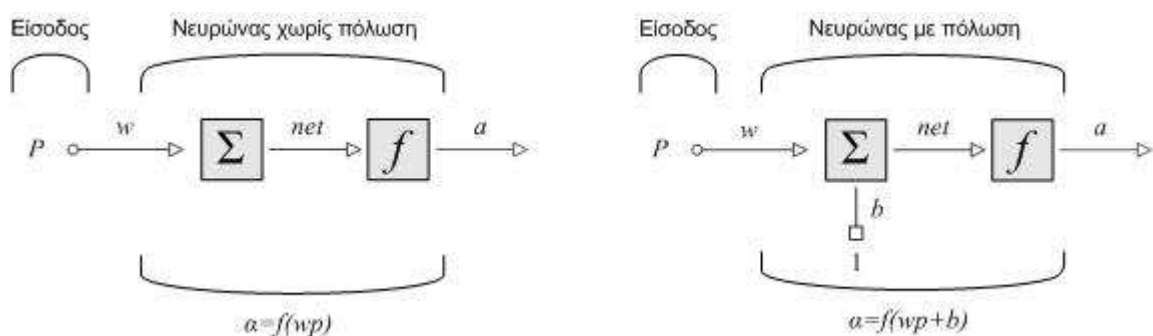
- Το περιβάλλον στο οποίο θα λειτουργεί το σύστημα, παρέχοντας σήματα εισόδου και –αν είναι απαραίτητο- σήματα σφαλμάτων.

Το Σχήμα 5.1 δείχνει τα παραπάνω στοιχεία, τα οποία θα περιγραφούν αναλυτικότερα στις επόμενες παραγράφους.

5.1 ΜΟΝΤΕΛΟ ΝΕΥΡΩΝΑ

5.1.1 Ο Απλός Νευρώνας

Ένας τεχνητός νευρώνας (μονάδα επεξεργασίας) στην απλούστερη μορφή του αποτελείται από μια είσοδο p και μια έξοδο a (Σχήμα 5.1). Η είσοδος αυτή μπορεί να είναι, είτε ένα από τα πρότυπα του νευρωνικού δικτύου (εξωτερική είσοδος), είτε η έξοδος ενός προηγούμενου νευρώνα. Το σήμα εισόδου καθώς διαδίδεται μέσω των συνδέσεων του νευρώνα πολλαπλασιάζεται με μια ποσότητα που καλείται βάρος w δημιουργώντας έτσι το γινόμενο wp . Η ποσότητα αυτή αποτελεί το περιεχόμενο της συνάρτησης ενεργοποίησης f (βλέπε § 5.1.3). Η απλή αυτή διαδικασία ολοκληρώνεται με την παραγωγή της τελικής ποσότητας $a = f(wp)$.



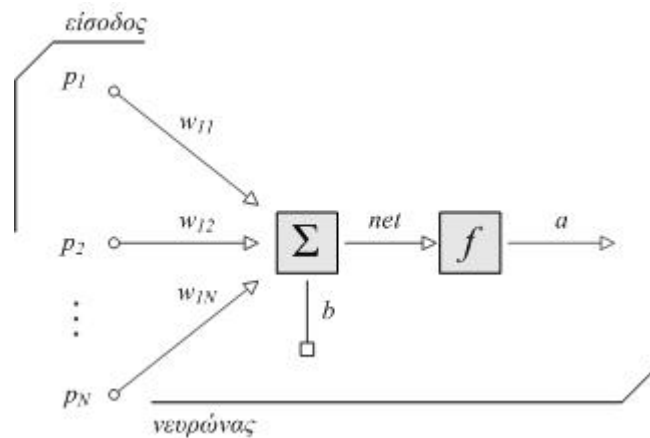
Σχήμα 5.1 Νευρώνας με πόλωση και χωρίς πόλωση

Στην περίπτωση που όλες οι τιμές των προτύπων είναι μηδενικές, η εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου δεν θα γίνει σωστά. Για το λόγο αυτό εισάγουμε μια επιπλέον παράμετρο που καλείται πόλωση/μετατόπιση b (bias/offset) και παίρνει μοναδιαία τιμή. Η παράμετρος αυτή λειτουργεί ως ψευδο-είσοδος και μπορούμε να τη δούμε είτε απλά σαν μια αυξητική ποσότητα (bias) του γινομένου wp είτε σαν μια μετατόπιση (offset) της συνάρτησης f κατά ποσότητα b . Η τελική έξοδος τώρα θα είναι $a = f(wp + b)$.

Κάθε νευρώνας εκτελεί και μια δεύτερη εργασία, την προσαρμογή του βάρους και της πόλωσης. Κάθε φορά που η έξοδος a δεν ικανοποιεί το επιθυμητό επίπεδο προσέγγισης, τα βάρη και η πόλωση του δικτύου αναπροσαρμόζονται και επαναλαμβάνεται η όλη διαδικασία.

5.1.2 Νευρώνας με Διανυσματική Είσοδο

Στο Σχήμα 5.2, φαίνεται ένας νευρώνας με διανυσματική είσοδο στοιχείων N . Στην περίπτωση αυτή, κάθε στοιχείο εισόδου p_1, p_2, \dots, p_N πολλαπλασιάζεται με τα αντίστοιχα βάρη $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1N}$ και το αποτέλεσμα κάθε γινομένου αθροίζεται.



Σχήμα 5.2 Νευρώνας με διανυσματική είσοδο.

Κάθε νευρώνας έχει και μια πόλωση, η οποία προστίθεται στην προηγούμενη ποσότητα για να δώσει την έξοδο net . Η τελική αυτή ποσότητα, αποτελεί το όρισμα της συνάρτησης ενεργοποίησης $f(\cdot)$.

$$net = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \dots + w_{1N}p_N + b \quad (5.1)$$

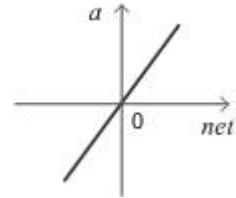
Τις περισσότερες φορές, ένας μοναδικός νευρώνας δεν είναι αρκετός για την επίλυση των προβλημάτων και έτσι συχνά χρησιμοποιούνται δίκτυα με έναν μεγάλο αριθμό νευρώνων. Ο τρόπος σύνδεσης των νευρώνων καθορίζει τον τρόπο με τον οποίο γίνονται οι υπολογισμοί και αποτελεί μια από τις πρώτες αποφάσεις που πρέπει να πάρει ο χρήστης.

5.1.3 Συναρτήσεις Ενεργοποίησης

Το σήμα net του Σχήματος 5.1, συνήθως, επεξεργάζεται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) f για να παράγει το σήμα εξόδου a του νευρωνίου. Οι πιο συνηθισμένες μορφές που μπορεί να πάρει η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι οι εξής:

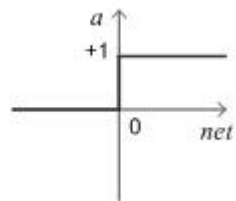
Γραμμική συνάρτηση
(linear function):

$$f(net) = net$$



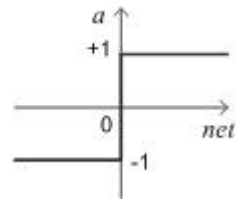
Βηματική συνάρτηση
(step function):

$$f(net) = \begin{cases} 1, & \text{αν } net > 0 \\ 0, & \text{αν } net \leq 0 \end{cases}$$



Συμμετρική βηματική συνάρτηση
(symmetric step function):

$$f(net) = \begin{cases} 1, & \text{αν } net > 0 \\ -1, & \text{αν } net \leq 0 \end{cases}$$

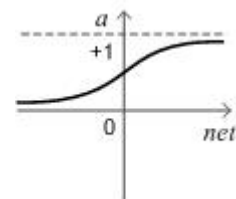


Στην περίπτωση των βηματικών συναρτήσεων, αν το άθροισμα net είναι μεγαλύτερο από ένα κατώφλι (threshold) θ , τότε ο νευρώνας πυροδοτεί, διαφορετικά παραμένει αδρανής. Μαθηματικά, η έξοδος του νευρώνα εκφράζεται από τη σχέση $a = f(net - \theta)$, όπου $f(\cdot)$ μια από τις παραπάνω βηματικές συναρτήσεις.

Μια άλλη κατηγορία συναρτήσεων ενεργοποίησης που προσομοιώνει καλύτερα τη μη-γραμμική ικανότητα μεταφοράς των βιολογικών νευρώνων και επιτρέπει την εκτέλεση, από το δίκτυο, γενικότερων λειτουργιών, είναι αυτή των συμπιέζουσων συναρτήσεων (squashing functions). Οι συναρτήσεις αυτές συμπιέζουν την έκταση του net έτσι ώστε το a να μην υπερβαίνει ποτέ κάποιο κατώτατο όριο, αναφορικά με την τιμή του net . Η πιο συνηθισμένη squashing function είναι η “σιγμοειδής” συνάρτηση.

Σιγμοειδής συνάρτηση
(sigmoid ή logistic function):

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}}$$

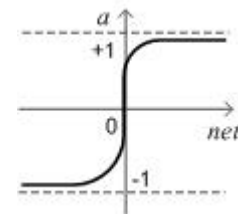


Σε αντιστοιχία με τα αναλογικά ηλεκτρονικά συστήματα, μπορούμε να πούμε για τη συνάρτηση ενεργοποίησης ότι είναι αυτή που ορίζει το μη-γραμμικό κέρδος για το ΤΝΔ. Το κέρδος αυτό υπολογίζεται αν βρούμε την αλλαγή που επιφέρει μια μικρή αλλαγή του σήματος net πάνω στο σήμα εξόδου a . Έτσι, το κέρδος είναι η κλίση της καμπύλης στο καθορισμένο επίπεδο διέγερσης. Αρχικά, έχει χαμηλή τιμή για μεγάλη αρνητική διέγερση (η καμπύλη είναι σχεδόν οριζόντια) μέχρι υψηλή τιμή για μηδενική διέγερση και πέφτει στη συνέχεια όταν η διέγερση γίνεται πολύ μεγάλη και θετική.

Ο Grossberg (1973) βρήκε ότι η ικανότητα του μη-γραμμικού κέρδους έλυσε το noise-saturation (διαβρεχόμενα από θόρυβο) πρόβλημα, δηλ. τον τρόπο με τον οποίο το δίκτυο μπορεί να χειρίζεται μικρά και μεγάλα σήματα. Μικρά σήματα εισόδου απαιτούν υψηλό κέρδος διαμέσω του δικτύου αν θέλουμε να παράγουν χρήσιμη έξοδο, όμως υψηλά επίπεδα κέρδους μπορούν να διαποτίσουν την έξοδο με μεγεθυμένο θόρυβο (τυχαία μεταβαλλόμενο). Ανάλογα, μεγάλα σήματα εισόδου με υψηλό κέρδος, μπορεί να εξουδετερώσουν τα σήματα εξόδου που θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν. Η κεντρική περιοχή του υψηλού κέρδους από τη σιγμοειδή συνάρτηση λύνει το πρόβλημα της επεξεργασίας μικρών σημάτων, ενώ η περιοχή, όπου στο θετικό και αρνητικό άκρο έχουμε κέρδος που ελαττώνεται, είναι κατάλληλη για μεγάλες διεγέρσεις. Με τον τρόπο αυτόν ο νευρώνας λειτουργεί, με το κατάλληλο κέρδος, πάνω σε μια μεγάλη περιοχή των επιπέδων εισόδου.

Υπερβολική εφαπτομενική συνάρτηση
(hyperbolic tangent function):

$$f(n) = \frac{1 - e^{-net}}{1 + e^{-net}}$$



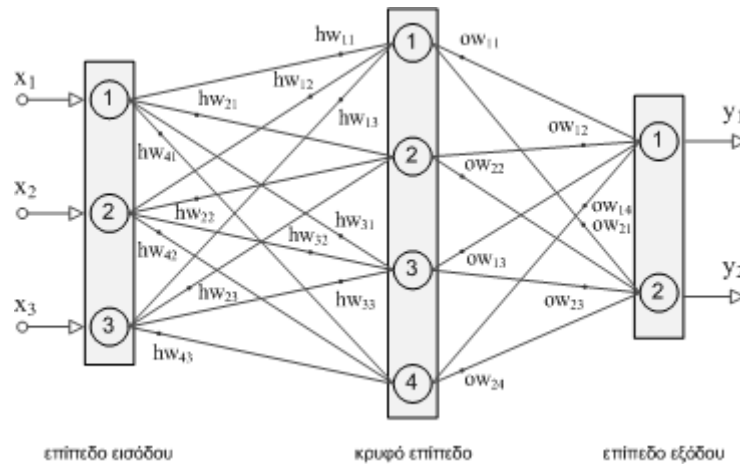
Μια άλλη συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη. Είναι επίσης σιγμοειδής, αλλά και συμμετρική ως προς την αρχή των αξόνων. Έτσι η έξοδος a , σε αντίθεση με τη σιγμοειδή συνάρτηση δεν μηδενίζεται όταν $net = 0$, χαρακτηριστικό ευεργετικό για ορισμένα δίκτυα.

5.2 ΤΟΠΟΛΟΓΙΕΣ ΔΙΚΤΥΩΝ

5.2.1 Πολυστρωματικά Δίκτυα

Συνήθως οι νευρώνες ενός *πολυστρωματικού* δικτύου (Σχήμα 5.3) διατάσσονται σε ξεχωριστά, ιεραρχικά δομημένα, συμπλέγματα που καλούνται στρώματα, στιβάδες ή επίπεδα (layers). Το

χαμηλότερο ή πρώτο επίπεδο θεωρείται ότι περιέχει τους κόμβους της εισόδου και το υψηλότερο περιέχει τους κόμβους που μεταδίδονται τα αποτελέσματα (ή συμπεράσματα) στον έξω κόσμο.



Σχήμα 5.3 Πολυστρωματικό δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed-forward network)

Στα ΤΝΔ πολλαπλών στρωμάτων τα ενδιάμεσα ή μεσαία στρώματα ονομάζονται *κρυφά* ή *κρυμμένα* (hidden layers) και δεν επικοινωνούν άμεσα με το περιβάλλον. Αν και ένα ΤΝΔ μπορεί ενδεχομένως να έχει πολλά στρώματα, έχει αποδειχθεί ότι οποιαδήποτε σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων του δικτύου μπορεί να υλοποιηθεί με ένα και μόνο κρυφό στρώμα.

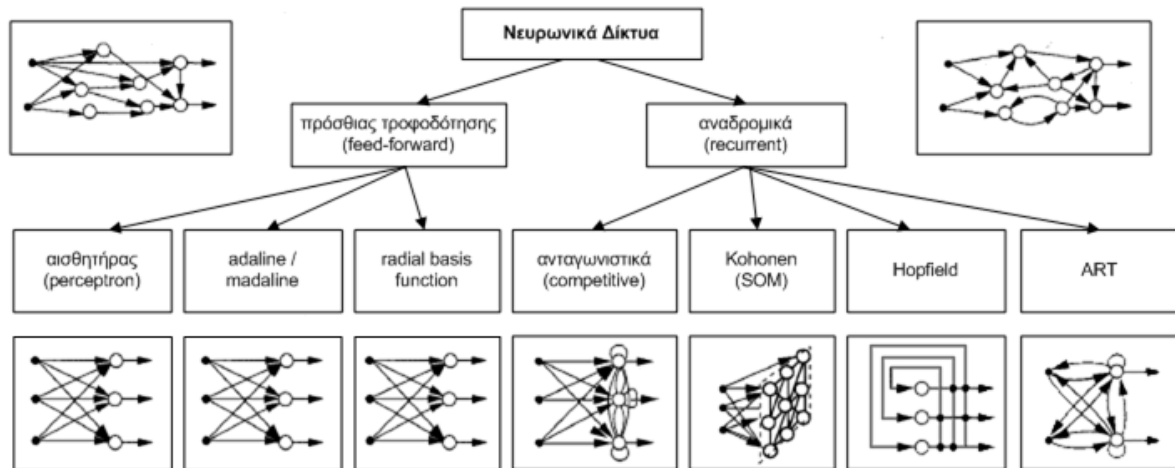
5.2.2 Αρχιτεκτονική ΤΝΔ

Ανάλογα με την τοπολογία της διασύνδεσης των διαφόρων επιπέδων και αλληλεπίδρασης των διαφόρων κόμβων ενός δικτύου, δηλ. την αρχιτεκτονική του ΤΝΔ, διακρίνονται οι παρακάτω κατηγορίες δικτύων:

- δίκτυα *πρόσθιας τροφοδότησης* (feed-forward networks), όπου οι πληροφορίες ρέουν προς μια κατεύθυνση από τις εισόδους προς τις εξόδους και χωρίς ανατροφοδότηση. Η έξοδος δηλ. ενός επιπέδου δεν επηρεάζει το ίδιο το επίπεδο.
- *αναδρομικά* (recurrent networks) δίκτυα, τα οποία περιέχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης

Σε αντίθεση με τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης, οι δυναμικές ιδιότητες των αναδρομικών δικτύων είναι σημαντικές. Σε μερικές περιπτώσεις, οι τιμές διέγερσης των νευρώνων υποβάλλονται σε διαδικασία χαλάρωσης (relaxation process) έτσι ώστε το ΤΝΔ να εξελιχθεί σε μια σταθερή κατάσταση στην οποία οι τιμές διέγερσης δεν θα μεταβάλλονται πλέον.

Τα συνηθέστερα παραδείγματα δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης είναι το Perceptron (βλέπε Κεφ.6) και το Adaline. Παραδείγματα αναδρομικών δικτύων έχουν παρουσιαστεί από τους Elman, Anderson, Kohonen και Hopfield.



Σχήμα 5.4 Παραδείγματα αναδρομικών δικτύων και πρόσθιας τροφοδότησης.

5.3 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Η λειτουργία ενός ΤΝΔ και η γνώση που είναι αποθηκευμένη σε αυτό τροποποιούνται μέσω της μεταβολής των βαρών των συνδέσεων (συνάψεων) κατά τη μάθηση του δικτύου. Μετά την εκπαίδευση του δικτύου καμμία μεταβολή των βαρών δεν επιτρέπεται. Η διαδικασία μάθησης αποτελεί βασική συνιστώσα του αντικειμένου των ΤΝΔ. Διακρίνονται δύο τεχνικές μάθησης:

- η μάθηση *με επίβλεψη* (supervised learning) ή *συσχετιζόμενη* (associative learning) η οποία ενσωματώνει μια γενική γνώση για το σύστημα κατά την οποία το ΤΝΔ εκπαιδεύεται με συγκεκριμένα πρότυπα εισόδου και τις αντίστοιχες εξόδους-στόχους.
- η μάθηση *χωρίς επίβλεψη* (unsupervised learning) ή *με αυτο-οργάνωση* (self-organization) όπου δεν υπάρχουν εκ των προτέρων καθορισμένα ζεύγη εισόδου-εξόδου. Εδώ το σύστημα πρέπει να αναπτύξει τη δική του αναπαράσταση των ερεθισμάτων εισόδου, ανακαλύπτοντας στατιστικά αξιοπρόσεκτα χαρακτηριστικά των προτύπων εισόδου.

Στην περίπτωση μάθησης με επίβλεψη παρέχεται στο υπό μάθηση δίκτυο η επιθυμητή έξοδος για κάθε είσοδο ώστε το δίκτυο να μαθαίνει τις σωστές συσχετίσεις μεταξύ εισόδων και εξόδων. Στην κατηγορία αυτή, στην οποία ανήκουν τα πρότυπα Perceptron και ADALINE, τη σημαντικότερη θέση

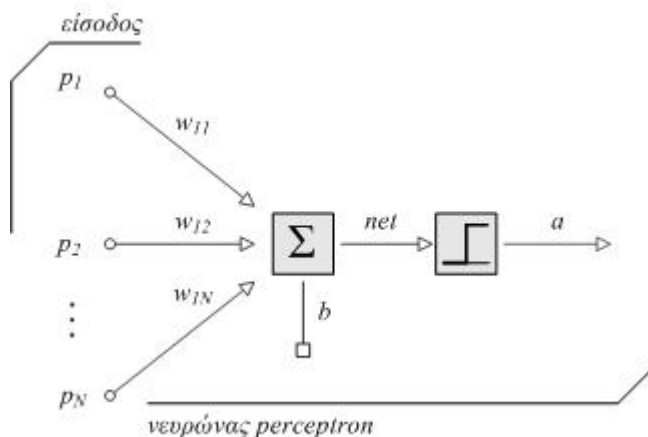
έχει ο αλγόριθμος μάθησης *οπισθόδρομης διάδοσης* (back-propagation), στον οποίο θα αναφερθούμε αναλυτικά στο Κεφάλαιο 7. Ο αλγόριθμος αυτός προσαρμόζει τα βάρη διασύνδεσης σε δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων με βάση τη διάδοση ενός μέτρου του σφάλματος, μεταξύ της επιθυμητής και πραγματικής εξόδου του δικτύου, από την έξοδο προς την είσοδο του δικτύου.

Για τη μάθηση χωρίς εποπτεία δεν παρέχεται στο δίκτυο καμμία πληροφορία σχετική με την επιθυμητή έξοδο που αντιστοιχεί σε κάθε είσοδο. Αντίθετα, το δίκτυο αυτο-οργανώνεται και μαθαίνει να αποκρίνεται με διαφορετικό τρόπο σε διαφορετικά χαρακτηριστικά της εισόδου. Χαρακτηριστική εφαρμογή της κατηγορίας αυτής είναι τα δίκτυα ανίχνευσης χαρακτηριστικών (feature detection) και ομαδοποίησης (clustering) δεδομένων. Παραδείγματα αλγορίθμων μάθησης χωρίς επίβλεψη είναι ο αλγόριθμος του Hebb και ο αλγόριθμος της ανταγωνιστικής μάθησης (competitive learning). Στην τελευταία, εντάσσονται οι αυτο-οργανούμενοι χάρτες (SOM) του Kohonen και η θεωρία του προσαρμοστικού συντονισμού (adaptive resonance theory) του Grossberg.

Υπάρχουν πολλές τοπολογίες νευρωνικών δικτύων, όπως τα δίκτυα Hopfield, Hamming και Boltzman, που επίσης χρησιμοποιούν την ίδια μέθοδο μάθησης. Γενικά, τα πρότυπα αυτά, με την ικανότητά τους να υλοποιούν αυθαίρετους μετασχηματισμούς εισόδου-εξόδου, χρησιμοποιούνται κυρίως ως *συνδεδετικές μνήμες* (associative memories) ή *ταξινομητές* (classifiers).

6. Ο ΑΙΣΘΗΤΗΡΑΣ (PERCEPTRON)

Ένα από τα πρώτα μοντέλα νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκε τη δεκαετία του '60, και έδωσε μεγάλη ώθηση, χάρη στις επιτυχίες που είχε από την αρχή, είναι το μοντέλο του αισθητήρα (perceptron) ή γραμμικού ταξινομητή. Βέβαια καθ' όσον οι γνώσεις μας για το νευρικό σύστημα του ανθρώπου προόδευαν, οι πρώτες αυτές προσπάθειες φαίνεται ότι ήταν πολύ απλοϊκές. Σήμερα υπάρχουν πολλές παραλλαγές με διαφορετικές και περίπλοκες νευρωνικές δομές. Η πιο απλή είναι ο λεγόμενος στοιχειώδης αισθητήρας (elementary perceptron), γιατί αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα, και είναι το πιο απλό αυτοδύναμο σύστημα που υπάρχει και επιτελεί μια ορισμένη διεργασία.



Σχήμα 6.1 Ο στοιχειώδης αισθητήρας (perceptron).

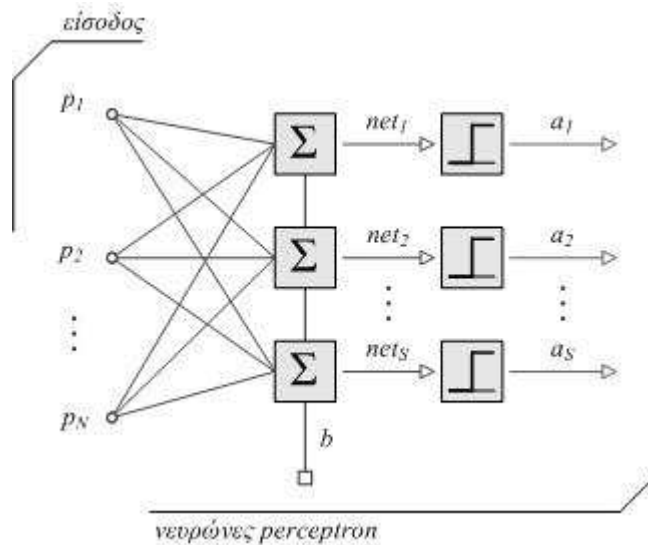
Ο στοιχειώδης αισθητήρας αποτελείται από πολλές εισόδους, p_1, p_2, \dots, p_N , και παράγει μια μόνο έξοδο a . Κάθε εισερχόμενο σήμα p_i , συνδέεται με τον κεντρικό νευρώνα με ένα βάρος w_i . Στην απλή περίπτωση του ενός νευρώνα (βλέπε Σχήμα 6.1) το w είναι η επίδραση του εισερχόμενου σήματος με τον νευρώνα αυτό. Αυτό που έχει σημασία δεν είναι η τιμή του βάρους w από μόνη της, ούτε η τιμή του σήματος p , αλλά το γινόμενο $w_i p_i$. Κάθε είσοδος λοιπόν p_i πολλαπλασιάζεται επί το αντίστοιχο βάρος w_i που έχει η σύνδεση i , ώστε αυτό που παρουσιάζεται στο νευρώνα από κάθε εισερχόμενο σήμα είναι το γινόμενο $w_i p_i$. Ο αισθητήρας κατόπιν αθροίζει τα γινόμενα αυτά με την πόλωση του νευρώνα, λαμβάνοντας τελικά ένα συνολικό σήμα με τιμή

$$net = \sum_{i=1}^N w_i p_i + b \quad (6.1)$$

Ακολούθως εφαρμόζουμε τη συνάρτηση κατωφλίου (ή βηματική συνάρτηση), με ένα συγκεκριμένο κατώφλι \mathcal{G} και συγκρίνουμε το \mathcal{G} με το άθροισμα net . Εάν $net > \mathcal{G}$ τότε ο αισθητήρας ενεργοποιείται και θεωρούμε ότι πυροδοτεί. Εάν $net < \mathcal{G}$ τότε το άθροισμα net μηδενίζεται και ο αισθητήρας παραμένει αδρανής. Αυτό συνοψίζεται ως εξής:

$$\begin{aligned} \text{εάν } net > \mathcal{G} \text{ τότε } a &= 1 \\ \text{εάν } net < \mathcal{G} \text{ τότε } a &= 0 \end{aligned}$$

Αντιλαμβανόμαστε λοιπόν ότι η ενεργητικότητα του αισθητήρα εξαρτάται από τα βάρη των συνδέσεων, τις τιμές των εισόδων, και την τιμή του κατωφλίου. Θεωρούμε ότι αυτό που μαθαίνει το σύστημά μας αποθηκεύεται στα βάρη των συνδέσεων, τα οποία, όπως θα δούμε και παρακάτω, μεταβάλλονται συνεχώς, κατά τη διάρκεια που το σύστημα "μαθαίνει" κάποια πληροφορία.



Σχήμα 6.2 Ο αισθητήρας (perceptron) με S νευρώνες.

Ένας αισθητήρας με πιο περίπλοκη δομή φαίνεται στο Σχήμα 6.2. Εδώ έχουμε S νευρώνες, αντί για έναν μόνο που έχει ο στοιχειώδης αισθητήρας. Στην πιο γενική περίπτωση έχουμε πλήρη συνδεσμολογία, δηλ. κάθε εισερχόμενο σήμα p_i παρουσιάζεται και στους S νευρώνες, με διαφορετικό βάρος κάθε φορά. Η διαδικασία σύγκρισης με το κατώφλι \mathcal{G} είναι η ίδια όπως και στο απλό μοντέλο, αλλά εδώ έχουμε μια πλειάδα από εξόδους, των οποίων ο αριθμός είναι S , όσο δηλ. και ο αριθμός των νευρώνων.

6.1 Η ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΟΥ ΑΙΣΘΗΤΗΡΑ

Το γεγονός ότι τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν, να εκπαιδεύονται, είναι ίσως το πιο σημαντικό τους χαρακτηριστικό. Όπως και τα βιολογικά δίκτυα, έτσι και τα τεχνητά δίκτυα μεταβάλλονται από την εμπειρία που αποκτούν, στην προσπάθειά τους να δώσουν ως έξοδο το ζητούμενο σωστό αποτέλεσμα.

Όπως είδαμε νωρίτερα μπορούμε να αποφανθούμε εάν ένα δίκτυο ενός επιπέδου μπορεί να παραστήσει μια συνάρτηση, χρησιμοποιώντας το κριτήριο της γραμμικής διαχωρισιμότητας. Όταν η απάντηση είναι θετική, τότε πρέπει να μπορέσουμε να βρούμε τις κατάλληλες τιμές των w και θ . Μόνον τότε το δίκτυο θα έχει εκπαιδευτεί. Μια τέτοια διαδικασία προτάθηκε από τον Rosenblatt.

Η εκπαίδευση μπορεί να είναι είτε εποπτευόμενη είτε μη εποπτευόμενη. Η εποπτευόμενη εκπαίδευση σημαίνει ότι υπάρχει ένας δάσκαλος εκτός του δικτύου, ο οποίος συνεχώς εκτιμά την συμπεριφορά του συστήματος και καθοδηγεί όποιες αλλαγές χρειάζονται. Στη μη-εποπτευόμενη εκπαίδευση δεν υπάρχει τέτοιος “δάσκαλος”. Το δίκτυο οργανώνει από μόνο του τη συμπεριφορά του και επιφέρει τις κατάλληλες αλλαγές. Η εκπαίδευση του αισθητήρα είναι εποπτευομένου τύπου.

Ο αλγόριθμος για την εκπαίδευση του αισθητήρα ακολουθεί την εξής διαδικασία: Στην αρχή της μάθησης το σύστημα δεν έχει καμμία προηγούμενη γνώση. Τα βάρη w_i πρέπει να έχουν τυχαίες τιμές, π.χ. έχουν τιμές οι οποίες δίνονται από μια κατανομή ψευδοτυχαίων αριθμών, και είναι όλα $0 < w < 1$. Όταν παρουσιάζουμε μια νέα πληροφορία στο σύστημα, τότε το σύστημα τη μαθαίνει με το να μεταβάλλει τα βάρη του προς τη σωστή κατεύθυνση, η οποία καθορίζεται από τον κανόνα Δέλτα, όπως θα δούμε παρακάτω. Η μεταβολή των βαρών συνεχίζεται έως ότου το σύστημα μάθει το σήμα που του δόθηκε. Όταν συμβεί αυτό τότε σταματάει η μεταβολή των w_i και οι τελικές τιμές αποθηκεύονται. Στο σημείο αυτό λέμε ότι το δίκτυο έχει εκπαιδευθεί, και έχει μάθει τα πρότυπα που του διδάξαμε.

6.2 Η ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ

Όλα τα νευρωνικά δίκτυα, συμπεριλαμβανομένου και του στοιχειώδους αισθητήρα, τα οποία υποβάλλονται σε μια διαδικασία εκμάθησης, ξεκινούν από μια κατάσταση κατά την οποία δεν έχουν καμμία απολύτως γνώση για το πρόβλημα το οποίο θα μελετήσουν. Κατά τη διάρκεια της εκμάθησης παρουσιάζονται τα διάφορα πρότυπα (patterns), τα οποία ο αισθητήρας πρέπει να μάθει να αναγνωρίζει.

Τα παραδείγματα αυτά αποτελούν τον δειγματικό χώρο εκπαίδευσης (training set), ο οποίος χωρίζεται σε δύο κατηγορίες: Την κατηγορία που περιλαμβάνει τα σήματα εισόδου, δηλ. τις τιμές p_1, p_2, \dots, p_N , και την κατηγορία που περιλαμβάνει τους στόχους εκμάθησης, δηλαδή το επιθυμητό αποτέλεσμα. Σε κάθε ομάδα εισερχομένων σημάτων αντιστοιχεί ένας μόνο στόχος, δηλ. υπάρχει μόνο μια σωστή απάντηση.

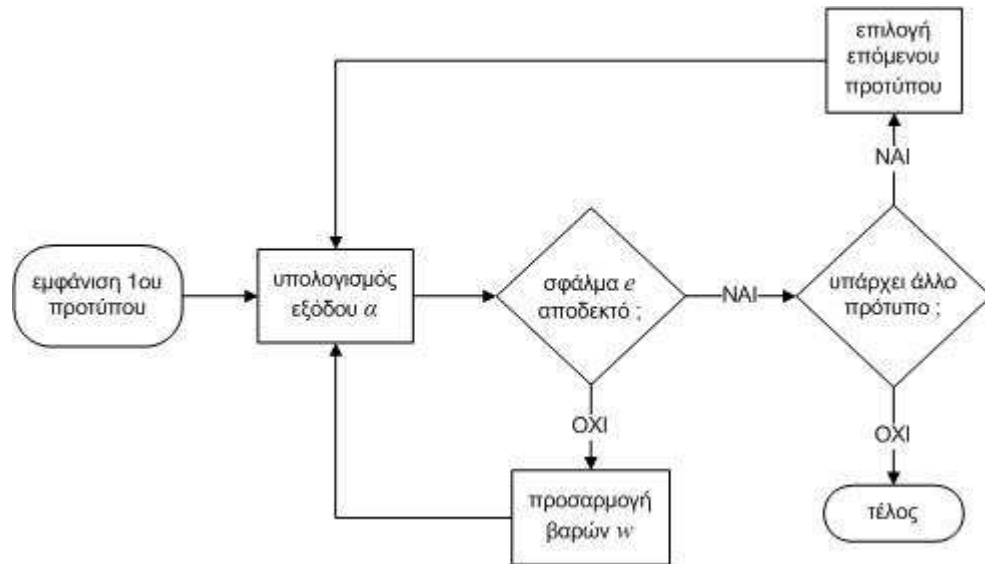
Ένα τέτοιο παράδειγμα δίνεται στον Πίνακα 6.1. Κάθε πρότυπο είναι ένα ζεύγος διανυσμάτων, που αποτελείται από το διάνυσμα εισόδου (P) και το διάνυσμα εξόδου (στόχος, T). Κάθε φορά που παρουσιάζουμε ένα πρότυπο στην είσοδο ακολουθείται η γνωστή διαδικασία. Οι νευρώνες υπολογίζουν το άθροισμα n_i , το συγκρίνουν με το κατώφλι θ , και δίνουν στην έξοδο την πρέπουσα τιμή. Η τελική έξοδος του δικτύου a συγκρίνεται με τον στόχο και υπολογίζεται το σφάλμα ($e = T - a$) βάσει της διαφοράς τους. Το δίκτυο χρησιμοποιεί τη διαφορά αυτή για να διορθώσει τις τιμές των w . Η διόρθωση γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε το δίκτυο, στην επόμενη επανάληψη να δώσει ως έξοδο μια τιμή σφάλματος όσο το δυνατόν πλησιέστερη στην επιθυμητή.

Πίνακας 6.1: Αριθμητικό παράδειγμα λειτουργίας ενός ΤΝΔ.

Πρότυπο	Στόχος	Είσοδος	Έξοδος
	0 0 0 1	0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1	0.032 0.001 0.019 0.999
	0 0 1 0	1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 0	0.090 0.101 0.998 0.031

Σκοπός της εκπαίδευσης είναι η εύρεση των κατάλληλων w , τα οποία, μετά το τέλος της εκπαίδευσης, αποθηκεύονται και αποτελούν τη βασική πληροφορία ενός εκπαιδευμένου δικτύου βάσει της οποίας το δίκτυο θα δίνει κάθε φορά τη σωστή τιμή για κάθε πρότυπο.

