



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ

ΝΕΥΡΟΜΟΡΦΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΥΛΙΚΩΝ ΜΕΤΑΒΛΗΤΗΣ ΦΑΣΗΣ

ΤΟΥ

[Πιπεριά Εμμανουήλ]

Επιβλέπων: Μεσαριτάκης Χάρης

Σάμος. [Φεβρουάριος, 2023]

Πρόλογος και ευχαριστίες

Θέλω να ευχαριστήσω τον κύριο Μεσαριτάκη για την καθοδήγηση του στην εκπόνηση αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Επίσης, ευχαριστώ την οικογένεια μου για την στήριξη της κατά τη διάρκεια των σπουδών μου,

© [2023]

του

ΠΙΠΕΡΙΑ ΕΜΜΑΝΟΥΗΛ

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΙΓΑΙΟΥ

Πίνακας περιεχομένων

1	. Εισαγωγή.....	10
2	. Εισαγωγή της Φωτονικής στηνΠληροφορική.....	12
3	. Εισαγωγή στην επεξεργασία αιχμής και τη διεγερσιμότητα.....	28
4	. Υλοποίηση φωτονικού συστήματος αιχμών με χρήση πολυπλεξίας συχνότητας.....	49
5	. Υλικά Ημιαγωγών.....	68
	Βιβλιογραφία.....	89

Λίστα Σχημάτων

Εικόνα 2.1	Αριθμός Σελίδας 13
Εικόνα 3.1	Αριθμός Σελίδας 30
Εικόνα 3.2	Αριθμός Σελίδας 30
Εικόνα 3.3	Αριθμός Σελίδας 33
Εικόνα 3.4	Αριθμός Σελίδας 43
Εικόνα 3.5	Αριθμός Σελίδας 44
Εικόνα 3.6	Αριθμός Σελίδας 46
Εικόνα 3.7	Αριθμός Σελίδας 47
Εικόνα 4.1	Αριθμός Σελίδας 55
Εικόνα 4.2	Αριθμός Σελίδας 57
Εικόνα 4.3	Αριθμός Σελίδας 58
Εικόνα 4.4	Αριθμός Σελίδας 59
Εικόνα 4.5	Αριθμός Σελίδας 60
Εικόνα 4.6	Αριθμός Σελίδας 62
Εικόνα 4.7	Αριθμός Σελίδας 63
Εικόνα 4.8	Αριθμός Σελίδας 64
Εικόνα 4.9	Αριθμός Σελίδας 65
Εικόνα 4.10	Αριθμός Σελίδας 66
Εικόνα 4.11	Αριθμός Σελίδας 66
Εικόνα 4.12	Αριθμός Σελίδας 68
Εικόνα 4.13	Αριθμός Σελίδας 68
Εικόνα 4.14	Αριθμός Σελίδας 69
Εικόνα 5.1	Αριθμός Σελίδας 72
Εικόνα 5.2	Αριθμός Σελίδας 78
Εικόνα 5.3	Αριθμός Σελίδας 81
Εικόνα 5.4	Αριθμός Σελίδας 86
Εικόνα 5.5	Αριθμός Σελίδας 90

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 3.1

Αριθμός Σελίδας 35

Πίνακας 4.1

Αριθμός Σελίδας 56

Περίληψη

Η παρούσα κατάσταση της κοινωνίας της πληροφορίας χαρακτηρίζεται από την ανάγκη για διαχείριση μεγάλου πλήθους δεδομένων. Η κυρίαρχη αρχιτεκτονική von Neumann δεν δύναται να διαχειριστεί αυτή τη νέα πραγματικότητα. Σε αυτή την εργασία εξετάζουμε το πώς η αναδυόμενη τεχνολογία των νευρομορφικών δικτύων δίνει τη δυνατότητα να ξεπεραστούν τα όρια της αρχιτεκτονικής von Neumann. Αρχικά παραθέτουμε το ρόλο που παίζει η υιοθέτηση αρχών της επιστήμης της φωτονικής στην ανάπτυξη μιας νευρομορφικής αρχιτεκτονικής. Στη συνέχεια παραθέτουμε το βασικό χαρακτηριστικό της διεγερσιμότητας ενός νευρώνα. Έπειτα, αναπτύσσουμε τις μεθόδους με τις οποίες υλοποιείται ένα τέτοιο σύστημα καθώς και τα υλικά που χρησιμοποιεί, καταλήγοντας στα πλεονεκτήματα ενός τέτοιου συστήματος.

Λέξεις κλειδιά: νευρομορφική αρχιτεκτονική, νευρώνας, διεγερσιμότητα, φωτονική, πολυπλεξία συχνότητας, υλικά ημιαγωγών

Abstract

The current state of the information society is characterized by the need to manage large amounts of data. The dominant von Neumann architecture cannot handle this new reality. In this paper we examine how the emerging technology of neuromorphic networks enables the limits of the von Neumann architecture to be overcome. We first outline the role that the adoption of principles of photonics science plays in the development of a neuromorphic architecture. Next we list the basic characteristic of the excitability of a neuron. Then, we develop the methods by which such a system is implemented as well as the materials it uses, concluding with the advantages of such a system.

Keywords: neuromorphic architecture, neuron, excitability, photonics, frequency multiplexing, semiconductor materials

1

Εισαγωγή

Εισαγωγή των νευρομορφικών συστημάτων στην Πληροφορική

Η εποχή μας χαρακτηρίζεται από μια αυξανόμενη διάχυση πληροφοριών στην καθημερινή μας ζωή. Η διαχείριση, η εξαγωγή γνώσης και η δημιουργία προγνωστικών μοντέλων αναδυόμενων φαινομένων αυτών των πληροφοριών αντιπροσωπεύουν μερικά από τα πιο δύσκολα ερωτήματα που αντιμετωπίζει η κοινωνία και η επιστημονική έρευνα. Η ανάλυση πολύπλοκων και αναδυόμενων φαινομένων απαιτεί προσεγγίσεις που βασίζονται σε δεδομένα, στις οποίες ομάδες δεδομένων συντίθενται με υπολογιστικά εργαλεία σε πιθανά μοντέλα και προγνωστική γνώση. Οι περισσότερες τρέχουσες προσεγγίσεις σε σύνθετα συστήματα και ανάλυση μεγάλων δεδομένων είναι λύσεις λογισμικού που τρέχουν σε παραδοσιακές μηχανές von Neumann. Οι συμβατικοί ψηφιακοί υπολογιστές βασίζονται στην αρχιτεκτονική von Neumann [8] (ονομάζεται επίσης αρχιτεκτονική Princeton), αποτελείται από μια μνήμη που αποθηκεύει δεδομένα και οδηγίες, μια κεντρική μονάδα επεξεργασίας (CPU) και εισόδους και εξόδους. . Οι εντολές και τα δεδομένα που είναι αποθηκευμένα στη μονάδα μνήμης βρίσκονται πίσω από έναν κοινόχρηστο πολυπλεξικό δίαυλο που σημαίνει ότι δεν είναι δυνατή η ταυτόχρονη πρόσβαση και στα δύο.

Αυτό οδηγεί στο γνωστό bottleneck von Neumann που περιορίζει θεμελιωδώς την απόδοση του συστήματος - ένα πρόβλημα που επιδεινώνεται καθώς οι CPU γίνονται ταχύτερες και οι μονάδες μνήμης μεγαλύτερες. Ωστόσο, αυτό το υπολογιστικό παράδειγμα κυριαρχεί για περισσότερα από 60 χρόνια, εν μέρει λόγω της συνεχούς προόδου που υπαγορεύεται από τον νόμο του Moore για την κλιμάκωση της CPU και τον νόμο του Koomey για την ενεργειακή απόδοση που αντισταθμίζει το σημείο συμφόρησης. Ωστόσο, τα τελευταία χρόνια, μια τέτοια κλιμάκωση δεν ακολούθησε το παράδειγμά της, πλησιάζοντας σε ασύμπτωτο. Οι λόγοι πίσω από αυτήν την τάση μπορούν να εντοπιστούν τόσο στην αναπαράσταση της πληροφορίας σε φυσικό επίπεδο όσο και στην αλληλεπίδραση της επεξεργασίας με τη μνήμη σε αρχιτεκτονικό επίπεδο.

Τα τελευταία χρόνια, υπήρξε μια βαθιά αφοσιωμένη εξερεύνηση μη συμβατικών τεχνικών υπολογιστών - νευρομορφικής μηχανικής - για την ανακούφιση των προκλήσεων σε επίπεδο συσκευής και συστήματος/αρχιτεκτονικού επιπέδου που αντιμετωπίζουν οι συμβατικές πλατφόρμες υπολογιστών. Η νευρομορφική μηχανική στοχεύει στην κατασκευή μηχανών που χρησιμοποιούν βασικές λειτουργίες νευρικών συστημάτων γεφυρώνοντας τη φυσική της βιολογίας με πλατφόρμες μηχανικής που ενισχύουν την απόδοση για εφαρμογές που αλληλεπιδρούν με φυσικά περιβάλλοντα όπως η όραση και η ομιλία. Ως εκ τούτου, η νευρομορφική μηχανική διανύει μια πολύ συναρπαστική περίοδο καθώς υπόσχεται να κατασκευάσει επεξεργαστές που χρησιμοποιούν χαμηλές ενέργειες ενώ ενσωματώνουν τεράστιες ποσότητες πληροφοριών. Αυτά τα νευρωνικά εμπνευσμένα συστήματα χαρακτηρίζονται από ένα σύνολο υπολογιστικών αρχών, συμπεριλαμβανομένων αναπαραστάσεων υβριδικών αναλογικών-ψηφιακών σημάτων, συντοποθεσία μνήμης και επεξεργασίας, στατιστική μάθηση χωρίς επίβλεψη και κατανεμημένες αναπαραστάσεις πληροφοριών.

2

Εισαγωγή της Φωτονικής στην Πληροφορική

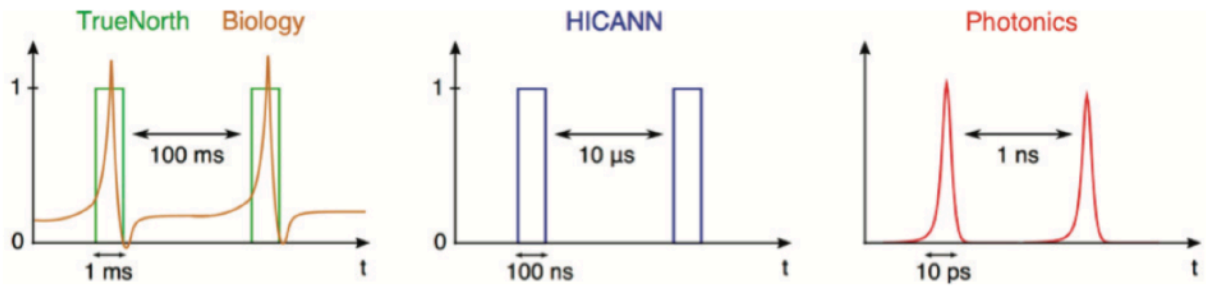
2.1 Επεξεργασία Φωτονικής Ακίδας

Η φωτονική έχει φέρει επανάσταση στη μετάδοση πληροφοριών (τηλεπικοινωνία), ενώ η ηλεκτρονική, παράλληλα, έχει κυριαρχήσει στον μετασχηματισμό πληροφοριών (υπολογισμοί). Αυτό οδηγεί στο εξής ερώτημα: «πώς μπορεί η ενοποίηση των ορίων μεταξύ των δύο να γίνει όσο το δυνατόν καλύτερη;». Στο παρελθόν, οι δυνατότητες επικοινωνίας μεταξύ των οπτικών διασυνδέσεων φαινόταν έυφορες για την ανάπτυξη της τεχνολογίας νευρωνικής δικτύωσης. Ωστόσο, οι προσπάθειες υλοποίησης συστημάτων πολλαπλασιασμού ολογραφικών ή διανυσμάτων-μήτρας απέτυχαν να ξεπεράσουν τα κύρια ηλεκτρονικά σε σχετικά προβλήματα στους υπολογιστές, τα οποία μπορεί ίσως να αποδοθούν στην ανωριμότητα των τεχνολογιών ολοκλήρωσης μεγάλης κλίμακας και του κόστους παραγωγής αυτών.

Οι τεχνικές κατασκευής ολοκληρωμένων κυκλωμάτων φωτονικού πυριτίου (PIC) [1,2] καθοδηγούνται από την τεράστια ζήτηση για οπτικές διασυνδέσεις στα συμβατικά ψηφιακά υπολογιστικά συστήματα, πράγμα που σημαίνει ότι οι πλατφόρμες για την ενσωμάτωση συστημάτων ενεργούς φωτονικής γίνονται εμπορική πραγματικότητα. Οι δυνατότητες της πρόσφατων προόδου στην τεχνολογία των ενσωματωμένων φωτονικών σχετικά με την χρήση τους στα μη συμβατικά υπολογιστικά συστήματα δεν έχει ακόμη διερευνηθεί.

Η παρατήρηση της φωτονικής για την επεξεργασία πληροφοριών που βασίζεται σε ακίδες έχει λάβει χώρα παράλληλα με την ανάπτυξη ηλεκτρονικών αρχιτεκτονικών τύπου *spiking*. Από την πρώτη επίδειξη επεξεργασίας φωτονικής ακίδας από τους Rosenbluth[3], υπήρξε μια αύξηση στην έρευνα που σχετίζεται με πτυχές της επεξεργασίας ακίδων σε διάφορες φωτονικές συσκευές με μια πρόσφατη άνθηση προτεινόμενων μορφών δυναμικής αιχμής [4]- ένας συνδυασμός που θα μπορούσε να οδηγήσει σε συνδυασμό υπολογισμού και επικοινωνίας στο ίδιο υπόστρωμα.

Η διαφορά στις κλίμακες φυσικών χρόνων επιτρέπει σε αυτά τα συστήματα λέιζερ να επιδεικνύουν τα πλεονεκτήματά τους, εκτός από πολλές τάξεις μεγέθους ταχύτερα από τα αντίστοιχα βιολογικά [5]. η χρονική ανάλυση (ανάλογη με το πλάτος της ακίδας) και η ταχύτητα επεξεργασίας (που συνδέεται με την περίοδο ανάπαυσης) επιταχύνονται σε μεγέθη που πλησιάζουν τα 100 εκατομμύρια (Εικ. 2.1). Ένα δίκτυο φωτονικών νευρώνων θα μπορούσε να επεκτύνει υπολογιστικούς τομείς που απαιτούν άνευ προηγουμένου χρονική ακρίβεια, απόδοση ισχύος και λειτουργική πολυπλοκότητα, συμπεριλαμβανομένων πιθανών εφαρμογών στην επεξεργασία ραδιοσυχνοτήτων ευρείας ζώνης (RF), προσαρμοστικού ελέγχου συστημάτων πολλαπλών κεραιών και επιστημονικών υπολογιστών υψηλής απόδοσης.



Εικόνα 2.1 Διαφορά στις χρονικές κλίμακες (πλάτος παλμού και ανθεκτική περίοδος) μεταξύ βιολογικών νευρώνων (αριστερά), ηλεκτρονικών νευρώνων αιχμής (μέση) και φωτονικών νευρώνων (δεξιά).

2.2 Πλατφόρμες Τεχνολογίας για Νευρομορφικές Αρχιτεκτονικές

Πρότυπα μοντέλα spiking έχουν κατασκευαστεί σε αναλογικά κυκλώματα CMOS, ψηφιακούς νευροσυναπτικούς πυρήνες και συσκευές που δεν είναι CMOS. Διάφορες τεχνολογίες έχουν επιδείξει μεγάλης κλίμακας νευρωνικά δίκτυα στα ηλεκτρονικά, όπως: το νευροδίκτυο ως μέρος του προγράμματος Brains in Silicon του Πανεπιστημίου Stanford [6], το TrueNorth της IBM ως μέρος του προγράμματος SyNAPSE της DARPA [7], το HICANN ως μέρος του Πανεπιστημίου του έργου FACETS/BrainScaleS της Χαϊδελβέργης [8] και του νευρομορφικού τσιπ του Πανεπιστημίου του Μάντσεστερ ως μέρος του έργου SpiNNaker [9]. Τα δύο τελευταία βρίσκονται υπό την ναυαρχίδα του έργου Human Brain της Ευρωπαϊκής Επιτροπής [10]. Αυτές οι πλατφόρμες αλληλεπιδρούν καλύτερα με τα φυσικά περιβάλλοντα εφαρμόζοντας τις αρχές του κυκλώματος και του συστήματος του νευρωνικού υπολογισμού, συμπεριλαμβανομένης της ισχυρής αναλογικής σηματοδότησης, της δυναμικής που βασίζεται στη φυσική, της κατανεμημένης πολυπλοκότητας και της μάθησης. Υπόσχονται ισχυρά πλεονεκτήματα στην αποτε-

λεσματικότητα, την ανοχή σε σφάλματα και την προσαρμοστικότητα σε σχέση με τις αρχιτεκτονικές von Neumann για εργασίες που περιλαμβάνουν μηχανική όραση και επεξεργασία ομιλίας. Ωστόσο, η χρήση αυτού του νευρομορφικού υλικού για την επεξεργασία ταχύτερων σημάτων (π.χ. ραδιοκυματομορφές) δεν είναι απλή υπόθεση επιτάχυνσης του χρόνου. Αυτά τα συστήματα βασίζονται σε λειτουργία αργού χρονικού διαστήματος για την επίτευξη πυκνών εσωτερικών διασυνδέσεων.

Ενώ οι επεξεργαστές von Neumann βασίζονται στην επικοινωνία με επεξεργαστή μνήμης σημείου προς σημείο, ένας νευρομορφικός επεξεργαστής απαιτεί συνήθως μεγάλο αριθμό διασυνδέσεων (δηλαδή, εκαντοντάδες, πολλών προς ένα fan-in ανά επεξεργαστή) [11]. Αυτό απαιτεί μια σημαντική ποσότητα συστημάτων πολλαπλής μετάδοσης, η οποία δημιουργεί ένα φόρτο επικοινωνίας. Αυτό, με τη σειρά του, εισάγει θεμελιώδεις προκλήσεις απόδοσης που προκύπτουν από το RC και τη φυσική ακτινοβολίας σε ηλεκτρονικές ζεύξεις, επιπλέον των τυπικών ορίων εύρους ζώνης-απόστασης ενέργειας των συνδέσεων από σημείο σε σημείο. Ενώ ορισμένα ενσωματώνουν ένα πυκνό πλέγμα καλωδίων που επικαλύπτουν το υπόστρωμα ημιαγωγών ως συστοιχίες εγκάρσιων ράβδων, τα συστήματα μεγάλης κλίμακας αναγκάζονται τελικά να υιοθετήσουν κάποια μορφή πολυπλεξίας διαίρεσης χρόνου (TDM) ή μεταγωγής πακέτων, ιδίως αναπαράσταση συμβάντος διεύθυνσης (AER). , το οποίο εισάγει το γενικό κόστος της αναπαράστασης της ακίδας ως ψηφιακού κωδικού αντί για φυσικό παλμό. Αυτή η αφαίρεση σε αρχιτεκτονικό επίπεδο επιτρέπει στις εικονικές διασυνδεσιμότητες να υπερβαίνουν την πυκνότητα καλωδίων κατά έναν παράγοντα που σχετίζεται με το θυσιασμένο εύρος ζώνης, το οποίο μπορεί να είναι τάξεις μεγέθους μεγαλύτερο. Τα SNN που βασίζονται στο AER είναι επομένως αποτελεσματικά στη στόχευση βιολογικών χρονικών κλιμάκων και του σχετικού χώρου εφαρμογής: εφαρμογές σε πραγματικό χρόνο (αναγνώριση αντικειμένων) στο καθεστώς kHz [12] και επιταχυνόμενη προσομοίωση στο καθεστώς

χαμηλού MHz[13]. Ωστόσο, η νευρομορφική επεξεργασία για εφαρμογές υψηλού εύρους ζώνης στο καθεστώς GHz (όπως η ανίχνευση και ο χειρισμός του ραδιοφάσματος και ο έλεγχος υπερηχητικού αεροσκάφους) πρέπει να ακολουθήσει μια θεμελιωδώς διαφορετική προσέγγιση στη διασύνδεση.

Ακριβώς όπως η οπτική και η φωτονική χρησιμοποιούνται για διασύνδεση σε συμβατικά συστήματα CPU, οι αρχές οπτικής δικτύωσης μπορούν να εφαρμοστούν στον νευρομορφικό τομέα. Η αντιστοίχιση ενός παραδείγματος επεξεργασίας στην υποκείμενη δυναμική του (Εικ. 2.1.5), αντί να αφαιρεθεί εντελώς η φυσική προσέγγιση, μπορεί να εξορθολογίσει σημαντικά την απόδοση και την απόδοση, και η χαρτογράφηση της συμπεριφοράς ενός λέιζερ στη συμπεριφορά ενός νευρώνα βασίζεται στην ανακάλυψη τυπικών μαθηματικών αναλογιών (δηλαδή ισομορφισμούς), στις αντίστοιχες δυναμικές που τα κυβερνούν. Πολλές από τις φυσικές διεργασίες που διέπουν τις φωτονικές συσκευές έχει αποδειχθεί ότι έχουν ισχυρή αναλογία με τα μοντέλα βιολογικής επεξεργασίας, τα οποία μπορούν και τα δύο να περιγραφούν στο πλαίσιο της μη γραμμικής δυναμικής. Οι ολοκληρωμένες φωτονικές πλατφόρμες μεγάλης κλίμακας (βλ. Εικ. 1.6) προσφέρουν μια ευκαιρία για υπερταχεία νευρομορφική επεξεργασία που συμπληρώνει τη νευρομορφική μικροηλεκτρονική που στοχεύει σε βιολογικά χρονοδιαγράμματα. Οι υψηλές ταχύτητες μεταγωγής, το υψηλό εύρος ζώνης επικοινωνίας και η χαμηλή συνομιλία μεταξύ καναλιών που επιτυγχάνονται στη φωτονική ταιριάζουν πολύ καλά για ένα εξαιρετικά γρήγορο σύστημα πληροφοριών βασισμένο σε ακίδες με υψηλές πυκνότητες διασύνδεσης [14].

2.3 Προκλήσεις για ανερχόμενες φωτονικές πλατφόρμες

Τα βασικά κριτήρια για τα μη γραμμικά στοιχεία για να δημιουργηθεί μια κλιμακούμενη υπολογιστική πλατφόρμα περιλαμβάνουν την αποκατάσταση λογικού επιπέδου, το fanout, την απομόνωση εισόδου-εξόδου και τη δυνατότητα της εισαγωγής και υιοθέτησης της σε επιμέρους υποσυστήματα. Οι προηγούμενες προσεγγίσεις στην οπτική υπολογιστική αντιμετώπισαν προκλήσεις για την υλοποίηση αυτών των απαιτήσεων. Έχει αξιωθεί μια ποικιλία ψηφιακών λογικών πυλών στη φωτονική που καταστέλλουν τη συσσώρευση θορύβου πλάτους, αλλά πολλές προτεινόμενες οπτικές λογικές συσκευές δεν πληρούν τις απαραίτητες προϋποθέσεις κλιμακωτής ικανότητας [15]. Η αναλογική φωτονική επεξεργασία έχει βρει εφαρμογή στο φιλτράρισμα υψηλού εύρους ζώνης σημάτων μικροκυμάτων [16], αλλά η συσσώρευση θορύβου φάσης, εκτός από το θόρυβο πλάτους, περιορίζει το απόλυτο μέγεθος και την πολυπλοκότητα τέτοιων συστημάτων. Πρόσφατες έρευνες [17] έχουν προτείνει ότι μια εναλλακτική προσέγγιση για την εκμετάλλευση του υψηλού εύρους ζώνης των φωτονικών συσκευών για υπολογιστές δεν έγκειται στην αύξηση της απόδοσης ή κατασκευής της συσκευής, αλλά στην εξέταση μοντέλων υπολογισμού που υβριδοποιούν τεχνικές από αναλογικές και ψηφιακές επεξεργασίες.

