



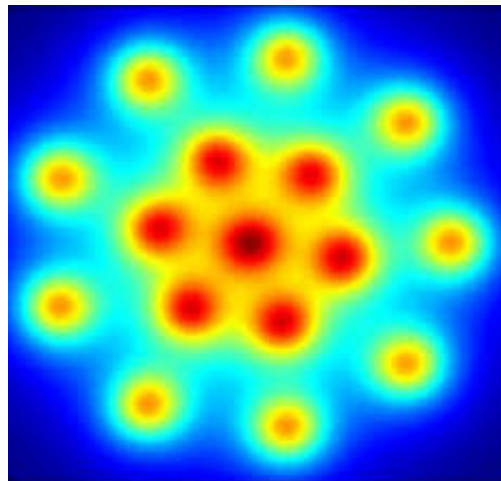
**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

## **Διπλωματική Εργασία**

**Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).**



**Φοιτήτρια: Σφουριδάκη Αγγελική**  
**ΑΜ: cs151036**

**Επιβλέπων Καθηγητής**  
**Μπόργης Αντώνιος**  
**Καθηγητής**

**ΑΘΗΝΑ-ΑΙΓΑΛΕΩ, 2021-2022**

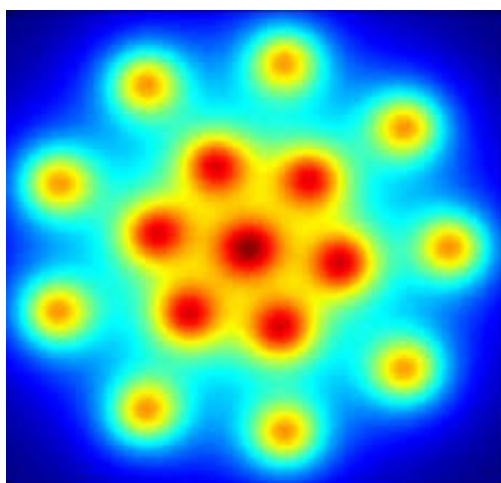
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



**UNIVERSITY OF WEST ATTICA**  
**FACULTY OF ENGINEERING**  
**DEPARTMENT OF INFORMATICS AND COMPUTERS**  
**ENGINEERING**

### **Diploma Thesis**

**Investigating the mitigation of non linear effects in optical fibre by exploiting probabilistic modulation shaping & bi-LSTM machine learning.**



**Student: Sfyridaki Angeliki**  
**Registration Number: cs151036**

**Supervisor**

**Bogris Antonios**  
**Professor**

**ATHENS-EGALEO, 2021-2022**

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Η Διπλωματική Εργασία έγινε αποδεκτή και βαθμολογήθηκε από την εξής τριμελή επιτροπή:

(Όνοματεπώνυμο), (βαθμίδα)	(Όνοματεπώνυμο), (βαθμίδα)	(Όνοματεπώνυμο), (βαθμίδα)
          (Υπογραφή)	          (Υπογραφή)	          (Υπογραφή)

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

**Copyright ©** Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ και Σφυριδάκη Αγγελική, Ιούνιος, 2021**

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τους συγγραφείς.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον/την συγγραφέα του και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Τμήματος και του Ιδρύματος.

#### **ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

Ο/η κάτωθι υπογεγραμμένος/η ...Σφυριδάκη Αγγελική.... του ...Γεωργίου..., με αριθμό μητρώου ...cs151036... φοιτητής/τρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ του Τμήματος ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

**δηλώνω υπεύθυνα ότι:**

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου.

Επιθυμώ την απαγόρευση πρόσβασης στο πλήρες κείμενο της εργασίας μου μέχρι ..... και έπειτα από αίτησή μου στη Βιβλιοθήκη και έγκριση του επιβλέποντος/ουσας καθηγητή/ήτριας.»

Ο/Η Δηλών/ούσα

Σφυριδάκη Αγγελική

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Περίληψη

Στις οπτικές ίνες υφίστανται δύο νοσογόνα προβλήματα, ο θόρυβος και η μη γραμμικότητα, που δυσχεραίνονται με την αύξηση της απόστασης. Για την μείωση του θορύβου είναι αναγκαία η αύξηση της ισχύος, ενώ για την αντιμετώπιση της μη γραμμικότητας απαιτείται η μείωσή της.

Σε αυτήν την διπλωματική εργασία προσπαθούμε να εντοπίσουμε κατάλληλες τεχνικές αντιμετώπισης της επίδρασης της μη γραμμικότητας. Αρχικά ερευνήσαμε την πιθανοκρατική τεχνική, η οποία βασίζεται στην Gaussian κατανομή, δηλαδή μειώνει την εμφάνιση των εξωτερικών συμβόλων. Στη συνέχεια, εξετάσαμε συνοπτικά διάφορους γεωμετρικούς αστερισμούς ώστε να προσδιορίσουμε όσους προσφέρουν το καλύτερο BER. Ακολούθως, συνδυάσαμε τις δύο παραπάνω τεχνικές για να δημιουργήσουμε γεωμετρικούς αστερισμούς με Gaussian κατανομή εμφάνισης συμβόλων. Τέλος χρησιμοποιήσαμε τα παραπάνω δεδομένα και προσπαθήσαμε να βελτιώσουμε περαιτέρω το BER χρησιμοποιώντας μοντέλα μηχανικής μάθησης. Αναλυτικότερα, αναπτύξαμε ένα μοντέλο Lstm που καταφέρνει να προσεγγίσει το όριο Fec με μείωση της εντροπίας μόλις 0.1 μονάδα.

## Λέξεις – κλειδιά

Πιθανοκρατικός σχηματισμός, Γεωμετρικός σχηματισμός, Οπτικές ίνες, Μη γραμμικά φαινόμενα, Μηχανική μάθηση, Lstm.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### **Abstract**

There are two crucial problems with fiber optics, noise and non-linearity, which become more ominous with increasing distances. To diminish the noise it is required to amplify the power, while to decrease the non-linearity it is necessary to reduce it.

In this thesis, we try to identify suitable techniques to mitigate the effect of non-linearity. Firstly, we investigate the probabilistic technique, which is based on the Gaussian distribution, i.e. reduces the occurrence of outer symbols. We then briefly review various geometric constellations to determine those that offer the best BER. Afterward, we combine the above two techniques to create geometric constellations with a Gaussian distribution of symbol occurrences. Finally, we use the above data and try to improve the BER further using machine learning models. Specifically, we develop an Lstm model that approaches the Fec limit with a negligible 0.1 decrease in entropy.

### **Keywords**

Probabilistic shaping, Geometric shaping, Optical fibre, Non linear effects, Machine learning, Lstm.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Περιεχόμενα:

<b>Κατάλογος Πινάκων</b>	<b>9</b>
<b>Κατάλογος Εικόνων</b>	<b>10</b>
<b>Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή</b>	<b>12</b>
1.1 Εισαγωγή	12
1.2 Υπεροχή των οπτικών ινών	13
1.3 Ιστορική αναδρομή	13
<b>Κεφάλαιο 2: Θεωρία Οπτικών Ινών</b>	<b>15</b>
2.1 Σύστημα επικοινωνίας	15
2.1.1 Πολυπλεξία με διαίρεση μήκους κύματος (Wavelength-division multiplexing)	15
2.1.2 Το όριο χωρητικότητας Shannon	17
2.1.3 SONET/ SDH	20
2.1.4 OTN	21
2.1.5 Οπτική ίνα	21
2.2 Οπτικό κανάλι	22
2.2.1 Τα δομικά μέρη συστήματος οπτικών επικοινωνιών	22
2.2.2 Ενισχυτές	25
2.3 Φαινόμενα διάδοσης	27
2.3.1 Διασπορά τρόπων διάδοσης	27
2.3.1.1 Είδη ινών (πολύτροπες μονότροπες, βαθμωτές, βαθμιαίες)	27
2.3.1.2 Κυματικές ιδιότητες του φωτός στην ίνα	29
2.3.2 Διασπορά τρόπων πόλωσης	30
2.3.3 Χρωματική διασπορά	31
2.3.3.1 GVD	31
2.3.4 Κυματοδηγός	32
2.3.5 Απώλειες	32
2.3.6 Απορρόφηση υλικού	33
2.3.7 Σκέδαση Rayleigh	34
2.3.8 Μη γραμμικά φαινόμενα	34
2.4 Εξίσωση διάδοσης	36
2.5 Σχήματα διαμόρφωσης	37
2.6 Αντιμετώπιση μη γραμμικών φαινομένων	39
2.7 Πιθανοκρατικός σχηματισμός	40
2.8 Γεωμετρικός σχηματισμός	41
<b>Κεφάλαιο 3: Προσομοίωση</b>	<b>42</b>
3.1 Κλασικό 16 QAM	42
3.2 Πιθανοκρατικό 16 QAM	43
3.3 Γεωμετρικό 16 QAM	44
3.3.1 Αστερισμός 1 (8+8)	44
3.3.2 Αστερισμός 2 (4+4+4+4)	45
3.3.3 Αστερισμός 3 (1+6+9)	47
3.3.4 Αστερισμός 4 (4+8+4)	49



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

3.4 Πιθανοκρατικό Γεωμετρικό 16 QAM	50
3.4.1 Αστερισμός 1 (8+8)	50
3.4.2 Αστερισμός 2 (4+4+4+4)	51
3.4.3 Αστερισμός 3 (1+6+9)	51
3.4.4 Αστερισμός 4 (4+8+4)	53
<b>Κεφάλαιο 4: Αποτελέσματα</b>	<b>55</b>
4.1 Πιθανοκρατικά αποτελέσματα	55
4.2 Πιθανοκρατικός σχηματισμός με RRC	57
4.3 Συνδυαστικά αποτελέσματα	59
4.4 Συμπεράσματα και εξέλιξη	62
<b>Κεφάλαιο 5: Μηχανική μάθηση</b>	<b>63</b>
5.1 Διαδικασία μάθησης	63
5.2 Είδη μηχανικής μάθησης	63
5.2.1 Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised)	63
5.2.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised)	64
5.2.3 Ημι επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised)	65
5.2.4 Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement )	65
5.3 Είδη νευρωνικών δικτύων	65
5.4 Επιλογή καταλληλότερου νευρωνικού δικτύου	69
5.5 LSTM νευρωνικό δίκτυο	71
<b>Κεφάλαιο 6: Προσομοίωση Μηχανικής Μάθησης</b>	<b>75</b>
6.1 Προσομοίωση Πιθανοκρατικού Μοντέλου	75
6.2 Προσομοίωση Συνδυαστικού Μοντέλου	76
6.3 Τροποποίηση Δεδομένων	78
<b>Κεφάλαιο 7: Αποτελέσματα Μηχανικής Μάθησης</b>	<b>79</b>
7.1 Αποτελέσματα Πιθανοκρατικού μοντέλου	79
7.2 Αποτελέσματα Συνδυαστικού Μοντέλου	84
7.3 Συμπεράσματα και εξέλιξη	93
<b>Κεφάλαιο 8: Βιβλιογραφία</b>	<b>94</b>

## Κατάλογος Πινάκων

- Πίνακας 1: Παράμετροι μοντέλου.
- Πίνακας 2: Σύγκριση της προσέγγιση πολλά προς πολλά σε διάφορα ποσοστά ισότητας δεδομένων.
- Πίνακας 3: Σύγκριση της προσέγγιση πολλά προς πολλά σε διάφορα ποσοστά ισότητας δεδομένων.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κατάλογος Εικόνων

- Εικόνα 1: Υπερωκεάνια υποθαλάσσια σύνδεση μεταξύ των ηπείρων. [1]
- Εικόνα 2: Το φως συγκριτικά με το υπέρυθρο φάσμα που χρησιμοποιείται στις οπτικές ίνες.
- Εικόνα 3: Οι μπάντες οπτικών κυμάτων S, C, L και οι αντίστοιχες απώλειες ανά μπάντα.
- Εικόνα 4: Χωρητικότητα των MQAM σχημάτων.
- Εικόνα 5: Η χωρητικότητα του καναλιού συγκριτικά με την απόσταση και τη μη γραμμικότητα.
- Εικόνα 6: MZI modulator. Αλλάζοντας τον δείκτη διάθλασης επιφέρουμε διαφορά στην φάση των δύο σημάτων.
- Εικόνα 7: Το αποτέλεσμα της διαμόρφωσης που φαίνεται η τελική διαφορά φάσης.
- Εικόνα 8: AWG: διαχωρίζει τα μήκη κύματος σε σήματα λόγω ανόμοιας μετατόπισης φάσης.
- Εικόνα 9: Η οπτική ίνα με το γυάλινο πυρήνα και το περίβλημα της. Μπλε: ευθύς τρόπος διάδοσης. Κόκκινο: πολλά διαφορετικά μονοπάτια, αναλόγως της γωνίας εισόδου.
- Εικόνα 10: Σύγκριση μεταξύ των δύο τύπων πυρήνα. Εμφανίζεται αύξηση του BER, συγκριτικά με την απόσταση, στη βαθμιαία ίνα. Η ανίσωση παρέχει μια εκτίμηση του περιορισμού των ινών.
- Εικόνα 11: Εξάπλωση του παλμού λόγω PMD που τυχαία ο ένας από τους τρόπους ταξιδεύει πιο αργά από τον άλλο.
- Εικόνα 12: Στην αρχή τα μήκη κύματος αποστέλλονται ταυτόχρονα. Καθώς ταξιδεύουν με διαφορετικές ταχύτητες καταφθάνουν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές.
- Εικόνα 13: High data rate 10G+.
- Εικόνα 14: Οι απώλειες μιας μονότροπης ίνας όπως οφείλονται σε διάφορους μηχανισμούς απώλειας.
- Εικόνα 15: Σκέδαση SRS. Η ισχύς από κανάλια μικρότερου μήκους κύματος μεταφέρεται στα κανάλια μεγαλύτερου μήκους κύματος.
- Εικόνα 16: Ένα γεωγραφικό 16-qam με εμφανής την ελλειπτική παραμόρφωση.
- Εικόνα 17: Ένας πίνακας grey για 16 σύμβολα. Έτσι μπορείς να εντοπίσεις τους 4 δυνατούς γείτονες κάθε συμβόλου, όσους απέχουν μόνο 1 bit.
- Εικόνα 18: Πιθανότητα εμφάνισης ενός σημείου σύμφωνα με την Gaussian κατανομή.
- Εικόνα 19: Η διαδικασία διακριτοποίησης.
- Εικόνα 20: Αστερισμός 8+8.
- Εικόνα 21: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 8+8. Η τοποθέτηση πριν και μετά.
- Εικόνα 22: Αστερισμός 4+4+4+4.
- Εικόνα 23: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 4+4+4+4. Η τοποθέτηση πριν και μετά.
- Εικόνα 24: Αστερισμός 1+6+9.
- Εικόνα 25: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 1+6+9. Η τοποθέτηση πριν και μετά.
- Εικόνα 26: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 4+8+4. Η τοποθέτηση πριν και μετά.
- Εικόνα 27: Εμφανίζει για κάθε εντροπία τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση με βάση την ισχύ.
- Εικόνα 28: Εμφανίζει για κάθε εντροπία τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση με βάση το ber.
- Εικόνα 29: Εμφανίζει το ber για κάθε εντροπία (με και χωρίς RRC ) τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση.
- Εικόνα 30: Εμφανίζει για κάθε εντροπία (με και χωρίς RRC ) το αντίστοιχο ber ανά ισχύ.
- Εικόνα 31: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του πρώτου σχήματος (8+8).
- Εικόνα 32: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του δεύτερου σχήματος (4+4+4+4).
- Εικόνα 33: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του τρίτου σχήματος (1+6+9).
- Εικόνα 34: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του δεύτερου σχήματος (4+8+4).
- Εικόνα 35: Εμφανίζει το ber ανά ισχύ των εντροπιών 3,5 και 3,6 για κάθε αντίστοιχο σχήμα. Το σχήμα 1 δεν εμφανίζεται καθώς τα αποτελέσματα του ήταν απογοητευτικά χειρότερα από τα υπόλοιπα.
- Εικόνα 36: Οι επιδόσεις MI προς SNR για 16QAM R-QAM (κανονικό) και Geometric QAM.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

- Εικόνα 37: Η αναπαράσταση ενός RNN που εμφανίζεται η βραχεία παρελθοντική μνήμη που διαθέτει.
- Εικόνα 38: Η αναπαράσταση ενός LSTM που εμφανίζεται η βραχεία και μακροχρόνια παρελθοντική μνήμη που διαθέτει.
- Εικόνα 39: Η αναπαράσταση ενός GRU που εμφανίζεται η βραχεία και μακροχρόνια παρελθοντική μνήμη που διαθέτει αλλά διαφέρει από το LSTM.
- Εικόνα 40: Αναπαράσταση ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου.
- Εικόνα 41: Αναπαράσταση ενός Generative Adversarial Network (GAN).
- Εικόνα 42: Η τιμή του BER για καθένα από τα 151 σύμβολα της λέξης, για όλα τα μοντέλα RNN.
- Εικόνα 43: Ο μέσος όρος BER και η τυπική του απόκλιση υπολογίζεται σε μια υποομάδα συμβόλων σε λέξη των 151 συμβόλων. Η τυπική απόκλιση εκρήγνυται όταν ανιχνεύονται περισσότερα από 140 σύμβολα ταυτόχρονα.
- Εικόνα 44: Ένα lstm νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τους παραπάνω νευρώνες.
- Εικόνα 45: Ένα επίπεδο του μοντέλου.
- Εικόνα 46: Κατάσταση κυψέλης.
- Εικόνα 47: Forget gate layer.
- Εικόνα 48: Input gate layer.
- Εικόνα 49: Update layer (older data).
- Εικόνα 50: Update layer (current data).
- Εικόνα 51: Παραλλαγή reerhole.
- Εικόνα 52: Παραλλαγή συζευγμένων πορτών.
- Εικόνα 53: Ο αστερισμός που προέκυψε από την εκπαίδευση στα αρχικά δεδομένα.
- Εικόνα 54: Αποτελέσματα training και validation απώλειας.
- Εικόνα 55: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα του τεστ.
- Εικόνα 56: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα.
- Εικόνα 57: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα.
- Εικόνα 58: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα τουλάχιστον 50% ισόποσα δεδομένα.
- Εικόνα 59: Συνολικά αποτελέσματα.
- Εικόνα 60: Ο αστερισμός που προέκυψε από την εκπαίδευση στα αρχικά δεδομένα.
- Εικόνα 61: Αποτελέσματα training και validation απώλειας.
- Εικόνα 62: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα του τεστ.
- Εικόνα 63: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα.
- Εικόνα 64: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα.
- Εικόνα 65: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα τουλάχιστον 50% ισόποσα δεδομένα.
- Εικόνα 66: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα που έχουν ανακατανεμηθούν πρώτα.
- Εικόνα 67: Συνολικά αποτελέσματα.
- Εικόνα 68: BER για 512, 1024, 2048 batch για 10-150 epochs.
- Εικόνα 69: BER per 10-150 epochs.
- Εικόνα 70: BER per 200-600 epochs.
- Εικόνα 71: BER για 512 και 1024 batch για 200-600 epochs.
- Εικόνα 72: BER για 550 epochs για 256-1024 batch.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

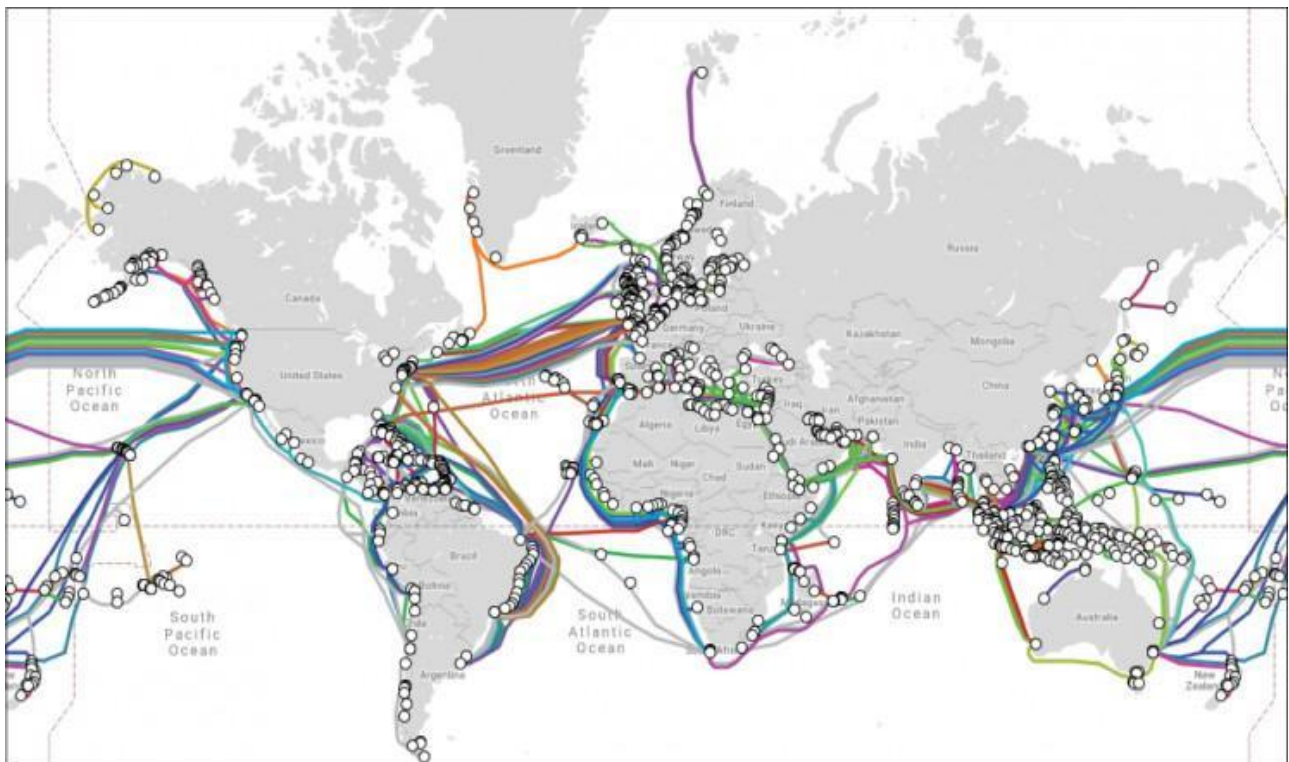
## Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

### 1.1 Εισαγωγή

Από τα μέσα της δεκαετίας του 1960, ξεκίνησε η επανάσταση των οπτικών ινών, με ολοένα εντονότερους ρυθμούς, καθώς άρχισε να γίνεται αντιληπτό ότι η αποστολή σημάτων φωτός μέσα από μικροσκοπικές ίνες γυαλιού, δεν ήταν μια τόσο τρελή ιδέα.

Οι οπτικές ίνες έχουν πλέον καταφέρει να αγγίξουν ασύλληπτα νούμερα χωρητικότητας σε υπερατλαντικές αποστάσεις και συνεχίζουν την ραγδαία αύξηση της προόδου στον κλάδο. Η υψηλότερη χωρητικότητα εμπορικών οπτικών ινών που ήταν διαθέσιμες το 1992 ήταν μόνο 2,5 Gb/s. Από τότε τεράστια άλματα συνέβησαν. Τον Οκτώβριο του 2014 μια ομάδα ερευνητών κατάφερε την αποστολή 255 Tb/s ανά δευτερόλεπτο μόλις σε μια οπτική ίνα. Ερευνητές στο Ιαπωνικό Εθνικό Ινστιτούτο Τεχνολογίας Πληροφοριών και Επικοινωνιών έθεσαν το 2020 ένα νέο παγκόσμιο ρεκόρ για την μέγιστη ταχύτητα διαδικτύου στον κόσμο στα 319 Tb/s. Χρησιμοποιήθηκε ένα πειραματικό καλώδιο με τέσσερις πυρήνες, για τη διάδοση σε απόσταση 3.001 χιλιομέτρων, που εκμεταλλεύτηκαν και τις τρεις S, C και L bands με 552 PDM-16QAM.

Πλέον τα υποθαλάσσια δίκτυα οπτικών ινών είναι υπεύθυνα για τη μετάδοση του 90% των δεδομένων του κόσμου. Ένα υποβρύχιο καλώδιο προβλέπεται να έχει προσδόκιμο ζωής περίπου 25 χρόνια πριν να μην μπορεί πλέον να συμβαδίσει με την απαιτούμενη χωρητικότητά, που σημαίνει ότι πάντα θα υπάρχει ανάγκη για περαιτέρω ίνες.



Εικόνα 1: Υπεροκεάνια υποθαλάσσια σύνδεση μεταξύ των ηπείρων. [1]

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 1.2 Υπεροχή των οπτικών ινών

Παρ' όλη την συνεχή πρόοδο στην επιστήμη των τηλεπικοινωνιών, τα πρώτα συστήματα χρειάζονται πολύ συχνούς αναμεταδότες και ως εκ τούτου είναι κοστοφόρα. Ακόμα, περιορίζονται σε συγκεκριμένο εύρος συχνοτήτων, με αποτέλεσμα τον μικρό όγκο μεταδιδόμενης πληροφορίας. Αντίθετα, οι οπτικές ίνες χρησιμοποιούν υψηλές συχνότητες στην υπέρυθρη περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, προσφέροντας ένα μεγάλο εύρος ζώνης. Επίσης, είναι λιγότερο ευαίσθητες σε διάφορα είδη ηλεκτρομαγνητικών παρεμβολών. Η ίνα προσφέρει κλιμακώσιμη χωρητικότητα, είναι ασφαλής και οικονομικά αποδοτική επιλογή για τη μετάδοση μεγάλου όγκου δεδομένων, συνεχόμενα και αδιάκοπα εδώ και χρόνια.

Ιδιαίτερα τώρα που εξελίσσεται η πανδημία, οι ανάγκες σε χωρητικότητα έχουν εκτοξευτεί. Το 2020, η παγκόσμια κίνηση στο Διαδίκτυο εκτιμήθηκε ότι ήταν πάνω από 3.000 TB.

Μέχρι να φτάσουμε στην πλέον διαδεδομένη χρήση των οπτικών ινών έπρεπε πρώτα να αντιμετωπιστούν δύο σοβαρά εμπόδια. Από την μία, έπρεπε να λυθεί το πρόβλημα των τεράστιων απωλειών στις οπτικές ίνες και από την άλλη, να δημιουργηθεί ένα ικανό και αποτελεσματικό μέσο εκπομπής φωτός. Τη δεκαετία του 60 ανακαλύφθηκε το λέιζερ, ένας ιδανικός τρόπος δημιουργίας του οπτικού σήματος, και τη δεκαετία του 70 χρησιμοποιήθηκε η περιοχή μήκους κύματος 1μm, προσφέροντας μικρότερες απώλειες μέσου. Στην διάρκεια των επόμενων δεκαετιών, ραγδαία πρόοδος σημειώθηκε, με συνεχείς βελτιώσεις, αναδεικνύοντας την υπεροχή των οπτικών ινών. Εκθετική βελτίωση σημειώθηκε για τη χωρητικότητα του καναλιού καθώς και για τις αποστάσεις διάδοσης του σήματος, διπλασιάζοντας την απόδοση τους κάθε χρόνο.

## 1.3 Ιστορική αναδρομή

Τα πρώτα λέιζερ που δημιουργήθηκαν ήταν GaAs (Gallium Arsenide) ημιαγωγοί κοντά στα 0.8 μm, με περιορισμένο εύρος απόστασης επαναληπτών. Στη συνέχεια, μεταπηδήσαμε στα 1.3 μm, αφού πρόσφεραν απώλειες κάτω των 1 dB/km καθώς και μικρότερη διασπορά. Ακολούθως, δημιουργήθηκαν και τα αντίστοιχα InGaAsP λέιζερ ημιαγωγών ενώ υιοθετήθηκαν οι μονότροπες οπτικές ίνες για την απόλυτη αποφυγή της διασποράς τρόπων διάδοσης.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Τέλος, αν και ήταν γνωστό ότι οι ελάχιστες απώλειες βρίσκονται στην περιοχή 1.55 $\mu\text{m}$ , εμπορικά, διατέθηκε αρκετά αργότερα λόγω της μεγαλύτερης χρωματικής διασποράς που τη διακρίνει. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος δημιουργήθηκαν ειδικές ίνες μετατόπισης της διασποράς, οπτικές ίνες αντιστάθμισης της διασποράς και μονοχρωματικά laser. Ένα πρόβλημα παρέμενε, η συχνή επανάληψη του σήματος ανά 70 km. Η απόσταση του επαναλήπτη μπορεί να αυξηθεί με ένα σύμφωνο (coherent) σύστημα, δηλαδή χρησιμοποιώντας ένα ομόδουνο ή ετερόδουνο σχήμα ανίχνευσης, βελτιώνοντας έτσι την ευαισθησία του δέκτη.

Η δραματική αλλαγή στην αρχιτεκτονική των οπτικών δικτύων που ξεκίνησε μετά το 2000 οφείλεται κυρίως στην ανάπτυξη προηγμένων στοιχείων οπτικού δικτύου. Επανάσταση στον τομέα των οπτικών συστημάτων έφερε η τεχνολογία WDM, δηλαδή η πολυπλεξία μήκους κύματος, καταφέροντας έτσι εν τέλει, να φτάσουμε ρυθμούς της τάξης των 64 Tb/s. Στα περισσότερα συστήματα WDM, οι απώλειες αντισταθμίζονται χρησιμοποιώντας ενισχυτές EDFA σε αποστάσεις των 60-80 χιλιομέτρων, καθιστώντας δυνατά τα υποθαλάσσια υπερωκεάνια ευρέως εμπορικά συστήματα. Από τότε ο στόχος μετακινήθηκε στο να εκμεταλλευτούμε όσο περισσότερο γίνεται το εύρος ζώνης καναλιών με την τεχνική WDM ή ακόμα και να το αυξήσουμε. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε η κατανεμημένη ενίσχυση Raman, ώστε να χρησιμοποιηθεί ένα μεγαλύτερο φασματικό εύρος από 1.45 έως 1.62  $\mu\text{m}$ . Επιπλέον, ένα καινούργιο είδος οπτικής ίνας γνωστή ως ξηρή ίνα δημιουργήθηκε επιτρέποντας περαιτέρω αύξηση του εύρους στα 1.30 έως 1.65  $\mu\text{m}$  [2].

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## **Κεφάλαιο 2: Θεωρία Οπτικών Ινών**

### **2.1 Σύστημα επικοινωνίας**

Ο σκοπός ενός συστήματος επικοινωνίας είναι να μεταδίδει πληροφορίες από το ένα μέρος σε ένα άλλο με τη χρήση φερουσών συχνοτήτων. Η βασική ιδέα, αφορά τη μετάδοση επεξεργασμένων μηνυμάτων, σε μεγάλες αποστάσεις, πάνω σε ένα φέρον και ένα μέσο, με τη χρήση ενδιάμεσων σταθμών αναμετάδοσης, που θα αναγεννούν το σήμα.

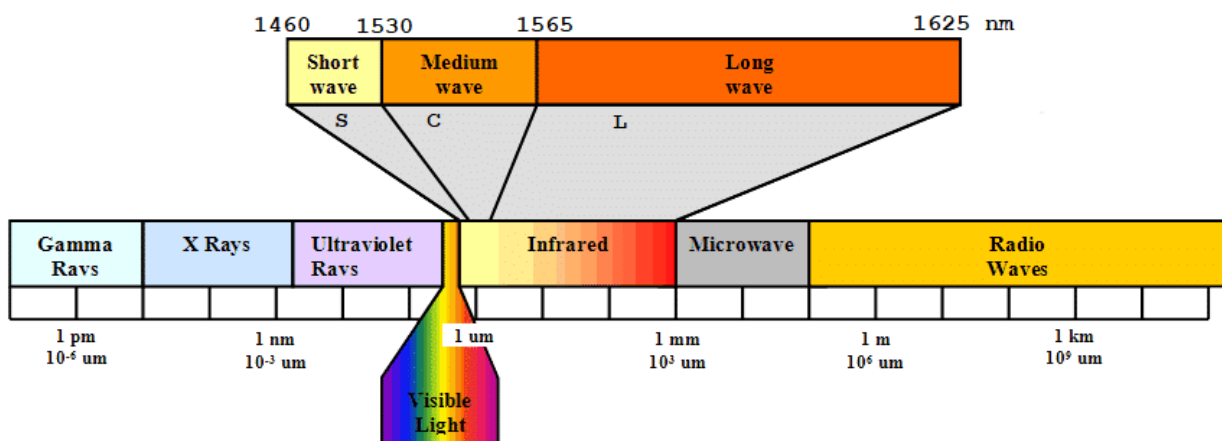
#### **2.1.1 Πολυπλεξία με διαίρεση μήκους κύματος (Wavelength-division multiplexing)**

Ένα οπτικό δίκτυο αποτελείται από καλώδια οπτικών ινών που μεταφέρουν κανάλια φωτός, σε συνδυασμό με τον εξοπλισμό που απαιτείται κατά μήκος της ίνας για την διάδοση του φωτός. Η πολυπλεξία διαίρεσης μήκους κύματος (WDM) αποτελεί μια τεχνολογία, που συναθροίζει έναν αριθμό οπτικών σημάτων σε μία μόνο οπτική ίνα χρησιμοποιώντας διαφορετικό μήκος κύματος φωτός, για κάθε σήμα. Αρχικά, επιλέγεται μια μόνο οπτική πηγή ανά μήκος κύματος. Στη συνέχεια χρησιμοποιείται ένας πολυπλέκτης στον πομπό για να ενώσει τα διάφορα σήματα μεταξύ τους και ένας αποπολυπλέκτης στον δέκτη για να τα χωρίσει. Μια μόνο συσκευή μπορεί να λειτουργεί ταυτόχρονα ως και τα δύο, με τον σωστό τύπο ινών. Επιπροσθέτως επιτρέπει τις αμφίδρομες επικοινωνίες πάνω στην ίδια ίνα. Χρησιμοποιώντας τη τεχνική WDM, συνδυαστικά με οπτικούς ενισχυτές, δίνεται η υποστήριξη αρκετών γενεών τεχνολογικής ανάπτυξης στο υπάρχων σύστημα. Η χωρητικότητα μιας σύνδεσης μπορεί να επεκταθεί απλά αναβαθμίζοντας τα δύο άκρα, χωρίς να χρειάζεται η αναθεώρηση του βασικού δικτύου.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Καθώς η κίνηση του δικτύου ακολούθησε μια ραγδαία ανάπτυξη, ήταν αναγκαία η χρήση τεράστιου αριθμού ηλεκτρονικού εξοπλισμού μεταγωγής. Ως εκ τούτου, αποτέλεσε πρόκληση η διαχείριση, του κόστους, της απαιτούμενης ενέργειας, της αξιοπιστίας, της συντήρησης και του χρόνου ανάπτυξης. Αυτό το εμπόδιο μειώθηκε σημαντικά από την ανάπτυξη της τεχνολογίας οπτικής μεταγωγής που διατηρεί το σήμα σε οπτική μορφή από την κόμβο αποστολής έως τον κόμβο της λήψης. Πιο συγκεκριμένα, η πλειοψηφία της πληροφορίας που εισέρχεται σε έναν κόμβο δρομολογείται μέσω του κόμβου προς τον τελικό του προορισμό και δεν προορίζεται για τον ίδιο τον κόμβο. Έτσι μπορεί δυναμικά να παραμείνει ως οπτικό φως καθώς διασχίζει τον κόμβο αντί να υποβάλλεται σε ηλεκτρονική επεξεργασία. Υιοθετώντας μια τέτοιου είδους παράκαμψη, μπορεί να επιτευχθεί σημαντική μείωση του απαιτούμενου πλήθους ηλεκτρονικού εξοπλισμού.

Για να χαρακτηρίσουμε ένα σήμα WDM, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε είτε τη συχνότητα είτε το μήκος κύματος. Το μήκος κύματος  $\lambda$  και η συχνότητα  $f$  σχετίζονται με την εξίσωση  $c = f\lambda$ . Όπου  $c$  υποδηλώνει την ταχύτητα του φωτός στον ελεύθερο χώρο ( $3 * 10^8$  m/s). Η ταχύτητα του φωτός στις ίνες είναι στην πραγματικότητα κάπως χαμηλότερη ( $2 * 10^8$  m/s). Επίσης στην πράξη, ο ρυθμός δεδομένων στα συστήματα είναι πάντα μόλις ένα κλάσμα της συχνότητας φορέα. Το μήκος κύματος μετριέται σε μονάδες nm ή  $\mu\text{m}$ . Τα μήκη κύματος που ενδιαφέρουν την επικοινωνία οπτικών ινών επικεντρώνονται γύρω στα 0.8, 1.3 και 1.55  $\mu\text{m}$ . Αυτά τα μήκη κύματος βρίσκονται στην υπέρυθη ζώνη, η οποία δεν είναι ορατή στο ανθρώπινο μάτι. Οι συχνότητες μετρώνται σε μονάδες hertz. Χρησιμοποιώντας  $c = 3 * 10^8$  m/s, ένα μήκος κύματος 1.55  $\mu\text{m}$  αντιστοιχεί σε μια συχνότητα περίπου 193 THz, η οποία είναι  $193 * 10^{12}$  Hz.



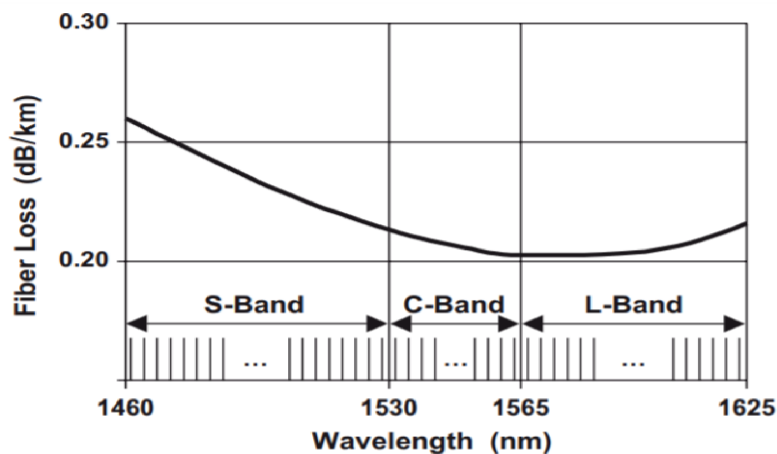
Εικόνα 2: Το φως συγκριτικά με το υπέρυθρο φάσμα που χρησιμοποιείται στις οπτικές ίνες. [3]



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Μια παράμετρος που προσδίδει μέγιστο ενδιαφέρον είναι η απόσταση των καναλιών, δηλαδή η απόσταση μεταξύ δύο μηκών κύματος ή συχνοτήτων σε ένα σύστημα WDM. Σε μήκος κύματος 1550 nm, με απόσταση μήκους κύματος 0.8 nm αντιστοιχεί ένα διάστημα συχνοτήτων 100 GHz, μια τυπική απόσταση στα συστήματα WDM. Η σχέση μεταξύ των δύο προκύπτει από την εξίσωση

$$\Delta f = -\frac{c}{\lambda_0^2} \Delta \lambda \quad (1)$$



Εικόνα 3: Οι μπάντες οπτικών κυμάτων S, C, L και οι αντίστοιχες απώλειες ανά μπάντα.

Το φάσμα που δύναται να χρησιμοποιηθεί στις οπτικές ίνες χωρίζεται σε τρεις περιοχές: τη συμβατική ζώνη (ζώνη C), τη ζώνη μεγάλου μήκους κύματος (ζώνη L) και τη βραχεία ζώνη μήκους κύματος (ζώνη S). Τα περισσότερα συστήματα WDM χρησιμοποιούν πρωτίστως την περιοχή μήκους κύματος 1.55 μm, δηλαδή τη ζώνη C, καθώς η απώλεια οπτικών ινών είναι χαμηλότερη σε αυτήν την περιοχή και περίπου ίση με 0.2 dB/km. Ωστόσο, επεκταθήκαμε στις ζώνες L και S για να αυξηθεί η χωρητικότητα του συστήματος. Η ITU αποφάσισε να τυποποιήσει το δίκτυο στον τομέα συχνοτήτων με βάση ίσα διαστήματα καναλιών 50 GHz ή 100 GHz. Παρ' όλα αυτά, σήμερα βλέπουμε συστήματα που χρησιμοποιούν αποστάσεις καναλιών 25 GHz (ITU G.692) ή ακόμα μικρότερες έως τα 6.125 GHz (ITU-T G.694.1).