Η εκπαίδευση ακολουθεί το διάγραμμα ροής του Σχήματος 6.3. Όταν ακολουθηθεί ο αλγόριθμος αυτός, μετά από ορισμένες επαναλήψεις (εποχές), το δίκτυο θα μάθει να αναγνωρίζει τα πρότυπα και θα δίνει κάθε φορά τη σωστή απάντηση.



Σχήμα 6.3 Αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου.

6.2.1 Ο Κανόνας Μάθησης Δέλτα (Delta rule)

Ο πιο συνηθισμένος κανόνας για την διόρθωση των βαρών w τόσο για συνεχείς όσο και για διακριτές συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι ο κανόνας Δέλτα ή μέθοδος ελαχίστων τετραγώνων (least mean squares, LMS). Στην ενότητα αυτή θα εξετάσουμε τη δεύτερη περίπτωση στην οποία ανήκει και το perceptron.

Ορίζουμε ως παράμετρο e τη διαφορά εξόδου και στόχου δηλ. $e = t - a$, όπου t είναι ο στόχος, και a η έξοδος, που δίνεται μια δεδομένη στιγμή. Εάν $e = 0$ τότε η έξοδος είναι σωστή και δεν γίνεται καμμία διόρθωση. Εάν $e > 0$ ή $e < 0$ τότε θα γίνει διόρθωση στα βάρη κατά ποσότητα Δw :

$$\Delta w_{ji} = \eta (t_j - a_j) a_i = \eta e_j a_i \quad (6.2)$$

όπου a_i είναι η τιμή του σήματος εισόδου, και η η σταθερά του "ρυθμού εκμάθησης". Ακολούθως γίνεται η αναπροσαρμογή (διόρθωση) των βαρών:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) \quad (6.3)$$

όπου $w_{ji}(n+1)$ είναι η νέα τιμή του βάρους μετά τη διόρθωση στην επόμενη επανάληψη $n+1$, $w_{ji}(n)$ είναι η τιμή πριν τη διόρθωση, στην επανάληψη n . Ο κανόνας αυτός μεταβάλλει ένα βάρος w_{ji} μόνον αν το σήμα $a_i = 1$, αλλά δεν το μεταβάλλει αν $a_i = 0$, διότι τότε $\Delta w_i = 0$. Επίσης, θα πρέπει $e \neq 0$, για να γίνει οποιαδήποτε μεταβολή. Ο συντελεστής εκμάθησης η είναι συνήθως $\eta < 1$ και καθορίζει το πόσο γρήγορα συγκλίνει η μάθηση. Μεγάλες τιμές του η μπορούν να οδηγήσουν σε γρηγορότερη σύγκλιση, αλλά και σε ταλάντωση γύρω από τις βέλτιστες τιμές βαρών. Αντίθετα, μικρός ρυθμός εκμάθησης επιφέρει πιο αργή σύγκλιση, ενώ παράλληλα μπορεί να παγιώσει την εκπαίδευση του δικτύου σε τοπικά ακρότατα (βλέπε § 7.4).

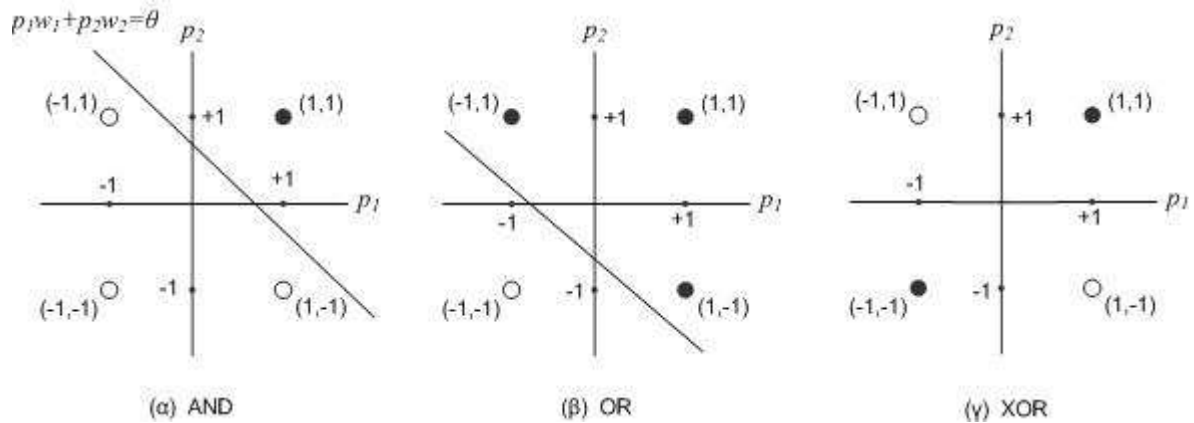
6.3 ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΑΠΟΚΛΕΙΣΤΙΚΗΣ ΔΙΑΖΕΥΞΗΣ (X-OR)

Ένα από τα πιο γνωστά προβλήματα των νευρωνικών δικτύων είναι το πρόβλημα της συνάρτησης X-OR (exclusive-or), συνάρτηση της αποκλειστικής διάζευξης, όπως λέγεται. Η συνάρτηση αυτή δέχεται δύο εισόδους και δίνει μια έξοδο. Οι εισοδοί και η έξοδος μπορεί να είναι 0 ή 1, και ισχύει ο εξής περιορισμός: Εάν και οι δύο εισοδοί είναι ίδιες τότε η έξοδος είναι 0, εάν είναι διαφορετικές τότε η έξοδος είναι 1. Οι όροι αυτοί συνοψίζονται στον Πίνακα 6.2.

Πίνακας 6.2: Η συνάρτηση X-OR.

	Είσοδος p_1	Είσοδος p_2	Έξοδος a
Πρότυπο 1	0	0	0
Πρότυπο 2	0	1	1
Πρότυπο 3	1	0	1
Πρότυπο 4	1	1	0

Θεωρούμε έναν στοιχειώδη αισθητήρα, δυο εισόδων και μιας εξόδου. Στο διάγραμμα του Σχήματος 6.4γ αναπαρίστανται όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί στο επίπεδο x - y , όπου οι δυο άξονες είναι οι δυο εισοδοί p_1 και p_2 . Κάθε φορά που εισέρχονται οι δυο εισοδοί p_1 και p_2 στο δίκτυο γίνεται σύγκριση μεταξύ του net και του θ . Το αποτέλεσμα πρέπει να είναι $a = 0$ όταν $net < 0.5$, και $a = 1$ όταν $net > 0.5$. Παρατηρούμε όμως ότι δεν υπάρχει κανένας συνδυασμός τιμών w_1 και w_2 που να παράγουν τις σχέσεις του Πίνακα 6.2. Ας θεωρήσουμε ότι το κατώφλι είναι $\theta = 0.5$.



Σχήμα 6.4 Γραμμική διαχωρισιμότητα διαφόρων λογικών συναρτήσεων.

Η αλγεβρική σχέση που περιγράφει το δίκτυό μας γίνεται $p_1 w_1 + p_2 w_2 = 0.5$. Η εξίσωση αυτή είναι γραμμική ως προς p_1 και p_2 . Αυτό σημαίνει ότι όλες οι τιμές των p_1, p_2 , που ικανοποιούν την εξίσωση αυτή, θα βρίσκονται σε μια ευθεία γραμμική στο επίπεδο $x-y$, όπως π.χ. η ευθεία του Σχήματος 6.4. Οποιαδήποτε τιμή κι αν έχουν τα p_1, p_2 πάνω στην γραμμή αυτή θα δώσουν $net = \theta = 0.5$. Εάν τα p_1 και p_2 βρίσκονται στη μια πλευρά της γραμμής τότε $net > \theta$, και $a = 1$. Αν βρίσκονται στην άλλη πλευρά της γραμμής τότε $net < \theta$ και $a = 0$. Αλλάζοντας τις τιμές w_1 και w_2 καθώς και την τιμή του θ , θα αλλάξει η κλίση και η θέση της γραμμής αυτής. Αυτό που θέλουμε εμείς όμως είναι τα σημεία $(0,0)$ και $(1,1)$ να βρίσκονται από την μια πλευρά της ευθείας, ενώ τα σημεία $(0,1)$ και $(1,0)$ να βρίσκονται από την άλλη. Μόνον τότε το δίκτυο θα δίνει τη σωστή απάντηση. Βλέπουμε ότι δεν υπάρχει κανένας τρόπος να τραβήξουμε μια ευθεία γραμμή, με οποιαδήποτε κλίση, που να ικανοποιεί τη συνθήκη αυτή. Καταλήγουμε λοιπόν στο συμπέρασμα ότι το δίκτυό μας, ανεξάρτητα από τις τιμές w_1, w_2 , και θ , δεν μπορεί να λύσει το πρόβλημα της συνάρτησης X-OR.

6.4 ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΔΙΑΧΩΡΙΣΙΜΟΤΗΤΑ

Υπάρχουν πολλές συναρτήσεις, παρόμοιες με τη συνάρτηση X-OR, οι οποίες δεν μπορούν να παρασταθούν με ένα δίκτυο ενός μόνο νευρώνα. Για όλες αυτές τις συναρτήσεις λέμε ότι είναι γραμμικά μη διαχωρίσιμες.

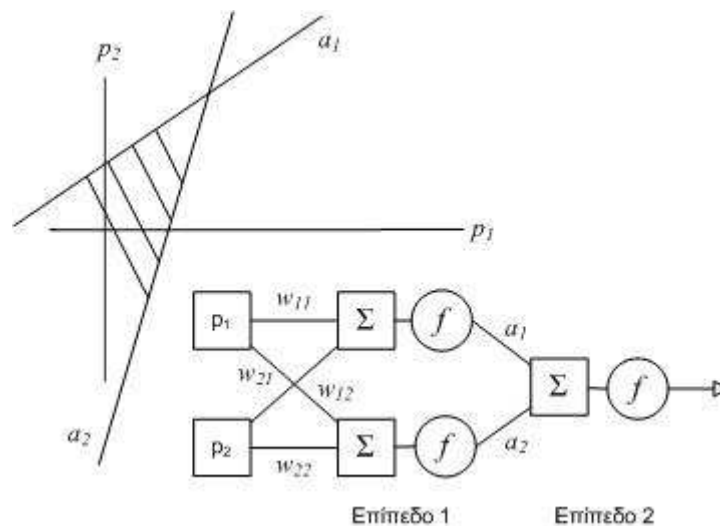
Είδαμε ότι στην περίπτωση που έχουμε δύο εισόδους, τότε ο διαχωρισμός γίνεται από μια ευθεία γραμμή. Αν το πρόβλημά μας είχε τρεις εισόδους τότε ο διαχωρισμός θα γίνονταν από ένα επίπεδο που θα τέμνει τον τρισδιάστατο χώρο. Για την περίπτωση τεσσάρων και πάνω εισόδων,

πρέπει να δημιουργήσουμε έναν υπερ-χώρο n διαστάσεων, ο οποίος θα τέμνεται από ένα υπερ-επίπεδο.

Δεν υπάρχει κανένας απλός τρόπος να ξέρουμε εκ των προτέρων εάν η συνάρτηση που μας παρουσιάζεται είναι γραμμικά διαχωρίσιμη, και μάλιστα όταν ο αριθμός των μεταβλητών είναι μεγάλος. Ένας νευρώνας με N εισόδους μπορεί να έχει 2^N διαφορετικούς συνδυασμούς από 0 και 1 και κατ' επέκταση 2^N διαφορετικές συναρτήσεις N μεταβλητών. Καταλαβαίνουμε λοιπόν ότι η πιθανότητα να είναι μια συνάρτηση γραμμικά διαχωρίσιμη είναι πολύ μικρή, όταν μάλιστα υπάρχουν πολλές εισοδοί.

Ήδη από τα πρώτα χρόνια της ανάπτυξης των νευρωνικών δικτύων έγινε κατανοητό το πρόβλημα της γραμμικής διαχωρισιμότητας και οι περιορισμοί τους οποίους εισάγει. Η αδυναμία αυτή του αισθητήρα να λύσει τόσο απλά προβλήματα είναι το μεγαλύτερο μειονέκτημά του. Τα περισσότερα προβλήματα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, και τα λίγα προβλήματα που είναι, έχουν λυθεί πιο εύκολα με άλλους τρόπους.

Φυσική προέκταση λοιπόν του απλού μοντέλου ήταν να προταθεί ένα δίκτυο με δυο επίπεδα νευρώνων, αντί για ένα που έχει το στοιχειώδες μοντέλο. Το μοντέλο δύο επιπέδων μπορεί να ξεχωρίσει σημεία που περιλαμβάνονται σε ανοιχτές ή κλειστές κυρτές περιοχές. Για να το δούμε αυτό, θεωρούμε ένα νευρωνικό δίκτυο δυο επιπέδων με δυο εισόδους, όπως φαίνεται στο Σχήμα 6.5.

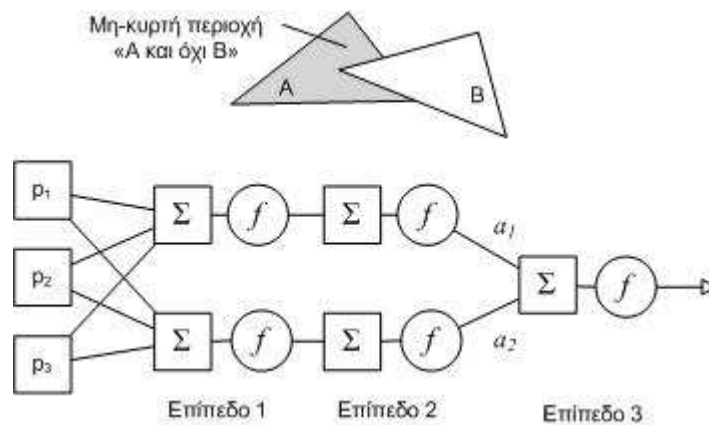


Σχήμα 6.5 Κυρτή περιοχή απόφασης που παράγεται από ΤΝΔ δύο επιπέδων.

Υποθέτουμε ότι ο νευρώνας του δευτέρου επιπέδου έχει κατώφλι $\theta = 0.75$ και βάρη ίσα με 0.5. Στην περίπτωση αυτή, εάν η έξοδος των νευρώνων του πρώτου επιπέδου είναι 1, τότε παράγεται ως έξοδος το 1 και από τον νευρώνα του δεύτερου επιπέδου. Αυτό σημαίνει ότι ο νευρώνας εξόδου

εκτελεί τη συνάρτηση λογικού "και". Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 6.5 κάθε νευρώνας του πρώτου επιπέδου διαιρεί το x-y επίπεδο με τέτοιο τρόπο ώστε ο πρώτος από τους δύο νευρώνες να δίνει έξοδο=1 για εισόδους κάτω από την πάνω γραμμή, και ο άλλος νευρώνας να δίνει έξοδο=1 για εισόδους πάνω από την κάτω γραμμή. Μετά από αυτόν το διπλό διαχωρισμό, παρατηρούμε ότι η τελική έξοδος του δικτύου είναι 1, μόνο μέσα στη σκιασμένη περιοχή του σχήματος. Αν είχαμε χρησιμοποιήσει τρεις νευρώνες στο επίπεδο εισόδου τότε θα είχαμε τρεις ευθείες τεμνόμενες γραμμές, οι οποίες δίνουν μια περιοχή σε σχήμα τριγώνου. Για περισσότερους νευρώνες δημιουργείται ένα πολύγωνο με ανάλογο αριθμό πλευρών.

Στο Σχήμα 6.6 έχουμε ένα δίκτυο με τρία επίπεδα η έξοδος του οποίου είναι δύο τρίγωνα A και B. Τα δύο αυτά τρίγωνα συνδέονται με την συνάρτηση "A και όχι B", και έτσι ορίζεται μια μη-κυρτή περιοχή. Όταν προσθέτουμε περισσότερους νευρώνες, ο αριθμός των πλευρών των πολυγώνων αυξάνεται χωρίς περιορισμό. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μπορούμε να περικλείουμε μια περιοχή οποιουδήποτε σχήματος, με όσο μεγάλη ακρίβεια θέλουμε. Επιπλέον, δεν είναι απαραίτητο να τέμνονται (δηλ. να έχουν κοινά σημεία) οι περιοχές εξόδου του δεύτερου επιπέδου. Είναι δυνατόν να περικλείουμε διάφορες περιοχές, κυρτές και μη, και να δίνει το δίκτυο έξοδο=1 για κάθε περίπτωση που το διάνυσμα εισόδου βρίσκεται μέσα σε κάποια από αυτές.



Σχήμα 6.6 Μη-κυρτή περιοχή απόφασης που δημιουργείται από ΤΝΔ τριών επιπέδων.

Βλέπουμε λοιπόν από τα παραπάνω, ότι έχει μεγάλη σημασία να ξεφύγουμε από την περίπτωση του ενός νευρώνα του στοιχειώδους αισθητήρα προς τα μοντέλα που έχουν πολλά επίπεδα. Παρ' όλα αυτά για πολλά χρόνια δεν υπήρχε κανένας επιτυχής αλγόριθμος εκπαίδευσης τέτοιων δικτύων και επομένως ήταν και πάλι περιορισμένα τα πράγματα που μπορούσαν να κάνουν τα δίκτυα αυτά.

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

7. ΜΕΘΟΔΟΣ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΟΥ ΛΑΘΟΥΣ

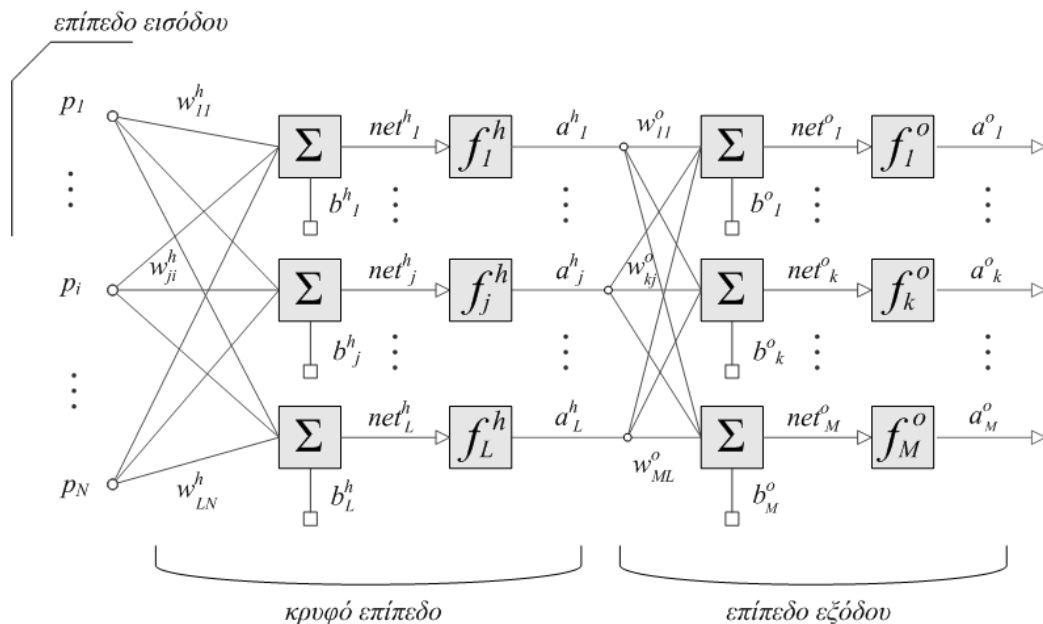
Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους είναι η πιο δημοφιλής μέθοδος σήμερα για την εκπαίδευση ενός πολυστρωματικού δικτύου (πολλών επιπέδων), και χρησιμοποιείται στις περισσότερες εφαρμογές. Ιστορικά, πρώτα αναπτύχθηκαν δίκτυα ενός μόνο επιπέδου, όπως ο στοιχειώδης αισθητήρας (perceptron), τα οποία όμως γρήγορα φάνηκε ότι έχουν μεγάλους περιορισμούς ως προς τις ικανότητες που είχαν, και έτσι σύντομα εγκαταλείφθηκαν. Έτσι, φυσιολογικά ακολούθησαν τα δίκτυα πολλών επιπέδων που αναπτύχθηκαν αργότερα, και για τα οποία αρχικά δεν υπήρχαν θεωρητικοί τρόποι για την εκπαίδευσή τους, μέχρι που εμφανίστηκε η μέθοδος οπισθοδιάδοσης. Η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε ανεξάρτητα, σε διάφορες παραλλαγές από τους Bryson και Ho^[6] (1969), P. Werbos^[7] (1974), D. Parker^[8] (1985), αλλά διαφημίστηκε πολύ και προωθήθηκε από το έργο "Parallel distributed processing" των D.E. Rumelhart και J.L. McClelland^[5] (1986), το οποίο άνοιξε πολλές εφαρμογές και νέα πεδία, και ανακίνησε μεγάλο ενδιαφέρον σε όλη την περιοχή των νευρωνικών δικτύων. Ως μέθοδος βασίζεται σε καθαρά μαθηματική θεώρηση. Το νευρωνικό δίκτυο στο οποίο εφαρμόζεται είναι αρκετά πιο περίπλοκο από τον στοιχειώδη αισθητήρα. Είναι ένα δίκτυο πολλών επιπέδων, εμπρόσθιας τροφοδότησης που κάνει χρήση της μάθησης με επίβλεψη.

Έχουμε δει λεπτομερώς τη δομή του μοντέλου του αισθητήρα, όπου τα εισερχόμενα σήματα στο δίκτυο φθάνουν στο επίπεδο εισόδου, επεξεργάζονται στους νευρώνες, και από εκεί οδηγούνται κατ' ευθείαν προς στο επίπεδο εξόδου. Τέτοια δίκτυα δεν έχουν εσωτερική αναπαράσταση. Αυτό σημαίνει ότι οποιαδήποτε κωδικοποίηση γίνεται στο σήμα εισόδου είναι αρκετή, εφόσον τα πρότυπα που εισάγονται στην είσοδο και αυτά που παράγονται στην έξοδο είναι του ίδιου τύπου. Αυτό επιτρέπει στα δίκτυα αυτά να κάνουν λογικές γενικεύσεις και να βρίσκουν πρότυπα τα οποία ποτέ δεν έχουν δει.

Ο περιορισμός όμως του ότι οι εισοδοί και έξοδοι πρέπει να είναι του ίδιου τύπου δεν τους επιτρέπει να λύσουν πιο γενικά προβλήματα. Στο γνωστό πρόβλημα του X-OR βλέπουμε ότι δύο πρότυπα που είναι τελείως διαφορετικά πρέπει να δώσουν ίδια απάντηση. Η λύση στη δυσκολία αυτή

βρίσκεται με το να δώσουμε στο δίκτυο μια διαφορετική δομή και να αποκτήσει έτσι μια καινούρια ικανότητα. Προσθέτουμε τώρα και ένα τρίτο επίπεδο, μεταξύ του επιπέδου εισόδου και εξόδου, που ονομάζεται κρυμμένο επίπεδο (hidden layer), και το οποίο τώρα μπορεί να δημιουργήσει την εσωτερική αναπαράσταση των σημάτων εισόδου.

Μετά τις πολλές εργασίες που έγιναν με το μοντέλο του αισθητήρα φάνηκε ότι όταν υπάρχει ένα κρυμμένο επίπεδο τότε δημιουργείται πάντοτε ένας τρόπος αναπαράστασης στο κρυφό επίπεδο, το οποίο τώρα μπορεί να ξεπεράσει τον περιορισμό που υπήρχε προηγουμένως περί της ομοιότητας εισόδου-εξόδου. Αρκεί να έχουμε αρκετούς νευρώνες στο κρυφό επίπεδο και να βρούμε τα σωστά βάρη w με μια κατάλληλη διαδικασία. Ένα τέτοιο δίκτυο πολλαπλών επιπέδων φαίνεται στο Σχήμα 7.1.



Σχήμα 7.1 Ένα δίκτυο τριών επιπέδων.

Πρώτα, υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου το οποίο αποτελείται από ένα σύνολο νευρώνων οι οποίοι δεν κάνουν ουσιαστικά τίποτα άλλο παρά να δέχονται το σήμα εισόδου p_N . Ακολουθεί ένα εσωτερικό επίπεδο με L νευρώνες, οι οποίοι δέχονται το σήμα από το επίπεδο εισόδου, το επεξεργάζονται, και κατόπιν το προωθούν προς την έξοδο. Τέλος, υπάρχει ένα επίπεδο εξόδου, M νευρώνων, οι οποίοι δέχονται το σήμα από τα εσωτερικά επίπεδα, το επεξεργάζονται και παρέχουν την τελική έξοδο του δικτύου. Γενικά, δεν υπάρχει κανόνας ως προς τον αριθμό τόσο των κρυφών επιπέδων όσο και ως προς τον αριθμό των νευρώνων που περιλαμβάνει κάθε επίπεδο (εισόδου, κρυφό ή εξόδου). Η απάντηση σ' αυτό είναι διαφορετική σε κάθε πρόβλημα.

7.1 ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ

Η διαδικασία εκπαίδευσης είναι παρόμοια με τον αισθητήρα, αλλά έχει μερικές ουσιώδεις διαφορές. Το σήμα έρχεται σε κάθε νευρώνα του επιπέδου εισόδου (πρώτο επίπεδο) και πολλαπλασιάζεται επί το αντίστοιχο βάρος w κάθε σύναψης. Σε κάθε νευρώνα αθροίζονται τα εισερχόμενα γινόμενα και υπολογίζεται το net , όπως και στο μοντέλο του αισθητήρα. Εδώ όμως υπάρχει μια ουσιαστική διαφορά. Ενώ στον αισθητήρα χρησιμοποιούνται βηματικές συναρτήσεις ενεργοποίησης, εδώ χρησιμοποιούνται συμπιέζουσες. Μια συχνά χρησιμοποιούμενη συμπιέζουσα συνάρτηση είναι η σιγμοειδής (βλέπε Παράγραφο 5.1.3) κατά την οποία η έξοδος a ενός νευρώνα είναι :

$$a = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (7.1)$$

Εύκολα δείχνουμε ότι :

$$\frac{\partial a}{\partial net} = a(1-a) \quad (7.2)$$

Παρατηρούμε ότι η συνάρτηση αυτή είναι μη-γραμμική, απαραίτητη προϋπόθεση για να μπορέσει το δίκτυο να δημιουργήσει αναπαράσταση των σημάτων. Η παραπάνω διαδικασία αποτελεί μια *εποχή*, δηλ. ένα πέρασμα, εισόδου-έξοδος-είσοδος, και συνοψίζοντας περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

- Εισάγουμε το πρώτο πρότυπο στο επίπεδο εισόδου και υπολογίζουμε την έξοδο.
- Το προωθούμε με τον ίδιο τρόπο σε όλα τα επίπεδα μέχρι το τελικό επίπεδο εξόδου.
- Υπολογίζουμε το σφάλμα.
- Μεταβάλλουμε, επίπεδο-προς-επίπεδο, τα βάρη, επιστρέφοντας από την έξοδο προς την είσοδο με σκοπό τη μείωση του σφάλματος.
- Επαναλαμβάνουμε τα παραπάνω βήματα για όλα τα πρότυπα έως ότου το συνολικό σφάλμα μειωθεί στο επιθυμητό επίπεδο.

Μετά το τέλος μιας εποχής επαναλαμβάνεται η διαδικασία για περισσότερες εποχές, όσες χρειάζεται, έως ότου διαδοχικά το σφάλμα φθάσει να είναι αρκετά μικρό. Η ανοχή για το σφάλμα δίνεται εκ των προτέρων, και τυπικές τιμές είναι μερικές % μονάδες, όπως π.χ. 2 ή 5 %.

Η μέθοδος εκπαίδευσης της οπισθοδιάδοσης του σφάλματος χρησιμοποιεί τις ίδιες γενικές αρχές όπως και ο κανόνας Δέλτα. Το σύστημα πρώτα παίρνει τις εισόδους του πρώτου προτύπου και με τη διαδικασία που περιγράφηκε προηγουμένως παράγει την έξοδο. Την τιμή εξόδου τη συγκρίνει με την τιμή του στόχου. Εάν δεν υπάρχει διαφορά μεταξύ των δύο δεν συμβαίνει τίποτα και προχωράμε στο επόμενο πρότυπο. Εάν υπάρχει διαφορά τότε αλλάζουμε τις τιμές των βαρών με τρόπο ώστε η διαφορά αυτή να ελαττωθεί.

7.2 ΓΕΝΙΚΕΥΜΕΝΟΣ ΚΑΝΟΝΑΣ ΔΕΛΤΑ (GENERALISED DELTA RULE)

Η μέθοδος αυτή αποτελεί γενίκευση του κανόνα δέλτα για γραμμικούς νευρώνες. Σκοπό έχει την ελαχιστοποίηση του τετραγώνου της διαφοράς μεταξύ της εξόδου που λαμβάνεται και της επιθυμητής τιμής (στόχος), για όλους τους νευρώνες εξόδου και για όλα τα πρότυπα. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για ένα πρότυπο P ορίζεται ως :

$$E_P = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (t_{pk} - a_{pk})^2 \quad (7.3)$$

όπου t_{pk} και a_{pk} είναι ο στόχος και η έξοδος του νευρώνα k για το πρότυπο P . Αν N_P είναι το πλήθος των προτύπων, το τετραγωνικό σφάλμα E για όλα τα πρότυπα είναι :

$$E = \sum_{i=1}^{N_P} E_{P_i} \quad (7.4)$$

Εδώ χρησιμοποιούμε δίκτυα με δομές πολλαπλών επιπέδων και στα οποία το σήμα διαδίδεται πάντοτε στην ίδια κατεύθυνση, από το επίπεδο εισόδου προς το επίπεδο εξόδου (feed-forward). Το σήμα έρχεται στο χαμηλότερο επίπεδο εισόδου, επεξεργάζεται από το δίκτυο και προωθείται στα κρυμμένα επίπεδα. Τα κρυμμένα επίπεδα, με τη σειρά τους, το επεξεργάζονται και το προωθούν στο επίπεδο εξόδου. Η επεξεργασία γίνεται πάντοτε επίπεδο προς επίπεδο, σε κάθε νευρώνα χωριστά. Υπολογίζεται σε κάθε νευρώνα η ενεργοποίηση, χρησιμοποιώντας τη μη-γραμμική συνάρτηση, παίρνοντας ως είσοδο την έξοδο του προηγούμενου επιπέδου και δίδοντας ως έξοδο προς το παραπάνω επίπεδο την υπολογιζόμενη τιμή.

Παρακάτω, θα δούμε αναλυτικά τις εξισώσεις που διέπουν ένα μη-γραμμικό δίκτυο τριών επιπέδων. Όπως έχει ήδη αναφερθεί, το σήμα εισόδου του νευρώνα j είναι :

$$net_j = \sum_{i=1}^N w_{ji} p_i + b_j \quad (7.5)$$

όπου w_{ji} είναι το βάρος της σύνδεσης του νευρώνα j (κρυφό επίπεδο) με το νευρώνα i (επίπεδο εισόδου) και b_j η πόλωση του νευρώνα j . Στη συνέχεια, εφαρμόζεται η συνάρτηση ενεργοποίησης του νευρώνα και η έξοδος του νευρώνα j γίνεται :

$$a_j = f_j(\text{net}_j) \quad (7.6)$$

όπου f_j είναι διαφορίσιμη και αυξανουσα συνάρτηση. Γραμμικές συναρτήσεις εδώ δεν επαρκούν, διότι η παράγωγός τους είναι άπειρη στο κατώφλι, και μηδέν σε άλλες τιμές.

Οι αντίστοιχες εξισώσεις για τον νευρώνα k του επιπέδου εξόδου είναι :

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^L w_{kj} a_j + b_k \quad (7.7)$$

$$a_k = f_k(\text{net}_k) \quad (7.8)$$

Ο κανόνας εκμάθησης οπισθόδρομης διάδοσης βασίζεται στη μέθοδο της επικλινούς καθόδου (gradient descent) του σφάλματος E . Τα βάρη αρχικοποιούνται με τυχαίες τιμές και μεταβάλλονται έτσι ώστε να μειωθεί το σφάλμα. Η μεταβολή αυτή ορίζεται ως :

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (7.9)$$

όπου E είναι η συνάρτηση σφάλματος όπως προκύπτει από την Εξίσωση (7.4) και η ο ρυθμός εκμάθησης, ο οποίος καθορίζει την ταχύτητα σύγκλισης του δικτύου. Επειδή το σφάλμα δεν εξαρτάται αποκλειστικά από τα βάρη w_{kj} εφαρμόζουμε τον κανόνα αλυσίδας αντικαθιστώντας τη μερική παράγωγο με το γινόμενο δυο παραγόντων: Έναν που δίνει τη μεταβολή του σφάλματος ως προς τη μεταβολή της τιμής εισόδου, και έναν που δίνει τη μεταβολή στην τιμή εισόδου ως προς τη μεταβολή του βάρους. Έτσι :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \frac{\partial \text{net}_k}{\partial w_{kj}} \quad (7.10)$$

από την Εξίσωση (7.9) βλέπουμε ότι :

$$\frac{\partial \text{net}_k}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}} \sum_{j=1}^L w_{kj} a_j + b_k = a_j \quad (7.11)$$

Ορίζουμε ως *ευαισθησία του σφάλματος* ενός νευρώνα k :

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial \text{net}_k} \quad (7.12)$$

Η Εξίσωση (7.10) τώρα γίνεται τώρα :

$$-\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \delta_k a_j \quad (7.13)$$

Αυτό δηλώνει ότι για να εφαρμόσουμε την επικλινή κάθοδο ως προς E θα πρέπει να κάνουμε τις αλλαγές στα βάρη ως εξής :

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k a_j \quad (7.14)$$

όπως ακριβώς και στον συνήθη κανόνα Δέλτα. Τώρα πρέπει να υπολογίσουμε τα σωστά δ για κάθε νευρώνα του δικτύου. Εφαρμόζουμε και εδώ τον κανόνα αλυσίδας γράφοντας τη μερική παράγωγο ως γινόμενο δυο παραγόντων: ενός που δίνει τη μεταβολή του σφάλματος ως συνάρτηση της εξόδου, και ενός που δίνει τη μεταβολή της εξόδου ως συνάρτηση της μεταβολής της εισόδου. Έτσι έχουμε :

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial a_k} \frac{\partial a_k}{\partial net_k} \quad (7.15)$$

Όσον αφορά στο δεύτερο παράγοντα, από την Εξίσωση (7.10) έχουμε :

$$\frac{\partial a_k}{\partial net_k} = f'_k(net_k) \quad (7.16)$$

που είναι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης για τον νευρώνα k , υπολογιζόμενη στο σήμα εισόδου net_k στο νευρώνα αυτό. Τώρα υπολογίζουμε την πρώτη παράγωγο στην εξίσωση του δ_k . Τον παράγοντα αυτόν τον υπολογίζουμε διαφορετικά αν ο νευρώνας είναι στο επίπεδο εξόδου ή εσωτερικός. Στην περίπτωση που είναι στο επίπεδο εξόδου έχουμε :

$$-\frac{\partial E}{\partial a_k} = t_k - a_k \quad (7.17)$$

που είναι το ίδιο αποτέλεσμα όπως με τον συνήθη κανόνα Δέλτα. Αντικαθιστώντας τους δύο παράγοντες στην Εξίσωση (7.15) παίρνουμε :

$$\delta_k = (t_k - a_k) f'_k(net_k) \quad (7.18)$$

και η μεταβολή των βαρών δίνεται από :

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k a_j = \eta (t_k - a_k) f'_k(net_k) a_j \quad (7.19)$$

Για την περίπτωση των εσωτερικών νευρώνων εφαρμόζουμε τον κανόνα αλυσίδας :

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial a_j} &= \sum_{k=1}^M \frac{\partial E}{\partial(\text{net}_k)} \frac{\partial(\text{net}_k)}{\partial a_j} = \sum_{k=1}^M \frac{\partial E}{\partial(\text{net}_k)} \frac{\partial}{\partial a_j} \sum_{j=1}^L w_{kj} a_j + b_k \\ &= \sum_{k=1}^M \frac{\partial E}{\partial(\text{net}_k)} w_{kj} = - \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj} \end{aligned} \quad (7.20)$$

Αντικαθιστώντας ανάλογα στην Εξίσωση (7.15) παίρνουμε :

$$\delta_j = f'_j(\text{net}_j) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj} \quad (7.21)$$

και η μεταβολή των βαρών γίνεται :

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i = \eta a_i f'_j(\text{net}_j) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj} \quad (7.22)$$

Οι Εξισώσεις (7.18) και (7.21) δίνουν τον τρόπο με τον οποίο υπολογίζονται τα δ , για όλους τους νευρώνες του δικτύου, και τα οποία χρησιμοποιούνται για να υπολογίσουμε τη μεταβολή των βαρών σε όλο το δίκτυο. Η διαδικασία αυτή θεωρείται ότι είναι ένας γενικευμένος κανόνας Δέλτα (generalized delta rule). Περιληπτικά, η παραπάνω διαδικασία εκμάθησης μπορεί να συνοψισθεί στα παρακάτω βήματα:

- Αρχικοποίηση βαρών.
- Επιλογή ενός ζεύγους $[p, t]$ (δείγμα εισόδου – επιθυμητό δείγμα εξόδου) από το σύνολο εκπαίδευσης.
- Ευθεία τροφοδότηση του δείγματος εισόδου p_i και υπολογισμός του πραγματικού δείγματος εξόδου a_k .
- Σύγκριση του πραγματικού δείγματος εξόδου a_k με το επιθυμητό δείγμα εξόδου t_k και υπολογισμός των σφαλμάτων εξόδου δ_k βάσει της σχέσης :

$$\delta_k = (t_k - a_k) f'_k(\text{net}_k)$$

- Ανάστροφη διάδοση των σφαλμάτων εξόδου δ_k και υπολογισμός των σφαλμάτων όλων των κρυμμένων νευρώνων βάσει της σχέσης :

$$\delta_j = f'_j(\text{net}_j) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj}$$

- Υπολογισμός των μεταβολών βάρους του επιπέδου εξόδου σύμφωνα με την $\Delta w_{kj} = \eta \delta_k a_j$
- Διόρθωση όλων των βαρών εφαρμόζοντας τον κανόνα μάθησης $w_{kj}^{\text{new}} = w_{kj}^{\text{old}} + \Delta w_{kj}$
- Υπολογισμός των μεταβολών βάρους του κρυφού επιπέδου σύμφωνα με την $\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i$

- Διόρθωση όλων των βαρών εφαρμόζοντας τον κανόνα μάθησης $w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} + \Delta w_{ji}$
- Επιστροφή στο βήμα 2 έως ότου το σφάλμα γίνει ανεκτό.