Το οπτικό κανάλι είναι εξαιρετικά εκφραστικό και αντίστοιχα πολύ ευαίσθητο στο θόρυβο φάσης και συχνότητας. Οποιαδήποτε πρόταση για ένα υπολογιστικό πρωτόγονο πρέπει να είναι σε θέση αντιμετωπίσει το ζήτημα της πρακτικής δυνατότητας κλιμάκωσης, ειδικά εάν πρόκειται να χρησιμοποιηθούν κανάλια πολλαπλών μήκους κύματος. Για παράδειγμα, η αρχιτεκτονική δικτύωσης που προτείνεται στο Tait et al., Αναφ. [17], βασίζεται στην πολυπλεξία με διαίρεση μήκους κύματος (WDM) για τη διασύνδεση πολλών νευρώνων λέιζερ μεταξύ τους. Επιπλέον, τα σχήματα που παρουσιάζουν περιορισμούς όσον αφορά τα κανάλια μήκους κύματος μπορεί να απαιτούν μεγάλο αριθμό βη-

μάτων μετατροπής μήκους κύματος, τα οποία μπορεί να είναι δαπανηρά, θορυβώδη και αναποτελεσματικά. Τα φωτονικά μη συμβατικά υπολογιστικά δίκτυα αντιμετωπίζουν το παραδοσιακό πρόβλημα της συσσώρευσης θορύβου παρεμβάλλοντας φυσικές αναπαραστάσεις πληροφοριών. Η αναπαραστατική παρεμβολή, στην οποία ένα σήμα μετασχηματίζεται επανειλημμένα μεταξύ σχημάτων κωδικοποίησης (ψηφιακά-αναλογικά) ή φυσικών μεταβλητών (ηλεκτρονική-οπτική), μπορεί να προσφέρει πολλά πλεονεκτήματα στις ιδιότητες υπολογισμού και θορύβου. Όπως σημειώθηκε από τον Sarpeshkar [18], τα υβριδικά αναλογικά-ψηφιακά συστήματα —ιδιαίτερα αυτά που αποτελούνται από μέτριας ακρίβειας αναλογικές μονάδες συνδυασμένες μεταξύ τους— μεγιστοποιούν την επεξεργασία ενώ ελαχιστοποιούν το χρόνο, την ενέργεια και το κόστος υλικών.

Το μοντέλο spiking που συναντάται στη βιολογία παρεμβάλλει φυσικά ισχυρές, διακριτές αναπαραστάσεις για επικοινωνία με ακριβείς, συνεχείς αναπαραστάσεις για υπολογισμούς, προκειμένου να αποκομίσει τα οφέλη τόσο της ψηφιακής όσο και της αναλογικής. Συγκεκριμένα, το spiking έχει δύο κύρια πλεονεκτήματα έναντι του σύγχρονου αναλογικού: (1) η αναλογική του μεταβλητή (χρόνος) είναι πολύ λιγότερο θορυβώδης από την ψηφιακή του μεταβλητή (πλάτος), επομένως η ψηφιακή-αναλογική εκχώρηση είναι πολύ πιο λογική και (2) είναι ασύγχρονη, η οποία επιτρέπει πολύ μεγαλύτερη αυτονομία για το σχεδιασμό του συστήματος χωρίς παγκόσμιο ρολόι, με κόστος την αποτροπή τεχνικών όπως το TDM. Το Spiking παρουσιάζει μεγάλο αριθμό πλεονεκτημάτων για την αναλογική-ψηφιακή επεξεργασία, τα οποία μπορεί να εξηγούν την πανταχού παρουσία του στα φυσικά συστήματα επεξεργασίας [19]. Είναι φυσικό να εμβαθύνουμε αυτή τη διάκριση για να συμπεριλάβουμε φυσικές αναπαραστατικές πτυχές, με σημαντικό αποτέλεσμα να μην συσσωρεύεται οπτικός θόρυβος. Όταν δημιουργείται ένας παλμός, μεταδίδεται και δρομολογείται μέσω ενός γραμμικού οπτικού δικτύου με

τη βοήθεια του αναγνωριστικού του μήκους κύματος.

2.4 Σύντομο ιστορικό της Οπτικής στην Πληροφορική

2.4.1 Οπτική Λογική

Με κίνητρο τις ιδιότητες που καθιστούν τα οπτικά ανώτερα στον τομέα των επικοινωνιών (π.χ. χρησιμοποιήσιμο εύρος ζώνης και ενεργειακή απόδοση), οι οπτικές συσκευές και αρχιτεκτονικές έχουν ερευνηθεί εδώ και πολύ καιρό για ενσωμάτωση στους υπολογιστές. Οι οπτικές λογικές πύλες έχουν εφαρμοστεί με μυριάδες τεχνικές, συμπεριλαμβανομένης της διαμόρφωσης αυτοφάσης σε κοιλότητες μικροδακτυλίου [20], της κορεσμένης απορρόφησης κβαντικής κουκκίδας [21] και πολλών άλλων. Ωστόσο, ένας επεκτάσιμος πλήρως οπτικός υπολογιστής έχει μέχρι στιγμής αποδειχθεί αδύνατος. Στις αρχές της δεκαετίας του '90, επιδείχθηκαν μεγάλα ολογραφικά συστήματα δισταθερών οπτικών στοιχείων [22], ωστόσο η δυσκολία ενσωμάτωσης αυτών των συστημάτων σε συνδυασμό με την ταυτόχρονη και αδιάκοπη εξέλιξη των ψηφιακών μικροηλεκτρονικών τεχνολογιών μείωσε την ανταγωνιστικότητά τους. Οι αναλύσεις του τρομακτικού εύρους των θεμελιωδών προκλήσεων στον ψηφιακό οπτικό υπολογιστή πραγματοποιούνται από τους Keyes [23] και Miller [24]. Τα συμπεράσματα τους διαψεύδουν την πρόοδο της φωτονικής τεχνολογίας στις δεκαετίες που μεσολάβησαν – για να μην αναφέρουμε τη γέννηση και την ωρίμανση της βιομηχανίας τηλεπικοινωνιών. Πολλές από τις θεμελιώδεις προκλήσεις που αντιμετωπίζει ο ψηφιακός οπτικός υπολογιστής παραμένουν δύσκολο να επιτευχθούν ταυτόχρονα σε μια απλή συσκευή.

Για το λόγο αυτό, πολλές απόπειρες αξιοποίησης των δυνατοτήτων της οπτικής αποφεύγουν εντελώς ένα ψηφιακό ηλεκτρονικό υπολογιστικό πρότυπο και αντ' αυτού στοχεύουν εξειδικευμένες εργασίες, συμπεριλαμβανομένης της μετατροπής A/D, της εμπνευσμένης από αμοιβάδες επεξεργασίας σε κβαντικές κουκκίδες και της υπολογι-

οπτικής δεξαμενής. Η χρησιμότητα ενός υπερεξειδικευμένου οπτικού «επιταχυντή υλικού» ή «συνεπεξεργαστή» έχει μέχρι στιγμής αντισταθμιστεί από το κόστος ανάπτυξης εμπορικής πλατφόρμας, αν και πολλές μη συμβατικές προσεγγίσεις πετυχαίνουν να εξερευνήσουν νέες και ενδιαφέρουσες διατομές υπολογιστών και φυσικής. Μια προτεινόμενη αρχιτεκτονική αποφεύγει την υπερεξειδίκευση με τις πολλές ελευθερίες διαμόρφωσης – τόσο στη διάταξη σχεδίασης όσο και στις παραμέτρους διασύνδεσης με δυνατότητα συντονισμού πεδίου. Μια συγκεκριμένη διαμόρφωση διασύνδεσης, η οποία καθορίζει τη συμπεριφορά και τη λειτουργία ενός κατανεμημένου συστήματος επεξεργασίας, είναι πολύ διαφορετική από ένα διαδικαστικό πρόγραμμα, όπου οι λειτουργίες αντιπροσωπεύονται από μια στοίβα εντολών ερμηνεύσιμων από μια μηχανή Turing.

Αυτή η απουσία διαδικαστικού προγραμματισμού αποτελεί μια πρόκληση για την ανάλυση και το σχεδιασμό όλων των αρχιτεκτονικών που είναι εμπνευσμένες από νευρώνες, αλλά και ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματά τους. Οι επεξεργαστές που εγκαταλείπουν ένα πλαίσιο αμετάβλητης εκτέλεσης θα μπορούσαν να επιδείξουν αυξημένη ικανότητα αυτο-οργάνωσης και προσαρμογής σε αβέβαια περιβάλλοντα χωρίς τη συμβολή του προγραμματιστή . Πιστεύουμε ότι η αρχιτεκτονική που προτείνεται εδώ παρουσιάζει σημαντικές ιδιότητες ενός υπολογιστικού συστήματος δυνητικά ικανού για εξελιγμένη και ευρέως εφαρμόσιμη επεξεργασία πληροφοριών μεγάλης κλίμακας, αλλά την ταξινομεί ως «κλιμακούμενο φωτονικό επεξεργαστή» για να τονίσει το γεγονός ότι δεν ακολουθεί ένα μοντέλο συμβολικής εντολής υπολογισμού γενικού σκοπού. Μεταξύ των μη συμβατικών παραδειγμάτων οπτικής επεξεργασίας, η νευρωνική δικτύωση είναι ίσως η πιο συχνά εξεταζόμενη κατηγορία μοντέλων.

2.4.2 Οπτικά Νευρωνικά Δίκτυα (ONM)

Οι οπτικές τεχνολογίες διασύνδεσης έχουν από καιρό αναγνωριστεί ως πιθανά μέσα για αρχιτεκτονικές τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τα οποία βασίζονται τόσο στην παράλληλη απόδοση επικοινωνίας όσο και στην παράλληλη λειτουργία των στοιχείων νευρώνων. Οι προσπάθειες να υλοποιηθούν οι δυνατότητες της απόδοσης, της διάχυσης και της διασταυρούμενης ομιλίας των οπτικών σε ένα πλαίσιο νευροϋπολογιστών, αν και υποσχόμενες σε πολλές περιπτώσεις, έχουν μέχρι στιγμής συναντήσει εμπόδια στην αξιοπιστία, την επεκτασιμότητα και το κόστος. Ως επί το πλείστον, οι προσεγγίσεις στη διασύνδεση ONM έχουν επικεντρωθεί σε τεχνικές χωρικής πολυπλεξίας, συμπεριλαμβανομένης της διαμορφώσιμης χωρικής διαμόρφωσης φωτός [25], των ολογραμμάτων πλέγματος μήτρας και των ολογραμμάτων όγκου. Αν και είναι πυκνές τεχνικές για διασύνδεση από όλους, οι συσκευές ελεύθερου χώρου και ολογραφικές συσκευές είναι δύσκολο να ενσωματωθούν και απαιτούν επίσης ακριβή ευθυγράμμιση. Συστήματα που δεν είναι ενσωματώσιμα ή που απαιτούν πολύπλοκες διαδικασίες ολοκλήρωσης έχουν εξαιρετική δυσκολία να ανταγωνιστούν τα συστήματα CMOS ως προς το κόστος ή την πρακτική επεκτασιμότητα.

Τα φαινόμενα παρεμβολής συνεκτικότητας στη σύζευξη πολλά-προς-ένα [26] σχετίζονται ιδιαίτερα με νευρωνικά δίκτυα με μεγάλο όριο αριθμού εισόδων. Τα ευαίσθητα στην αλλαγή φάσης σχέδια οπτικών νευρώνων με αιχμή, πρέπει να βρουν μεθόδους για τον έλεγχο των σχετικών φάσεων των σημάτων που προέρχονται από διακριτά υπολογιστικά πρωταρχικά. Οι οπτικές συσκευές ημιαγωγών που εφαρμόζουν ένα μοντέλο Hopfield (χωρίς αιχμή) έχουν χρησιμοποιήσει την τεχνολογία εκπομπής πληροφορίας μέσω οπτικών ινών WDM (Wavelegth Division Multiplexing) για να αποφύγουν τις αμοιβαίες παρεμβολές [27]. Η χρήση του WDM ως τεχνικής μη χωρικής πολυπλεξίας μπορεί

να προσφέρει μια κατανεμημένη αρχιτεκτονική με δομικά χαρακτηριστικά τα οποία δεν είναι δυνατά με ολογραφικά συστήματα ή συστήματα ελεύθερου χώρου.

2.4.3 Οπτικά Δίκτυα σε Chip

Τα τελευταία 15 χρόνια, έχει διαμορφωθεί μια συναίνεση ότι η οπτική μπορεί να έχει τον μεγαλύτερο αντίκτυπο στους υπολογιστές ως μέσο επικοινωνίας. Αυτή η άποψη καθέστη δυνατή από μεγάλης κλίμακας, συμβατή με CMOS τεχνολογία φωτονικής ολοκλήρωσης. Αυτή η άποψη υποστηρίζεται επίσης από τους περιορισμούς των ηλεκτρονικών διασυνδέσεων τόσο στα σημεία συμφόρησης της μνήμης CPU όσο και στις επικοινωνίες μεταξύ πυρήνων σε συστήματα με αυξανόμενο παραλληλισμό.

Τα οπτικά δίκτυα σε τσιπ (NoCs) έχουν προταθεί ως εναλλακτική λύση στα ηλεκτρονικά δίκτυα για να υποστηρίξουν τις απαιτήσεις διακίνησης και απόδοσης των μελλοντικών αρχιτεκτονικών συστημάτων πολλαπλών πυρήνων σε τσιπ (SoC). Τα δίκτυα οπτικού δακτυλίου με καναλιοποίηση WDM έχουν προταθεί ως μέσο για την απόκτηση δικτύων πολλαπλής εκπομπής χωρίς σύγκρουση. Η ευελιξία διάταξης του δακτυλίου έχει αξιοποιηθεί για να φιλοξενήσει μια διάταξη επεξεργαστή με πλακάκια και οι Le Beux et al. έχουν προτείνει τη χρήση πολλαπλών ανεξάρτητων δακτυλίων για επαναχρησιμοποίηση φάσματος. Ωστόσο, η διασύνδεση αυτών των υποδικτύων ORNoC σε ένα ενιαίο σύστημα θα απαιτούσε εξειδικευμένους κόμβους μεταγωγής που ενσωματώνουν έλεγχο διαιτησίας, σε αντίθεση με την προτεινόμενη αρχιτεκτονική.

Οι τεχνικές WDM αυξάνουν σημαντικά την αποτελεσματική πυκνότητα απόδοσης μιας φυσικής ζεύξης. Ωστόσο, η απαίτηση ενός διαμορφωτή και ανιχνευτή για κάθε κανάλι μπορεί να μειώσει αισθητά την περιοχή και να εξοικονομεί ενέργεια σε ορισμένες περιπτώσεις. Για να αποκτήσουν συμπεριφορά χωρίς αμφισβήτηση, το ATAC και το ORNoC ορίζουν τουλάχιστον έναν αποκλειστικό δέκτη (δηλαδή, ανιχνευτή, μετατροπέα

A/D, αποσειριοποιητή και buffer) ανά κανάλι ανά κόμβο, δημιουργώντας ενδεχομένως ένα συμφόρηση buffering. Αντίθετα, η αρχιτεκτονική επεξεργασίας φωτονικής ακίδας αθροίζει πολλαπλές εισόδους σε έναν μόνο ανιχνευτή και δεν απαιτεί ούτε ενεργούς ηλεκτρονικούς δέκτες ούτε διακριτούς οπτικούς διαμορφωτές.

2.5 Τομείς Εφαρμογής

Καθώς οι ταχύτητες του ρολογιού της CPU έχουν μείνει ίδιοι με πριν από μια δεκαετία (περίπου ~ 3 GHz), ο κόσμος των υπολογιστών στράφηκε στον νόμο του Amdahl. Οι προγραμματιζόμενες εργασίες, ιδιαίτερα αυτές που εμπλέκονται σε εφαρμογές μεγάλων δεδομένων, παραλληλίζονται πλέον σε πολλά μηχανήματα ταυτόχρονα. Οι αρχιτεκτονικές τσιπ έχουν εξελιχθεί από μονού πυρήνα σε συστήματα πολλαπλών πυρήνων και το παραλληλοποιημένο υλικό, όπως οι μονάδες επεξεργασίας γραφικών (GPU) και οι προγραμματιζόμενες συστοιχίες πύλης πεδίου (FPGA) αναδεικνύονται στον υπολογιστικό χώρο υψηλής απόδοσης [28]. Ωστόσο, οι επεξεργαστές δεν μειώνουν πλέον τον λανθάνοντα χρόνο των αλγορίθμων διαδοχικής επεξεργασίας, οι οποίοι δεν μπορούν να παραβιάσουν την υποκείμενη ταχύτητα ρολογιού. Τα ηλεκτρονικά κυκλώματα ραδιοσυχνοτήτων υψηλής ταχύτητας (RF) είναι σε θέση να λειτουργούν πολύ πιο γρήγορα (μερικές φορές έως ~ 100 GHz σε εύρος ζώνης), αλλά η ανάγκη για αντιστοιχία μεταξύ σύνθετων αντιστάσεων και γραμμές μετάδοσης αυξάνει το αποτύπωμά τους και περιορίζει την πολυπλοκότητά τους. Αντίθετα, μια φωτονική προσέγγιση μπορεί ενδεχομένως να λειτουργήσει σε υψηλές ταχύτητες με επαρκή πολυπλοκότητα. Ένας συνδυασμός του πλεονεκτήματος ταχύτητας και πολυπλοκότητας θα μπορούσε να επηρεάσει πολλούς τομείς εφαρμογής, συμπεριλαμβανομένης, αλλά όχι απαραίτητα, της επεξεργασίας σήματος ραδιοσυχνοτήτων και του μαθηματικού προγραμματισμού.

2.5.1 Επεξεργασία Ραδιοσυχνότητας σε Πραγματικό Χρόνο

Οι εφαρμογές δεδομένων μεγάλου όγκου, συμπεριλαμβανομένων των υπηρεσιών ροής βίντεο και cloud, θα συνεχίσουν να ωθούν τον κλάδο των τηλεπικοινωνιών να δημιουργεί καλύτερα συστήματα υψηλού εύρους ζώνης. Η κίνηση δεδομένων μόνο σε ορισμένα δίκτυα κινητής τηλεφωνίας έχει αυξηθεί πάνω από 6000% [29]. Αυτό οδήγησε στην εξερεύνηση μιας πιο αποτελεσματικής χρήσης των φασματικών πόρων [30]. Αν και τα ολοκληρωμένα κυκλώματα ραδιοσυχνοτήτων (RFIC) έχουν ερευνηθεί για εφαρμογές όπως η επεξεργασία διπλής όψης ή ο έλεγχος των κεραιών διαμόρφωσης δέσμης, η απαίτηση για γραμμές μετάδοσης σύνθετων αντιστάσεων αυξάνει σημαντικά το αποτύπωμα της συσκευής και της διασύνδεσης, περιορίζοντας το συνολικό πολυπλοκότητα κάθε τσιπ. Η φωτονική παρέχει μια λύση σε αυτούς τους θεμελιώδεις περιορισμούς: οι οπτικοί κυματοδηγοί μπορούν να υποστηρίξουν μεγάλα εύρη ζώνης (~ 100 δευτερόλεπτα THz) με υψηλή πυκνότητα πληροφοριών και χαμηλή συνομιλία μεταξύ πολυπλεξικών καναλιών. Χρησιμοποιώντας τεχνικές όπως το WDM, ένας μεγάλος αριθμός καναλιών πολλαπλών GHz μπορεί να υπάρχει στον ίδιο οπτικό κυματοδηγό. Ως αποτέλεσμα, ο αριθμός των εικονικών καναλιών μπορεί να υπερβεί κατά πολύ τον αριθμό των φυσικών κυματοδηγών, επιτρέποντας το σχηματισμό πολύπλοκων κυκλωμάτων επεξεργασίας χωρίς σημαντική επιβάρυνση του υλικού.

Μετά από κάποια αρχική επεξεργασία (δηλαδή, ετεροδυνάμωση και ενίσχυση), τα περισσότερα συστήματα πομποδέκτη ραδιοφώνου υποβάλλονται σε επεξεργασία είτε από επεξεργαστές ψηφιακού σήματος (DSP) είτε από FPGA για πιο σύνθετες λειτουργίες σήματος. Ωστόσο, οι ταχύτητες αυτών των επεξεργαστών (~500 MHz) περιορίζουν τη συνολική απόδοση των σημάτων φορέα RF, η οποία μπορεί εύκολα να είναι στα ~ GHz. Η έξυπνη δειγματοληψία και η παραλληλοποίηση μπορούν να συμβάλουν στην

άμβλυνση αυτής της συμφόρησης, αλλά με κόστος πολύ υψηλότερο λανθάνοντα χρόνο και σημαντική επιβάρυνση πόρων/ενέργειας. Τα εξειδικευμένα ολοκληρωμένα κυκλώματα ειδικής εφαρμογής RF (ASIC) είναι μια άλλη επιλογή, αλλά είναι ακριβά, απαιτούν σημαντικό χρόνο ανάπτυξης και έχουν περιορισμένη δυνατότητα επαναδιαμόρφωσης. Τα μελλοντικά εν δυνάμει συστήματα πολλαπλών εισόδων πολλαπλών εξόδων (MIMO) — τα οποία στην περίπτωση ενός τεράστιου MIMO, μπορεί να είναι της τάξης των ~ 100s καναλιών εισόδου και εξόδου — είναι ιδιαίτερα ευαίσθητα σε αυτό το σημείο συμφόρησης και μπορεί να απαιτούν μια ριζικά νέα λύση.

Η προσθήκη ενός τσιπ φωτονικής επεξεργασίας σε ένα πομποδέκτη ραδιοφώνου θα επέτρεπε την εκτέλεση πολύ περίπλοκων λειτουργιών σε πραγματικό χρόνο, οι οποίες μπορούν να μειώσουν σημαντικά την ηλεκτρονική μετα-επεξεργασία και να παρέχουν μια τεχνολογία για τη λήψη ταχύτερων, πιο στοχευμένων αλλαγών ραδιοσυχνότητων. Τα τεράστια συστήματα MIMO που βασίζονται στη διαμόρφωση δέσμης σε κεραίες με φάσεις διάταξης απαιτούν έναν επεξεργαστή που μπορεί να διακρίνει και να λειτουργεί σε εκατοντάδες σήματα υψηλού εύρους ζώνης ταυτόχρονα, ένα κατόρθωμα που αυτή τη στιγμή περιορίζεται από τους τρέχοντες ηλεκτρονικούς επεξεργαστές. Ένα μοντέλο φωτονικού νευρωνικού δικτύου ταιριάζει απόλυτα για την αντιμετώπιση αυτού του είδους τεχνολογικής πρόκλησης: η αποτελεσματική διαμόρφωση δέσμης MIMO βασίζεται σε λειτουργίες MAC που εφαρμόζονται ήδη σε μοντέλα νευρωνικών δικτύων μέσω σταθμισμένης προσθήκης. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι ταξινόμησης μπορούν να κατασκευαστούν αποτελεσματικά χρησιμοποιώντας την προσέγγιση νευρωνικών δικτύων, επιτρέποντας τη λήψη δακτυλικών αποτυπωμάτων RF και την αναγνώριση σήματος.