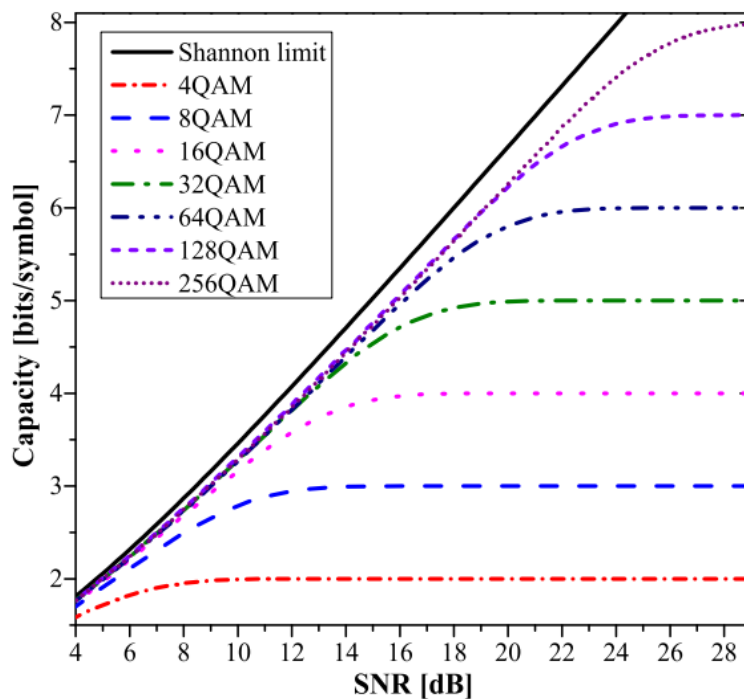
## 2.1.2 Το όριο χωρητικότητας Shannon

Σύμφωνα με το θεώρημα του Shannon [Sha48] μπορούμε να καθορίσουμε το ανώτερο όριο για τη φασματική απόδοση και τη χωρητικότητα του καναλιού. Το θεώρημα του Shannon λέει ότι η χωρητικότητα καναλιού  $C$  δίνεται από το  $C = B \log_2(1 + S/N)$  (2) όπου  $B$  είναι το εύρος

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

ζώνης και  $S/N$  είναι ο λόγος σήματος προς θόρυβο. Είναι δυνατό λοιπόν με μία μόλις ίνα να προκύψει χωρητικότητα καναλιού 350 Tb/s. Σαφώς, τέτοιες αποδόσεις μπορούν να επιτευχθούν μόνο με τη χρήση σχημάτων διαμόρφωσης πολλαπλών επιπέδων.

Στην πράξη, τα σημερινά συστήματα μεγάλων αποστάσεων υλοποιούνται σε υψηλά επίπεδα ισχύος ώστε να αντιμετωπίζεται ο θόρυβος που εισάγεται. Το αποτέλεσμα που θα προκύψει διαφέρει πολύ από την πραγματικότητα καθώς υπάρχουν επιπλέον παράμετροι που δεν υπολογίζει. Σε αυτά τα επίπεδα ισχύος, εμφανίζεται η παράμετρος της μη γραμμικότητας που κατά μια έννοια προσθέτει επιπλέον θόρυβο, τον θόρυβο που προκύπτει ως η μη-γραμμική αλληλεπίδραση του σήματος με τον θόρυβο φάσης, ο οποίος αυξάνεται καθώς αυξάνεται η μεταδιδόμενη ισχύς. Ως εκ τούτου, όταν οι αποστάσεις διάδοσης παραμένουν μικρές, μπορούμε να αυξήσουμε την ισχύ ώστε να αντιμετωπίσουμε το θόρυβο. Παρ' όλα αυτά όταν η απόσταση αυξάνεται, εντείνεται και η μη γραμμικότητα, με απόρροια να αποκλίνουμε αρκετά από το γραμμικό όριο Shannon.

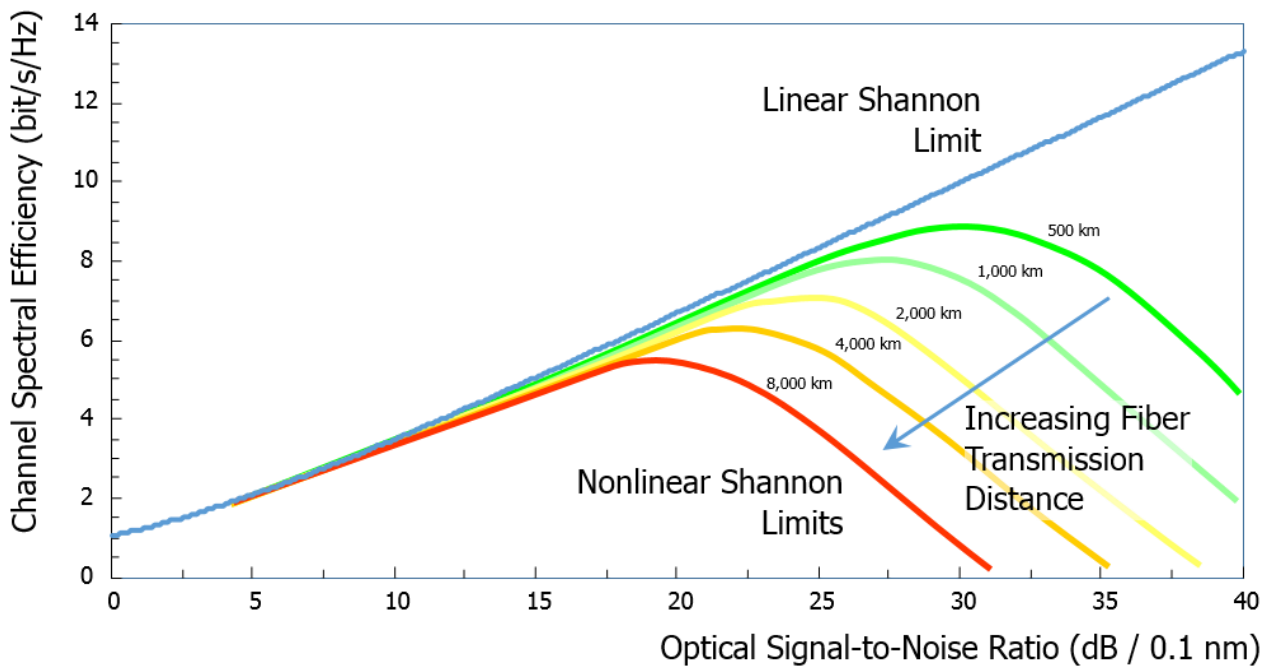


Εικόνα 4: Χωρητικότητα των MQAM σχημάτων.

Παραπάνω διαφαίνεται η άμεση συσχέτιση του ορίου Shannon με τη χωρητικότητα που μπορεί να επιτύχει κάθε QAM σχήμα. Όσο αυξάνουμε την πολυπλοκότητα, δηλαδή τα bits, του σχήματος τόσο αυξάνεται η μεταδιδόμενη πληροφορία, δηλαδή η χωρητικότητα του καναλιού. Παρ' όλα αυτά το όριο Shannon εξαρτάται και από το λόγω SNR, το οποίο με την σειρά του είναι εφάμιλλο

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

με την απόσταση που διανύει το σήμα. Όσο αυξάνεται η απόσταση τόσο εντείνονται τα προβλήματα στο κανάλι άρα μειώνεται και το συνολικό SNR. Συνήθως εμφανίζονται δυο βασικά προβλήματα, ο θόρυβος και τα μη γραμμικά φαινόμενα. Αποσκοπώντας στην αντιμετώπιση του θορύβου αυξάνουμε την ισχύ του σήματος που ακολούθως προκαλεί την εμφάνιση των μη γραμμικών φαινομένων. Αντιλαμβανόμαστε ότι η αντιστάθμιση του ενός προβλήματος αμφίδρομα παράγει το άλλο. Κοινός καταστροφικός παράγοντας είναι η απόσταση που εντείνει και τα δύο. Στην παρακάτω εικόνα παρουσιάζεται ακριβώς αυτό το πρόβλημα όπου η αύξηση της απόστασης αυξάνει δραστικά τη μη γραμμικότητα δρώντας ως κατασταλτικός παράγοντας για την επίτευξη του ορίου Shannon.



Εικόνα 5: Η χωρητικότητα του καναλιού συγκριτικά με την απόσταση και τη μη γραμμικότητα. [4]

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 2.1.3 SONET/ SDH

Το SONET (Synchronous optical networking) είναι ένα πρότυπο μετάδοσης και πολυπλεξίας για σήματα υψηλής ταχύτητας. Αναπτύχθηκε τη δεκαετία του 80 και ήταν το κυρίαρχο πρότυπο για αρκετό καιρό στη Βόρεια Αμερική. Αντίστοιχα το SDH είναι ένα παρεμφερές πρότυπο που είχε υιοθετηθεί στην Ευρώπη και την Ιαπωνία για τις περισσότερες υποθαλάσσιες συνδέσεις.

Αρχικά, όλα τα ρολόγια του δικτύου είναι τέλεια συγχρονισμένα με ένα μόνο κύριο ρολόι και ως εκ τούτου, οι ρυθμοί όπως ορίζονται είναι πολλαπλάσια του βασικού ρυθμού και δεν απαιτείται συμπλήρωση bit κατά την πολυπλεξία ροών μαζί. Βασίζεται σε TDM time frames αντί για μήκη κύματος, των 125 μs.

Ακολούθως επιτρέπεται η διαχείριση του δικτύου, δηλαδή η εκτενής παρακολούθηση της απόδοσης και η αναφορά αστοχιών σε ένα κανάλι. Ακόμη είναι δυνατή η αναγνώριση συνδεσιμότητας και ο τύπος κίνησης για τη συγκέντρωση πληροφοριών διαχείρισης μεταξύ των κόμβων. Επίσης, το SFH/SONET οριστικοποίησε τυποποιημένες οπτικές διεπαφές που επιτρέπουν τη συμβατότητα στην σύνδεση εξαρτημάτων από διαφορετικούς προμηθευτές. Η διαθεσιμότητα του δικτύου είναι το καίριο πλεονέκτημα των SONET και SDH, καθώς ενσωματώνουν ειδικές τεχνικές προστασίας και σχετικά πρωτόκολλα. Κατά συνέπεια, ο χρόνος αποκατάστασης της υπηρεσίας μετά από αποτυχία είναι πολύ μικρός—λιγότερο από 60 ms.

Το SONET αποτελείται από τέσσερα στρώματα - το μονοπάτι, τη γραμμή, το τμήμα και το φυσικό επίπεδο. Τα τρία κατώτερα επίπεδα έχουν ένα σύνολο συμφωνημένων byte για διάφορους σκοπούς. Το επίπεδο μονοπατιού είναι υπεύθυνο για τις συνδέσεις από άκρο σε άκρο μεταξύ κόμβων. Το επίπεδο γραμμής αφορά συνδέσεις μεταξύ πολυπλέκτη τερματικού ενδιάμεσου γραμμής (TM) ή πολυπλέκτη προσθήκης/απόθεσης (ADM). Το τμήμα αντιστοιχεί σε τμήματα ζεύξης μεταξύ αναγεννητών. Τέλος, το φυσικό στρώμα είναι υπεύθυνο για την πραγματική μετάδοση των bits κατά μήκος της ίνας.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.1.4 OTN

Καθώς τα δίκτυα εξελίχθηκαν από συστήματα SONET μονού καναλιού, σε δίκτυα πυκνών πολλαπλών WDM μηκών κύματος, υπήρχε ανάγκη για μία εξίσου αποδοτική δομή. Επιτακτικό είναι να προσφέρει δυνατότητες παρακολούθησης απόδοσης, διόρθωσης σφαλμάτων και διαχείρισης έτσι ώστε οι πάροχοι να μπορούν να διαχειρίζονται τα δίκτυά τους. Το OTN έχει σχεδιαστεί συγκεκριμένα για υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων με βάση το μήκος κύματος.

Σε πολύ υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης δεδομένων ή σε πολύ μεγάλες αποστάσεις ο θόρυβος είναι το κύριο φαινόμενο που περιορίζει τις επιδόσεις ενός συστήματος επικοινωνιών. Η διόρθωση σφαλμάτων FEC είναι αναγκαία για την επίτευξη χαμηλών ρυθμών σφάλματος bit καθώς είχε ήδη χρησιμοποιηθεί σε υλοποιήσεις SDH και έχει αποδειχθεί αξιόπιστο. Στο OTN για κάθε μπλοκ 255 byte, υπάρχουν 16 πλεονάζοντα byte, που χρησιμοποιούνται για FEC.

Το OTN μπορεί να είναι σύγχρονο και ασύγχρονο. Ασύγχρονα πλαίσια OTN, όπου το ρολόι δημιουργεί τα πλαίσια μπορεί να είναι ένας απλός ταλαντωτής ελεύθερης λειτουργίας. Το OTN διαθέτει επίσης μια σύγχρονη αντιστοίχιση που το ρολόι για τη δημιουργία των πλαισίων OTN προέρχεται από το σήμα πελάτη.

Το πιο σημαντικό είναι ότι μπορεί να μεταφέρει όλους τους τύπους κίνησης πακέτων δεδομένων, συμπεριλαμβανομένων IP και Ethernet 10 Gigabit, καθώς και πλαίσια SONET/SDH. Τα πλαίσια OTN μπορούν να μεταφέρουν ολόκληρα πλαίσια SONET/SDH, χωρίς τροποποίηση.

## 2.1.5 Οπτική ίνα

Μια οπτική ίνα αποτελείται από έναν συμπαγή κυλινδρικό πυρήνα, από γυαλί διοξειδίου του πυριτίου, για τη μετάδοση του σήματος. Υπεύθυνο για τη διάδοση του φωτός στις οπτικές ίνες είναι το φαινόμενο της ολικής εσωτερικής ανάκλασης. Σύμφωνα με το νόμο του Snell το φαινόμενο συμβαίνει εάν η γωνία πρόσπτωσης είναι μεγαλύτερη από μια συγκεκριμένη γωνία, που ονομάζεται κρίσιμη γωνία. Βασική συνθήκη αποτελεί το να έχουμε διάδοση από ένα μέσο μεγαλύτερου δείκτη διάθλασης σε ένα άλλο με μικρότερο δείκτη. Η οπτική ίνα περιβάλλεται από μια επένδυση, με δείκτη διάθλασης μικρότερο από αυτόν του πυρήνα. Ο πυρήνας και η επένδυση, έχουν σχεδιαστεί έτσι ώστε σύμφωνα με το φαινόμενο της ολικής ανάκλασης, να διατηρούν τα σήματα φωτός μέσα στην ίνα, επιτρέποντας τη μετάδοση του φωτεινού σήματος για ευρείες αποστάσεις πριν υποβαθμιστεί η ποιότητα του σήματος.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.2 Οπτικό κανάλι

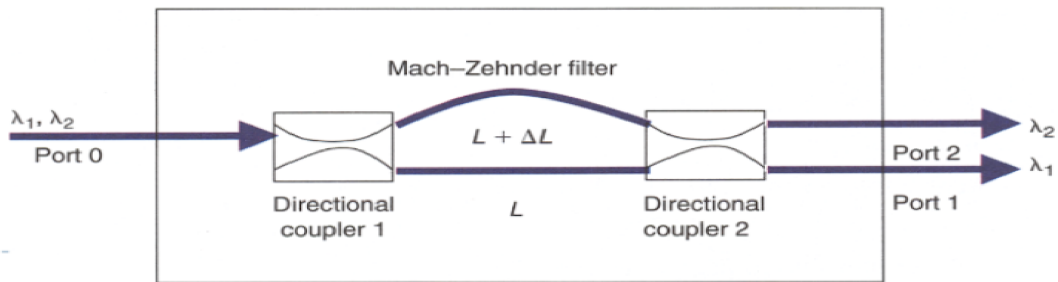
### 2.2.1 Τα δομικά μέρη συστήματος οπτικών επικοινωνιών

**Πομπός:** Ο οπτικός πομπός μετατρέπει ένα ηλεκτρικό σήμα εισόδου στο αντίστοιχο οπτικό σήμα και στη συνέχεια το εκπέμπει σε ένα καλώδιο οπτικής ίνας. Συνήθως είναι μία δίοδος εκπομπής φωτός (LED) ή ένα λέιζερ. Τα λέιζερ για την παραγωγή φωτός βασίζονται στην Εξαναγκασμένη εκπομπή, κατά την οποία ηλεκτρόνια φορτίζονται με ενέργεια και ακολούθως επιστρέφουν στην αρχική τους κατάσταση απελευθερώνοντας ενέργεια με τη μορφή φωτονίων. Για κάθε κανάλι επικοινωνίας, δηλαδή μια συχνότητα, χρησιμοποιείται και διαφορετικό λέιζερ εκπομπός. Στη συνέχεια ενώνουμε τα αντίστοιχα κανάλια ώστε να συνθέσουμε το τελικό σήμα.

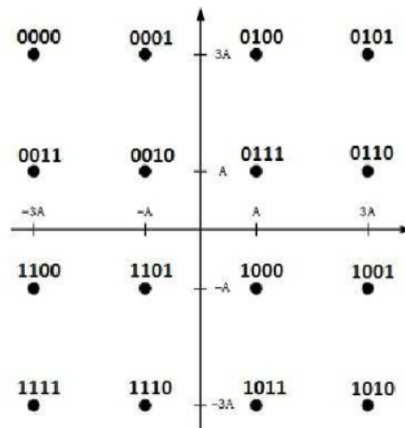
**Φίλτρα:** Τα φίλτρα είναι χρήσιμες διατάξεις σε όλα τα συστήματα επικοινωνιών γιατί αποκόπτουν ένα σήμα και το απομονώνουν, και περιορίζουν τον θορύβου. Στις οπτικές τεχνολογίες υπάρχουν διάφορα είδη φίλτρων. Τα φίλτρα Fabry Perot αποτελούνται από δύο παράλληλους ανακλαστικούς καθρέφτες, οι οποίοι ανακλούν το σήμα μπρος πίσω και επιτρέπουν να διέλθει μόνο το σήμα εκείνο του οποίου το μήκος κύματος εμφανίζει ενισχυτικές συμβολές. Αντίστοιχα υπάρχει η δυνατότητα συντονισμού με αυλακώσεις, αντί για καθρέφτες, στα τοιχώματα του λέιζερ που παρόμοια επιτρέπει μόνο σε συγκεκριμένη συχνότητα να έχει ενισχυτικές συμβολές. Το φως λοιπόν που παράγεται από την εξαναγκασμένη εκπομπή τοποθετείται μέσα σε μία κοιλότητα/φίλτρο ώστε να αποκτήσει υψηλή απολαβή μόνο σε ένα μήκος κύματος.

**Διαμορφωτής:** Ο διαμορφωτής επιτρέπει τη διαμόρφωση του οπτικού φέροντος με την πληροφορία, η οποία προστίθεται είτε στη φάση είτε στο πλάτος του φέροντος. Διαχωρίζουμε το σήμα σε δύο ίδια σήματα μικρότερης ισχύος που ακολουθούν δύο διαφορετικές διαδρομές. Αλλάζοντας το μήκος της διαδρομής ή τον δείκτη διάθλασης καταφέρνουμε να επιφέρουμε διαφορά στη φάση των δύο σημάτων. Εν τέλει, το τελικό σήμα έχει διαφορά φάσης  $\pi/2$  και ως εκ τούτου αποτυπώνει την πληροφορία σε πραγματικό και φανταστικό μέρος. Επιπρόσθετα υπάρχει η μέθοδος electro-absorption(EA), που βασίζεται στην απορρόφηση του φωτός αυξάνοντας την ενέργεια των φωτονίων πάνω από ένα όριο. Παρόλα αυτά η πρώτη μέθοδος προτιμάται στα συστήματα μεγάλων αποστάσεων WDM.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 6: MZI modulator. Αλλάζοντας τον δείκτη διάθλασης επιφέρουμε διαφορά στην φάση των δύο σημάτων.



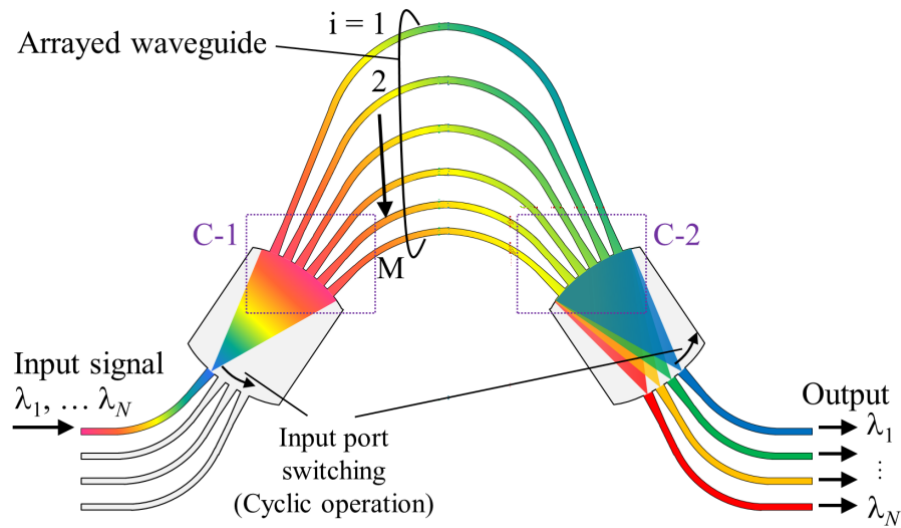
Εικόνα 7: Το αποτέλεσμα της διαμόρφωσης που φαίνεται η τελική διαφορά φάσης.

**Συζεύκτης:** Ένας συζεύκτης υλοποιεί τον συνδυασμό και τον διαχωρισμό σημάτων σε ένα οπτικό δίκτυο και μπορεί να διαθέτει πολλές εισόδους και εξόδους. Οι ίνες μπορούν να λεπτυνθούν θερμικά και να ενωθούν έτσι ώστε οι πυρήνες τους να έρχονται σε στενή επαφή. Αποτελεί μια ευέλικτη παθητική συσκευή και έχει πολλές εφαρμογές σε ένα οπτικό δίκτυο καθώς θεωρείται δομικό στοιχείο για πολλές οπτικές συσκευές όπως οπτικούς διαμορφωτές, switches και μετατροπείς μήκους κύματος. Χαρακτηρίζονται από μικρές απώλειες, υψηλή σταθερότητα, αξιοπιστία και κατευθυντικότητα.

**Πολυπλέκτης και Αποπολυπλέκτης:** Παρόμοια με τα φίλτρα, οι αποπολυπλέκτες χρειάζονται έναν μηχανισμό εντοπισμού του μήκους κύματος. Οι αποπολυπλέκτες με βάση τη διάθλαση, χρησιμοποιούν ένα πλέγμα περίθλασης το οποίο σύμφωνα με το φαινόμενο Bragg, διασπείρει το προσπίπτον σήμα στα συνιστώσα μήκη κύματος και στην συνέχεια ένας φακός τα κατευθύνει σε διακριτές ίνες. Οι αποπολυπλέκτες που βασίζονται σε Mach-Zehnder (MZ) συμβολές του μήκους ή της διαθλαστικότητας του μέσου, χρησιμοποιούν συσκευές όπως οπτικά φίλτρα και κατευθυντικούς

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

συζεύκτες.



Εικόνα 8: AWG: διαχωρίζει τα μήκη κύματος σε σήματα λόγω ανόμοιας μετατόπισης φάσης.

**Add-drop πολυπλέκτες:** Όταν επιθυμούμε να διαχειριστούμε τα κανάλια στην οπτική ίνα δηλαδή να διαχωριστούν ή να προστεθούν μερικά συγκεκριμένα κανάλια σε έναν κόμβο, διατηρώντας παράλληλα την ακεραιότητα των υπολοίπων καναλιών χρησιμοποιούμε έναν πολυπλέκτη. Αποτελείται από έναν αποπολυπλέκτη για την αποπολυπλεξία των καναλιών, μια ομάδα switches για την προσθήκη ή αφαίρεση των καναλιών και έναν πολυπλέκτη για την επανενεργοποίηση των σημάτων.

**Δέκτης:** Ένας δέκτης διαθέτει έναν οπτικό ενισχυτή ο οποίος αυξάνει την εισερχόμενη ισχύ και ακολουθεί ο φωτοδέκτης που μετατρέπει το οπτικό σήμα σε ηλεκτρικό. Κατά τη διαδικασία φωτοανίχνευσης τα φωτόνια που προσπίπτουν σε έναν ημιαγωγό απορροφώνται από τα ηλεκτρόνια στη ζώνη σθένους. Ως αποτέλεσμα, αυτά τα ηλεκτρόνια αποκτούν περισσότερη ενέργεια και μεταφέρονται στη ζώνη αγωγιμότητας. Όταν εφαρμόζεται μια εξωτερική τάση στον ημιαγωγό, αυτά τα ζεύγη ηλεκτρονίων-οπών δημιουργούν ένα ηλεκτρικό ρεύμα, που ονομάζεται φωτορεύμα. Καθώς αρκετά ηλεκτρόνια δεν φτάνουν αρκετά κοντά στην περιοχή απογύμνωσης χρησιμοποιείται ένας ενδογενής ημιαγωγός. Ως εκ τούτου επεκτείνεται η περιοχή απογύμνωσης σε πλάτος και επιφέρει αύξηση της απόδοσης του δέκτη.

Κάθε ηλεκτρόνιο μπορεί να απορροφήσει μόνο ένα φωτόνιο που μας προσδίδει έναν περιορισμό στη συχνότητα  $f_c$  με γνωστό  $\lambda$ , στο οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως φωτοανιχνευτής ένα υλικό ημιαγωγών με διάκενο ζώνης. Οι νέες ενώσεις InGaAs και InGaAsP χρησιμοποιούνται συνήθως



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

για την κατασκευή φωτοανιχνευτών στις ζώνες 1,3 και 1,55  $\mu\text{m}$ . Οι φωτοανιχνευτές διοξειδίου του πυριτίου χρησιμοποιούνται ευρέως στη ζώνη των 0,8  $\mu\text{m}$ .

### 2.2.2 Ενισχυτές

**Erbium:** Το έρβιο είναι ένα στοιχείο που μπορεί να ενισχύσει οπτικά σήματα στην περιοχή μήκους κύματος κοντά στο 1,55  $\mu\text{m}$ . Πιο συγκεκριμένα, ενδιαφερόμαστε για τα ιόντα ερβίου καθώς η άντληση τους σε κατάλληλο μήκος κύματος έχει ως αποτέλεσμα οπτικό κέρδος έως και 30 dB με το φάσμα απολαβής να είναι αρκετά ευρύ. Συνδυάζεται με την παρουσία άλλων προσμείξεων στον πυρήνα της ίνας όπως του διοξειδίου του πυριτίου που διευρύνει τα ενεργειακά επίπεδα του  $\text{Er}^{3+}$  σε ζώνες. Η αποτελεσματική άντληση συμβαίνει όταν χρησιμοποιούνται λέιζερ ημιαγωγών που λειτουργούν κοντά σε μήκη κύματος 0,98-1,48- $\mu\text{m}$ .

Οι ενισχυτές ερβίου βασίζονται στην εξαναγκασμένη εκπομπή, κατά την οποία ιόντα ερβίου φορτίζονται με ενέργεια και ακολούθως επιστρέφουν σε χαμηλότερη στάθμη απελευθερώνοντας ενέργεια με τη μορφή φωτονίων. Μπορούμε να ελέγξουμε το παραγόμενο μήκος κύματος καθώς αυτό θα είναι όμοιο με αυτό που το διατάραξε και το ανάγκασε σε πτώση στάθμης. Με αυτόν τον τρόπο καταφέρνουμε να συντονίσουμε με μεγάλο κέρδος την ενίσχυση των σημάτων σε οπτικό επίπεδο.

Όλοι οι ενισχυτές προσθέτουν τυχαίο θόρυβο και είναι ο απόλυτος περιοριστικός παράγοντας για τη χρήση του για τηλεπικοινωνιακές εφαρμογές. Όλοι οι ενισχυτές υποβαθμίζουν την αναλογία σήματος προς θόρυβο (SNR) του ενισχυμένου σήματος λόγω της αυθόρμητης εκπομπής που προσθέτει φωτόνια με τυχαίες φάσεις στο σήμα κατά την ενίσχυσή του.

**Raman:** Χρησιμοποιείται το φαινόμενο της διεγερμένης σκέδασης Raman (Stimulated Raman Scattering, SRS) που ένα φωτόνιο άντλησης δωρίζει την ενέργειά του για να δημιουργήσει ένα άλλο φωτόνιο μικρότερης ενέργειας στη συχνότητα του σήματος. Η υπόλοιπη ενέργεια απορροφάται από το υλικό του διοξειδίου του πυριτίου με τη μορφή μοριακών δονήσεων (οπτικά φωνόνια). Η ενέργεια μεταφέρεται συνεχώς από το σήμα αντλία στο σήμα ενδιαφέροντος μέσω του SRS καθώς διαδίδονται μέσα στην ίνα.

Συνήθως στην πράξη, η αντλία και τα σήματα διαδίδονται αντίθετα. Η αντίθετη διάδοση βοηθάει δραματικά αφού, η ισχύς του σήματος μειώνεται καθώς διαδίδεται στην ίνα, ενώ η αντλία

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

αυξάνεται, άρα προσφέρει μεγαλύτερο κέρδος εκεί όπου απαιτείται.

Επιπρόσθετα, χρησιμοποιούνται πολλαπλές αντλίες ενίσχυσης Raman για την ικανοποίηση των απαιτήσεων των συστημάτων WDM. Παρόλο που το φάσμα απολαβής για μία μόνο αντλία δεν είναι πολύ ευρύ και αφορά μόνο μερικά νανόμετρα, μπορεί να διευρυνθεί σημαντικά χρησιμοποιώντας πολλές αντλίες διαφορετικών μηκών κύματος.

Η αυθόρμητη σκέδαση Raman φθείρει το ενισχυμένο σήμα ως θόρυβος λόγω τυχαίων φάσεων των φωτονίων που δημιουργούνται αυθόρμητα. Είναι παρόμοια η επίδραση με αυτή της αυθόρμητης εκπομπής που επηρεάζει την απόδοση των EDFA, αλλά στην περίπτωση Raman, εξαρτάται από τον αριθμό φωτονίων στην κατάσταση δόνησης, δηλαδή με τη θερμοκρασία του ενισχυτή.

**Σύγκριση Raman και EDFA:** Ένας ενισχυτής EDFA παρέχει κέρδος στις ζώνες C και L (1528-1605 nm). Σε αντίθεση, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε την ενίσχυση Raman για να παρέχουμε κέρδος σε οποιοδήποτε μήκος κύματος. Έτσι, η ενίσχυση Raman μπορεί ενδεχομένως να απελευθερώσει άλλες ζώνες για το WDM, όπως τη ζώνη S των 1310 nm. Επίσης, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε πολλαπλές αντλίες σε διαφορετικά μήκη κύματος και διαφορετικές τιμές ισχύος ταυτόχρονα για να προσαρμόσουμε το συνολικό σχήμα κέρδους Raman.

Σήμερα, η πιο δημοφιλής χρήση των ενισχυτών Raman είναι η υποστήριξη των EDFA, παρέχοντας πρόσθετο κέρδος με κατανομημένο τρόπο σε συστήματα εξαιρετικά μεγάλων αποστάσεων. Η μεγαλύτερη πρόκληση για την υλοποίηση των ενισχυτών Raman βρίσκεται στην ίδια την πηγή της αντλίας. Αυτοί οι ενισχυτές απαιτούν πηγές αντλίας υψηλής ισχύος, στο σωστό μήκος κύματος.

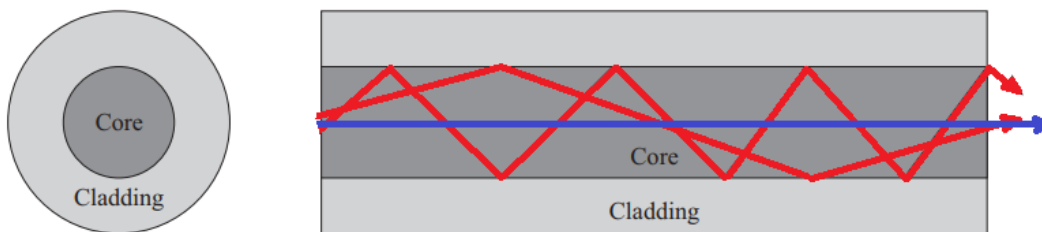
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.3 Φαινόμενα διάδοσης

### 2.3.1 Διασπορά τρόπων διάδοσης

#### 2.3.1.1 Είδη ινών (πολύτροπες μονότροπες, βαθμωτές, βαθμιαίες)

Αρχικά δημιουργήθηκαν οι πολύτροπες ίνες και σε συνέχεια οι μονότροπες, οι οποίες ήταν αναγκαία εξέλιξη των πρώτων, για την καταπολέμηση της πολυτροπικής διασποράς. Στις μονότροπες ίνες η διάμετρος του πυρήνα είναι πολύ μικρή, έτσι τα κύματα φωτός ταξιδεύουν στο κέντρο του πυρήνα. Οι πολύτροπες ίνες μπορούν να στείλουν ταυτόχρονα, σε ξεχωριστό μονοπάτι, πολλά κύματα φωτός κάθε φορά, αφού το κάθε κύμα φωτός εισέρχεται στην οπτική ίνα υπό ελαφρώς διαφορετική γωνία σε σχέση με τα άλλα και διανύει το δικό του μονοπάτι μέσα της, μέσω των διαδοχικών ανακλάσεων στο περίβλημα. Κάθε μία από αυτές τις διαφορετικές διαδρομές αντιστοιχεί σε έναν τρόπο διάδοσης με διαφορετικό μήκος διαδρομής. Συνεπώς κάθε μονοπάτι ταξιδεύει με ελαφρώς διαφορετική ταχύτητα σε σύγκριση με τα υπόλοιπα και απαιτείται διαφορετικό διάστημα χρόνου για την άφιξη του επιφέροντας καθυστερήσεις, που περιορίζουν τον ρυθμό μετάδοσης. Η διασπορά τρόπων διάδοσης σε ίνες πολλαπλών τρόπων οδηγεί σε σημαντική διεύρυνση των οπτικών παλμών (~ 10 ns/km).



Εικόνα 9: Η οπτική ίνα με το γυάλινο πυρήνα και το περίβλημά της. Μπλε: ευθύς τρόπος διάδοσης. Κόκκινο: πολλά διαφορετικά μονοπάτια, αναλόγως της γωνίας εισόδου.

Οι πολύτροπες ίνες μπορούν να μεταδίδουν δεδομένα με ρυθμό μετάδοσης 10 Mb/s σε αποστάσεις έως 10 km, οπότε και η χρήση τους περιορίζεται σε τοπικά δίκτυα.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Σε μια προσπάθεια αντιστάθμισης των προβλημάτων της πολύτροπης ίνας δημιουργήθηκε ένας διαφορετικός τύπος ινών, γνωστός ως ίνα βαθμιαίου δείκτη. Σε αυτή την περίπτωση ο δείκτης διάθλασης δεν παραμένει σταθερός σε όλο τον πυρήνα, αλλά ελαττώνεται σταδιακά προς τα άκρα του πυρήνα, συνήθως με τετραγωνικό ρυθμό. Πιο συγκεκριμένα, η ακτίνα που διαδίδεται κατά μήκος του κέντρου των ινών παίρνει τη συντομότερη διαδρομή, αλλά ταξιδεύει πιο αργά καθώς ο δείκτης διάθλασης είναι μεγαλύτερος κατά μήκος αυτής της διαδρομής. Οι ακτίνες με κλίση μεταδίδονται στο μεγαλύτερο μέρος τους στο χαμηλότερο δείκτη διάθλασης, όπου ταξιδεύουν γρηγορότερα, και λιγότερο στον κεντρικό άξονα. Επομένως κατ' αυτό το τρόπο όλες οι ακτίνες θα φτάσουν μαζί στην έξοδο της ίνας.

Με στοχευμένη επιλογή του βαθμού μείωσης του δείκτη διάθλασης το bit rate by length (*BL*) βελτιώνεται σχεδόν τρεις τάξεις μεγέθους. Καταφέρνουμε έτσι να αποστείλουμε δεδομένα με ρυθμό μετάδοσης 100 Mb/s σε αποστάσεις έως 100 km. Κατά την πρώτη γενιά συστημάτων οπτικών κυμάτων χρησιμοποιήθηκαν ίνες βαθμιαίου δείκτη. Όμως για περαιτέρω βελτίωση είναι απαραίτητη η χρήση μονότροπων ινών με ακτίνα πυρήνα έως 10 μm, ελάχιστα μεγαλύτερη από το μήκος κύματος φωτός.

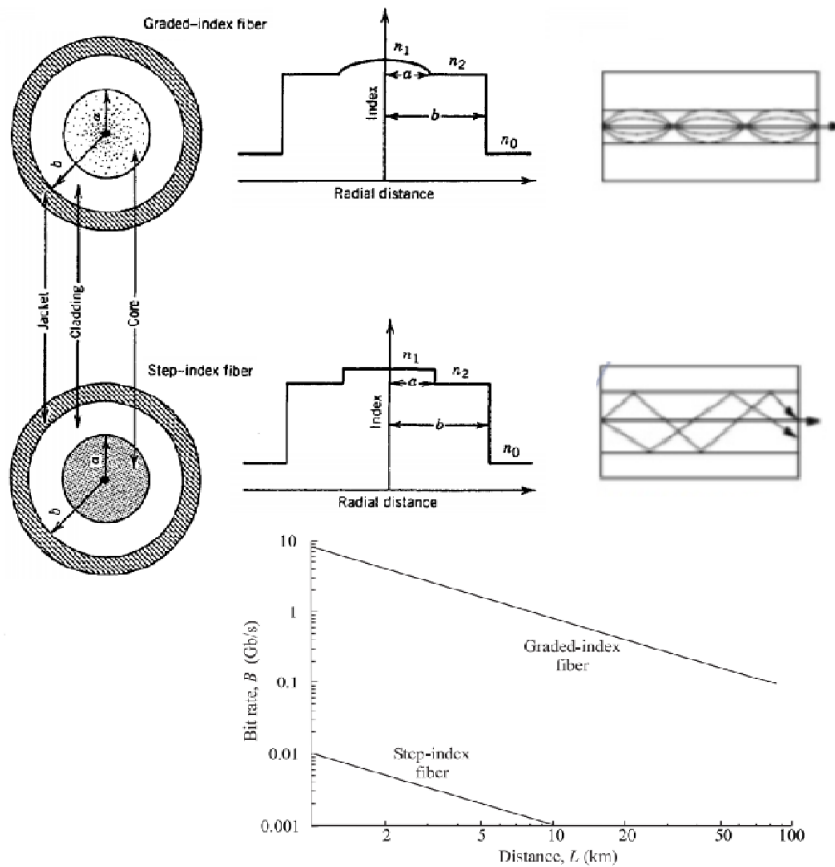
Εξίσωση που περιγράφει την graded index ίνα.

$$BL < \frac{4c}{n_1 \Delta^2} \quad (3)$$

Εξίσωση που περιγράφει την step index ίνα.

$$BL < \frac{1}{2} \frac{n_2}{n_1^2} \frac{c}{\Delta} \quad (4)$$

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 10: Σύγκριση μεταξύ των δύο τύπων πυρήνα. Εμφανίζεται αύξηση του BER, συγκριτικά με την απόσταση, στη βαθμιαία ίνα. Η ανίσωση παρέχει μια εκτίμηση του περιορισμού των ινών.

### 2.3.1.2 Κυματικές ιδιότητες του φωτός στην ίνα

Το φως αποτελεί μια μορφή κύματος και όπως όλα τα κύματα περιγράφεται από την εξίσωση του Maxwell [22]. Οι μονότροπες ίνες υποστηρίζουν μόνο τον βασικό τρόπο διάδοσης της ίνας. Συνεπώς όλες οι διαδρομές υψηλότερης τάξης δεν υποστηρίζονται. Η συνθήκη μονού τρόπου καθορίζεται από την οριακή τιμή του  $V$  η οποία είναι 2,405, οπότε μια ίνα σχεδιασμένη έτσι ώστε το  $V < 2.405$  να υποστηρίζει μόνο τη βασική λειτουργία.