7.3 ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ

Όπως έχουμε δει σε προηγούμενο κεφάλαιο, κατά τη μάθηση με επίβλεψη εισέρχεται στο δίκτυο το σύνολο εκπαίδευσης (πρότυπα και στόχοι), υπολογίζεται η έξοδος και προσαρμόζονται τα βάρη με τέτοιο τρόπο ώστε η πραγματική έξοδος να προσεγγίσει την επιθυμητή, κατά έναν αποδεκτό βαθμό. Η είσοδος των προτύπων εκπαίδευσης στο δίκτυο και η προσαρμογή των βαρών μπορεί να γίνει με διάφορους τρόπους σύμφωνα πάντα με το γενικευμένο κανόνα Δέλτα. Παρακάτω παρουσιάζονται οι δυο πιο χρήσιμοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης των ΤΝΔ :

- Ο *αυξητικός* (incremental) κατά τον οποίο τα πρότυπα επιλέγονται τυχαία από το δειγματικό χώρο εκπαίδευσης (training set) εισέρχονται σειριακά και τα βάρη του δικτύου ενημερώνονται μετά την εμφάνιση κάθε προτύπου ξεχωριστά. Παραλλαγή αυτού του αλγορίθμου αποτελεί ο *στοχαστικός* (stochastic) όπου τα δεδομένα εκπαίδευσης επιλέγονται με τυχαία σειρά.
- Ο *μαζικός* (batch) αλγόριθμος, όπου πρώτα εισέρχονται στο δίκτυο όλα τα πρότυπα, υπολογίζεται η μεταβολή των βαρών για κάθε πρότυπο και στη συνέχεια γίνεται η ενημέρωση των βαρών ταυτόχρονα.

Και στις δυο παραπάνω περιπτώσεις πρέπει να γίνουν πολλαπλά περάσματα (εποχές) ώστε να επιτευχθεί το αποδεκτό σφάλμα. Η αναλυτική διαδικασία των αλγορίθμων για δίκτυο τριών επιπέδων με n πρότυπα περιγράφεται παρακάτω :

Αλγόριθμος αυξητικής οπισθοδιάδοσης

```

01 αλγόριθμος_incremental
02  δεδομένα // τοπολογία δικτύου (# κρυφών επιπέδων, # νευρώνων),  $w$ , κριτήριο  $\theta, \eta$  //
03   $m \leftarrow 0$ 
04  όσο  $\nabla E(w) < \theta$  επανάλαβε
05      για  $m$  από 1 μέχρι  $n$  [με_βήμα 1]
06           $x^m \leftarrow$  επιλογή προτύπου
07           $w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \eta \delta_j a_i$ ;  $w_{kj} \leftarrow w_{kj} + \eta \delta_k a_j$ 

```

```

08       $m \leftarrow m + 1$ 
09      τέλος_επανάληψης
10      τέλος_επανάληψης
11      αποτελέσματα // w //
12      τέλος_incremental

```

Η γραμμή 04 αποτελεί το κριτήριο τερματισμού του αλγορίθμου, όταν δηλ. το σφάλμα E λάβει τιμή μικρότερη από μια προκαθορισμένη ποσότητα θ . Στη στοχαστική παραλλαγή του παραπάνω αλγορίθμου η γραμμή 05 αντικαθίσταται από μια τυχαία επιλογή αριθμών στο διάστημα $[1, n]$.

Αλγόριθμος μαζικής οπισθοδιάδοσης

```

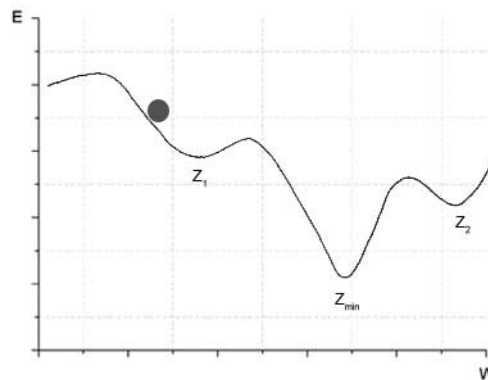
01  αλγόριθμος_batch
02  δεδομένα //τοπολογία δικτύου (# κρυφών επιπέδων, # νευρώνων), w, κριτήριο  $\theta, \eta$  //
03   $r \leftarrow 0$ 
04  όσο  $\nabla E(w) < \theta$  επανάλαβε
05       $\Delta w_{ji} \leftarrow 0; \Delta w_{kj} \leftarrow 0$ 
06      για m από 1 μέχρι n [με_βήμα 1]
07           $x^m \leftarrow$  επιλογή προτύπου
08           $\Delta w_{ji} \leftarrow \Delta w_{ji} + \eta \delta_j a_i; \Delta w_{kj} \leftarrow \Delta w_{kj} + \eta \delta_k a_j$ 
09      τέλος_επανάληψης
10       $w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \Delta w_{ji}; w_{kj} \leftarrow w_{kj} + \Delta w_{kj}$ 
11       $r \leftarrow r + 1$  !αύξηση εποχής
12  τέλος_επανάληψης
13  αποτελέσματα // w //
14  τέλος_batch

```

7.4 ΜΕΙΟΝΕΚΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ

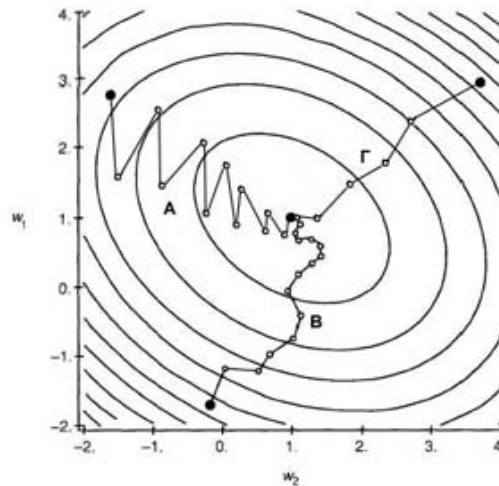
Παρά τη μεγάλη επιτυχία της μεθόδου της οπισθοδιάδοσης, εν τούτοις υπάρχουν και περιπτώσεις που η μέθοδος αποτυγχάνει, ή δεν δουλεύει άμεσα με επιτυχία. Σε τέτοιες περιπτώσεις συνήθως χρειάζεται να αλλάξουμε τιμές παραμέτρων, αρχικές συνθήκες, κ.λπ. μέχρις ότου διορθωθεί το πρόβλημα.

Μερικές φορές ο χρόνος εκπαίδευσης είναι υπερβολικά μεγάλος. Χρειάζονται π.χ. εκατομμύρια εποχές διόρθωσης μέχρις ότου το σύστημα να συγκλίνει, ή μπορεί να μην συγκλίνει ποτέ. Σε τέτοιες περιπτώσεις πρέπει να αλλάξουμε το μέγεθος του ρυθμού εκμάθησης. Αυτό συμβαίνει διότι τα βάρη μπορεί να πάρουν μεγάλες τιμές (αύξηση των ταλαντώσεων) με αποτέλεσμα πολλοί νευρώνες να δίνουν μεγάλη τιμή εξόδου, σε περιοχές όπου η παράγωγος της συνάρτησης εξόδου είναι πολύ μικρή. Καθώς το σφάλμα που επιστρέφει από την έξοδο προς το κρυμμένο επίπεδο μέσα στο δίκτυο είναι ανάλογο της παραγώγου αυτής, μπορεί τότε η διαδικασία εκπαίδευσης να "κωλύσει". Τότε μικραίνουμε το μέγεθος του ρυθμού εκμάθησης, αλλά αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μεγαλώσει ο χρόνος εκπαίδευσης.



Σχήμα 7.2 Κατωφερική ολίσθηση της εκπαίδευσης.

Ένα άλλο συχνό πρόβλημα είναι αυτό των τοπικών ελαχίστων. Η μέθοδος αυτή, όπως είδαμε παραπάνω, χρησιμοποιεί τη μαθηματική τεχνική της επικλινούς καθόδου. Μια εικονική αναπαράσταση της καθόδου αυτής δίνεται στο Σχήμα 7.2, όπου βλέπουμε ότι το σφάλμα στην αρχή είναι μεγάλο, αλλά σιγά-σιγά βρίσκει το ελάχιστο. Ακολουθείται η κλίση της επιφάνειας σφάλματος προς τα κάτω, μεταβάλλοντας συνεχώς τα βάρη μέχρι το σύστημα να φθάσει στο ελάχιστο. Το ελάχιστο αυτό όμως πρέπει να είναι το ολικό. Το γεγονός όμως ότι στην επιφάνεια μπορεί να υπάρχουν πολλά τοπικά, το δίκτυο μπορεί εύκολα να παγιδευτεί στην προσπάθειά του να βρει το ολικό ελάχιστο. Καθ' όσον το σύστημα ακολουθεί πάντα κατωφερική πορεία, αν πέσει σε ένα τοπικό ελάχιστο δεν έχει τρόπο να απο-παγιδευτεί, και να συνεχίσει το δρόμο του.



Σχήμα 7.3 Ο ρόλος του ρυθμού εκμάθησης και της ορμής στην κατωφερική ολίσθηση.

Λύση στα προβλήματα των ταλαντώσεων και των τοπικών ελαχίστων μπορεί να δωθεί αν συμπεριλάβουμε στον κανόνα προσαρμογής των βαρών έναν ακόμα όρο που δηλώνει την ορμή μ (momentum) του συστήματος. Έτσι, για ένα δίκτυο τριών επιπέδων, η διόρθωση των βαρών για το επίπεδο εξόδου γίνεται :

$$\Delta w_{kj}(n+1) = \eta \delta_k a_j + \mu \Delta w_{kj}(n)$$

και για το κρυφό επίπεδο :

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_j a_i + \mu \Delta w_{ji}(n)$$

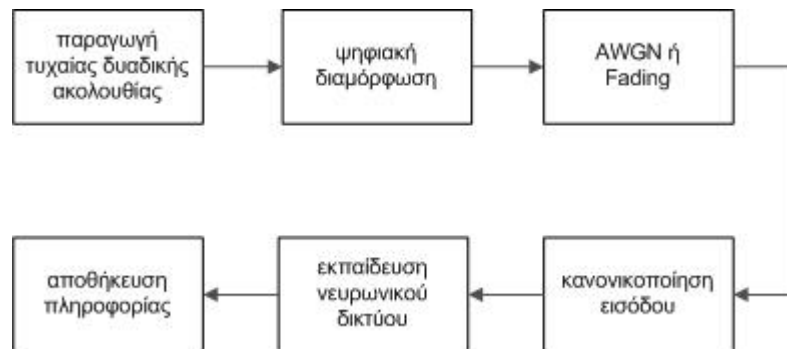
όπου το n δηλώνει την τρέχουσα εποχή, η το ρυθμό εκπαίδευσης, και μ την παράμετρο της ορμής η οποία ουσιαστικά φιλτράρει τις μεταβολές υψηλής συχνότητας στην επιφάνεια σφάλματος. Συνήθως $\mu = 0.9$.

Στο Σχήμα 7.3 παρατηρούμε τον τρόπο συμπεριφοράς των βαρών του δικτύου. Η τεθλασμένη A αναφέρεται σε εκπαίδευση με υψηλό ρυθμό εκμάθησης, όπου λόγω των μεγάλων ταλαντώσεων είναι πιθανόν να μην συγκλίνει ποτέ στο στόχο. Η τεθλασμένη B αναφέρεται σε χαμηλό ρυθμό, έχουμε δηλ. σταθερή, αλλά αργή σύγκλιση. Η τελευταία περίπτωση (τεθλασμένη Γ) στην οποία έχουμε συμπεριλάβει την παράμετρο της ορμής σε συνδυασμό με χαμηλό ρυθμό εκμάθησης παρατηρείται γρήγορη και σταθερή εκπαίδευση.

ΜΕΡΟΣ ΙΙΙ - ΕΦΑΡΜΟΓΗ

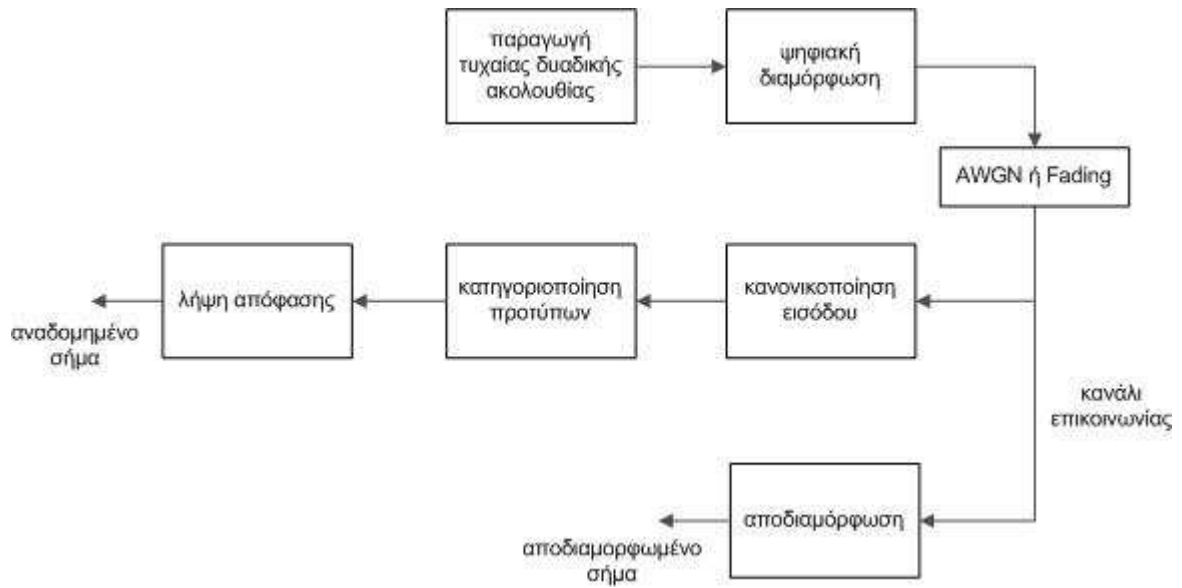
8. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ

Η εφαρμογή χωρίζεται σε δυο κύρια μέρη. Το πρώτο, περιλαμβάνει την εκπαίδευση ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου σε πλήθος ψηφιακά διαμορφωμένων σημάτων με διαφορετικούς λόγους E_b / N_o . Το γενικό διάγραμμα του τρόπου με τον οποίο πραγματοποιήθηκε αυτή η διαδικασία φαίνεται στο Σχήμα 8.1 που ακολουθεί.



Σχήμα 8.1 Διάγραμμα δημιουργίας τεχνητού νευρωνικού δέκτη.

Το δεύτερο μέρος της εφαρμογής αφορά στη δημιουργία πλαισίου για την πραγματοποίηση μετρήσεων απόδοσης (testing) του νευρωνικού σε σχέση με τον κλασικό τηλεπικοινωνιακό δέκτη (βλέπε Σχήμα 8.2). Για το σκοπό αυτό δημιουργούμε έναν δεύτερο πομπό, ο οποίος μεταδίδει νέα τυχαία ακολουθία σημάτων. Τα σήματα αυτά λαμβάνονται από το νευρωνικό δέκτη και αναγνωρίζονται βάσει της αποθηκευμένης πληροφορίας του νευρωνικού δικτύου που προέκυψε από το πρώτο μέρος. Παράλληλα με το νευρωνικό δέκτη λειτουργεί και ένας δέκτης συσχετισμού, ο οποίος πραγματοποιεί σύμφωνη αποδιαμόρφωση.



Σχήμα 8.2 Λήψη σήματος από το νευρωνικό δέκτη και το δέκτη συσχετισμού.

Τα αποτελέσματα των δυο δεκτών συγκρίνονται μεταξύ τους με τη βοήθεια της ποσότητας bit-error-rate (BER) για ένα πλήθος λόγων E_b / N_o . Ο τρόπος υπολογισμού του BER φαίνεται στο Σχήμα 8.3. Αφού ολοκληρωθεί η διαδικασία της αποδιαμόρφωσης, το σήμα συγκρίνεται με αυτό που παράγει η γεννήτρια παλμών και υπολογίζεται κάθε διαφορά bit. Ο μετρητής BER αναλαμβάνει να καταγράψει αυτές τις διαφορές.



Σχήμα 8.3 Μέθοδος καθορισμού του bit-error-rate.

Στις επόμενες παραγράφους θα περιγράψουμε αναλυτικά τον τρόπο λειτουργίας κάθε δομικού στοιχείου του νευρωνικού δέκτη και του δέκτη συσχετισμού.

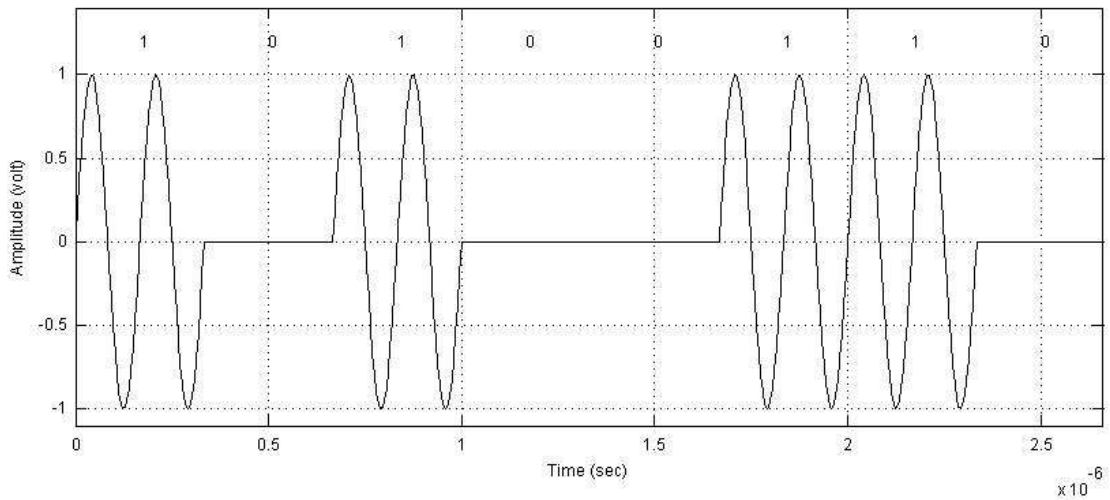
8.1 ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Παρακάτω επιχειρείται να δοθεί μια γενική εικόνα του συστήματος επικοινωνίας που προσομοιώθηκε, το οποίο περιλαμβάνει τον πομπό, το κανάλι μετάδοσης και το δέκτη συσχετισμού.

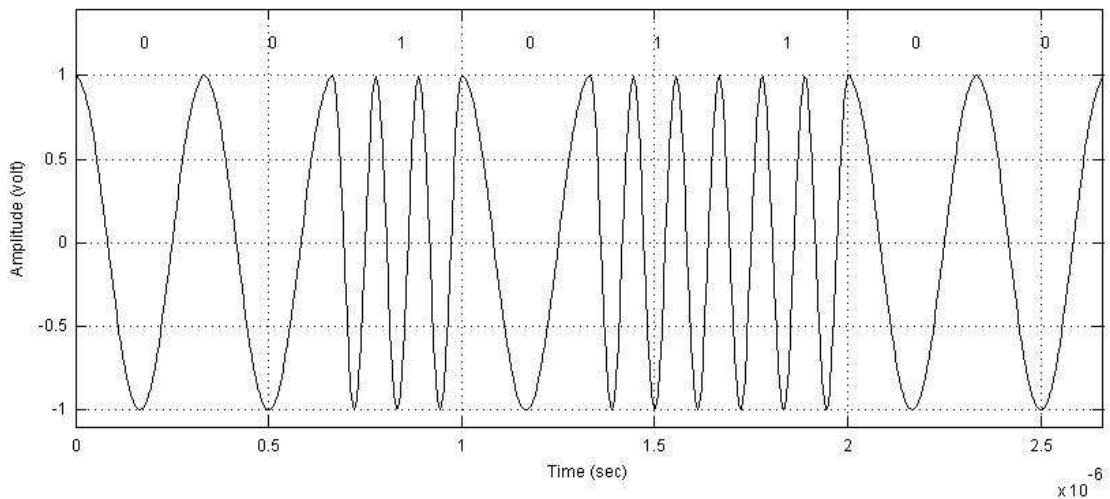
8.1.1 Πομπός

Το τηλεπικοινωνιακό σύστημα που προσομοιώθηκε περιλαμβάνει τα κυριότερα είδη ψηφιακής διαμόρφωσης φέροντος. Για τις ανάγκες της προσομοίωσης χρησιμοποιήθηκε φέρον συχνότητας $f_c = 900 \text{ MHz}$, μοναδιαίου πλάτους $A_c = 1 \text{ volt}$ και διάρκειας t . Η συχνότητα δειγματοληψίας ήταν $f_s = 3.6 \text{ GHz}$ με $N_b = 33$ δείγματα/bit.

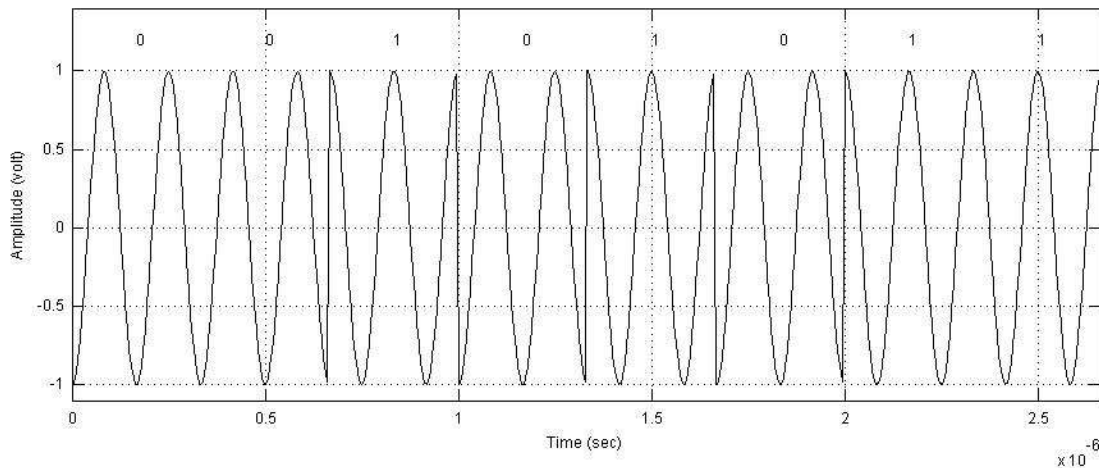
Παρακάτω φαίνονται παραδείγματα κυματομορφών όπως προκύπτουν από την προσομοίωση.



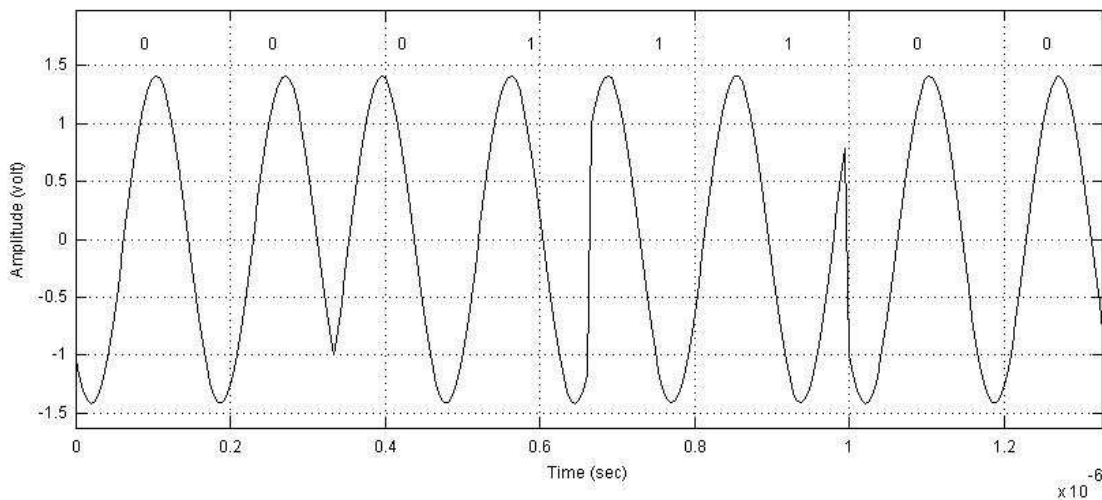
Σχήμα 8.4 Διαμόρφωση δυαδικού ASK.



Σχήμα 8.5 Διαμόρφωση δυαδικού FSK.



Σχήμα 8.6 Διαμόρφωση δυαδικού PSK.



Σχήμα 8.7 Διαμόρφωση τετραδικού PSK.

8.1.2 Το Κανάλι Μετάδοσης

Για τις ανάγκες της μετάδοσης του διαμορφωμένου σήματος προσομοιώθηκε κανάλι προσθετικού θορύβου κανονικής κατανομής (additional white gaussian noise, AWGN) καθώς και τρεις περιπτώσεις διάλειψης (fading).

Περίπτωση Ι: Κανάλι AWGN

Για την προσομοίωση AWGN καναλιού ακολουθείται η εξής διαδικασία: Αρχικά, υπολογίζεται η διακύμανση του σήματος σ_s^2 (signal variance) από τη σχέση :

$$\sigma_s^2 = \sum_{i=1}^n S_i^2 / n$$

όπου n οι στιγμιαίες τιμές του σήματος $S(t)$. Στη συνέχεια, για δεδομένες τιμές του λόγου E_b / N_o , υπολογίζεται η διασπορά του θορύβου σ_n^2 από τη σχέση :

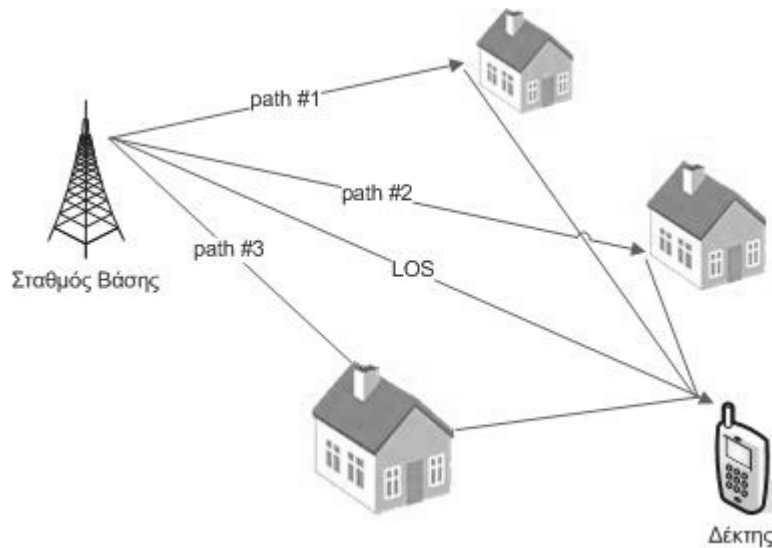
$$\frac{E_b}{N_o} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_n^2}$$

Τέλος, με τη βοήθεια της συνάρτησης `randn` του Matlab, δημιουργείται μια τυχαία ακολουθία κανονικής (gaussian) κατανομής $N(0,1)$ με μηδενική μέση τιμή και μοναδιαία διασπορά (βλέπε Παράρτημα Β). Ο θόρυβος με την επιθυμητή ισχύ παράγεται από το γινόμενο της ακολουθίας $N(0,1)$ με την τυπική απόκλιση σ_n (standard deviation) και προστίθεται στο σήμα, σύμφωνα με τη σχέση:

$$n(t) = \sigma_n N(0,1) + S(t)$$

Περίπτωση ΙΙ: Διάλειψη Rayleigh (Rayleigh Fading)

Αν εξετάσουμε τη διάδοση ενός ηλεκτρομαγνητικού κύματος σε μικρή κλίμακα, θα παρατηρήσουμε ότι εμφανίζονται σημαντικές αποκλίσεις στην ισχύ του. Αυτές δημιουργούν το φαινόμενο της Διάλειψης Μικρής Κλίμακας (Small Scale Fading), το οποίο συχνά καλείται και απλώς Fading (Διάλειψη ή Εξασθένηση).



Σχήμα 8.8 Σενάριο επικοινωνίας κινητού σταθμού και σταθμού βάσης.

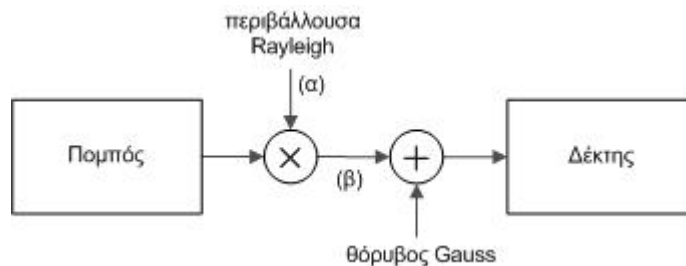
Όπως φαίνεται στο Σχήμα 8.8, γύρω από το κινητό υπάρχουν αντικείμενα που προκαλούν ανακλάσεις, τα οποία καλούνται ανακλαστές. Μέσω των ανακλαστών, κατά την επικοινωνία πομπού και δέκτη, εμφανίζονται διάφορα μονοπάτια, καθένα από τα οποία υφίσταται μια ή περισσότερες ανακλάσεις. Κάθε μονοπάτι, λόγω της διαφορετικής απόστασης που κάλυψε και λόγω των

ανακλάσεων που υπέστη εμφανίζει διαφορετική εξασθένηση, φάση, συχνότητα και γωνία πρόσπτωσης στην κεραία του κινητού. Το σήμα που τελικά λαμβάνεται είναι το διανυσματικό άθροισμα όλων αυτών των συνιστωσών και εμφανίζει σημαντικές αποκλίσεις από το αρχικό σήμα που μεταδόθηκε. Έχει βρεθεί ότι το σήμα που τελικά καταφθάνει στο δέκτη ακολουθεί κατανομή Rayleigh και γι' αυτό ονομάζεται Διάλειψη Rayleigh (Rayleigh Fading).

Η παραγωγή της Rayleigh περιβάλλουσας γίνεται σύμφωνα με τη σχέση:

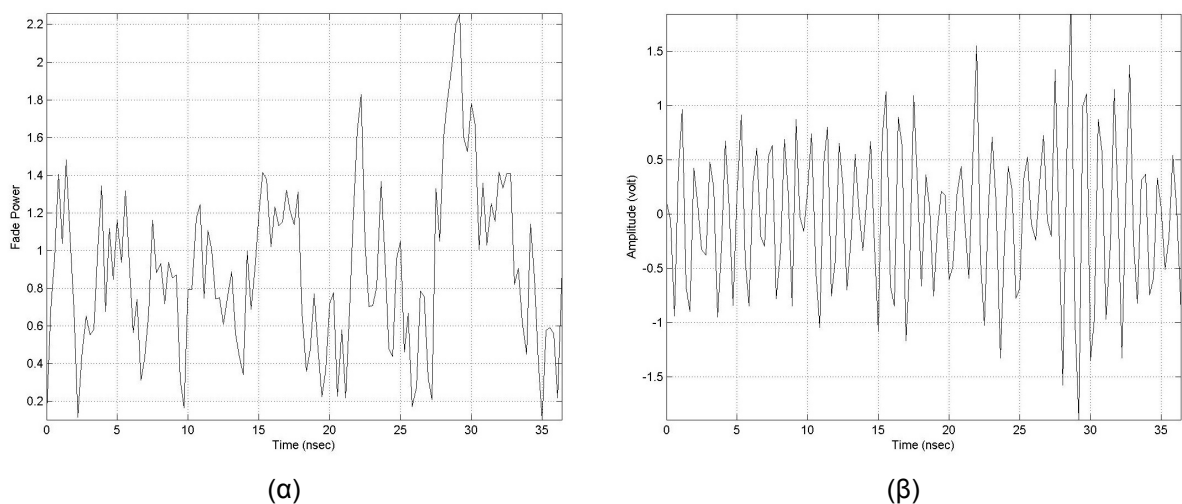
$$a(t) = \sqrt{I_g^2(t) + Q_g^2(t)}$$

όπου οι συνιστώσες $I_g(t)$ και $Q_g(t)$ ακολουθούν την κανονική κατανομή με μέση τιμή $\mu = 0$ και διασπορά $\sigma^2 = 1$. Στην προσομοίωση χρησιμοποιήθηκε μια Rayleigh συνιστώσα με μοναδιαία μέση ισχύ P_{av} . Στο Σχήμα 8.9 φαίνεται η διαδικασία προσομοίωσης ενός τέτοιου περιβάλλοντος.