2.5.2 Μη Γραμμικός Προγραμματισμός

Ένας άλλος τρόπος αξιοποίησης της ακατέργαστης ταχύτητας είναι μέσω μιας επαναληπτικής προσέγγισης. Οι επαναληπτικοί αλγόριθμοι βρίσκουν με επιτυχία καλύτερες προσεγγίσεις σε ένα πρόβλημα και συχνά απαιτούν πολλά χρονικά βήματα για την επίτευξη μιας επιθυμητής λύσης. Δεδομένου ότι ένα από τα πιο σημαντικά πλεονεκτήματα μιας φωτονικής προσέγγισης είναι ο χαμηλός χρόνος μεταφοράς πληροφορίας (~ps) μεταξύ των επικοινωνούντων επεξεργαστών, οι ρυθμοί σύγκλισης μπορούν να βελτιωθούν σημαντικά με την εφαρμογή τους σε μια φωτονική πλατφόρμα. Μια μεγάλη κατηγορία προβλημάτων που μπορούν να λυθούν επαναληπτικά περιλαμβάνει προβλήματα γραμμικού και μη γραμμικού προγραμματισμού. Αυτές οι μέθοδοι επιδιώκουν να ελαχιστοποιήσουν κάποια αντικειμενική συνάρτηση $E(\vec{x})$ πραγματικών μεταβλητών $\vec{x}$ οι οποίες υπόκεινται σε μια σειρά περιορισμών που αντιπροσωπεύονται από ισότητες ή ανισότητες, π.χ. $g(\vec{x}) \leq 0$ και $h(\vec{x}) = 0$. Εφαρμογές στις τηλεπικοινωνίες, την αεροδιαστημική και στις χρηματοοικονομικές βιομηχανίες μπορούν να περιγραφούν σε αυτό το βασικό πλαίσιο, συμπεριλαμβανομένων των βέλτιστων στρατηγικών συναλλαγών χαρτοφυλακίου, του ελέγχου των μηχανημάτων/ενεργοποιητών και της κατανομής πόρων και θέσεων εργασίας σε διαδικτυακούς διακομιστές. Χρησιμοποιώντας μια φωτονική προσέγγιση, προβλήματα 100 μεταβλητών θα μπορούσαν να λυθούν σε λιγότερο από ~ 100 ns, κάτι που θα μπορούσε να είναι χρήσιμο στον έλεγχο πολύ γρήγορων δυναμικών συστημάτων (δηλαδή ενεργοποιητών) ή στη δημιουργία ρουτινών βελτιστοποίησης χαμηλής καθυστέρησης στα περιβάλλοντα με μεγάλη ανάγκη δεδομένων.

Τα μαθηματικά προβλήματα βελτιστοποίησης μπορούν να ομαδοποιηθούν σε γραμμικά και μη γραμμικά προβλήματα βελτιστοποίησης. Τα προβλήματα μη γραμμικής

βελτιστοποίησης είναι συχνά δύσκολο να λυθούν και μερικές φορές περιλαμβάνουν τεχνικές όπως γενετικοί αλγόριθμοι ή βελτιστοποίηση σμήνους σωματιδίων. Τα προβλήματα μη γραμμικής βελτιστοποίησης, ωστόσο, είναι ωστόσο τετραγωνικά έως δεύτερης τάξης γύρω από την τοπική γειτνίαση του βέλτιστου. Επομένως, ο Τετραγωνικός Προγραμματισμός (QP) — ο οποίος βρίσκει τις δευτερεύουσες συναρτήσεις ελάχιστης/μέγιστης τιμής μεταβλητών που υπόκεινται σε γραμμικούς περιορισμούς — γίνεται ένα αποτελεσματικό πρώτο πέρασμα σε τέτοια προβλήματα και μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών. Για παράδειγμα, πολλά προβλήματα μηχανικής μάθησης, όπως η εκπαίδευση μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVM) και η παλινδρόμηση ελαχίστων τετραγώνων, μπορούν να επαναδιατυπωθούν ως πρόβλημα QP. Επιπλέον, υπολογιστικά προβλήματα όπως ο προγνωστικός έλεγχος μοντέλων, ένας βέλτιστος αλγόριθμος μη γραμμικού ελέγχου ή η συμπιεστική δειγματοληψία, μια μέθοδος δειγματοληψίας με ρυθμούς χαμηλότερους από το Nyquist χωρίς απώλεια πληροφοριών μέσω του χαρακτηρισμού της αραιότητας στα εισερχόμενα δεδομένα, είναι παραδείγματα Προβλήματα QP. Μαζί, αυτές οι εφαρμογές αντιπροσωπεύουν μερικά από τα πιο αποτελεσματικά αλλά γενικευμένα εργαλεία για την απόκτηση και την επεξεργασία πληροφοριών και τη χρήση των αποτελεσμάτων για τον έλεγχο των συστημάτων. Το QP είναι ένα δύσκολο πρόβλημα NP στον αριθμό των μεταβλητών, πράγμα που σημαίνει ότι οι συμβατικοί ψηφιακοί υπολογιστές πρέπει είτε να περιορίζονται στην επίλυση τετραγωνικών προγραμμάτων πολύ λίγων μεταβλητών είτε σε εφαρμογές όπου ο χρόνος υπολογισμού είναι μη κρίσιμος. Αυτό αντικατοπτρίζεται στις βιομηχανικές εφαρμογές των λύσεων QP. Ο προγνωστικός έλεγχος μοντέλων χρησιμοποιείται στη χημική βιομηχανία για τον έλεγχο των μονάδων χημικής επεξεργασίας, όπου τα χρονοδιαγράμματα αντίδρασης μπορούν να γίνουν πολύ μεγάλα, και στη χρηματοοικονομική βιομηχανία για τον έλεγχο της μακροπρόθεσμης βελτιστοποίησης οικονομικών στόχων. Στη μηχανική μάθηση, πολλοί

αλγόριθμοι (όπως ο SVM) απαιτούν εκπαίδευση εκτός σύνδεσης λόγω της υπολογιστικής πολυπλοκότητας του QP, αλλά θα ήταν πολύ πιο αποτελεσματικοί εάν μπορούσαν να εκπαιδευτούν στο διαδίκτυο.

Ενώ το Hopfield έδειξε ότι τα δίκτυα Hopfield είναι σε θέση να επιλύουν προβλήματα τετραγωνικής βελτιστοποίησης γρήγορα πριν από 25 χρόνια, οι τετραγωνικοί βελτιστοποιητές Hopfield είναι ασυνήθιστοι σήμερα. Αυτό οφείλεται σε μεγάλο βαθμό στην υψηλή συνδεσιμότητα μεταξύ των νευρώνων που απαιτούν τα νευρωνικά δίκτυα (n^2 συνδέσεις για n νευρώνες). Σε ένα ηλεκτρονικό κύκλωμα, καθώς αυξάνεται ο αριθμός των συνδέσεων, μειώνεται το εύρος ζώνης στο οποίο μπορεί να λειτουργήσει το σύστημα χωρίς να υπόκειται σε αλληλεπιδράσεις μεταξύ των συνδέσεων και άλλων προβλημάτων [60]. Αυτό δημιουργεί μια ανεπιθύμητη αντιστάθμιση μεταξύ της ταχύτητας νευρώνων και του μεγέθους του νευρικού δικτύου. Τα φωτονικά νευρωνικά δίκτυα έχουν πολλά πλεονεκτήματα σε σχέση με τα ηλεκτρικά αντίστοιχα. Το πιο σημαντικό είναι ότι τα σφάλματα συνδεσιμότητας που συναντώνται στους ηλεκτρονικούς νευρώνες βελτιώνονται σημαντικά με τη χρήση του φωτός ως μέσο επικοινωνίας. Όπως θα συζητηθεί αργότερα, το WDM επιτρέπει εκατοντάδες σήματα υψηλού εύρους ζώνης να ρέουν μέσω ενός μόνο οπτικού κυματοδηγού. Επιπλέον, το αναλογικό υπολογιστικό εύρος ζώνης ενός φωτονικού νευρώνα (όπως σχεδιάστηκε στο Tait, et al.)[31], βρίσκεται στη χρονική κλίμακα από το picosecond έως το femtosecond. Για ένα Hopfield Quadratic Optimizer, αυτό σημαίνει ότι μια φωτονική υλοποίηση μπορεί να έχει ταυτόχρονα μεγάλες διαστάσεις και γρήγορο χρόνο σύγκλισης στο ελάχιστο.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. M. Smit, J. Van der Tol, and M. Hill, “Moore’s law in photonics,” *Laser & Photonics Reviews*, vol. 6, no. 1, pp. 1–13, 2012
2. B. Jalali and S. Fathpour, “Silicon Photonics,” *Journal of Lightwave Technology*, vol. 24, no. 12, pp. 4600–4615, 2006.
3. D. Rosenbluth, K. Kravtsov, M. P. Fok, and P. R. Prucnal, “A high performance photonic pulse processing device,” *Optics Express*, vol. 17, no. 25, pp. 22 767–22 772, Dec. 2009
4. B. Kelleher, C. Bonatto, P. Skoda, S. P. Hegarty, and G. Huyet, “Excitation regeneration in delay-coupled oscillators,” *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, vol. 81, no. 3, pp. 1–5, 2010.
5. M. A. Nahmias, B. J. Shastri, A. N. Tait, and P. R. Prucnal, “A Leaky Integrate-and-Fire Laser Neuron for Ultrafast Cognitive Computing,” *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, vol. 19, no. 5, 2013.
6. B. Benjamin, P. Gao, E. McQuinn, S. Choudhary, A. Chandrasekaran, J.-M. Bussat, R. Alvarez-Icaza, J. Arthur, P. Merolla, and K. Boahen, “Neurogrid: A mixed-analog-digital multichip system for large-scale neural simulations,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 102, no. 5, pp. 699–716, May 2014.
7. P. A. Merolla, J. V. Arthur, R. Alvarez-Icaza, A. S. Cassidy, J. Sawada, F. Akopyan, B. L. Jackson, N. Imam, C. Guo, Y. Nakamura, B. Brezzo, I. Vo, S. K. Esser, R. Appuswamy, B. Taba, A. Amir, M. D. Flickner, W. P. Risk, R. Manohar, and D. S. Modha, “A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface,” *Science*, vol. 345, no. 6197, pp. 668–673, 2014.
8. J. Schemmel, D. Briiderle, A. Griibl, M. Hock, K. Meier, and S. Millner, “A wafer-scale neuromorphic hardware system for large-scale neural modeling,” in

Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, May 2010, pp. 1947–1950.

9.S. Furber, F. Galluppi, S. Temple, and L. Plana, “The spinnaker project,” Proceedings of the IEEE, vol. 102, no. 5, pp. 652–665, May 2014.

10.“The HBP Report,” The Human Brain Project, Tech. Rep., April 2012.

11.J. Hasler and B. Marr, “Finding a roadmap to achieve large neuromorphic hardware systems,” Frontiers in Neuroscience, vol. 7, no. 7 SEP, p. 118, 2013.

12. P. A. Merolla, J. V. Arthur, R. Alvarez-Icaza, A. S. Cassidy, J. Sawada, F. Akopyan, B. L. Jackson, N. Imam, C. Guo, Y. Nakamura, B. Brezzo, I. Vo, S. K. Esser, R. Appuswamy, B. Taba, A. Amir, M. D. Flickner, W. P. Risk, R. Manohar, and D. S. Modha, “A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface,” Science, vol. 345, no. 6197, pp. 668–673, 2014.

13.J. Schemmel, D. Briiderle, A. Gribbl, M. Hock, K. Meier, and S. Millner, “A wafer-scale neuromorphic hardware system for large-scale neural modeling,” in Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. IEEE, May 2010, pp. 1947–1950.

14. B. J. Shastri, A. N. Tait, M. A. Nahmias, and P. R. Prucnal, “Photonic spike processing: ultrafast laser neurons and an integrated photonic network,” IEEE Photon. Soc. Newslett., vol. 28, no. 3, pp. 4–11, June 2014.

15.D. A. B. Miller, “Are optical transistors the logical next step?” Nat Photon, vol. 4, no. 1, pp. 3–5, Jan. 2010.

16.J. Capmany, B. Ortega, and D. Pastor, “A Tutorial on Microwave Photonic Filters,” Journal of Lightwave Technology, vol. 24, no. 1, pp. 201–229, Jan. 2006.

17. A. N. Tait, M. A. Nahmias, B. J. Shastri, and P. R. Prucnal, “Broadcast and weight: An integrated network for scalable photonic spike processing,” J. Lightw. Technol., vol. 32, no. 21, pp. 3427–3439, Nov. 2014.

18. R. Sarpeshkar, “Analog versus digital: Extrapolating from electronics to neurobiology,” Neural Computation, vol. 10, no. 7, pp. 1601–1638, Oct. 1998

19.S. Thorpe, A. Delorme, and R. V. Rullen, “Spike-based strategies for rapid processing,” Neural Networks, vol. 14, no. 6–7, pp. 715–725, 2001.

20.Q. Xu and M. Lipson, “All-optical logic based on silicon micro-ring resonators,” Optics Express, vol. 15, no. 3, pp. 924–929, Feb. 2007.

21. D. Sridharan and E. Waks, “All-optical switch using quantum-dot saturable absorbers in a DBR microcavity,” IEEE Journal of Quantum Electronics, vol. 47, no. 1, pp. 31–39, 2011.

22. F. B. McCormick, T. J. Cloonan, F. A. P. Tooley, A. L. Lentine, J. M. Sasian, J. L. Brubaker, R. L. Morrison, S. L. Walker, R. J. Crisci, R. A. Novotny, S. J. Hinterlong, H. S. Hinton, and E. Kerbis, “Six-stage digital free-space optical switching network using symmetric self-electro-optic-effect devices,” Applied Optics, vol. 32, no. 26, pp. 5153–5171, Sep. 1993.

23.R. W. Keyes, “Optical logic-in the light of computer technology,” Optica Acta: International Journal of Optics, vol. 32, no. 5, pp. 525–535, 1985.

24. D. A. B. Miller, “Are optical transistors the logical next step?” Nat Photon, vol. 4, no. 1, pp. 3–5, Jan. 2010.

25.E. C. Mos, J. J. H. B. Schleipen, H. de Waardt, and D. G. D. Khoe, “Loop mirror laser neural network with a fast liquid-crystal display,” Applied Optics, vol. 38, no. 20, pp. 4359–4368, July 1999.

- 26.J. W. Goodman, “Fan-in and fan-out with optical interconnections,” *Optica Acta: International Journal of Optics*, vol. 32, no. 12, pp. 1489–1496, 1985
- 27.M. Hill, E. E. E. Frietman, H. de Waardt, G.-D. Khoe, and H. Dorren, “All fiber-optic neural network using coupled soa based ring lasers,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 6, pp. 1504–1513, 2002.
- 28.M. C. Herbordt, T. VanCourt, Y. Gu, B. Sukhwani, A. Conti, J. Model, and D. DiSabello, “Achieving high performance with fpga-based computing,” *Computer*, vol. 40, no. 3, pp. 50–57, 2007.
- 29.G. G. Lendaris, K. Mathia, and R. Saeks, “Linear hopfield networks and constrained optimization,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 29, no. 1, pp. 114–118, Feb. 1999.
- 30.I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, “NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey,” *Computer Networks*, vol. 50, no. 13, pp. 2127–2159, 2006.
31. A. Tait, T. Ferreira de Lima, M. Nahmias, B. Shastri, and P. Prucnal, “Continuous calibration of microring weights for analog optical networks,” *Photonics Technology Letters, IEEE*, no. 99, pp. 1–4, 2016.

3 Εισαγωγή στην επεξεργασία αιχμών και τη διεγερσιμότητα

3.1 Εισαγωγή στα νευρωνικά δίκτυα

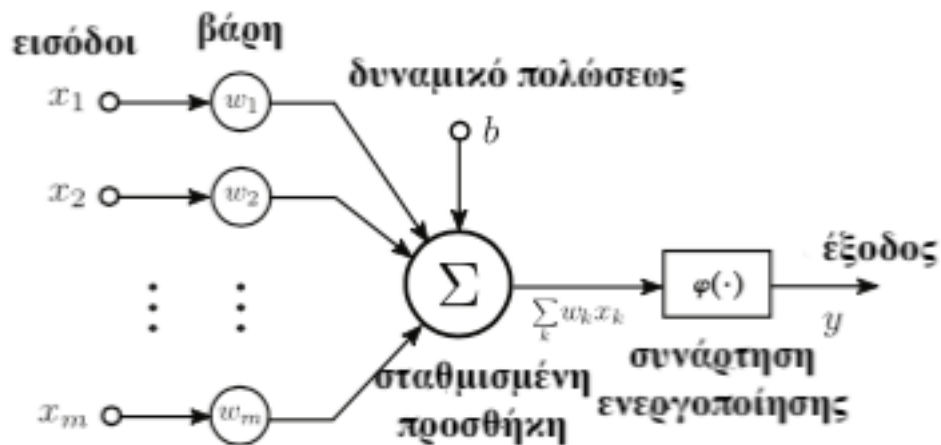
Πολύ μετέπειτα από όταν οι ψυχολόγοι και οι φιλόσοφοι συζητούσαν για την πηγή της ανθρώπινης σκέψης και αντίληψης, ο Ramon y Cajal ανακάλυψε την κυτταρική φύση του εγκεφάλου: ένα μεγάλο δίκτυο που αποτελείται από διασυνδεδεμένα νευρωνικά και νευρογλοιακά κύτταρα - ένα υψηλής λειτουργικότητας μέρος του νευρικού συστήματος. Ενώ η βιολογία και η βιοχημεία των εγκεφαλικών λειτουργιών δεν είναι ακόμη πλήρως κατανοητές, αναγνωρίστηκε ότι οι νευρώνες παίζουν τον μεγαλύτερο ρόλο στην επεξεργασία πληροφοριών στον εγκέφαλό μας.

Το 1928, ο E. D. Adrian[1] είχε παρατηρήσει ότι τα νευρικά κύτταρα εκπέμπουν ηλεκτρικούς παλμούς. Οι μεμονωμένοι αισθητηριακοί νευρώνες, αφού υποστούν ερεθίσματα, παράγουν μια σειρά από συγκεκριμένα “δυναμικά δράσης”, που αναφέρονται επίσης ως “αιχμές”. Τα εισερχόμενα ερεθίσματα είτε πυροδοτούν μια αιχμή που διαδίδεται μέσω του άξονα του νευρώνα είτε όχι. Αυτό είναι γνωστό ως νόμος “όλα ή τίποτα”. Ως αποτέλεσμα, οι πληροφορίες αντιπροσωπεύονται στο χρονοδιάγραμμα άφιξης αυτών των αιχμών., γνωστό ως χρονική κωδικοποίηση. Παρατήρησε επίσης ότι, ως απόκριση σε ένα στατικό ερέθισμα, ο νευρώνας «πυροδοτεί» επανειλημμένα αιχμές ίσου μεγέθους. Επιπλέον, ο ρυθμός αιχμής αυξάνεται καθώς το ερέθισμα γίνεται πιο έντονο. Έτσι, οι πληροφορίες σχετικά με τη δύναμη του ερεθίσματος περιέχονται σε αυτή την ποσότητα ρυθμού, ως κωδικοποίηση ποσοστού. Ο Rieke[2] παρουσίασε μια εκτεταμένη συζήτηση σχετικά με τον τρόπο ποσοτικοποίησης των πληροφοριών που μεταφέρονται από τις αλληλουχίες ακίδων.

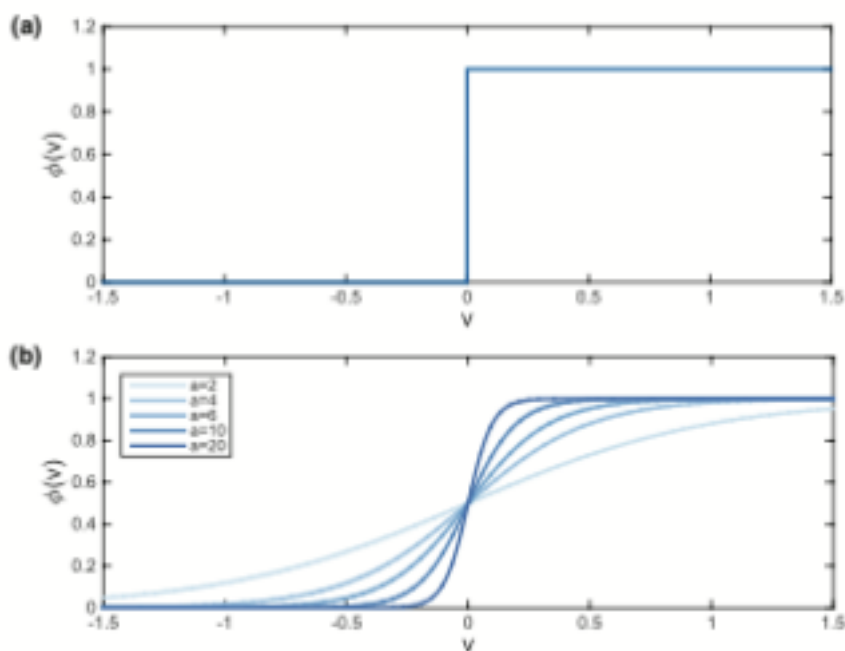
Εμπνευσμένοι από αυτές τις εξελίξεις, οι μηχανικοί άρχισαν να αποδίδουν κάποια από την πολυπλοκότητα, την ευρωστία και την αποτελεσματικότητα των βιολογικών επεξεργαστών στις αρχές του νευρωνικού δικτύου και προσπάθησαν να κατασκευάσουν τεχνητά συστήματα που παρουσιάζουν μερικά από αυτά τα πλεονεκτήματα. Το 1990, ο Carver Mead[3] υπολόγισε ότι η ενεργειακή απόδοση ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου είναι περίπου επτά τάξεις μεγέθους μεγαλύτερη από τον καλύτερο εν δυνάμει ψηφιακό επεξεργαστή . Οι σύγχρονες συγκρίσεις απόδοσης εξακολουθούν να έχουν ένα πολύ παρόμοιο αποτέλεσμα, ακόμη και μετά την κατασκευή αυτών των φανταστικών ψηφιακών κυκλωμάτων . Σήμερα, ορολογίες όπως ο νευρώνας, οι συνάψεις, το νευρωνικό δίκτυο κ.λπ. μοιράζονται μεταξύ αυτών των πεδίων. Ενώ οι νευροεπιστήμονες εξάγουν συμπεράσματα για τους μηχανισμούς των διεργασιών στον εγκέφαλο, η πρόκληση για τους μηχανικούς είναι να ανακαλύψουν το ελάχιστο σύνολο συμπεριφορών που είναι απαραίτητο για να αξιοποιήσουν παρόμοια πλεονεκτήματα επεξεργασίας.

Τρία βασικά στοιχεία υπάρχουν στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα: ένας μη γραμμικός κόμβος (νευρώνας), η διασύνδεση (δίκτυο) και η αναπαράσταση πληροφοριών (σχήμα κωδικοποίησης). Η πιο στοιχειώδης απεικόνιση ενός νευρώνα φαίνεται στο Σχ. 2.1. Οι νευρώνες είναι δικτυωμένοι σε ένα σταθμισμένο κατευθυνόμενο γράφημα, στο οποίο οι συνδέσεις ονομάζονται συνάψεις. Η είσοδος σε έναν συγκεκριμένο νευρώνα είναι ένας γραμμικός συνδυασμός - που αναφέρεται επίσης ως σταθμισμένη προσθήκη - της εξόδου άλλων νευρώνων. Ο συγκεκριμένος νευρώνας ενσωματώνει τα σταθμισμένα σήματα με την πάροδο του χρόνου και παράγει μια μη γραμμική απόκριση. Αυτή η μη γραμμική απόκριση αντιπροσωπεύεται από μια συνάρτηση ενεργοποίησης και είναι συνήθως περιορισμένη και μονότονη (Εικ. 2.2). Η έξοδος του νευρώνα μεταδίδεται στη συνέχεια σε όλους τους συνδεδεμένους κόμβους του δικτύου. Αυτές οι συνδέσεις μπορούν να «σταθμιστούν» με αρνητικές και θετικές τιμές, που ονομάζονται αντίστοιχα

ανασταλτικές και διεγερτικές συνάψεις. Το βάρος επομένως αναπαρίσταται ως πραγματικός αριθμός και ολόκληρο το δίκτυο διασύνδεσης εκφράζεται ως πίνακας. Το σχήμα κωδικοποίησης είναι μια αντιστοίχιση του τρόπου με τον οποίο οι μεταβλητές πραγματικής αξίας αντιπροσωπεύονται από αυτά τα σήματα αιχμής.