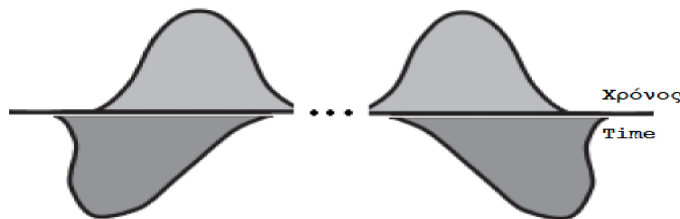
Παραδείγματος χάριν, για το εύρος μήκους κύματος 1,3-1,6  $\mu\text{m}$ , η ίνα μετατρέπεται σε μονότροπη όταν  $\lambda > 1,2 \mu\text{m}$ . Ως εκ τούτου όταν  $\lambda = 1,2 \mu\text{m}$ ,  $n = 1,45$  και  $\Delta = 5 \cdot 10^{-3}$  για ακτίνα πυρήνα  $a < 3,2 \mu\text{m}$ , τότε το  $V < 2.405$ . Στην πράξη οι περισσότερες ίνες τηλεπικοινωνιών σχεδιάζονται στα 4  $\mu\text{m}$  με μείωση του  $\Delta$  σε  $3 \cdot 10^{-3}$ . Ταυτόχρονα η ίδια ίνα υποστηρίζει έναν άλλο τρόπο γραμμικά πολωμένο κατά μήκος του άξονα  $y$ . Συνοψίζοντας, συνδυαστικά μια μονότροπη ίνα υποστηρίζει στην πραγματικότητα δύο ορθογώνια πολωμένους τρόπους που έχουν εκφυλιστεί και έχουν τον ίδιο δείκτη διάθλασης προσεγγιστικά.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 2.3.2 Διασπορά τρόπων πόλωσης

Αν εξετάσουμε μικροσκοπικά τις ίνες, θα εντοπίσουμε ότι δεν είναι απόλυτα κυκλικές αλλά αντιθέτως διαθέτουν τυχαίες ατέλειες και ασυμμετρίες. Καθώς η ενέργεια ενός παλμού σε μια ίνα κατανέμεται συνήθως μεταξύ δύο τρόπων πόλωσης, προκαλείται διπλή διάθλαση και επομένως εξάπλωση του παλμού. Το φως στην ίνα που ξεκινάει με γραμμική πόλωση φτάνει γρήγορα σε μια αυθαίρετη πόλωση, με αποτέλεσμα οι δύο συνιστώσες πόλωσης να καταφθάνουν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές, λόγω της διπλοθλαστικότητας. Καθώς το σχήμα διαφέρει από σημείο σε σημείο οι χρονικές καθυστερήσεις ποικίλουν τυχαία και τείνουν να ακυρώνονται μεταξύ τους. Η χρονική εξάπλωση (DGD) λόγω της διασποράς τρόπων πόλωσης μετά τη διάδοση του παλμού ορίζεται ως  $\Delta\tau = \frac{\Delta\beta}{\omega}$  (5) και συνήθως ισούται με 0.5 ps/km.

Η κατάσταση πόλωσης (SOP) αναφέρεται στην κατανομή της ενέργειας του φωτός μεταξύ των δύο τρόπων πόλωσης. Σε μια ιδανική, απόλυτα κυκλικά συμμετρική ίνα, οι δύο τρόποι πόλωσης έχουν την ίδια σταθερά διάδοσης. Έτσι, αν και η ενέργεια ενός παλμού διαιρείται μεταξύ αυτών των δύο τρόπων πόλωσης, αφού έχουν την ίδια σταθερά διάδοσης, δεν προκαλεί εξάπλωση του παλμού από το φαινόμενο της διασποράς. Ωστόσο, το παραπάνω είναι μια ιδανική περίπτωση που δεν υφίσταται στην πράξη. Στην πραγματικότητα, οι ίνες δεν είναι απόλυτα συμμετρικά κυκλικές και οι δύο ορθογώνια πολωμένοι τρόποι έχουν ελαφρώς διαφορετικές σταθερές διάδοσης. Στις μονότροπες ίνες, η διπλοθλαστικότητα δεν είναι σταθερή κατά μήκος της ίνας αλλά αλλάζει τυχαία, λόγω της άνισης έντασης και των διαφορών στο σχήμα του πυρήνα που σε διάφορα σημεία είναι ελλειπτικό αντί για κυκλικό. Το φαινόμενο είναι ιδιαίτερα αισθητό όσο αυξάνεται ο ρυθμός bit rate.



Εικόνα 11: Εξάπλωση του παλμού λόγω PMD που τυχαία ο ένας από τους τρόπους ταξιδεύει πιο αργά από τον άλλο.

Στην προσπάθεια εξάλειψης του προβλήματος δημιουργήθηκαν οι ίνες διατήρησης της πόλωσης, που τυχαίες διακυμάνσεις στο σχήμα και το μέγεθος του πυρήνα δεν καθορίζουν την κατάσταση πόλωσης. Επιφέροντας τροποποιήσεις στην ίνα αυξάνεται σκόπιμα η διπλοθλαστικότητα, έτσι ώστε μικρές τυχαίες διακυμάνσεις διδιαθλάσεων να μην επηρεάζουν σημαντικά την πόλωση του φωτός. Τυπικά,  $Bm = n_x - n_y \sim 10^{-4}$  για τέτοιες ίνες.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 2.3.3 Χρωματική διασπορά

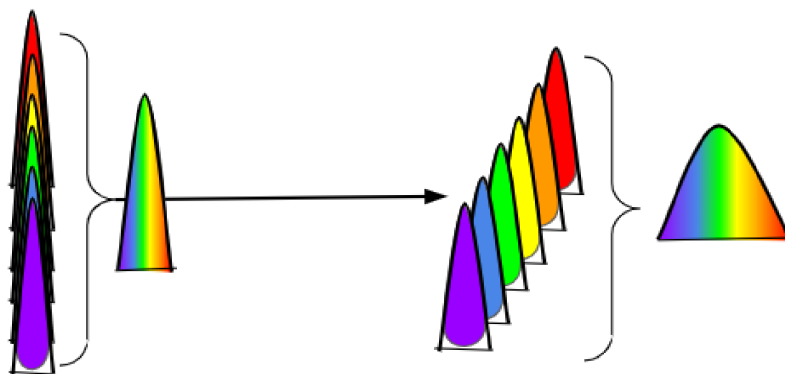
Η χρωματική διασπορά αναλύεται στη διασπορά υλικού και την διασπορά κυματοδηγού. Οφείλεται στο φαινόμενο κατά το οποίο διαφορετικά φασματικά συστατικά ενός παλμού ταξιδεύουν με διαφορετικές ταχύτητες. Πιο συγκεκριμένα η ταχύτητα φάσης και η ταχύτητα της ομάδας του φωτός που διαδίδονται σε ένα διαφανές μέσο εξαρτώνται από την οπτική συχνότητα. Η διασπορά υλικού αφορά την εξάρτηση του δείκτη διάθλασης από την συχνότητα του καναλιού καθώς οι συχνότητες, δηλαδή τα διαφορετικά μήκη κύματος, ταξιδεύουν με διαφορετική ταχύτητα, άρα φτάνουν σε διαφορετικούς χρόνους. Καθώς μια οπτική ίνα, αποτελείται από τον πυρήνα και τον μανδύα με διαφορετικό δείκτη διάθλασης, αναγκαστικά προκαλεί ορισμένα μήκη κύματος φωτός να ταξιδεύουν ταχύτερα ή βραδύτερα από άλλα.

Καθώς αποτελεί την κυρίαρχη διασπορά στις μονότροπες οπτικές ίνες, επιτακτική ήταν η ανάγκη αντιμετώπισης του προβλήματος. Αφενός, για την αντιστάθμιση του φαινομένου χρησιμοποιούνται ευρέως, ειδικές ίνες αντιστάθμισης διασποράς στο τέλος κάθε κομματιού και αφετέρου η προεπεξεργασία του σήματος με την χρήση έξυπνων DSP.

#### 2.3.3.1 GVD

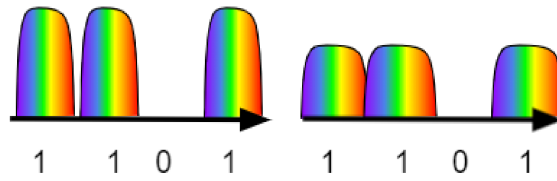
Η χρωματική διασπορά αναλύεται σε δύο συνιστώσες, τη διασπορά κυματοδηγού και την διασπορά υλικού.

Η διασπορά κυματοδηγού αφορά την κατανομή ισχύος ενός τρόπου στον πυρήνα και τον μανδύα της ίνας ως συνάρτηση του μήκους κύματος. Πιο συγκεκριμένα, όσο μεγαλύτερο είναι το μήκος κύματος, τόσο μεγαλύτερη είναι η ισχύς που διαδίδεται στον μανδύα. Ως εκ τούτου, ακόμη και χωρίς τη διασπορά υλικού, που οι δείκτες διάθλασης του πυρήνα και της επένδυσης είναι ανεξάρτητοι από το μήκος κύματος, η κατανομή ισχύος αλλάζει εάν αλλάξει το μήκος κύματος, προκαλώντας την αλλαγή του δείκτη ή της σταθεράς διάδοσης του τρόπου.



Εικόνα 12: Στην αρχή τα μήκη κύματος αποστέλλονται ταυτόχρονα. Καθώς ταξιδεύουν με διαφορετικές ταχύτητες καταφθάνουν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 13: High data rate 10G+.

Σε υψηλούς ρυθμούς μετάδοσης οι παλμοί χάνουν την ισχύ τους και εξαπλώνονται με αποτέλεσμα στην επικάλυψη τους άρα και τη δημιουργία σφαλμάτων. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος πρέπει μετά το πέρας ενός κομματιού να εφαρμοστεί αντιστάθμιση της διασποράς.

Η βασική παράμετρος με την οποία προσεγγίζουμε τη χρωματική διασπορά είναι η σταθερά διάδοσης, εξού και η παράμετρος που διέπει την εξέλιξη του σχήματος παλμού είναι η δεύτερη παράγωγος διάδοσης  $\beta_2$ . Στην ιδανική κατάσταση χωρίς χρωματική διασπορά η  $\beta_2$  θα ισούταν με 0, και όλοι οι παλμοί θα διαδίδονταν χωρίς αλλαγή σχήματος. Στις οπτικές ίνες, υπάρχει το μήκος κύματος μηδενικής διασποράς, που η παράμετρος GVD  $\beta_2$  ισούται με 0. Εάν η  $\beta_2$  είναι μεγαλύτερη από 0, η χρωματική διασπορά ορίζεται ως φυσιολογική, αλλά όταν η  $\beta_2$  είναι μικρότερη από 0, η χρωματική διασπορά θεωρείται ανώμαλη. Η κανονική διασπορά, όπου η ταχύτητα της ομάδας μειώνεται με την αύξηση της οπτικής συχνότητας, συμβαίνει για τα περισσότερα διαφανή μέσα μέσα στην ορατή φασματική περιοχή. Η ανώμαλη διασπορά συμβαίνει μερικές φορές σε μεγαλύτερα μήκη κύματος, π.χ. σε διοξείδιο του πυριτίου (η βάση των περισσότερων οπτικών ινών) για μήκη κύματος μεγαλύτερα από το μήκος κύματος μηδενικής διασποράς  $\approx 1,3 \mu\text{m}$ . Η ανώμαλη διασπορά μπορεί να χρησιμοποιηθεί αργότερα για να επανασυμπιέσει τον παλμό επιφέροντας αντίστροφα αποτελέσματα στο σήμα.

### 2.3.4 Κυματοδηγός

Μια ιδανική μονότροπη ίνα διαθέτει τέλεια κυλινδρική γεωμετρία έτσι ώστε να μην υπάρχει απώλεια ενέργειας στο στρώμα επένδυσης. Στην πράξη, οι ατέλειες στη διεπαφή πυρήνα (π.χ. τυχαίες παραλλαγές ακτίνας πυρήνα) μπορούν να οδηγήσουν σε πρόσθετες απώλειες που συμβάλλουν στην καθαρή απώλεια ινών. Η φυσική διαδικασία πίσω από τέτοιες απώλειες είναι η διασπορά του Mie [5], που συμβαίνει λόγω των ανομοιογενών δεικτών σε κλίμακα μεγαλύτερη από το οπτικό μήκος κύματος. Γενικά λαμβάνεται μέριμνα ώστε να διασφαλιστεί ότι η ακτίνα του πυρήνα δεν μεταβάλλεται σημαντικά κατά το μήκος της ίνας κατά την κατασκευή. Τέτοιες παραλλαγές μπορούν να διατηρηθούν κάτω από 1%, και η προκύπτουσα απώλεια σκέδασης είναι συνήθως κάτω από 0,03 dB/km.

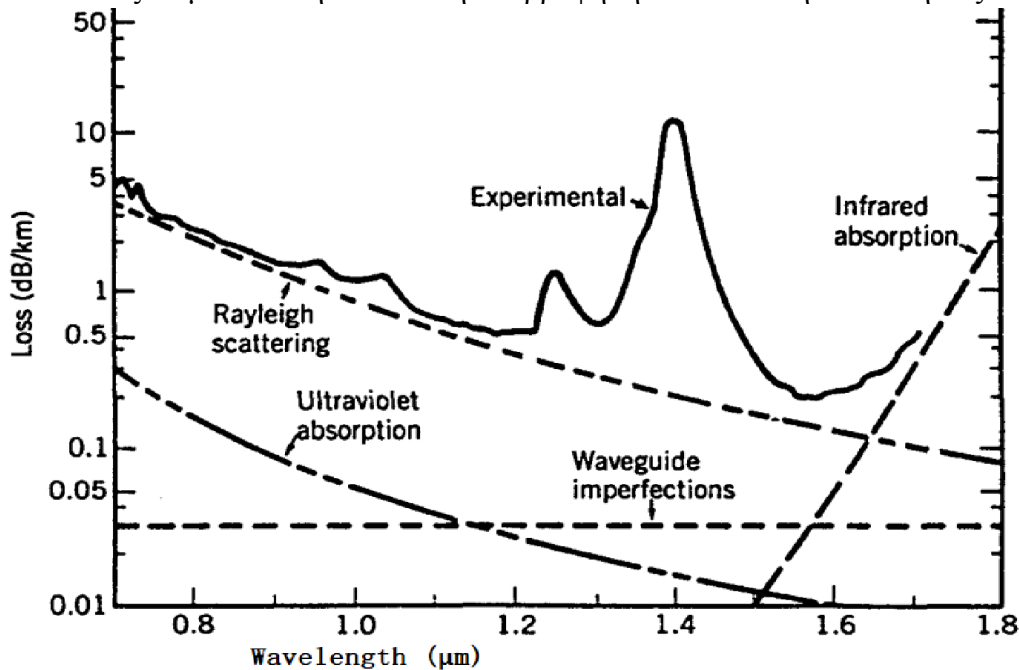
### 2.3.5 Απώλειες

Οι απώλειες ινών αποτελούν τον πιο περιοριστικό παράγοντα ως προς την απόσταση μετάδοσης, καθώς μειώνουν την ισχύ του σήματος που λαμβάνει ο δέκτης. Ως εκ τούτου, η απόσταση μετάδοσης περιορίζεται σημαντικά, καθώς μειώνεται ο λόγος ισχύος προς θόρυβο του σήματος, ενώ οι οπτικοί δέκτες απαιτούν ένα ελάχιστο ποσό ισχύος για την αναδιαμόρφωση του σήματος. Οι



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

απώλειες συμβολίζονται ως  $\alpha$  και μετριοούνται σε dB/km. Να σημειωθεί ότι δεν είναι ίδιες σε όλο το εύρος του φάσματος, αλλά εξαρτώνται από το μήκος κύματος του μεταδιδόμενου φωτός. Οι μικρότερες απώλειες εντοπίζονται στην περιοχή μήκους κύματος κοντά στις 1,55  $\mu\text{m}$  και είναι περίπου 0,2 dB/km. Ακολούθως εμφανίζεται ένα δευτερεύον ελάχιστο κοντά στα 1,3  $\mu\text{m}$ , που η απώλεια ινών είναι κάτω από 0,5 dB/km και συνάδει με μειωμένη διασπορά. Οι δύο βασικοί μηχανισμοί απώλειας σε μια οπτική ίνα είναι η απορρόφηση υλικού και η σκέδαση Rayleigh.



Εικόνα 14: Οι απώλειες μιας μονότροπης ίνας όπως οφείλονται σε διάφορους μηχανισμούς απώλειας.

### 2.3.6 Απορρόφηση υλικού

Η απορρόφηση υλικών αφορά ταυτόχρονα τις εσωτερικές και εξωτερικές απορροφήσεις της ισχύος. Οι εσωτερικές απώλειες απορρόφησης ορίζονται ως η απορρόφηση από διοξείδιο του πυριτίου ενώ η εξωτερική απορρόφηση σχετίζεται με απώλειες που προκαλούνται από ανεπιθύμητα μόρια εντός του διοξειδίου του πυριτίου καθώς όλα τα υλικά απορροφούν ισχύ σε ορισμένα μήκη κύματος. Κατά την πρόσμειξη στοιχείων όπως  $\text{H}_2\text{O}$ , Fe, Cu, Co, Ni, Mn και Cr εντοπίζεται απορρόφηση στην περιοχή μήκους κύματος 0,6-1,6  $\mu\text{m}$ . Γι' αυτό το λόγο η ύπαρξή τους δεν θα πρέπει να ξεπερνά το 1/1 δισεκατομμύριο για να διατηρηθούν οι απώλειες κάτω από 1 dB/km. Με την εξέλιξη των οπτικών ινών σε ξηρές ίνες, δηλαδή την εξάλειψη εξ ολοκλήρου των μορίων νερού, κατορθώσαμε να εξαφανίσουμε την κορυφή που εμφανίζεται στα 1.4  $\mu\text{m}$  και να εκμεταλλευτούμε όλο το σχετικό φάσμα. Ο συγκεκριμένος λόγος απώλειας έχει πλέον μειωθεί σε αμελητέα επίπεδα, σχεδόν εξαλείφθηκε.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 2.3.7 Σκέδαση Rayleigh

Η σκέδαση Rayleigh του φωτός προκύπτει από τοπικές μικροσκοπικές διακυμάνσεις στην πυκνότητα της ίνας. Τα μόρια διοξειδίου του πυριτίου κινούνται τυχαία καθώς βρίσκονται σε μία ρευστή κατάσταση και παγώνουν στη θέση τους κατά την δημιουργία των ινών. Οι διακυμάνσεις της πυκνότητας οδηγούν σε τυχαίες διακυμάνσεις του δείκτη διάθλασης σε κλίμακα μικρότερη από το οπτικό μήκος κύματος. Να σημειωθεί ότι, η απώλεια λόγω της σκέδασης Rayleigh, μειώνεται με την αύξηση του μήκους κύματος. Πιο συγκεκριμένα, η απώλεια ορίζεται ως  $\alpha = \frac{A}{\lambda^4}$  (6),

όπου το  $A$  ορίζεται ως συντελεστής σκέδασης Rayleigh. Αναμενόμενα η επόμενη σκέψη, προκειμένου να μειωθεί η απώλεια περαιτέρω του 0,2 dB/km, θα ήταν να χρησιμοποιήσουμε μεγαλύτερα μήκη κύματος, ωστόσο, σε αυτή τη περίπτωση, η απορρόφηση υλικού του διοξειδίου πυριτίου είναι αρκετά σημαντική, καθιστώντας το αδύνατο. Αποσκοπώντας στην αντιστάθμιση των απωλειών χρησιμοποιούμε ενισχυτές (erbium ή raman) που όμως προσθέτουν (τυχαίο) θόρυβο και ενισχύουν τον προϋπάρχοντα.

### 2.3.8 Μη γραμμικά φαινόμενα

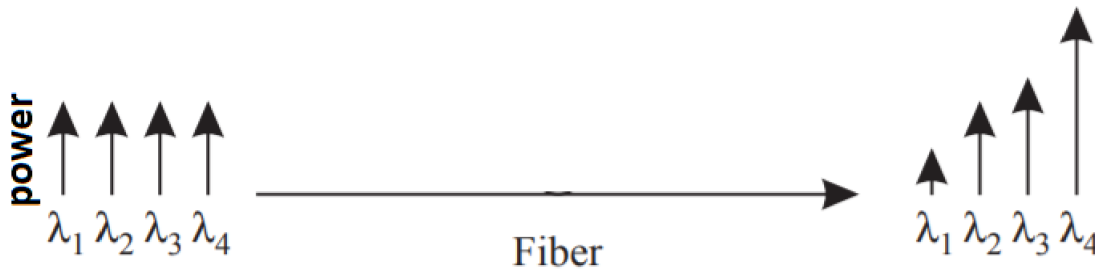
Καθώς προσπαθούμε να μειώσουμε τις απώλειες του σήματος, αυξάνουμε την ισχύ έναντι του θορύβου. Ωστόσο, σε υψηλότερους ρυθμούς bit και σε μεγαλύτερες ισχύς εμφανίζεται το φαινόμενο της μη γραμμικότητας. Στην περίπτωση των συστημάτων WDM, τα μη γραμμικά προβλήματα μπορούν να γίνουν απαγορευτικά ακόμη και σε μέτρια ισχύ και ρυθμό μετάδοσης bit. Στην πράξη αλλοιώνουν το σήμα καθώς, όσο μεγαλώνει η ισχύς, διαμορφώνεται ο δείκτης διάθλασης με συνέπεια την αλλαγή της ταχύτητας και της φάσης. Η μη γραμμική αλληλεπίδραση εξαρτάται από το μήκος μετάδοσης και την περιοχή διατομής της ίνας. Όσο μεγαλύτερο είναι το μήκος του συνδέσμου, τόσο μεγαλύτερη είναι η αλληλεπίδραση και τόσο χειρότερη είναι η επίδραση της μη γραμμικότητας. Παρ' όλα αυτά τα περισσότερα από τα μη γραμμικά φαινόμενα εμφανίζονται νωρίς στο εύρος της ίνας και μειώνονται καθώς διαδίδεται.

Υπάρχουν δύο κατηγορίες μη γραμμικών επιδράσεων. Η πρώτη προκύπτει λόγω της αλληλεπίδρασης των κυμάτων φωτός με τα φωνόνια (μοριακές δονήσεις) στο διοξείδιο του πυριτίου που προκαλούν τη σκέδαση stimulated Brillouin scattering (SBS) και τη σκέδαση stimulated Raman scattering (SRS). Το δεύτερο σύνολο μη γραμμικών επιδράσεων προκύπτει λόγω της εξάρτησης του δείκτη διάθλασης από την ένταση του ηλεκτρικού πεδίου. Τα πιο σημαντικά μη γραμμικά φαινόμενα σε αυτήν την κατηγορία είναι η **διαμόρφωση αυτοφάσης (SPM)** και η μίξη τεσσάρων κυμάτων (four wave mixing, FWM). Το φως μετατοπίζεται όσον αφορά τη συχνότητα περίπου 10 GHz για το SBS, αλλά 13 THz για το SRS.

Κατά τη σκέδαση η ενέργεια μεταφέρεται από ένα μικρού μήκους κύματος φωτός (pump) σε ένα άλλο, μεγαλύτερου μήκους κύματος (stroke). Καθώς η αντλία διαδίδεται στην ίνα, χάνει ισχύ και η ενέργεια απορροφάται από τις μοριακές δονήσεις, ή φωνόνια, στο κύμα stroke. Στην περίπτωση του SBS, το κύμα αντλίας είναι το κύμα σήματος και το κύμα Stoke είναι ένα ανεπιθύμητο κύμα που δημιουργείται λόγω της σκέδασης. Στην περίπτωση του SRS, η αντλία είναι ένα μικρού μήκους κύμα, υψηλής ισχύος, και το κύμα Stoke είναι μεγαλύτερου μήκους κύμα σήματος που ενισχύεται σε βάρος του κύματος της αντλίας. Ως εκ τούτου, η μεταφορά ενέργειας μεταφράζεται ως η

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

παραγωγή φωτονίων χαμηλότερης ενέργειας που προκαλείται από φωτόνια υψηλότερης ενέργειας.



Εικόνα 15: Σκέδαση SRS. Η ισχύς από κανάλια μικρότερου μήκους κύματος μεταφέρεται στα κανάλια μεγαλύτερου μήκους κύματος.

Στην περίπτωση του SBS, τα φωνόνια είναι ακουστικά και αφορά ένα πολύ στενό πλάτος γραμμής, που κυμαίνεται από 20 έως 100 MHz στα 1,55 μm. Επίσης τα δύο κύματα διαδίδονται σε αντίθετες κατευθύνσεις. Έτσι, το SBS δεν προκαλεί καμία αλληλεπίδραση μεταξύ διαφορετικών μηκών κύματος, εφόσον η απόσταση μήκους κύματος είναι πολύ μεγαλύτερη από 100 MHz. Το SBS προσδίδει ισχύ προς την αντίθετη κατεύθυνση από την κατεύθυνση διάδοσης του σήματος, δηλαδή, πίσω προς την πηγή. Αφενός εξαντλεί το μεταδιδόμενο σήμα και αφετέρου παράγει ένα δυνητικά ισχυρό σήμα πίσω προς τον πομπό, ο οποίος πρέπει να θωρακίζεται από έναν απομονωτή.

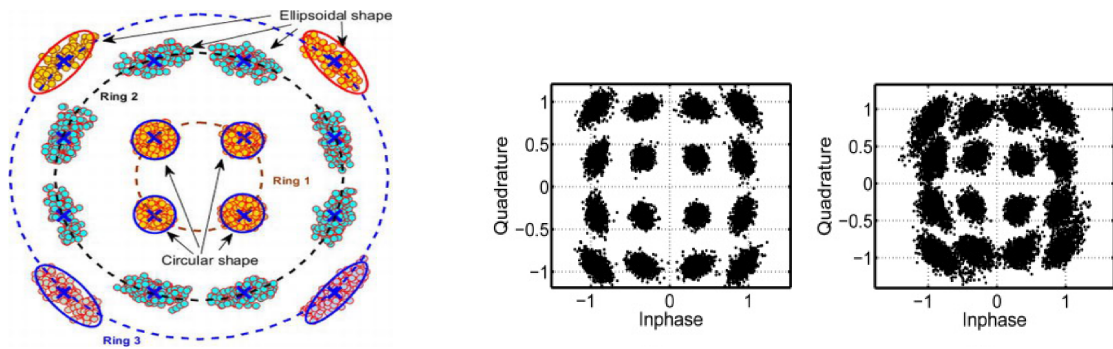
Στην περίπτωση της αυτοδιαμόρφωσης φάσης, προστίθεται ένας συντελεστής διαμόρφωσης της φάσης ο οποίος ενισχύεται όσο αυξάνεται η ισχύς. Αποτέλεσμα είναι να αυξηθεί σημαντικά η εξάπλωση του παλμού λόγω της χρωματικής διασποράς. Μάλιστα για συστήματα υψηλού ρυθμού bit, μπορεί να αυξηθεί σημαντικά η εξάπλωση του παλμού λόγω της χρωματικής διασποράς ακόμη και σε μέτρια επίπεδα ισχύος. Πέρα από την αυτοδιαμόρφωση φάσης υπάρχει και η ετεροδιαμόρφωση φάσης (XPM) η οποία συμβαίνει όταν σε μια οπτική ίνα ταξιδεύουν πολλαπλά μήκη κύματος χρησιμοποιώντας την τεχνική WDM και η ισχύς κάποιου μεταβάλλει τη φάση των γειτονικών καναλιών. Ως εκ τούτου, η μη γραμμική μετατόπιση φάσης για ένα συγκεκριμένο κανάλι εξαρτάται όχι μόνο από την ισχύ αυτού του καναλιού αλλά και από την ισχύ άλλων καναλιών.

Όσον αφορά την μίξη τεσσάρων κυμάτων ο συνδυασμός των υπαρχόντων κυμάτων δημιουργούν νέα σήματα που εμφανίζονται ως διαφωνία με τα υπάρχοντα σήματα στο σύστημα. Αυτά τα φαινόμενα αλληλεπίδρασης είναι ιδιαίτερα σοβαρά όταν η απόσταση των καναλιών είναι μικρή και όταν μειώνεται η χρωματική διασπορά. Έτσι τα συστήματα που χρησιμοποιούν ίνες με μετατόπιση διασποράς επηρεάζονται πολύ περισσότερο από τα φαινόμενα μίξης τεσσάρων κυμάτων από τα συστήματα που χρησιμοποιούν τυπική ίνα απλής λειτουργίας. Τα σύγχρονα συστήματα WDM μειώνουν το FWM διατηρώντας το GVD υψηλό στην ίνα. Οι εμπορικές ίνες με μετατόπιση διασποράς έχουν σχεδιαστεί με διασπορά περίπου 4 ps/(km-nm), αρκετά μεγάλη ώστε να καταστέλλει το FWM.

Κατά την αυτοδιαμόρφωση φάσης (SPM) η αυξανόμενη ισχύς ενός σήματος μεταβάλλει τη φάση του και παράλληλα δυσχεραίνει την διασπορά του σήματος. Όταν ένας μοναδικός οπτικός παλμός μεταδίδεται μέσω της οπτικής ίνας, τότε λόγω της εξάρτησης του δείκτη διάθλασης από την ισχύ, το προπορευόμενο άκρο του παλμού προκαλεί αύξηση του δείκτη διάθλασης και το πίσω άκρο του προκαλεί μείωση του δείκτη διάθλασης, προκαλώντας τη συνολική εξάπλωση του παλμού.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Κατ' εξοχήν, ο απώτερος στόχος ήταν η αύξηση της χωρητικότητας του καναλιού ώστε να αυξηθεί αφενός η ποσότητα των δεδομένων, προσεγγίζοντας όσο το δυνατόν περισσότερο το όριο shannon, και αφετέρου η απόσταση μετάδοσης τους. Παρ' όλο το ενδιαφέρον και την εξέλιξη που έχει ο τομέας, ένα βασικό πρόβλημα παραμένει. Η μη γραμμικότητα αλλοιώνει το σήμα καθώς, όσο μεγαλώνει η ισχύς, διαμορφώνεται ο δείκτης διάθλασης με συνέπεια την αλλαγή της ταχύτητας και της φάσης. Απόρροια αυτού είναι η παρακάτω μη ενιαία παραμόρφωση όπως φαίνεται στις εικόνες. Όσο περισσότερη ισχύ διαθέτει ένα σύμβολο του σήματος τόσο μεγαλύτερη είναι η αλλοίωση που επέρχεται. Σε ένα σχήμα φάσης αυτό αναπαρίσταται με ελλειπτικούς σχηματισμούς στο σημείο που θα έπρεπε να είναι κύκλος. Εάν η παραμόρφωση είναι αρκετά έντονη τότε οι ελλείψεις διασταυρώνονται μεταξύ τους, καταστρέφοντας το σήμα.



Εικόνα 16: Ένα γεωγραφικό 16-qam με εμφανής την ελλειπτική παραμόρφωση.

## 2.4 Εξίσωση διάδοσης

Όταν συνδυάσουμε τις απώλειες, τη διασπορά και τα μη γραμμικά φαινόμενα, τότε προκύπτει ένα πολυδιάστατο πρόβλημα που απαιτεί μια ενιαία εξίσωση να περιγράψει το κανάλι. Η εξίσωση Schrodinger αναλύει την παραμόρφωση που επιβάλλουν όλα τα φαινόμενα όταν συμπίπτουν στην ίνα.

$$\frac{\partial A}{\partial z} + \beta_1 \frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\beta_2 i}{2} \frac{\partial^2 A}{\partial t^2} - \frac{\beta_3}{6} \frac{\partial^3 A}{\partial t^3} = i\beta_{NL} A - \frac{\alpha}{2} A \quad (7)$$

$\beta_1, \beta_2, \beta_3$ : dispersion effects.

Το πρώτο κομμάτι αναφέρεται στο μήκος της διαδρομής. Τα τρία επόμενα περιγράφουν τη διασπορά. Στη συνέχεια, αναλύεται η μη γραμμικότητα και ο τελευταίος όρος αφορά τις απώλειες. Ο μη γραμμικός συντελεστής  $\beta_{NL}$  μπορεί να αναλυθεί περαιτέρω όπως φαίνεται παρακάτω, που και φαίνεται ξεκάθαρα η άμεση εξάρτηση με την ισχύ και την απόσταση.

$$\beta_{NL} = \frac{2\pi}{\lambda_0} (n_2 I) = \gamma |A|^2 \quad (8)$$

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.5 Σχήματα διαμόρφωσης

Ένα ημιτονοειδές σήμα μπορεί να διαμορφωθεί είτε στο πλάτος, τη συχνότητα ή τη φάση του  $y=A\eta\mu(\omega t+\varphi)$  (9) Αναλόγως οι τεχνικές διαμόρφωσης ονομάζονται μετατόπισης πλάτους (Amplitude shift keying, ASK), μετατόπισης συχνότητας (Frequency shift keying, FSK) και μετατόπισης φάσης (Phase shift keying, PSK), ανάλογα με το αν το πλάτος, η συχνότητα ή η φάση στο φέρον κύμα μετατοπίζεται μεταξύ των δύο επιπέδων ενός δυαδικού ψηφιακού σήματος.

Αν και η χρήση των μορφών FSK και PSK εξετάστηκε κατά τη δεκαετία του 1980, εγκαταλείφθηκαν κατά τη διάρκεια του 1990. Παρόλα αυτά, επανήλθαν στο προσκήνιο μετά το 2000 όταν έγινε εμφανές ότι η PSK ήταν απαραίτητη για τη βελτίωση της φασματικής απόδοσης των συστημάτων WDM. Μέχρι το 2010, τα περισσότερα συστήματα WDM χρησιμοποιούσαν μορφές διαμόρφωσης που κωδικοποιούσαν πληροφορίες χρησιμοποιώντας τόσο το πλάτος όσο και τη φάση ενός οπτικού φορέα. Αυτά τα συστήματα λέγονται σύμφωνα (coherent) λόγω της ακρίβειας που απαιτούν και προσδίδουν.

Τροποποιώντας την εξίσωση και εισάγοντας τη μιγαδική φάση, μπορούμε να κατασκευάσουμε ένα διάγραμμα αστερισμού στο οποίο τα πραγματικά και τα φανταστικά μέρη του σήματος απεικονίζονται κατά μήκος των αξόνων  $x$  και  $y$ , αντίστοιχα. Ως εκ τούτου το πραγματικό αποτυπνεται στον οριζόντιο άξονα και το φανταστικό στον κάθετο άξονα. Το πλάτος είναι η συνισταμένη ενώ η φάση είναι η γωνία ως προς τον  $x$ . Στην περίπτωση της μορφής ASK, ένα τέτοιο διάγραμμα έχει σημεία μόνο κατά μήκος του πραγματικού άξονα, υποδεικνύοντας ότι μόνο το πλάτος  $a$  αλλάζει. Αντίστοιχα η απλούστερη μορφή PSK είναι αυτή στην οποία η φάση του οπτικού φορέα λαμβάνει δύο διακριτές τιμές τις  $\varphi = 0$  και  $\pi$ .

Αποσκοπώντας στην αύξηση της φασματικής απόδοσης, είναι δυνατό να αυξήσουμε τα επίπεδα πλάτους και φάσης προσδίδοντας πιο πολύπλοκους αστερισμούς. Αυξάνοντας όμως τα κβαντισμένα επίπεδα μειώνεται και η διαφορά μεταξύ τους, άρα είναι όλο και πιο πιθανή η εμφάνιση λάθους. Ευνότητα απαραίτητη λοιπόν είναι η ισορροπία μεταξύ των επιπέδων που επιλέγουμε και των λαθών που προκύπτουν, ως προς τον θόρυβο και τα μη γραμμικά φαινόμενα.

Γνωστά σύνθετα σχήματα είναι τα 16QAM, 64QAM, 128QAM, 256QAM. Έστω ότι θα θέλαμε να σχηματίσουμε το 16QAM σχήμα, δηλαδή 16 σύμβολα, τότε θα χρειαζόμασταν μόλις 4 επίπεδα

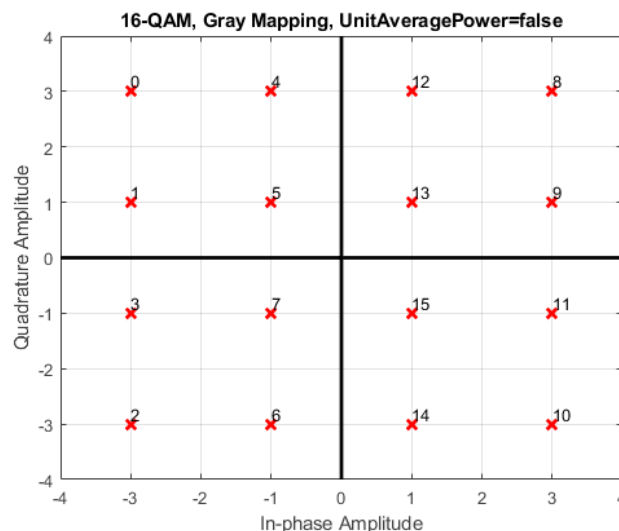
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

πλάτους και 4 επίπεδα φάσης ή αλλιώς 4 μόλις bits ώστε να προκύψουν 16 σύμβολα. Αντίστοιχα για 64QAM χρειάζονται 6 bits, για 128QAM 7 bits και για 256QAM 8 bits.

Επιπλέον μπορούμε να διπλασιάσουμε την χωρητικότητα αν εκμεταλλευτούμε τη διαφορετική πόλωση στους δύο άξονες  $\chi, \psi$  έτσι ώστε να στείλουμε δύο διαφορετικά σήματα σε μία συχνότητα. Αυτό καθίσταται πραγματοποιήσιμο εάν επιβεβαιώσουμε ότι η πολικότητα παραμένει κάθετη μεταξύ των αξόνων καθ' όλη τη διαδρομή.

Τέλος να αναφέρουμε και την κωδικοποίηση Grey σύμφωνα με την οποία, τα σύμβολα μεταξύ τους πρέπει να απέχουν μία απόσταση ενός bit ώστε να ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα όσο περισσότερο γίνεται. Αυτό σημαίνει πως το 0000 βρίσκεται δίπλα στο 0001 το οποίο όμως δεν βρίσκεται δίπλα στο 0010 διότι απέχει 2 bits. Ως εκ τούτου τα σχήματα που προκύπτουν συνήθως έχουν ανακατεμένα τα σύμβολα.

0	0000	0	→	1	2	4	8
1	0001	1	→	0	3	5	9
2	0010	2	→	0	3	6	10
3	0011	3	→	1	2	7	11
4	0100	4	→	0	5	6	12
5	0101	5	→	1	4	7	13
6	0110	6	→	2	4	7	14
7	0111	7	→	3	5	6	15
8	1000	8	→	0	9	10	12
9	1001	9	→	1	8	11	13
10	1010	10	→	2	8	11	14
11	1011	11	→	3	9	10	15
12	1100	12	→	4	8	13	14
13	1101	13	→	5	9	12	15
14	1110	14	→	6	10	12	15
15	1111	15	→	7	11	13	14



Εικόνα 17: Ένας πίνακας grey για 16 σύμβολα. Έτσι μπορείς να εντοπίσεις τους 4 δυνατούς γείτονες κάθε συμβόλου, όσους απέχουν μόνο 1 bit.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.6 Αντιμετώπιση μη γραμμικών φαινομένων

Κατ' εξοχήν, ο απώτερος στόχος ήταν η αύξηση της χωρητικότητας του καναλιού, προσεγγίζοντας όσο το δυνατόν περισσότερο το όριο shannon, για όλο και μεγαλύτερες αποστάσεις. Υπάρχει αφενός υπό την οπτική της διαμόρφωση (modulation), η διαμόρφωση αστερισμού, και αφετέρου η κωδικοποίηση, η οποία είδε ένα νέο κύμα ουσιαστικής προόδου με την εξερεύνηση των turbo κωδικών το 1993. Η επιτυχία των turbo κωδικών οδήγησε στην ανακάλυψη των κωδικών low-density parity-check (LDPC), οι οποίοι μείωσαν το χάσμα κωδικοποίησης του ορίου Shannon σε δέκατα ενός dB και ως εκ τούτου οι κωδικοί Soft-Decision Forward error correction (SD FEC) έχουν υιοθετηθεί ως πρότυπο σε σχεδόν κάθε τομέα επικοινωνίας. Η έρευνα για τη διαμόρφωση αστερισμού δεν ήταν δημοφιλής πιθανότητα, καθώς το κέρδος διαμόρφωσης ενός QAM περιορίζεται ουσιαστικά στα 1,53 dB, ενώ το κέρδος κωδικοποίησης με SD FEC φτάνει εύκολα τα 10 dB με BER  $10^{-15}$ , και εν μέρει επειδή δεν υπήρχε αποτελεσματική μέθοδος για την υλοποίηση του σχηματισμού αστερισμού μέχρι προσφάτως.