Σχήμα 8.9 Προσομοίωση διάλειψης Rayleigh.

Στο Σχήμα 8.10 φαίνονται οι κυματομορφές όπως προκύπτουν από την προσομοίωση για τα σημεία (α) και (β) του Σχήματος 8.9 αντίστοιχα.

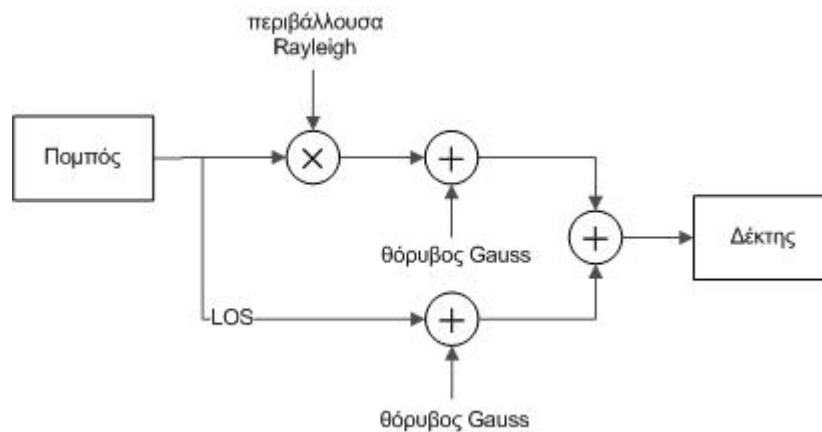


Σχήμα 8.10 (α) Περιβάλλουσα Rayleigh και (β) σήμα με διάλειψη Rayleigh.

Τέλος, αξίζει να σημειωθεί ότι σε περιπτώσεις διάλειψης, ο σηματοθορυβικός λόγος προκύπτει από το γινόμενο της μέσης ισχύος περιβάλλουσας P_{av} επί την ποσότητα E_b / N_o που εφαρμόζεται στη φάση προσθετικού θορύβου.

Περίπτωση ΙΙΙ: Διάλειψη Rice (Διάλειψη Rayleigh και LOS)

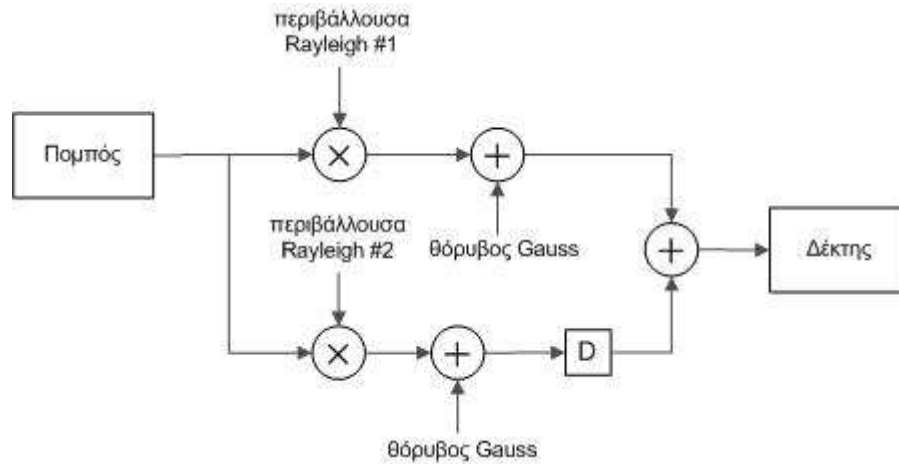
Παράλληλα με το φαινόμενο της πολυδιόδευσης (multipath fading), ο κινητός σταθμός ενδέχεται να λαμβάνει και μια επιπλέον συνιστώσα που οφείλεται στην ύπαρξη οπτικής επαφής πομπού και δέκτη (line of sight, LOS). Η ανεξάρτητη συνιστώσα LOS προσομοιώνεται από ένα κανάλι AWGN (Περίπτωση Ι). Στην περίπτωση του διανυσματικού αθροίσματος της συνιστώσας LOS και του σήματος που έχει υποστεί διάλειψη, έχει βρεθεί ότι το σήμα περιγράφεται καλύτερα από την κατανομή Rice (βλέπε Παράρτημα Β) και το φαινόμενο καλείται Διάλειψη Rice.



Σχήμα 8.11 Προσομοίωση διάλειψης Rice.

Περίπτωση ΙV: Διάλειψη Rayleigh με Καθυστέρηση

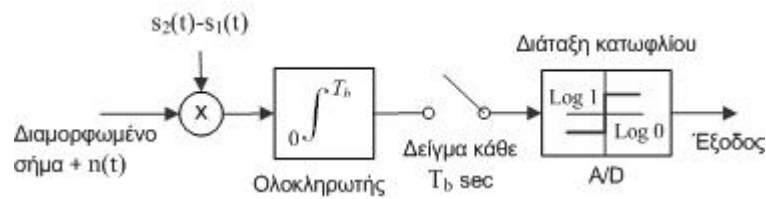
Στο Σχήμα 8.12 φαίνεται μια τρίτη περίπτωση διάλειψης που προσομοιώθηκε, η οποία περιλαμβάνει δυο Rayleigh συνιστώσες. Η μια από αυτές εμφανίζει χρονική καθυστέρηση ενός δείγματος ($1/N_b$) η οποία αντιστοιχεί σε 0.03 της περιόδου συμβόλου T_s .



Σχήμα 8.12 Προσομοίωση 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

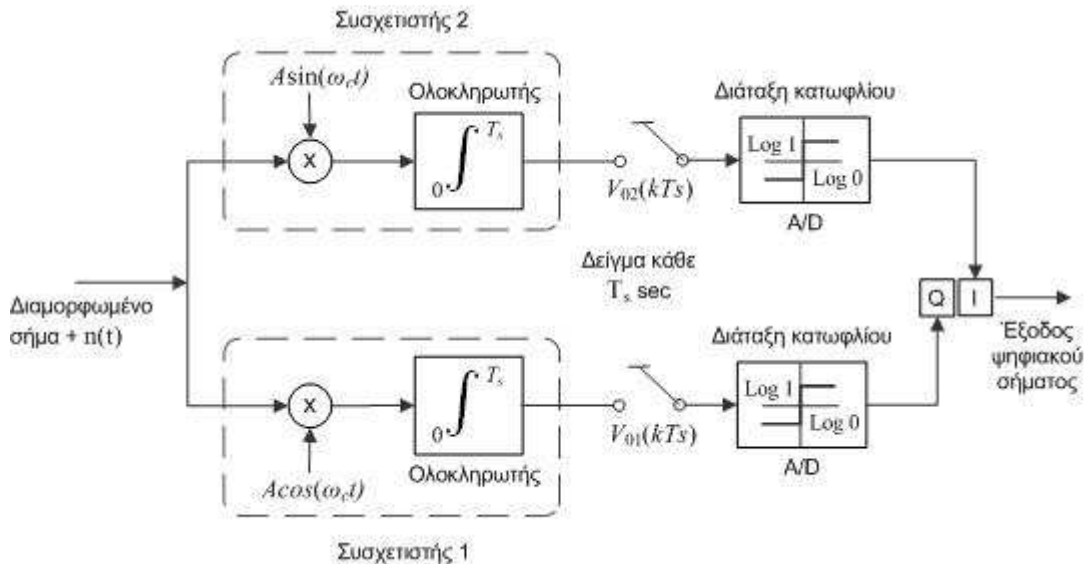
8.1.3 Ο Δέκτης

Για την αποδιαμόρφωση των σημάτων έγινε χρήση του Δέκτη Συσχετισμού (Correlation Receiver, CR) με ολοκλήρωση και μηδένιση, ο οποίος ισοδυναμεί με προσαρμοσμένο φίλτρο (Adaptive filter). Στις δυαδικές διαμορφώσεις, όπως φαίνεται και στο Σχήμα 8.13, το λαμβανόμενο σήμα με το θόρυβο, πολλαπλασιάζεται με τη διαφορά των φέροντων κυμάτων $s_2(t) - s_1(t)$. Στη συνέχεια, το σήμα που προκύπτει ολοκληρώνεται για κάθε περίοδο bit. Λαμβάνεται δηλ. η μέση τιμή του δείγματος για κάθε διάστημα σηματοδοσίας. Τέλος, η διάταξη κατωφλίου είναι αυτή που αποφασίζει για το ποιο από τα δυο bit εστάλει. Το κατώφλι είναι μηδέν σε όλες τις τεχνικές διαμόρφωσης που απαντώνται στην εργασία, εκτός από την ASK που είναι A/4.



Σχήμα 8.13 Δέκτης δυαδικών συστημάτων διαμόρφωσης.

Στην περίπτωση της τετραδικής διαμόρφωσης QPSK, ο δέκτης διαιρεί το λαμβανόμενο σήμα σε δύο συνιστώσες (κανάλια) Q και I. Η κάθε διάταξη κατωφλίου (Σχήμα 8.14) έχει ως έξοδο την ανακτημένη ακολουθία bit.



Σχήμα 8.14 Δέκτης τετραδικού συστήματος διαμόρφωσης.

Σε πραγματικές εφαρμογές τα φέροντα κύματα δεν είναι εκ των προτέρων γνωστά στο δέκτη, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιούνται ειδικά κυκλώματα ανάκτησής τους, σαν αυτά του Σχήματος 3.26. Η διαδικασία όμως αναπαραγωγής του φέροντος, μειώνει την αξιοπιστία του δέκτη καθώς δημιουργείται ένα επιπλέον σφάλμα φάσης. Στην εργασία αυτή δεν συμπεριλαμβάνεται το σφάλμα αυτό καθώς ο δέκτης χρησιμοποιεί ακριβώς το ίδιο φέρον διαμόρφωσης.

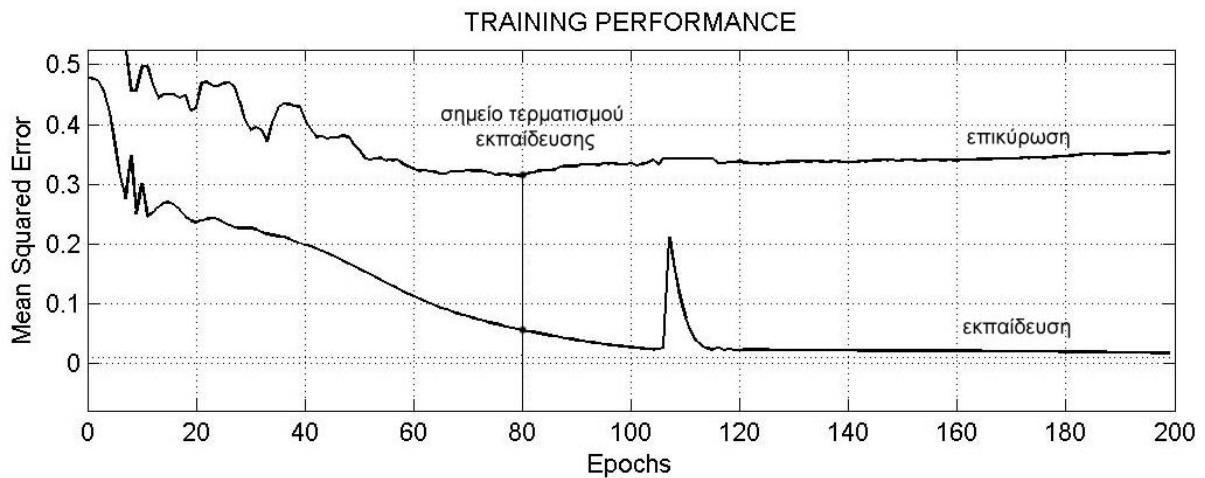
8.2 ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΣ ΔΕΚΤΗΣ

8.2.1 Πρότυπα Εισόδου

Τα πρότυπα που εισέρχονται στο νευρωνικό δίκτυο χωρίζονται σε δύο υποσύνολα. Το 80% των προτύπων αποτελεί το σύνολο εκπαίδευσης (training set) και το 20% το σύνολο επικύρωσης (validation set). Καθένα από τα σύνολα αυτά αποτελείται από ζεύγη τιμών εισόδου και στόχου.

Το σύνολο εκπαίδευσης περιέχει τα δεδομένα εισόδου με τα οποία το δίκτυο εκπαιδεύεται προσαρμόζοντας τις τιμές των βαρών ώστε να οδηγούν στην επιθυμητή έξοδο. Το σύνολο επικύρωσης αποτελείται από δεδομένα που το δίκτυο δεν έχει «ξαναδεί». Είναι δηλ. εκτός συνόλου εκπαίδευσης, και εφαρμόζεται παράλληλα με την εκπαιδευτική διαδικασία. Σκοπός του validation set είναι να αποτελέσει ένα on-line μέτρο απόδοσης ώστε, σε περίπτωση που κριθεί αναγκαίο, να διακοπεί η διαδικασία της εκπαίδευσης. Όπως φαίνεται και στο Σχήμα 8.15, το καταλληλότερο σημείο διακοπής είναι τη στιγμή κατά την οποία το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της επικύρωσης αρχίζει να αυξάνεται (φαινόμενο overtraining). Πέρα από το σημείο αυτό, η συνέχιση της εκπαίδευσης δεν έχει

νόημα, γι'αυτό τα βάρη και οι πολώσεις του δικτύου επιστρέφουν στο σημείο απόκλισης και η εκπαίδευση διακόπτεται.



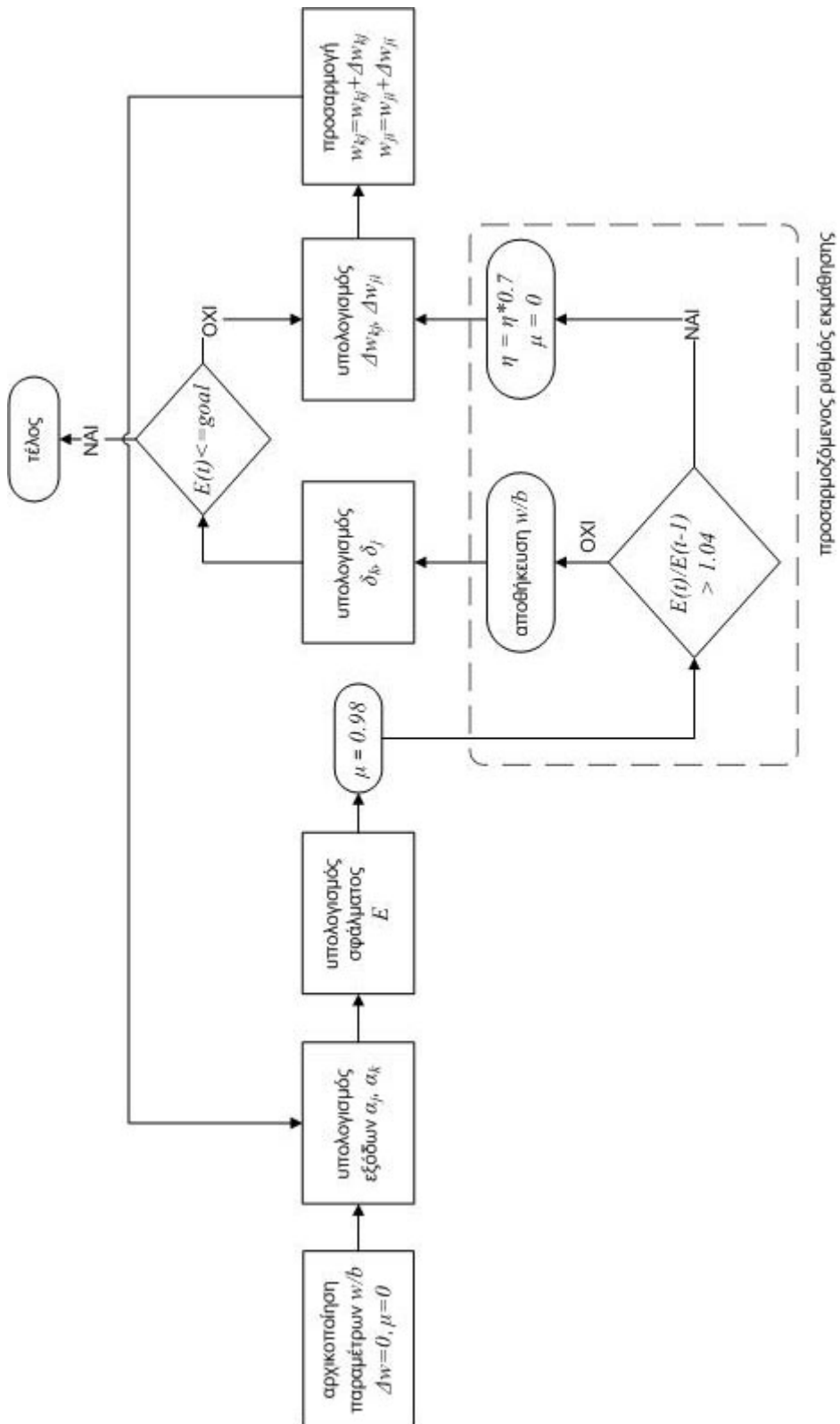
Σχήμα 8.15 Πρώρο σημείο τερματισμού εκπαίδευσης.

Αφού ολοκληρωθεί ο παραπάνω διαχωρισμός των προτύπων ακολουθεί η διαδικασία της κανονικοποίησης (normalization) κάθε συνόλου προτύπων. Κανονικοποίηση είναι η διαδικασία κατά την οποία τα δεδομένα κλιμακώνονται περιορίζοντας τις τιμές τους σε ένα προκαθορισμένο διάστημα $[\min, \max]$ με σκοπό να βελτιωθεί η ακρίβεια των μετέπειτα υπολογισμών. Στην παρούσα εφαρμογή, έχει επιλεγεί το διάστημα $[-1, 1]$ μόνο για τα δεδομένα εισόδου καθώς οι στόχοι έχουν δυαδικές τιμές 0 και 1. Η κλιμάκωση των δεδομένων εισόδου γίνεται με τη βοήθεια της εξίσωσης :

$$P_n = \frac{2(P - P_{\min})}{P_{\max} - P_{\min}} - 1$$

8.2.2 Αλγόριθμος Εκπαίδευσης

Ο νευρωνικός δέκτης υλοποιήθηκε με ΤΝΔ αρχιτεκτονικής 3-επιπέδων (εισόδου-κρυφό-εξόδου) όπως φαίνεται στο Σχήμα 7.1. Για την εκπαίδευση του δικτύου επελέγει η μέθοδος της μαζικής οπισθόδρομης διάδοσης του σφάλματος (batch error back-propagation) με αλγόριθμο μάθησης επικλινούς καθόδου με ορμή (momentum) και προσαρμοζόμενο ρυθμό (adaptive learning rate). Στο διάγραμμα ροής του Σχήματος 8.16 περιγράφονται αναλυτικά τα βήματα υλοποίησης του αλγορίθμου αυτού.



Σχήμα 8.16 Ο αλγόριθμος back-propagation με ALR και ορμή.

Τα βάρη του δικτύου αρχικοποιούνται με ομοιόμορφα κατανεμημένες τιμές (μηδενικής μέσης τιμής) στο διάστημα $[-0.5, 0.5]$, ενώ οι πολώσεις με μονάδες. Οι έξοδοι του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου υπολογίζονται με σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Η διαδικασία που ακολουθείται είναι ίδια με αυτήν του Γενικευμένου Κανόνα Δέλτα (βλέπε § 7.2).

Στο διάγραμμα ροής του Σχήματος 8.16 παρατηρούμε ότι ο αλγόριθμος περιλαμβάνει έναν επιπλέον βρόγχο για τον προσαρμοζόμενο ρυθμό εκμάθησης (ALR). Για την εφαρμογή του ALR, ορίζουμε τις ποσότητες $lr_inc=1.05$, $lr_dec=0.7$ και $err_rat=1.04$. Σκοπός αυτού του βρόγχου είναι να συγκρίνει το μέσο τετραγωνικό σφάλμα της τρέχουσας εποχής $E(t)$ με αυτό της προηγούμενης $E(t-1)$. Στην περίπτωση που ισχύει η συνθήκη :

$$\frac{E(t)}{E(t-1)} > err_rat$$

μειώνεται η αρχική τιμή του συντελεστή εκμάθησης (LR) και μηδενίζεται η ορμή (m). Στην αντίθετη περίπτωση, αυξάνουμε τον συντελεστή εκμάθησης κατά ποσότητα lr_inc , σύμφωνα με την εξίσωση $lr = lr * lr_inc$. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται ταχύτερη σύγκλιση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

9.1 ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΙΣΤΙΚΑ ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΚΑΙ ΑΠΑΙΤΗΣΕΙΣ

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό πακέτο Matlab[®] 6.5 (R13) το οποίο περιλαμβάνει τις εργαλειοθήκες Communication Toolbox 2.1, Neural Network Toolbox 4.0.1 και Statistics Toolbox 4.0. Η προσομοίωση έγινε με τη βοήθεια της script-based γλώσσας προγραμματισμού που περιέχει το λογισμικό πακέτο Matlab.

Οι μετρήσεις διεξήχθησαν σε περιβάλλον Microsoft Windows XP Professional (SP1) και υπολογιστή με προδιαγραφές επεξεργαστή Intel PIV, CPU 2.8GHz και RAM 768MB. Οι ελάχιστες υπολογιστικές απαιτήσεις σε CPU είναι 1.3GHz και μνήμης RAM 512MB. Το λογισμικό πακέτο Matlab διατίθεται επίσης σε εκδόσεις UNIX/Linux και Macintosh πράγμα που επιτρέπει την εκτέλεση του προγράμματος πάνω από όλες τις πλατφόρμες.

9.2 ΛΕΠΤΟΜΕΡΕΙΕΣ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑΤΟΣ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗΣ

Το κύριο πρόγραμμα της εφαρμογής (`appnr.m`) καλεί έξι υπορουτίνες (functions) που δημιουργήθηκαν για τις ανάγκες της προσομοίωσης. Στην παράγραφο αυτή επεξηγούνται οι παράμετροι που ορίζουν καθεμία από αυτές.

9.2.1 Διαμόρφωση και Αποδιαμόρφωση

```
function [Tx,t]= digimod(x,fc,fs,N,method,M)
function [x,t] = digidmod(Rx,fc,fs,N,method,M)
```

- x, R_x : σήμα προς διαμόρφωση ή αποδιαμόρφωση
- f_c : συχνότητα φέροντος κύματος (Hz)
- f_s : συχνότητα δειγματοληψίας (Hz)
- N : πλήθος δειγμάτων ανά bit ($N_b = f_s / r_b$)
- `method`: μέθοδος διαμόρφωσης (ASK, FSK, PSK) και
- M : τάξη διαμόρφωσης $M = 2$ ή 4 .

9.2.2 Κανάλι AWGN

```
function y = noise(Tx, EbNodb)
```

- Tx: μεταδιδόμενο σήμα
- EbNodb: λόγος σήματος προς θόρυβο, EbNo (dB).

9.2.3 Διάλειψη Rayleigh

```
function y = raylfade(Tx, pow)
```

- Tx: σήμα προς διάλειψη Rayleigh
- pow: μέση ισχύς περιβάλλουσας Rayleigh

9.2.4 Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου

```
function [W1,W2,B1,B2,mse_rec,epoch,mseVal_rec] =  
trainalm(X,Y,xV,yV,HL,goal,lr,epochs)
```

- X, Y: πρότυπα εκπαίδευσης P_{train} και αντίστοιχοι στόχοι T_{train}
- xV, yV: πρότυπα επικύρωσης (validation) P_{valid} και αντίστοιχοι στόχοι T_{valid}
- HL: πλήθος νευρώνων κρυφού επιπέδου
- goal: στόχος του μέσου τετραγωνικού σφάλματος MSE
- lr: συντελεστής εκμάθησης η και
- epochs: μέγιστος αριθμός επαναλήψεων (εποχές).

9.2.5 Προσομοίωση Νευρωνικού Δικτύου

```
function [Y, E] = simnet(P, T, W1, W2, B1, B2)
```

Η βοηθητική συνάρτηση `simnet.m`, χρησιμοποιείται για να εφαρμόσει την αποθηκευμένη πληροφορία του δικτύου σε φυσικά πρότυπα και να υπολογίζει την έξοδο και το συνολικό σφάλμα.

- P, T: πρότυπα εισόδου και πρότυπα στόχου
- W1, B1: βάρη w_{ji} και πολώσεις b_{ji} του κρυφού επιπέδου
- W2, B2: βάρη w_{kj} και πολώσεις b_{kj} του επιπέδου εξόδου.

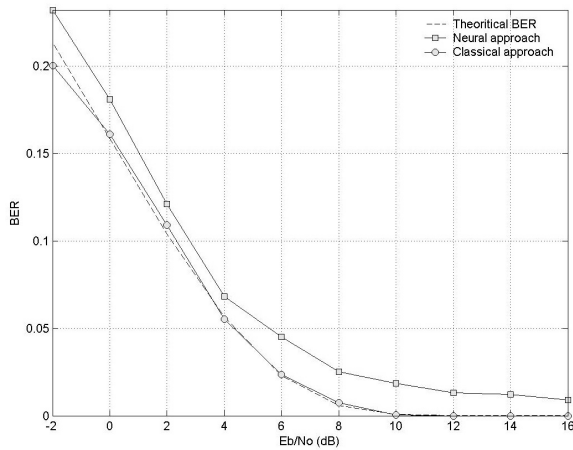
9.3 ΕΛΕΓΧΟΣ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΚΑΙ ΜΕΤΡΗΣΕΙΣ

Στη παράγραφο αυτή θα εξετάσουμε την απόδοση του νευρωνικού δέκτη (NR) σε σχέση με το E_b / N_0 για κάθε περιβάλλον θορύβου και θα τη συγκρίνουμε με την αντίστοιχη του δέκτη συσχετισμού (CR). Σε κάθε περίπτωση θα καταγράφεται η πολυπλοκότητα του νευρωνικού δικτύου, και ορισμένες ρυθμιστικές παράμετροι, με χρήση των οποίων, ο νευρωνικός δέκτης επιτυγχάνει τη μέγιστη δυνατή απόδοση (ελάχιστο E_b / N_0). Οι βασικότερες παράμετροι εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου είναι :

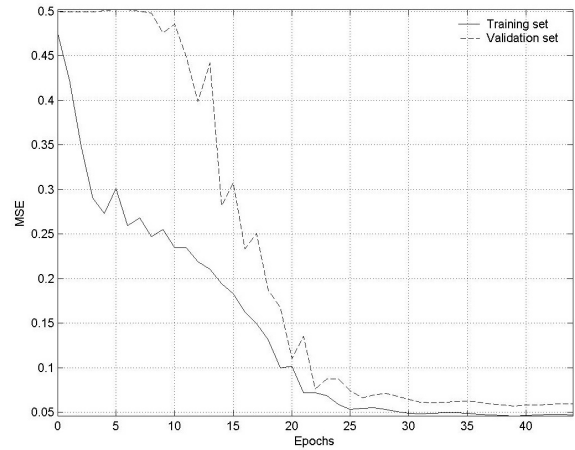
- το σύνολο των προτύπων εισόδου P . Τα πρότυπα εισόδου χωρίζονται σε πρότυπα εκπαίδευσης P_t και πρότυπα επικύρωσης P_v καθένα από τα οποία ισοδυναμεί με το πλήθος των baseband μηνυμάτων (m_t και m_v , αντίστοιχα) επί το πλήθος των σηματοθορυβικών λόγων.
- η τοπολογία που επιλέγεται. Για ένα δίκτυο με τρία επίπεδα ορίζεται από το πλήθος των νευρώνων N κάθε διανύσματος εισόδου P , το πλήθος των νευρώνων κρυφού επιπέδου L και το πλήθος των νευρώνων εξόδου M (συντομογραφικά γράφουμε $N-L-M$). Οι νευρώνες εισόδου προκύπτουν από τη σχέση $N = N_b \times bauds$.
- το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) εκπαίδευσης και επικύρωσης
- το σύνολο των επαναλήψεων (εποχών) r
- ο πραγματικός χρόνος t
- ο αρχικός συντελεστής εκμάθησης η και
- η παράμετρος ορμής μ .

Τέλος, για μια στατιστικά ορθότερη προσέγγιση, τα τελικά αποτελέσματα προκύπτουν από το μέσο όρο τεσσάρων (4) επαναλήψεων σε σύνολο 400 μηνυμάτων για κάθε E_b / N_0 .

9.3.1 ASK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη



Σχήμα 9.1 ASK-BER, κανάλι LOS.



Σχήμα 9.2 ASK-MSE, κανάλι LOS.

Πίνακας 9.1 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (κανάλι LOS).

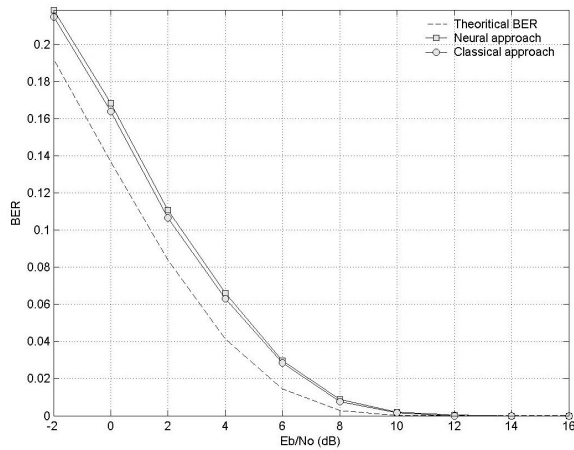
τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	72
μηνύματα m_v	1000	εποχές	51
$E_b N_0$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0455
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0594

Στον Πίνακα 9.2 αναγράφεται το BER του νευρωνικού δέκτη (BER-NR) και του δέκτη συσχετισμού (BER-CR) σε σχέση με το E_b / N_0 . Στην τέταρτη στήλη του πίνακα σημειώνεται και η απόκλιση σφάλματος των δυο δεκτών.

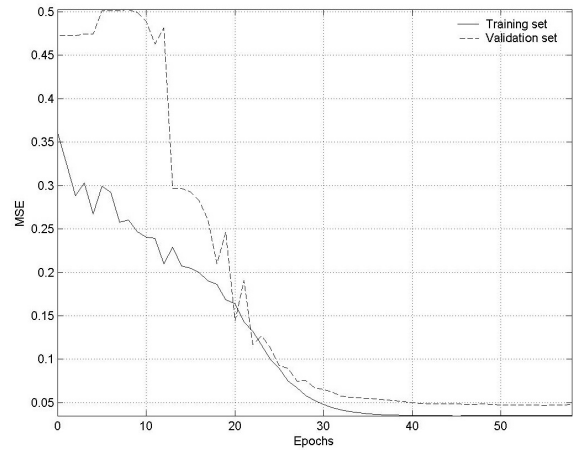
Πίνακας 9.2 ASK-BER σε κανάλι LOS.

E_b/N_0	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_0	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2322	0.2005	0.0317	8	0.0252	0.0073	0.0178
0	0.1809	0.1611	0.0198	10	0.0186	0.0005	0.0181
2	0.1211	0.1091	0.0120	12	0.0133	0	0.0133
4	0.0681	0.0553	0.0128	14	0.0123	0	0.0123
6	0.0452	0.0238	0.0214	16	0.0091	0	0.0091

9.3.2 FSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπου-Δέκτη



Σχήμα 9.3 FSK-BER, κανάλι LOS.



Σχήμα 9.4 FSK-MSE, κανάλι LOS.

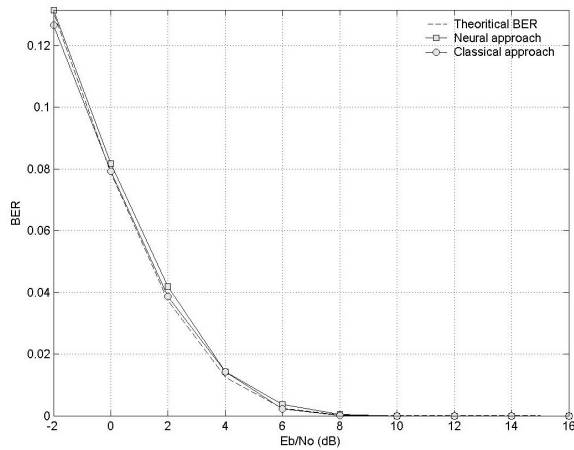
Πίνακας 9.3 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (κανάλι LOS).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4600	χρόνος (sec)	89
μηνύματα m_v	400	εποχές	64
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0353
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0475

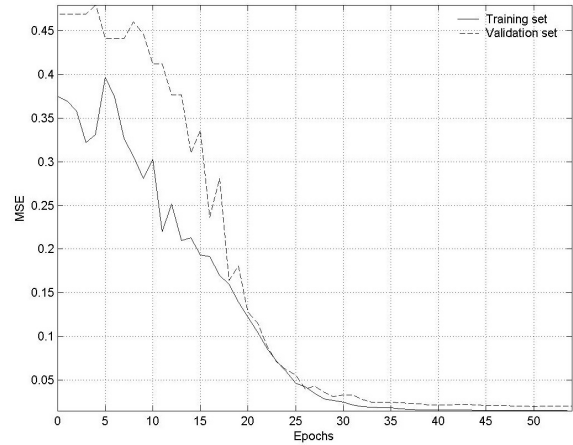
Πίνακας 9.4 FSK-BER σε κανάλι LOS.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2186	0.2150	0.0036	8	0.0088	0.0075	0.0013
0	0.1683	0.1639	0.0044	10	0.0019	0.0017	0.0002
2	0.1108	0.1066	0.0042	12	0.0005	0	0.0005
4	0.0659	0.0630	0.0030	14	0	0	0
6	0.0295	0.0284	0.0011	16	0	0	0

9.3.3 PSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπύ-Δέκτη



Σχήμα 9.5 PSK-BER, κανάλι LOS.



Σχήμα 9.6 PSK-MSE, κανάλι LOS.

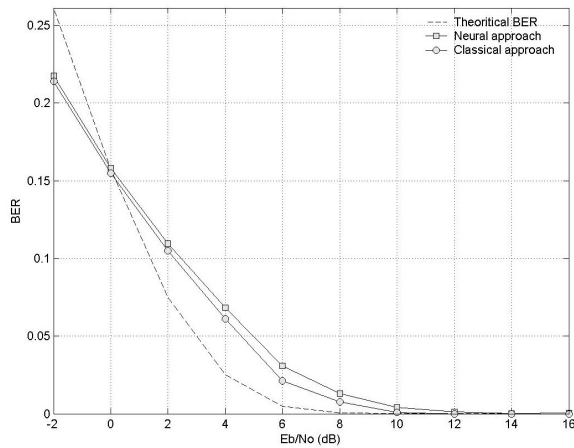
Πίνακας 9.5 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (κανάλι LOS).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4600	χρόνος (sec)	101
μηνύματα m_v	400	εποχές	66
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0146
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0199

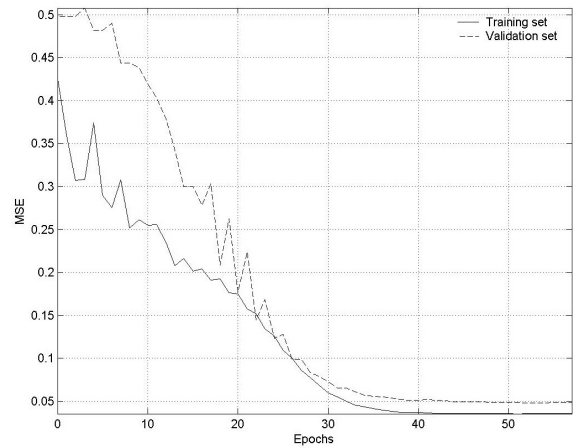
Πίνακας 9.6 PSK-BER σε κανάλι LOS.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.1316	0.1266	0.0050	8	0.0005	0.0002	0.0003
0	0.0817	0.0792	0.0025	10	0	0	0
2	0.0419	0.0388	0.0031	12	0	0	0
4	0.0142	0.0142	0	14	0	0	0
6	0.0037	0.0022	0.0016	16	0	0	0

9.3.4 QPSK σε Κανάλι Οπτικής Επαφής Πομπού-Δέκτη



Σχήμα 9.7 QPSK-BER, κανάλι LOS.