Σχήμα 3.1 Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα. Τα βασικά τρία μέρη: (i) ένα σύνολο συνάψεων ή συνδεδεμένων συνδέσμων. (ii) αθροιστής ή γραμμικό συνδυαστής που εκτελεί σταθμισμένη προσθήκη και (iii) μια μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης.



Σχήμα 3.2 Παραδείγματα λειτουργίας ενεργοποίησης (Σχ. 3.1). (α) Συνάρτηση κατωφλίου ή συνάρτηση Heaviside: $\phi(v) = H(v)$. (β) Λογιστική συνάρτηση για μεταβαλλόμενη παράμετρο κλίσης a : $\phi(v) = [1 + \exp(-av)]^{-1}$. Η λογιστική συνάρτηση τείνει στη συνάρτηση Heaviside ως $\rightarrow \infty$.

Ο Maass περιγράφει την εξέλιξη τρίτης γενιάς νευρωνικών δικτύων που μελετήθηκαν στην υπολογιστική νευροεπιστήμη[4]. Το πρώτο βασίζεται στο μοντέλο νευρώνων McCulloch- Pitts, που συχνά αναφέρεται ως perceptron, το οποίο αποτελείται από έναν γραμμικό συνδυαστή ακολουθούμενο από μια συνάρτηση ενεργοποίησης που μοιάζει με βήμα : το συναπτικό σταθμισμένο άθροισμα συγκρίνεται με ένα κατώφλι και, κατά συνέπεια, ο νευρώνας παράγει μια δυαδική έξοδο (Εικ. 2.2(α)). Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που βασίζονται σε perceptron είναι boolean-complete, δηλαδή έχουν την ικανότητα να προσομοιώνουν οποιοδήποτε boolean κύκλωμα και λέγεται ότι είναι καθολικά για ψηφιακούς υπολογισμούς. Η δεύτερη γενιά μοντέλων νευρώνων εισάγει μια συνεχή μονοτονική συνάρτηση ενεργοποίησης στη θέση του περιοριστή, και επομένως αντιπροσωπεύει τις εισόδους και τις εξόδους ως αναλογικά μεγέθη (Εικ. 2.2(β)). Τα νευρωνικά δίκτυα από τη δεύτερη γενιά είναι καθολικά για αναλογικούς υπολογισμούς με την έννοια ότι μπορούν να προσεγγίσουν σχετικά καλά οποιαδήποτε συνεχή συνάρτηση με κλειστό πεδίο διακριτών τιμών.

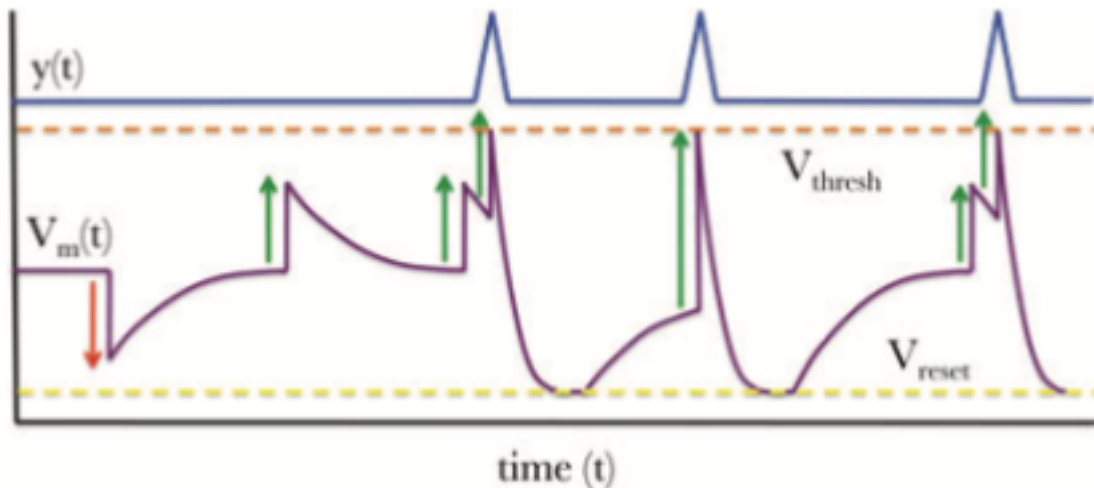
Τα νευρωνικά δίκτυα πρώτης και δεύτερης γενιάς είναι ισχυρά εργαλεία που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης[5]. Τα νευρωνικά δίκτυα δεύτερης γενιάς, όταν επαυξηθούν με την έννοια του «χρόνου» και των επαναλαμβανόμενων συνδέσεων, μπορούν να προσομοιώσουν ορισμένα νευρωνικά κυκλώματα που υπάρχουν στον εγκέφαλο. Ωστόσο, δεν μπορούν να δώσουν εξηγήσεις για το πόσο γρήγορα εκτελούνται οι αναλογικοί υπολογισμοί από τους νευρώνες στον φλοιό. Για παράδειγμα, νευροεπιστήμονες απέδειξαν στη δεκαετία του 1990 ότι μια ενιαία περιοχή του φλοιού στον πίθηκο μακάκα είναι ικανή να αναλύει και να ταξινομεί οπτικά μοτίβα

σε μόλις 30 ms, παρά το γεγονός ότι οι ρυθμοί πυροδότησης αυτών των νευρώνων είναι συνήθως κάτω από 100 Hz, δηλαδή λιγότεροι από 3 αιχμές σε 30 ms[6] που αμφισβητεί άμεσα τις υποθέσεις της κωδικοποίησης ρυθμού. Παράλληλα, βρέθηκαν περισσότερα στοιχεία ότι οι βιολογικοί νευρώνες χρησιμοποιούν τον ακριβή χρονισμό αυτών των αιχμών για να κωδικοποιήσουν πληροφορίες, γεγονός που οδήγησε στη διερεύνηση μιας τρίτης γενιάς νευρωνικών δικτύων που βασίζονται σε έναν νευρώνα με αιχμή.

3.2 Νευρωτικά Δίκτυα Αιχμών

Τα νευρωνικά μοντέλα Spiking αντικαθιστούν τη συνάρτηση μη γραμμικής ενεργοποίησης με ένα μη γραμμικό δυναμικό σύστημα. Το πιο συνηθισμένο παράδειγμα ενός νευρώνα με αιχμή είναι το μοντέλο threshold-fire. Μπορεί να συνοψιστεί με τις ακόλουθες πέντε ιδιότητες: (1) σταθμισμένη πρόσθεση, ικανότητα άθροισης θετικών και αρνητικών σταθμισμένων εισροών. (2) ολοκλήρωση, η δυνατότητα ενσωμάτωσης του σταθμισμένου αθροίσματος με την πάροδο του χρόνου. (3) κατώφλι, η ικανότητα λήψης απόφασης για την αποστολή ή όχι μιας αιχμής - δηλαδή, ο νευρώνας βρίσκεται σε μια σταθερή ισορροπία κάτω από ένα ορισμένο όριο διεγερσιμότητας. (4) επαναφορά, η ικανότητα να υπάρχει μια σταθερή περίοδος κατά την οποία δεν μπορεί να συμβεί πυροδότηση αμέσως μετά την απελευθέρωση μιας ακίδας. και (5) δημιουργία παλμών, δυνατότητα δημιουργίας νέων παλμών. Επιθυμητά, αν και όχι ουσιαστικά, ο νευρώνας διαθέτει επίσης προσαρμοστικότητα, την ικανότητα τροποποίησης και ρύθμισης των ιδιοτήτων απόκρισης σε αργά χρονοδιαγράμματα με βάση την εποπτευόμενη εκπαίδευση ή/και τις στατιστικές ιδιότητες των περιβαλλοντικών εισροών. Μαζί, οι ιδιότητες (2–5) ορίζουν την έννοια της διεγερσιμότητας, την οποία θα χρησιμοποιήσουμε σε αυτή την εργασία. Το πιο σημαντικό παράδειγμα της κατηγορίας νευρώνων «threshold-fire» είναι ο νευρώνευρώνας διαρροής-κατωφλιού (threshold) και πυρ (fire) (LIF) (Σχ. 3.3), στον οποίο ο νευρώνας

λειτουργεί ως ολοκληρωτής με σύντομη μνήμη. Με άλλα λόγια, η παλμική του απόκριση είναι μια εκθετική αποσύνθεση. Λειτουργικά, αυτό επιτρέπει στον επεξεργαστή να συσχετίζει αιχμές που βρίσκονται σε στενή χρονική απόσταση.



Σχήμα 3.3 Μια απεικόνιση της δυναμικής αιχμής σε έναν νευρώνα LIF. Οι αιχμές που προέρχονται από εισόδους $x_i(t)$ που είναι ανασταλτικές (κόκκινα βέλη) μειώνουν την τάση της μεμβράνης $V(t)$, ενώ αυτές που είναι διεγερτικές (πράσινα βέλη) αυξάνουν το $V(t)$. Αρκετή διεγερτική δραστηριότητα σπρώχνει το $V(t)$ πάνω από το V_{thresh} (κατώφλι), απελευθερώνοντας μια ακίδα συνάρτησης δέλτα σε $y_k(t)$, ακολουθούμενη από μια ανεκτική περίοδο κατά τη διάρκεια της οποίας το $V(t)$ επανέρχεται στο δυναμικό ηρεμίας V_L .

Η ενσωμάτωση είναι μια χρονική γενίκευση της άθροισης σε παλαιότερα μοντέλα που βασίζονται στο perceptron. Αιχμές με ποικίλα πλάτη και καθυστερήσεις φτάνουν στον ολοκληρωτή, αλλάζοντας την κατάστασή του κατά ένα ποσό ανάλογο με τα πλάτη εισόδου τους. Οι διεγερτικές εισοδοί αυξάνουν την κατάστασή του, ενώ οι ανασταλτικές εισροές την μειώνουν. Ο ολοκληρωτής είναι ιδιαίτερα ευαίσθητος σε αιχμές που είναι στενά συγκεντρωμένες στο χρόνο ή με υψηλά πλάτη, αυτή είναι η βασική λειτουργία της χρονικής άθροισης. Τέλος, χωρίς καμία είσοδο, η μεταβλητή κατάστασης θα μειωθεί

στην τιμή ισορροπίας της. Τόσο το πλάτος όσο και ο χρονισμός παίζουν σημαντικό ρόλο για την ολοκλήρωση.

Το κατώφλι καθορίζει εάν η έξοδος του ολοκληρωτή είναι πάνω ή κάτω από μια προκαθορισμένη τιμή κατωφλίου, T . Ο νευρώνας λαμβάνει μια απόφαση με βάση την κατάσταση του ολοκληρωτή, πυροδοτώντας εάν η κατάσταση ολοκλήρωσης είναι πάνω από το όριο. Το κατώφλι είναι το κέντρο της μη γραμμικής λήψης αποφάσεων σε ένα σύστημα spiking, το οποίο μειώνει τη διάσταση των εισερχόμενων πληροφοριών με χρήσιμο τρόπο και διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στον καθαρισμό του θορύβου πλάτους που διαφορετικά θα προκαλούσε την κατάρρευση του αναλογικού υπολογισμού.

Η συνθήκη επαναφοράς επαναφέρει την κατάσταση του ολοκληρωτή σε μια χαμηλή τιμή ηρεμίας αμέσως μετά την ενεργοποίηση ενός επεξεργαστή ακίδας, προκαλώντας μια σταθερή περίοδο κατά την οποία είναι αδύνατο ή δύσκολο να προκληθεί εκ νέου πυροδότηση του νευρώνα. Παίζει τον ίδιο ρόλο στο χρόνο με το συνάρτηση κατωφλίου για το πλάτος, καθαρίζοντας το θόρυβο της διαδικασίας χρονισμού και αποτρέποντας τη χρονική εξάπλωση της διεγερτικής δραστηριότητας, ενώ βάζει ένα όριο εύρους ζώνης στην έξοδο μιας δεδομένης μονάδας αιχμής. Είναι επίσης απαραίτητο συστατικό για την προσομοίωση του μοντέλου ρυθμού νευρωνικού υπολογισμού με νευρώνες αιχμών.

Η γεννήτρια παλμών αναφέρεται στην ικανότητα ενός συστήματος να παράγει αυθόρμητα παλμούς. Εάν οι παλμοί δεν αναδημιουργηθούν καθώς ταξιδεύουν μέσω των συστημάτων, τελικά θα χαθούν στον θόρυβο. Ένα σύστημα με αυτή την ιδιότητα μπορεί να παράγει ασύγχρονα παλμούς χωρίς να χρειάζεται να ενεργοποιηθεί με παλμούς εισόδου, κάτι που είναι κρίσιμο για την κατανομημένη επεξεργασία.

Η προσαρμοστικότητα είναι η ικανότητα του δικτύου να δέχεται μεταβαλλόμενες συνθήκες τόσο από το περιβάλλον όσο και από μέσα του. Η προσαρμογή των παραμέ-

τρων δικτύου συνήθως πραγματοποιείται σε χρονικές κλίμακες πολύ πιο αργά από τη δυναμική του spiking και μπορεί να διαχωριστεί είτε σε μάθηση χωρίς επίβλεψη, όπου οι αλλαγές στα συνολικά στατιστικά σήματος προκαλούν αυτόματες προσαρμογές ή σε εποπτευόμενη μάθηση, όπου οι αλλαγές καθοδηγούνται με βάση τη συμπεριφορά του συστήματος σε σύγκριση με μια επιθυμητή συμπεριφορά που του παρουσιάζει ένας δάσκαλος. Λόγω της εξαιρετικής δυνατότητας αναδιαμόρφωσης και ρευστότητας των μαζικά παράλληλων νευρωνικών δικτύων, είναι απαραίτητοι κανόνες προσαρμογής για τη σταθεροποίηση της δομής του συστήματος και την επίτευξη μιας επιθυμητής εργασίας. Η προσαρμογή διορθώνει επίσης καταστροφικές αλλοιώσεις του συστήματος, για παράδειγμα, δρομολογώντας σήματα γύρω από έναν αποτυχημένο νευρώνα για τη διατήρηση της συνολικής ακεραιότητας της διαδικασίας.

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1

Ιδιότητες Νευρωνικών Συστημάτων Αιχμών

=====

- | | |
|---------------------|--|
| 1 Ενσωμάτωση | Προσωρινό άθροισμα σταθμισμένων εισόδων |
| 2 Κατωφλι | Πυροδοτεί μια αιχμή όταν η ενσωμάτωση περάσει μια τιμή |
| 3 Επαναφορά | Επιστρέφει την κατάσταση ενσωμάτωσης σε ανάπαυση άμεσα έπειτα απο μια αιχμή |
| 4 Γεννήτρια παλμών | Εισάγει μια νέα αιχμή στο δίκτυο |
| 5 Προσαρμοστικότητα | Τροποποιεί τις παραμέτρους συμπεριφοράς του δικτύου ανάλογα με τα στατιστικά εισόδου |

(2) και (5) παρέχουν βασικές ιδιότητες ενός συστήματος που είναι η βάση της ασύγχρονης επικοινωνίας, ενώ τα (3) και (4) καθαρίζουν το πλάτος και τον χρονικό θόρυβο, αντίστοιχα, για να επιτρέψουν τη δυνατότητα κλιμάκωσης. Κάθε επεξεργαστής

που έχει σχεδιαστεί για να μιμείται στενά τους νευρώνες LIF θα πρέπει να έχει και τις πέντε ιδιότητες.

Οι πληροφορίες που μετασχηματίζονται από τον νευρώνα αιχμής χαρακτηρίζονται συχνά από τον ρυθμό πυροδότησης των αιχμών (κωδικοποίηση ρυθμού) ή τον χρονισμό μεμονωμένων αιχμών (χρονική κωδικοποίηση). Ο Maass έδειξε ότι αυτή η τρίτη γενιά είναι κάτι περισσότερο από μια γενίκευση των δύο πρώτων όσον αφορά τη λειτουργικότητα και την υπολογιστική ισχύ. και για ορισμένες υπολογιστικές εργασίες, ένας μεμονωμένος νευρώνας μπορεί να αντικαταστήσει μεγάλο αριθμό συμβατικών νευρώνων και να εξακολουθεί να είναι ανθεκτικός στο θόρυβο.

Η προσομοίωση νευρωνικών δικτύων σε έναν συμβατικό υπολογιστή είναι δαπανηρή λόγω της θεμελιωδούς σειριακής φύσης των αρχιτεκτονικών της CPU. Τα νευρωνικά δίκτυα αιχμών παρουσιάζουν μια ιδιαίτερη πρόκληση λόγω της ανάγκης για λεπτομερή διακριτοποίηση χρόνου. Οι σύγχρονοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης έχουν εμφανιστεί σε μεγάλο βαθμό λόγω αυτής της ασυμφωνίας. Μια εναλλακτική λύση είναι η κατασκευή ενός ασυνήθιστου, κατανεμημένου δικτύου κόμβων αιχμής, το οποίο χρησιμοποιεί άμεσα τη φυσική για να πραγματοποιήσει τις διεργασίες ενός νευρικού δικτύου αιχμής (SNN). Προχωράμε στην ανάλυση για το πώς η απώλεια ενέργειας και η συσσώρευση θορύβου επηρεάζουν τη μηχανική των φυσικών SNN[7].

Στο νευρικό σύστημα, η δημιουργία μιας αιχμής κοστίζει σε έναν νευρώνα μια ποσότητα ενέργειας ανάλογη με το πόσο μακριά πρέπει να ταξιδέψει η αιχμή κατά μήκος του νευρώνα, καθώς το μέσο μετάδοσης είναι διασκορπιστικό και με απώλειες. Υπάρχουν ξεκάθαρα πλεονεκτήματα για την αναπαράσταση πληροφοριών σε αιχμές που ταξιδεύουν μέσα από παθητικά μέσα με απώλειες, διασποράς: το κομμάτι της πληροφορίας δεν καταστρέφεται από την εξάπλωση παλμού ή την εξασθένηση του πλάτους, καθώς περιέχεται στο χρονισμό της ακίδας. επομένως μπορεί να αναγεννηθεί από

ενδιάμεσους νευρώνες. Ενεργοί μηχανισμοί, όπως οι ενδιάμεσοι νευρώνες, αποκαθιστούν το στερεότυπο σχήμα και το πλάτος της ακίδας καθώς ταξιδεύει μέσω μιας οδού σηματοδότησης, μετριάζοντας τη συσσώρευση θορύβου σε κάθε στάδιο του δικτύου. Έτσι, εφόσον οι τυχαίες διεργασίες δεν παρεμβαίνουν αμετάκλητα στους χρονισμούς αιχμής, οι πληροφορίες μπορούν να ταξιδεύουν απεριόριστα αναλλοίωτες σε βάρος της ενέργειας που καταναλώνεται σε κάθε ενδιάμεσο κόμβο. Αυτή η αποκατάσταση λογικού επιπέδου είναι παρόμοια με τις λογικές πύλες, στις οποίες κάθε υπολογιστικό στοιχείο αναγεννά σήματα σε ένα από τα δύο επίπεδα τάσης σε βάρος των ρευμάτων αποστράγγισης. Ως αποτέλεσμα, τα σχήματα αναπαράστασης που βασίζονται σε χρονισμό αιχμής προσφέρουν θεωρητικά αντοχή ενάντια σε θορυβώδη στοιχεία.

Ως συνέπεια του περιορισμού της απόκρισης του νευρώνα και του βάρους σύνδεσης, η φυσική συνθήκη για τη δυνατότητα κλιμάκωσης των νευρώνων είναι ότι η έξοδος ενός νευρώνα πρέπει να είναι αρκετά δυνατή ώστε να διεγείρει έναν αριθμό άλλων νευρώνων. Αυτή η συνθήκη διασφαλίζει ότι το τρένο ακίδων φτάνει στο τέλος του δικτύου και επίσης εγγυάται ότι οι πληροφορίες που κωδικοποιούνται σε αυτές τις αλληλουχίες ακίδων μπορούν να υποβληθούν σε παράλληλη επεξεργασία από ομάδες νευρώνων.

Συνοπτικά, ένα σύστημα επεξεργασίας ακίδας ορίζεται από έναν συνδυασμό των μη γραμμικών κόμβων που υπακούουν στο νόμο του “όλα ή τίποτα” οι διεγερτικές και ανασταλτικές συνάψεις και ένα σύστημα κωδικοποίησης που λαμβάνει υπόψη τον θόρυβο και τις ανακρίβειες στα συναπτικά βάρη. Η σχετική απλότητα αυτών των προδιαγραφών σχεδιασμού επιτρέπει τη δυνατότητα δημιουργίας ενός τεχνητού, φυσικού SNN. Ωστόσο, τα τρία βασικά στοιχεία - ο νευρώνας, οι συνάψεις και το σχήμα κωδικοποίησης - λειτουργούν από κοινού για να δημιουργήσουν ένα SNN, και ως εκ τούτου πρέπει να σχεδιαστούν μαζί[12].

3.3 Μοντέλο νευρώνα αιχμής

Μελέτες μορφολογίας και φυσιολογίας έχουν επισημάνει το μοντέλο LIF ως ένα αποτελεσματικό μοντέλο αιχμής για την περιγραφή μιας ποικιλίας διαφορετικών βιολογικά παρατηρούμενων φαινομένων[9]. Οι μεμονωμένες μονάδες εκτελούν ένα μικρό σύνολο βασικών λειτουργιών (καθυστέρηση, στάθμιση, χωρική άθροιση, χρονική ολοκλήρωση και κατώφλι) που είναι ενσωματωμένες σε μια ενιαία συσκευή ικανή να εκτελέσει μια ποικιλία εργασιών επεξεργασίας, συμπεριλαμβανομένης της δυαδικής ταξινόμησης, της προσαρμοστικής ανάδρασης, και της χρονικής λογικής. Οι πέντε ιδιότητες που παρατίθενται στον Πίνακα 2.1 παίζουν σημαντικό ρόλο στην εξομοίωση του νευρώνα LIF. Παρόλο που δεν χρειάζονται όλες οι ιδιότητες για να πραγματοποιηθούν περιορισμένοι υπολογισμοί, κάθε μία εξυπηρετεί έναν σημαντικό σκοπό για τη διασφάλιση υψηλού επιπέδου πλούτου και ευρωστίας στο συνολικό υπολογιστικό σύνολο.

Η βασική βιολογική δομή ενός νευρώνα LIF αποτελείται από ένα δενδριτικό δέντρο που συλλέγει και αθροίζει εισόδους από άλλους νευρώνες, ένα σώμα που λειτουργεί ως φίλτρο χαμηλής διέλευσης και ενσωματώνει σήματα με την πάροδο του χρόνου και έναν άξονα που φέρει ένα δυναμικό δράσης ή ακίδα, όταν το ενσωματωμένο σήμα υπερβαίνει ένα όριο. Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους μέσω συνάψεων, ή εξωκυτταρικών κενών, μέσω των οποίων μεταδίδονται χημικά σήματα. Ο άξονας, ο δενδρίτης και η σύναψη παίζουν σημαντικό ρόλο στη στάθμιση και την καθυστέρηση των σημάτων αιχμής.