Βασικό και κύριο σχηματισμό αποτελεί το κλασσικό qam που τα σύμβολα ισαπέχουν μεταξύ τους και είναι κατανεμημένα ομοιόμορφα στον χώρο. Είναι ο πιο διαδεδομένος σχηματισμός και χρησιμοποιείται κατά κόρον. Υπάρχουν μερικές διαφοροποιήσεις που μπορούν να εφαρμοστούν όπως η μη ίση απόσταση των σειρών των συμβόλων ή η πιθανοκρατική κατανομή των συμβόλων με διαφοροποιούμενη εντροπία. Στη συνέχεια ένα άλλο είδος αστερισμού, λιγότερο διαδεδομένο, είναι ο γεωμετρικός σχηματισμός, σύμφωνα με τον οποίο τα σημεία του αστερισμού είναι κατανεμημένα σε μια πιο ελεύθερη στοίχιση. Τέλος υπάρχει πάντα ο συνδυασμός των δύο τεχνικών, για ποικίλες εντροπίες και γεωμετρικούς σχηματισμούς.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 2.7 Πιθανοκρατικός σχηματισμός

Ο πιθανοκρατικός σχηματισμός αφορά την κατανομή του πλήθους των συμβόλων, σύμφωνα με μία Gaussian κατανομή. Ο σκοπός είναι να τοποθετούνται τα σύμβολα με την μεγαλύτερη συχνότητα εμφάνισης στο κέντρο του αστερισμού ενώ τα σύμβολα με τη μικρότερη προς τα έξω που υφίστανται πιο έντονα τα μη γραμμικά φαινόμενα. Η κατανομή που προκύπτει απεικονίζεται ως μια Gaussian κατανομή αλλά στο τρισδιάστατο επίπεδο. Τέλος, η κλιμακούμενη πιθανότητα μπορεί να μεταβάλλεται από ομαλή έως έντονη, τροποποιώντας κάθε φορά την συνολική εντροπία του αστερισμού, άρα και την συνολική πληροφορία που αποστέλλεται. Κατά βάση όσο μειώνεται η εντροπία τόσο μειώνεται η πληροφορία (bits/sec).

Η Gaussian κατανομή στο επίπεδο είναι μια συνεχής κατανομή με πεδίο ορισμού το άπειρο και παραμέτρους το μέσο  $\mu$  και την τυπική απόκλιση  $\sigma$ . Στην συγκεκριμένη περίπτωση, έπρεπε να μετατρέψουμε τα αποτελέσματα που μας έδινε η Gaussian συνάρτηση, από συνεχή σε διακριτά, ταυτόχρονα περιορίζοντας το πεδίο αποτελεσμάτων, ανάλογα με τον αριθμό συστάδων. Επιπλέον επιθυμούσαμε να συνδυάσουμε δυο Gaussian διακριτές κατανομές και ταυτόχρονα να παραμετροποιούμε την συνάρτηση, οπότε εμπειρικά επιλέγαμε κάποιο  $\sigma, \mu$  ώστε να προκύπτει η απαιτούμενη εντροπία. Παρ' όλα αυτά η εντροπία δεν υφίσταται μόνιμα ίδια και σταθερή, καθώς εξαρτάται από τις τυχαίες τιμές που προκύπτουν. Παρακάτω δίνονται οι εξισώσεις της κανονικής κατανομής.

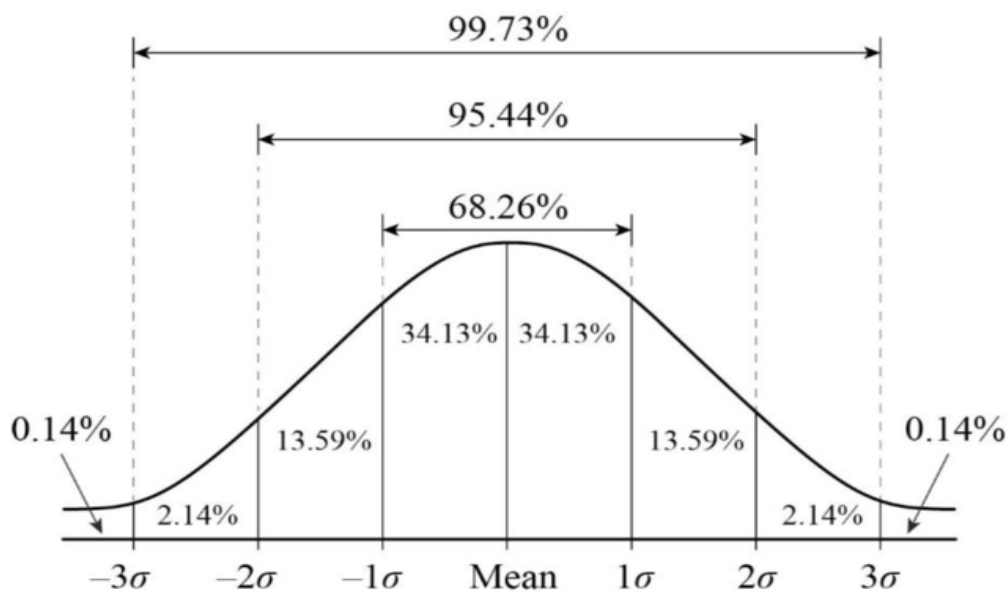
$$\text{probability density function (pdf)} \quad f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

$$\text{Entropy in nats } E = \ln(\sigma\sqrt{2\pi e}) \quad (11)$$

Ακολούθως, ήταν αναγκαίο να περιφράξουμε τα δυνατά αποτελέσματα που μας εξήγαγε η συνάρτηση, καθώς μια gaussian κατανομή μπορεί να επιστρέψει αποτελέσματα εκτός των ορίων [0,4] με μία απειροελάχιστη πιθανότητα. Έτσι όταν ο αριθμός των δειγμάτων που ορίζαμε ήταν αρκετά μεγάλος προέκυπταν αρκετές τιμές εκτός των επιθυμητών ορίων. Ως εκ τούτου χρησιμοποιήσαμε τη στατιστική βιβλιοθήκη του Matlab που μπορείς να ορίσεις επακριβώς τα όρια και τις παραμέτρους που επιθυμούμε. Με την `makedist` ορίσαμε την κατανομή που επιθυμούμε και με την `truncate` τα όρια των πιθανών αποτελεσμάτων. Τέλος, με την `random` λαμβάνουμε το ζητούμενο πλήθος τυχαίων αριθμών.



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 18: Πιθανότητα εμφάνισης ενός σημείου σύμφωνα με την Gaussian κατανομή.

Στη συνέχεια, για να διακριτοποιήσουμε τα αποτελέσματα επιλέγουμε την συνάρτηση `round()`, που στρογγυλοποιεί τον αριθμό αναλόγως τον πρώτο δεκαδικό αριθμό. Πιο συγκεκριμένα από  $v.0-v.4$  μετατρέπεται σε  $v$  και από  $v.5-v.9$  μετατρέπεται σε  $v+1$ .

## 2.8 Γεωμετρικός σχηματισμός

Κατά τον γεωμετρικό σχηματισμό τα σύμβολα ανακατανέμονται στο επίπεδο σχηματίζοντας διάφορους κυκλικούς σχηματισμούς. Μπορούμε να επιλέξουμε τον αριθμό των δακτυλίων που θα προκύψουν, την απόσταση μεταξύ τους και τον αριθμό των συμβόλων που θα περιέχουν. Ως εκ τούτου μπορούμε να μειώσουμε τα σύμβολα που βρίσκονται στον εξωτερικό δακτύλιο και αντιμετωπίζουν την μέγιστη μη γραμμικότητα. Συνάμα θα πρέπει να μην μειώσουμε πάρα πολύ την απόσταση των συμβόλων μεταξύ τους καθώς λόγω θορύβου αυξάνεται η πιθανότητα λάθους.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κεφάλαιο 3: Προσομοίωση

Ο σκοπός της προσομοίωσης είναι να αντιληφθούμε τις διάφορες συνέπειες που επιφέρουν η ισχύς, η απόσταση, το πλήθος των καναλιών και ο σχηματισμός του αστερισμού που επιλέγουμε. Γι' αυτό το λόγο καταγράφουμε τα αποτελέσματα με όλες τις δυνατές τιμές και έτσι καταλήγουμε στις καταλληλότερες συνθήκες που μπορούμε να προσφέρουμε. Καθ' όλες τις δοκιμές που εκτελέσαμε χρησιμοποιούσαμε έναν 16 QAM αστερισμό με διάφορα μορφολογικά χαρακτηριστικά. Αρχικά δοκιμάσαμε τον κλασικό 16 QAM αστερισμό που τα σημεία βρίσκονται ισόποσα τοποθετημένα στις θέσεις  $[-3 -1 1 3]$  των δύο αξόνων. Στη συνέχεια δοκιμάσαμε να εκμεταλλευτούμε την gaussian κατανομή των συμβόλων. Κατ' αυτόν τον τρόπο ο σχηματισμός παραμένει σχηματικά ίδιος αλλά αλλάζει η κατανομή του πλήθους των συμβόλων. Ως εκ τούτου καταφέρνουμε να μειώνεται η συνολική περίπτωση σφάλματος αλλά μειώνεται και η εντροπία της συνολικής πληροφορίας. Τέλος δοκιμάσαμε να συνδυάσουμε την προηγούμενη πιθανοκρατική ανακατανομή, μαζί με μια γεωμετρική αναδιαμόρφωση που επιλέξαμε και εξετάσαμε 4 διαφορετικά σχήματα.

### 3.1 Κλασικό 16 QAM

Αρχικοποιούμε όλες τις απαραίτητες μεταβλητές όπως χρόνου, ισχύος, απόστασης, απώλειες, μη γραμμικότητα καθώς και τις μεταβλητές για το μετασχηματισμό fourier. Ορίζουμε τον αριθμό των δειγμάτων σε 525000 για κάθε ένα από τα 18 κανάλια με απόσταση 50 GHz μεταξύ τους. Στη συνέχεια, για κάθε κανάλι, ισχύ και απόσταση, παράγουμε τα δεδομένα αντιστοιχίζοντας τα στα 16 σύμβολα απολύτως τυχαία (randi) με την συνάρτηση qammod. Η συγκεκριμένη συνάρτηση χαρτογραφεί τα δεδομένα σύμφωνα με τον σχηματισμό gray για μείωση των σφαλμάτων. Σε αυτό το σημείο υπολογίζουμε την ισχύ των συμβόλων και του σήματος. Ακολουθεί η παραγωγή του τελικού σήματος που προκύπτει όταν ενώσεις στον άξονα  $\chi, \psi$  και τα 9 κανάλια.

Το πιο απαραίτητο βήμα αποτελεί η μετάδοση του σήματος που προστίθεται ο θόρυβος σταδιακά κατά το μήκος της διαδρομής συσσωρεύοντας θόρυβο και σφάλματα. Για να αποτυπώσουμε αυτήν την αλλοίωση, μετατρέπουμε το σήμα με την μέθοδο fourier. Το σήμα μετασχηματίζεται στο πεδίο των συχνοτήτων (fft), κεντρικοποιώντας τις συχνότητες ενδιαφέροντος (fftshift) και προστίθενται ο θόρυβος. Όπως είχαμε δει στο κεφάλαιο εξίσωσης διάδοσης η εξίσωση Schrodinger εμπεριέχει όλα τα είδη θορύβων (γραμμικών και μη).

$$\exp(-a/2*dz + i*(w.^2*b2*dz/2.0 + w.^3*b3*dz/6.0))$$

Στη συνέχεια εφαρμόζουμε φιλτράρισμα butterworth. Σύμφωνα με το οποίο, επαναμετασχηματίζουμε το σήμα με την μέθοδο fourier, ώστε σε επόμενο χρόνο να κεντράρουμε τις συχνότητες και να αποκόψουμε αυτές που προέκυψαν και βρίσκονται εκτός ορίων.

$$f=j*(1/samples) \quad Hpar=1+i*((f-0)/Symbol\_rate).^N \quad H=Hpar.^(-1)$$

Τελικό βήμα αποτελεί η λήψη του σήματος και η αποκωδικοποίηση του στα 16 σύμβολα με την ελάχιστη πιθανότητα λάθους. Για τον σκοπό αυτό αρχικά χωρίζουμε το σήμα στους δύο άξονες  $\chi, \psi$  και στη συνέχεια το δειγματοληπτούμε στον ίδιο ρυθμό με αυτόν που παράγαμε το σήμα. Κατόπιν, εντοπίζουμε τη βέλτιστη θέση του αστερισμού για κάθε μοίρα, διαμορφώνοντας το σήμα στα 16 σύμβολα και υπολογίζοντας το αντίστοιχο BER που προκύπτει.



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

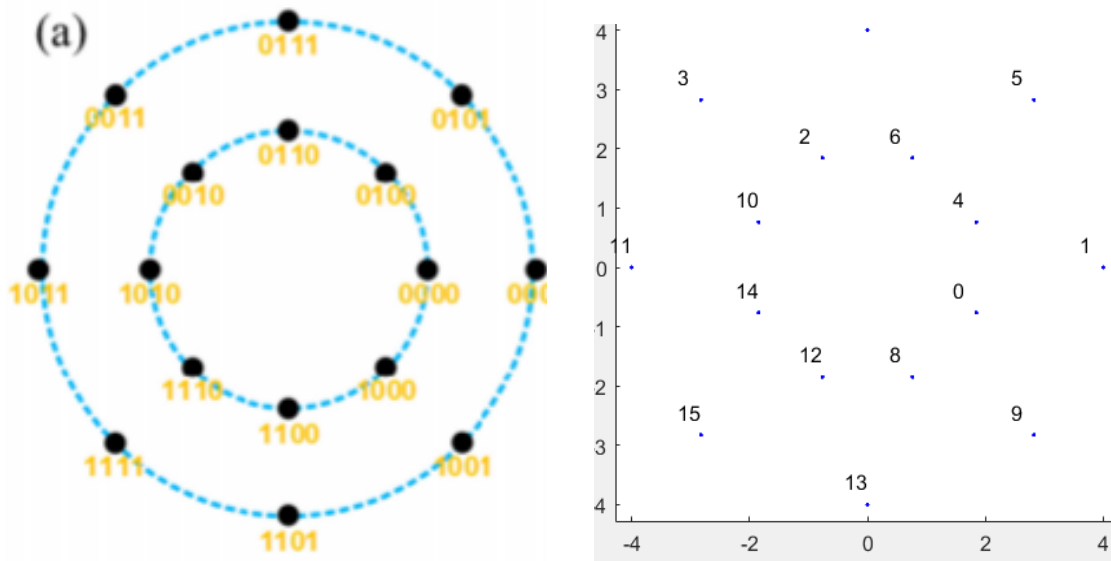
### 3.3 Γεωμετρικό 16 QAM

Η γεωμετρική έκδοση της προσομοίωσης βασίστηκε επίσης στην απλούστερη κλασική 16 QAM. Αυτή τη φορά έπρεπε να διαφοροποιηθούμε ως προς τον σχηματισμό των συμβόλων, δηλαδή τον τελικό αστερισμό, για τον οποίο δοκιμάσαμε διάφορους αστερισμούς και καταλήξαμε στους βασικούς 4. Για την τελειοποίηση της θέσης τους επιλέξαμε την καταλληλότερη απόσταση μεταξύ των δακτυλίων και την πειραματικά καλύτερη περιστροφή τους. Τέλος προσπαθήσαμε να αντιστοιχίσουμε τα σύμβολα έτσι ώστε τουλάχιστον δεξιά και αριστερά να έχουμε όσο λιγότερα bits διαφορά είναι εφικτό μεταξύ τους.

Για να συνθέσουμε τους αστερισμούς έπρεπε αρχικά να εντοπίσουμε την θέση κάθε σημείου πάνω στο επίπεδο και στη συνέχεια να αντιστοιχίσουμε σε κάθε σημείο και ένα σύμβολο με μια grey χαρτογράφηση ή με εκείνη που θεωρήσαμε καλύτερη.

#### • 3.3.1 Αστερισμός 1 (8+8)

Ο πρώτος συνδυασμός που δοκιμάσαμε αποτελείται από 2 δακτυλίους ο καθένας από 8 σύμβολα.



Εικόνα 20: Αστερισμός 8+8.

Στη μεταβλητή  $\theta_1$  ορίζουμε την θέση πάνω στον κύκλο. Καθώς έχουμε σε κάθε κύκλο 8 σύμβολα κάθε σύμβολο έχει απόσταση  $\frac{1}{8}$  του κύκλου από το διπλανό του.

$$\theta_1 = [0:(1/8):1-1/8];$$

Η θέση ορίζεται από τους άξονες πλάτους και φάσης. Ως εκ τούτου ορίζουμε αυτούς τους δύο άξονες (realconst, imagconst) που περιέχουν τις συντεταγμένες και για τους δύο κύκλους. Οι δύο κύκλοι έχουν απόσταση Πλάτος/2 δηλαδή, ο ένας τοποθετείτε στη μέση και ο άλλος στο στην άκρη του επιπέδου. Η προσθήκη φάσης  $\pi/8$  στον κεντρικό κύκλο προέκυψε έπειτα από πειραματική προσομοίωση. Στη συνέχεια ενώνουμε στους άξονες ώστε να προκύψει το μιγαδικό επίπεδο.

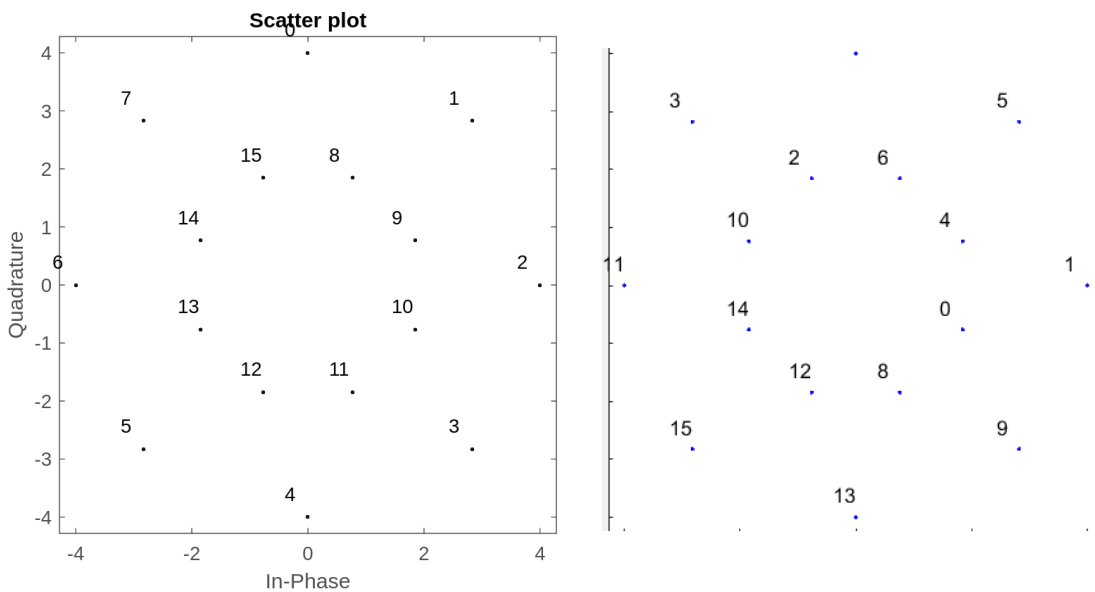
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

```
realconst=[sin(theta1*2*pi)*Amp sin(theta1*2*pi+pi/8)*Amp/2];
imagconst=[cos(theta1*2*pi)*Amp cos(theta1*2*pi+pi/8)*Amp/2];
const=realconst+ 1i*imagconst; const=const.;
```

Ακολουθως αντιστοιχίζουμε τα σύμβολα.

```
mygrey=[11 3 16 8 10 2 9 1 12 4 15 7 13 5 14 6];
coordinates=[];
for k=1:M
    temp=const(mygrey(k));
    coordinates=[coordinates temp];
end
```

Έτσι που ενώνουμε στην αρχή τις δύο λίστες ο αστερισμός που θα προκύψει ξεκινάει από τον εξωτερικό κύκλο από το σύμβολο στην κορυφή και συνεχίζει δεξιόστροφα. Η αντιστοίχιση που εφαρμόζουμε επιλέγει τα στοιχεία του const στην mygrey θέση. Για παράδειγμα πρώτα παίρνουμε το 11ο const, μετά το 3ο const κτκ. Επειδή έχουμε και το 0, το 11ο είναι το νούμερο 10, το 3ο είναι το 2 κτλ.

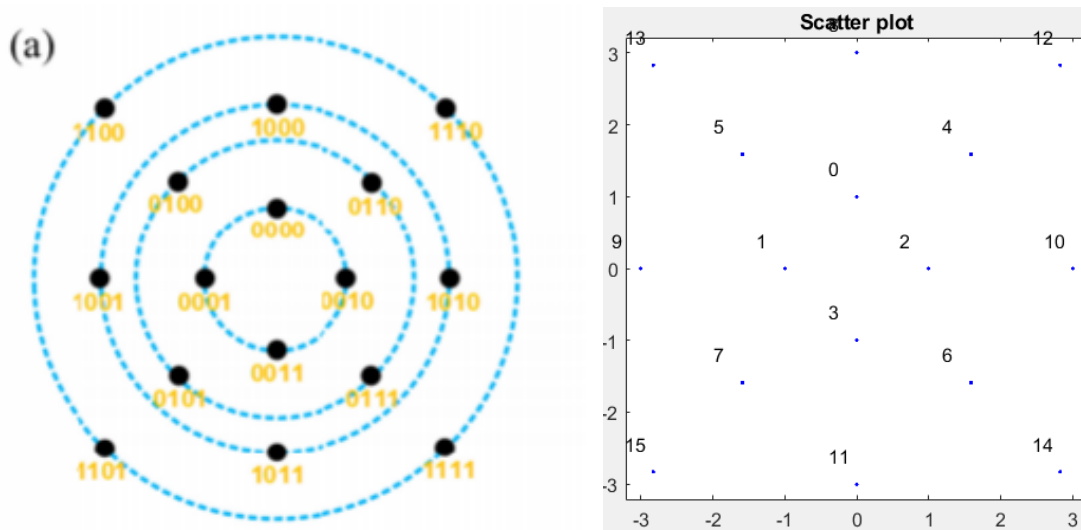


Εικόνα 21: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 8+8. Η τοποθέτηση πριν και μετά.

### ● 3.3.2 Αστερισμός 2 (4+4+4+4)

Ακολουθως, πειραματιστήκαμε με τον παρακάτω αστερισμό, ο οποίος αποτελείται από 4 δακτυλίους με 4 σύμβολα ο καθένας, αλλά ο κάθε δακτύλιος είναι περιστραμμένος κατά 45 μοίρες από τον γειτονικό του.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 22: Αστερισμός 4+4+4+4.

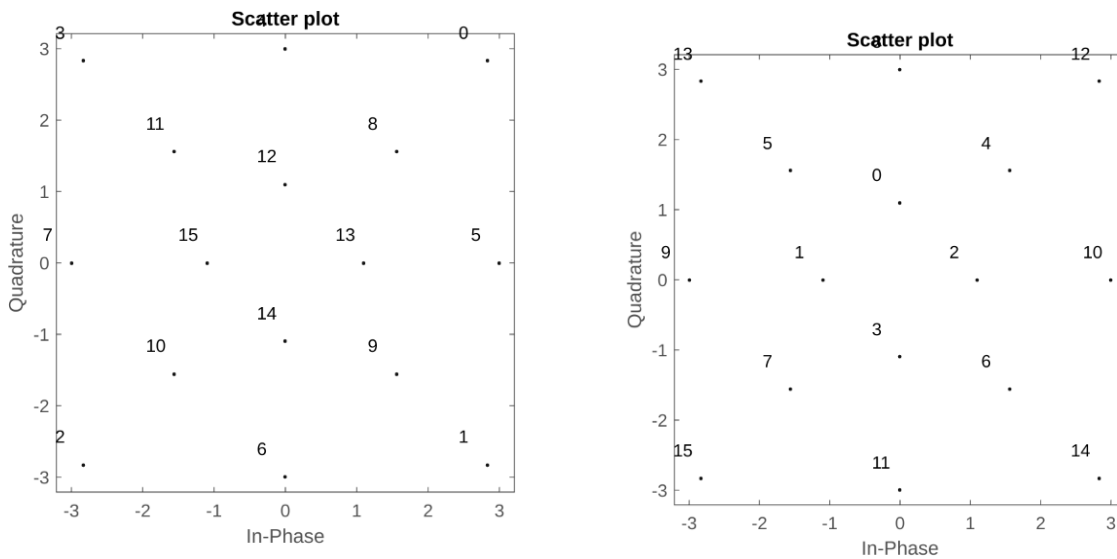
Στη μεταβλητή  $\theta$  1 ορίζουμε την θέση πάνω στον κύκλο. Καθώς έχουμε 4 κύκλους όπου σε κάθε κύκλο υπάρχουν 4 σύμβολα κάθε σύμβολο έχει απόσταση  $\frac{1}{4}$  του κύκλου από το διπλανό του δηλαδή 90 μοίρες.

$$\theta = [0:(1/4):1-1/4];$$

Ως εκ τούτου ορίζουμε στους δύο άξονες πλάτους και φάσης ( $\text{realconst}$ ,  $\text{imagconst}$ ) τις συντεταγμένες για τους τέσσερις κύκλους. Οι κύκλοι έχουν απόσταση πλάτος- πλάτος  $3/4$ - πλάτος  $2.2/4$ - πλάτος  $1.1/4$ , έπειτα από κάποιες πειραματικές μετρήσεις απόστασης μεταξύ τους. Η προσθήκη φάσης  $\pi/4$  στον κεντρικό κύκλο προέκυψε ώστε τα σημεία να απέχουν 45 μοίρες από αυτά στον προηγούμενο και επόμενο κύκλο. Στη συνέχεια ενώνουμε στους άξονες ώστε να προκύψει το μιγαδικό επίπεδο.

$$\begin{aligned} \text{realconst} &= [\sin(\theta * 2 * \pi + \pi/4) * \text{Amp} \quad \sin(\theta * 2 * \pi) * \text{Amp} * 3/4 \\ &\quad \sin(\theta * 2 * \pi + \pi/4) * \text{Amp} * 2.2/4 \quad \sin(\theta * 2 * \pi) * \text{Amp} * 1.1/4]; \\ \text{imagconst} &= [\cos(\theta * 2 * \pi + \pi/4) * \text{Amp} \quad \cos(\theta * 2 * \pi) * \text{Amp} * 3/4 \\ &\quad \cos(\theta * 2 * \pi + \pi/4) * \text{Amp} * 2.2/4 \quad \cos(\theta * 2 * \pi) * \text{Amp} * 1.1/4]; \\ \text{const} &= \text{realconst} + 1i * \text{imagconst}; \text{const} = \text{const}.'; \end{aligned}$$

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

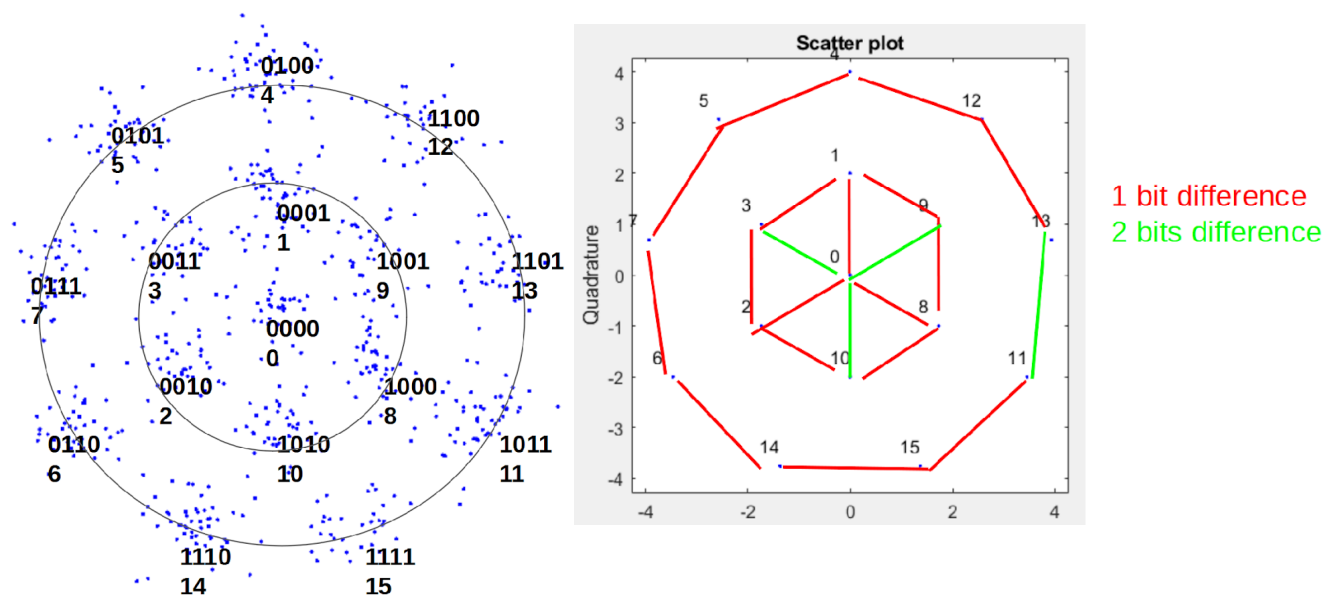


Εικόνα 23: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 4+4+4+4. Η τοποθέτηση πριν και μετά.

```
mygrey=[13 16 14 15 9 12 10 11 5 8 6 7 1 4 2 3];
coordinates=[];
for k=1:M
    temp=const(mygrey(k));
    coordinates=[coordinates temp];
end
```

### • 3.3.3 Αστερισμός 3 (1+6+9)

Στη συνέχεια δοκιμάσαμε τον αστερισμό 1,6,9 που στο κέντρο υπάρχει ένα σύμβολο, στον πρώτο δακτύλιο 6 και στον τελευταίο 9. Σε αυτήν την περίπτωση είναι ξεκάθαρο ότι είναι αρκετά δύσκολο να μειώσουμε τη διαφορά στα bits και ως εκ τούτου κάποια ελάχιστα γειτονικά σύμβολα έχουν απόσταση 2.



Εικόνα 24: Αστερισμός 1+6+9.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

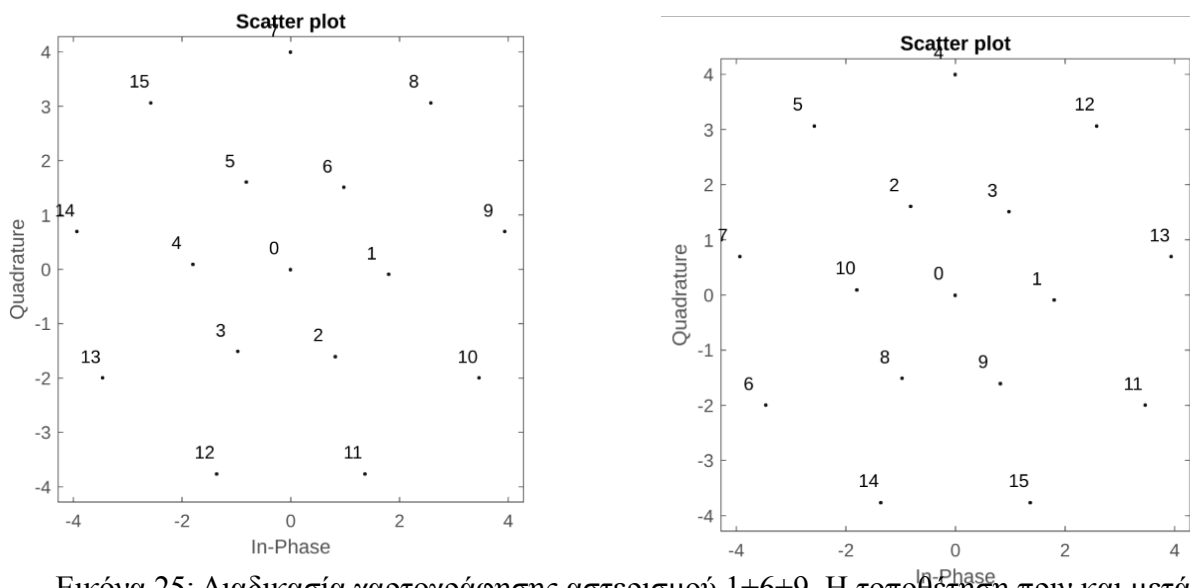
Στη μεταβλητή  $\theta_1$  ορίζουμε την θέση πάνω στον εσωτερικό κύκλο που υπάρχουν 6 σύμβολα άρα κάθε σύμβολο έχει απόσταση  $\frac{1}{6}$  του κύκλου από το διπλανό του. Στη μεταβλητή  $\theta_2$  ορίζουμε την θέση πάνω στον εξωτερικό κύκλο που υπάρχουν 9 σύμβολα άρα κάθε σύμβολο έχει απόσταση  $\frac{1}{9}$  του κύκλου από το διπλανό του.

```
theta1=[0:(1/6):1-1/6];
theta2=[0:(1/9):1-1/9];
```

Ορίζουμε στους δύο άξονες πλάτους και φάσης (realconst, imagconst) τις συντεταγμένες για τους δύο κύκλους. Οι κύκλοι έχουν απόσταση πλάτος- πλάτος 0,9/2, και φάση  $\frac{1}{6}$  στον κεντρικό κύκλο έπειτα από κάποιες πειραματικές μετρήσεις απόστασης μεταξύ τους. Στη συνέχεια ενώνουμε στους άξονες ώστε να προκύψει το μιγαδικό επίπεδο.

```
realconst1=sin(theta1*2*pi+3.1*pi/6)*Amp*0.9/2;
imagconst1=cos(theta1*2*pi+3.1*pi/6)*Amp*0.9/2;
realconst2=sin(theta2*2*pi)*Amp;
imagconst2=cos(theta2*2*pi)*Amp;
```

```
realconst=[0 realconst1 realconst2];
imagconst=[0 imagconst1 imagconst2];
const=realconst+ 1i*imagconst; const=const.';
mygrey=[1 2 6 7 8 16 14 15 4 3 5 11 9 10 13 12];
coordinates=[];
for k=1:M
    temp=const(mygrey(k));
    coordinates=[coordinates temp];
end
```



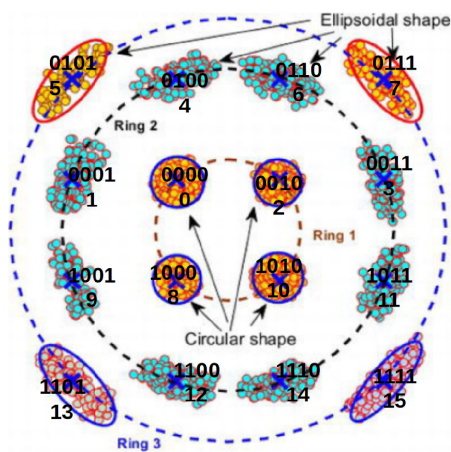
Εικόνα 25: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 1+6+9. Η τοποθέτηση πριν και μετά.



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### ● 3.3.4 Αστερισμός 4 (4+8+4)

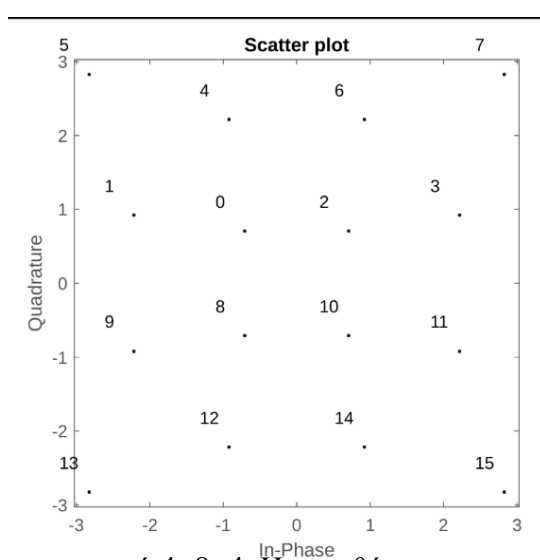
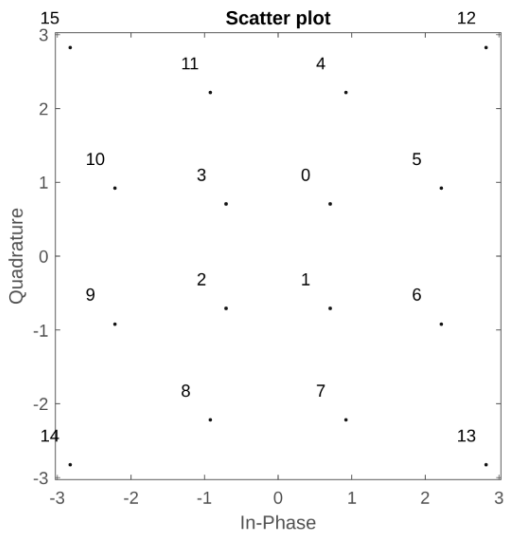
Τέλος δοκιμάσαμε τον συνδυασμό 4,8,4 που στο κέντρο υπάρχουν 4 σύμβολα, στη συνέχεια ακολουθούν 8 σύμβολα και στον εξωτερικό δακτύλιο υπάρχουν 4 σύμβολα. Ορίζουμε στους δύο άξονες πλάτους και φάσης (realconst, imagconst) τις συντεταγμένες για τους 3 κύκλους. Οι κύκλοι έχουν απόσταση πλάτος- πλάτος 2.4/4- πλάτος 1/4, έπειτα από κάποιες πειραματικές μετρήσεις απόστασης μεταξύ τους. Στη συνέχεια ενώνουμε στους άξονες ώστε να προκύψει το μιγαδικό επίπεδο.



```
theta1=[0:(1/4):1-1/4];
theta2=[0:(1/8):1-1/8];
```

```
realconst1=sin(theta1*2*pi+pi/4)*Amp*1/4;
imagconst1=cos(theta1*2*pi+pi/4)*Amp*1/4;
realconst2=sin(theta2*2*pi+pi/8)*Amp*2.4/4;
imagconst2=cos(theta2*2*pi+pi/8)*Amp*2.4/4;
realconst3=sin(theta1*2*pi+pi/4)*Amp;
imagconst3=cos(theta1*2*pi+pi/4)*Amp;
realconst=[realconst1 realconst2 realconst3];
%realconst=realconst.';
imagconst=[imagconst1 imagconst2 imagconst3];
const=realconst+ 1i*imagconst; const=const.';
```

Εικόνα 27: Αστερισμός 4+8+4.



Εικόνα 26: Διαδικασία χαρτογράφησης αστερισμού 4+8+4. Η τοποθέτηση πριν και μετά.

```
mygrey=[4 11 1 6 12 16 5 13 3 10 2 7 9 15 8 14]; coordinates=[];
for k=1:M
    temp=const(mygrey(k)); coordinates=[coordinates temp];
end
```

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 3.4 Πιθανοκρατικό Γεωμετρικό 16 QAM

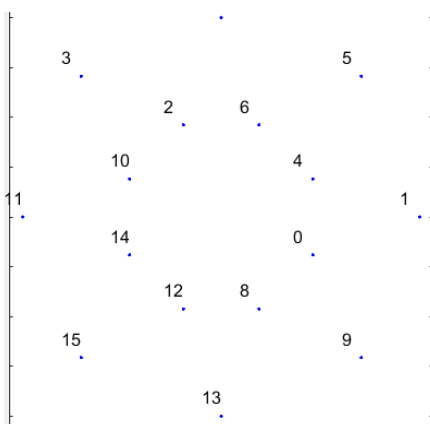
Σε αυτό το σημείο έπρεπε να συνδυάσουμε την πιθανοκρατική με την γεωμετρική εκδοχή, το οποίο σημαίνει εν τέλει 16 περιπτώσεις. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιούμε πάλι τους 4 αστερισμούς, όμως σε 4 διαφορετικές εντροπίες ο καθένας, για τις οποίες, αυτήν την φορά, έπρεπε να ορίσουμε διαφορετικά την κατανομή των συμβόλων. Ως εκ τούτου θεωρήσαμε ορθό να εξάγουμε τις πιθανότητες από ένα ιστόγραμμα, που για να υπολογίσουμε τις αρχικές πιθανότητες του ιστογράμματος δοκιμάσαμε δειγματοληπτικά διάφορες τιμές. Η κατανομή των συμβόλων αλλάζει σύμφωνα με την απόσταση από το κέντρο, άρα τα σημεία πάνω στον ίδιο κύκλο έχουν την ίδια πιθανότητα εμφάνισης. Στηριζόμενοι στο προηγούμενο, μας αρκεί 1 πιθανότητα ανα κύκλο στο ιστόγραμμα, καθώς τα σημεία στον κύκλο είναι ισοπίθανα και μπορούν να δημιουργηθούν με την randi όπως στην προηγούμενη φορά. Η χαρτογράφηση των συμβόλων υπολογίζεται διαφορετικά σε κάθε αστερισμό και θα εξηγηθεί παρακάτω. Τέλος ανακατεύουμε τα δεδομένα ώστε να τυχαιοποιηθούν.