Σχήμα 9.8 QPSK-MSE, κανάλι LOS.

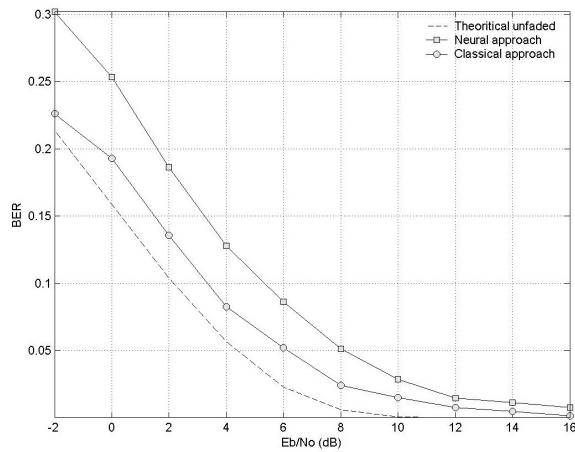
Πίνακας 9.7 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (κανάλι LOS).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4600	χρόνος (sec)	172
μηνύματα m_v	400	εποχές	58
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0364
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0495

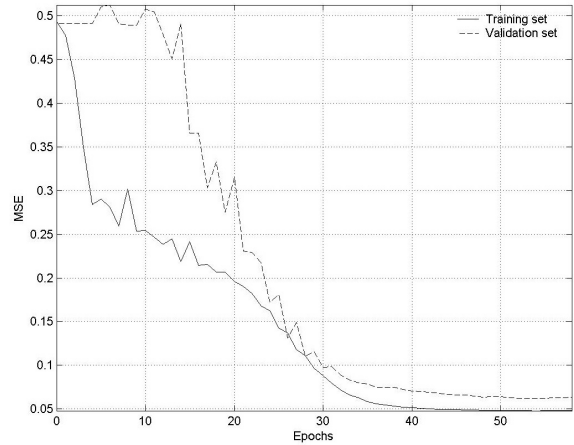
Πίνακας 9.8 QPSK-BER σε κανάλι LOS.

Eb/No	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	Eb/No	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2176	0.2140	0.0036	8	0.0131	0.0078	0.0053
0	0.1582	0.1548	0.0034	10	0.0040	0.0008	0.0032
2	0.1096	0.1052	0.0045	12	0.0014	0	0.0014
4	0.0684	0.0611	0.0073	14	0.0003	0	0.0003
6	0.0308	0.0213	0.0095	16	0.0005	0	0.0005

9.3.5 ASK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh



Σχήμα 9.9 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh.



Σχήμα 9.10 ASK-MSE, διάλειψη Rayleigh.

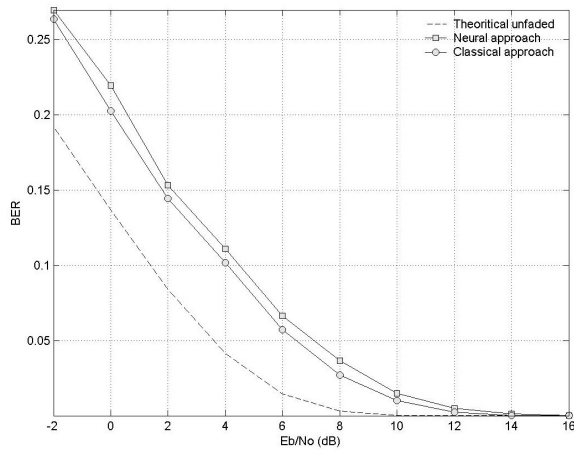
Πίνακας 9.9 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (διάλειψη Rayleigh).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	100
μηνύματα m_v	1000	εποχές	69
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0478
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0627

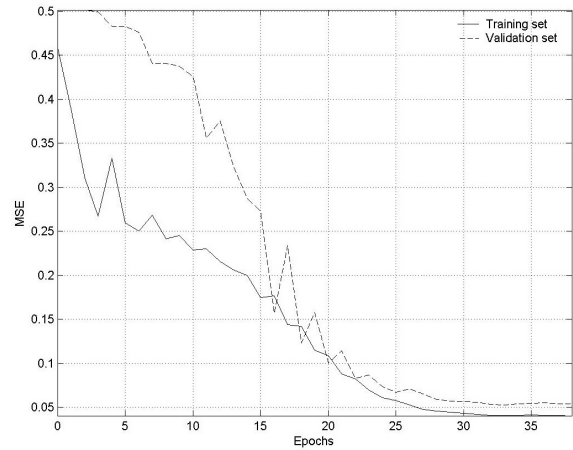
Πίνακας 9.10 ASK-BER σε κανάλι διάλειψης Rayleigh.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.3017	0.2261	0.0756	8	0.0511	0.0242	0.0269
0	0.2533	0.1928	0.0605	10	0.0284	0.0150	0.0134
2	0.1861	0.1358	0.0503	12	0.0147	0.0078	0.0069
4	0.1278	0.0823	0.0455	14	0.0113	0.0045	0.0067
6	0.0862	0.0520	0.0342	16	0.0077	0.0016	0.0061

9.3.6 FSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh



Σχήμα 9.11 FSK-BER, διάλειψη Rayleigh.



Σχήμα 9.12 FSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.

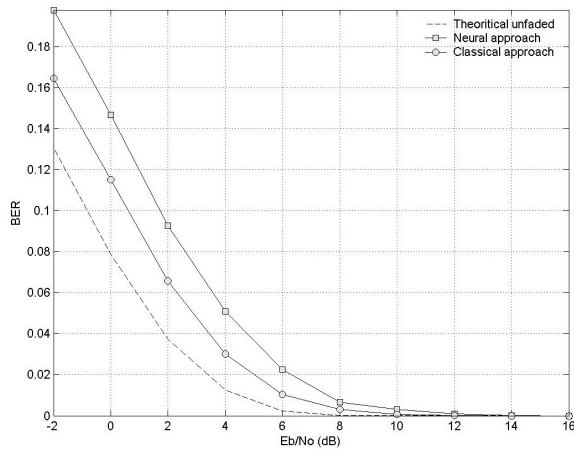
Πίνακας 9.11 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (διάλειψη Rayleigh).

τοπολογία	132-32-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	78
μηνύματα m_v	1000	εποχές	58
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0406
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0521

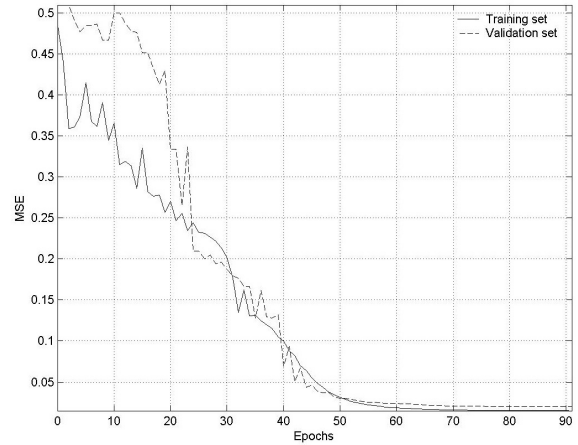
Πίνακας 9.12 FSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rayleigh.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2697	0.2636	0.0061	8	0.0366	0.0270	0.0095
0	0.2195	0.2025	0.0170	10	0.0148	0.0102	0.0047
2	0.1533	0.1445	0.0088	12	0.0050	0.0023	0.0027
4	0.1109	0.1016	0.0094	14	0.0014	0.0002	0.0013
6	0.0666	0.0570	0.0095	16	0.0002	0.0003	-0.0002

9.3.7 PSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh



Σχήμα 9.13 PSK-BER, διάλειψη Rayleigh.



Σχήμα 9.14 PSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.

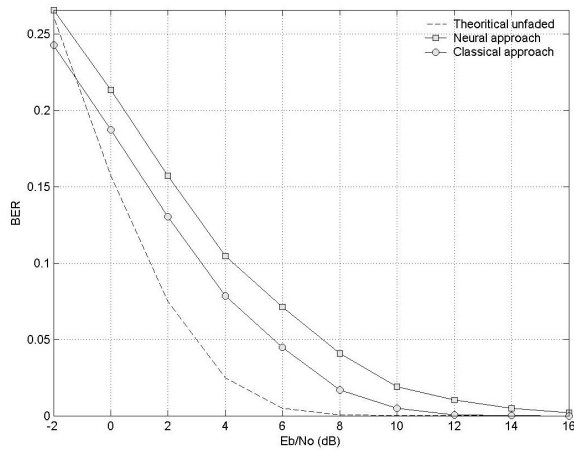
Πίνακας 9.13 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (διάλειψη Rayleigh).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	110
μηνύματα m_v	1000	εποχές	74
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0161
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0201

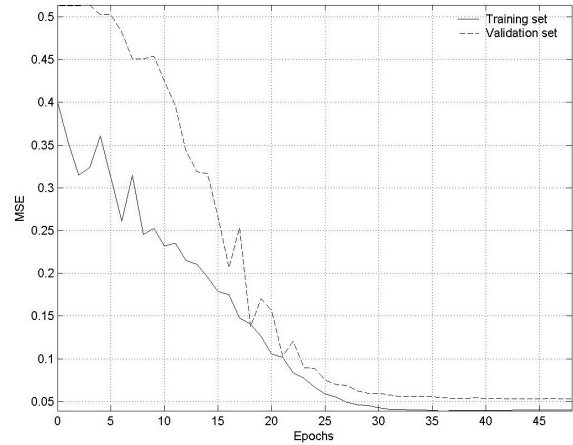
Πίνακας 9.14 PSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rayleigh.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.1998	0.1733	0.0266	8	0.0088	0.0034	0.0053
0	0.1416	0.1122	0.0294	10	0.0031	0.0009	0.0022
2	0.0883	0.0647	0.0236	12	0.0006	0.0002	0.0005
4	0.0484	0.0298	0.0186	14	0.0002	0	0.0002
6	0.0253	0.0130	0.0123	16	0	0	0

9.3.8 QPSK σε Κανάλι Διάλειψης Rayleigh



Σχήμα 9.15 QPSK-BER, διάλειψη Rayleigh.



Σχήμα 9.16 QPSK-MSE, διάλειψη Rayleigh.

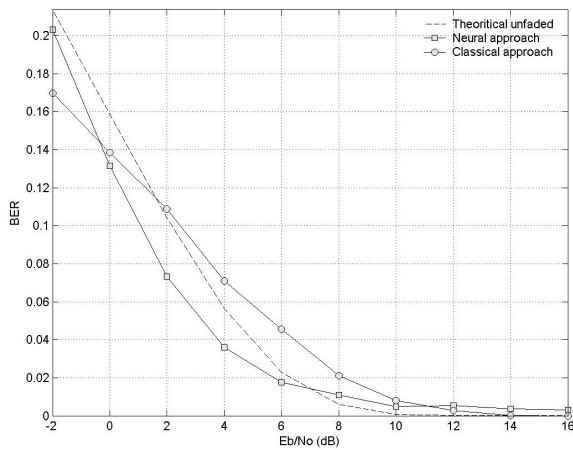
Πίνακας 9.15 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (διάλειψη Rayleigh).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	172
μηνύματα m_v	1000	εποχές	63
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0392
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0534

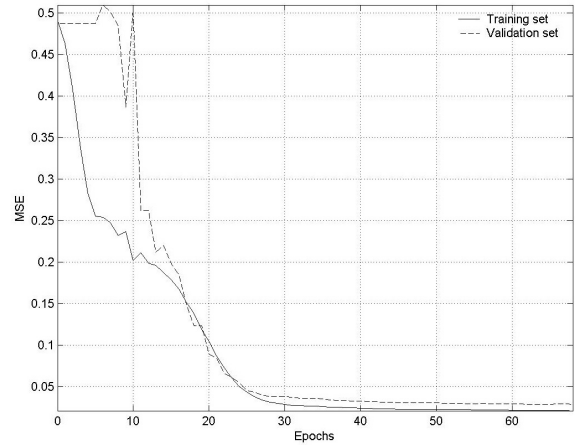
Πίνακας 9.16 QPSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rayleigh.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2659	0.2428	0.0230	8	0.0409	0.0168	0.0241
0	0.2134	0.1874	0.0260	10	0.0190	0.0048	0.0141
2	0.1573	0.1304	0.0270	12	0.0104	0.0005	0.0098
4	0.1045	0.0785	0.0260	14	0.0048	0.0002	0.0046
6	0.0714	0.0448	0.0266	16	0.0021	0	0.0021

9.3.9 ASK σε Κανάλι Διάλειψης Rice



Σχήμα 9.17 ASK-BER, διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.18 ASK-MSE, διάλειψη Rice.

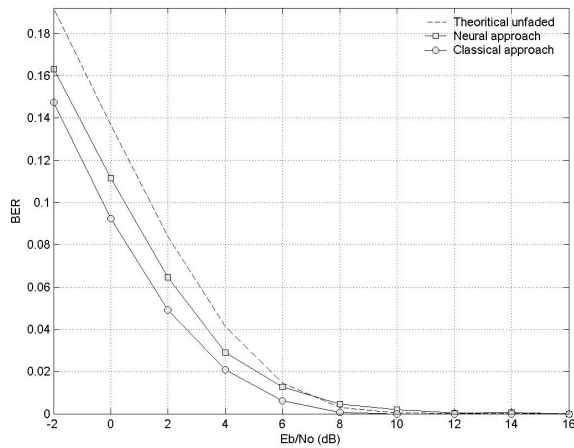
Πίνακας 9.17 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση ASK (διάλειψη Rice).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	98
μηνύματα m_v	1000	εποχές	68
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0221
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0300

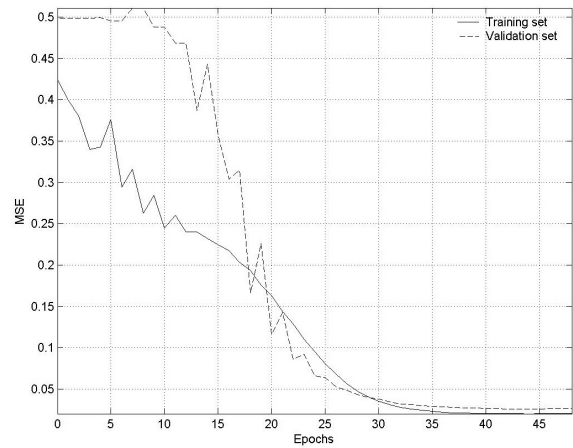
Πίνακας 9.18 ASK-BER σε κανάλι διάλειψης Rice.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2031	0.1697	0.0334	8	0.0109	0.0212	-0.0103
0	0.1314	0.1386	-0.0072	10	0.0047	0.0081	-0.0034
2	0.0731	0.1089	-0.0358	12	0.0053	0.0027	0.0027
4	0.0361	0.0709	-0.0348	14	0.0037	0.0002	0.0036
6	0.0177	0.0455	-0.0278	16	0.0031	0	0.0031

9.3.10 FSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice



Σχήμα 9.19 FSK-BER, διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.20 FSK-MSE, διάλειψη Rice.

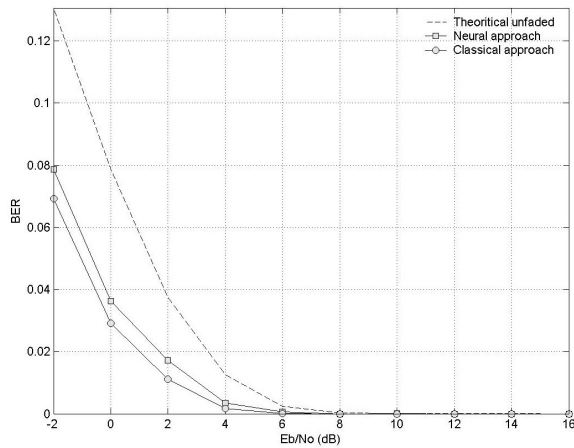
Πίνακας 9.19 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση FSK (διάλειψη Rice).

τοπολογία	132-32-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	67
μηνύματα m_v	1000	εποχές	56
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0202
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0260

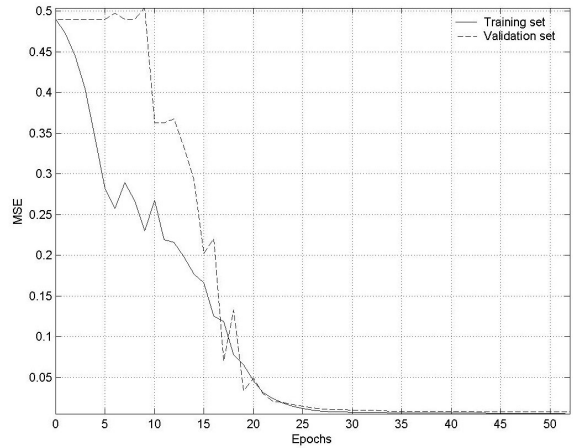
Πίνακας 9.20 FSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rice.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.1633	0.1473	0.0159	8	0.0047	0.0006	0.0041
0	0.1114	0.0923	0.0191	10	0.0020	0	0.0020
2	0.0645	0.0491	0.0155	12	0.0003	0	0.0003
4	0.0289	0.0208	0.0081	14	0.0006	0	0.0006
6	0.0128	0.0061	0.0067	16	0	0	0

9.3.11 PSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice



Σχήμα 9.21 PSK-BER, διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.22 PSK-MSE, διάλειψη Rice.

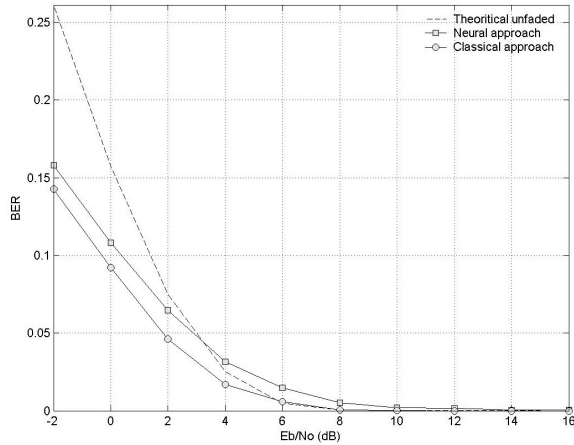
Πίνακας 9.21 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση PSK (διάλειψη Rice).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	64
μηνύματα m_v	1000	εποχές	59
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0052
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0076

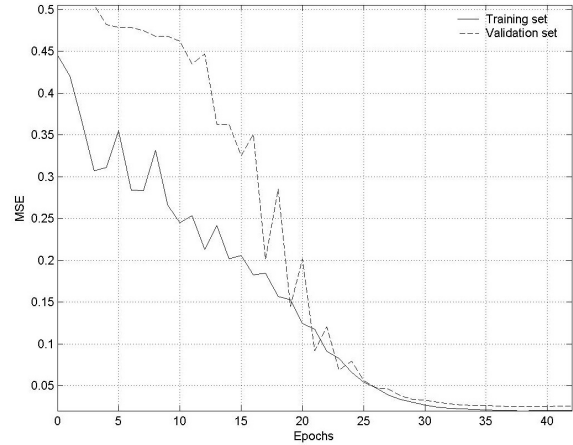
Πίνακας 9.22 PSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rice.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.0788	0.0692	0.0095	8	0	0	0
0	0.0363	0.0292	0.0070	10	0.0002	0	0.0002
2	0.0172	0.0111	0.0061	12	0	0	0
4	0.0034	0.0017	0.0017	14	0	0	0
6	0.0006	0.0002	0.0005	16	0	0	0

9.3.12 QPSK σε Κανάλι Διάλειψης Rice



Σχήμα 9.23 QPSK-BER, διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.24 QPSK-MSE, διάλειψη Rice.

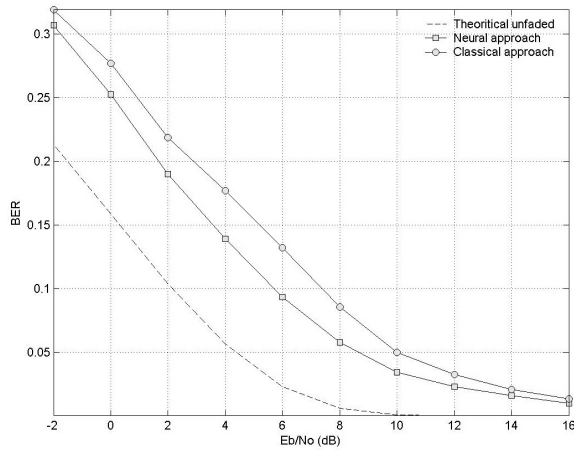
Πίνακας 9.23 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στη διαμόρφωση QPSK (διάλειψη Rice).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	140
μηνύματα m_v	1000	εποχές	55
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0186
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0247

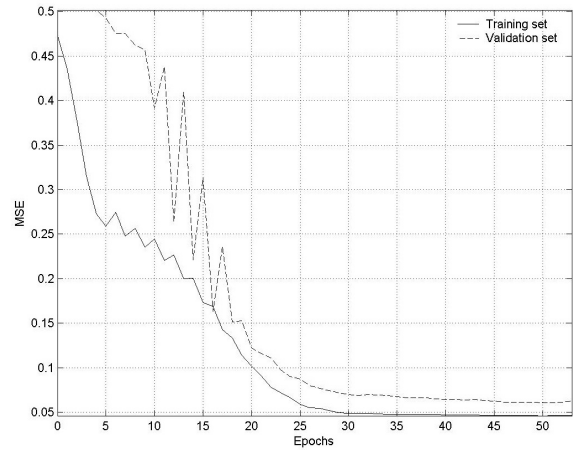
Πίνακας 9.24 QPSK-BER σε κανάλι διάλειψης Rice.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.1580	0.1427	0.0152	8	0.0052	0.0005	0.0048
0	0.1080	0.0922	0.0159	10	0.0021	0.0001	0.0020
2	0.0648	0.0462	0.0186	12	0.0017	0	0.0017
4	0.0317	0.0171	0.0146	14	0.0005	0	0.0005
6	0.0148	0.0058	0.0091	16	0.0007	0	0.0007

9.3.13 ASK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$



Σχήμα 9.25 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.



Σχήμα 9.26 ASK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

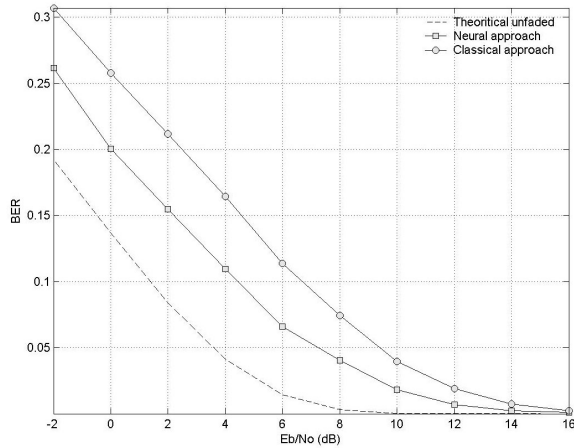
Πίνακας 9.25 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην ASK (Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	85
μηνύματα m_v	1000	εποχές	59
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0455
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0611

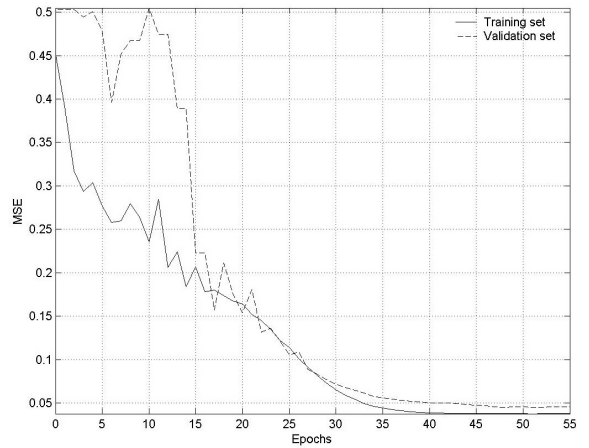
Πίνακας 9.26 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.3069	0.3191	-0.0122	8	0.0577	0.0856	-0.0280
0	0.2527	0.2770	-0.0244	10	0.0344	0.0498	-0.0155
2	0.1902	0.2189	-0.0287	12	0.0228	0.0325	-0.0097
4	0.1391	0.1770	-0.0380	14	0.0161	0.0208	-0.0047
6	0.0933	0.1322	-0.0389	16	0.0100	0.0134	-0.0034

9.3.14 FSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση 1/N_b



Σχήμα 9.27 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.



Σχήμα 9.28 FSK-MSE 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

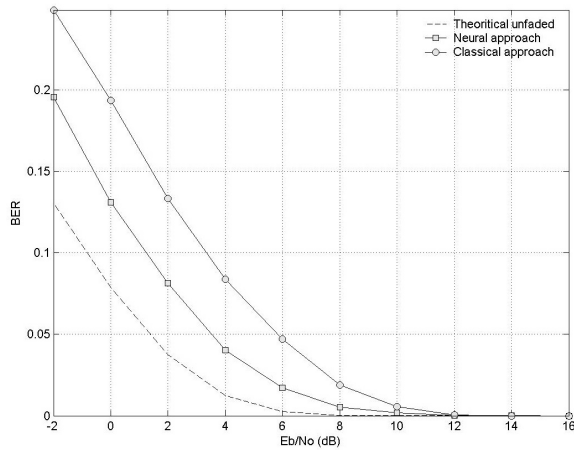
Πίνακας 9.27 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην FSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	71
μηνύματα m_v	1000	εποχές	53
E_bN_o εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0401
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0474

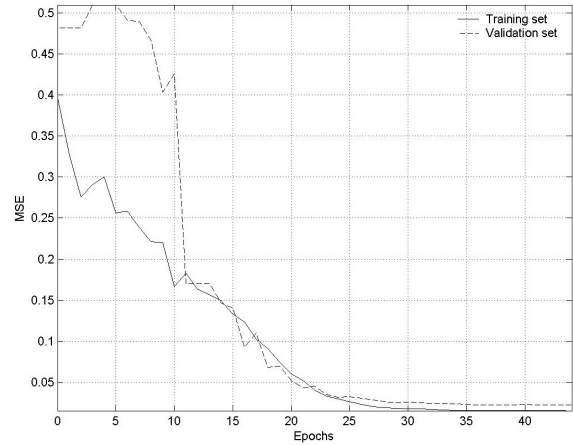
Πίνακας 9.28 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2616	0.3070	-0.0455	8	0.0403	0.0742	-0.0339
0	0.2006	0.2577	-0.0570	10	0.0183	0.0394	-0.0211
2	0.1547	0.2116	-0.0569	12	0.0067	0.0191	-0.0123
4	0.1095	0.1645	-0.0550	14	0.0025	0.0075	-0.0050
6	0.0661	0.1139	-0.0478	16	0.0009	0.0023	-0.0014

9.3.15 PSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση 1/N_b



Σχήμα 9.29 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.



Σχήμα 9.30 PSK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

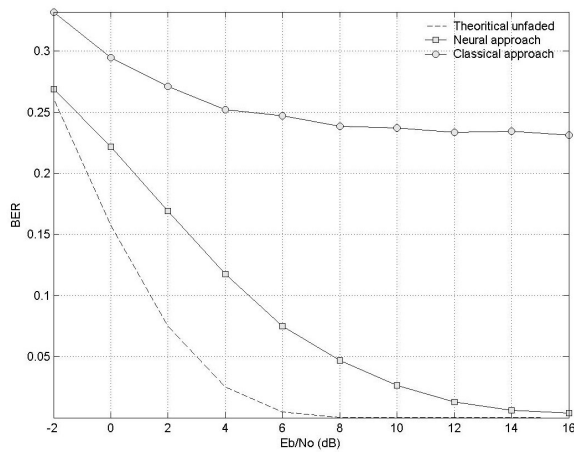
Πίνακας 9.29 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην PSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).

τοπολογία	132-23-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	76
μηνύματα m_v	1000	εποχές	53
E_bN_o εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0157
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0226

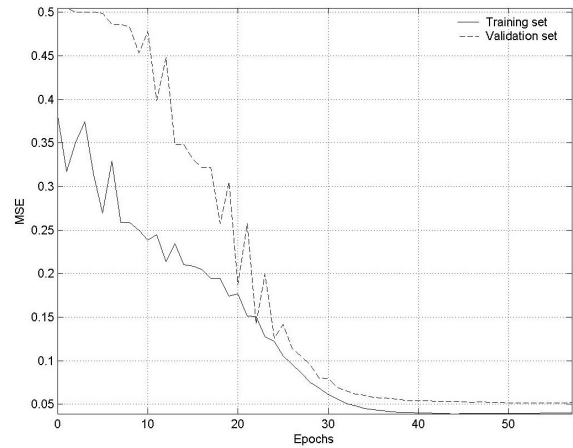
Πίνακας 9.30 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.1956	0.2491	-0.0534	8	0.0052	0.0187	-0.0136
0	0.1311	0.1934	-0.0623	10	0.0019	0.0056	-0.0038
2	0.0812	0.1334	-0.0522	12	0.0003	0.0005	-0.0002
4	0.0402	0.0834	-0.0436	14	0.0002	0	0.0002
6	0.0172	0.0470	-0.0298	16	0	0	0

9.3.16 QPSK σε Κανάλι 2-Rayleigh Διαλείψεων με Καθυστέρηση $1/N_b$



Σχήμα 9.31 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.



Σχήμα 9.32 QPSK-MSE, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

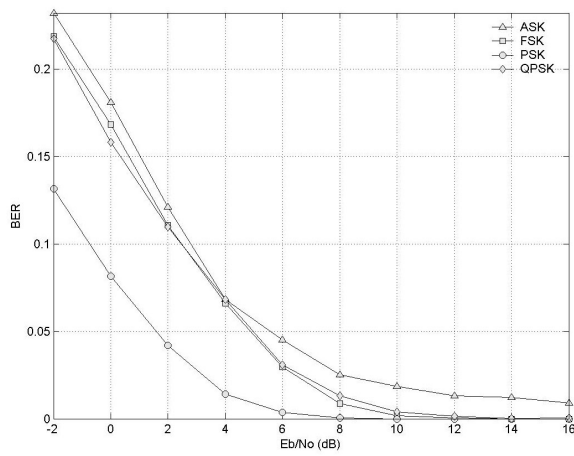
Πίνακας 9.31 Χαρακτηριστικά ΤΝΔ στην QPSK (2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση).

τοπολογία	132-33-4	ορμή	0.98
# προτύπων	25000	η	0.2
μηνύματα m_t	4000	χρόνος (sec)	163
μηνύματα m_v	1000	εποχές	63
$E_b N_o$ εκπαίδευσης	0, 4, 8, 12, 16	MSE εκπαίδευσης	0.0375
# baud	4	MSE επικύρωσης	0.0537

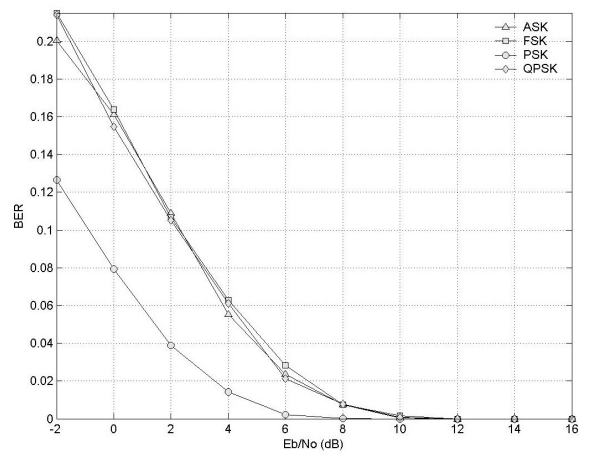
Πίνακας 9.32 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση	E_b/N_o	BER-NR	BER-CR	απόκλιση
-2	0.2689	0.3320	-0.0631	8	0.0469	0.2383	-0.1914
0	0.2216	0.2945	-0.0730	10	0.0264	0.2370	-0.2106
2	0.1691	0.2709	-0.1019	12	0.0131	0.2334	-0.2203
4	0.1177	0.2522	-0.1345	14	0.0059	0.2345	-0.2286
6	0.0750	0.2470	-0.1720	16	0.0041	0.2313	-0.2272

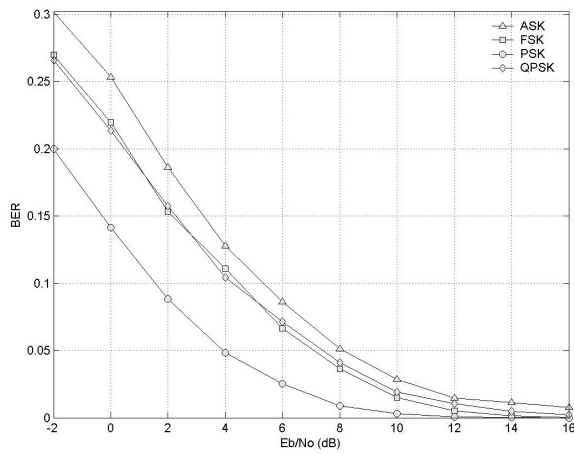
9.4 ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ NR ΚΑΙ CR



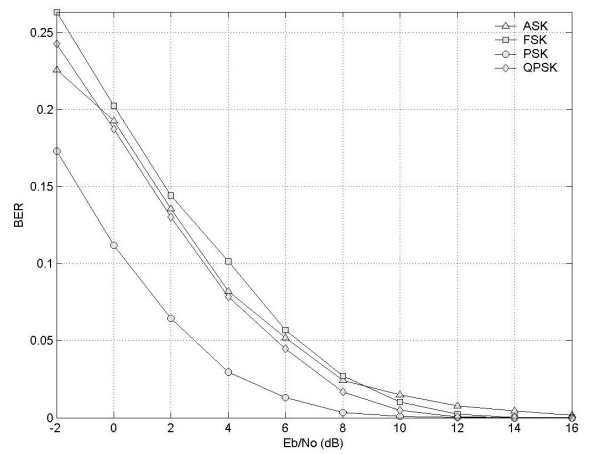
Σχήμα 9.33 NR-BER σε κανάλι LOS.



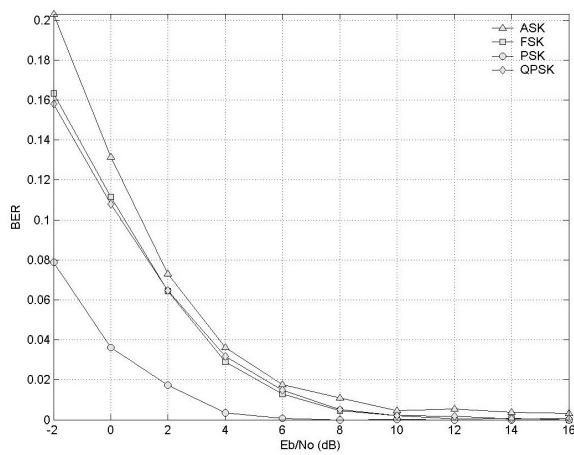
Σχήμα 9.34 CR-BER σε κανάλι LOS.