Σύμφωνα με το τυπικό μοντέλο LIF, οι νευρώνες αντιμετωπίζονται ως ένα αντίστοιχο ηλεκτρικό κύκλωμα. Το δυναμικό της μεμβράνης $V_m(t)$, η διαφορά τάσης στη μεμβράνη τους, λειτουργεί ως η κύρια εσωτερική μεταβλητή κατάστασης (ενεργοποίησης). Τα ιόντα που ρέουν κατά μήκος της μεμβράνης παρουσιάζουν αντίσταση $R = R_m$

και χωρητικότητα $C = C_m$ που σχετίζεται με τη μεμβράνη. Ένα χαμηλής διέλευσης φίλτρο πρώτης τάξης ή ένας ολοκληρωτής με διαρροή, με τη σταθερά χρόνου ολοκλήρωσης $\tau_m = R_m C_m$ καθορίζει τον εκθετικό ρυθμό διάσπασης της συνάρτησης απόκρισης παλμού. Το ρεύμα διαρροής μέσω του R_m οδηγεί την τάση της μεμβράνης $V_m(t)$ στο 0, αλλά ένα ενεργό ρεύμα άντλησης μεμβράνης το εξουδετερώνει και διατηρεί μια τάση ηρεμίας μεμβράνης σε τιμή $V_m(t) = V_L$.

Το πρότυπο μοντέλο νευρώνων LIF. Ένας νευρώνας έχει: (1) N εισόδους που αντιπροσωπεύουν επαγόμενα ρεύματα μέσω των συνάψεων εισόδου $x_j(t)$, που είναι συνεχείς χρονοσειρές που αποτελούνται είτε από αιχμές είτε από συνεχείς αναλογικές τιμές. (2) μια εσωτερική κατάσταση ενεργοποίησης $V_m(t)$; και (3) μια απλή κατάσταση εξόδου $y(t)$. Κάθε είσοδος σταθμίζεται ανεξάρτητα 1 κατά ω_j και καθυστερεί κατά τ_j , με αποτέλεσμα μια χρονοσειρά που αθροίζεται χωρικά (αθροίζεται κατά σημείο). Αυτή η αθροιστική είσοδος προκαλεί, μεταξύ γειτονικών νευρώνων, ηλεκτρικό ρεύμα.

$$(Εξ. 3.2) \quad I_{app}(t) = \sum_{j=1}^N \omega_j x_j(t - \tau_j).$$

Το αποτέλεσμα στη συνέχεια ενσωματώνεται χρονικά χρησιμοποιώντας μια εκθετικά μειωμένη συνάρτηση παλμικής απόκρισης με αποτέλεσμα την κατάσταση ενεργοποίησης.

(Εξ. 3.3)

$$V_m(t) = V_L \left(1 - e^{\frac{t_0 - t}{\tau_m}} \right) + \frac{1}{C_m} \int_0^{t-t_0} I_{app}(t-s) e^{\frac{-s}{\tau_m}} ds,$$

Ως t_0 ορίζουμε την τελευταία φορά που ο νευρώνας δέχτηκε αιχμή. Οι παράμετροι που καθορίζουν τη συμπεριφορά της συσκευής είναι τα βάρη w_j , οι καθυστερήσεις τ_j , το κατώφλι V_{thresh} , το δυναμικό ηρεμίας V_L και η σταθερά χρόνου ολοκλήρωσης τ_m . Υπάρχουν τρεις επιρροές στο $V_m(t)$: η παθητική διαρροή ρεύματος, ένα ενεργό ρεύμα άντλησης και οι εξωτερικές εισοδοί που δημιουργούν αλλαγές στην αγωγιμότητα της μεμβράνης μεταβαλλόμενες στο χρόνο. Συμπεριλαμβανομένου ενός συνόλου ψηφιακών συνθηκών, φτάνουμε σε ένα τυπικό μοντέλο LIF για έναν μεμονωμένο νευρώνα, όπου αυτές οι τρεις επιρροές είναι οι τρεις όροι που συμβάλλουν στη διαφορική εξίσωση που περιγράφει το $V_m(t)$ ως:

$$\underbrace{\frac{dV_m(t)}{dt}}_{\text{Activation}} = \underbrace{\frac{V_L}{\tau_m}}_{\text{Active pumping}} - \underbrace{\frac{V_m(t)}{\tau_m}}_{\text{Leakage}} + \underbrace{\frac{1}{C_m} I_{\text{app}}(t)}_{\text{External input}}; \quad (\text{Εξ. 3.4})$$

if $V_m(t) > V_{\text{thresh}}$ then
release a pulse and set $V_m(t) \rightarrow V_{\text{reset}}$. (Εξ. 3.5)

Η δυναμική ενός νευρώνα LIF απεικονίζεται στο Εξ. 3.3. Εάν $V_m(t) \geq V_{\text{thresh}}$, τότε ο νευρώνας εξάγει μια ακίδα, η οποία παίρνει τη μορφή $y(t) = \delta(t - t_f)$, όπου t_f είναι ο χρόνος πυροδότησης της ακίδας και η $V_m(t)$ ορίζεται σε V_{reset} . Ακολουθεί μια σχετικά σταθερή περίοδος, κατά την οποία το $V_m(t)$ ανακτά από το V_{reset} στο δυναμικό ηρεμίας V_L όπου είναι δύσκολο αλλά δυνατό να προκληθεί η πυροδότηση μιας ακίδας. Σημειώστε ότι μπορεί επίσης να υπάρχει μια σύντομη απόλυτη πυρίμαχη περίοδος t_{frac} για την οποία $V_m(t_f + \Delta t) = V_{\text{reset}}$ εάν $\Delta t \leq t_{\text{frac}}$, και κατά την οποία δεν επιτρέπεται να εκτοξεύονται αιχμές. Αν και αυτή η συνθήκη τυπικά προηγείται της σχετικής περιόδου ανθεκτικότητας, το έχουμε παραλείψει από το μοντέλο καθώς δεν επηρεάζει σημαντικά

την υποκείμενη δυναμική. Κατά συνέπεια, η έξοδος του νευρώνα αποτελείται από μια συνεχή χρονοσειρά που αποτελείται από αιχμές $y(t) = \sum_i \delta(t - t_i)$ για χρόνους πυροδότησης ακίδων t_i .

Αυτό το μοντέλο νευρώνων LIF πιστεύεται ότι είναι πιο ισχυρό υπολογιστικά από το ρυθμό ή τα προηγούμενα μοντέλα perceptron και μπορεί να χρησιμεύσει ως βασική μονάδα για πολλούς σύγχρονους φλοιώδεις αλγόριθμους. Από τη σκοπιά της υπολογισιμότητας και της θεωρίας πολυπλοκότητας, οι νευρώνες LIF είναι ισχυρά και αποτελεσματικά υπολογιστικά πρωταρχικά συστήματα που είναι ικανά να προσομοιώνουν τόσο τη λογική boolean όσο και τα παραδοσιακά σιγμοειδή νευρωνικά δίκτυα[10].

3.4 Μηχανισμοί διεγερσιμότητας

Αυτή η ενότητα είναι αφιερωμένη στην εξήγηση του είδους του φυσικού συστήματος που μπορεί να προκαλέσει τη διαρροή-ολοκλήρωση και τη διεγερτική δυναμική που συζητούνται στην Ενότητα 2.2. Οι Hoppersteadt και Izhikevich[11] αφιέρωσαν ένα βιβλίο για να αναλύσουν δυναμικά συστήματα που μιμούνται διαφορετικές κατηγορίες νευρωνικής συμπεριφοράς και συνδεδεμένα νευρωνικά δίκτυα. Τα δυναμικά λείζερ που εξετάζουμε σε αυτό το άρθρο μπορούν να μοντελοποιηθούν με μερικές διαφορικές εξισώσεις. Μπορούν επίσης να αναλυθούν χρησιμοποιώντας το πλαίσιο ενός δυναμικού συστήματος, όπως ορίζεται στο Izhikevich[12]. Εξετάστε ένα δυναμικό σύστημα:

$$\frac{dX}{dt} = F(X; \Omega), \quad X \in A_X \subset \mathbb{R}^m, \quad \Omega \in A_\Omega \subset \mathbb{R}^l, \quad (\text{Εξ. 3.6})$$

όπου το $X(t)$ αντιπροσωπεύει τα φυσικά μεγέθη, για παράδειγμα, τις εισροές και εξόδους, που ορίζουν την κατάσταση του συστήματος και το Ω συνοψίζει τις παραμέτρους του συστήματος. Για ένα δεδομένο σύνολο παραμέτρων Ω , η δυναμική ενός

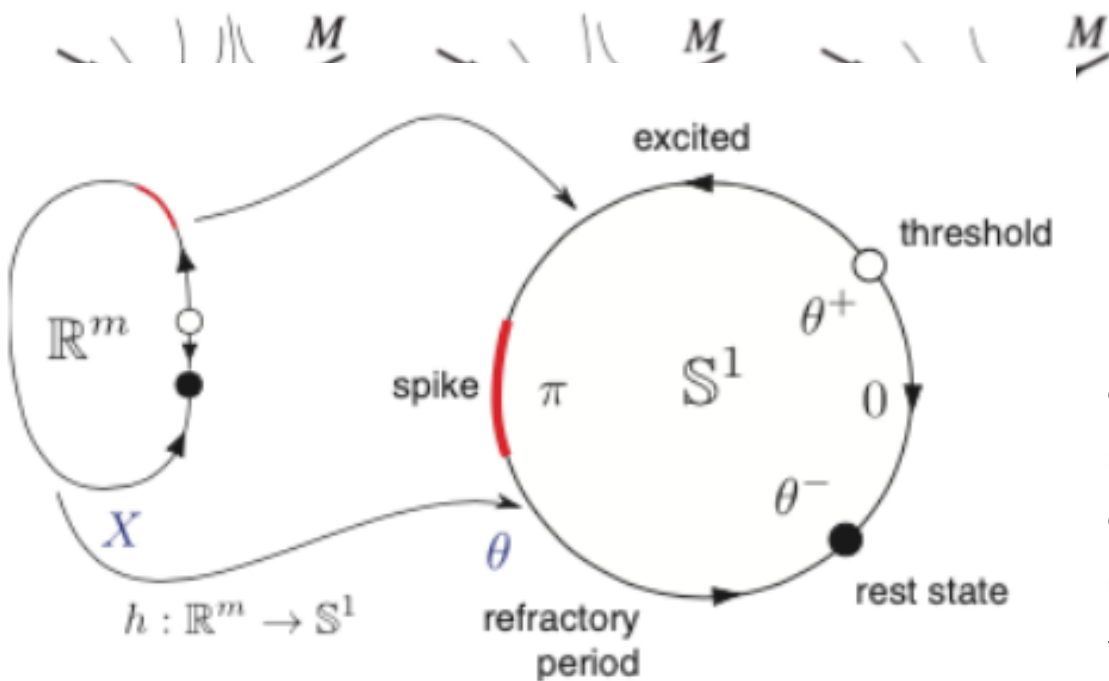
συστήματος που διέπεται από την Εξ. (3.6) βμπορεί να οπτικοποιηθεί αναλύοντας τις τιμές του $F(X;\Omega)$ για όλα τα $X \in AX$. Αυτό μπορεί να αναπαρασταθεί γεωμετρικά σε επίπεδο φάσης. Αν το δυναμικό σύστημα προετοιμάζεται σε μια αρχική συνθήκη X_0 , είναι δυνατό να εντοπιστεί η σχετική τροχιά της κατάστασης του συστήματος στο επίπεδο φάσης. Αυτές οι τροχιές μπορεί αποκλίνουν στο όριο του AX , ή καταλήγουν σε ένα σταθερό σημείο του συστήματος, όπου $dX = 0$, 3 Μπορούν επίσης να οδηγήσουν πίσω στο αρχικό σημείο X_0 μετά από μια διαδρομή χρόνου dt και ξεκινήσουν επανειληπτικά σε μια περιοδική τροχιά. Ένα πορτρέτο φάσης μπορεί να κατασκευαστεί με τις τροχιές να παριστάνονται ως γραμμές με βέλη και σταθερά σημεία με κουκκίδες. Το πορτρέτο φάσης είναι ένα χρήσιμο εργαλείο επειδή αποκαλύπτει την τοπολογική δομή του δυναμικού συστήματος, υποδεικνύοντας την παρουσία και τις θέσεις των τροχιών και σταθερών σημείων, καθορίζοντας την ποιοτική του συμπεριφορά σε διαφορετικές περιοχές. Παραδείγματα πορτρέτων φάσης φαίνονται στις Εξ. 3.5, 3.6 και 3.7.

Η παράμετρος Ω καθορίζει την τοπολογία του πορτραίτου φάσης, ορίζοντας περιοχές στον χώρο παραμέτρων ($A\Omega \subset R^I$) με παρόμοια ποιοτική συμπεριφορά του δυναμικού συστήματος. Για παράδειγμα, ένα κλασικό λέιζερ θα είναι σε ηρεμία ή θα είναι λέιζερ ανάλογα με το εφαρμοζόμενο ρεύμα αντλίας που είναι κάτω ή πάνω από ένα όριο λέιζερ. Τα όρια μεταξύ αυτών των ποιοτικά όμοιων περιοχών σχηματίζουν ένα σύνολο διακλάδωσης ($\Gamma b \subset A\Omega$). Στην περίπτωση του κλασικού λέιζερ, το όριο λέιζερ αντιπροσωπεύει ένα σημείο διακλάδωσης στην παράμετρο ρεύματος της αντλίας.

Τα σταθερά σημεία X^* , ή καταστάσεις ηρεμίας, είναι λύσεις της εξίσωσης $F(X,\Omega) = 0$, ή $X^* \in \ker F(\cdot;\Omega)$, και επομένως κινούνται καθώς αλλάζει το Ω . Η εξίσωση (3.6) μπορεί να γραμμικοποιηθεί γύρω από ένα σταθερό σημείο X^* μέσω του Jacobian matrix:

$$J(X^*, \Omega) = D_X F = \left(\frac{\partial F_i(X^*; \Omega)}{\partial X_j} \right)_{i,j=1,\dots,m} \quad (\text{Εξ. 3.7})$$

Εάν όλες οι ιδιοτιμές του $J(X^*, \Omega)$ έχουν αρνητικό πραγματικό μέρος, το X^* λέγεται ότι είναι ένας σταθερός κόμβος ή ένας κόμβος ελκυστής. Εάν όλες οι ιδιοτιμές έχουν θετικό πραγματικό μέρος, τότε το X^* ονομάζεται ασταθής ή απωθητικός κόμβος. Εάν μια ιδιοτιμή έχει θετικό πραγματικό μέρος και μια άλλη αρνητικό πραγματικό μέρος, το X^* λέγεται ότι είναι μια σέλα. Μερικά δυναμικά συστήματα παρουσιάζουν σημεία διακλάδωσης σέλας-κόμβου (X_{SN}, Ω_{SN}) , όπου κατά τη συνεχή μεταβολή του Ω , ένας κόμβος συναντά μια σέλα και αλληλοεξουδετερώνονται [11](Εικ. 3.5). Οι Hoppensteadt και Izhikevich έθεσαν τις μαθηματικές συνθήκες που πρέπει να ικανοποιεί το F έτσι ώστε το δυναμικό σύστημα να βρίσκεται σε ένα σημείο διακλάδωσης κόμβου-σέλας.

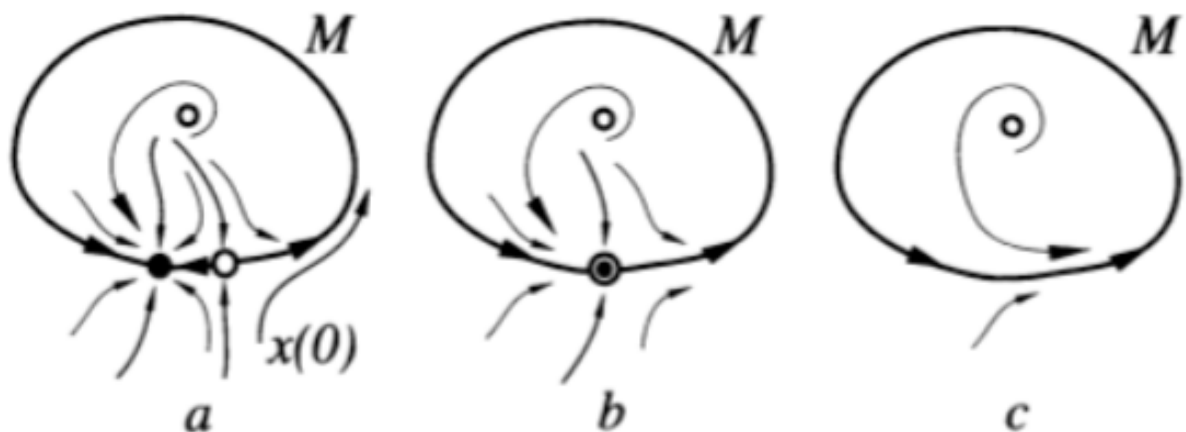


Εικόνα 3.5
Πορτρέτα φά-
σης κοντά σε
μια διακλάδω-
ση σέλας-
κόμβου. Η
γεμάτη κουκ-
κίδα αντιπρο-
σωπεύει έναν

κόμβο ελκυστήρα και η μη γεμάτη κουκκίδα, τη σέλα. Ένα πολυδιάστατο δυναμικό σύστημα μπορεί να

μειωθεί με τη διαδικασία της κεντρικής πολλαπλότητας. Υπάρχει μια κεντρική πολλαπλότητα M που εφάπτεται στον κεντρικό υποχώρο που εκτείνεται από το ιδιοδιάνυσμα του Jacobian matrix v_1 κοντά σε μια διακλάδωση κόμβου σέλας. Μετά τη διαδικασία αναγωγής, μπορεί κανείς να αναπαραστήσει το δυναμικό σύστημα ως μια ενιαία μεταβλητή εξίσωση $x' = f(x, \Omega)$, όπου f είναι ο περιορισμός του F στην πολλαπλότητα M . Reproduced from Weakly Connected Neural Networks (1997) από τον F. C. Hoppensteadt και E. M. Izhikevich

Ορισμένα δυναμικά συστήματα έχουν περιοδικές λύσεις ($X(t) = X(t + T)$, για μια δεδομένη τιμή $T > 0$). Αυτή η περιοδική τροχιά ονομάζεται οριακός κύκλος εάν το σύστημα έλκεται πίσω σε αυτήν μετά από μικρή διαταραχή. Μας ενδιαφέρουν συστήματα όπου αυτές οι περιοδικές εκδρομές είναι γρήγορες και αντιπροσωπεύουν αιχμές. Σε αυτά τα δυναμικά συστήματα, μια διχοτόμηση κόμβου σέλας μπορεί να συμβεί σε έναν οριακό κύκλο. αναφέρονται ως διακλάδωση σέλας-κόμβου σε οριακό κύκλο (SNLC) (Εικ. 2.6). Όταν συμβαίνει αυτό, μια τέτοια τοπική διακλάδωση έχει επίδραση στην ολική συμπεριφορά του συστήματος: εάν το σύστημα βρίσκεται στη δεξιά πλευρά ενός σημείου σέλας, το σύστημα ταξιδεύει κατά μήκος της διαδρομής του οριακού κύκλου και επιστρέφει στον κόμβο ελκυστήρα (Εικ. 3.6). Έτσι, η ποιοτική συμπεριφορά του συστήματος αλλάζει από περιοδική σε διεγερτική[11].



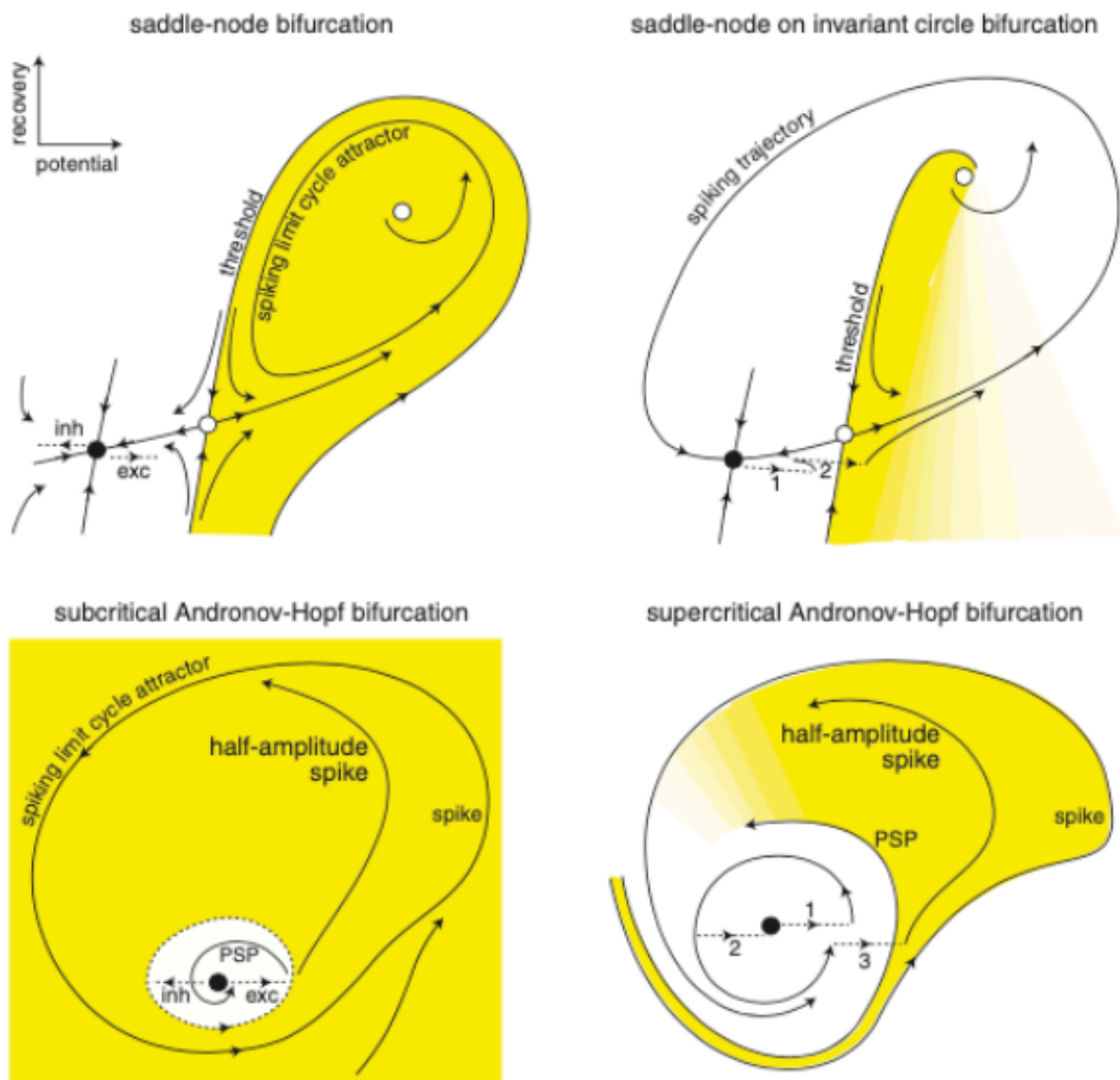
Εικόνα 3.6 Διακλάδωση σέλας-κόμβου σε έναν οριακό κύκλο. Σε ορισμένες περιπτώσεις, η πολλαπλή M (Εικ. 3.5) σχηματίζει έναν κλειστό βρόχο. Μια τοπική διακλάδωση έχει επομένως σφαιρικό αντίκτυπο στη δυναμική του συστήματος και ως εκ τούτου ονομάζεται καθολική διχοτόμηση. Αναπαράγεται από Weakly Connected Neural Networks (1997) από τους F. C. Hoppensteadt και E. M. Izhikevich.