#### ● 3.4.1 Αστερισμός 1 (8+8)

Ο πρώτος συνδυασμός που δοκιμάσαμε αποτελείται από 2 δακτυλίους ο καθένας από 8 σύμβολα.

```
%create a histogram with 2 probs for inner and outer circle
alldata=floor(random(trunc,1,symbols));
h1 = histogram(alldata);
hisvalues = h1.Values;
p1=hisvalues(1);
p2=hisvalues(2);
```

Στη συνέχεια θα εξηγήσουμε πως προκύπτει η αντιστοίχιση των συμβόλων. Αφού έχουμε τις δύο πιθανότητες δημιουργούμε τα δεδομένα με την randi. Ο εξωτερικός κύκλος έχει μονά σύμβολα (1 3 5 7 9 11 13 15) και ο εσωτερικός ζυγά (0 2 4 6 8 10 12 14). Οπότε, παράγουμε και στους δύο κύκλους τα 8 ισοπίθανα σύμβολα [0,7], για τα ζυγά αρκεί ο διπλασιασμός τους ενώ για τα μονά πρέπει να προστεθεί και ένα. Ενώνουμε στη συνέχεια τους δύο κύκλους.



```
%use prob to create equally random data
data1=randi([0,7],1,p1)*2;
data2=randi([0,7],1,p2)*2+1;
temp=[data1 data2];
alldata=temp(randperm(numel(temp)));
temp=alldata(randperm(numel(alldata)));
```

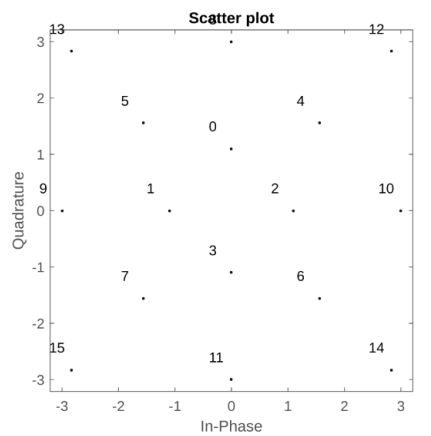
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### ● 3.4.2 Αστερισμός 2 (4+4+4+4)

Ακολουθως, πειραματιστήκαμε με τον παρακάτω αστερισμό, ο οποίος αποτελείται από 4 δακτυλίους με 4 σύμβολα ο καθένας, αλλά ο κάθε δακτύλιος είναι περιστραμμένος κατά 45 μοίρες από τον γειτονικό του. Εφόσον έχουμε 4 κύκλους ίδιων συμβόλων χρειαζόμαστε 4 πιθανότητες από το ιστόγραμμα.

```
alldata=floor(random(trunc,1,symbols));
h1 = histogram(alldata); hisvalues = h1.Values;
p1=hisvalues(1);
p2=hisvalues(2);
p3=hisvalues(3);
p4=hisvalues(4);
```

Καθώς οι κύκλοι αποτελούνται απο συνεχόμενα σύνολα δεν χρειάζεται κάποια επεξεργασία οπότε απλά παράγουμε με την randi τα δεδομένα.



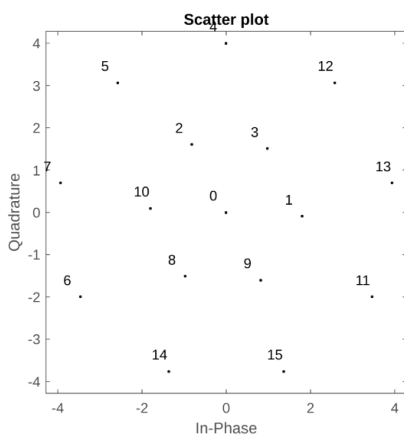
```
%use prob to create equally random data
data1=randi([0,3],1,p1);
data2=randi([4,7],1,p2);
data3=randi([8,11],1,p3);
data4=randi([12,15],1,p4);
temp=[data1 data2 data3 data4];
alldata=temp(randperm(numel(temp)));
temp=alldata(randperm(numel(alldata)));
```

### ● 3.4.3 Αστερισμός 3 (1+6+9)

Στη συνέχεια δοκιμάσαμε τον αστερισμό 1,6,9 που στο κέντρο υπάρχει ένα σύμβολο, στον πρώτο δακτύλιο 6 και στον τελευταίο 9. Σε αυτήν την περίπτωση είναι ξεκάθαρο ότι είναι αρκετά δύσκολο να μειώσουμε τη διαφορά στα bits και ως εκ τούτου κάποια ελάχιστα γειτονικά σύμβολα έχουν απόσταση 2.

Σε αυτή τη περίπτωση στο κέντρο έχουμε 1 μοναδικό σύμβολο με την πιο μεγάλη πιθανότητα, στη μέση έχουμε 6 μεσαίας πιθανότητας και στα άκρα έχουμε 9 μικρής πιθανότητας. Δεν μπορούμε να έχουμε μόνο 3 στάθμες (truncate) γιατί στη συνέχεια η πιθανότητα διαιρείται με το πλήθος των συμβόλων της ομάδας οπότε θα είχαμε πολύ μικρή εντροπία. Ιδανικά θα είχαμε 16 πιθανότητες και θα αθροίζαμε με το πλήθος της ομάδας. Δηλαδή 1, ( 2+3+4+5+6+7), (8+9+10+11+12+13+14+15+16). Επειδή παρουσιάζεται το γεγονός οι πιθανότητες 15, 16 να μην εμφανίζονται, μειώσαμε τη γκαουσιανή σε 7 πιθανότητες οπότε και αθροίσαμε ως εξής 1, 2+3+4, 5+6+7. Οι εντροπίες προκύπτουν σε όλες τις περιπτώσεις πειραματικά όπως πρέπει.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Σύμφωνα με τον κώδικα γκρεϊ που ορίσαμε οι κύκλοι χωρίζονται στις παρακάτω ομάδες συμβόλων (0, 1 2 3 8 9 10, 4 5 6 7 11 12 13 14 15).

Παρατηρούμε ότι το μοτίβο σε κάθε κύκλο είναι συνεχόμενο χωρισμένο σε δύο ομάδες. Για να χωρίσουμε τις δύο ομάδες του πρώτου κύκλου, δημιουργούμε δυαδικό σύστημα με div4 οπότε ότι είναι από 1-3 θα έχει 0, ότι είναι από 4-6 θα έχει 1. Πολλαπλασιάζουμε με 4 ώστε μόνο οι 1 να γίνουν 4 και αυξάνουμε με τον αριθμό που έχουμε. Ουσιαστικά κατά την αύξηση παίρνουμε το 123 και δεν του προσθέτουμε κάτι γιατί η διαίρεση δίνει 0 ενώ στα 456 προσθέτουμε 4 γιατί η διαίρεση δίνει 1. Στην άλλη ομάδα πάλι βλέπουμε πάλι ότι είναι συνεχόμενοι οι αριθμοί σε δύο ομάδες. Τώρα ξεκινάμε από το 4 και θέλουμε οτιδήποτε κάτω από 8 να έχει 0 άρα τώρα διαιρούμε με 8. Το 8 με το 11 έχει διαφορά 3 άρα πολλαπλασιάζουμε με 3.

0
123 8910
4567 1112131415

$$x=123456 \Rightarrow (x \text{ div } 4) * 4 + x = 1238910$$

123456
000111
000444
1238910

$$x=456789101112 \Rightarrow (x \text{ div } 8) * 3 + x = 45671112131415$$

0000 11111
0000 33333
4567 1112131415

```
%create a histogram with 4 probs for inner and outer circle
alldata=floor(random(trunc,1,symbols));
h1 = histogram(alldata);
hisvalues = h1.Values;
p1=hisvalues(1);
p2=sum(hisvalues(2:4));
```

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

```
p3=sum(hisvalues(5:7));

%use prob to create equally random data
data1=zeros(1,p1);
data2t=randi([1,6],1,p2);
data2=4*floor(data2t./4)+data2t;
data3t=randi([4,12],1,p3);
data3=3*floor(data3t./8)+data3t;

alldata=[data2 data1 data3];
temp=alldata(randperm(numel(alldata)));
alldata=temp(randperm(numel(temp)));
```

● **3.4.4 Αστερισμός 4 (4+8+4)**

Τέλος δοκιμάσαμε τον συνδυασμό 4,8,4 που στο κέντρο υπάρχουν 4 σύμβολα, στη συνέχεια ακολουθούν 8 σύμβολα και στον εξωτερικό δακτύλιο υπάρχουν 4 σύμβολα. Το χωρίζουμε σε 4 ομάδες αφού ο 1ος και ο 3ος κύκλος είναι ισάριθμοι ενώ ο 2ος είναι διπλάσιος από τους άλλους δύο άρα  $1κ+2κ+3κ=χ+2χ+χ=4χ$  δηλαδή 4 ομάδες στο ιστόγραμμα.

Ο πρώτος κύκλος (0 2 8 10) χωρίζεται σε

1. Δύο ομάδες που η μια ξεκινάει από 0 και η άλλη από 8
2. Δύο ομάδες που η μια είναι η παραπάνω(0 8) και η άλλη είναι +2(2 10)

Η πρώτη ομάδα δημιουργείται με div2 ενώ η δεύτερη με mod2.

Ο τρίτος κύκλος (5 7 13 15) χωρίζεται σε

1. Δύο ομάδες που η μια ξεκινάει από 5 και η άλλη από 13
2. Δύο ομάδες που η μια είναι η παραπάνω( 5 13) και η άλλη είναι +2(7 15)

Η πρώτη ομάδα δημιουργείται με div2 ενώ η δεύτερη με mod2. Προσθέτω 5 αφού ξεκινάει από 5.

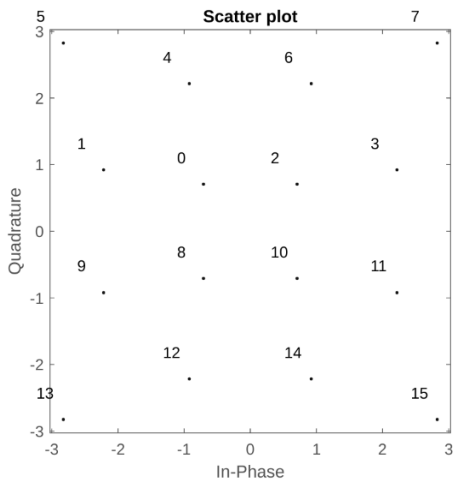
0 2 8 10	
1 3 4 6 9 11 12 14	
5 7 13 15	
	0088
	+0202
$x=0123 \Rightarrow (x \bmod 2) * 2 + (x \operatorname{div} 2) * 8 == 02810$	
	0101 0202 0011 0088
	0202
	0088
	+5555
$x=0123 \Rightarrow (x \bmod 2) * 2 + (x \operatorname{div} 2) * 8 + 5 == 571315$	
	0101 0202 0011 0088

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Ο δεύτερος κύκλος (1 3 4 6 9 11 12 14) χωρίζεται σε

1. Δύο ομάδες που η πρώτη(1 3 4 6 ) έχει απόσταση +8 απ' τη δεύτερη(9 11 12 14) ( $\text{div}2 \bmod 2 * 8$ )
2. Δύο ομάδες που η μια είναι η παραπάνω(1 9) και η άλλη είναι +3(4 12) ( $\text{div}4 * 3$ )
3. Δύο ομάδες που η μια είναι η παραπάνω(1 9 4 12) και η άλλη είναι +2(3 6 11 14) ( $\text{mod}2 * 2$ )

$$\begin{array}{r}
 \text{x}=01234567 \\
 \text{02020202} \\
 \text{00003333} \\
 \text{00880088} \\
 \text{+11111111} \\
 \hline
 \text{(x mod 2) * 2 + (x div 4) * 3 + ((x div 2) mod 2) * 8 + 1 = 1 3 9 11 4 6 12 14} \\
 \hline
 \begin{array}{ccc}
 \text{01010101} & \text{00001111} & \text{00112233} \\
 \hline
 \text{02020202} & \text{00003333} & \text{00110011} \\
 \hline
 & & \text{00880088}
 \end{array}
 \end{array}$$



```

%create a histogram with 4 probs for inner and outer circle
alldata=floor(random(trunc,1,symbols));
h1 = histogram(alldata);
hisvalues = h1.Values;
p1=hisvalues(1);
p2=sum(hisvalues(2:3));
p3=hisvalues(4);

```

```

% use prob to create equally random data
data1t=randi([0,3],1,p1);
data2t=randi([0,7],1,p2);
data3t=randi([0,3],1,p3);
data1=mod(data1t,2)*2+floor(data1t./2)*8;
data3=mod(data3t,2)*2+floor(data3t./2)*8+5;

```

```

data2=mod(data2t,2)*2+floor(data2t./4)*3+1+mod(floor(data2t./2),2)*8;
alldata=[data1 data2 data3];
temp=alldata(randperm(numel(alldata)));
alldata=temp(randperm(numel(temp)));

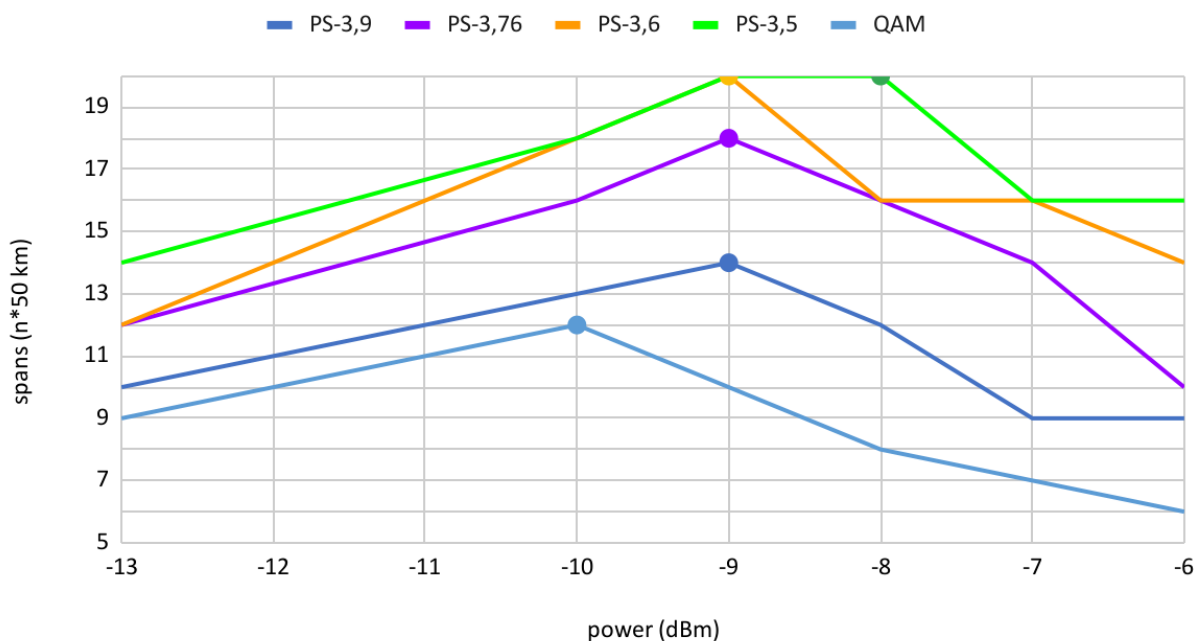
```

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κεφάλαιο 4: Αποτελέσματα

### 4.1 Πιθανοκρατικά αποτελέσματα

Achievable spans per power

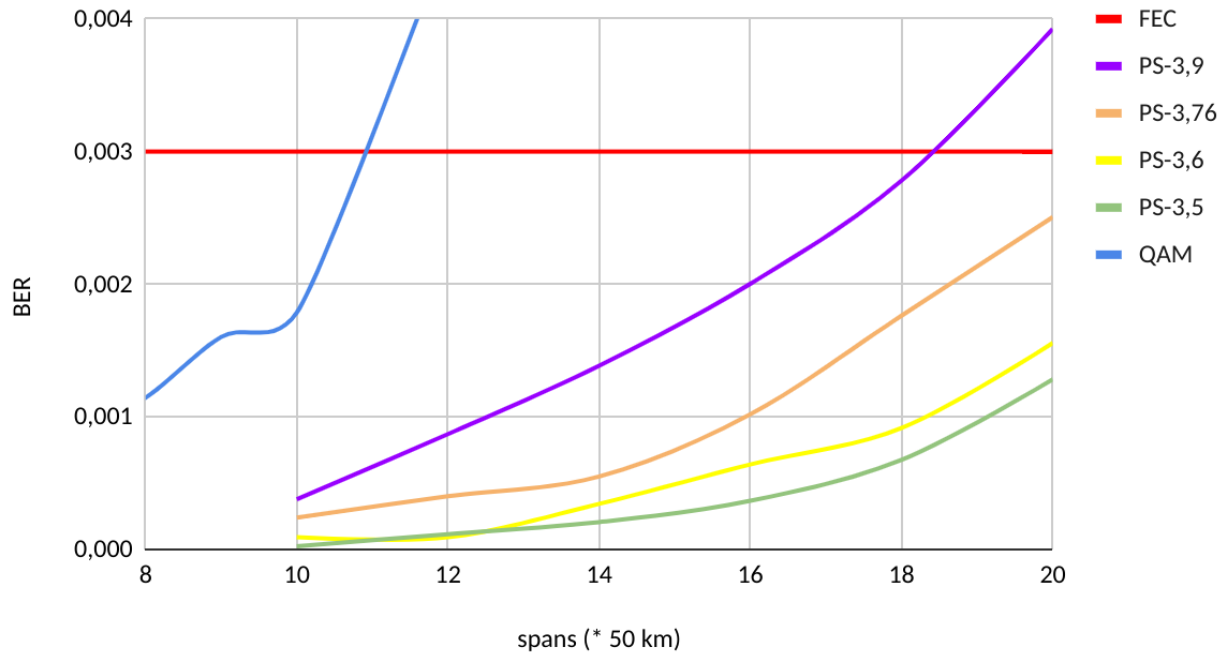


Εικόνα 27: Εμφανίζει για κάθε εντροπία τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση με βάση την ισχύ.

Όπως βλέπουμε το απλό qam αποφέρει την μικρότερη δυνατή απόσταση μόλις 11 spans (550km), ενώ η 2.6 και 3.5 εντροπία καταφέρνουν να φτάσουν τα 20 spans (1000km). Επίσης βλέπουμε ότι η προτιμότερη ισχύς είναι -9 db αλλά λόγω μη γραμμικότητας το απλό qam εμφανίζει μέγιστο στα -10 db. Πολύ σημαντικό είναι ότι η μείωση της εντροπίας κατά μισό βαθμό προσφέρει αύξηση μιας μονάδας ισχύος και διπλασιασμό της απόστασης.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### BER per span per entropy



Εικόνα 28: Εμφανίζει για κάθε εντροπία τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση με βάση το ber.

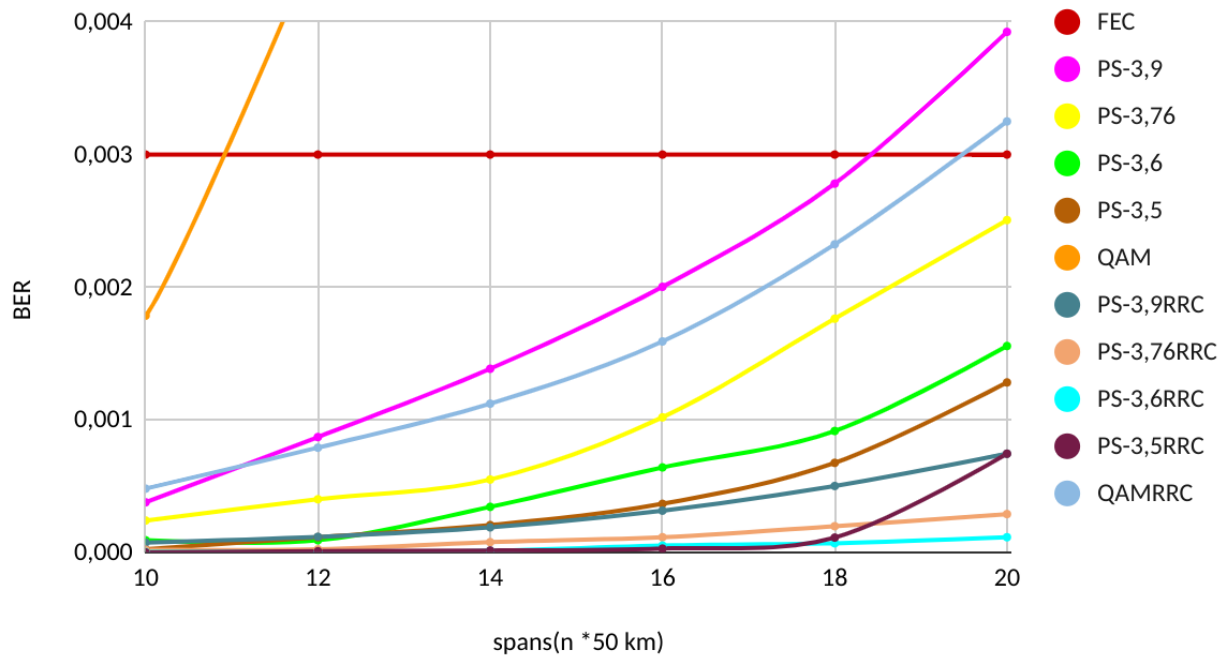
Όπως βλέπουμε το απλό qam αποφέρει την μικρότερη δυνατή απόσταση μόλις 11 spans, ενώ οι 3,76, 3,6 και 3,5 εντροπία καταφέρνουν να φτάσουν τα 20 spans, με μια μικρή διαφορά στο ber υπέρ του 3,5. Να σημειώσουμε ότι μπορεί εδώ η εντροπία 3,5 και 3,6 να είναι πολύ κοντά αλλά σε περίπτωση που αυξάναμε κι άλλο την απόσταση θα είχαν μια πιο αισθητή διαφορά. Άρα με την μείωση της εντροπίας κατά 0,25 βαθμό καταφέρνουμε να προσεγγίσουμε τα 20 spans απόστασης.



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 4.2 Πιθανοκρατικός σχηματισμός με RRC

Best BER per span.

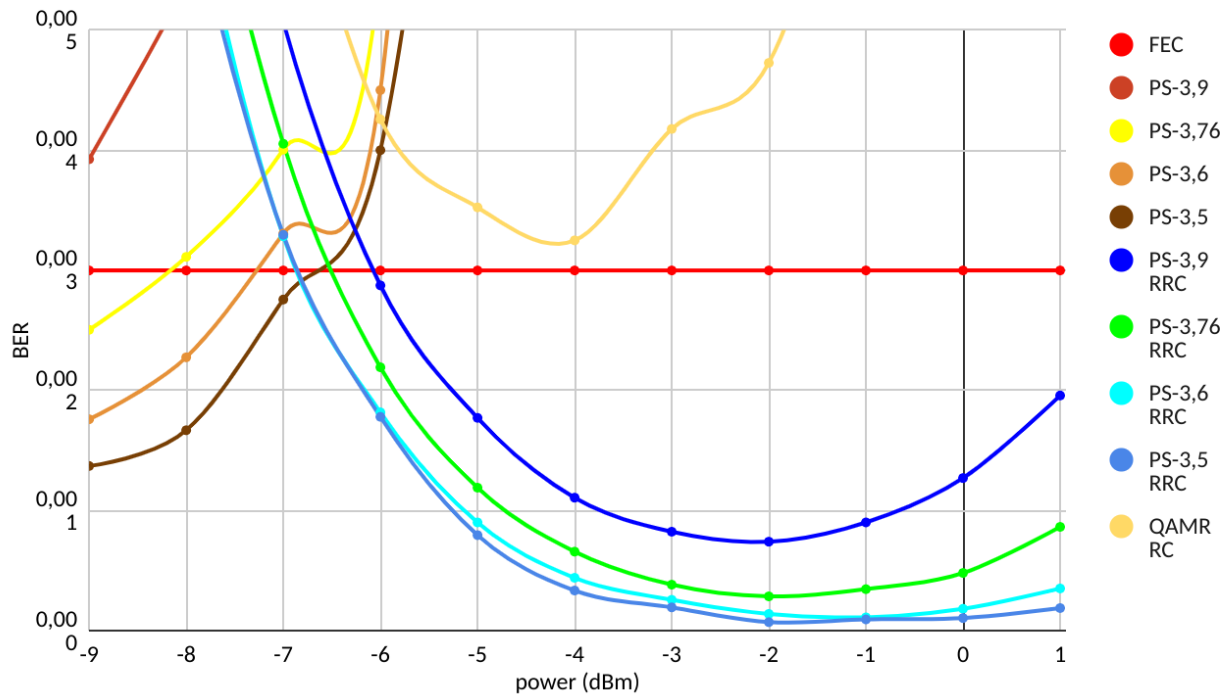


Εικόνα 29: Εμφανίζει το ber για κάθε εντροπία (με και χωρίς RRC ) τη μέγιστη αποδεκτή απόσταση.

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η χρήση του RRC επιτρέπει την επίτευξη του 0.003 BER ακόμα και στην μικρότερη εντροπία. Κατ' αυτό τον τρόπο καταφέρνουμε να αυξήσουμε την πληροφορία σημαντικά.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Ber at 20 spans

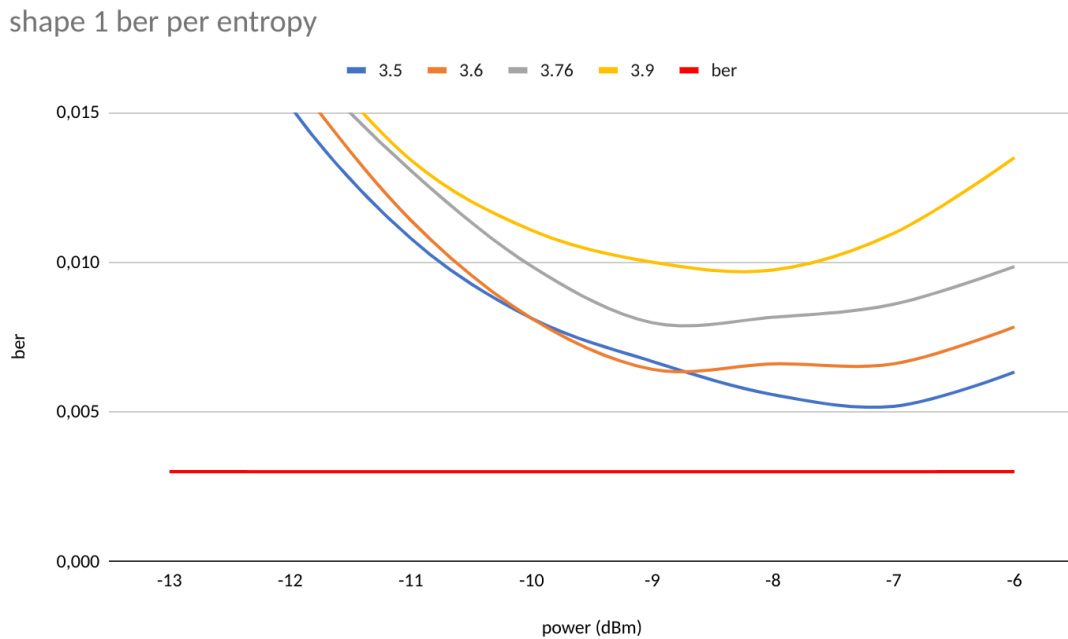


Εικόνα 30: Εμφανίζει για κάθε εντροπία (με και χωρίς RRC ) το αντίστοιχο ber ανά ισχύ.

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η χρήση του RRC επιτρέπει την επίτευξη του BER σε κάθε εντροπία. Να σημειωθεί επίσης ότι το RRC καταφέρνει να παραμένει ανεπηρέαστο στην υψηλή ισχύ, άρα μπορεί να αντιμετωπίσει καλύτερα το θόρυβο και τις μεγάλες αποστάσεις. Κατ' αυτό τον τρόπο καταφέρνουμε να αυξήσουμε την πληροφορία σημαντικά σε μεγάλες αποστάσεις.

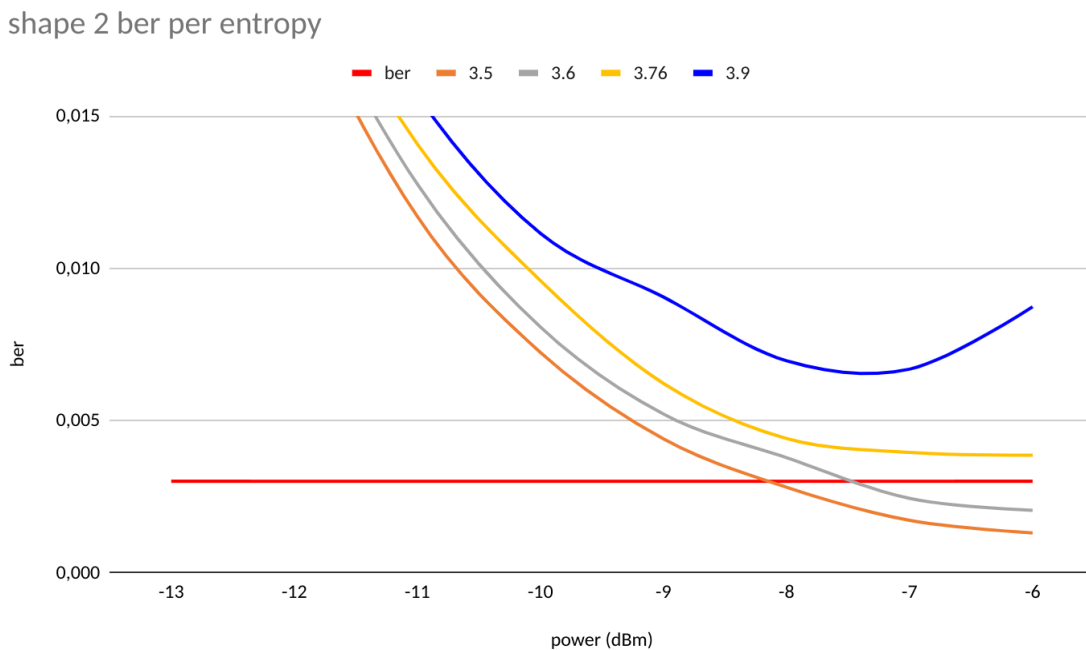
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 4.3 Συνδυαστικά αποτελέσματα



Εικόνα 31: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του πρώτου σχήματος (8+8).

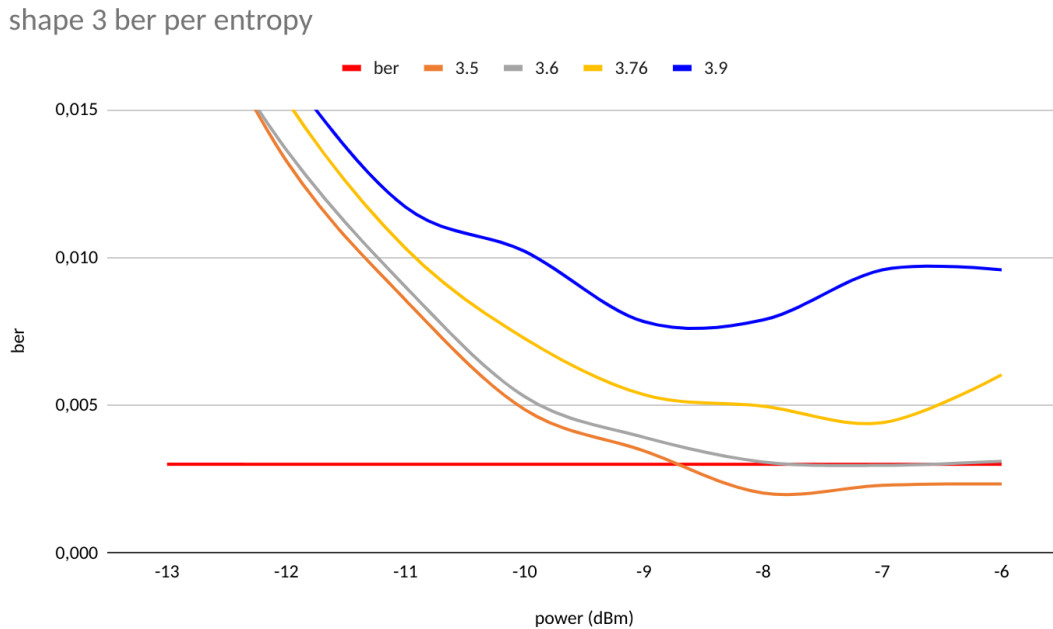
Παρατηρούμε ότι το πρώτο σχήμα δεν καταφέρνει με καμία εντροπία να επιτύχει 0,003 BER. Ως εκ τούτου κρίνεται εντελώς ακατάλληλο για τη συνέχεια.



Εικόνα 32: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του δεύτερου σχήματος (4+4+4+4).

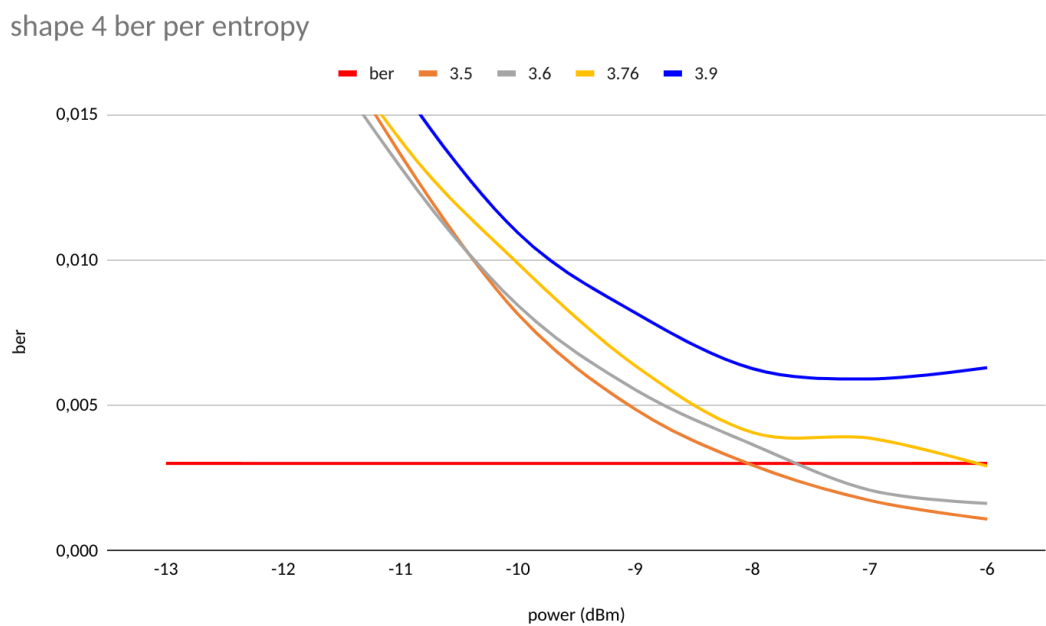
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Όπως βλέπουμε η εντροπία 3.6 και 3.5 κατάφεραν να ικανοποιήσουν το όριο των 0,003 BER. Επίσης και η εντροπία 3.76 πλησιάζει αρκετά κοντά το όριο.



Εικόνα 33: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του τρίτου σχήματος (1+6+9).

Όπως βλέπουμε η εντροπία 3.5 κατάφερε να ικανοποιήσουν το όριο των 0,003 BER. Επίσης και οι εντροπίες 3.6 και 3.76 πλησιάζουν αρκετά κοντά το όριο.

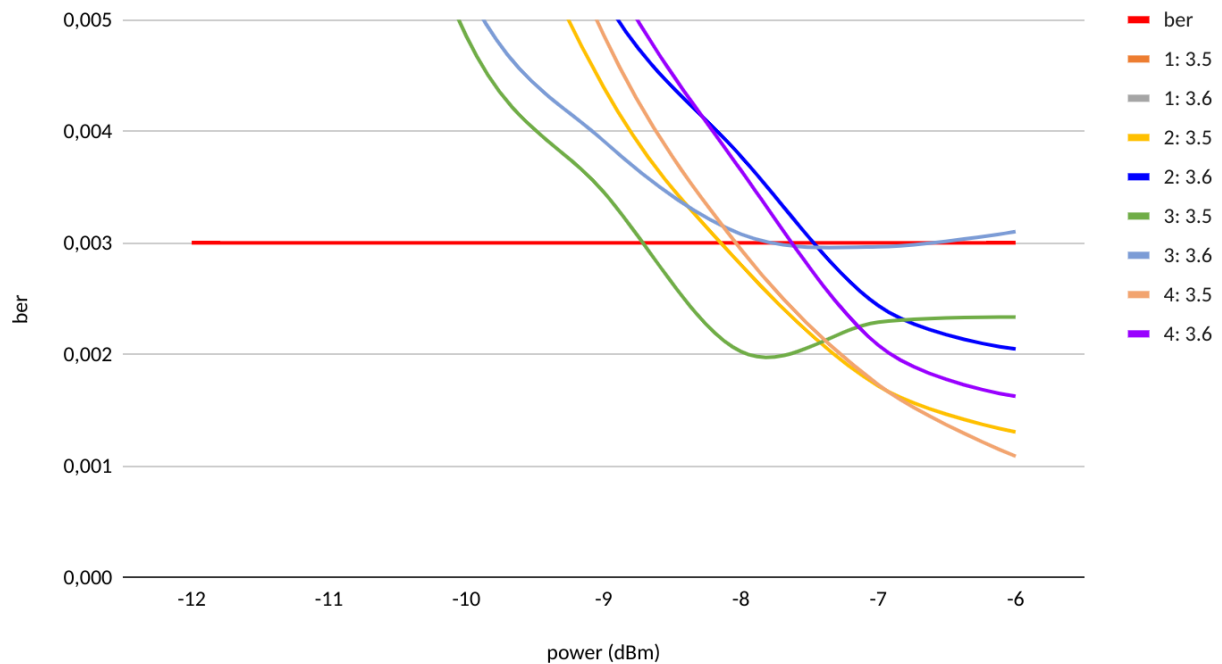


Εικόνα 34: Εμφανίζει για κάθε εντροπία το αντίστοιχο ber ανά ισχύ του δεύτερου σχήματος (4+8+4).

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Όπως βλέπουμε η εντροπία 3.6 και 3.5 κατάφεραν να ικανοποιήσουν το όριο των 0,003 BER. Επίσης και η εντροπία 3.76 πλησιάζει αρκετά κοντά το όριο, μάλιστα περισσότερο από οποιαδήποτε αντίστοιχη εντροπία στα προηγούμενα σχήματα.

all shapes ber per 3.6 & 3.5 entropy



Εικόνα 35: Εμφανίζει το ber ανά ισχύ των εντροπιών 3,5 και 3,6 για κάθε αντίστοιχο σχήμα. Το σχήμα 1 δεν εμφανίζεται καθώς τα αποτελέσματα του ήταν απογοητευτικά χειρότερα από τα υπόλοιπα.

Οι συνδυασμοί που κατάφεραν να ανταπεξέλθουν ήταν με αύξουσα σειρά: 3( 3.6) , 2( 3.6), 3( 3.5), 4( 3.6), 2( 3.5), 4( 3.5). Αντιλαμβανόμαστε ότι το σχήμα 4 επιφέρει τα καλύτερα αποτελέσματα, τόσο στη 3.5, όσο και στη 3.6 εντροπία. Ως εκ τούτου κρίθηκε ως το προτιμότερο σχήμα για την επακόλουθη έρευνα.

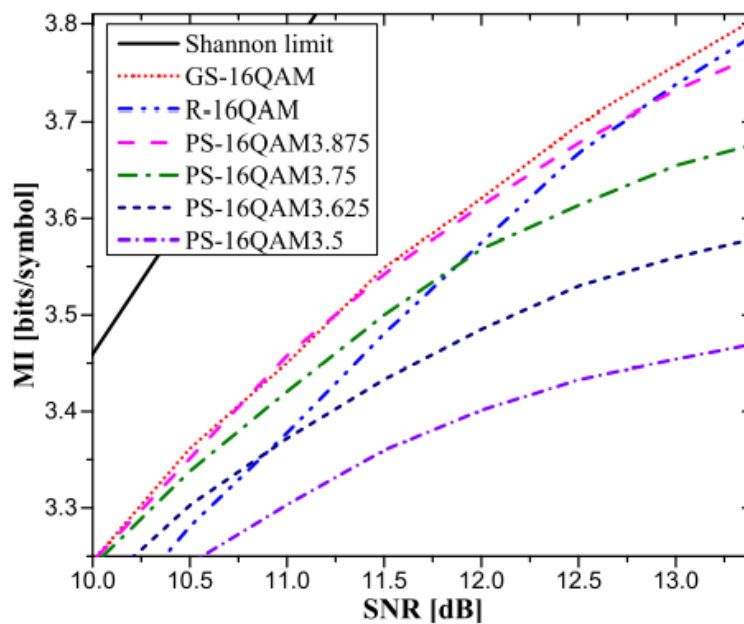
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

#### 4.4 Συμπεράσματα και εξέλιξη

Απώτερος στόχος ήταν να μελετηθούν διάφορες τεχνικές, ώστε να εντοπιστεί εκείνη που θα πετύχαινε ένα επαρκή και ικανοποιητικό BER, σε αρκετά μεγάλες αποστάσεις, με τη βέλτιστη εντροπία. Καθώς αυξάνεται η απόσταση, δυσχεραίνεται το BER, αφενός λόγω του θορύβου και αφετέρω λόγω της μη γραμμικότητας. Σε τόσο μεγάλες αποστάσεις, επιβάλλεται η αύξηση της ισχύος ώστε να μειωθεί ο θόρυβος, άρα διαδοχικά απαιτείται η υιοθέτηση μιας τεχνικής εξάλειψης της μη γραμμικότητας. Εξετάσαμε λοιπόν όλα τα πιθανά αποτελέσματα και καταλήξαμε στα εξής συμπεράσματα.