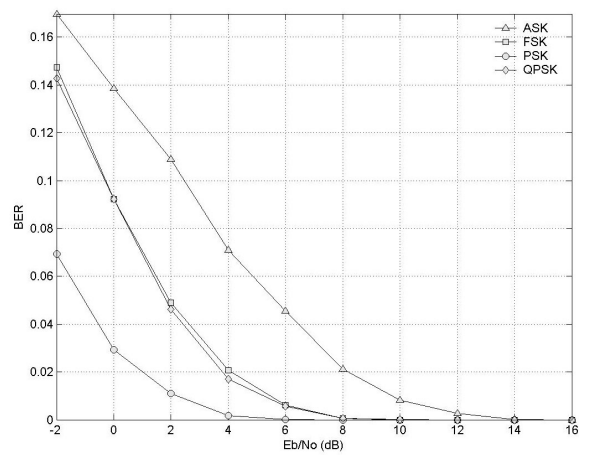
Σχήμα 9.35 NR-BER με διάλειψη Rayleigh.



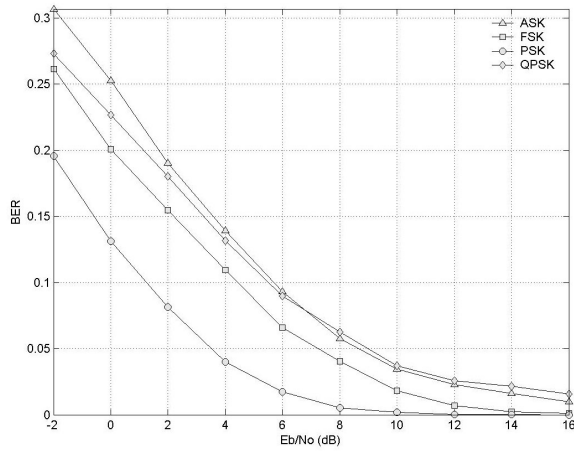
Σχήμα 9.36 CR-BER με διάλειψη Rayleigh.



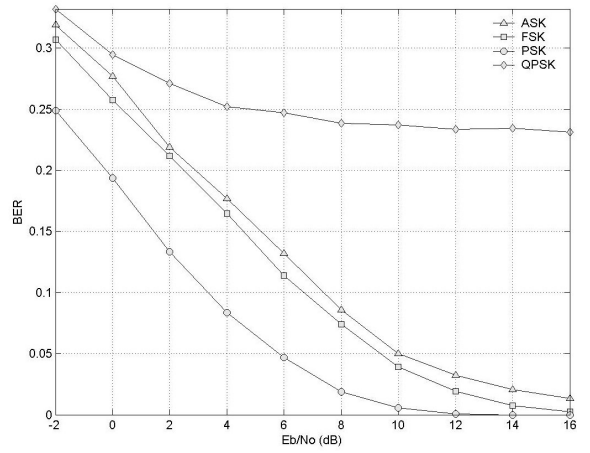
Σχήμα 9.37 NR-BER με διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.38 CR-BER με διάλειψη Rice.



Σχήμα 9.39 NR-BER 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.



Σχήμα 9.40 CR-BER 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση.

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

10. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

10.1 ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΕΙΣ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Όπως φάνηκε από τις προσομοιώσεις, η καλύτερη απόδοση του νευρωνικού δέκτη (NR) σε σχέση με το δέκτη συσχετισμού (CR), επιτυγχάνεται στην περίπτωση λήψης του διανυσματικού αθροίσματος δυο συνιστωσών με διάλειψη, οι οποίες καταφθάνουν σε διαφορετικό χρόνο (με καθυστέρηση). Η διαφορά, κυμαίνεται μεταξύ 2-3dB με εξαίρεση την περίπτωση QPSK όπου ο CR έχει τεθεί εκτός σύγκρισης (Περίπτωση IV, Σχήματα 9.25-9.31).

Ιδιαίτερα θετική απόδοση παρουσιάζει ο NR και στην περίπτωση της συνιστώσας οπτικής επαφής (LOS) πομπού και δέκτη. Η απόδοσή του στις τεχνικές FSK, PSK και QPSK είναι σχεδόν ταυτόσημη με αυτήν του CR. Με ελάχιστη αρνητική διαφορά (περίπου -1dB) ακολουθεί η ASK (Περίπτωση I, Σχήματα 9.1-9.7).

Όταν εμφανίζεται διάλειψη μιας συνιστώσας, η απόκλιση παραμένει ελάχιστη στην FSK (-0.5dB). Στις διαμορφώσεις φάσης PSK και QPSK προσεγγίζει το -1dB, ενώ στην ASK αυξάνεται περίπου στα -2dB (Περίπτωση II, Σχήματα 9.9-9.15). Με την προσθήκη της LOS συνιστώσας, η διαφορά σταθεροποιείται στο -1dB, με εξαίρεση την ASK στην οποία ο NR επιτυγχάνει καλύτερη απόδοση στο διάστημα 0-11dB της τάξης των 2dB κατά μέσο όρο (Περίπτωση III, Σχήματα 9.17-9.23).

Όσον αφορά το νευρωνικό δίκτυο, η εκπαίδευση έγινε με θετικούς σηματοθορυβικούς λόγους (SNR) διότι στην αντίθετη περίπτωση επισκιάζονταν τα χαρακτηριστικά του καναλιού και η απόδοση του δέκτη μειωνόταν. Τα SNR εκπαίδευσης επιλέχθηκαν στο διάστημα 0-16dB ώστε να καλύπτουν μια μέση ισχύ θορύβου. Παρατηρήθηκε επίσης, ότι το καταλληλότερο πλήθος baud, που αντιστοιχεί στις εξόδους του νευρωνικού δικτύου, ήταν 4 παρά το γεγονός ότι θα ανέμενε κανείς, δυο baud (0 και 1) να είναι αρκετά. Επιπλέον, η βελτίωση του MSE ήταν ανάλογη της αύξησης των μηνυμάτων εκπαίδευσης μέχρι το οριακό σημείο των 5000 μηνυμάτων (4000 για εκπαίδευση και 1000 για επικύρωση).

Από τα παραπάνω γίνεται σαφές ότι η απόδοση των δυο δεκτών βρίσκεται πάντα σε επίπεδα σύγκρισης και μάλιστα, σε ορισμένες περιπτώσεις, η απόδοση του νευρωνικού δέκτη είναι καλύτερη.

Το γεγονός αυτό μας γεμίζει αισιοδοξία και μας δίνει τη δυνατότητα να διευρύνουμε το πεδίο έρευνας ακόμα και σε δυσμενέστερες συνθήκες προσομοίωσης.

10.2 ΠΕΡΑΙΤΕΡΩ ΕΡΕΥΝΑ

Ως γνωστόν, τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν τα χαρακτηριστικά της πληροφορίας ακόμα και σε ιδιαίτερα δυσμενή περιβάλλοντα θορύβου. Εύλογα λοιπόν, οι Τηλεπικοινωνίες και ιδιαίτερα η ασύρματη μετάδοση είναι ένα από τα πεδία στα οποία μπορούν να βρουν εφαρμογή.

Η συγκεκριμένη εργασία δημιούργησε το πλαίσιο για μια εμπειριστατωμένη έρευνα επί του θέματος. Υλοποιήθηκαν οι βασικότερες τεχνικές ψηφιακής διαμόρφωσης και αποδιαμόρφωσης (ASK, FSK, PSK, QPSK), προσομοιώθηκε κανάλι προσθετικού θορύβου κατανομής Gauss (συνιστώσα LOS) και διάλειψης Rayleigh και κατασκευάστηκε εξ ολοκλήρου το πιο ευρέως χρησιμοποιούμενο ΤΝΔ, το οποίο παρέχει μεγάλη ευελιξία και ταχύτητα και λειτουργεί στο εύχρηστο περιβάλλον του λογισμικού πακέτου Matlab.

Με μερικές τροποποιήσεις λοιπόν, το ίδιο σύστημα, θα μπορούσε να προσομοιώσει μεγαλύτερο πλήθος σημάτων που έχουν υποστεί διάλειψη Rayleigh (π.χ. από 4 έως 40) με ή χωρίς τη συνιστώσα LOS οπτικής επαφής πομπού-δέκτη. Ενδιαφέρον επίσης, θα παρουσίαζε η προσομοίωση σε διαφορετικούς συνδυασμούς καθυστέρησης των Rayleigh συνιστωσών.

Ιδιαίτερης σπουδαιότητας, στις κινητές επικοινωνίες, είναι και το φαινόμενο μετατόπισης Doppler, το οποίο λαμβάνει χώρα σε περιπτώσεις που ο δέκτης βρίσκεται σε κίνηση. Στην περίπτωση αυτή, εμφανίζεται μια μετατόπιση συχνότητας που εξαρτάται τόσο από τη γωνία πρόσπτωσης, όσο και την ταχύτητα του δέκτη. Και σε αυτήν την περίπτωση θα άξιζε να ερευνηθεί η συμπεριφορά του νευρωνικού δέκτη.

Σε εφαρμογές όπως αυτή, με μεγάλο πλήθος δεδομένων, θα ήταν ευεργετική η εύρεση κάποιας τεχνικής επεξεργασίας του σήματος (π.χ. μέσα από το φάσμα), με σκοπό τη μείωση των δεδομένων (data reduction). Σημειώνεται ότι η προφανής για το σκοπό αυτό τεχνική της κβάντισης δοκιμάστηκε ανεπιτυχώς. Ένα επιπλέον στοιχείο που θα μπορούσε να προστεθεί, είναι η αναζήτηση και εξαγωγή από το σήμα, χαρακτηριστικών που διαφοροποιούν, σε όσο το δυνατόν μεγαλύτερο βαθμό, το λογικό "1" από το λογικό "0" (feature extraction). Οι δυο αυτές τεχνικές θα απλούστευαν τη διαδικασία

εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου και κατ' επέκταση θα βελτίωναν κατά πολύ την απόδοση του νευρωνικού δέκτη.

Είναι σαφές ότι το αντικείμενο έρευνας είναι πολύ μεγάλο, γι' αυτό στο μέλλον θα ασχοληθούμε διεξοδικότερα με αυτό.

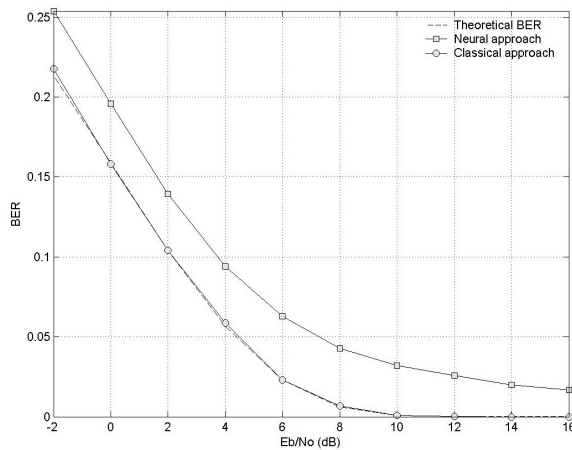
Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

A. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ - ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΕΩΝ

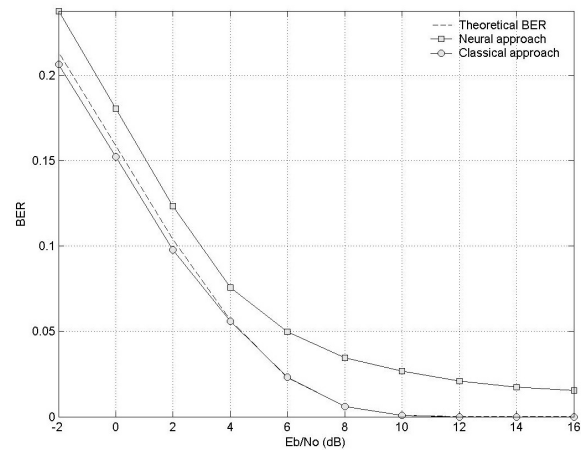
Στα επόμενα διαγράμματα φαίνεται η συμπεριφορά του νευρωνικού δέκτη με δεδομένα εκπαίδευσης 4 και 8 εκπεμπόμενων baud, και πλήθους (m) baseband μηνυμάτων 500, 1000, 5000 (σύνολο εκπαίδευσης και επικύρωσης). Τα αποτελέσματα προέκυψαν από το μέσο όρο τεσσάρων (4) επαναλήψεων σε σύνολο 400 μηνυμάτων για κάθε E_b / N_0 και περιλαμβάνουν τέσσερα διαφορετικά περιβάλλοντα θορύβου :

- κατανομής Gauss (οπτική επαφή πομπού και δέκτη, LOS)
- διάλειψης Rayleigh (fading)
- διάλειψης Rice (διάλειψη Rayleigh με LOS)
- 2-Rayleigh διαλείψεων με χρονική καθυστέρηση $1/N_b$

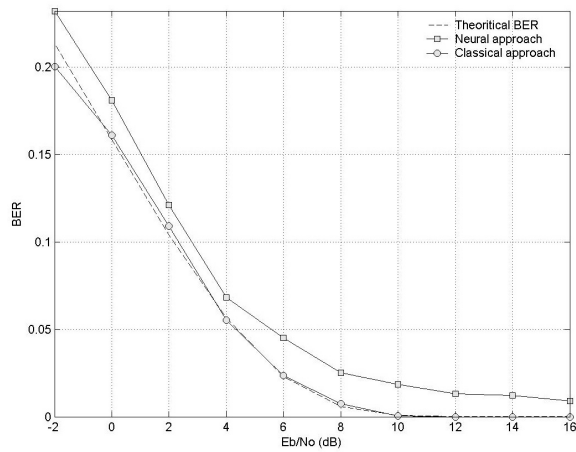
A.1 ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΘΟΡΥΒΟ ΚΑΤΑΝΟΜΗΣ GAUSS (LOS)



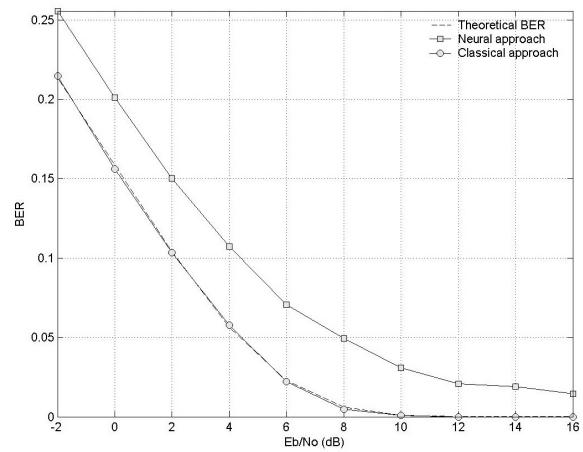
Σχήμα A.1 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=500.



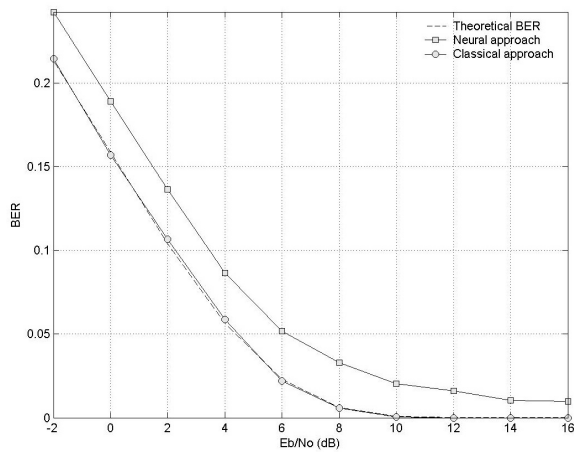
Σχήμα A.2 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=1000.



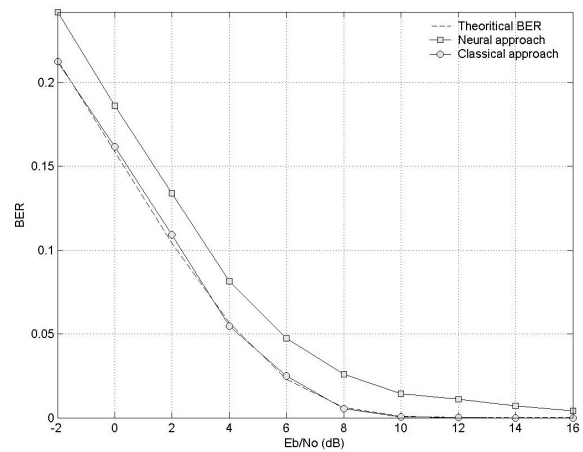
Σχήμα A.3 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=5000.



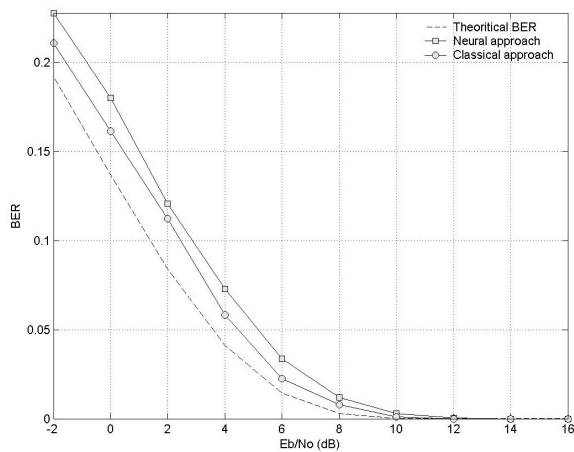
Σχήμα A.4 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=500.



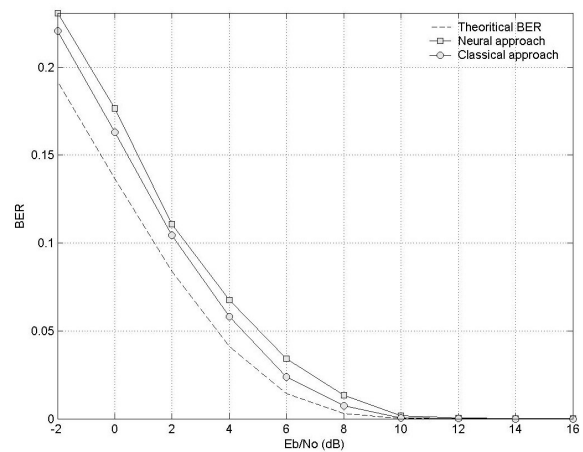
Σχήμα A.5 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=1000.



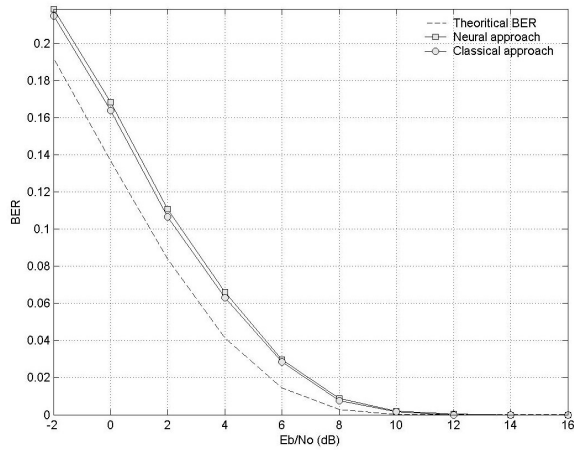
Σχήμα A.6 ASK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=5000.



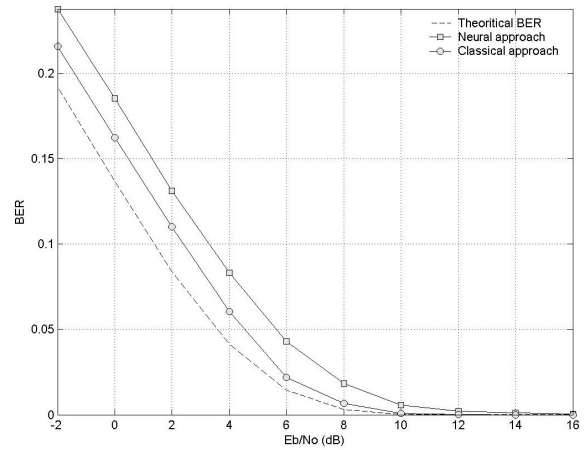
Σχήμα A.7 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=500.



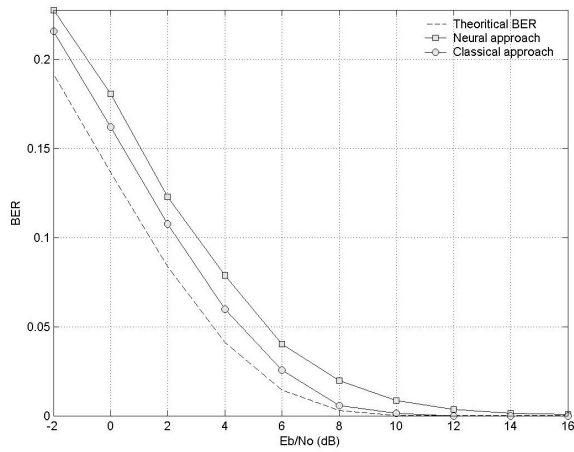
Σχήμα A.8 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=1000.



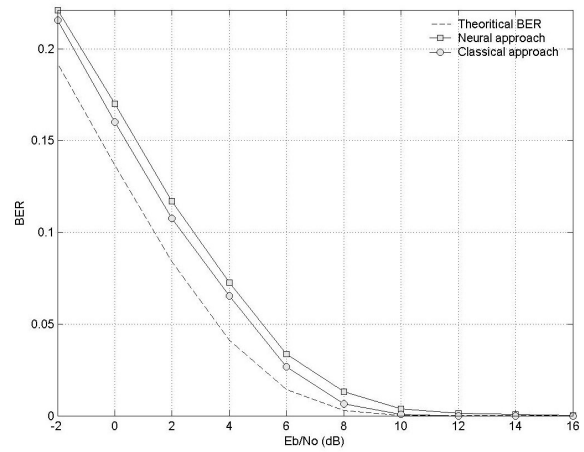
Σχήμα Α.9 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=5000.



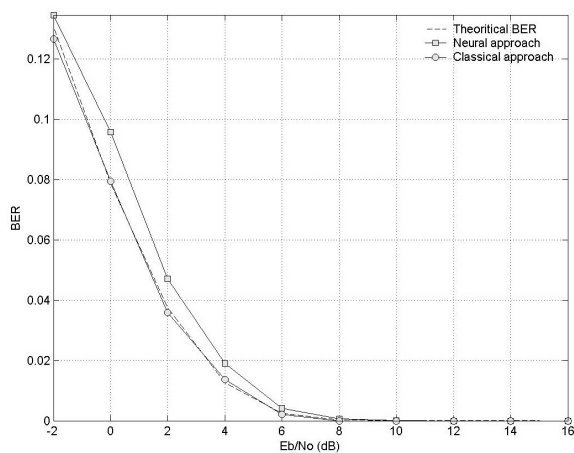
Σχήμα Α.10 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=500.



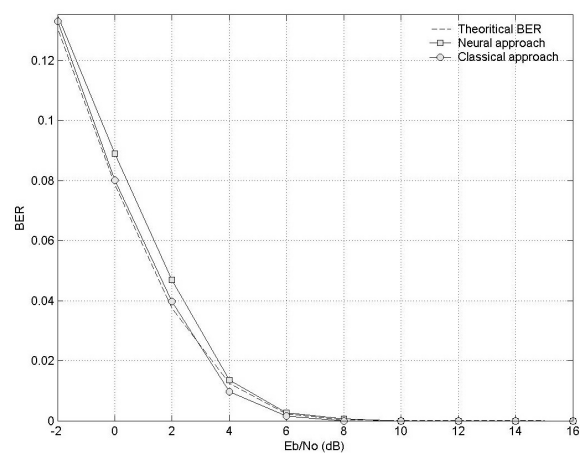
Σχήμα Α.11 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=1000.



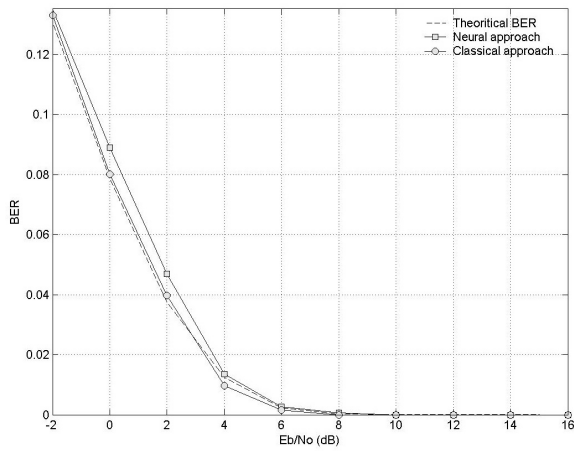
Σχήμα Α.12 FSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=5000.



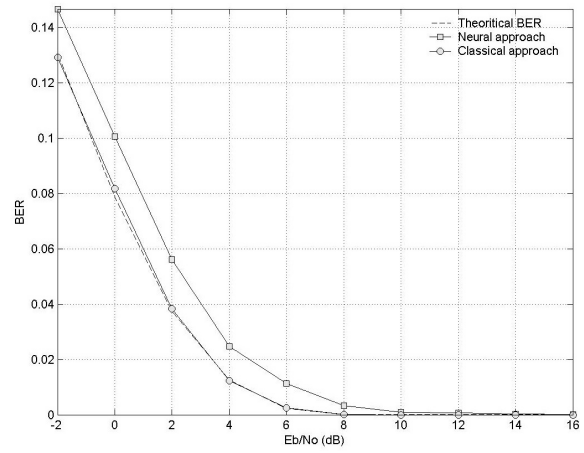
Σχήμα Α.13 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=500.



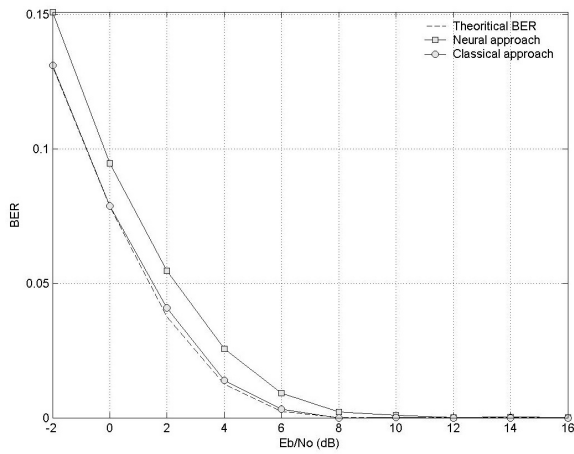
Σχήμα Α.14 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=1000.



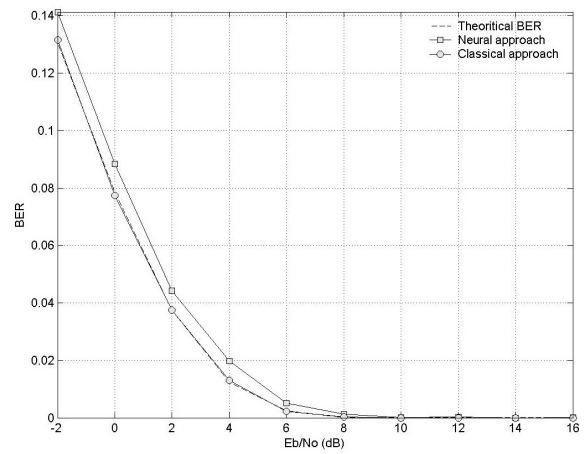
Σχήμα A.15 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, $m=5000$.



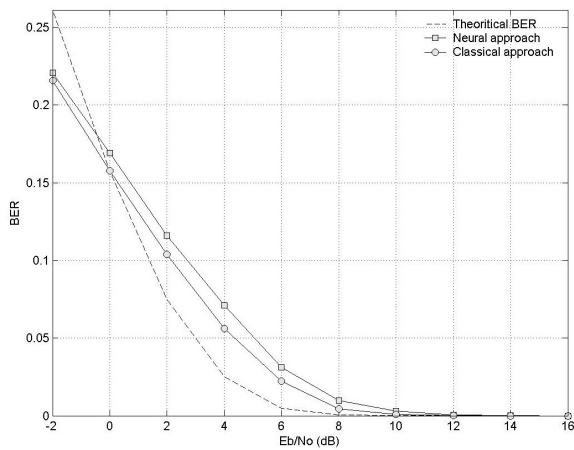
Σχήμα A.16 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, $m=500$.



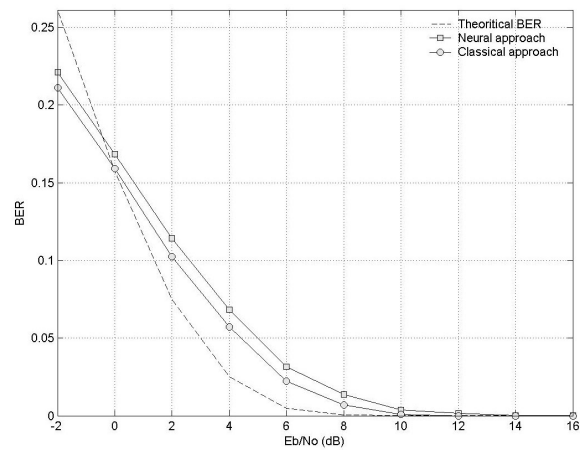
Σχήμα A.17 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, $m=1000$.



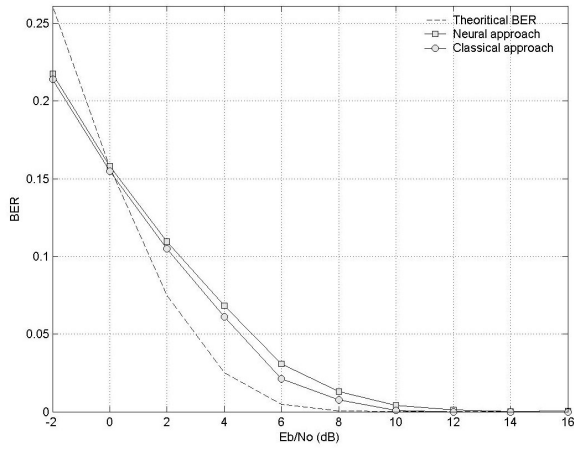
Σχήμα A.18 PSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, $m=5000$.



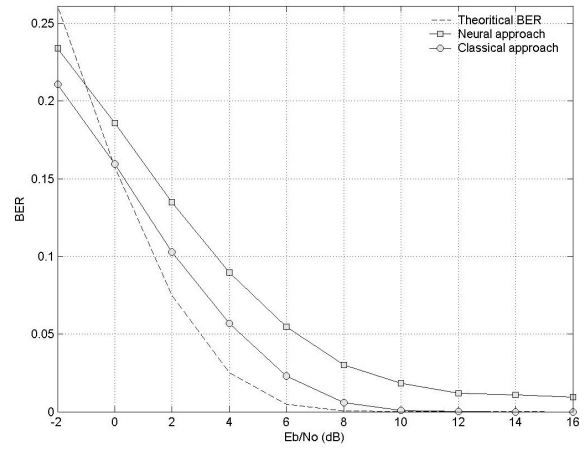
Σχήμα A.19 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, $m=500$.



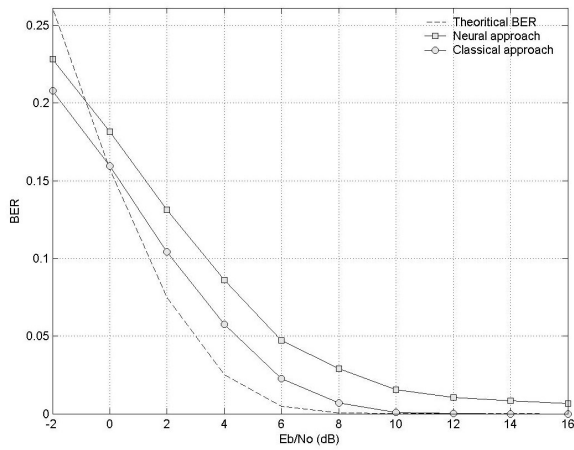
Σχήμα A.20 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, $m=1000$.



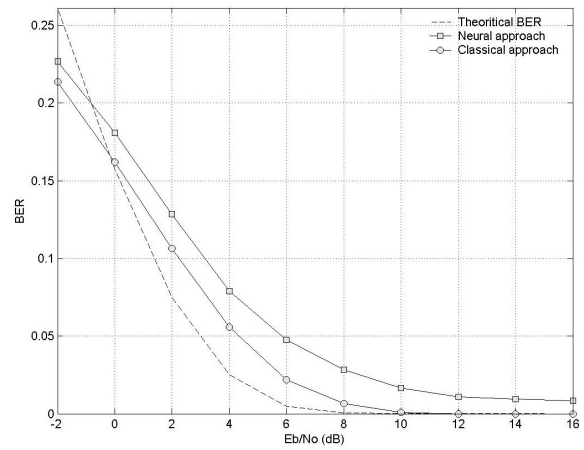
Σχήμα Α.21 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=4, m=5000.



Σχήμα Α.22 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=500.

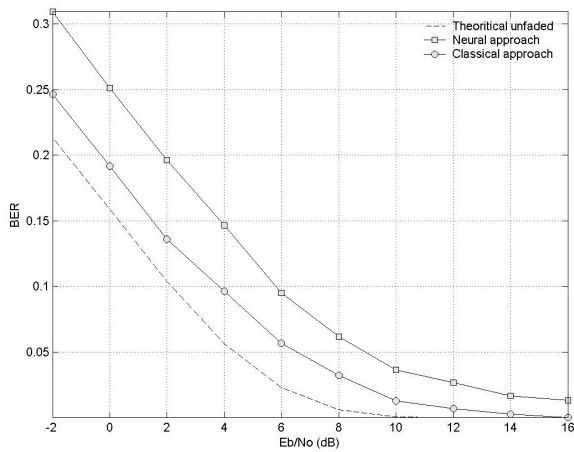


Σχήμα Α.23 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=1000.

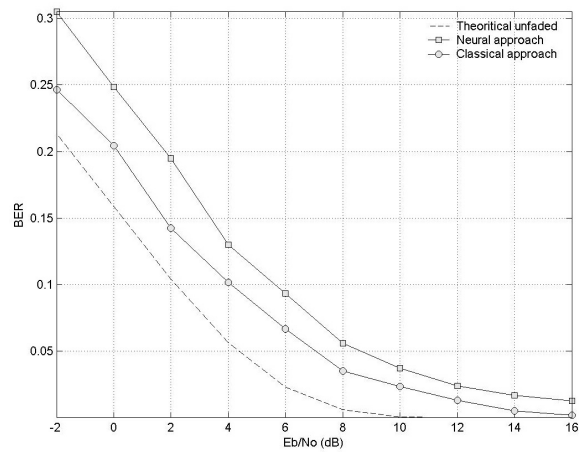


Σχήμα Α.24 QPSK-BER, κανάλι LOS. baud=8, m=5000.

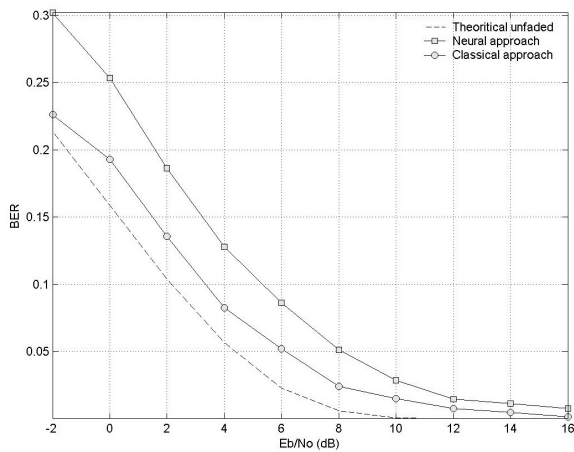
Α.2 ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΔΙΑΛΕΙΨΗ RAYLEIGH



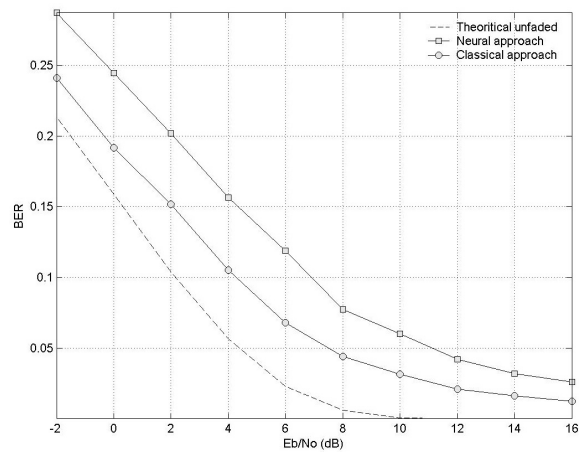
Σχήμα Α.25 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=4, m=500.