Υπάρχουν δύο φαινόμενα στενά συνδεδεμένα μεταξύ τους με μη τετριμμένο τρόπο λόγω του τύπου διχοτόμησης των ισορροπιών κατάστασης: νευρική διεγερσιμότητα και μετάβαση από την ηρεμία στην περιοδική δραστηριότητα αιχμής. Το πρώτο αναφέρεται στην ικανότητα χρήσης μιας μικρής διαταραχής για να διεγείρει έναν νευρώνα, πυροδοτώντας μια ακίδα, και το δεύτερο αναφέρεται στην αύξηση του στατικού ερεθίσματος, προκαλώντας τον νευρώνα να πυροδοτεί περιοδικά διαδοχικές αιχμές. Οι βιολογικοί νευρώνες παρουσιάζουν ένα ευρύ φάσμα συμπεριφορών αιχμής, η απλούστερη από τις οποίες μπορεί να χωριστεί σε δύο κατηγορίες, όπως παρατηρήθηκε για πρώτη φορά από τον Hodgkin [13]. Ο Izhikevich έδειξε [12] ότι η συμπεριφορική ταξινόμηση του Hodgkin είναι μια αντανάκλαση μόνο μερικών διακριτών μηχανισμών που μπορούν να προκαλέσουν αιχμές. Αυτή η ταξινόμηση συνοψίζεται στο Σχ. 3.7.

Ταξινόμηση μηχανισμών διεγερσιμότητας

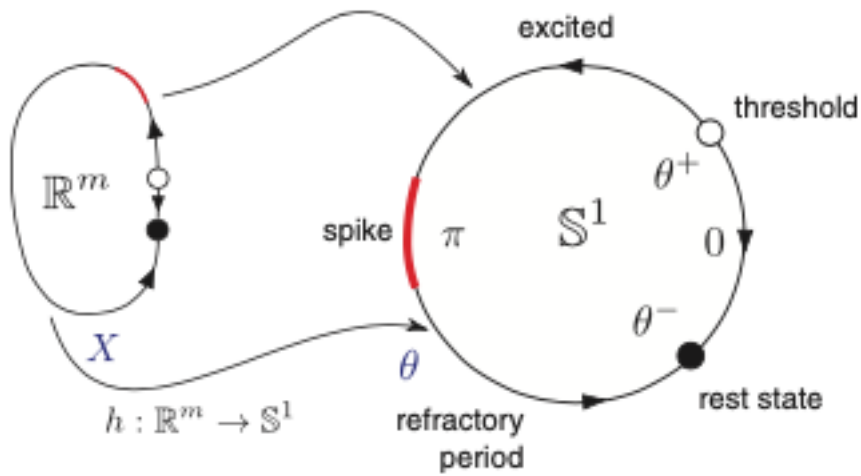
> Η νευρωνική διεγερσιμότητα τύπου 1 μπορεί να παρατηρηθεί κοντά σε μια διακλάδωση κόμβου σέλας σε οριακό κύκλο (SNLC) (Εικ. 3.7, επάνω δεξιά). Μια παραλλαγή στο ερέθισμα αναγκάζει τη σέλα να συναντήσει τον κόμβο ελκυστήρα, οι οποίοι εξαφανίζονται μεταξύ τους, αφήνοντας ως αποτέλεσμα έναν σταθερό οριακό κύκλο άπειρης περιόδου. Καθώς το ερέθισμα ωθεί το σύστημα πιο μακριά από το σημείο διχασμού, η περίοδος της αναδυόμενης περιοδικής αιχμής μειώνεται. Ωστόσο, το πλάτος των αναδυόμενων αιχμών παραμένει περίπου σταθερό.

> Η νευρωνική διέγερση τύπου 2 μπορεί να παρατηρηθεί κοντά σε ένα Poincaré–Andronov–Hopfield (Hopf, για συντομία) ή έναν κύκλο εκτός ορίου διακλάδωσης κόμβου σέλας (Εικ. 3.7). Όταν συμβαίνει η διακλάδωση, ένας σταθερός οριακός κύκλος με πεπερασμένη περίοδο γίνεται η μόνη σταθερή κατάσταση, αναγκάζοντας το σύστημα να μεταπηδήσει από την ηρεμία στην περιοδική αιχμή. Καθώς το ερέθισμα πλησιάζει στο σημείο διχοτόμησης, η συχνότητα της αναδυόμενης περιοδικής αιχμής παραμένει μη μηδενική. Ωστόσο, το εύρος των αναδυόμενων αιχμών γίνεται άπειρα μικρό.



Εικόνα 3.7 Πορτρέτα φάσης δυναμικών συστημάτων κοντά σε τέσσερις διαφορετικές διακλαδώσεις που μπορούν να παρουσιάσουν μετάβαση μεταξύ καταστάσεων ηρεμίας και αιχμής. Τα πορτρέτα στην αριστερή πλευρά είναι δισταθή: δείχνουν συνύπαρξη ηρεμίας (κόμβος ελκυστήρα) και σταθερών καταστάσεων αιχμής (οριακός κύκλος). ενώ αυτά στη δεξιά πλευρά είναι μονοσταθερά. Σε αυτό το άρθρο, προτιμούμε την ανάλυση μονοσταθερών περιπτώσεων επειδή απελευθερώνουν μια μοναδική ακίδα ως αποτέλεσμα μιας σύντομης διαταραχής του συστήματος. Το πορτρέτο φάσης επάνω δεξιά δείχνει συμπεριφορά διεγέρσιμης τάξης 1, ενώ τα άλλα παρουσιάζουν διεγερτή συμπεριφορά κατηγορίας 2. Μια σημείωση σχετικά με τη χρονική ολοκλήρωση: ένας νευρώνας που απεικονίζεται πάνω δεξιά ονομάζεται νευρώνας ολοκληρωτής επειδή δύο διεγερτικοί παλμοί (που αντιπροσωπεύονται ως βέλη "1" και "2") συνεργάζονται για να ξεπεράσουν το κατώφλι. Ωστόσο, ο νευρώνας που φαίνεται κάτω δεξιά ονομάζεται νευρώνας συντονισμού επειδή τα επόμενα διεγερτικά ερεθίσματα συνεργάζονται μόνο εάν παρουσιάζονται σε συγκεκριμένες χρονικές περιόδους.

Σε διεγέρσιμα συστήματα κλάσης 1 κοντά σε διακλάδωση SNLC, η λύση οριακού κύκλου (Εικ. 2.6) μπορεί να χαρτογραφηθεί σε έναν μονοδιάστατο αμετάβλητο κύκλο (Εικ. 2.8). Στη μία πλευρά της διακλάδωσης, το μοντέλο δεν έχει σταθερή λύση, η οποία αντιστοιχεί σε ένα καθεστώς περιοδικής αιχμής. Στην άλλη πλευρά της διακλάδωσης, αυτό το μοντέλο έχει δύο ισορροπίες: ένα κατώφλι και μια κατάσταση ηρεμίας (που αντιστοιχεί σε μια σέλα και έναν κόμβο στο πορτρέτο φάσης). Όταν το σύστημα βρίσκεται δίπλα στη διχοτόμηση σέλας-κόμβου, το κατώφλι και η κατάσταση ηρεμίας είναι αθαίρετα κοντά. γίνεται διεγερτικό σε μικρές διαταραχές. Μια διαταραχή υποκατωφλίου θα προκαλέσει το σύστημα να αποσυντεθεί εκθετικά στην κατάσταση ηρεμίας, ενώ ένα υπερκατώφλι θα κάνει το σύστημα να ακολουθήσει μια πολύ μεγαλύτερη τροχιά, δημιουργώντας μια ακίδα στη διαδικασία.



Εικόνα 3.8

Θεώρημα Ermentrout–Kopell: Ο μετασχηματισμός h απεικονίζει τον οριακό κύκλο, λύση της Εξ. (3.6), σε μια συνηθισμένη διαφορική εξίσωση (ODE) σε έναν αμετάβλητο κύκλο. Ο αμετάβλητος κύκλος στα δεξιά αντιπροσωπεύει κάθε στάδιο του μηχανισμού νευρικής διεγερσιμότητας κλάσης 1.

Τα διεγέρσιμα συστήματα κλάσης 1 είναι ιδανικά για τη μοντελοποίηση ενός νευρώνα ολοκλήρωσης και πυροδότησης, που είναι το πιο κοινό συστατικό στα νευρωνικά δίκτυα αιχμής. Ωστόσο, διεγέρσιμα συστήματα κατηγορίας 2 έχουν επίσης εξεταστεί αναλυτικά και αριθμητικά από πολλούς ερευνητές. Αυτοί οι νευρώνες επιδεικνύουν μια σημαντική εξωτική συμπεριφορά, γνωστή στους νευροεπιστήμονες ως τυπική του συντονισμού και της φωτιάς: ανταποκρίνονται σε διαταραχές που είναι αδύναμες αλλά συντονισμένες με τη φυσική συχνότητα των υποκατωφλίων απόσβεσης ταλαντώσεων γύρω από τον κόμβο ελκυστήρα [14]. Με άλλα λόγια, η απόκριση των νευρώνων συντονισμού και πυροδότησης μπορεί να είναι ευαίσθητη στο διάστημα μεταξύ των ακίδων (βλ. Εικ. 3.7, κάτω δεξιά). Οι νευρώνες κλάσης 2 ανοίγουν άλλες δυνατότητες για τον ορισμό των νευρωνικών δικτύων αιχμής.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 1.E. D. Adrian, The Basis of Sensation. WW Norton & Co, 1928.
- 2.F. Rieke, Spikes: Exploring the Neural Code. Cambridge, MA, USA: MIT press, 1999.
- 3.J. Hasler and B. Marr, “Finding a roadmap to achieve large neuromorphic hardware systems,” Frontiers in Neuroscience, vol. 7, no. 7 SEP, p. 118, 2013
- 4.W. Maass, “Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models,” Neural Networks, vol. 10, no. 9, pp. 1659–1671, 1997.
- 5.Y. Bengio, A. Courville, and P. Vincent, “Representation Learning: A Review and New Perspectives,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 35, no. 8, pp. 1798–1828, Aug. 2013.
- 6.D. I. Perrett, E. T. Rolls, and W. Caan, “Visual neurones responsive to faces in the monkey temporal cortex,” Experimental Brain Research, vol. 47, no. 3, pp. 329–342, 1982.
- 7.E. M. Izhikevich, “Which model to use for cortical spiking neurons?” IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 15, no. 5, pp. 1063–1070, 2004.

8.C. Eliasmith and C. H. Anderson, Neural Engineering: Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2004.

9.C. Koch, Biophysics of Computation: Information Processing in Single Neurons (Computational Neuroscience). London, U.K.: Oxford University Press, 1998

10.W. Maass and C. M. Bishop, Pulsed Neural Networks. Cambridge, MA, USA: MIT press, 2001.

11.F. C. Hoppensteadt and E. M. Izhikevich, Weakly Connected Neural Networks. New York: Springer-Verlag, 1997.

12.E. M. Izhikevich, "Neural excitability, spiking and bursting," International Journal of Bifurcation and Chaos, vol. 10, no. 06, pp. 1171–1266, 2000.

13.A. L. Hodgkin, "The local electric changes associated with repetitive action in a non-medullated axon," The Journal of Physiology, vol. 107, no. 2, pp. 165–181, 1948.

14.E. M. Izhikevich, "Resonate-and-fire neurons," Neural Networks, vol. 14, no. 6-7, pp. 883–894, 2001.

4 Υλοποίηση φωτονικού συστήματος αιχμών με χρήση πολυπλεξίας συχνότητας

Επί του παρόντος, τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων εφαρμόζονται σε πλαίσια λογισμικού για τη δημιουργία μεγάλων νευρικών δικτύων σε βάθος (DNN). Τέτοια δίκτυα αποτελούνται από τεχνητούς νευρώνες διατεταγμένους σε πολλαπλά στρώματα, ο καθένας από τους οποίους εφαρμόζει μια λειτουργία φιλτραρίσματος στα δεδομένα εισόδου. Δεδομένου ότι οι νευρώνες είναι πυκνά διασυνδεδεμένοι, οι υπολογισμοί σε αυτά τα δίκτυα εκτελούνται με παράλληλο τρόπο. Αυτά τα μοντέλα συχνά εκπαιδεύονται και εφαρμόζονται στην πράξη χρησιμοποιώντας συμβατικό ηλεκτρονικό υλικό, όπως CPU και GPU. Αυτοί οι επεξεργαστές κατασκευάζονται σύμφωνα με την αρχιτεκτονική Von-Neumann, όπου οι μονάδες επεξεργασίας δεδομένων και μνήμης διαχωρίζονται φυσικά. Η CPU ανακτά οδηγίες από τη μονάδα μνήμης της σε κάθε κύκλο ρολογιού, επεξεργάζεται τα δεδομένα εισόδου και στη συνέχεια δημιουργεί την έξοδο. Έτσι, τα δεδομένα επεξεργάζονται διαδοχικά. Αυτός ο σειριακός τρόπος επεξεργασίας περιορίζει την ταχύτητα με την οποία μπορούν να γίνουν παράλληλοι υπολογισμοί.

Ένας άλλος περιοριστικός παράγοντας στα ηλεκτρονικά είναι η απαγωγή ισχύος, κυρίως λόγω ηλεκτρικών διασυνδέσεων. Το φαινόμενο του δέρματος, οι διηλεκτρικές απώλειες και η πυκνότητα καλωδίωσης προσθέτουν όλα στη διάχυση ισχύος [1], [2]. Αυτή η κατανάλωση ενέργειας του ηλεκτρονικού υλικού για υπολογισμούς τεχνητής νοημοσύνης είναι ένας σημαντικός παράγοντας σκεφτείτε. Οι ηλεκτρονικοί νευρομορφικοί επεξεργαστές, όπως ο νευροσυναπτικός πυρήνας της IBM και το Neurogrid, είναι βελτιστοποιημένοι από αρχιτεκτονική άποψη, αλλά εξακολουθούν να αντιμετωπίζουν προκλήσεις ταχύτητας και διασύνδεσης λόγω της θεμελιώδη ανταλλαγή εύρους ζώνης

fan-in [3]. Το περιορισμένο εύρος ζώνης των ηλεκτρονικών λύσεων περιορίζει επίσης τη λειτουργική ταχύτητα. Για εφαρμογές χαμηλής ταχύτητας, όπως η αναγνώριση εικόνας στο καθεστώς kHz, η λειτουργική ταχύτητα των ηλεκτρονικών είναι επαρκής, ωστόσο, εργασίες όπως ο χειρισμός του ραδιοφάσματος για υπερηχητικά αεροσκάφη πρέπει να εκτελούνται στο καθεστώς GHz [3] και τη μη γραμμικότητα των ινών Η αντιστάθμιση, ο προγνωστικός έλεγχος μοντέλων και οι ταξινομήσεις σωματιδίων υψηλής ενέργειας χρειάζονται λύσεις χαμηλής καθυστέρησης [4].

Το πιο ενεργειακά αποδοτικό νευρωνικό δίκτυο είναι ο ανθρώπινος εγκέφαλος, όπου τα δεδομένα κωδικοποιούνται χρησιμοποιώντας σύντομα ηλεκτρικά σήματα ή αιχμές. Αυτές οι αιχμές είναι ψηφιακές σε πλάτος αλλά αναλογικές στο πεδίο του χρόνου και δημιουργούνται από μεμονωμένους νευρώνες και μεταδίδονται μέσω αξόνων [2]. Στο [5], δίνεται μια εκτενής σύγκριση μεταξύ του ανθρώπινου εγκεφάλου και των ψηφιακών υπολογιστών όσον αφορά την ενεργειακή απόδοση. Το συνδυασμένο σχήμα αναπαράστασης αναλογικών και ψηφιακών δεδομένων επιτρέπει μια λιγότερο αυστηρή ανοχή σφαλμάτων σε σύγκριση με τους ψηφιακούς υπολογιστές. Στους ψηφιακούς υπολογιστές, η πιθανότητα σφάλματος είναι περίπου 10-24, ενώ για τον ανθρώπινο εγκέφαλο, η τιμή αυτή εκτιμάται ότι είναι περίπου 0,65. Αυτό σημαίνει ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος με το αιχμηρό νευρωνικό του δίκτυο λειτουργεί σε ένα απίστευτα θορυβώδες περιβάλλον. Ωστόσο, ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι βελτιστοποιημένος έτσι ώστε να λειτουργεί με ενεργειακή απόδοση σχεδόν 60 φορές μεγαλύτερη από τους ψηφιακούς υπολογιστές, με ισχύ μόνο 20 Watt.

Οι αρχές ενός βιολογικού νευρωνικού δικτύου αιχμής (SNN) μπορούν να μεταφερθούν στην ολοκληρωμένη φωτονική λόγω των δυνατοτήτων αιχμής των ολοκληρωμένων λέιζερ [6]. Η ολοκληρωμένη φωτονική επωφελείται από την υψηλή ταχύτητα μεταγωγής, το υψηλό εύρος ζώνης επικοινωνίας, τη χαμηλή συνομιλία [7] και τα χρονικά

χαρακτηριστικά που διέπονται από εξαιρετικά γρήγορη δυναμική φορέα [8]. Αυτό σημαίνει ότι ένας οπτικός νευρώνας μπορεί να λειτουργεί τάξεις μεγέθους γρηγορότερα από το βιολογικό του αντίστοιχο και μπορεί να είναι το μη γραμμικό δομικό στοιχείο σε ένα νευρωνικό δίκτυο πλήρως οπτικής αιχμής σε ένα φωτονικό ολοκληρωμένο κύκλωμα (PIC). Υπάρχουν πολλές προκλήσεις για την υλοποίηση ενός πλήρως οπτικού SNN. Δίπλα στην έρευνα για τον μη γραμμικό νευρώνα [9] επίσης διερευνώνται η συναπτική στάθμιση χαμηλής ενέργειας και οι κλιμακωτές νευρομορφικές αρχιτεκτονικές που επιτρέπουν την αποτελεσματική εκπαίδευση [10]. Η συναπτική στάθμιση μπορεί να πραγματοποιηθεί χρησιμοποιώντας έναν αντηχείο μεμονωμένου φωτονικού δακτυλίου [11] και μπορεί να κλιμακωθεί αυξάνοντας τον αριθμό των συντονιστών για να σχηματιστεί μια τράπεζα βαρών [12] και αξιοποιώντας τα οφέλη της πολυπλεξίας διαίρεσης μήκους κύματος (WDM) [13]. Μια άλλη προσέγγιση είναι η χρήση υλικών αλλαγής φάσης (PCM) για τον χειρισμό της μετάδοσης των κυματοδηγών [14].

Σε αυτή την εργασία, αντιμετωπίζουμε τη διεγερτή μη γραμμικότητα [15] μέσα σε ένα SNN και συγκεκριμένα τον τρόπο με τον οποίο τα λέιζερ μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως πηγή αυτοεκτόξευσης και να αναλύσουμε τα χαρακτηριστικά του. Δεδομένου του γεγονότος ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος λειτουργεί σε ένα απίστευτα θορυβώδες περιβάλλον, είναι απαραίτητο να εντοπιστούν οι επιπτώσεις του οπτικού θορύβου στο φωτονικό αντίστοιχό του. Η επίδραση του θορύβου σε ένα αυτοπαλμικό λέιζερ δύο τμημάτων έχει μελετηθεί στο παρελθόν ως προς τις στατιστικές χρονισμού, το jitter και τις διακυμάνσεις του πλάτους [16]. Αυτό δείχνει ότι ο θόρυβος είναι μια σημαντική πτυχή στη δυναμική ενός λέιζερ δύο τμημάτων. Αναφέρουμε έναν ενσωματωμένο κορεσμένο απορροφητή και λέιζερ απολαβής που δείχνει σχεδόν τυχαία αυτο-ακρόαση παρουσία θορύβου. Προσαρμόσαμε το γνωστό μοντέλο Yamada [17] για να διερευνήσουμε τις επιπτώσεις του οπτικού θορύβου στη συμπεριφορά του λέιζερ σε προσομοιώσεις. Εξ

όσων γνωρίζουμε, αυτή είναι η πρώτη φορά που διερευνάται η συμπεριφορά αυτοεκτόξευσης μιας τέτοιας δομής λέιζερ παρουσία οπτικού θορύβου σε προσομοιώσεις και μετρήσεις.

4.1 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΠΛΑΙΣΙΟ

Η δομή λέιζερ υπό διερεύνηση είναι ένα λέιζερ δύο τμημάτων που περιλαμβάνει ένα κορεσμένο τμήμα απορρόφησης και απολαβής (Εικόνα 4.1). Με τη συμπερίληψη ενός μηχανισμού απώλειας σε μια οπτική κοιλότητα, το λέιζερ γίνεται δισταθερό [18] και ως αποτέλεσμα, το λέιζερ μπορεί να εμφανίσει διάφορες δυναμικές ιδιότητες όπως μεταγωγή Q, κλείδωμα λειτουργίας ή συνδυασμό και των δύο [19]. Για παράδειγμα, μια μικρή αλλαγή μερικού τοις εκατό των αναλογιών μήκους κορεσμού και απολαβής και διάρκεια ζωής του φορέα μπορεί ήδη να επηρεάσει τη σταθερότητα, το βάθος διαμόρφωσης και το πλάτος παλμού ενός λέιζερ κλειδωμένου με λειτουργία [20]. Επιπλέον, η αναλογία του προϊόντος χρόνου-εύρος ζώνης και ο λόγος καταστολής πλευρικής λειτουργίας εξαρτώνται από τον κορεσμένο απορροφητή και τον λόγο μήκους κέρδους, όπως καταδεικνύεται στην τεχνολογική πλατφόρμα InP [21]. Μια άλλη δυναμική ιδιότητα αυτών των τύπων λέιζερ είναι η διεγερσιμότητα. Αυτό αναφέρεται στην κατάσταση όπου το σύστημα, αρχικά σε κατάσταση ηρεμίας, μπορεί να τεθεί με μια εξωτερική σκανδάλη σε διαφορετική κατάσταση (όπως μια κατάσταση παλμού) πριν επιστρέψει στην κατάσταση ηρεμίας. Παρόμοια δυναμική παρατηρείται σε βιολογικούς νευρώνες, όπου ένα ερέθισμα πρέπει να έχει επαρκή δύναμη για να πυροδοτήσει έναν νευρώνα να πυροδοτήσει [2]. Αυτό σημαίνει ότι από μια εξωτερική πηγή, είτε ντετερμινιστικό είτε τυχαίο θόρυβο, το λέιζερ μπορεί να δημιουργήσει μια οπτική ακίδα ή παλμό. Το στοιχείο απώλειας ενδοκοιλότητας μπορεί να είναι ενεργό όπως ένας ακουστικός ή ηλεκτροοπτικός διαμορφωτής ή παθητικό, όπως ένας κορεσμένος απορροφητής. Στην τελευταία περίπτωση, η

δυναμική του λέιζερ διέπεται από τους διαφορετικούς χρόνους ζωής του φορέα στην περιοχή απολαβής και απορρόφησης [22], οι οποίοι είναι της τάξης του εκατοντάδες και δεκάδες picosecond, αντίστοιχα.



Εικόνα 4.1 Σχηματική επισκόπηση ενός λέιζερ με κορεσμένο απορροφητή και τομή λέιζερ απολαβής. Τα στοιχεία απορρόφησης και απολαβής περιβάλλονται από καθρέφτες R για τη δημιουργία μιας οπτικής κοιλότητας.