Η πιο καρποφόρα τεχνική ήταν η πιθανοκρατική καθώς κατάφερε να ικανοποιήσει το αναγκαίο BER. Μολαταύτα απαιτείται εντροπία ίση ή μικρότερη του 3.6, επομένως ελαχιστοποιείται αρκετά η συνολική πληροφορία που αποστέλλεται στο κανάλι.

Αν επιθυμούσαμε τη μέγιστη ποσότητα πληροφορίας, τότε θα καταφεύγαμε στο γεωμετρικό σχηματισμό, που όμως είναι ατελέσφορος σε μεγάλες αποστάσεις. Όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα ο γεωμετρικός σχηματισμός και το κλασικό QAM προσεγγίζουν περισσότερο το όριο Shannon, όμως όπως είπαμε μόνο σε μικρές αποστάσεις.



Εικόνα 36: Οι επιδόσεις MI προς SNR για 16QAM R-QAM (κανονικό) και Geometric QAM. On the Probabilistic Shaping and Geometric Shaping in Optical Communication Systems ZHEN QU , (Student Member, IEEE), AND IVAN B. DJORDJEVIC ,

Συμπεραίνουμε ότι βέλτιστη πρόταση αποτελεί η πιθανοκρατική, λόγω της ανεκτικότητας σε μεγάλες αποστάσεις με περισσότερες δυνατότητες βελτίωσης. Στη συνέχεια λοιπόν θα επιδιώξουμε να αυξήσουμε την εντροπία που απαιτείται για ένα επαρκή BER με χρήση της μηχανικής μάθησης.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κεφάλαιο 5: Μηχανική μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας κλάδος τη Τεχνητής Νοημοσύνης ο οποίος μελετά και κατασκευάζει μοντέλα, δηλαδή μαθηματικές αναπαραστάσεις, τα οποία μαθαίνουν και αποκτούν εμπειρία από δεδομένα, με μια επαναληπτική διαδικασία βελτίωσης. Τα μοντέλα που προκύπτουν είναι ικανά να κατηγοριοποιούν δεδομένα, να προβλέπουν καταστάσεις ή και να εξάγουν αποφάσεις. Η μηχανική μάθηση συμπεριφέρεται παρόμοια με την ανάπτυξη ενός παιδιού. Καθώς ένα παιδί μεγαλώνει, η εμπειρία για το περιβάλλον του αυξάνεται.

Ο ρυθμός με τον οποίο η μηχανική μάθηση εξελίσσεται είναι εκπληκτικά εντυπωσιακός. Αυτό δεν θα μπορούσε να συμβεί χωρίς την αυξητική τάση που προηγήθηκε στην αποθήκευση δεδομένων και στην υπολογιστική ισχύ, καθώς και την όλο και μεγαλύτερη έλξη των επιστημόνων να εμπλακούν στον τομέα αυτό.

### 5.1 Διαδικασία μάθησης

Συνοπτικά, η διαδικασία για τη δημιουργία του μοντέλου αναλύεται ως εξής. Αρχικά εκπαιδεύεται από κάποια δεδομένα, στη συνέχεια υπολογίζεται η απόδοσή του και τέλος γίνεται αναπροσαρμογή των γνώσεών του. Στην πράξη, ένα μοντέλο πρέπει να διαχειριστεί ένα αρκετά μεγάλο όγκο δεδομένων, οπότε καθώς επεξεργάζεται αυτά τα δεδομένα, με την πάροδο του χρόνου η εμπειρία του αυξάνεται, το οποίο συμβάλλει στην υψηλότερη απόδοση. Στα αρχικά στάδια οι προβλέψεις είναι τυχαίες και κατά συνέπεια εσφαλμένες, πράγμα που ωθεί το μοντέλο να εκτελέσει ένα σύνολο αναπροσαρμογών στις μαθηματικές αναπαραστάσεις. Εν τέλη, αφού εξετάσει όλα τα δεδομένα, η ακρίβεια του μοντέλου μηχανικής εκμάθησης έχει αυξηθεί, και δυνητικά οι προβλέψεις που λαμβάνονται από το μοντέλο θα είναι πολύ ακριβείς.

### 5.2 Είδη μηχανικής μάθησης

Αυτοί είναι οι κύριοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται σήμερα και κατηγοριοποιούνται γενικά ανάλογα με το σκοπό τους και τα δεδομένα που εισέρχονται.

#### 5.2.1 Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised)

Τα δεδομένα που τροφοδοτούνται στο μοντέλο είναι ήδη ορθά κατηγοριοποιημένα (labelled) άρα το μοντέλο μπορεί να παράγει την αναγκαία ανάλυση / μοτίβο. Παραδείγματα τέτοιων αλγορίθμων αποτελούν οι εξής αλγορίθμοι: Nearest Neighbor, Naive Bayes, Decision Trees, Linear Regression, Support Vector Machines (SVM), Neural Networks και Deep Learning (τα οποία μπορούν να αναπτυχθούν και για μη επιβλεπόμενη μάθηση). Περαιτέρω η επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να διαχωριστεί σε τρεις πολύ βασικές κατηγορίες, στα μοντέλα Regression και Classification.

- Μοντέλα παλινδρόμησης (Regression)

Σε ένα μοντέλο παλινδρόμησης οι έξοδοι του προβλήματος είναι συνεχείς τιμές στο πεδίο, όπως το κόστος μιας αγοράς.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

- Μοντέλα κατηγοριοποίησης (Classification)

Σε ένα μοντέλο κατηγοριοποίησης προβλέπεται η κλάση που ανήκει ένα αντικείμενο από έναν διακριτό σύνολο επιλογών. Κάθε είσοδος αντιστοιχίζεται σε μία και μόνο κλάση. Ο χώρος εισόδου επομένως διαχωρίζεται σε περιοχές αποφάσεων με συγκεκριμένα όρια αποφάσεων. Τα μοντέλα κατηγοριοποίησης διαχωρίζονται σε μοντέλα πολλαπλών κλάσεων και μοντέλα δυαδικής κατηγοριοποίησης. Τα μοντέλα δυαδικής κατηγοριοποίησης προβλέπουν ένα δυαδικό αποτέλεσμα, δηλαδή οι πιθανές εκβάσεις είναι μόνο δύο, ενώ τα μοντέλα πολλαπλών κλάσεων πρέπει να επιλέξουν από ένα πλήθος κλάσεων (περισσότερες από δύο).

- Μοντέλα Βαθιάς Μάθησης (Deep Learning)

Στη βαθιά μάθηση, χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα για να δημιουργήσουμε μοντέλα μηχανικής μάθησης. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης μπορούν να κατηγοριοποιηθούν ως Autoencoders, μηχανές Boltzmann, Recurrent Neural Networks, Convolution Neural Networks και Multi-Layer perceptrons με βάση την αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων. Τα μοντέλα βαθιάς μάθησης έχουν το μοναδικό χαρακτηριστικό ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν ταυτόχρονα σε επιβλεπόμενη και μη επιβλεπόμενη μηχανική εκμάθηση.

## 5.2.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised)

Σε αυτήν την περίπτωση το σύνολο δεδομένων που διαθέτουμε δεν έχει κατηγοριοποιηθεί (unlabelled), δηλαδή δεν γνωρίζουμε την ορθή τιμή του. Ως εκ τούτου, η προσπάθεια επικεντρώνεται στο να εντοπιστούν κατάλληλα μοτίβα στα δεδομένα. Αποτελεί εξαιρετικό εργαλείο, στην περίπτωση που δεν γνωρίζουμε τα απαραίτητα χαρακτηριστικά που προσδιορίζουν το σύνολο δεδομένων. Αναλυτικότερα, το συγκεκριμένο είδος αλγορίθμων προσπαθεί να εξορύξει κανόνες, να αναγνωρίσει μοτίβα και να εντοπίσει κατάλληλα δεδομένα προκειμένου να αντλήσει χρήσιμες γνώσεις και να αναπαραστήσει βέλτιστα τα δεδομένα. Παραδείγματα αλγορίθμων μηχανικής εκμάθησης χωρίς επίβλεψη αποτελούν οι K-means clustering, Principle Component Analysis, Hierarchical Clustering. Περαιτέρω η μη επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να διαχωριστεί στις παρακάτω κατηγορίες, στα μοντέλα Clustering, Association Rule, Dimensionality Reduction, Deep Learning.

- Μοντέλα Συσταδοποίησης (Clustering)

Σε ένα μοντέλο συσταδοποίησης μπορούμε να ομαδοποιήσουμε παρόμοια δεδομένα σε ένα αριθμό ομάδων. Μια ομάδα εμφανίζει κάποιες ομοιότητες μεταξύ των δεδομένων της και δημιουργείται βάση κάποιων χαρακτηριστικών της, όπως η πυκνότητα ή το μέτρο γειτνίασης των δεδομένων της. Ένας τέτοιος αλγόριθμος δεν είναι απαραίτητο να γνωρίζει από πριν το πλήθος των διακριτών κλάσεων που πρέπει να εντοπίσει και έτσι μπορεί οι διάφοροι αλγόριθμοι μεταξύ τους να αποκλίνουν ως προς τον αριθμό των κλάσεων και τα όρια τους. Τέλος είναι αρκετά εξαρτημένοι από τις αρχικές τιμές που θα προσδώσουμε με απόρροια τα αποτελέσματα να αποκλίνουν μεταξύ τους.

- Μοντέλα Συσχέτισης (Association Rule)

Σε ένα μοντέλο συσχέτισης το μοντέλο προσπαθεί να εντοπίσει συσχετίσεις σε δεδομένα. Για παράδειγμα, αν αγοράσετε ένα smartphone, είναι πιο πιθανό να αγοράσετε και μια θήκη τηλεφώνου.

- Μοντέλο Μείωσης Διαστάσεων (Dimensionality Reduction)

Σε ένα μοντέλο μείωσης διαστάσεων προσπαθούμε να γενικεύσουμε τα δεδομένα και να εξάγουμε



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

σημαντικές πληροφορίες από αυτά. Συχνά τα συγκεκριμένα μοντέλα χρησιμοποιούνται ως εφελκυστήρια για την χρήση άλλων μοντέλων στη συνέχεια, καθώς μπορούν να εξάγουν στοχευμένες πληροφορίες από τα δεδομένα.

### 5.2.3 Ημι επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised)

Αφενός στους επιβλεπόμενους αλγόριθμους μηχανικής εκμάθησης όλα τα δεδομένα φέρουν ετικέτα, αφετέρου στους αλγόριθμους μηχανικής εκμάθησης χωρίς επίβλεψη δεν διαθέτουμε δεδομένα με ετικέτα. Η ημι-εποπτευόμενη μάθηση τοποθετείται κάπου στη μέση, καθώς σε πολλές πρακτικές περιπτώσεις, η επισήμανση είναι αρκετά κοστοβόρα αφού απαιτεί τη χρήση εξειδικευμένου ανθρώπινου δυναμικού. Όταν οι ετικέτες απουσιάζουν στην πλειονότητα των παρατηρήσεων αλλά υπάρχουν σε κάποιες, τότε οι ημι-επιβλεπόμενοι αλγόριθμοι αποτελούν μονόδρομο για την επιλογή ανάπτυξης μοντέλων.

### 5.2.4 Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement )

Ο αλγόριθμος ενισχυτικής μάθησης (agent) μαθαίνει αδιάκοπα από το περιβάλλον με επαναληπτικό τρόπο. Ο πράκτορας μαθαίνει μέσα από εμπειρίες από το περιβάλλον του μέχρι να εξαντλήσει ολόκληρο το φάσμα των πιθανών καταστάσεων.

Η Ενισχυτική Μάθηση αποτελεί κλάδο της Τεχνητής Νοημοσύνης, μια μορφή Μηχανικής Μάθησης. Επιτρέπει σε μηχανές και πράκτορες λογισμικού να επιλέγουν αυτόματα την καλύτερη συμπεριφορά σε μια δεδομένη κατάσταση, προκειμένου να βελτιώσουν την αποτελεσματικότητά τους. Για να μάθει ο πράκτορας τη συμπεριφορά του, απαιτείται μόνο μία ανατροφοδότηση ανταμοιβής (reinforcement).

## 5.3 Είδη νευρωνικών δικτύων

- Perceptron (P):

Το μοντέλο perceptron είναι επίσης γνωστό ως νευρωνικό δίκτυο μονής στρώσης. Αυτό το νευρωνικό δίκτυο περιέχει μόνο δύο στρώματα το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου. Σε αυτόν τον τύπο νευρωνικού δικτύου, δεν υπάρχουν κρυφά επίπεδα. Λαμβάνει μια είσοδο και υπολογίζει το βάρος της εισόδου για κάθε κόμβο. Στη συνέχεια, χρησιμοποιεί μια συνάρτηση ενεργοποίησης (κυρίως μια σιγμοειδή συνάρτηση) για σκοπούς ταξινόμησης.

- Feed Forward (FF):

Αυτό το είδος νευρωνικού δικτύου αποτελείται από κόμβους που δεν θα σχηματίσουν ποτέ κύκλο. Σε αυτό το νευρωνικό δίκτυο, όλα τα perceptron είναι διατεταγμένα σε στρώματα, συμπεριλαμβανομένου το στρώμα εισόδου, το κρυφό στρώμα και το στρώμα εξόδου. Σε ένα νευρωνικό δίκτυο τροφοδοσίας, κάθε perceptron σε ένα επίπεδο συνδέεται με κάθε κόμβο στο επόμενο επίπεδο. Επομένως, όλοι οι κόμβοι είναι πλήρως συνδεδεμένοι. Δεν υπάρχουν back-loops, δηλαδή σύνδεση προς τα πίσω. Ως εκ τούτου, για να ελαχιστοποιήσουμε το σφάλμα στην πρόβλεψη, χρησιμοποιούμε γενικά τον αλγόριθμο backpropagation για να ενημερώσουμε τις τιμές βάρους.

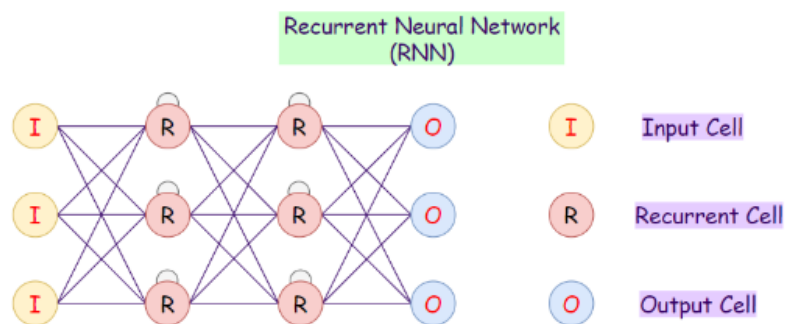
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

- Deep Feed-forward (DFF):

Η διαφορά του από τα απλά feed-forward νευρωνικά δίκτυα είναι πως χρησιμοποιεί περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα. Το κύριο πρόβλημα με τη χρήση μόνο ενός κρυφού στρώματος είναι αυτό της υπερεκπαίδευσης, επομένως προσθέτοντας περισσότερα κρυφά επίπεδα, μπορεί να επιτύχουμε (όχι σε όλες τις περιπτώσεις) μειωμένη υπερεκπαίδευση και βελτιωμένη γενίκευση.

- Recurrent Neural Network (RNN):

Τα RNN είναι μια παραλλαγή των δικτύων FF. Σε αυτόν τον τύπο, καθένας από τους νευρώνες σε κρυφά στρώματα λαμβάνει μια είσοδο με συγκεκριμένη χρονική καθυστέρηση. Χρησιμοποιούμε αυτόν τον τύπο νευρωνικού δικτύου που χρειάζεται να έχουμε πρόσβαση σε προηγούμενες πληροφορίες σε τρέχουσες επαναλήψεις. Για παράδειγμα, όταν προσπαθούμε να προβλέψουμε την επόμενη λέξη σε μια πρόταση, πρέπει πρώτα να γνωρίζουμε τις λέξεις που χρησιμοποιήθηκαν προηγουμένως. Τα RNN μπορούν να επεξεργάζονται εισόδους και να μοιράζονται τυχόν μήκη και βάρη σε βάθος χρόνου. Το μέγεθος του μοντέλου δεν αυξάνεται με το μέγεθος της εισόδου και οι υπολογισμοί σε αυτό το μοντέλο λαμβάνουν υπόψη τις παρελθοντικές πληροφορίες. Ωστόσο, το πρόβλημα με αυτό το νευρωνικό δίκτυο είναι η βραδαία υπολογιστική ταχύτητα. Επιπλέον, δεν συνυπολογίζει οποιαδήποτε μελλοντική ανατροφοδότηση για την τρέχουσα κατάσταση και τέλος η μνήμη που διαθέτει είναι αρκετά βραχεία.

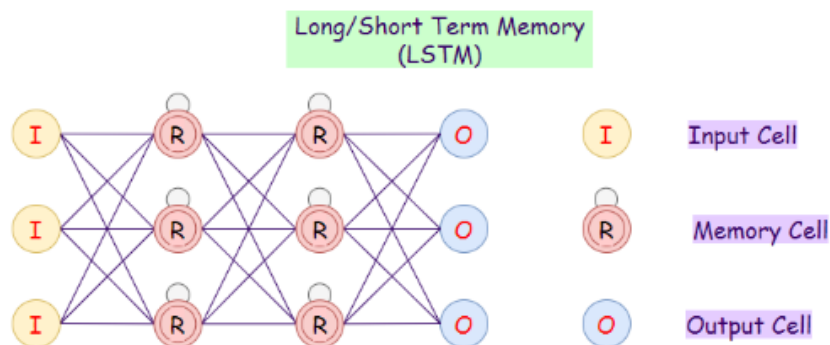


Εικόνα 37: Η αναπαράσταση ενός RNN που εμφανίζεται η βραχεία παρελθοντική μνήμη που διαθέτει.

- Long / Short Term Memory (LSTM):

Τα δίκτυα LSTM εισήγαγαν ένα κελί μνήμης με αυτό το τρόπο δύναται να επεξεργάζονται δεδομένα με μακροπρόθεσμη μνήμη σε αντίθεση με τα RNN. Τα LSTM θα αναλυθούν εκτενέστερα στο επόμενο κεφάλαιο.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 38: Η αναπαράσταση ενός LSTM που εμφανίζεται η βραχεία και μακροχρόνια παρελθοντική μνήμη που διαθέτει.

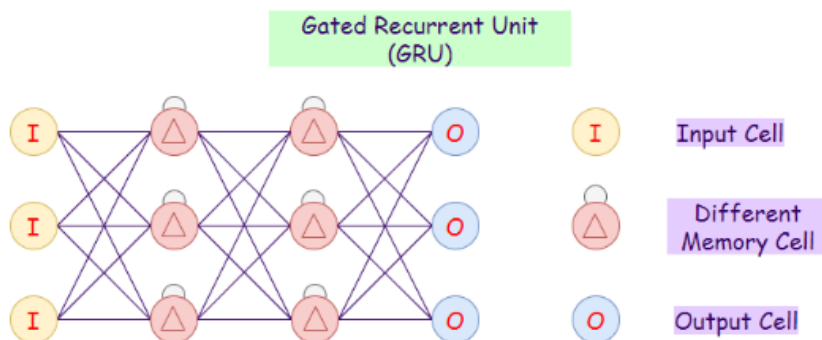
- Gated Recurrent Unit (GRU):

Οι Gated Recurrent Units είναι μια παραλλαγή των LSTM καθώς έχουν σχεδιαστεί παρόμοια και παράγουν εξίσου καλά αποτελέσματα. Οι GRU έχουν μόνο τρεις πύλες και δεν διατηρούν μια εσωτερική κατάσταση κελιού.

Update πύλη: Καθορίζει πόσες γνώσεις του παρελθόντος θα περάσουν στο μέλλον.

Reset Gate: Καθορίζει πόσες γνώσεις του παρελθόντος πρέπει να ξεχάσουμε.

Current πύλη μνήμης: Υποτιμήμα της πύλης Reset.

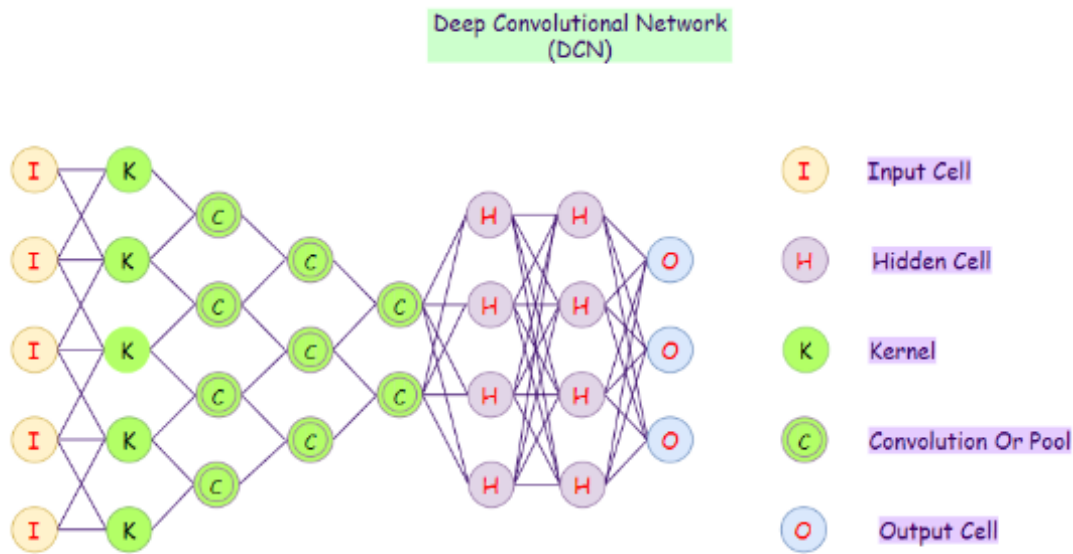


Εικόνα 39: Η αναπαράσταση ενός GRU που εμφανίζεται η βραχεία και μακροχρόνια παρελθοντική μνήμη που διαθέτει αλλά διαφέρει από το LSTM.

- Deep Convolutional Network (DCN):

Τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα είναι νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιούνται κυρίως για ταξινόμηση ή ομαδοποίηση εικόνων και αναγνώριση αντικειμένων. Τα DNN επιτρέπουν την άνευ επίβλεψης κατασκευή ιεραρχικών αναπαραστάσεων εικόνων. Τα DCN χρησιμοποιούνται για να προσθέσουν πολύ πιο σύνθετα χαρακτηριστικά σε αυτό, ώστε να μπορεί να εκτελέσει την εργασία με καλύτερη ακρίβεια. Διαθέτουν ένα μεγάλο αριθμό νευρώνων και κρυμμένων επιπέδων που έχουν σκοπό να εξάγουν ολοένα και πιο στοχευμένα χαρακτηριστικά. Επίσης διαθέτουν επίπεδα ReLU (Rectified Linear Unit), δηλαδή μια γραμμική συνάρτηση που αντικαθιστά τις σιγμοειδείς συναρτήσεις.

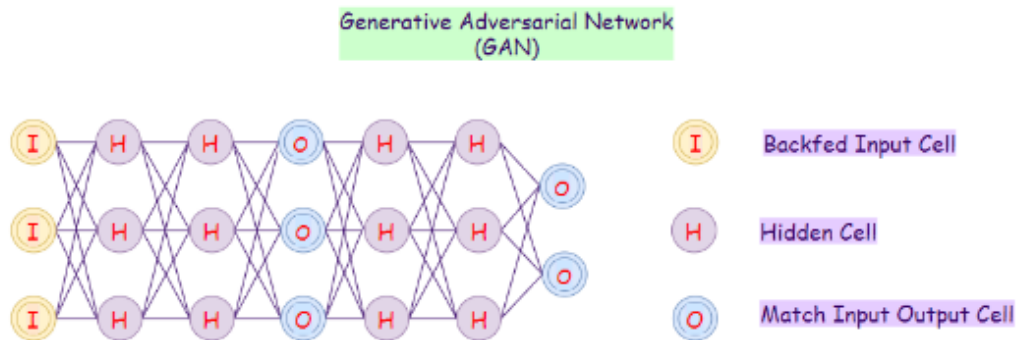
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 40: Αναπαράσταση ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου.

- Generative Adversarial Network (GAN):

Βασιζόμενα στα δεδομένα εκπαίδευσης, τα GAN μαθαίνουν να παράγουν νέα δεδομένα με όμοια στατιστικά στοιχεία με τα δεδομένα εκπαίδευσης. Ο στόχος των GAN είναι η διάκριση μεταξύ πραγματικών και συνθετικών αποτελεσμάτων, έτσι ώστε να μπορεί να παράγει πιο αυθεντικά αποτελέσματα.



Εικόνα 41: Αναπαράσταση ενός Generative Adversarial Network (GAN).

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

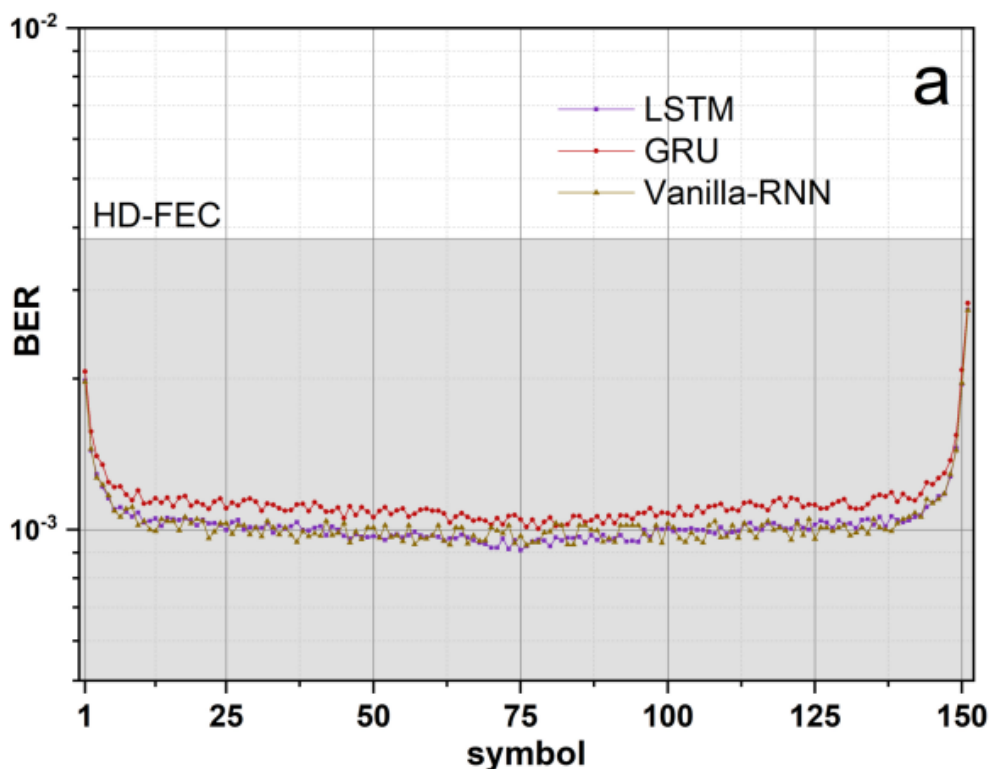
## 5.4 Επιλογή καταλληλότερου νευρωνικού δικτύου

Δεδομένου του τεράστιο αριθμό των αλγορίθμων και μοντέλων μηχανικής μάθησης είναι εμφανής η δυσκολία επιλογής ενός μοναδικού μοντέλου. Παρ' όλα αυτά μπορούμε να εξάγουμε μια αρχική εκτίμηση από την φύση των δεδομένων που διαθέτουμε.

Αρχικά τα δεδομένα που παρήγαμε διαθέτουν ετικέτες, δηλαδή είναι ήδη κατηγοριοποιημένα. Ως εκ τούτου θα κατευθυνθούμε προς την επιβλεπόμενη μάθηση. Καθώς οι τιμές που προκύπτουν είναι πάντα διακριτές δεν θα χρησιμοποιήσουμε μοντέλο παλινδρόμησης. Στη συνέχεια, θεωρήσαμε ότι το μοντέλο κατηγοριοποίησης είναι υπερβολικά απλό για την συγκεκριμένη περίπτωση. Συμπερασματικά καταλήξαμε στα μοντέλα deep learning.

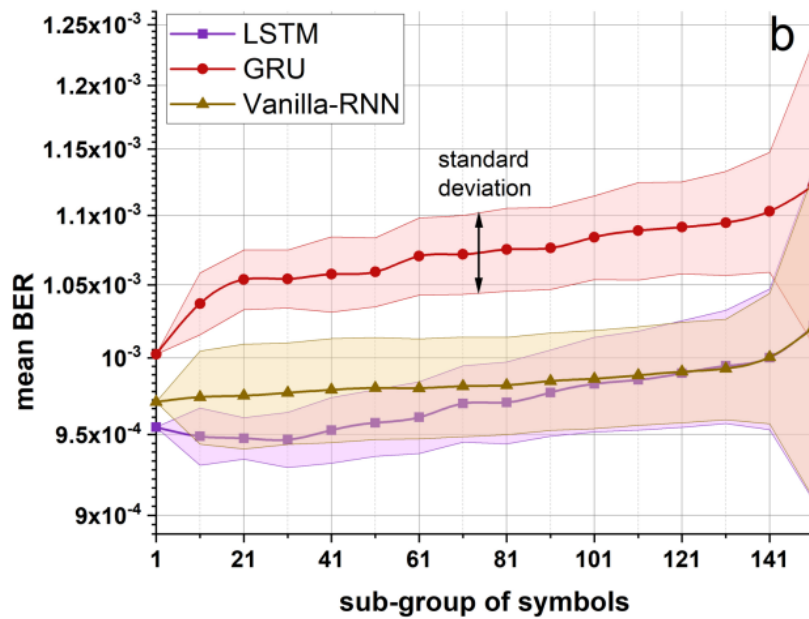
Σύμφωνα με τα χαρακτηριστικά των νευρωνικών δικτύων που εξηγήσαμε παραπάνω τα κατάλληλα μοντέλα που μπορούν να χρησιμοποιηθούν είναι τα Rnn, Lstm και Gru, λόγω της πολυπλοκότητας τους και της ικανότητας τους να 'θυμούνται' παρελθοντικά δεδομένα.

Ακολούθως βασιστήκαμε στο εξής paper [6] που αξιολογεί τα παραπάνω τρία αμφίδρομα μοντέλα RNN, τα bi-LSTM, bi-GRU και bi-Vanilla-RNN και αποδεικνύει ότι όλα είναι πολλά υποσχόμενοι αντισταθμιστές της μη γραμμικότητας για το απλό QAM. Όσον αφορά την εξαγωγή συμπερασμάτων, οι προσομοιώσεις απέδειξαν ότι τα τρία μοντέλα παρέχουν παρόμοια απόδοση αντιστάθμισης. Επομένως, σε πραγματικά συστήματα, συστήνουν να προτιμηθεί το απλούστερο σχήμα που βασίζεται σε μονάδες Vanilla-RNN.



Εικόνα 42: Η τιμή του BER για καθένα από τα 151 σύμβολα της λέξης, για όλα τα μοντέλα RNN. [6]

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

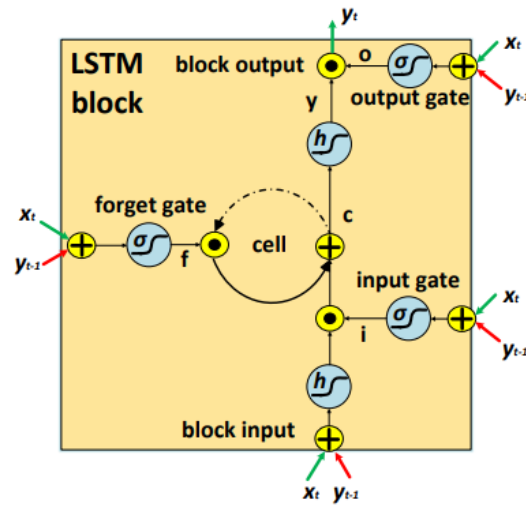


Εικόνα 43: Ο μέσος όρος BER και η τυπική του απόκλιση υπολογίζεται σε μια υποομάδα συμβόλων σε λέξη των 151 συμβόλων. Η τυπική απόκλιση εκρήγνυται όταν ανιχνεύονται περισσότερα από 140 σύμβολα ταυτόχρονα. [6]

Σύμφωνα λοιπόν με τα παραπάνω συμπεράσματα της συγκεκριμένης έρευνας και συγκεκριμένα με την τελευταία εικόνα, θεωρήσαμε προτιμότερο να επιλέξουμε το μοντέλο LSTM για την εκπαίδευση του δικού μας μοντέλου.

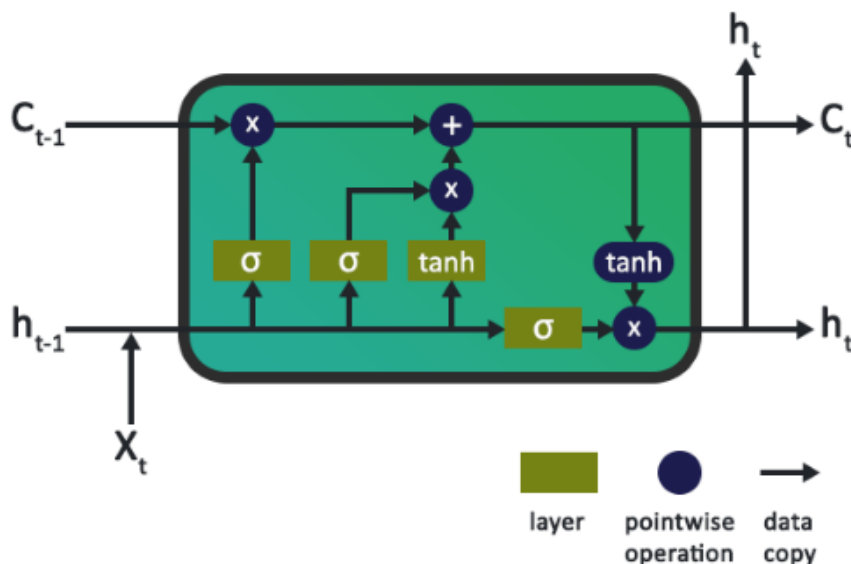
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### 5.5 LSTM νευρωνικό δίκτυο



Εικόνα 44: Ένα lstm νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τους παραπάνω νευρώνες.

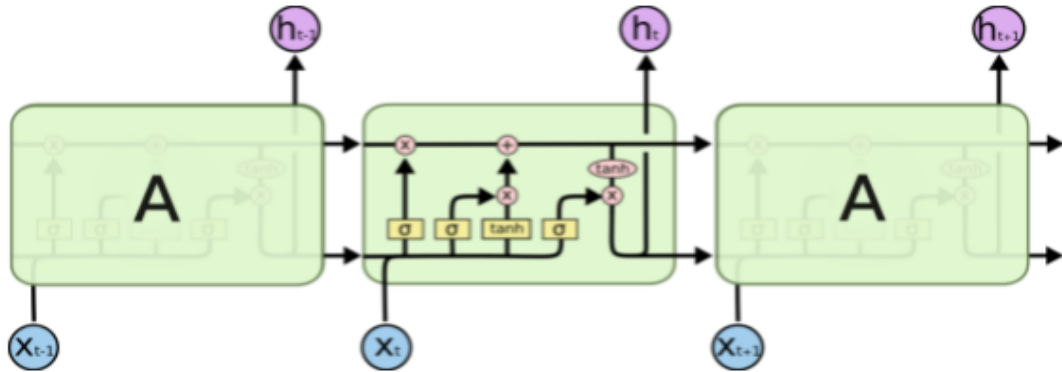
Οι νευρώνες LSTM διατηρούν ένα είδος μνήμης για να επιτρέψουν την αντιμετώπιση προβλημάτων όπως το ζήτημα της εξάλειψης της κλίσης που επηρεάζει την απόδοσή τους. Αποτελείται από πολλά στρώματα και πράξεις που λειτουργούν ως πύλες για την είσοδο δεδομένων, την έξοδο και τις κυνέλες LSTM. Αυτή η κυνελική κατάσταση είναι αυτό που διατηρεί τη μακροπρόθεσμη μνήμη και εισάγει την καινοτομία στο δίκτυο.



Εικόνα 45: Ένα επίπεδο του μοντέλου.

Τα LSTMs ‘κληρονομούν’ την αλυσίδα επαναλαμβανόμενων μονάδων που διέθεταν τα RNNs, αλλά η επαναλαμβανόμενη μονάδα έχει πλέον διαφορετική δομή. Αντί να έχουμε ένα ενιαίο στρώμα νευρωνικού δικτύου, υπάρχουν τέσσερα, που αλληλεπιδρούν με έναν πολύ ειδικό τρόπο.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

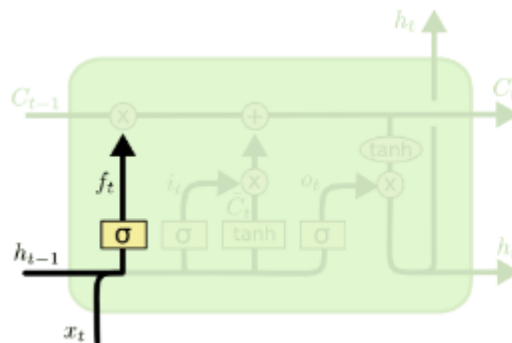


Εικόνα 46: Κατάσταση κυψέλης.

Η σημαντική διαφορά στα LSTMs είναι η κατάσταση της κυψέλης, η οριζόντια γραμμή που διατρέχει την κορυφή του διαγράμματος. Αυτή η κατάσταση μεταφέρει πληροφορίες σε όλο το δίκτυο. Διατρέχει ολόκληρη την αλυσίδα επαναλαμβανόμενων μονάδων, με μερικές μόνο μικρές γραμμικές αλληλεπιδράσεις. Με αυτό το τρόπο είναι δυνατό να μεταφέρονται πληροφορίες κατά μήκος της, χωρίς να μεταβληθούν.

Το LSTM έχει τη δυνατότητα να αφαιρέσει ή να προσθέσει πληροφορίες στην κατάσταση κυψέλης, από δομές που ονομάζονται πύλες. Αποτελούνται από στρώμα σιγμοειδούς νευρικού δικτυού και από μια πράξη πολλαπλασιασμού. Πιο συγκεκριμένα, το στρώμα εξάγει αριθμούς μεταξύ μηδέν και ένα, περιγράφοντας για κάθε στοιχείο αν θα του επιτραπεί να μεταβιβάσει πληροφορία και πόση από αυτή. Μια τιμή μηδέν σημαίνει "δεν περνάει τίποτα", ενώ το ένα σημαίνει "προωθώ τα πάντα". Ένα LSTM έχει τρεις από αυτές τις πύλες, για να προστατεύει και να ελέγχει την κατάσταση της κυψέλης.

Αρχικά πρέπει να αποφασίσουμε ποιες πληροφορίες πρόκειται να 'ξεχάσουμε' από την κατάσταση. Αυτή η απόφαση πραγματοποιείται από ένα στρώμα sigmoid που ονομάζεται "forget gate layer". Ελέγχει τα  $h_{t-1}$  και  $x_t$  και εξάγει έναν αριθμό μεταξύ 0 και 1 για κάθε αριθμό στην κατάσταση  $C_{t-1}$ . Αν το αποτέλεσμα είναι 1 τότε "διατηρούμε τα πάντα" ενώ ένα 0 αντιπροσωπεύει "δεν παραμένει τίποτα".  $f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$  (12)



Εικόνα 47: Forget gate layer.