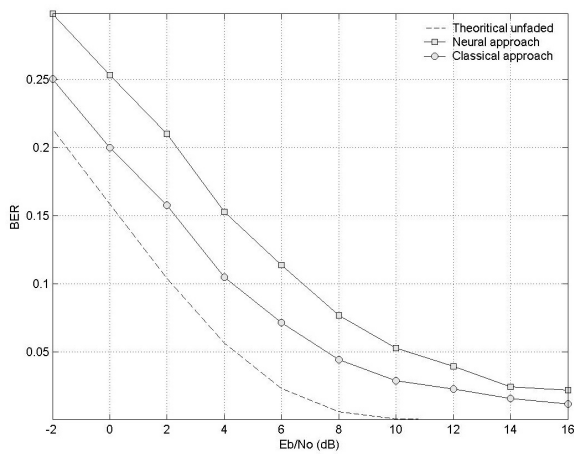
Σχήμα Α.26 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=4, m=1000.



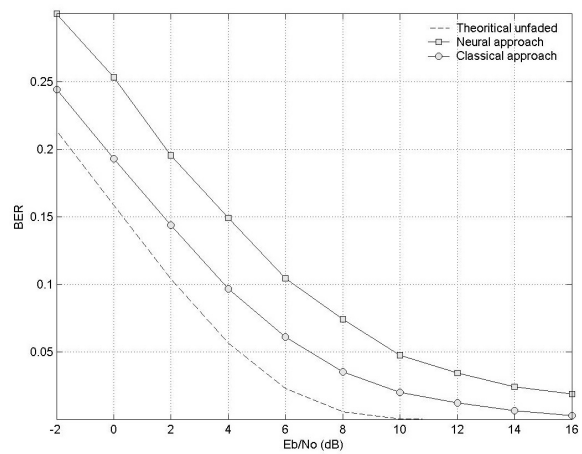
Σχήμα Α.27 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=4, m=5000.



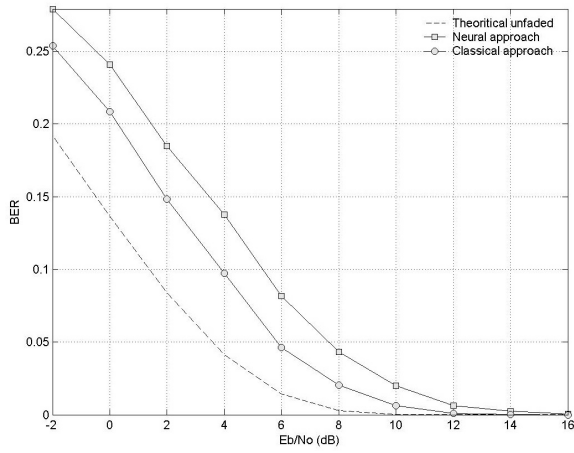
Σχήμα Α.28 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=8, m=500.



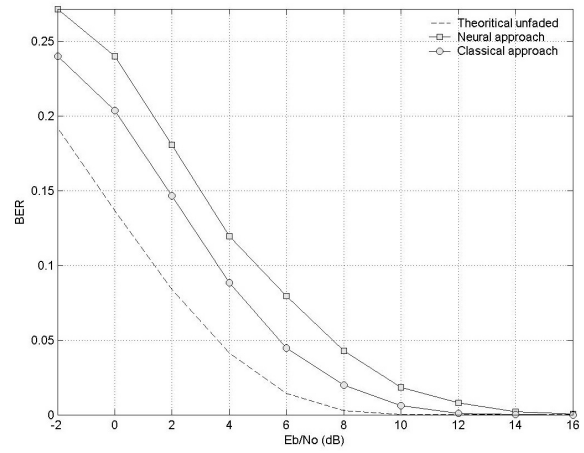
Σχήμα Α.29 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=8, m=1000.



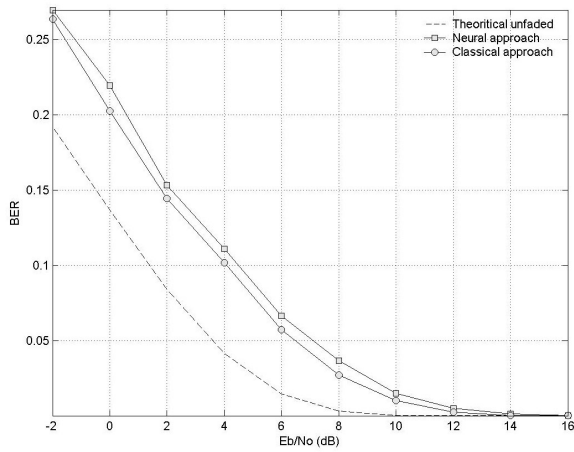
Σχήμα Α.30 ASK-BER, διάλειψη Rayleigh. baud=8, m=5000.



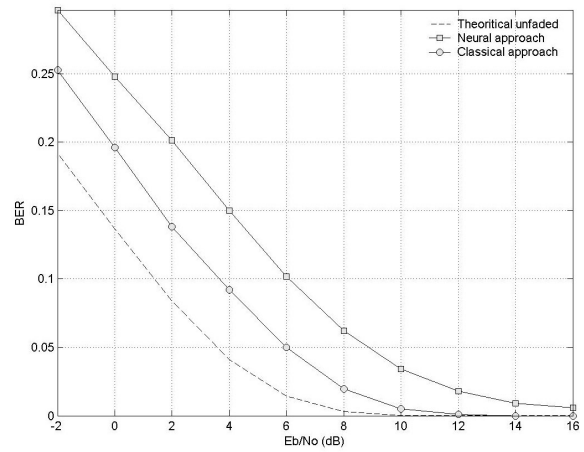
Σχήμα A.31 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=500$.



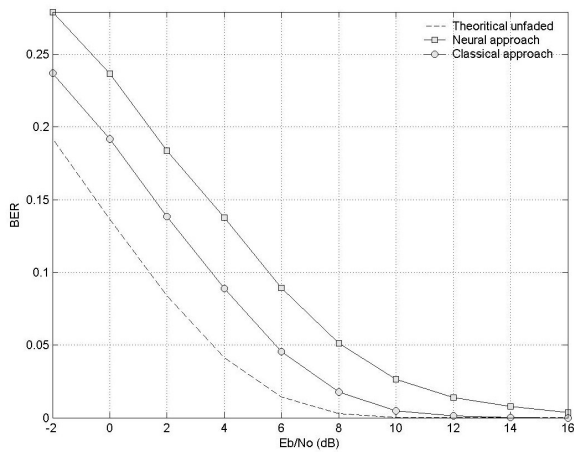
Σχήμα A.32 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=1000$.



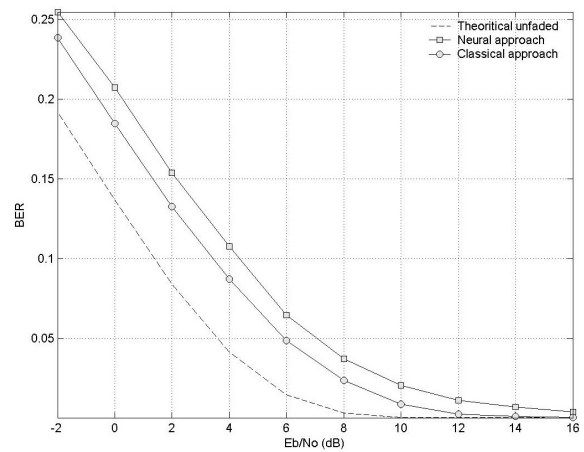
Σχήμα A.33 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=5000$.



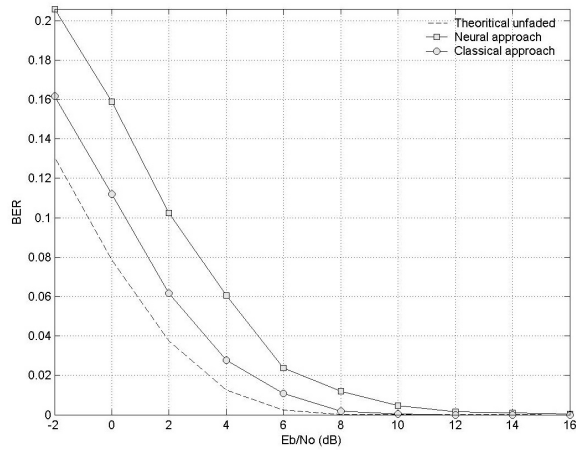
Σχήμα A.34 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=500$.



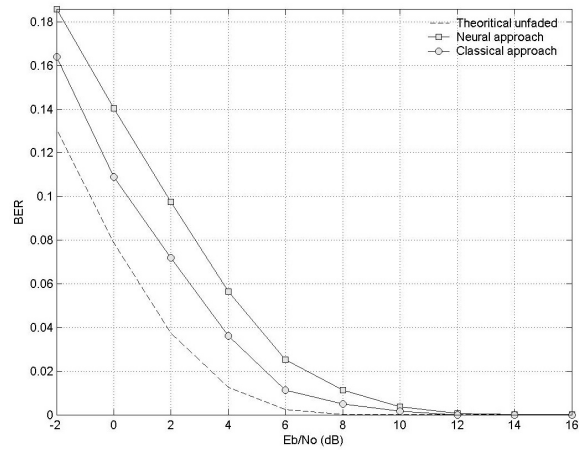
Σχήμα A.35 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=1000$.



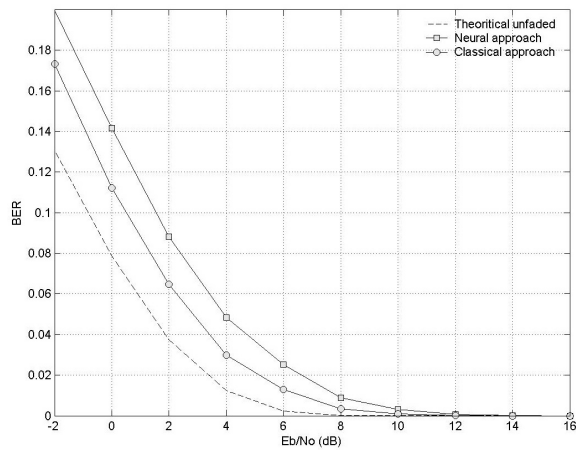
Σχήμα A.36 FSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=5000$.



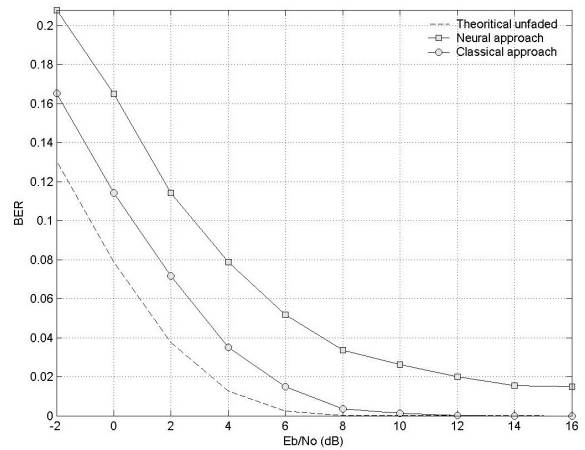
Σχήμα A.37 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, m=500.



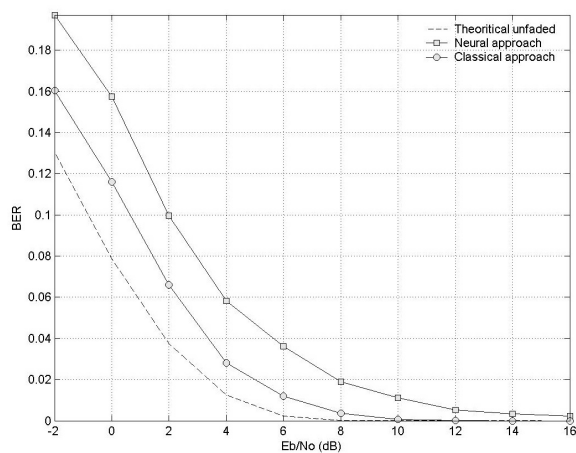
Σχήμα A.38 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, m=1000.



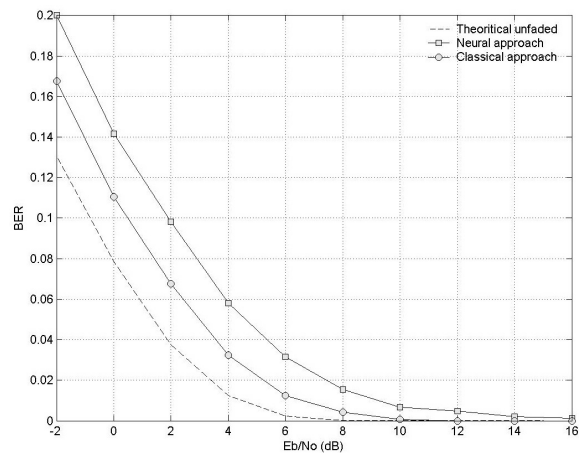
Σχήμα A.39 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, m=5000.



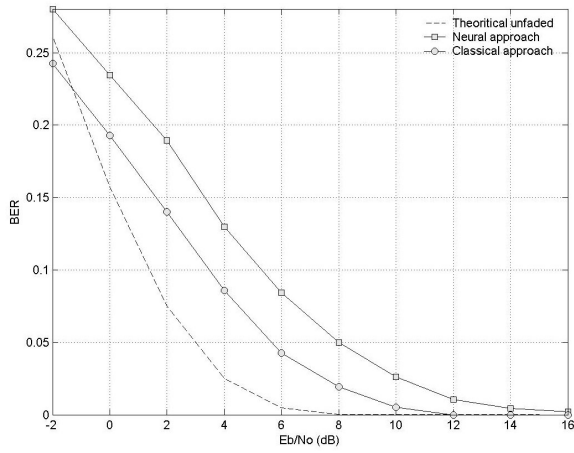
Σχήμα A.40 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, m=500.



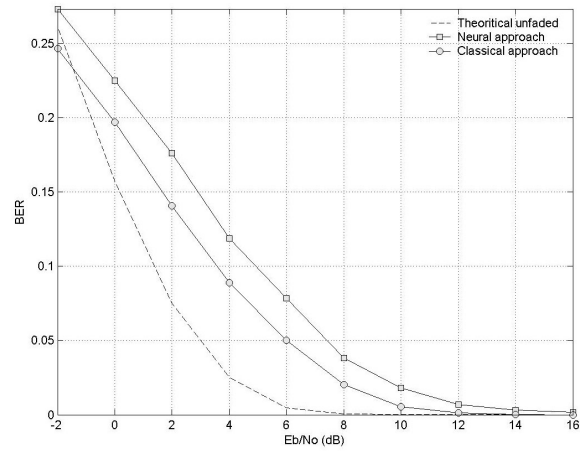
Σχήμα A.41 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, m=1000.



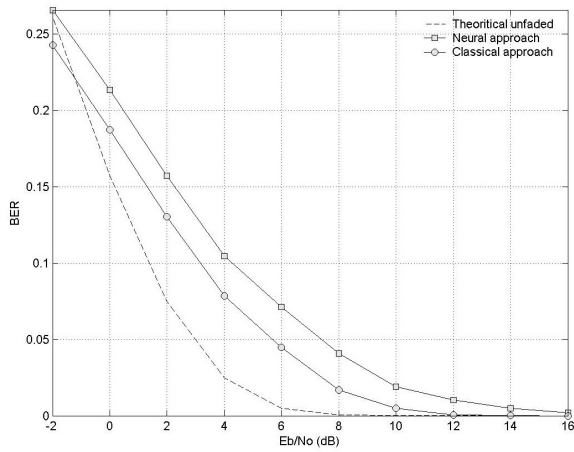
Σχήμα A.42 PSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, m=5000.



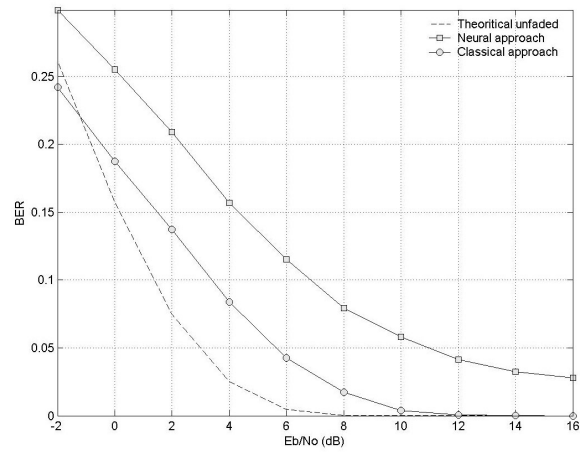
Σχήμα A.43 QPSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=500$.



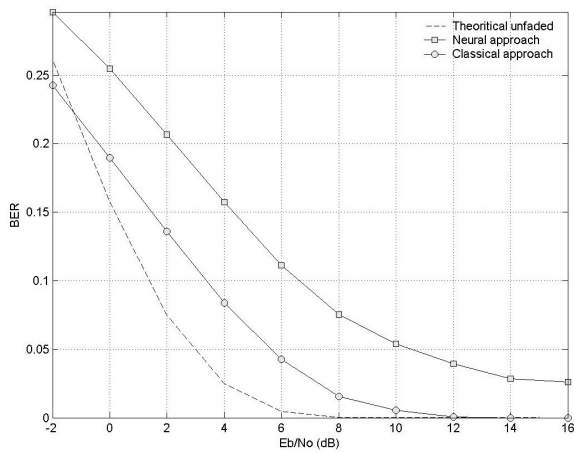
Σχήμα A.44 QPSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=1000$.



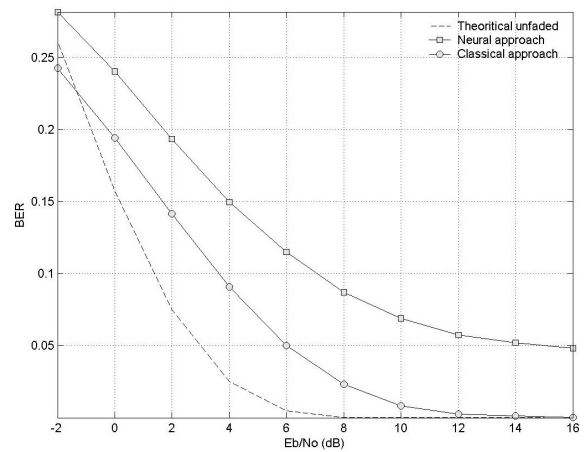
Σχήμα A.45 QPSK-BER διάλειαση Rayleigh. baud=4, $m=5000$.



Σχήμα A.46 QPSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=500$.

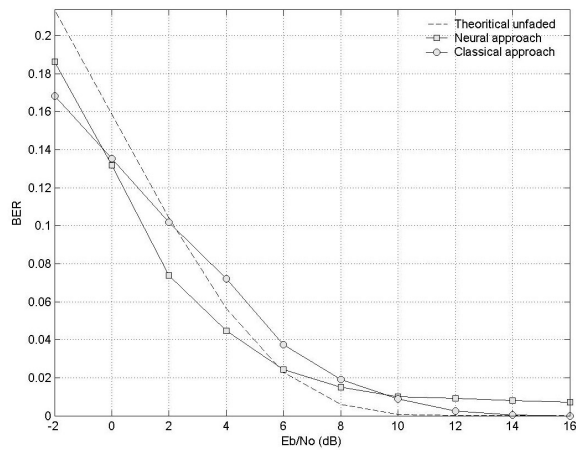


Σχήμα A.47 QPSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=1000$.

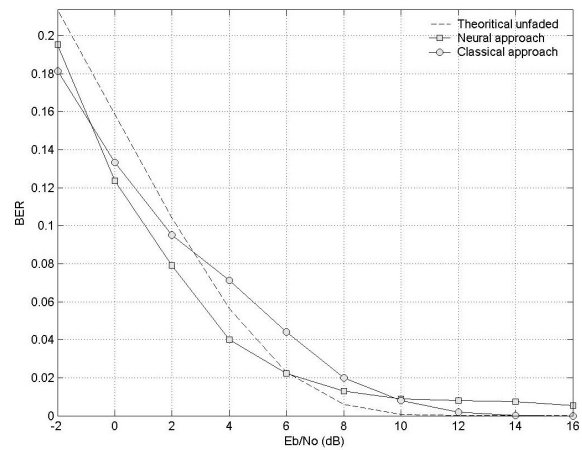


Σχήμα A.48 QPSK-BER, διάλειαση Rayleigh. baud=8, $m=5000$.

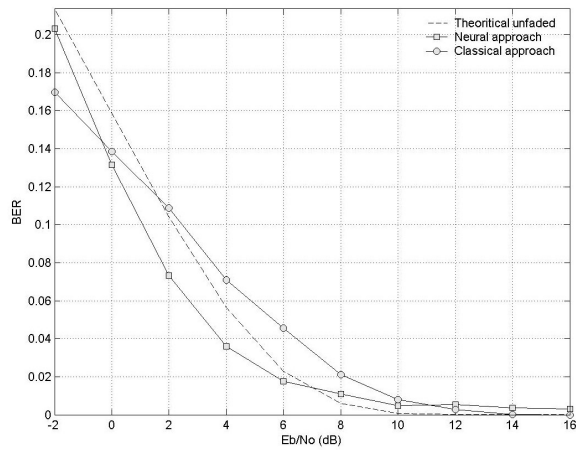
Α.3 ΚΑΝΑΛΙ ΜΕ ΔΙΑΛΕΙΨΗ RICE



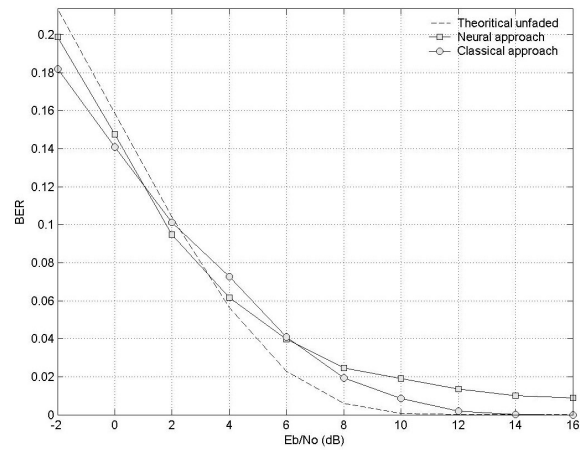
Σχήμα Α.49 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, m=500.



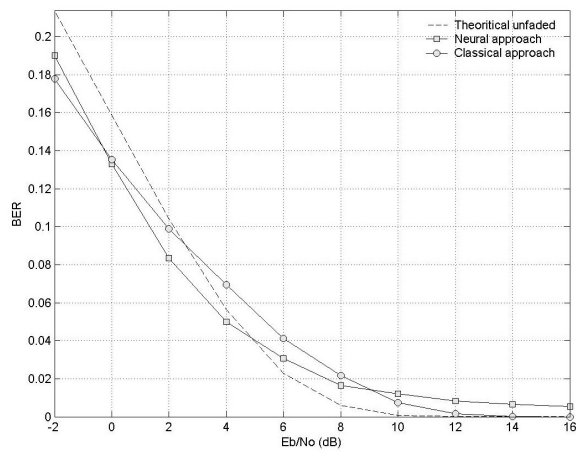
Σχήμα Α.50 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, m=1000.



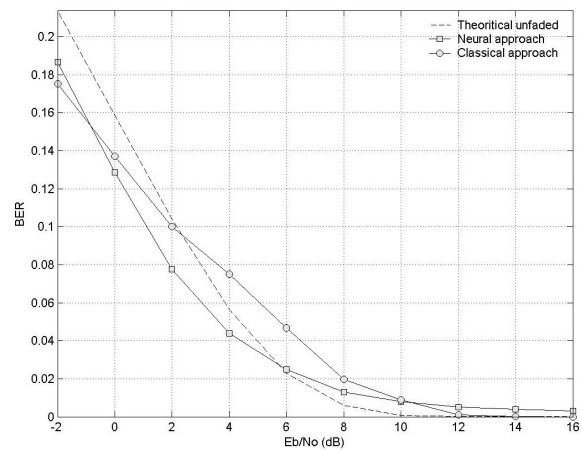
Σχήμα Α.51 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, m=5000.



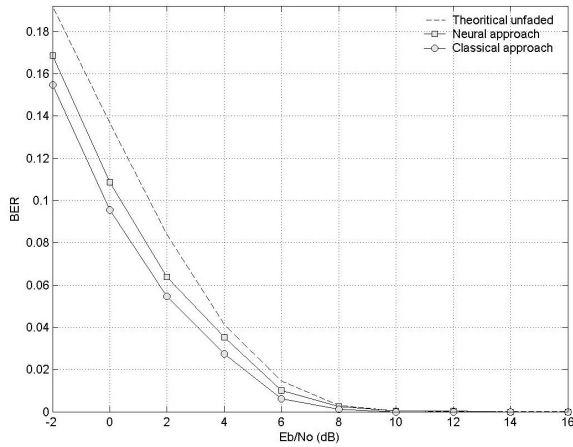
Σχήμα Α.52 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, m=500.



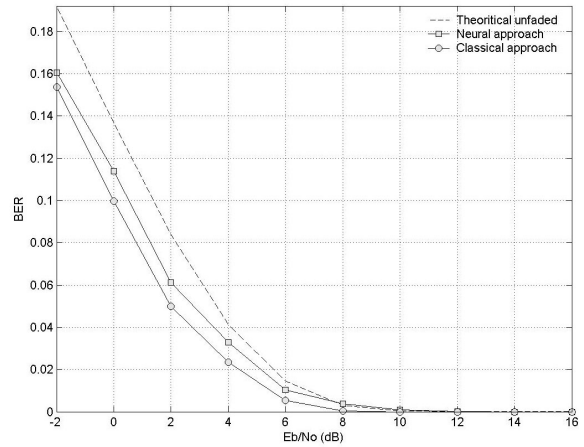
Σχήμα Α.53 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, m=1000.



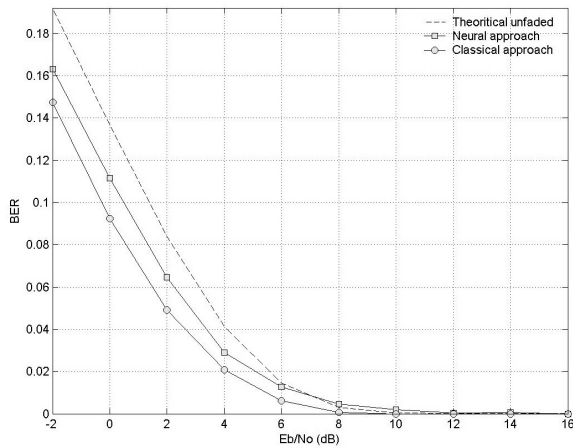
Σχήμα Α.54 ASK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, m=5000.



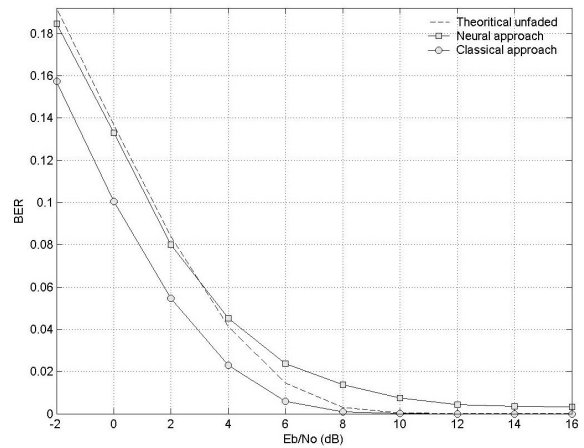
Σχήμα A.55 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=500$.



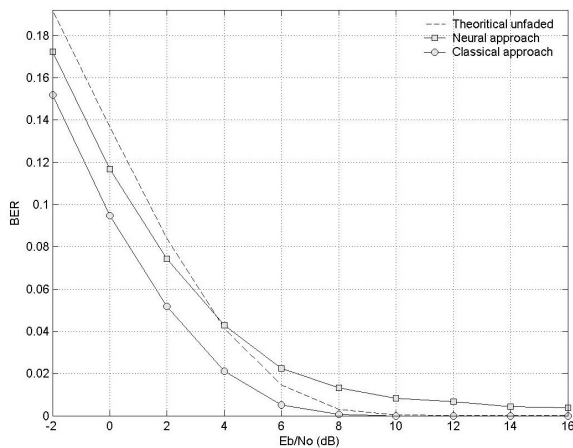
Σχήμα A.56 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=1000$.



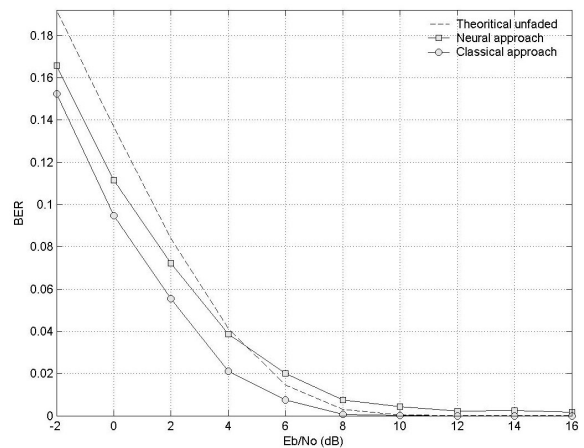
Σχήμα A.57 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=5000$.



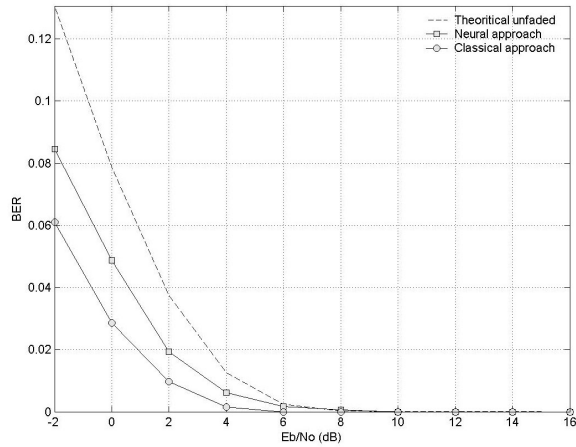
Σχήμα A.58 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=500$.



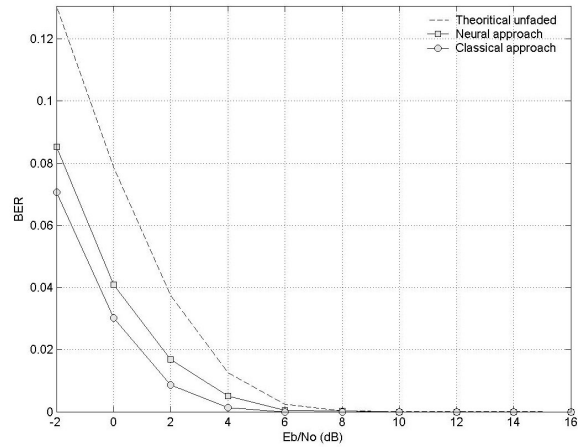
Σχήμα A.59 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=1000$.



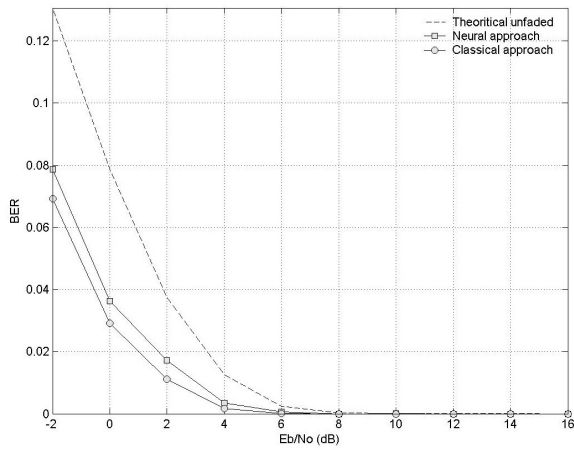
Σχήμα A.60 FSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=5000$.



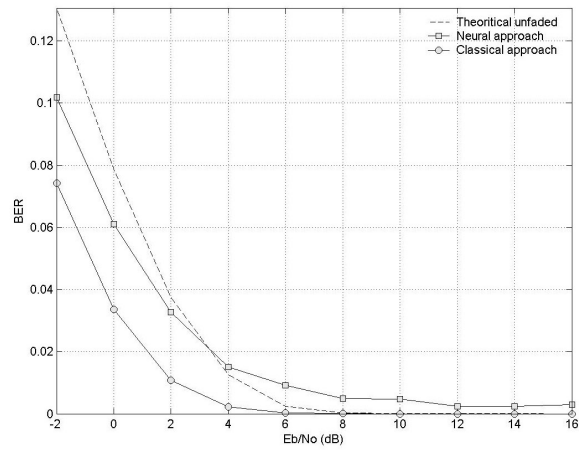
Σχήμα A.61 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, $m=500$.



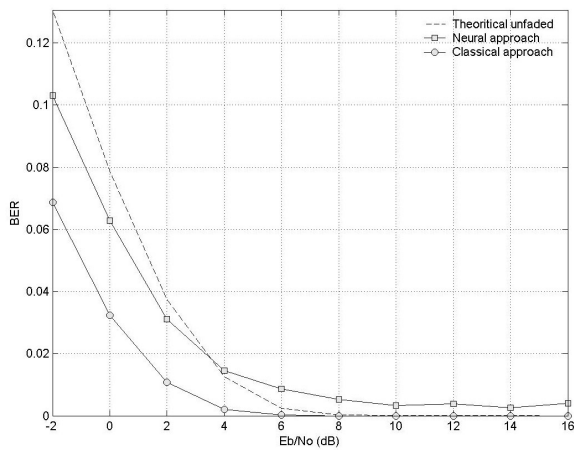
Σχήμα A.62 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, $m=1000$.



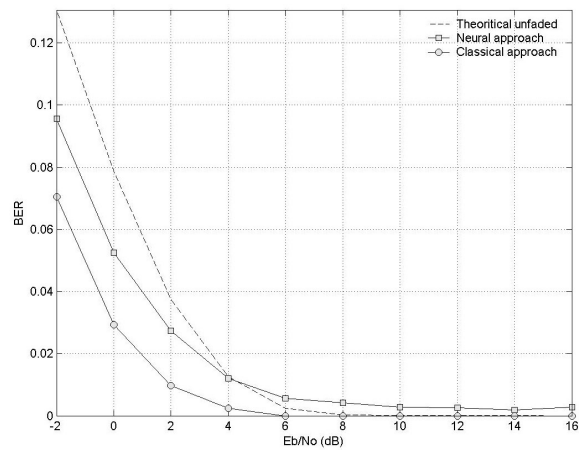
Σχήμα A.63 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=4, $m=5000$.