Ένας οπτικός παλμός σχηματίζεται εάν ο απορροφητής λευκανθεί, δηλαδή εάν οι απώλειες μειωθούν σημαντικά. Αυτό μπορεί να γίνει αλλάζοντας την απορρόφηση μέσω έγχυσης φορέα ή αυξάνοντας την ένταση στην κοιλότητα με μια οπτική σκανδάλη. Οι δυναμικές ιδιότητες ενός τέτοιου λέιζερ μπορούν να περιγραφούν από το μοντέλο Yamada, το οποίο έχει μελετηθεί εκτενώς [23], [15], [22]. Σε αυτό το μοντέλο, η δυναμική κέρδους, απώλειας και έντασης μπορεί να περιγραφεί με τρεις συζευγμένες διαφορικές εξισώσεις για το κέρδος G , την απώλεια Q και την οπτική ένταση I :

$$\frac{dG}{dt} = \gamma_G [A - G(t) - G(t)I(t)] \quad (1)$$

$$\frac{dQ}{dt} = \gamma_Q [B - Q(t) - aQ(t)I(t)] \quad (2)$$

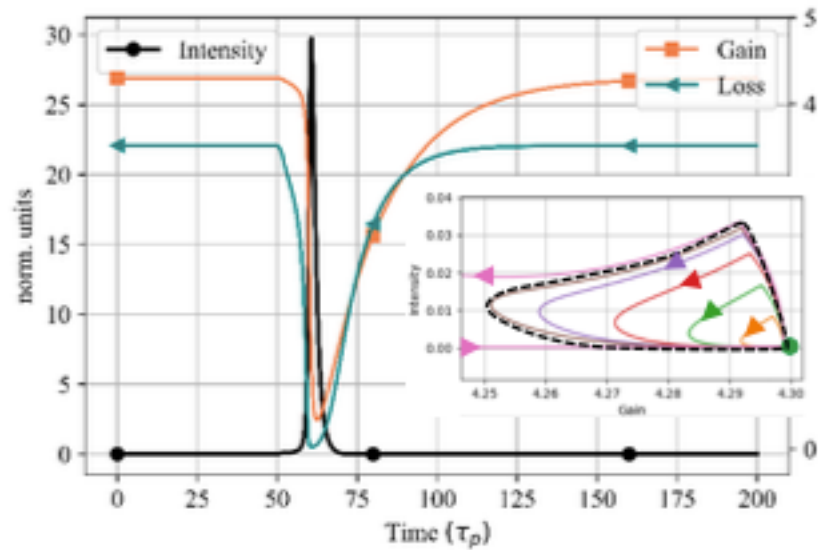
$$\frac{dI}{dt} = \gamma_I [G(t) - Q(t) - 1]I(t) + \epsilon f(G) + \theta(t) \quad (3)$$

Η περιγραφή της παραμέτρου δίνεται στον Πίνακα 1. Η χρονική κλίμακα στην οποία υπολογίζονται οι λύσεις για τα G , Q και I χρησιμοποιώντας αυτό το μοντέλο είναι στη μονάδα της διάρκειας ζωής του φωτονίου τ_p .

G	κέρδος	B	επίπεδο απορροφητι- κότητας
γ_g	ρυθμός σταθεροποίηση- σης κέρδους	α	διαφορική απορρόφηση σε σχέση με το διαφορι- κό κέρδος
A	ρεύμα προκατάληψης κέρδους	γ_1	αντίστροφη διάρκεια ζωής φωτονίων
I	οπτική ένταση	$ef(G)$	αυθόρμητη εκπομπή
Q	απώλεια	θ	οπτική έγχυση
γ_o	ρυθμός σταθεροποίηση- σης απώλειας		

Πίνακας 4.1 Περιγραφή παραμέτρου κανονικοποιημένου μοντέλου Yamada

Το σχήμα 4.2 δείχνει την απόκριση των G, Q και I (σημειώνεται με τετράγωνα, τρίγωνα και κύκλοι, αντίστοιχα) κάτω από αντετερμινιστική έγχυση οπτικού παλμού σε $t=50$ tr. Υπό συνθήκες σταθερής κατάστασης (δηλαδή $t < 50$ tr), μόνο χαμηλής έντασης αυθόρμητη μείωση σε $\dot{d} = \gamma\gamma[AA - dd(dd)]$ και $\dot{c} = \gamma\gamma[BB - dd()$ αντίστοιχα, άρα οι εξισώσεις αποσυνδέονται δυναμικά και το σύστημα βρίσκεται σε ηρεμία. Σε $t = 50$ tr, ένας εξωτερικός οπτικός παλμός $\theta(t)$ προστίθεται στο I και η ένταση αρχίζει να αυξάνεται. Κατά συνέπεια, οι απώλειες μειώνονται γρήγορα και σχηματίζεται μια πολύ απότομη αύξηση της οπτικής έντασης. Αυτό εξαντλεί το κέρδος και έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση της έντασης, σχηματίζοντας παλμό. Μετά τον σχηματισμό παλμού, το κέρδος και η απώλεια ανακάμπτουν ακολουθώντας τους αντίστοιχους ρυθμούς ανάκτησης στις συνθήκες σταθερής τους κατάστασης.

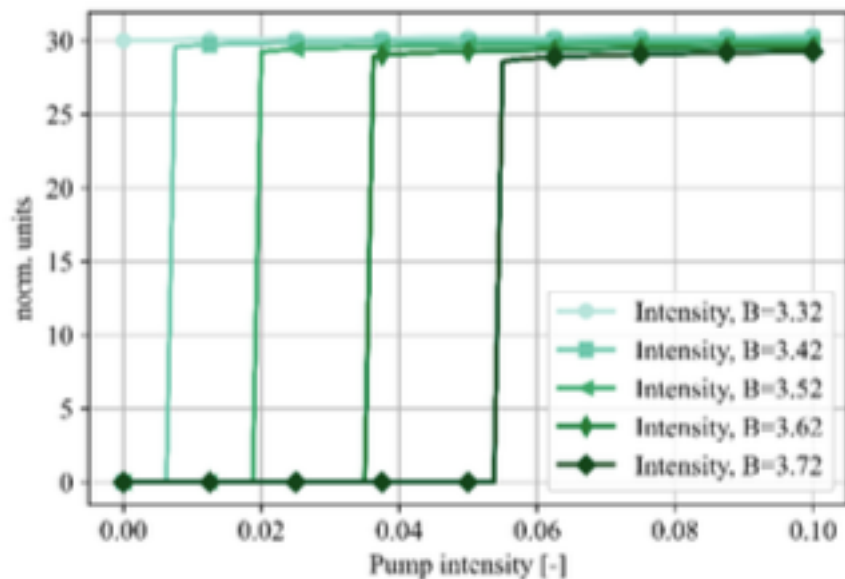


Εικόνα 4.2: Παράδειγμα δημιουργίας παλμών. Στο $t=50$ τρ, ένας μικρού πλάτους οπτικός παλμός προστίθεται στο μοντέλο για να ενεργοποιήσει το λέιζερ. Οι παράμετροι είναι $A=4,3$, $\gamma G=0,05$, $\gamma Q=0,1$, $\gamma I=1$, $B=3,52$, $a=5$. Το ένθετο δείχνει το αντίστοιχο διάγραμμα φάσης (G , I). Οπτικά ερεθίσματα κάτω από το κατώφλι διεγερσιμότητας (που υποδεικνύεται από τη διακεκομμένη γραμμή) έχουν ως αποτέλεσμα σύντομες τροχιές χωρίς διεγέρσιμη απόκριση, ενώ ένα οπτικό ερέθισμα πάνω από το κατώφλι έχει ως αποτέλεσμα μια πολύ μεγάλη εκδρομή και δημιουργία παλμών.

Το μοντέλο χρησιμοποιείται πρώτα για τη διερεύνηση της ισχύος που απαιτείται ώστε οι οπτικοί παλμοί να επιτύχουν μια διεγερτή απόκριση. Το Σχήμα 3 δείχνει το προσομοιωμένο πλάτος της έντασης του παλμού για πέντε τιμές της απορρόφησης B , μια σταθερή τιμή $4,3$ για την προκατάληψη απολαβής A και τις εντάσεις οπτικών παλμών που κυμαίνονται από 0 έως $0,10$. Για $B>3,42$, παρατηρείται ένα βήμα στην οπτική ένταση. Αυτό σημαίνει ότι για μια εγχυόμενη ισχύ οπτικού παλμού $0,006$ σχηματίζεται ένας παλμός απόκρισης. Για ένα ρεύμα πόλωσης κέρδους $A=4,3$ και επίπεδο απορρόφησης $B=3,42$, το όριο για μια διεγέρσιμη απόκριση είναι σχεδόν έξι φορές χαμηλότερο σε σύγκριση με την περίπτωση όπου $A=4,3$ και $B=3,72$, βλ. Εικόνα 3. Παρόμοια αποτελέσματα μπορούν να επιτευχθούν με συντονισμό του A και ρύθμιση του B σε μια συγκεκριμέ-

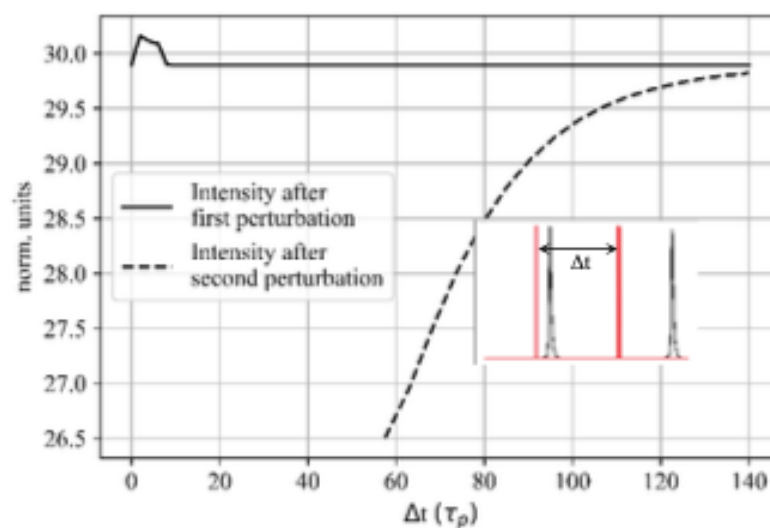
νη σταθερή τιμή. Αυτό σημαίνει ότι ανάλογα με τις συνθήκες πόλωσης, ένας παλμός απόκρισης μπορεί να σχηματιστεί μόνο μετά την έγχυση μιας μικρής οπτικής σκανδάλης στην κοιλότητα.

Μια ειδική περίπτωση συμβαίνει όταν η τιμή για το B μειωθεί ακόμη περισσότερο, π.χ. 3.32, παρατηρείται απόκριση ανεξάρτητα από την ένταση του οπτικού παλμού που έχει εγχυθεί. Αυτό σημαίνει ότι το λέιζερ μπορεί να σχηματίσει παλμό χωρίς να έχει εγχυθεί οπτικός παλμός, π.χ. αυτοπαλλεται. Αυτό είναι ένα διαφορετικό καθεστώς λειτουργίας σε σύγκριση με το διεγερτικό καθεστώς. Μια άλλη ειδική περίπτωση είναι όταν πολλαπλοί παλμοί υποκατωφλίου κλείνουν στο χρόνο εγχέονται στο μοντέλο. Λόγω των ρυθμών ανάκτησης, μια σύντομη σειρά παλμών υποκατωφλίου που εφαρμόζεται εντός της περιόδου ανάκτησης είναι επίσης ικανή να κορεστεί τον απορροφητή και να οδηγήσει σε μια διεγερτική απόκριση.



Εικόνα 4.3 Προσομοιωμένο κατώφλι για πέντε διαφορετικές τιμές απορρόφησης και ρεύμα πόλωσης σταθερού κέρδους $A=4,3$.

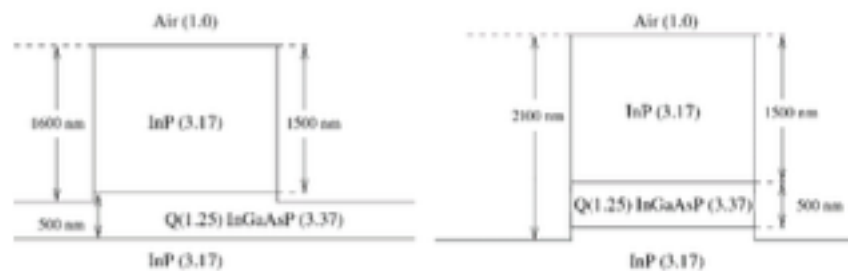
Μια άλλη πτυχή του σχηματισμού παλμού είναι η χρονική καθυστέρηση μεταξύ του εγχυόμενου παλμού και της απόκρισής του. Το σχήμα 4 δείχνει το πλάτος απόκρισης μετά από μια πρώτη και δεύτερη έγχυση οπτικού παλμού. Η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των δύο παλμών κυμαίνεται από 0 έως 140 tr. Η συνεχής γραμμή δείχνει την απόκριση μετά την έγχυση του πρώτου παλμού. Αυτή είναι μια επίπεδη γραμμή, καθώς το σύστημα είναι αρχικά σε σταθερή κατάσταση. Σημειώστε ότι για δεύτερο εγχυόμενο παλμό, υπάρχει νεκρός χρόνος περίπου $\Delta t=60$ tr. Κατά τη διάρκεια αυτού του παραθύρου, το σύστημα δεν έχει ανακάμψει ακόμη, δηλαδή το κέρδος δεν είναι αρκετά ισχυρό και οι απώλειες είναι πολύ υψηλές για να σχηματίσουν παλμό. Μετά από αυτό το παράθυρο, ένας δεύτερος παλμός αρχίζει να σχηματίζεται, αν και σε μικρότερο πλάτος. Εάν η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των δύο παλμών αυξηθεί περαιτέρω, και οι δύο αποκρίσεις προσεγγίζουν το ίδιο πλάτος. Η περίοδος κατά την οποία σχηματίζεται ένας δεύτερος παλμός, αν και σε χαμηλότερο πλάτος, ορίζεται ως η σχετική ανθεκτική περίοδος, η οποία είναι παρόμοια ιδιότητα που δείχνουν οι βιολογικοί νευρώνες. Αυτός είναι ένας σημαντικός παράγοντας, καθώς θέτει ένα χαμηλότερο όριο στο χρόνο που μπορεί να σχηματιστεί ένας δεύτερος παλμός.



Εικόνα 4.4 Πλάτος παλμού μετά την ενεργοποίηση αλλά ένα σύντομο ερέθισμα.

4.3 Υλοποίηση της κατασκευής

Το ενσωματωμένο λέιζερ απορρόφησης απολαβής και κορεσμού κατασκευάστηκε σε μια εμπορικά διαθέσιμη πλατφόρμα ενσωμάτωσης InP ενεργητικού-παθητικού πλακιδίου πολλαπλών έργων (MPW) [24]. Σε αυτήν την σχετικά ώριμη πλατφόρμα, τα φωτονικά ολοκληρωμένα κυκλώματα μπορούν να σχεδιαστούν χρησιμοποιώντας προκαθορισμένα δομικά στοιχεία, όπως τμήματα απολαβής, μετατοπιστές φάσης, κατανεμημένους ανακλαστήρες Bragg (DBR), ανακλαστήρες παρεμβολής πολλαπλών λειτουργιών (MIR), τμήματα ηλεκτρικής απομόνωσης και 2,0 μm και ρηχά και πλάτους 1,5 μm βαθιά χαραγμένοι κυματοδηγοί. Στο σχήμα 5, φαίνεται η διατομή των δύο τύπων κυματοδηγών. Ένα στρώμα InGaAsP πολλαπλών κβαντικών φρεατίων (MQW) χρησιμοποιείται για ενεργές περιοχές, που περιβάλλεται από InP για παθητικά στοιχεία και κυματοδηγούς. Για την ηλεκτρική ανίχνευση των ενεργών περιοχών, στρώματα InGaAs και χρυσού εναποτίθενται πάνω από το στρώμα InP.



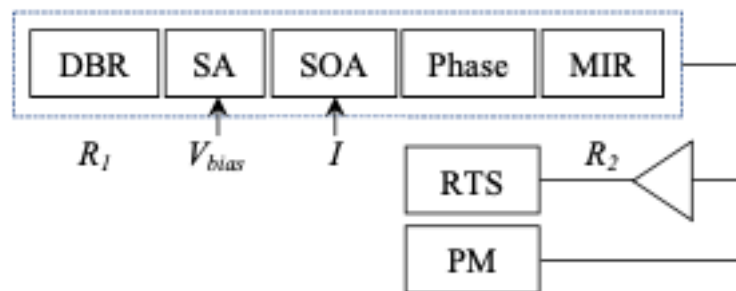
Εικόνα 4.5 Διατομή των ρηχών (αριστερά) και βαθιών (δεξιά) δομών κυματοδηγού στη γενική πλατφόρμα ολοκλήρωσης.

Χρησιμοποιώντας αυτά τα δομικά στοιχεία, ήταν γραμμικά λέιζερ κοιλότητας με κορεσμένο απορροφητή 80 μm , τμήμα απολαβής 500 μm , μετατοπιστή φάσης 500 μm , DBR 350 μm βελτιστοποιημένο για αντανάκλασεις στα 1550 nm και MIR με εκτιμώμενη ανακλαστικότητα 0,87 και 0,40 αντίστοιχα. κατασκευασμένο. Οι ενεργές περιοχές δια-

χωρίζονται από τμήματα ηλεκτρικών απομονώσεων 30 μm και συνδέονται χρησιμοποιώντας ρηχούς και βαθιά χαραγμένους κυματοδηγούς. Το κίνητρο για τις επιλεγμένες διαστάσεις ήταν η κατασκευή ενός λέιζερ που έχει τον μικρότερο δυνατό παράγοντα μορφής σε αυτήν την πλατφόρμα, και ωστόσο θα μπορούσε να δείξει διεγερσιμότητα. Αυτό σημαίνει ότι όλα τα μεμονωμένα εξαρτήματα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν μικρότερα. Το μήκος του τμήματος απολαβής βασίστηκε σε μια κοιλότητα λέιζερ Fabry-Pérot που περιλαμβάνει ένα τμήμα απολαβής 420 μm και δύο ανακλαστικές παρεμβολής πολλαπλών τρόπων που είχαν κατασκευαστεί προηγουμένως στην ίδια πλατφόρμα [24]. Για να ληφθεί υπόψη η απορρόφηση φωτονίων από τον κορεσμένο απορροφητή, χρησιμοποιήθηκε μεγαλύτερο τμήμα κέρδους και υψηλότερη ανάκλαση DBR. Το μήκος DBR των 350 μm επιλέχθηκε για να διασφαλίσει τη λειτουργία ενός τρόπου λειτουργίας και μια σχετικά υψηλή ανακλαστικότητα περίπου 0,8 [25]. Τα τμήματα ηλεκτρικής απομόνωσης των 30 μm επιλέγονται για να αποδώσουν αρκετά υψηλή μόνωση μεταξύ των τμημάτων ($\sim\text{M}\Omega$). Οι έξοδοι του λέιζερ συνδέονται με την άκρη του τσιπ, όπου το φως μπορεί να συλλεχθεί χρησιμοποιώντας ίνες με φακούς. Ένας απομονωτής αποτρέπει τις οπίσθιες αντανάκλασεις από τον εξοπλισμό μέτρησης στο τσιπ. .

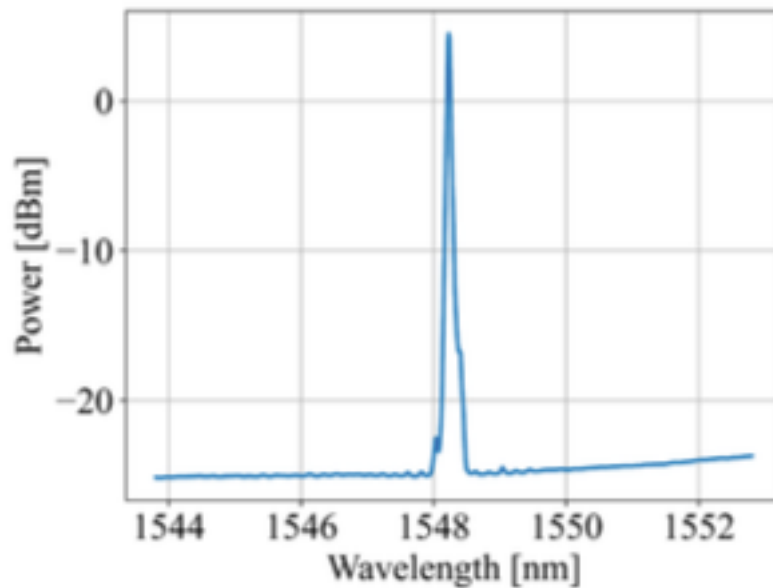
4.4 Μετρήσεις

Η εικόνα 4.6 δείχνει μια σχηματική επισκόπηση του DUT και της ρύθμισης μέτρησης. Η θερμοκρασία του τσιπ σταθεροποιήθηκε σε ένα χάλκινο τσοκ χρησιμοποιώντας ένα στοιχείο Peltier και ILX Lightwave 3900 TEC σε θερμοκρασία 20°C. Χρησιμοποιώντας μια ίνα με φακό, το φως συλλέχθηκε στην έξοδο MIR του τσιπ, ενισχύθηκε από ένα Keorsys EDFA προτού τροφοδοτηθεί σε μια φωτοδίοδο υψηλής ταχύτητας και παλμογράφο LeCroy Wavemaster 8600A σε πραγματικό χρόνο 6 GHz για τη συλλογή χρονικών ιχνών. Ένας μετρητής ισχύος χρησιμοποιείται για την παρακολούθηση της οπτικής εξόδου και για τη βέλτιστη ευθυγράμμιση της ίνας του φακού με τον συζεύκτη άκρων. Το ILX Lightwave 3900 χρησιμοποιήθηκε επίσης για την άντληση ρεύματος στο τμήμα απολαβής, μια μονάδα μετρητή πηγής Keithley 2401 (SMU) χρησιμοποιήθηκε για την εφαρμογή τάσης και για τη μέτρηση του ρεύματος μέσω του κορεσμένου απορροφητή.



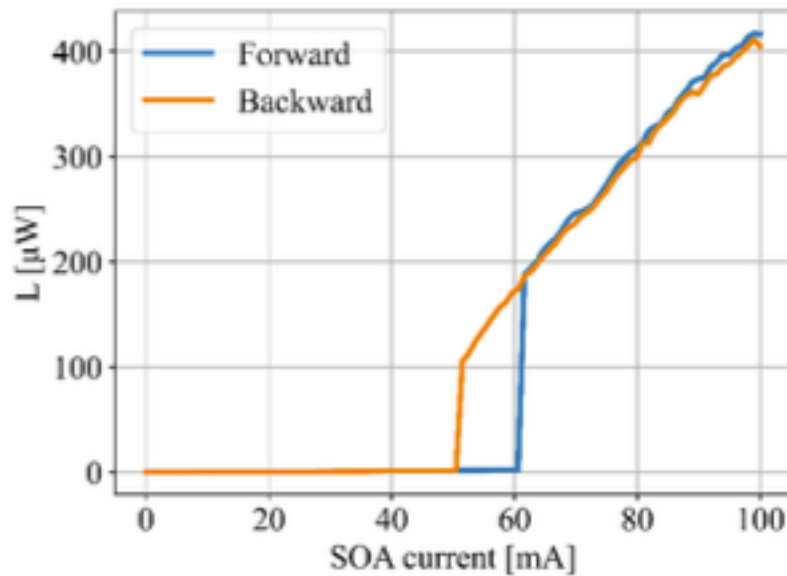
Εικόνα 4.6 Σχηματική επισκόπηση της ρύθμισης μέτρησης. DBR: κατανεμημένος ανακλαστήρας Bragg, SA: κορεσμένος απορροφητής, SOA: οπτικός ενισχυτής ημιαγωγών, MIR: ανακλαστήρας παρεμβολής πολλαπλών τρόπων, RTS: εύρος πραγματικού χρόνου, PM: μετρητής ισχύος.