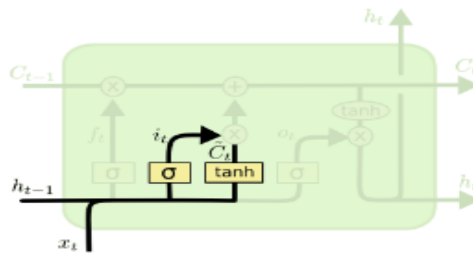


Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Το επόμενο βήμα είναι να αποφασίσουμε ποιες νέες πληροφορίες πρόκειται να αποθηκεύσουμε στην κατάσταση το οποίο αναλύεται περαιτέρω σε δύο μέρη. Κατ' αρχάς, ένα στρώμα sigmoid που ονομάζεται "input gate layer" αποφασίζει ποιες τιμές θα ενημερώσουμε. Στη συνέχεια, ένα στρώμα tanh δημιουργεί ένα διάνυσμα νέων υποψήφιων τιμών,  $C \sim t$ , που θα μπορούσαν να προστεθούν στην κατάσταση. Στο επόμενο βήμα, θα συνδυάσουμε αυτά τα δύο ώστε να δημιουργήσουμε μια ενημέρωση για την κατάσταση.

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (13)$$

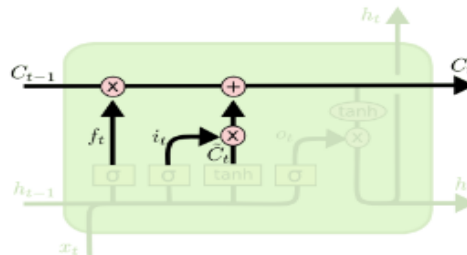
$$\bar{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (14)$$



Εικόνα 48: Input gate layer.

Έχουμε φτάσει πλέον στο σημείο που θα ενημερώσουμε την τρέχουσα κατάσταση της παλιάς κυψέλης,  $C_{t-1}$ , στη νέα κατάσταση κυψέλης  $C_t$ . Πολλαπλασιάζουμε την παλιά κατάσταση με το  $f_t$ , έτσι ώστε να ξεχάσουμε αυτά που έχουμε προαποφασίσει. Στη συνέχεια προσθέτουμε  $i_t * C \sim t$ . Πλέον αυτό αποτελεί τις νέες υποψήφιες τιμές, που έχουν κλιμακωθεί από το πόσο αποφασίσαμε να ενημερώσουμε την κάθε κατάσταση.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t \bar{C}_t \quad (15)$$



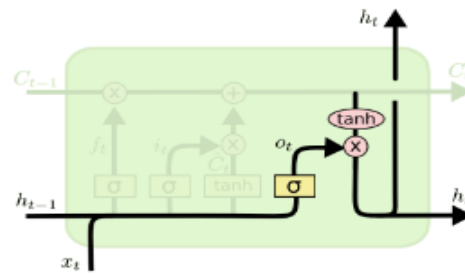
Εικόνα 49: Update layer (older data).

Τέλος, πρέπει να αποφασίσουμε ποια θα είναι η έξοδος η οποία θα βασίζεται στην κατάστασή μας, αλλά θα είναι μια φιλτραρισμένη έκδοση. Αρχικά, με ένα στρώμα sigmoid αποφασίζουμε ποια τμήματα της κυτταρικής κατάστασης θα οδηγήσουμε στην έξοδο. Στη συνέχεια, εκτελούμε ένα tanh με την κατάσταση (για να ωθήσουμε τις τιμές να είναι μεταξύ -1 και 1) και πολλαπλασιάζουμε με την έξοδο της σιγμοειδούς πύλης, έτσι ώστε να εξάγουμε μόνο τα μέρη που αποφασίσαμε.

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (16)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (17)$$

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 50: Update layer (current data).

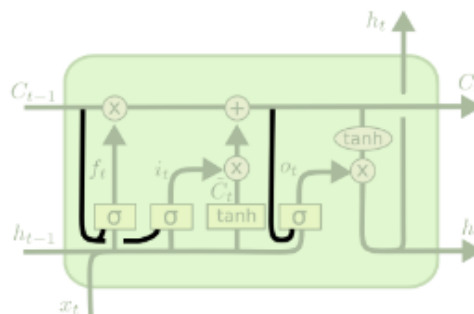
Γενικότερα τα παραπάνω βήματα αποτελούν ένα ολοκληρωμένο μοντέλο. Παρ' όλα αυτά υπάρχουν πολλές διαφορετικές βελτιώσεις όπως οι παρακάτω:

Μια δημοφιλής παραλλαγή LSTM, η οποία εισήχθη από τον Gers & Schmidhuber (2000), προσθέτει τις "συνδέσεις peerhole". Αυτό σημαίνει ότι επιτρέπουμε στα στρώματα της πύλης να αναγνωρίσουν την κατάσταση.

$$f_t = \sigma(W_f [C_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (18)$$

$$i_t = \sigma(W_i [C_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (19)$$

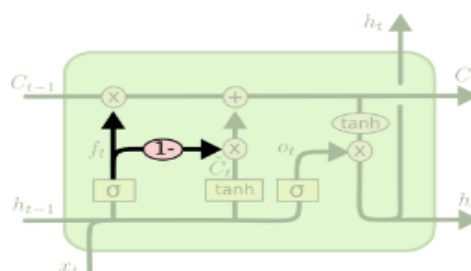
$$o_t = \sigma(W_o [C_t, h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (20)$$



Εικόνα 51: Παραλλαγή peerhole.

Μια άλλη παραλλαγή είναι να χρησιμοποιηθούν συζευγμένες πόρτες εισόδου και λήθης. Αντί να αποφασίζουμε ξεχωριστά τι να ξεχάσουμε και τι πρέπει να προσθέσουμε στις νέες πληροφορίες, εκτελούμε αυτές τις αποφάσεις ταυτόχρονα. Ξεχνάμε μόνο όταν θα εισάγουμε κάτι στη θέση του. Εισάγουμε νέες τιμές μόνο στην κατάσταση που ξεχνάμε κάτι παλαιότερο.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + (1 - f_t) * \bar{C}_t \quad (21)$$



Εικόνα 52: Παραλλαγή συζευγμένων πορτών.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κεφάλαιο 6: Προσομοίωση Μηχανικής Μάθησης

### 6.1 Προσομοίωση Πιθανοκρατικού Μοντέλου

Πρωτίστως θα πρέπει να θέσουμε τις διάφορες παραμέτρους του μοντέλου.

Εξήγηση	Όνομα μεταβλητής	Τιμή Μεταβλητής
Time Steps	n_steps	51
Number of Epochs	epochs	600
Size	batch_size	512
Hidden Units	hid	20
First Symbolseries	start_s	-10
Last Symbolseries	stop_s	-6
Gain if input needs amplification	gain	1.0
Training and test data ratio	test_size	0.2
Training and validation data ratio	validation_split	0.25

Πίνακας 1: Παράμετροι μοντέλου.

Στη συνέχεια θα εξηγήσουμε την διαδικασία που εφαρμόζεται για κάθε διαφορετική ισχύ από την start\_s έως την stop\_s.

Αρχικά, διαβάζουμε τα δεδομένα εισόδου και τις αντίστοιχες ετικέτες τους, από δύο διαφορετικά αρχεία, όπως έχουν προκύψει από την προηγούμενη διαδικασία. Στην συνέχεια μετατρέπουμε τις ετικέτες στις αντίστοιχες qam συντεταγμένες με την βοήθεια της QAMModem που αποτελεί κλάση της βιβλιοθήκης ModulationPy. Η χαρτογράφηση των συντεταγμένων δίνεται αυτόματα από την βιβλιοθήκη με βάση τις συνηθισμένες και καθολικές τιμές ενός QAM.

```
modem = QAMModem(16, bin_input=False, soft_decision=False, bin_output=False)
modulated = np.array(modem.modulate(Symbols[:,0]))
```

Ακολουθώντας, διαχωρίζουμε τα δεδομένα σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα επαλήθευσης με ποσοστό 80-20.

```
Xtrain, Xtest, Ytrain, Ytest = train_test_split(X_re, Y_re, test_size=0.20, shuffle=True)
```

Στη συνέχεια, δημιουργούμε το μοντέλο. Θέτουμε ως συνάρτηση loss την Mean squared error (mse) και ως μετρική την accuracy.

```
model = Sequential()
```

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

```
model.add(Bidirectional(SimpleRNN(hid, input_shape=(len(Xtrain),n_steps, 2),  
return_sequences=True)))
```

```
model.add(Dense(2) )
```

```
model.compile(loss='mse', optimizer='adam', metrics=['accuracy'],  
experimental_run_tf_function=False)
```

Επίσης προσθέτουμε και μια δικλείδα ασφαλείας για την περίπτωση υπερεκπαίδευσης.

```
early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=2, patience=50)
```

Παρακάτω εκπαιδεύουμε το μοντέλο με τα δεδομένα που διαχωρίσαμε προηγουμένως.

```
history = model.fit(gain*Xtrain, Ytrain, batch_size = batch_size, epochs = epochs, verbose=2,  
callbacks=[save,early_stopping, tensorboard_callback],  
validation_split=0.25, shuffle=False)
```

Σε αυτό το σημείο το μοντέλο έχει πλέον εκπαιδευτεί οπότε θα προχωρήσουμε με τις προβλέψεις στα δεδομένα ελέγχου.

```
saved_model = load_model(filenameBestModel)
```

```
score = saved_model.evaluate(gain*Xtest, Ytest, verbose=2, batch_size = batch_size)
```

```
Ypred = saved_model.predict(gain*Xtest)
```

Διαθέτουμε τώρα ένα διάνυσμα με τα δεδομένα που προέβλεψε το μοντέλο αλλά πρέπει να αντιστρέψουμε την προηγούμενη μετατροπή που εκτελέσαμε.

```
demodulated = np.array(modem.demodulate(Symbols_array[:,ii])) # demodulation
```

Τέλος δημιουργούμε κάποια βοηθητικά γραφήματα και αποθηκεύουμε τα αποτελέσματα BER όπως προβλέφθηκαν.

## 6.2 Προσομοίωση Συνδυαστικού Μοντέλου

Σε αυτήν την περίπτωση δυσκολευτήκαμε αρκετά καθώς η υπάρχουσα βιβλιοθήκη δεν διαθέτει κάποια υπάρχουσα υλοποίηση για γεωμετρικό σχηματισμό. Ως εκ τούτου έπρεπε να προσθέσουμε κάποια επιπλέον λειτουργικότητα στην βιβλιοθήκη. Ευτυχώς η βιβλιοθήκη διαθέτει αρκετά αρθρωτό κώδικα ώστε να μην απαιτεί εκτενής αλλαγές.

Στην περίπτωση της αρχικής μετατροπής σε Geometric QAM επίπεδο έπρεπε να δημιουργήσουμε μια δική μας χαρτογράφηση. Για λόγους ακριβέστατης συνοχής εκτελέσαμε όλες τις πράξεις στο matlab και ακολούθως προσθέσαμε μόνο τις τιμές εδώ.

```
realconst1=[0.7071, 0.7071, -0.7071, -0.7071]
```

```
imagconst1=[0.7071, -0.7071, -0.7071, 0.7071]
```

```
realconst2=[0.9814, 2.2173, 2.2173, 0.9184, -0.9184, -2.2173, -2.2173, -0.9184]
```

```
imagconst2=[2.2173, 0.9184, -0.9184, -2.2173, -2.2173, -0.9184, 0.9184, 2.2173]
```

```
realconst3=[2.8284, 2.8284, -2.8284, -2.8284]
```

```
imagconst3=[2.8284, -2.8284, -2.8284, 2.8284]
```

```
realconst = realconst1+realconst2+ realconst3
```

```
imagconst = imagconst1+ imagconst2+imagconst3
```

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

```
map[0.]=np.array([realconst[3], imagconst[3]])
map[1.]=np.array([realconst[10], imagconst[10]])
map[2.]=np.array([realconst[0], imagconst[0]])
map[3.]=np.array([realconst[5], imagconst[5]])
map[4.]=np.array([realconst[11], imagconst[11]])
map[5.]=np.array([realconst[15], imagconst[15]])
map[6.]=np.array([realconst[4], imagconst[4]])
map[7.]=np.array([realconst[12], imagconst[12]])
map[8.]=np.array([realconst[2], imagconst[2]])
map[9.]=np.array([realconst[9], imagconst[9]])
map[10.]=np.array([realconst[1], imagconst[1]])
map[11.]=np.array([realconst[6], imagconst[6]])
map[12.]=np.array([realconst[8], imagconst[8]])
map[13.]=np.array([realconst[14], imagconst[14]])
map[14.]=np.array([realconst[7], imagconst[7]])
map[15.]=np.array([realconst[13], imagconst[13]])
```

```
Symbols_mod = np.array([map[sym] for sym in Symbols[:,0]])
```

Στην περίπτωση της τελικής μετατροπής από το Geometric QAM επίπεδο έπρεπε να δημιουργήσουμε μια παρόμοια με την παραπάνω χαρτογράφηση. Για λόγους ακριβέστατης συνοχής εκτελέσαμε όλες τις πράξεις στο matlab και ακολούθως προσθήσαμε μόνο τις τιμές εδώ.

```
mapreversed[0]=numpy.complex64(realconst[3]+1**imagconst[3])
mapreversed[1]=numpy.complex64(realconst[10]+1*j*imagconst[10])
mapreversed[2]=numpy.complex64(realconst[0]+1*j*imagconst[0])
mapreversed[3]=numpy.complex64(realconst[5]+1*j*imagconst[5])
mapreversed[4]=numpy.complex64(realconst[11]+1*j*imagconst[11])
mapreversed[5]=numpy.complex64(realconst[15]+1*j*imagconst[15])
mapreversed[6]=numpy.complex64(realconst[4]+1*j*imagconst[4])
mapreversed[7]=numpy.complex64(realconst[12]+1*j*imagconst[12])
mapreversed[8]=numpy.complex64(realconst[2]+1*j*imagconst[2])
mapreversed[9]=numpy.complex64(realconst[9]+1*j*imagconst[9])
mapreversed[10]=numpy.complex64(realconst[1]+1*j*imagconst[1])
mapreversed[11]=numpy.complex64(realconst[6]+1*j*imagconst[6])
mapreversed[12]=numpy.complex64(realconst[8]+1*j*imagconst[8])
mapreversed[13]=numpy.complex64(realconst[14]+1*j*imagconst[14])
mapreversed[14]=numpy.complex64(realconst[7]+1*j*imagconst[7])
mapreversed[15]=numpy.complex64(realconst[13]+1*j*imagconst[13])
```

Εδώ προκύπτουν οι περισσότερες αλλαγές που αφορούν την υπάρχουσα βιβλιοθήκη. Αρχικά δημιουργούμε ένα αντικείμενο της κλάσης αλλά με `gray_map=False` ώστε να απλοποιήσουμε τις προσεχής αλλαγές.

```
modem = QAMModem(16, gray_map=False, bin_input=False, soft_decision=False,
bin_output=False)
```

Στη συνέχεια έπρεπε να επαναπροσδιορίσουμε τη χαρτογράφηση των συμβόλων πάνω στο

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

μυγαδικό επίπεδο.

```
code_book={k:mapreversed[k] for k in map}  
modem.code_book=code_book
```

Να σημειώσουμε ότι εξετάζοντας σε βάθος την παραπάνω βιβλιοθήκη εντοπίσαμε στην συνάρτηση αρχικοποίησης του αντικειμένου ότι καλείται η παρακάτω συνάρτηση για τον υπολογισμό ενός χάρτη απαραίτητο για το επόμενο βήμα.

```
modem.zeros, modem.ones = modem.llr_preparation()  
Symbols_array=Symbols[:,0] + 1j *Symbols[:,1]
```

Κατόπιν σε μελλοντικό χρόνο ο παραπάνω χάρτης χρησιμοποιείται για να υπολογίσει την κατά προσέγγιση Λογαριθμική Λογιστική Πιθανότητα (LLR) κάθε σημείου από κάθε χαρτογραφημένη θέση όταν το αποδιαμορφώνει.

```
demodulated_array=np.zeros(0)  
for ii in range(0,n_steps) :  
    demodulated = np.array(modem.demodulate(Symbols_array[:,ii])) # demodulation  
    demodulated_array=np.append(demodulated_array,demodulated)
```

```
Symbols_demod= demodulated_array.reshape(n_steps,len(Symbols[:,0,0]))  
return(Symbols_demod.T)
```

### 6.3 Τροποποίηση Δεδομένων

Όπως είναι ευρέως γνωστό ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης συνίσταται να εκπαιδεύεται σε ισοπίθανα δεδομένα. Αυτό σημαίνει πως τα δεδομένα που διαθέτουμε και ακολουθούν μια gaussian κατανομή δεν συνίστανται για την εκπαίδευση. Ως εκ τούτου εκτελέσαμε κάποιες δοκιμαστικές παραλλαγές στα δεδομένα κατά την εκπαίδευση του μοντέλου. Συνήθως οι επιλογές που εφαρμόζονται σε αυτό το πρόβλημα είναι είτε να αυξήσουμε τα δεδομένα (αντιγραφή υπαρχόντων δεδομένων) είτε να μειώσουμε τα πλεονάζουσα δεδομένα (διαγραφή υπάρχουσων δεδομένων). Στην δική μας περίπτωση επιλέξαμε να τα αυξήσουμε.

Δημιουργήσαμε λοιπόν ένα μικρό πρόγραμμα που εκτελεί κάποιες στατιστικές μετρήσεις και στη συνέχεια αυξάνει τα δεδομένα των κλάσεων που υπολείπονται. Επίσης στο συγκεκριμένο πρόγραμμα μπορείς να δηλώσεις το ποσοστό της αύξησης που επιθυμείς. Για τη συγκεκριμένη έρευνα εξετάσαμε διεξοδικά τα μοντέλα που προέκυπταν από τα αρχικά δεδομένα (gaussian κατανομή), 50% τουλάχιστον ισόποσες κλάσεις και εξ ολοκλήρου ισόποσες κλάσεις.

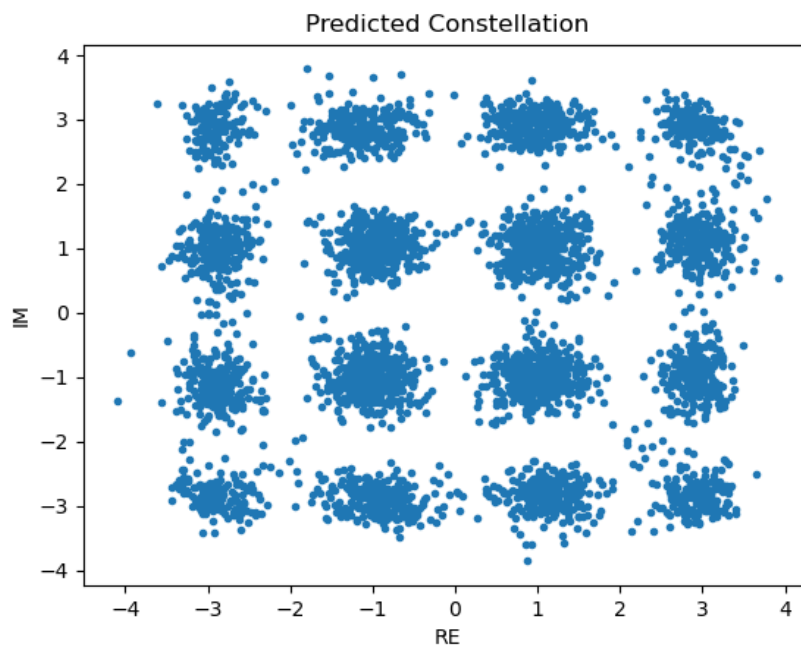
Όπως είναι ευνόητα κατανοητό όταν αλλάζεις την αρχική πιθανότητα εμφάνισης μιας κλάσης αλλάζεις και το συνολικό αποτέλεσμα λάθους των δεδομένων. Αυτό συμβαίνει διότι τα σύμβολα που εμφανίζονται στον εξωτερικό κύκλο είναι πιο ευαίσθητα σε μη γραμμικά φαινόμενα, άρα έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα σφάλματος. Καθώς αυξάνονται στο σύνολο των δεδομένων, αυξάνεται και το συνολικό ποσοστό σφάλματος, έτσι προκύπτει ένα δυσμενέστερο BER. Για τον λόγο αυτό στο πέρας κάθε εκπαίδευσης του μοντέλου, ελέγξαμε την αποτελεσματικότητά του στο σύνολο των αρχικών δεδομένων.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

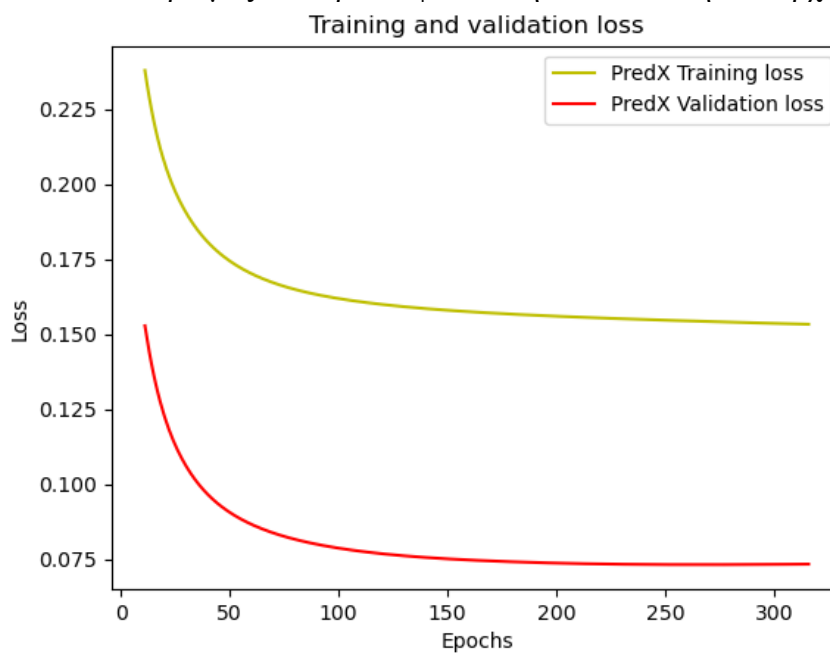
## Κεφάλαιο 7: Αποτελέσματα Μηχανικής Μάθησης

### 7.1 Αποτελέσματα Πιθανοκρατικού μοντέλου

Όπως είπαμε ήδη δοκιμάσαμε να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο στα αρχικά δεδομένα, σε ισόποσα δεδομένα και σε τουλάχιστον 50% ισόποσα δεδομένα. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τα αρχικά δεδομένα. Παρόμοια ήταν τα αποτελέσματα σε όλες τις ποσότητες δεδομένων.



Εικόνα 53: Ο αστερισμός που προέκυψε από την εκπαίδευση στα αρχικά δεδομένα.



Εικόνα 54: Αποτελέσματα training και validation απώλειας.

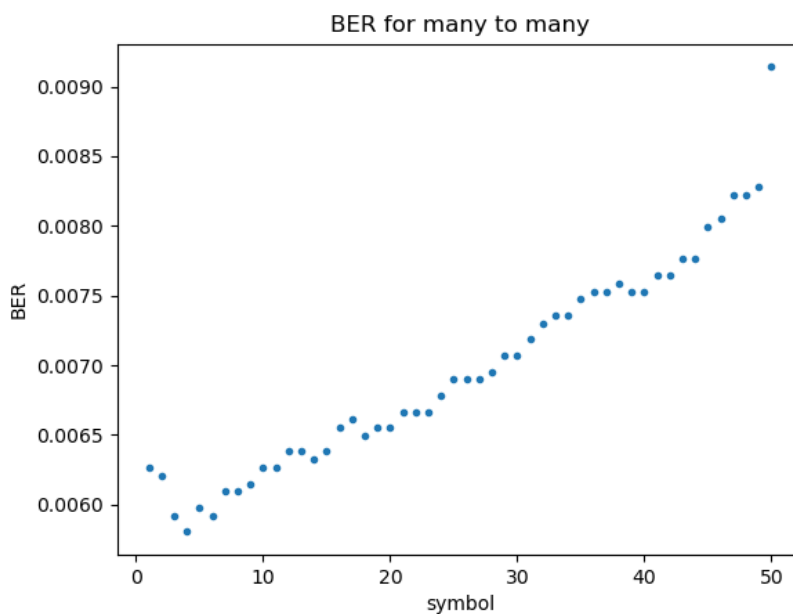
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Όπως φαίνεται στο σχήμα, το αποτέλεσμα είναι αρκετά ενθαρρυντικό καθώς οι καμπύλες επιτυγχάνουν πολύ μικρές απώλειες από τις 100 εποχές και συνεχώς βελτιώνονται. Ακόμα μπορούμε να εντοπίσουμε ότι η καμπύλη validation επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα, δείγμα έλλειψης υπερεκπαίδευσης.

Εκπαιδευόμε το νευρωνικό δίκτυο με την προσέγγιση ένα προς ένα ( $N_{sym}=1$ ) και πολλά προς πολλά ( $N_{sym}= 3, 5, 7, \dots, 201$ ), όπου το  $N_{sym}$  είναι το αριθμός συμβόλων ανά παράθυρο που έχουν δοκιμαστεί στην προσέγγιση πολλά προς πολλά. Κάθε σύμβολο σε κάθε παράθυρο περιέχει τέσσερις τιμές/χαρακτηριστικά (I, Q και για τις δύο πολώσεις) ως είσοδος  $X_x-pol$  και  $X_y-pol$  που τροφοδοτούν το αμφίδρομο επίπεδο LSTM των  $k$  κρυφών μονάδων.

Η προσέγγιση πολλά προς πολλά είναι ωφέλιμη καθώς λαμβάνει υπόψη τη μη γραμμική αλληλεπίδραση μεταξύ γειτονικών bits που προκαλείται από τη χρωματική διασπορά. Για μεγαλύτερες τιμές διασποράς (ζώνη C), το μήκος της λέξης πρέπει να αυξηθεί για να διακρίνει και να «μάθει» τα πολυάριθμα μοτίβα που δημιουργούνται ως αποτέλεσμα της αλληλεπίδρασης διασποράς και μη γραμμικότητας.

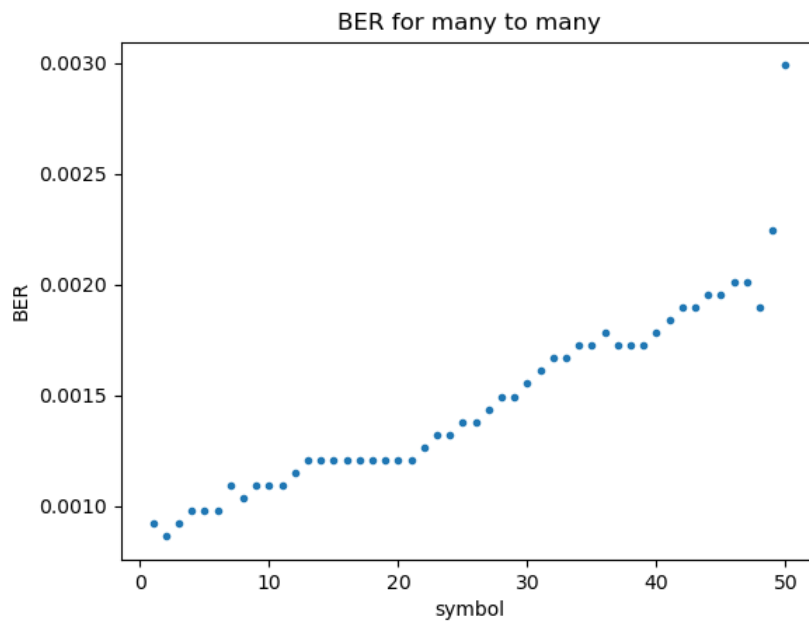
Η προσέγγιση πολλά προς πολλά μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο όταν τα δεδομένα που εκπαιδεύουν το μοντέλο είναι σειριακά δηλαδή δεν έχουν τυχαία αλληλουχία. Αντιλαμβανόμεστε λοιπόν πως αυτό είναι δυνατό μόνο στην περίπτωση των αρχικών δεδομένων που προέρχονται από την Gaussian κατανομή. Στην περίπτωση που προσθέτουμε δεδομένα δεν ισχύει η μη γραμμική αλληλεπίδραση μεταξύ γειτονικών bits που προκαλείται από τη χρωματική διασπορά. Αυτό το πρόβλημα γίνεται εμφανές στα παρακάτω διαγράμματα.



Εικόνα 55: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα του τεστ.

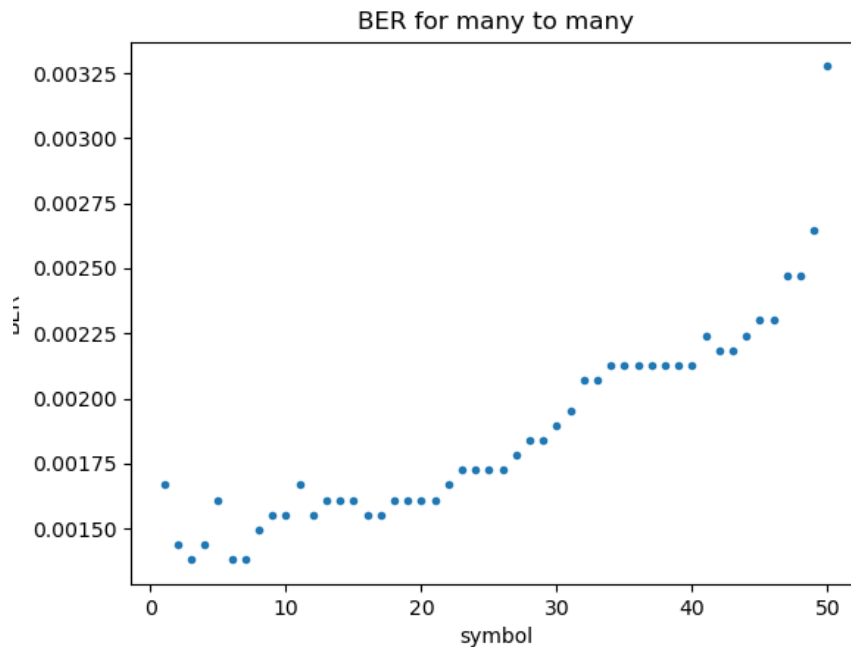


Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



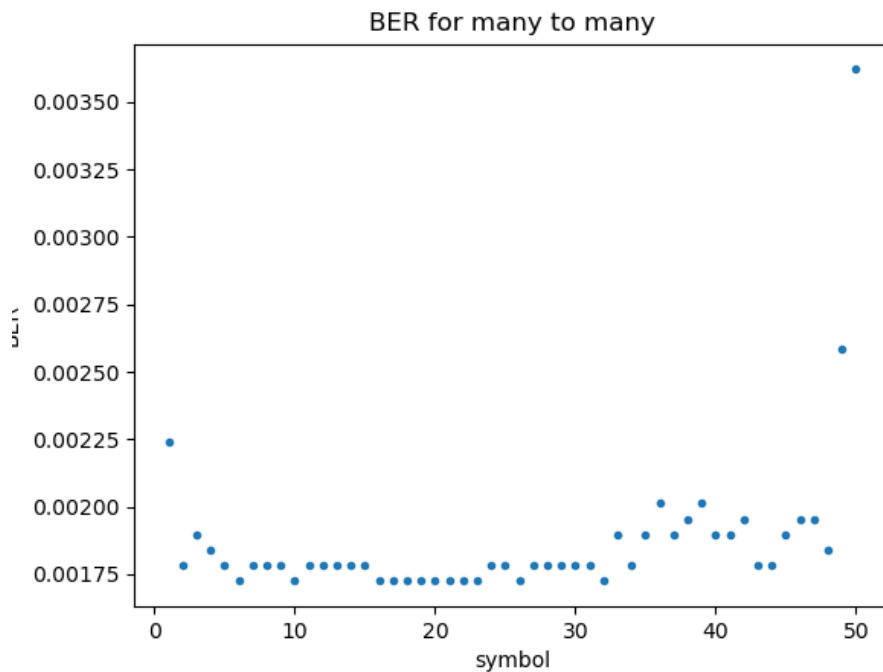
Εικόνα 56: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα.

Η παραπάνω εικόνα διαφέρει καθώς αναφέρεται σε ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων, ενώ η προηγούμενη αφορά τα δεδομένα του τέστ (20% του αρχικού πλήθους).



Εικόνα 57: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 58: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα τουλάχιστον 50% ισόποσα δεδομένα.

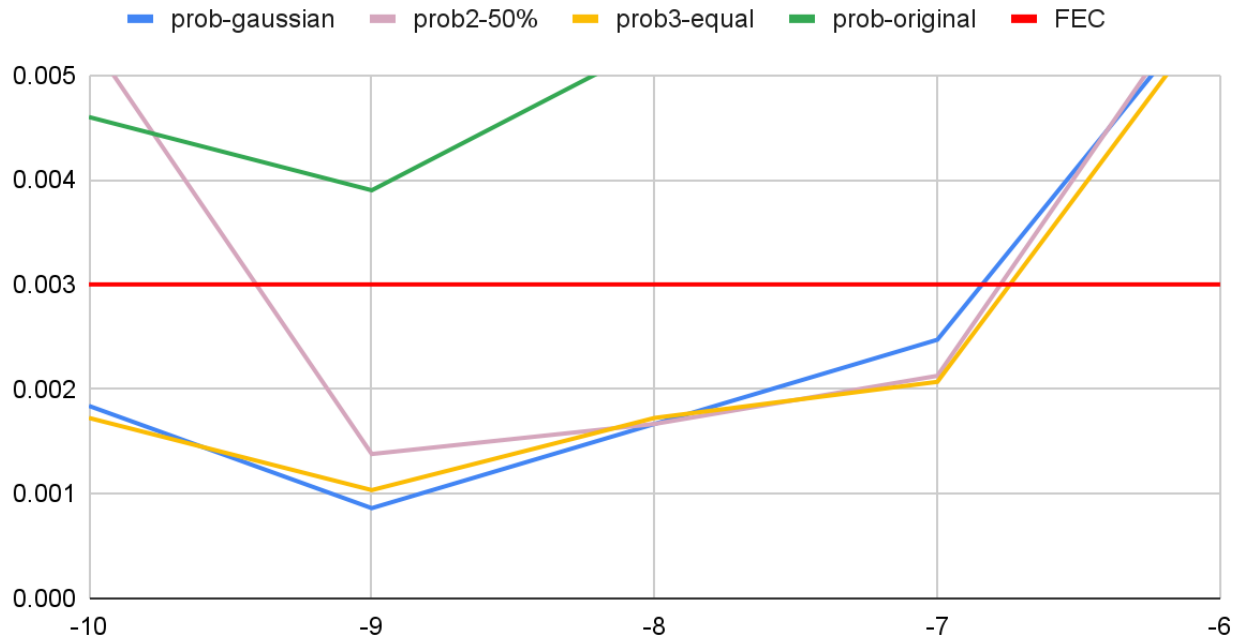
Ποσοστό ισότητας	Testing	Gaussian	100% ισόποσα	50% ισόποσα
<b>Μέγιστο BER</b>	0.006	0.001	0.0015	0.0017

Πίνακας 2: Σύγκριση της προσέγγισης πολλά προς πολλά σε διάφορα ποσοστά ισότητας δεδομένων.

Όπως είχαμε πεί στην αρχή η προσέγγιση πολλά προς πολλά λειτουργεί βέλτιστα στα αρχικά δεδομένα.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

### BER at 3.9 Entropy



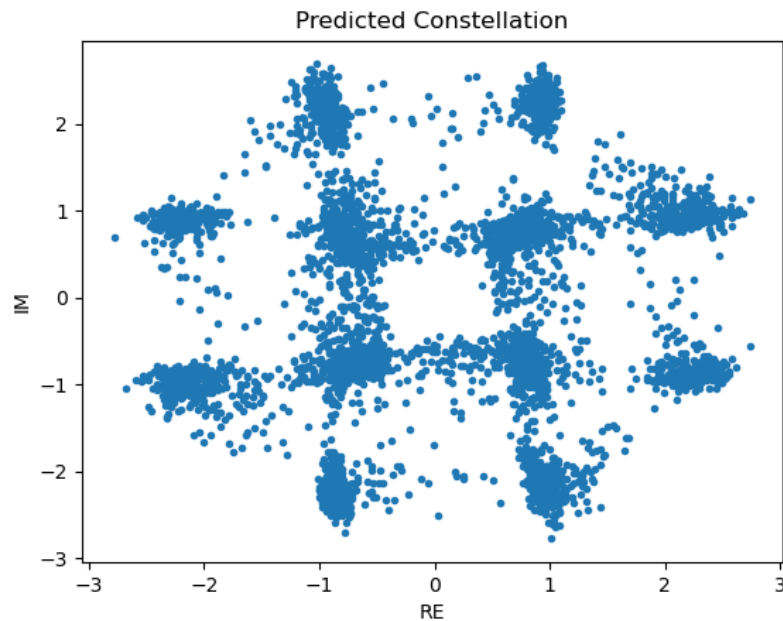
Εικόνα 59: Συνολικά αποτελέσματα.

Το μοντέλο Lstm κατάφερε να βελτιώσει σημαντικά το BER των δεδομένων. Τα αρχικά αποτελέσματα (εντροπία 3.9), χωρίς καμία επεξεργασία με μηχανική μάθηση δεν κατόρθωσαν να πετύχουν BER εντός FEC ορίων. Όπως όμως βλέπουμε όλα τα μοντέλα με όλα τα πιθανά ποσοστά δεδομένων καταφέρνουν να βρίσκονται εντός FEC ορίων. Ακόμα, μπορούμε να εντοπίσουμε την καλύτερη απόδοση των αρχικών δεδομένων εκπαίδευσης, έστω και μικρή, λόγω της συνεισφοράς της προσέγγισης πολλά προς πολλά.

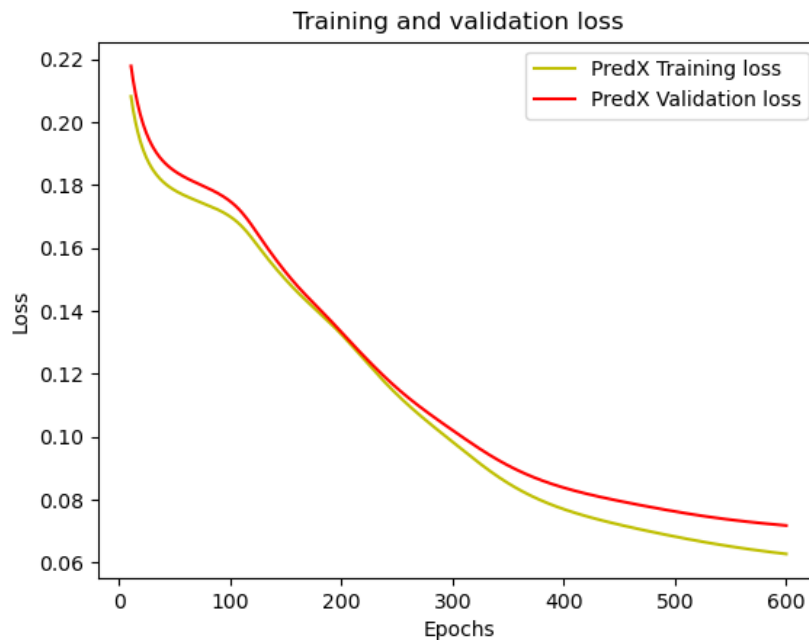
Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## 7.2 Αποτελέσματα Συνδυαστικού Μοντέλου

Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από τα αρχικά δεδομένα. Παρόμοια ήταν τα αποτελέσματα σε όλες τις ποσότητες δεδομένων.



Εικόνα 60: Ο αστερισμός που προέκυψε από την εκπαίδευση στα αρχικά δεδομένα.

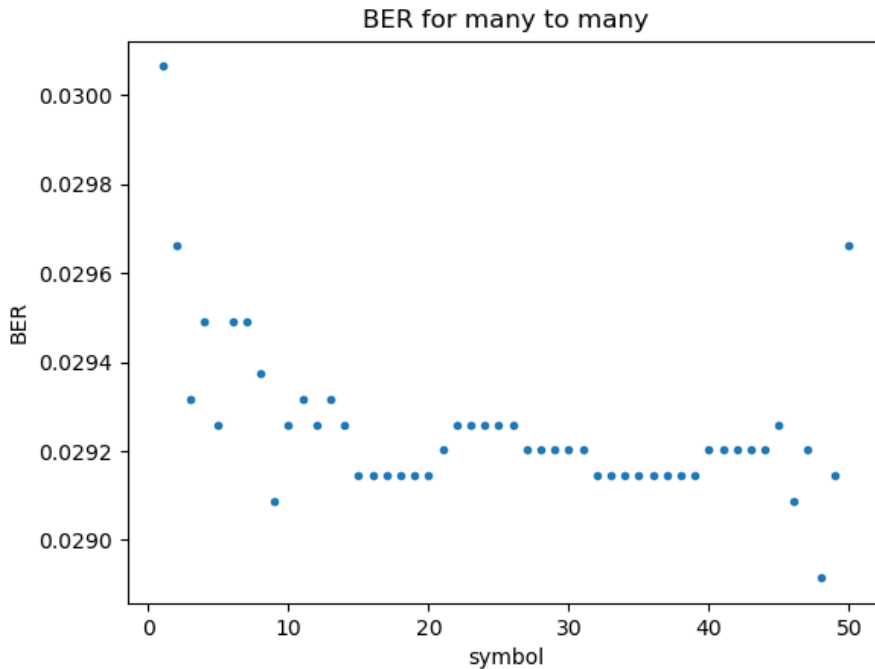


Εικόνα 61: Αποτελέσματα training και validation απώλειας.