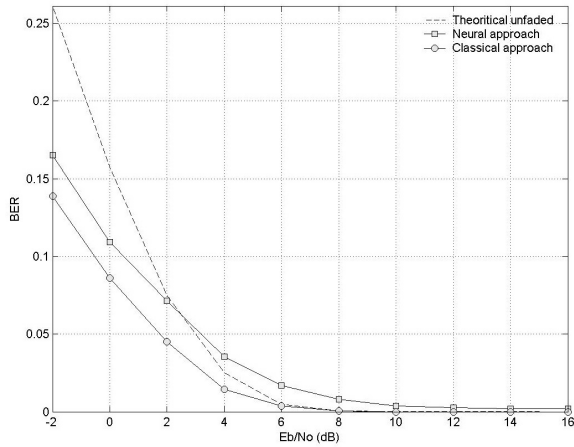
Σχήμα A.64 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, $m=500$.



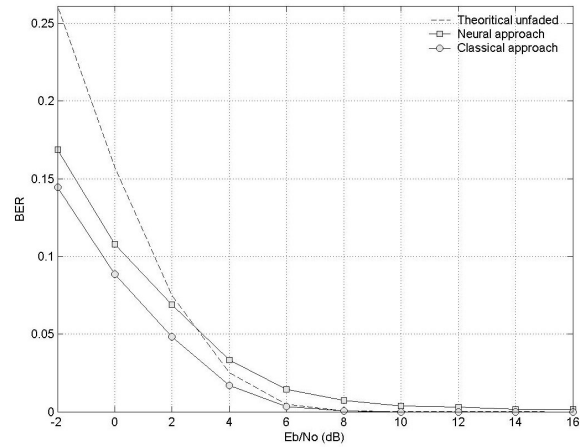
Σχήμα A.65 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, $m=1000$.



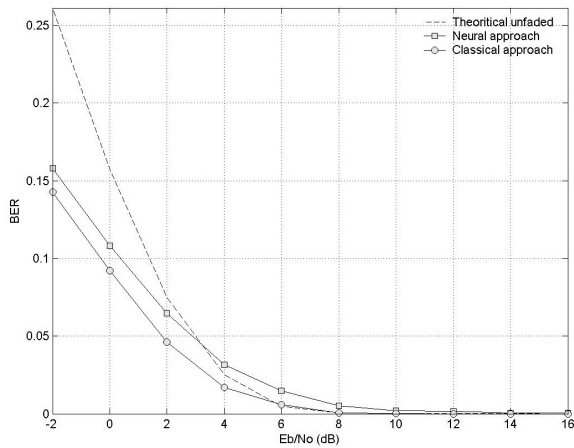
Σχήμα A.66 PSK-BER, διάλειψη Rice. baud=8, $m=5000$.



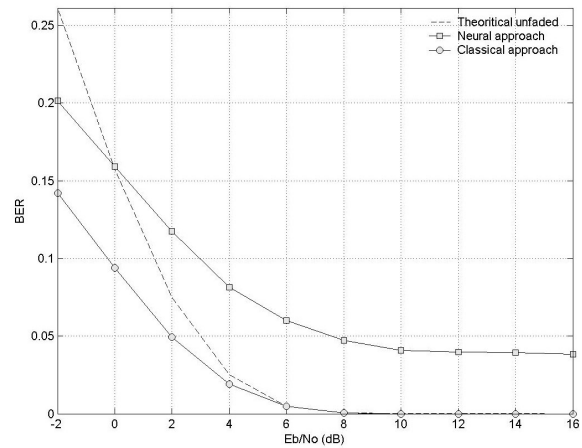
Σχήμα A.67 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=500$.



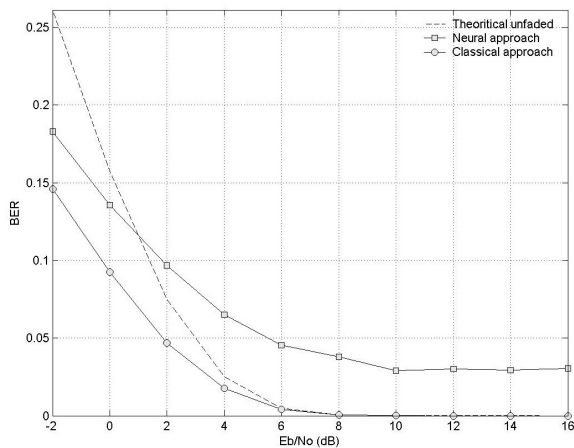
Σχήμα A.68 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=1000$.



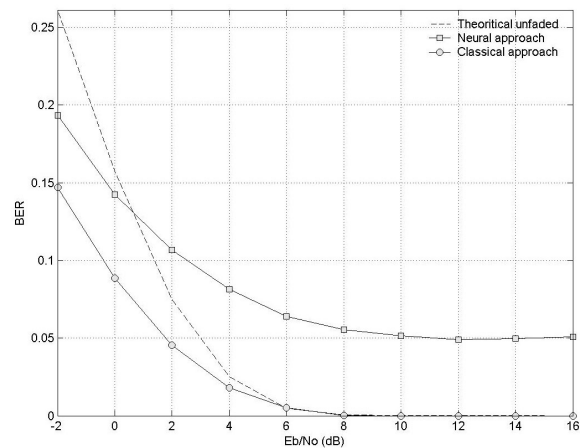
Σχήμα A.69 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=4, $m=5000$.



Σχήμα A.70 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=500$.

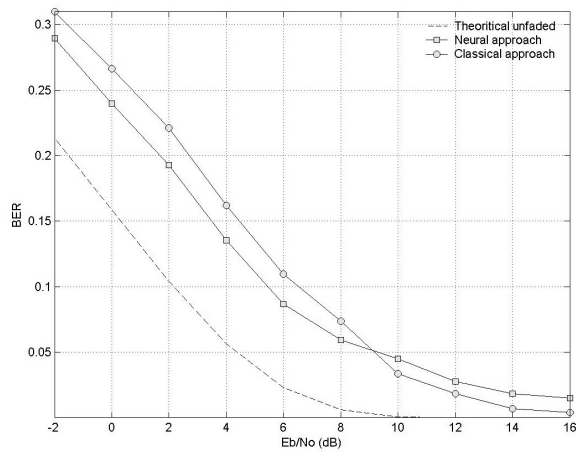


Σχήμα A.71 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=1000$.

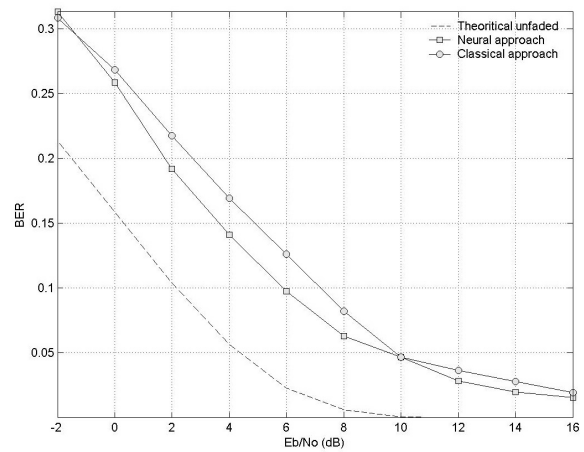


Σχήμα A.72 QPSK-BER, διάλειαση Rice. baud=8, $m=5000$.

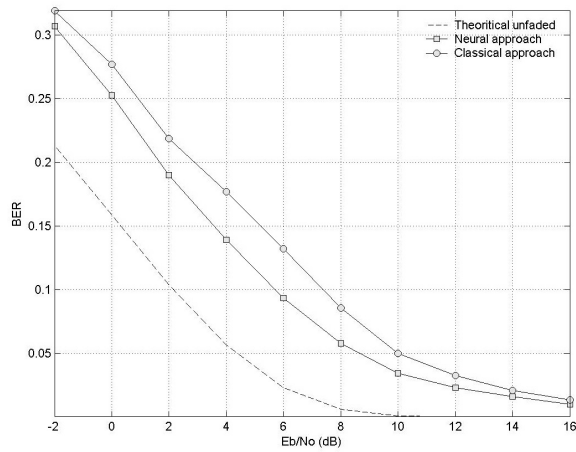
A.4 ΚΑΝΑΛΙ 2-RAYLEIGH ΔΙΑΛΕΙΨΕΩΝ ΜΕ ΚΑΘΥΣΤΕΡΗΣΗ $1/N_b$



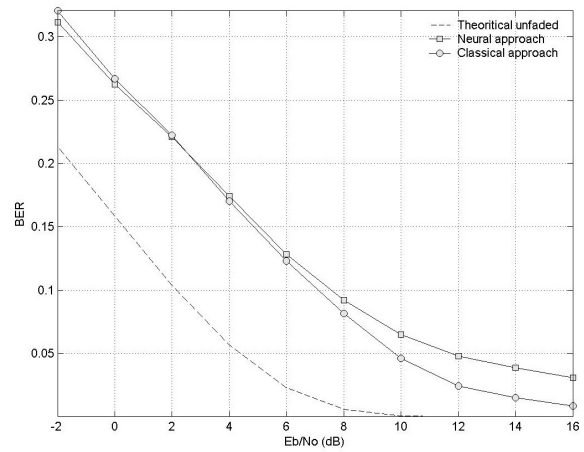
Σχήμα A.73 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=500.



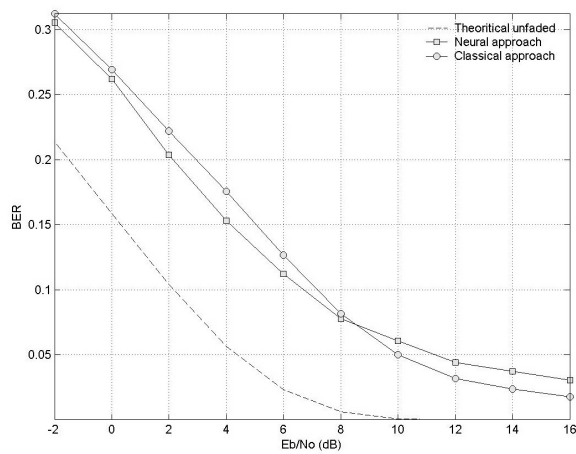
Σχήμα A.74 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=1000.



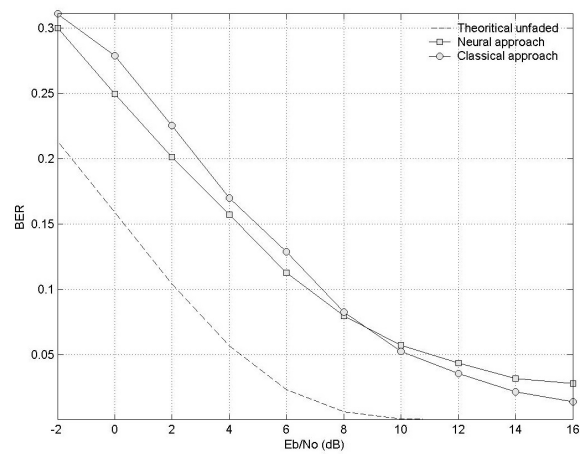
Σχήμα A.75 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=5000.



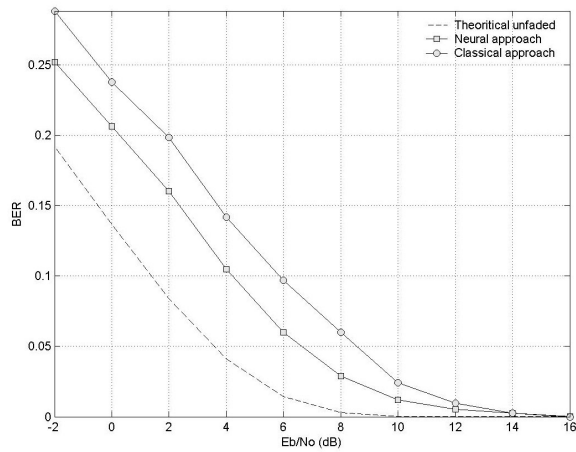
Σχήμα A.76 ASK-BER 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=500.



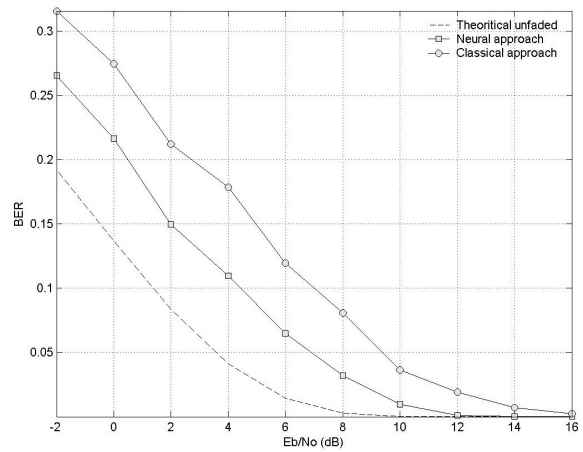
Σχήμα A.77 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=1000.



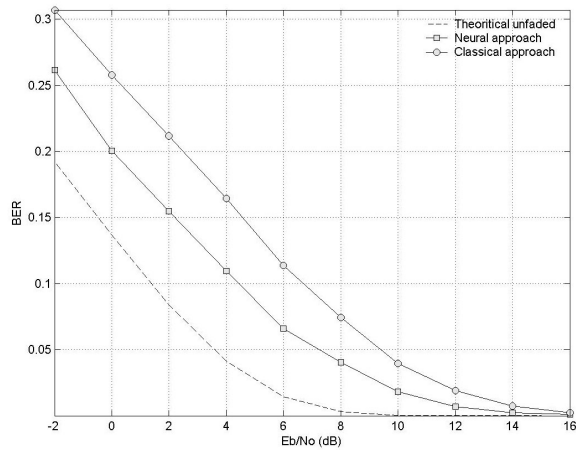
Σχήμα A.78 ASK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=5000.



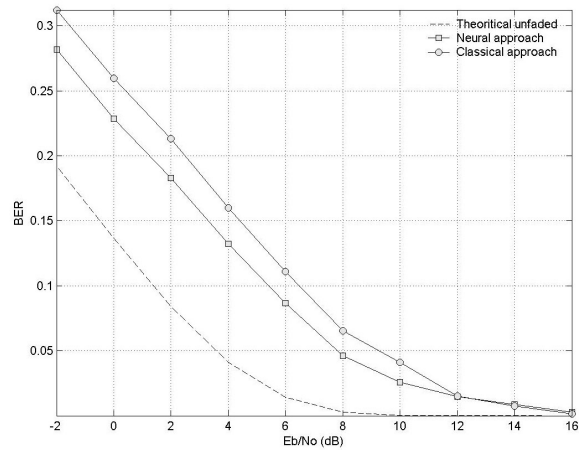
Σχήμα A.79 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=500.



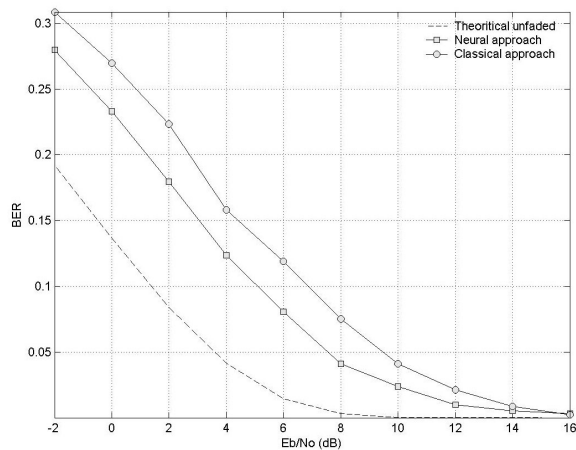
Σχήμα A.80 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=1000.



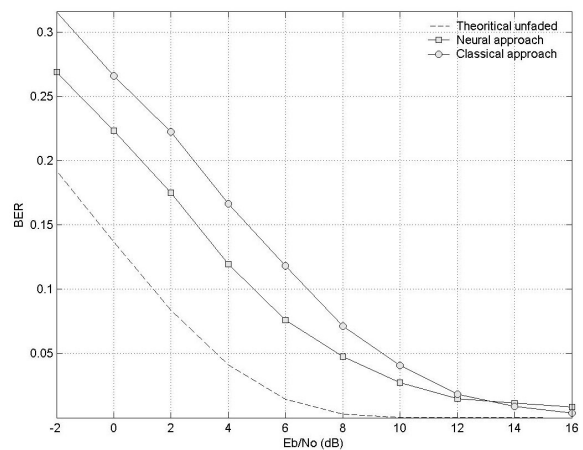
Σχήμα A.81 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=5000.



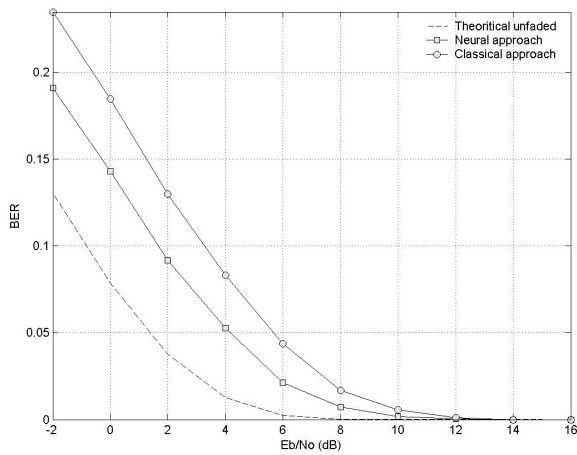
Σχήμα A.82 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=500.



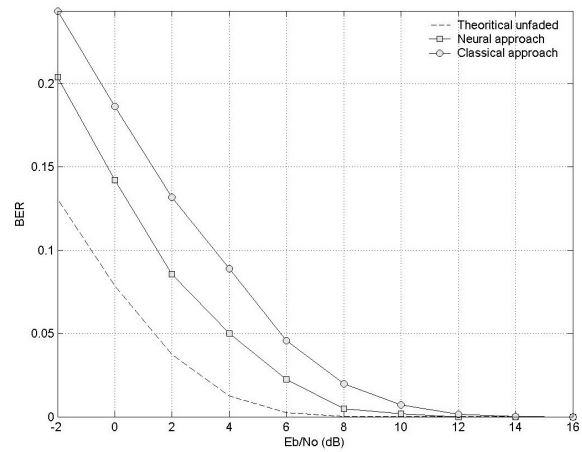
Σχήμα A.83 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=1000.



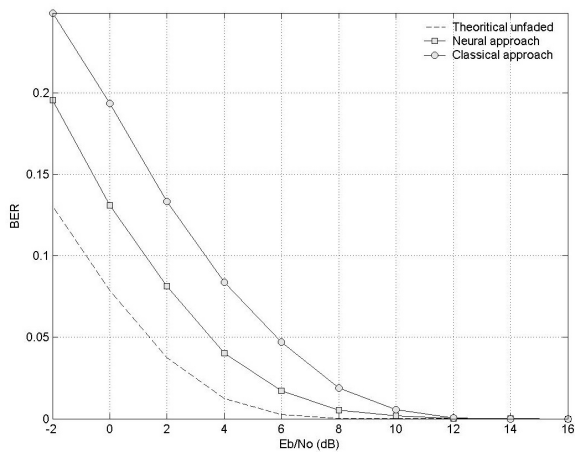
Σχήμα A.84 FSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=5000.



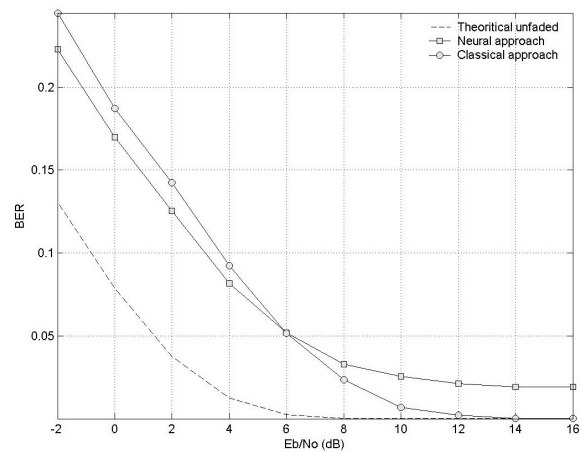
Σχήμα A.85 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=500.



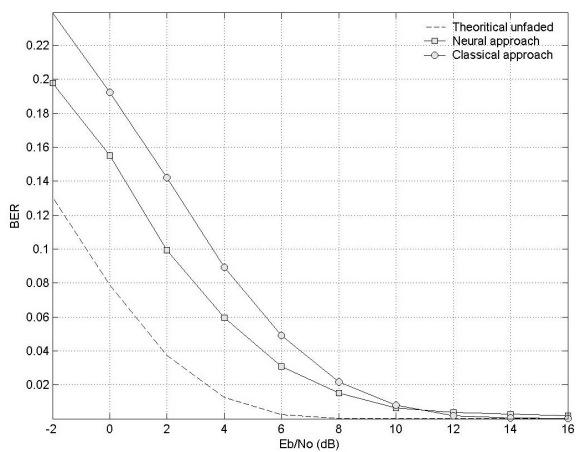
Σχήμα A.86 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=1000.



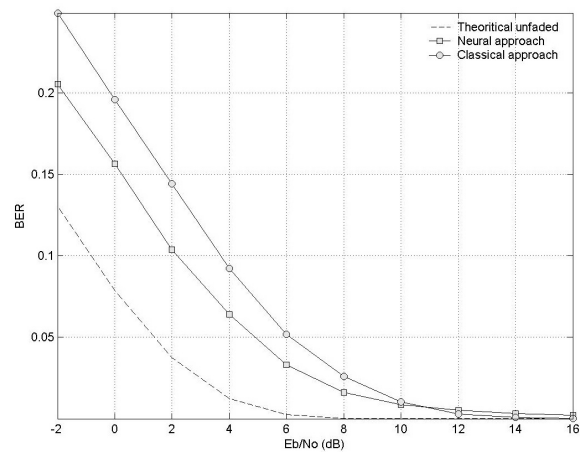
Σχήμα A.87 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=5000.



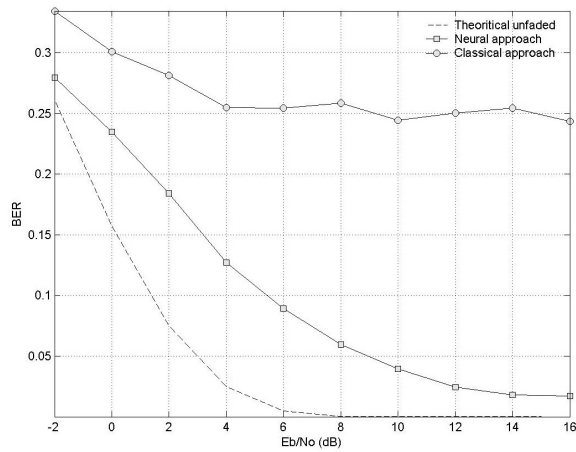
Σχήμα A.88 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=500.



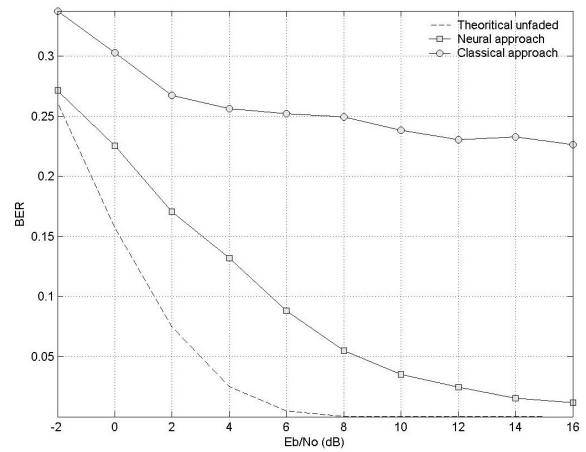
Σχήμα A.89 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=1000.



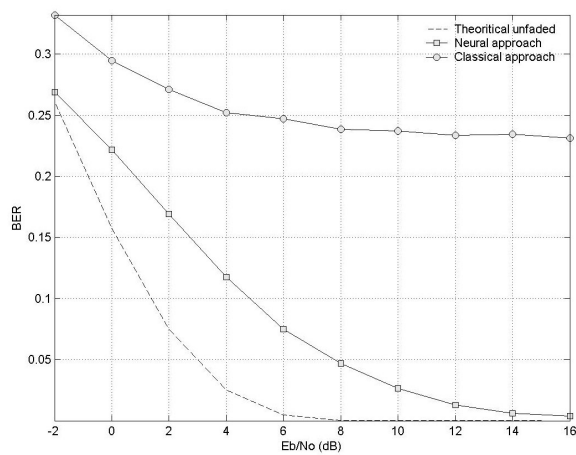
Σχήμα A.90 PSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=5000.



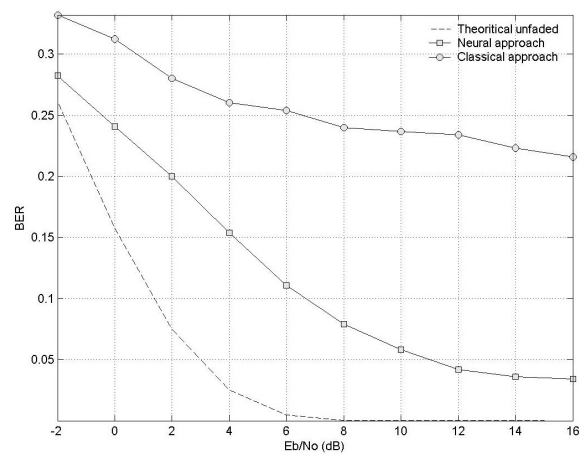
Σχήμα A.91 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=500.



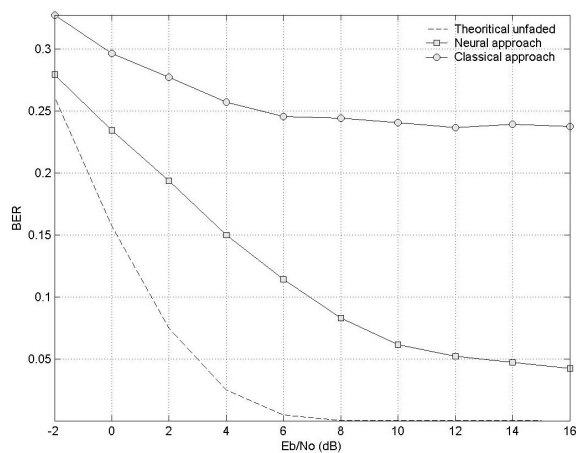
Σχήμα A.92 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=1000.



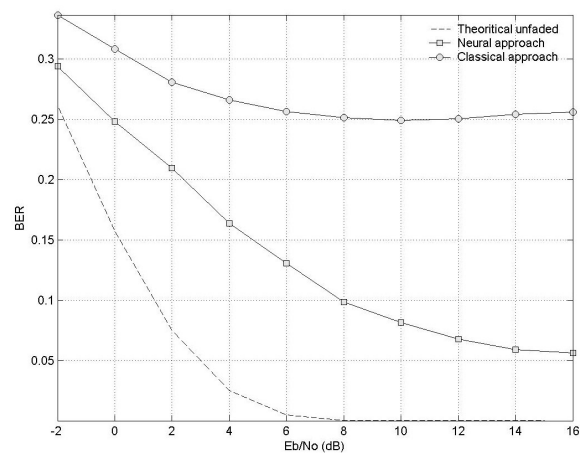
Σχήμα A.93 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=4, m=5000.



Σχήμα A.94 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=500.



Σχήμα A.95 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=1000.



Σχήμα A.96 QPSK-BER, 2-Rayleigh διαλείψεων με καθυστέρηση. baud=8, m=5000.

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

B. ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ - ΚΑΤΑΝΟΜΕΣ ΠΥΚΝΟΤΗΤΑΣ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ

Κατανομή Gauss

Η κατανομή αυτή είναι η συνηθέστερη μορφή θορύβου που συναντούμε στην ανάλυση τηλεπικοινωνιακών συστημάτων. Η πυκνότητα πιθανότητας είναι της μορφής :

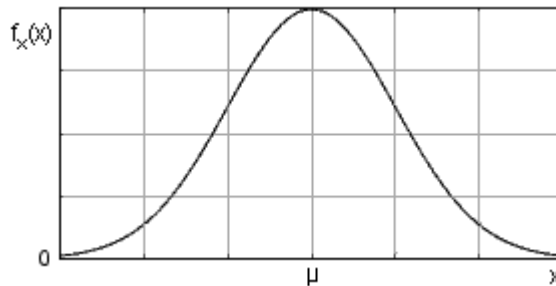
$$f_X(x) = \frac{1}{a\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2a^2}\right)$$

με $-\infty \leq x \leq \infty$ και $a > 0$. Η μέση τιμή και η διασπορά (μέτρο του εύρους της καμπύλης) είναι :

$$\text{μέση τιμή} = 0$$

$$\text{διασπορά} = a^2$$

Η τυπική κανονική κατανομή έχει μοναδιαία διασπορά και μηδενική μέση τιμή.



Σχήμα Β. 1 Η πυκνότητα πιθανότητας της κατανομής Gauss.

Κατανομή Rayleigh

Είναι η κατανομή της περιβάλλουσας του ζωνοπερατού θορύβου κανονικής κατανομής καθώς και της περιβάλλουσας σημάτων που υποφέρουν από διαλείψεις λόγω πολύοδης διάδοσης (multipath fading). Η πυκνότητα πιθανότητας της κατανομής Rayleigh δίνεται από τη σχέση :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{x}{b^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2b^2}\right), & b \geq 0 \\ 0 & , b < 0 \end{cases}$$

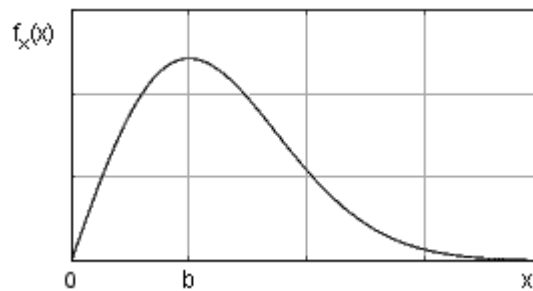
όπου b

$$b = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2}$$

Η μέση τιμή και η διασπορά ή μεταβλητότητα (variance) της κατανομής ορίζεται ως :

$$\text{μέση τιμή} = b\sqrt{\frac{\pi}{2}}$$

$$\text{διασπορά} = \left(\frac{4-\pi}{2}\right)b^2$$



Σχήμα Β. 2 Η πυκνότητα πιθανότητας της κατανομής Rayleigh.

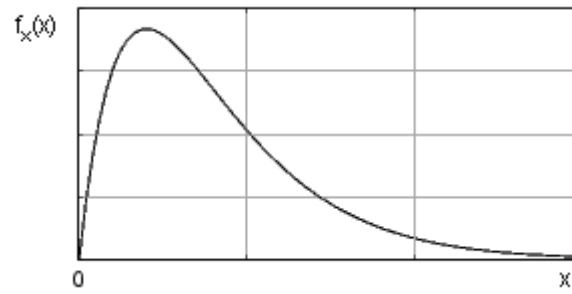
Κατανομή Rice

Η κατανομή Rice περιγράφει την περιβάλλουσα του σήματος που προκύπτει από την υπέρθεση ζωνοπερατού θορύβου τύπου Gauss στενής ζώνης σε σταθερού πλάτους ημιτονοειδές σήμα. Επίσης, περιγράφει την περιβάλλουσα σημάτων που υποφέρουν από διαλείψεις, όταν υπάρχει και οπτική επαφή πομπού και δέκτη. Η πυκνότητα πιθανότητας της κατανομής Rice δίνεται από τη σχέση :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{x}{b^2} \exp\left(-\frac{x^2 + \mu^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{\mu}{\sigma^2} x\right), & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

όπου $I_0(x)$ είναι τροποποιημένη συνάρτηση Bessel πρώτου είδους :

$$I_0(z) = \frac{1}{2\pi i} \oint e^{(z/2)(t+1/t)} t^{-1} dt$$



Σχήμα Β. 3 Η πυκνότητα πιθανότητας της κατανομής Rice.

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity", Bulletin of. Mathematical Biophysics, vol.5, pp.115-133, (1943).
- [2] D. Hebb, "The Organisation of Behaviour", John Wiley & Sons, New York, pp.18,121, (1949).
- [3] F. Rosenblatt, "Principles of Neurodynamics", Spartan (N.Y), pp.23,26, (1959).
- [4] B. Widrow and M. E. Hoff, "Adaptive Switching Circuits", WESCON Convention, Record Part 4, pp.96-104, (1960).
- [5] J. L. McClelland & D. E. Rumelhart, "Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognitron", MIT Press, Cambridge, Mass., pp.9,15, (1986).
- [6] Bryson and Y.C.Ho, "Applied optimal control", New York, Blaisdell, (1969).
- [7] P. J. Werbos, "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences", PhD thesis, Dept. of Applied Mathematics, Harvard University, Cambridge, Mass., (1974).
- [8] D. B. Parker, "Learning-Logic", Tech. Rep., Center for Computational Research in Economics and Management Science, Cambridge, Mass., (1985).
- [9] H. Taub, D.L. Schilling, "Τηλεπικοινωνιακά Συστήματα", Δεύτερη Έκδοση, Α. Τζιόλα Ε., Θεσσαλονίκη, (1998).
- [10] K. Sam Shanmugam, "Ψηφιακά & Αναλογικά Συστήματα Επικοινωνίας", Γ. Πνευματικού, Αθήνα, (1979).
- [11] S. Haykin, J. Nie, B. Currie, "Neural Network-based Receiver for Wireless Communications", Electronic Letters, Vol.35, Issue 3, pp. 203-205, (1999).
- [12] Α. Αλεξόπουλος, Γ. Λαγογιάννης, "Τηλεπικοινωνίες και Δίκτυα Υπολογιστών", Τέταρτη Έκδοση, Αθήνα, (1997).
- [13] The MathWorks, "Communications Toolbox User's Guide", Version 2, The MathWorks Inc., (2000).

- [14] Φ. Κωνσταντίνου, Χ. Καψάλης, Π. Κώπτης, "Εισαγωγή στις Τηλεπικοινωνίες", Παπασωτηρίου, Αθήνα, (1995).
- [15] Andy Bateman, "*Digital Communications: Design for the Real World*", Addison-Wesley, (1998).
- [16] R. Peterson, R. Ziemer, D. Borth, "*Introduction to Spread Spectrum Communications*", Prentice Hall, (1995).
- [17] Hewlett Packard, "*Digital Modulation in Communications Systems - An Introduction*", Application Note 1298, (1997).
- [18] S. Prabhu, P. Shankar, "*Simulation Of Flat Fading Using MATLAB*", Drexel University, Philadelphia.
- [19] Mike Fitton, "*Principles of Digital Modulation*", Telecommunications Research Lab, Toshiba Research Europe Limited.
- [20] S. Haykin and D.J. Thomson, "*Signal Detection in a Nonstationary Environment Reformulated as an Adaptive Pattern Classification Problem*".
- [21] H. Demuth, M. Beale, "*Neural Network Toolbox User's Guide*", Version 4, The MathWorks, Inc., (2004).
- [22] Trevor Clarkson, "*Applications of Neural Networks in Telecommunications*", King's College London.
- [23] Ben Kröse, Patrick van der Smagt, "*An Introduction to Neural Networks*", University of Amsterdam, Eighth Edition, (1996).
- [24] James A. Freeman, David M. Skapura, "*Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques*", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., (1991).
- [25] R. Duda, P. Hart and D. Stork, "*Pattern Classification and Scene Analysis*", John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [26] Jochen Fröhlich, "*Neural Net Components in an Object Oriented Class Structure*", Diploma, Fachhochschule Regensburg, (1997).
- [27] A.K. Jain, J. Mao, and K. Mohiuddin, "*Artificial Neural Networks: A Tutorial*", IEEE Magazine, pp. 31-44, Mar. (1996).
- [28] Ροβέρτος Ε. Κινγκ, "Υπολογιστική Νοημοσύνη στον Έλεγχο Συστημάτων", Π. Τραυλός, (1998).