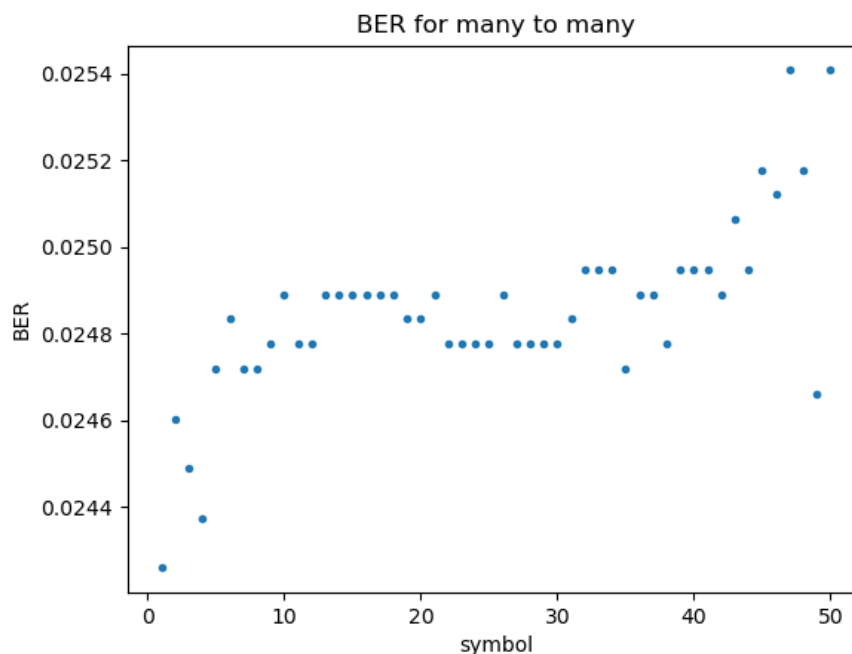
Όπως φαίνεται στο σχήμα, το αποτέλεσμα δεν είναι αρκετά ενθαρρυντικό καθώς οι καμπύλες δεν

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

επιτυγχάνουν μικρό σφάλμα αλλά συνεχώς βελτιώνονται. Ακόμα μπορούμε να εντοπίσουμε ότι η καμπύλη validation επιτυγχάνει ελαφρώς χειρότερα αποτελέσματα. Επίσης, όπως μπορούμε να διακρίνουμε οι δύο καμπύλες είναι αρκετά όμοιες σε σχεδόν ίδια απόσταση.

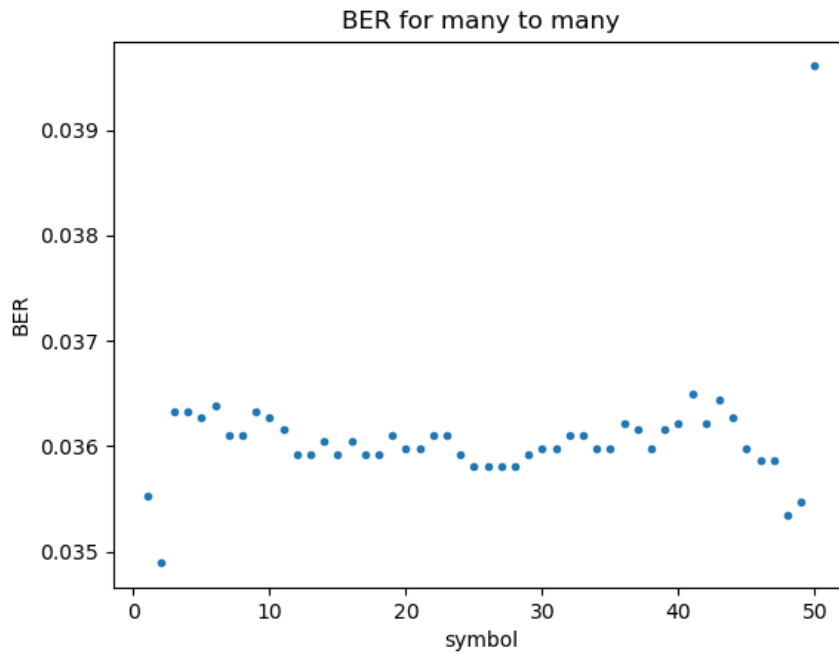


Εικόνα 62: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα του τεστ.

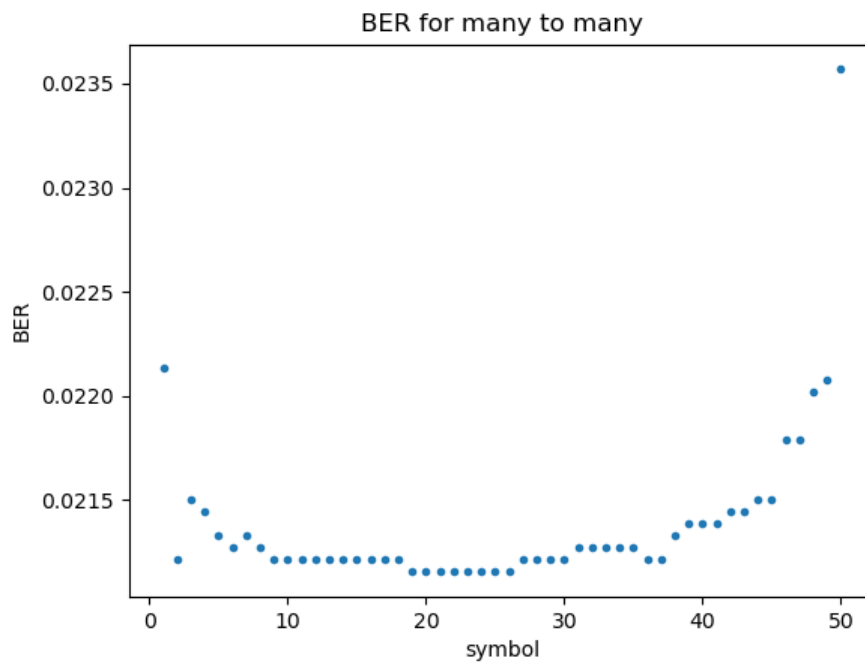


Εικόνα 63: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα αρχικά δεδομένα.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

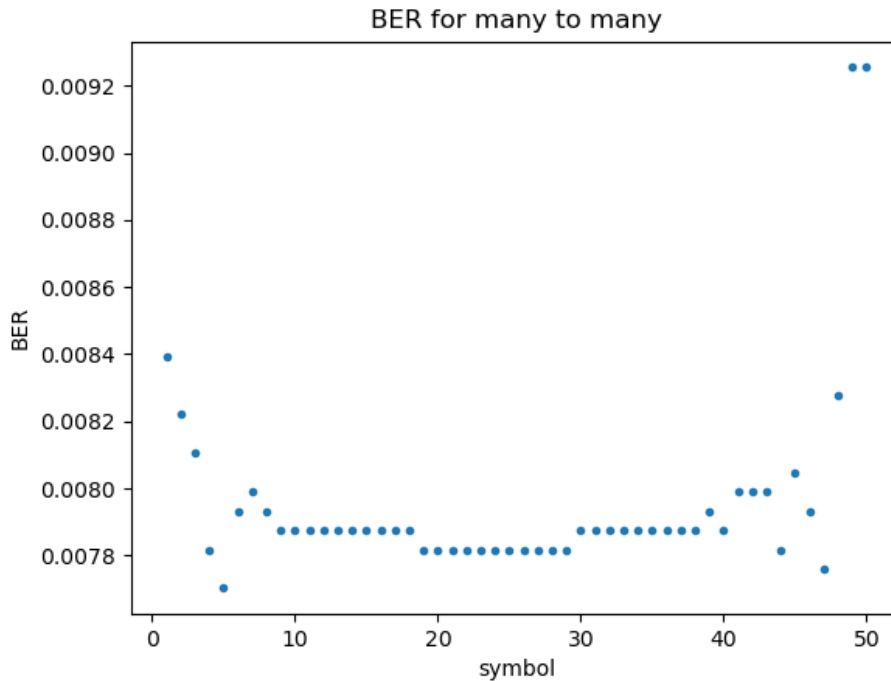


Εικόνα 64: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα.



Εικόνα 65: Τα αποτελέσματα της προσέγγισης πολλά προς πολλά στα τουλάχιστον 50% ισόποσα δεδομένα.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



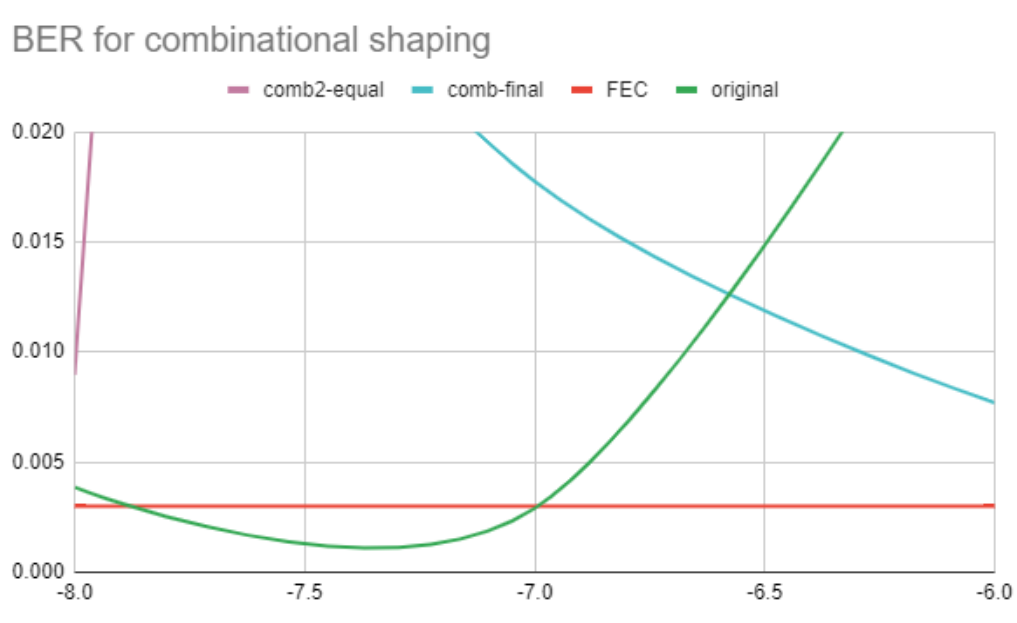
Εικόνα 66: Τα αποτελέσματα της προσέγγιση πολλά προς πολλά στα ισόποσα δεδομένα που έχουν ανακαταταξινομηθούν πρώτα.

Ποσοστό ισότητας	Testing	Gaussian	100% ισόποσα	100% random ισόποσα	50% ισόποσα
<b>Μέγιστο BER</b>	0.029	0.0242	0.035	0.0078	0.021

Πίνακας 3: Σύγκριση της προσέγγιση πολλά προς πολλά σε διάφορα ποσοστά ισότητας δεδομένων.

Τα βέλτιστα δεδομένα προκύπτουν όταν τυχαιοποιούμε τελείως την εμφάνιση των συμβόλων και άρα δεν χρησιμοποιούμε καθόλου την τεχνική πολλά προς πολλά.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).



Εικόνα 67: Συνολικά αποτελέσματα.

Το μοντέλο Lstm δεν κατάφερε να βελτιώσει το BER των δεδομένων. Τα αρχικά αποτελέσματα (πράσινο), χωρίς καμία επεξεργασία με μηχανική μάθηση προσφέρουν καλύτερα αποτελέσματα από οποιοδήποτε μοντέλο μηχανικής μάθησης.

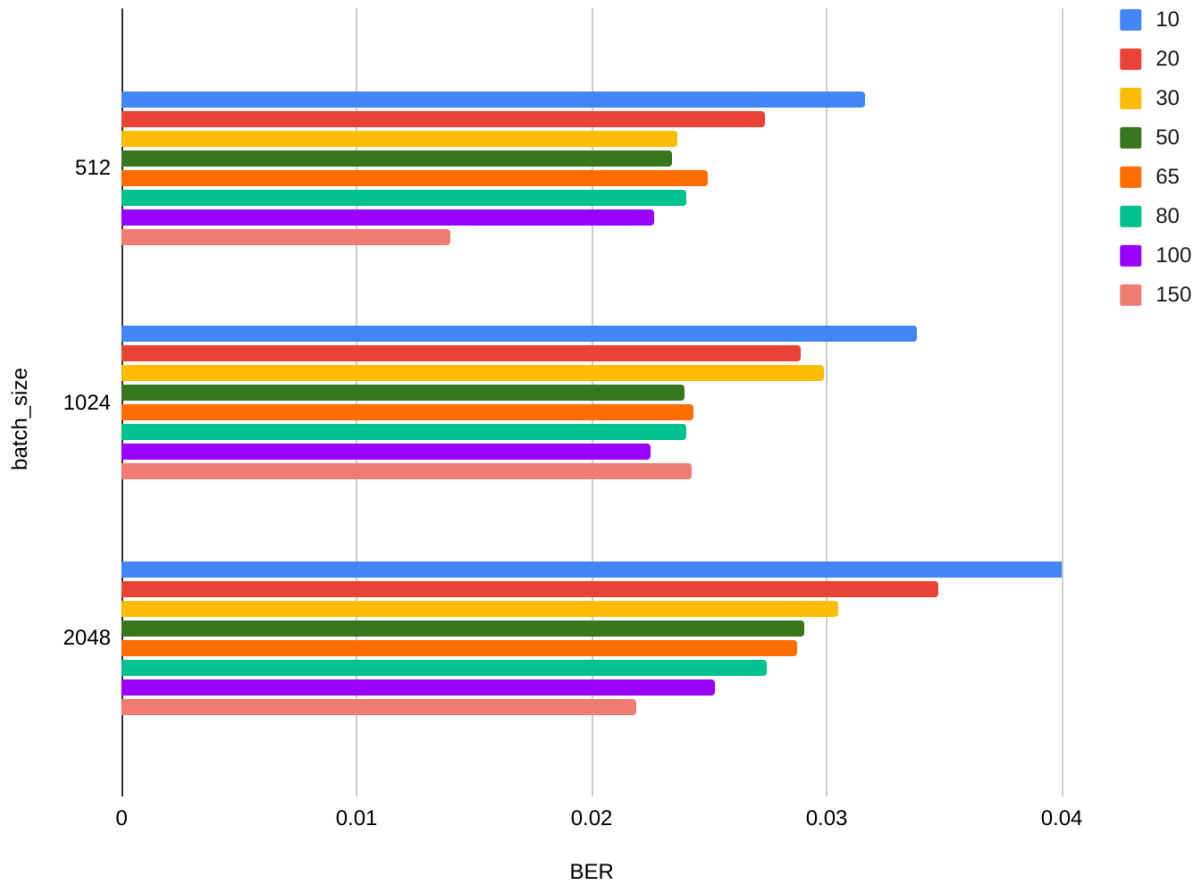
Για το λόγο αυτό, προσπαθήσαμε στη συνέχεια να εντοπίσουμε τις καλύτερους παραμέτρους για το μοντέλο, μέσω εξάντλησης των πιθανών επιλογών.

Δοκιμάσαμε να αλλάξουμε το πλήθος των εποχών, το μέγεθος του Batch size και την τυχαιότητα επιλογής των δεδομένων. Επίσης δοκιμάσαμε και τον λογαριθμικό αλγόριθμο βελτίωσης αλλά τον αποκλείσαμε αμέσως. Τέλος δοκιμάσαμε να μειώσουμε πάρα πολύ το patience για να μειώσουμε την πιθανότητα υπερεκπαίδευσης. Όλα τα παραπάνω συγκεντρώνονται στα παρακάτω διαγράμματα.



Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

epochs, batch and Validation BER

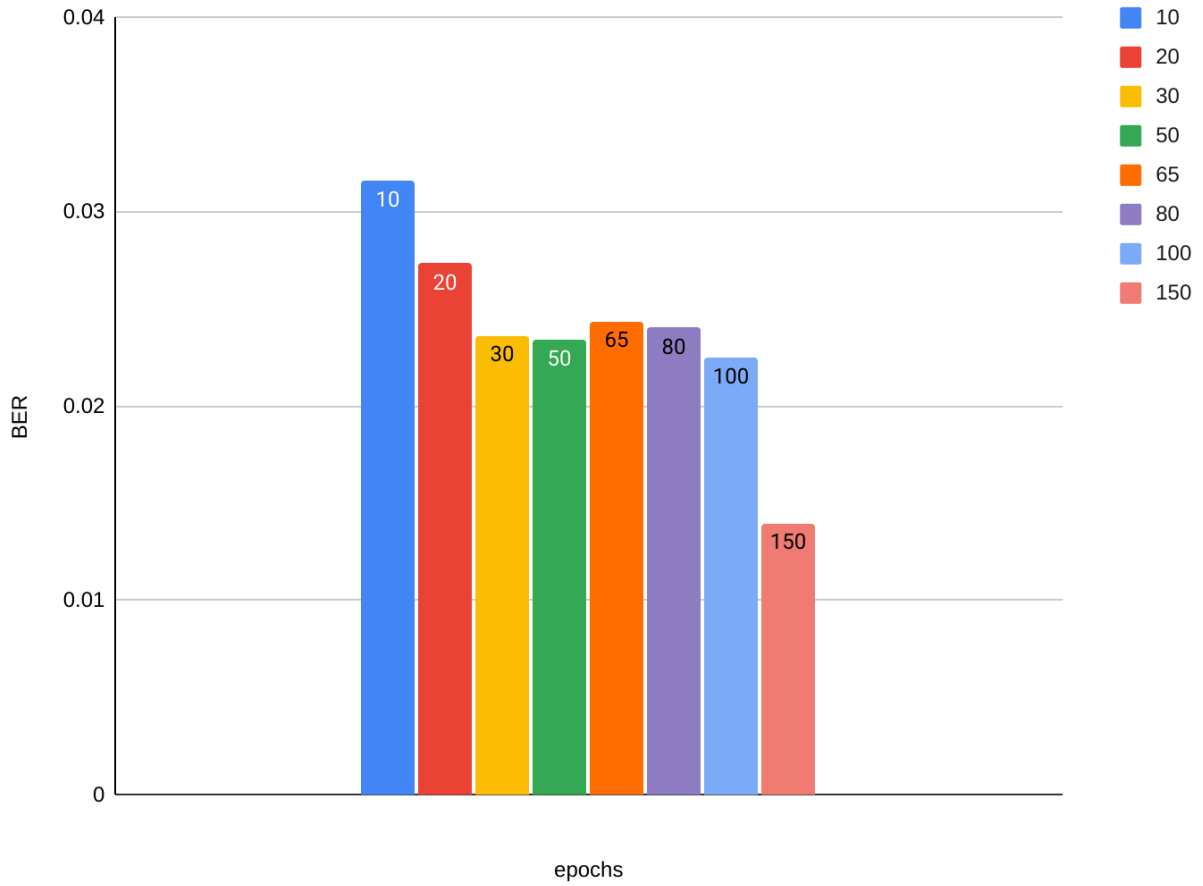


Εικόνα 68: BER για 512, 1024, 2048 batch για 10-150 epochs.

Αρχικά επιλέξαμε να δοκιμάσουμε την εκπαίδευση του μοντέλου σε ένα μικρό αριθμό εποχών και ένα μεγάλο μέγεθος batch, όπως θα συνέβαινε για ένα οποιοδήποτε διαφορετικό μοντέλο. Παρ' όλα αυτά σύμφωνα με τα αποτελέσματα η αρχικές συνθήκες ήταν οι βέλτιστες, δηλαδή μικρό μέγεθος batch για πολλές εποχές.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

epochs, batch and Validation BER

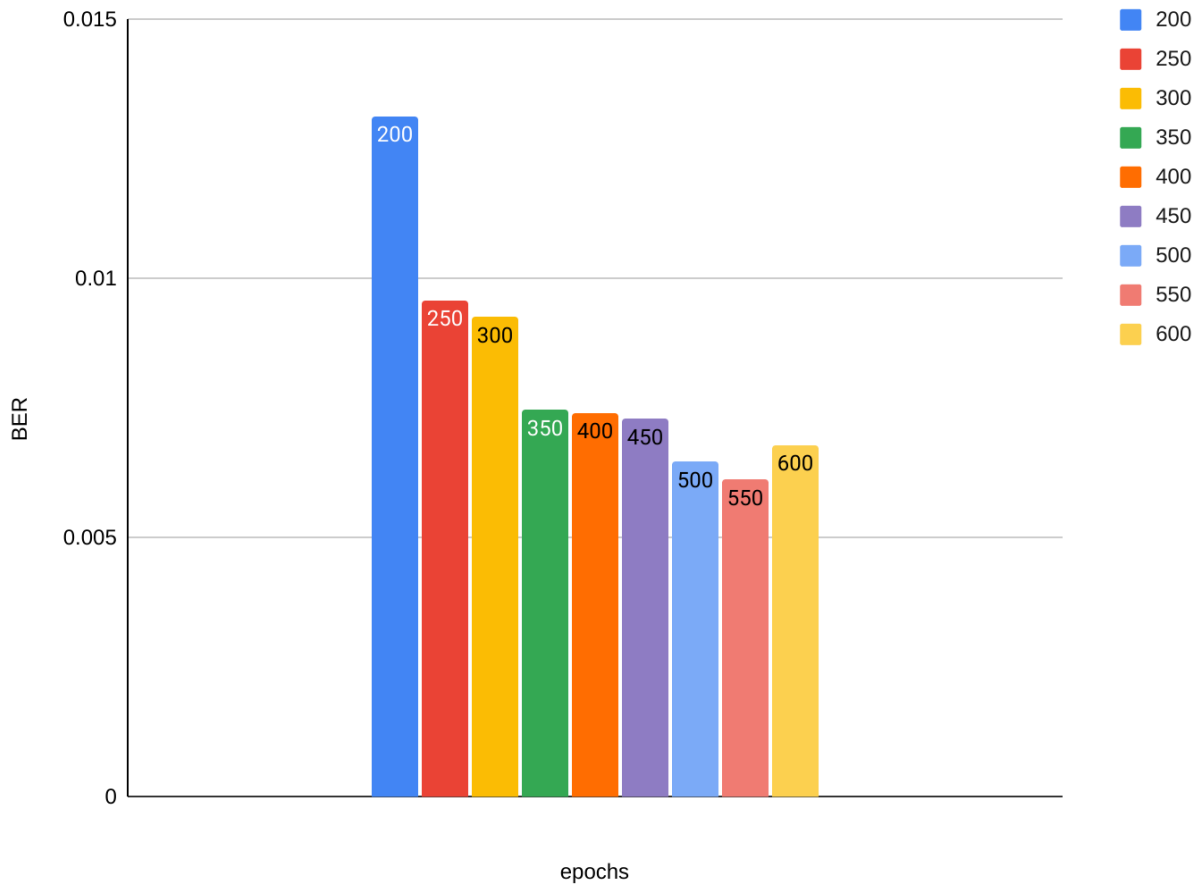


Εικόνα 69: BER per 10-150 epochs.

Παρόμοιο σχήμα ποιο στοχοποιημένο στις εποχές. Όσο αυξάνουμε το πλήθος των εποχών τόσο βελτιώνεται το BER.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

epochs, batch and Validation BER

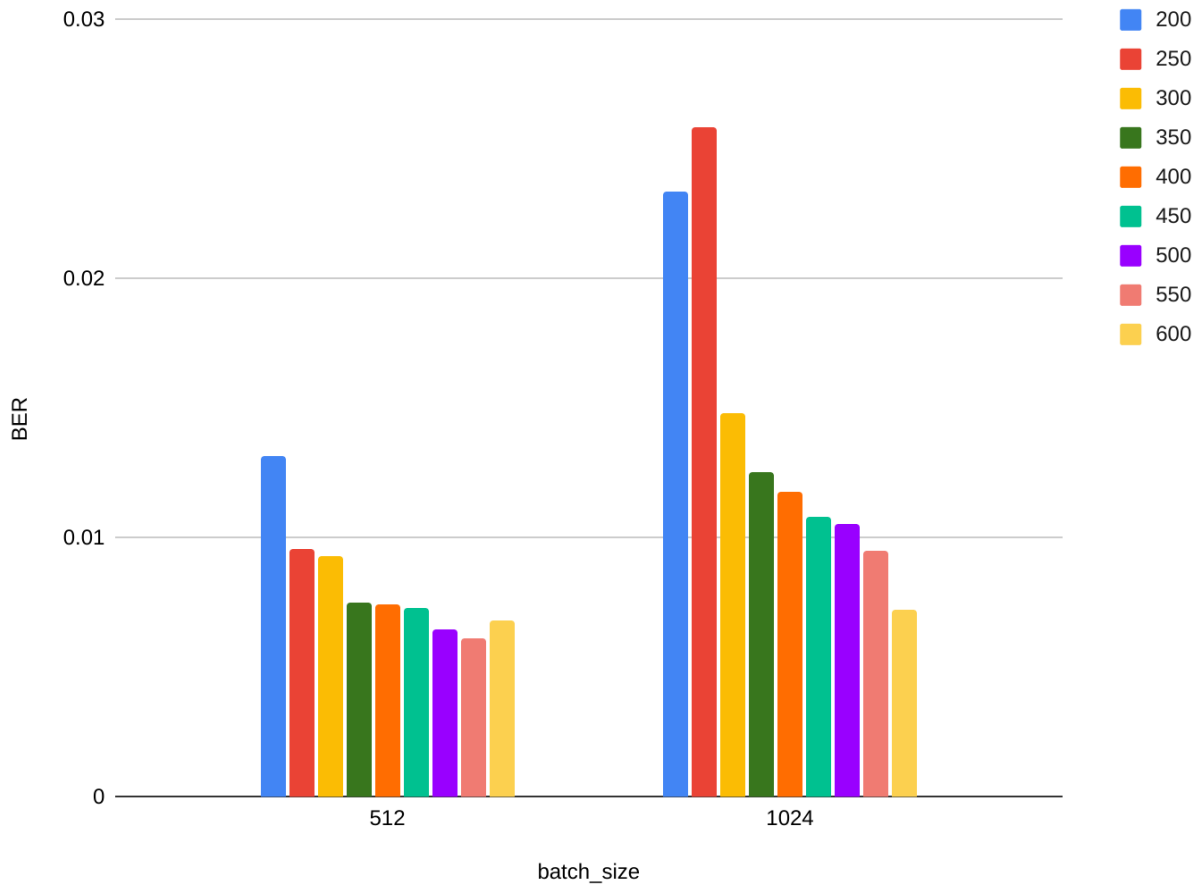


Εικόνα 70: BER per 200-600 epochs.

Στη συνέχεια επαγωγικά αυξήσαμε τις εποχές ώστε να εντοπίσουμε σε ποίο σημείο εμφανίζει ελάχιστο BER. Παρουσιάζεται στις 550 εποχές ελάχιστο BER με τιμή 0,006. Για να προσεγγίσουμε το FEC έπρεπε να υποδιπλασιάσουμε το BER, οπότε συνεχίσαμε τις δοκιμές στις υπόλοιπες παραμέτρους.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

epochs, batch and Validation BER

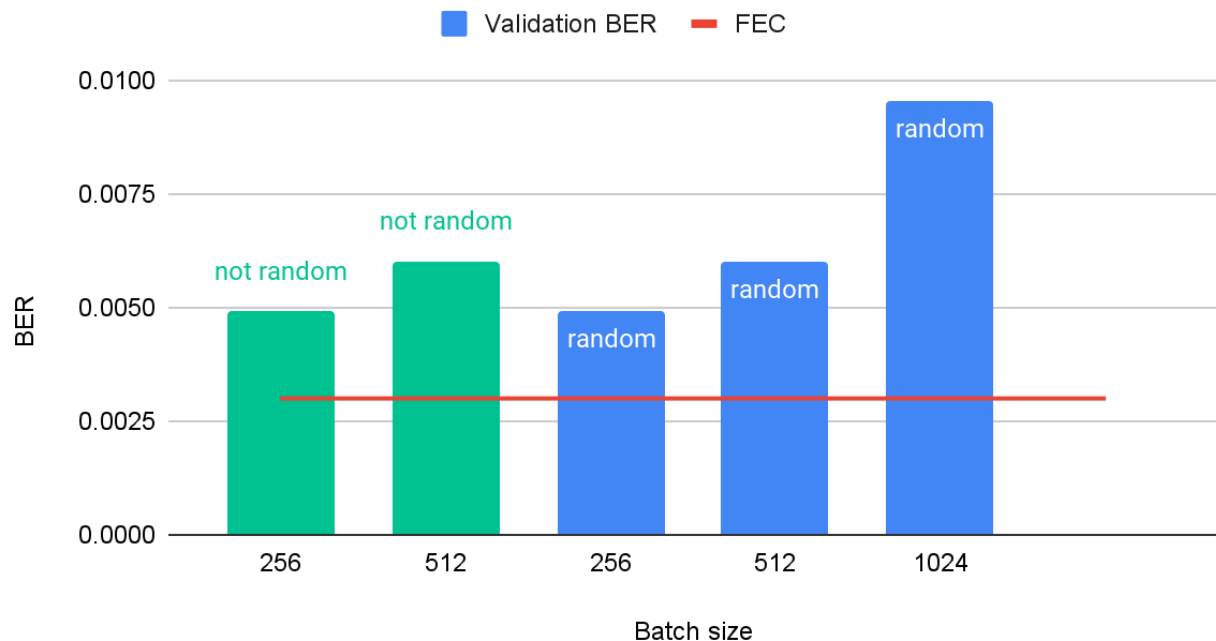


Εικόνα 71: BER για 512 και 1024 batch για 200-600 epochs.

Παρόμοιο διάγραμμα που περιγράφει μικρή βελτίωση καθώς μειώνουμε το batch size.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Ber for 550 epochs



Εικόνα 72: BER για 550 epochs για 256-1024 batch.

Τέλος συνδυάσαμε τα παραπάνω αποτελέσματα και επιλέξαμε να ελέγξουμε πώς βελτιώνεται το BER καθώς μειώνουμε το μέγεθος του batch. Φαίνεται πως αν και ελαχιστοποιούμε με 256 batch στα 0,0048 δεν προσεγγίζουμε το FEC.

## 7.3 Συμπεράσματα και εξέλιξη

Σύμφωνα με τα παραπάνω αποτελέσματα διαφαίνεται η υπεροχή της πιθανοκρατικής μεθόδου έναντι των υπολοίπων. Καταφέρνουμε με μόλις 0,1 μείωση την εντροπίας να επιτύχουμε καλό FEC.

Όσον αφορά το συνδυαστικό μοντέλο θα επιθυμούσαμε να διαθέτουμε μια αρκετά μεγαλύτερη ποσότητα δεδομένων, τετραπλάσια τουλάχιστον. Θα μπορούσαμε επίσης να δοκιμάσουμε με δεδομένα μη πιθανοκρατικού γεωμετρικού qam. Έτσι θα είχαμε ισόποση εμφάνιση των συμβόλων στα δεδομένα και θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε την τεχνική πολλά προς πολλά. Ακόμα θα μπορούσαμε να αυξήσουμε αρκετά την πολυπλοκότητα του μοντέλου και να ελέγξουμε και άλλες ποσότητες κρυφών επιπέδων. Έτσι ίσως να προσεγγίζαμε το όριο FEC.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

## Κεφάλαιο 8: Βιβλιογραφία

- [1] Wendorf, Marcia, et al. "Both the U.S., Russia Are Stalking the World's Undersea Cables." Interesting Engineering, 16 August 2019, <https://interestingengineering.com/both-the-us-and-russia-are-stalking-the-worlds-undersea-cables>.
- [2] B.K. Nayar, N. Finlayson & N.J. Doran (1993) Concatenated All-optical Loop Mirror Switches, Journal of Modern Optics, 40:12, 2327-2332.
- [3] Khelifi A, Ciccone G, Altaweel M, Basmaji T, Ghazal M. Autonomous Service Drones for Multimodal Detection and Monitoring of Archaeological Sites. Applied Sciences. 2021; 11(21):10424.
- [4] Clesca, Bertrand. "Shannon Limit | OpticalCloudInfra." Optical Cloud Infrastructure, 2017, <http://opticalcloudinfra.com/index.php/2017/07/09/shannon-limit-sets-upper-bar-optical-networks/>.
- [5] Qiang Fu and Wenbo Sun, "Mie theory for light scattering by a spherical particle in an absorbing medium," Appl. Opt. 40, 1354-1361 (2001)
- [6] Stavros Deligiannidis, Charis Mesaritakis, and Adonis Bogris, "Performance and Complexity Analysis of Bi-Directional Recurrent Neural Network Models Versus Volterra Nonlinear Equalizers in Digital Coherent Systems," J. Lightwave Technol. 39, 5791-5798 (2021)
- Armando Pinto, "Optical Networks: A Practical Perspective, 2nd Edition," J. Opt. Netw. 1, 219-220 (2002)
- Agrawal, Gowind P.. Fiber-Optic Communication Systems. 4rd : John Wiley & Sons, 2002.
- Johnson, Larry. "A Colorful Problem | ISEMAG." ISE Magazine, 1 September 2018, <https://www.isemag.com/2018/09/a-colorful-problem/>.
- LightRiver. "OTN / SONET - LightRiver Companies." LightRiver Technologies, <https://lightriver.com/transport-connectivity/otn-sonet/>.
- "Demonstration of World Record: 319 Tb/s Transmission over 3,001 km with 4-core optical fiber | 2021." NICT, 12 July 2021, <https://www.nict.go.jp/en/press/2021/07/12-1.html>.
- L. H. Spiekman, Optical Fiber Telecommunications, Vol. 4A, I. P. Kaminow and T. Li, Eds., Academic Press, Boston, 2002, Chap. 14
- J.S. Harris, M. Wistey, S. Bank, L. Goddard, V. Lordi, H. Bae, H. Yuen, Chapter 17 - Long-wavelength Dilute Nitride-Antimonide Lasers, Dilute Nitride Semiconductors, Elsevier, 2005, Pages 507-578.
- Lombardi, Candace. "Sound amplification by stimulated emission of radiation." Wikiwand,

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

[https://www.wikiwand.com/en/Sound\\_amplification\\_by\\_stimulated\\_emission\\_of\\_radiation](https://www.wikiwand.com/en/Sound_amplification_by_stimulated_emission_of_radiation).

skullsinthestars. "Fabry, Perot, and their wonderful interferometer (1897, 1899)." Skulls in the Stars, 16 October 2008,  
<https://skullsinthestars.com/2008/10/16/fabry-perot-and-their-wonderful-interferometer-1897-1899/>.

tsuda lab, and keio university. "Establishing a new wavelength band for optical communications." Tsuda lab, [http://www.tsud.elec.keio.ac.jp/english/research/to\\_e.html](http://www.tsud.elec.keio.ac.jp/english/research/to_e.html).

H. Nain, U. Jadon and V. Mishra, "Evaluation and analysis of non-linear effect in WDM optical network," 2016 IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT), 2016, pp. 36-39.

I. Rasheed, M. Abdullah, S. Mehmood and M. Chaudhary, "Analyzing the non-linear effects at various power levels and channel counts on the performance of DWDM based optical fiber communication system," 2012 International Conference on Emerging Technologies, 2012, pp. 1-5.

Diament P. Wave Transmission and Fiber Optics / Paul Diament. Macmillan; 1990.

Darko Zibar, Ole Winther, Niccolo Franceschi, Robert Borkowski, Antonio Caballero, Valeria Arlunno, Mikkel N. Schmidt, Neil Guerrero Gonzales, Bangning Mao, Yabin Ye, Knud J. Larsen, and Idelfonso Tafur Monroy, "Nonlinear impairment compensation using expectation maximization for dispersion managed and unmanaged PDM 16-QAM transmission," Opt. Express 20, B181-B196 (2012)

Fernández, E. A. , Soto, A. M. C. , Gonzalez, N. G. , Serafino, G., Ghelfi, P., & Bogoni, A. (2019). Machine Learning Techniques to Mitigate Nonlinear Phase Noise in Moderate Baud Rate Optical Communication Systems. In (Ed.), Intelligent System and Computing. IntechOpen.

Carson, William & Chatzigeorgiou, Ioannis & Wassell, I.J. & Rodrigues, M.R.D. & Carrasco, R.A.. (2007). On the Performance of Iterative Demapping and Decoding Techniques over Quasi-Static Fading Channels. 1 - 5.

Shukla, Pratik, and Roberto Iriondo. "A tutorial on the main types of neural networks and their applications to real-world challenges." Towards AI, 13 July 2020,  
<https://towardsai.net/p/machine-learning/main-types-of-neural-networks-and-its-applications-tutorial-1-734480d7ec8e?fbclid=IwAR3IYJBGX11y3YSMZ1U3bS-WrPE4aO2Vpt7DvC4gymiBJwOIFutk3IM-q0>.

Jianxin Ren, Bo Liu, Xing Xu, Lijia Zhang, Yaya Mao, Xiangyu Wu, Ying Zhang, Lei Jiang, and Xiangjun Xin, "A probabilistically shaped star-CAP-16/32 modulation based on constellation design with honeycomb-like decision regions," Opt. Express 27, 2732-2746 (2019)

Jiang, Lei & Liu, Bo & Mao, Yaya & Wu, Xiangyu & Ren, Jianxin & Xu, Xing & Han, Shun & Zhao, Jianye & Zhao, Lilong & Sun, Tingting & Zhang, Lijia. (2019). A novel multi-level constellation compression modulation for GFDM-PON. IEEE Photonics Journal. PP. 1-1.

Εξετάζοντας την εξάλειψη των μη γραμμικών φαινομένων στις οπτικές ίνες, αξιοποιώντας τις τεχνικές πιθανοκρατικής & μηχανικής μάθησης (bi-LSTM).

Fernández, E. A. , Soto, A. M. C. , Gonzalez, N. G. , Serafino, G., Ghelfi, P., & Bogoni, A. (2019). Machine Learning Techniques to Mitigate Nonlinear Phase Noise in Moderate Baud Rate Optical Communication Systems. In (Ed.), Intelligent System and Computing. IntechOpen.

C. Hager, A. Graell i Amat, A. Alvarado and E. Agrell, "Design of APSK Constellations for Coherent Optical Channels with Nonlinear Phase Noise," in IEEE Transactions on Communications, vol. 61, no. 8, pp. 3362-3373, August 2013.

Z. Qu and I. B. Djordjevic, "Geometrically Shaped 16QAM Outperforming Probabilistically Shaped 16QAM," 2017 European Conference on Optical Communication (ECOC), 2017, pp. 1-3.

J. Cho and P. J. Winzer, "Probabilistic Constellation Shaping for Optical Fiber Communications," in Journal of Lightwave Technology, vol. 37, no. 6, pp. 1590-1607, 15 March 2019.

S. Deligiannidis, A. Bogris, C. Mesaritakis and Y. Kopsinis, "Compensation of Fiber Nonlinearities in Digital Coherent Systems Leveraging Long Short-Term Memory Neural Networks," in Journal of Lightwave Technology, vol. 38, no. 21, pp. 5991-5999, 1 Nov. 2020.

John C. Cartledge, Fernando P. Guiomar, Frank R. Kschischang, Gabriele Liga, and Metodi P. Yankov, "Digital signal processing for fiber nonlinearities [Invited]," Opt. Express 25, 1916-1936 (2017)

Iriondo, Roberto, and Pratik Shukla. "What is Machine Learning (ML)?" Towards AI, 6 May 2022, <https://towardsai.net/p/machine-learning/what-is-machine-learning-ml-b58162f97ec7>.

Graves, Alex. "Understanding LSTM Networks -- colah's blog." Colah's blog, 27 August 2015, <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. Accessed 10 July 2022.

Aungiers, Jakob. "Time Series Prediction Using LSTM Deep Neural Networks." Altum Intelligence, 1 September 2018,

<https://www.altumintelligence.com/articles/a/Time-Series-Prediction-Using-LSTM-Deep-Neural-Networks>.