Το ενσωματωμένο λέιζερ έδειξε λειτουργία απλής λειτουργίας πολύ πάνω από το όριο λέιζερ, όπως φαίνεται στην Εικόνα 4.7. Στο όριο λέιζερ, το λέιζερ λειτουργούσε σε καθεστώς πολλαπλών λειτουργιών.



Εικόνα 4.7: Οπτικό φάσμα λειτουργίας λέιζερ δύο τμημάτων πάνω από το όριο μετά την οπτική ενίσχυση.

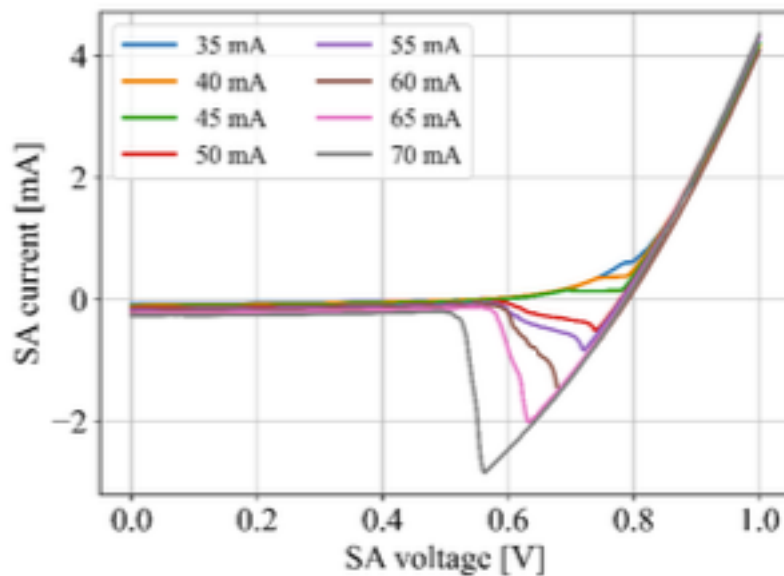
Για να επιβεβαιωθεί ότι οι συσκευές μας έχουν πράγματι δισταθερή λειτουργία, πρώτα μετρώνται τα χαρακτηριστικά L-I και τα χαρακτηριστικά κορεσμένου απορροφητή I-V. Στα χαρακτηριστικά L-I, η δισταθερότητα εκδηλώνεται σε μια υστέρηση όταν εφαρμόζεται μια σταθερή τάση πόλωσης ή ρεύμα στον κορεσμένο απορροφητή, ενώ το ρεύμα μέσω του τμήματος απολαβής σαρώνεται από χαμηλό σε υψηλό και αντίστροφα [24]. Η εικόνα 4.8 δείχνει μια ξαφνική έναρξη της οπτικής ισχύος εξόδου και στις δύο κατευθύνσεις σάρωσης ρεύματος απολαβής. Σε αυτό το πείραμα, το ρεύμα σαρώθηκε από 0 σε 100 mA σε βήματα του 1 mA με χρόνο παραμονής σάρωσης 0,1 sec. Η στιγμή που συμβαίνει αυτή η απότομη αύξηση εξαρτάται από την κατεύθυνση που σαρώνεται το ρεύμα και έτσι παρατηρείται υστέρηση. Αν και η μέγιστη οπτική ισχύς εξόδου φτάνει μόνο τα 400 μ W, αυτό ήταν αρκετό για να παρατηρήσουμε την υστέρηση και να επαληθεύσουμε ότι η συσκευή μας παρουσιάζει δισταθερή λειτουργία.



Εικόνα 4.8: Καμπύλη L-I με υστέρηση. Το ρεύμα σαρώνεται στη θετική (μπλε) και αρνητική (πορτοκαλί) κατεύθυνση. Οι στιγμιαίες εκκινήσεις γύρω στα 50 και 60 mA είναι το αποτέλεσμα του δισταθερού χαρακτήρα της συσκευής.

Η δισταθερότητα είναι επίσης παρούσα όταν μετρώνται τα χαρακτηριστικά του κορεσμένου απορροφητή I-V [24]. Στην Εικόνα 4.9, η τάση στον κορεσμένο απορροφητή σαρώθηκε από 0,0 σε 1,0 V σε βήματα των 0,01 V, ενώ παρακολουθήθηκε το ρεύμα μέσω του κορεσμένου απορροφητή. Αυτή η διαδικασία στη συνέχεια επαναλήφθηκε για 10 διαφορετικά ρεύματα αντλίας απολαβής. Σε προκατάληψη 0 V, η απορρόφηση είναι σχετικά ισχυρή και η διεγερμένη εκπομπή στην κοιλότητα καταστέλλεται. Η αύξηση της θετικής τάσης διασταύρωσης που εφαρμόζεται στον κορεσμένο απορροφητή μειώνει την απορρόφηση, γεγονός που αυξάνει την διεγερμένη εκπομπή. Ως αποτέλεσμα, η πυκνότητα φωτονίων στην κοιλότητα αυξάνεται και δημιουργείται μεγαλύτερο αρνητικό φωτο ρεύμα. Αυτό παρατηρείται μεταξύ περίπου 0,5 V και 0,8 V για ρεύματα απολαβής μεταξύ 50 και 70 mA. Σε αυτή την περίπτωση, ο κορεσμένος απορροφητής λευκαίνεται και το λέιζερ ενεργοποιείται. Όταν η τάση αυξάνεται περαιτέρω σε μια τιμή πάνω από 0,8 V, το τυπικό χαρακτηριστικό της διόδου πόλωσης προς τα εμπρός γίνεται κυρίαρχο.

Στη συνέχεια, το τμήμα απολαβής πολώνεται ελαφρώς κάτω από την υστέρηση στην Εικόνα 4.8 στα 50,11 mA. Από τις προσομοιώσεις, βρέθηκε ότι σε αυτό το σημείο πόλωσης είναι αναμενόμενη η διεγερτική συμπεριφορά. Πάνω από 50 ms (δείγματα 1M), η οπτική έξοδος παρακολουθείται για διαφορετικές κορεσμένες τάσεις απορροφητή. Σε κορεσμένη τάση απορροφητή περίπου 0,720 mV, το λέιζερ αρχίζει να παράγει παλμούς χωρίς οπτική έγχυση. Αυξάνοντας ελαφρά μόνο την τάση, η απορρόφηση μειώνεται και η πυκνότητα των παλμών αυξάνεται. Αυτό φαίνεται καθαρά στην Εικόνα 4.10 και στην Εικόνα 4.11 για τάσεις 0,727 V και 0,730 V, αντίστοιχα. Σημειώστε ότι οι παλμοί δεν εμφανίζονται με σταθερό ρυθμό επανάληψης, κάτι που θα ήταν αναμενόμενο για ένα αυτοπαλμικό λέιζερ.

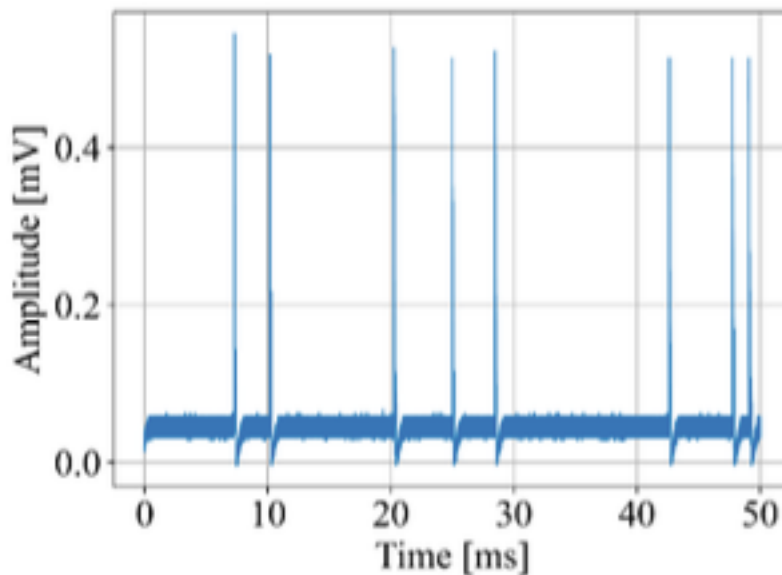


Εικόνα 4.9 Χαρακτηριστικά κορεσμένου απορροφητή I-V.

Σημειώστε ότι οι παλμοί δεν εμφανίζονται με σταθερό ρυθμό επανάληψης, κάτι που θα ήταν αναμενόμενο για ένα αυτοπαλμικό λέιζερ. Δεδομένου του σχεδόν τυχαίου χαρακτήρα των παλμών και του γεγονότος ότι οι παλμοί εμφανίζονται στη χρονική κλίμακα του χιλιοστού του δευτερολέπτου, συμπεραίνουμε ότι οι παλμοί δεν παράγονται

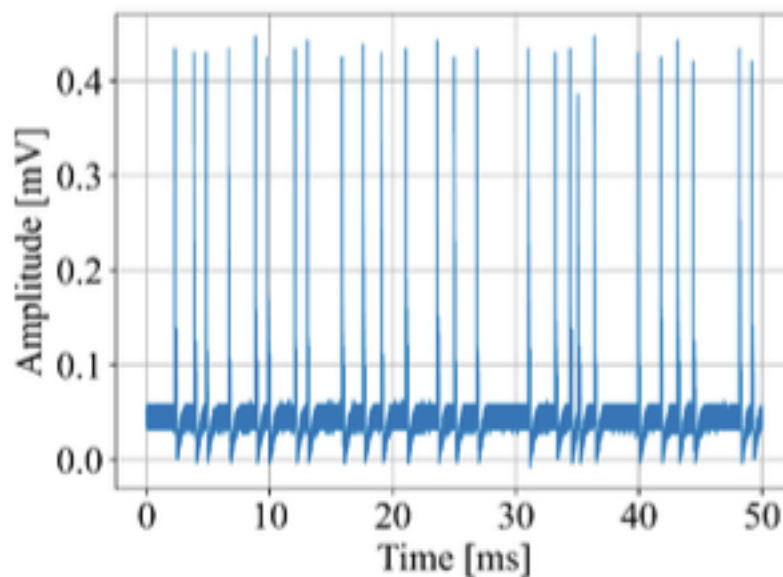
Διπλωματική Εργασία:Νευρομορφικά συστήματα
με χρήση υλικών μεταβλητής φάσης

από αυτοπαλμικούς μηχανισμούς και ταλαντώσεις χαλάρωσης, αλλά ότι αυτοί οι παλμοί
πιθανότατα προκαλούνται από θόρυβο.



Εικόνα 4.10 Χρονικό ίχνος
σε $V_{SA} = 0,727 \text{ V}$, με $I =$

50,11 mA.



Εικόνα 4.11 Χρονικό ίχνος σε $V_{SA} = 0,730 \text{ V}$, με $I = 50,11 \text{ mA}$.

4.5 ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΘΟΡΥΒΟΥ

Για τη μοντελοποίηση του οπτικού θορύβου, μια συνάρτηση που συσχετίζεται με δ-συσχετισμό κυμαινόμενου λευκού θορύβου (δύναμη Langevin) $F_I(t)$ προστίθεται στην Εξ. (3) στο κανονικοποιημένο μοντέλο Yamada ως εξής:

$$\frac{dI}{dt} = \gamma_I [G(t) - Q(t) - 1] I(t) + \epsilon f(G) + \theta(t) + F_I(t) \quad (9)$$

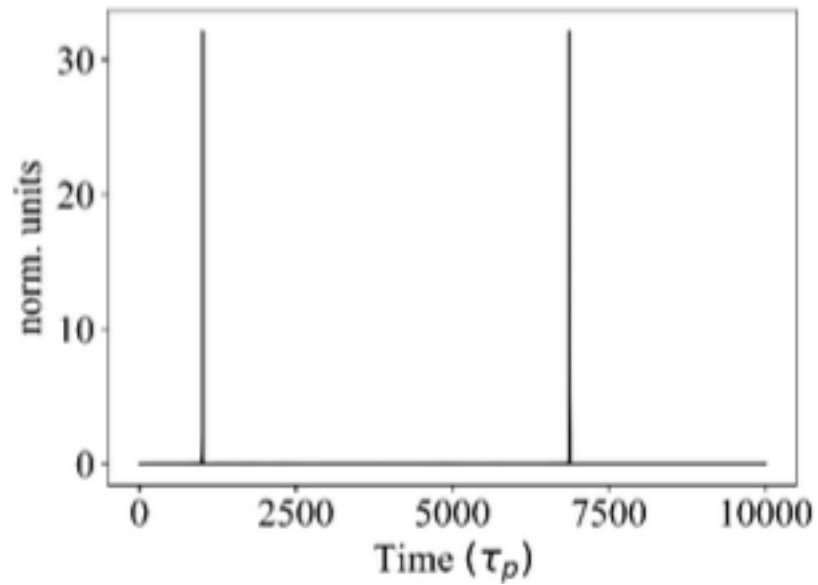
Οι εξισώσεις για το κέρδος και την απορρόφηση παραμένουν όπως στην Εξ. (1) και (2). στο (9), η δύναμη Langevin $F_I(t)$ ικανοποιεί [26]:

$$\langle F_I(t) \rangle = 0 \quad (10)$$

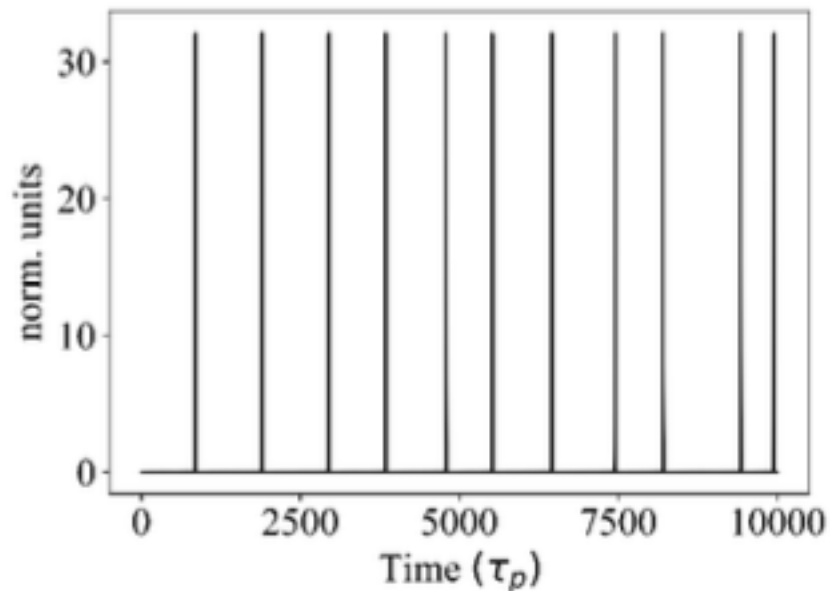
$$\langle F_I(t) F_I(u) \rangle = 2D_{II} \delta(t - u) \quad (11)$$

όπου D_{II} είναι ο συντελεστής διάχυσης για την εντατικοποίηση. Σε κάθε ολοκληρωμένο βήμα, λαμβάνεται ένας τυχαίος αριθμός από μια κατανομή πιθανότητας Gauss με μηδενικό μέσο και τυπική απόκλιση $2RSI\Delta t$, όπου R_s είναι ο μέσος όρος του ρυθμού αυθόρμητης εκπομπής και σταθερό το χρονικό βήμα ολοκλήρωσης Δt .

Το εκτεταμένο μοντέλο με οπτικό θόρυβο χρησιμοποιείται για την προσομοίωση της οπτικής εξόδου ενός λείζερ πολωμένου στο καθεστώς διεγερσιμότητας. Για ασθενή απορρόφηση, σε αυτήν την περίπτωση $B \leq 3.680$, ο θόρυβος μπορεί να ενεργοποιήσει το λείζερ για να δημιουργήσει μια ακανόνιστη σειρά παλμών. Αυτό φαίνεται στην Εικόνα 4.14 και στην Εικόνα 4.13 για τιμές $B=3,6802$ και $3,6794$, αντίστοιχα.



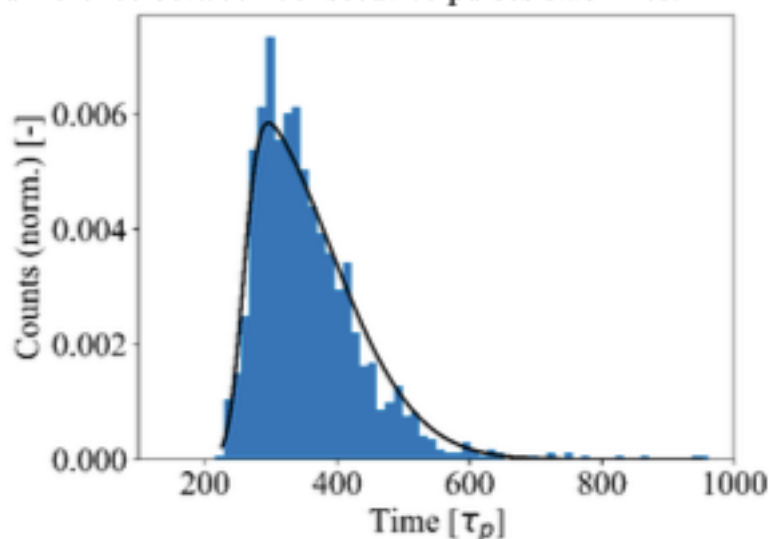
Εικόνα 4.12: Προσομοίωση χρονικού ίχνους με χρήση $A=4,5$, $B=3,6802$, $\beta_{sp}=0,0001$, $r_s=0,2$.



Εικόνα 4.13: Προσομοίωση χρονικού ίχνους χρησιμοποιώντας $A=4.5$, $B=3.6794$ και $\beta_{sp}=0.0001$, $r_s=0.2$ για τη μοντελοποίηση της συμβολής θορύβου.

Από αυτά τα σχήματα είναι σαφές ότι μειώνοντας ελαφρά την απορρόφηση ($\Delta B=0,0008$), η πυκνότητα παλμού αυξάνεται σημαντικά. Παρόμοια αποτελέσματα λαμβάνονται αλλάζοντας την τιμή για το κέρδος A . Με την εξάλειψη του θορύβου, δηλ. μηδενίζοντας το R_s και στις δύο περιπτώσεις, δεν δημιουργούνται παλμοί. Από αυτές τις προσομοιώσεις είναι σαφές ότι ένας εξωτερικός οπτικός θόρυβος είναι ικανός να ενεργοποιήσει ένα διεγέρσιμο λείζερ για να δημιουργήσει μια ακανόνιστη σειρά παλμών, παρόμοια με τις μετρήσεις. Η αλλαγή B στις προσομοιώσεις, η οποία είναι παρόμοια με την αλλαγή της τάσης του απορροφητή, αλλάζει επίσης την πυκνότητα παλμού.

Για ένα σύνολο 50 προσομοιωμένων χρονικών ιχνών με τις ρυθμίσεις παραμέτρων όπως στην Εικόνα 4.13, η κατανομή χρονισμού και η προσαρμογή του φαίνονται στην Εικόνα 4.14. Ο χρονισμός ακολουθεί μια θετικά λοξή κατανομή με ένα κατώτερο όριο που σχετίζεται με τον σχετικό νεκρό χρόνο πυρίμαχης περιόδου. Από τις προσομοιώσεις πολλαπλών τιμών του B , είναι σαφές ότι η μέση τιμή μειώνεται εάν το B μειωθεί, δηλαδή εάν η απορρόφηση γίνει μικρότερη, η χρονική διαφορά μεταξύ διαδοχικών παλμών σταθεροποιείται.



Εικόνα 4.14: Παράδειγμα προσομοιωμένης κατανομής θορύβου 1345 προσομοιωμένων παλμών και υπολογισμένης θετικής λοξής προσαρμογής.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- 1.R. Stabile, G. Dabos, C. Vagionas, B. Shi, N. Calabretta, and N. Pleros, “Neuromorphic photonics: 2D or not 2D?,” *J. Appl. Phys.*, vol. 129, no. 20, p. 200901, May 2021
2. M. A. Nahmias, B. J. Shastri, A. N. Tait, and P. R. Prucnal, “A Leaky Integrate-and-Fire Laser Neuron for Ultrafast Cognitive Computing,” *IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron.*, vol. 19, no. 5, pp. 1–12, Sep. 2013
- 3.P. R. Prucnal, B. J. Shastri, T. Ferreira de Lima, M. A. Nahmias, and A. N. Tait, “Recent progress in semiconductor excitable lasers for photonic spike processing,” *Adv. Opt. Photonics*, vol. 8, no. 2, p. 228, Jun. 2016
- 4.C. Huang *et al.*, “Prospects and applications of photonic neural networks,” *ArXiv210509943 Phys.*, May 2021
- 5.K. Boahen, “A neuromorph’s prospectus,” *Comput. Sci. Eng.*, vol. 19, no. 2, pp. 14–28, Mar. 2017
- 6.M. Hejda, J. Robertson, J. Bueno, J. A. Alanis, and A. Hurtado, “Neuromorphic encoding of image pixel data into rate-coded optical spike trains with a photonic VCSEL-neuron,” *APL Photonics*
- 7.J. Robertson *et al.*, “Ultrafast neuromorphic photonic image processing with a VCSEL neuron,” *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, p. 4874, Dec. 2022,
- 8.V. Moskalenko, “Extended cavity passively mode-locked lasers in indium phosphide generic integration technology,” Technische Universiteit Eindhoven, 2016.

9.J. Robertson, M. Hejda, J. Bueno, and A. Hurtado, “Ultrafast optical integration and pattern classification for neuromorphic photonics based on spiking VCSEL neurons,”

10.B. J. Shastri *et al.*, “Photonics for artificial intelligence and neuromorphic computing,” *Nat. Photonics*,

11.L. Puts, W. Yao, and D. Lenstra, “Modeling a Spiking Optical Neuron using Normalized Yamada Rate Equations,” in *25th Annual Symposium of the IEEE Photonics Benelux*, Mons, Belgium, Nov. 2021,

12.A. N. Tait, M. A. Nahmias, B. J. Shastri, and P. R. Prucnal, “Broadcast and Weight: An Integrated Network For Scalable Photonic Spike Processing,” *J. Light. Technol.*

13.V. Moskalenko, “Extended cavity passively mode-locked lasers in indium phosphide generic integration technology,” Technische Universiteit Eindhoven, 2016.

14.C. Wu, H. Yu, S. Lee, R. Peng, I. Takeuchi, and M. Li, “Programmable phase-change metasurfaces on waveguides for multimode photonic convolutional neural network,”

15.B. Krauskopf, K. Schneider, J. Sieber, S. Wieczorek, and M. Wolfrum, “Excitability and self-pulsations near homoclinic bifurcations in semiconductor laser systems,”

16.J. L. A. Dubbeldam and B. Krauskopf, “Self-pulsations of lasers with saturable absorber: dynamics and bifurcations,

17.R. Otupiri, B. Garbin, N. G. R. Broderick, and B. Krauskopf, “Excitability in an all-fiber laser with a saturable absorber section,”

18.C. Harder, K. Y. Lau, and A. Yariv, “Bistability and pulsations in cw semiconductor lasers with a controlled amount of saturable absorption,”

19.U. Keller, *Ultrafast Lasers: A Comprehensive Introduction to Fundamental Principles with Practical Applications*

20.J. Javaloyes and S. Balle, “Mode-Locking in Semiconductor Fabry- Pérot Lasers,” *IEEE J. Quantum Electron.*,

21. C. Gordon, M. Cumbajin, G. Carpintero, E. Bente, and J. Javaloyes, “Absorber Length Optimization of On-Chip Colliding Pulse Mode- Locked Semiconductor Laser,” *IEEE J. Sel. Top. Quantum Electron.*

22.R. Otupiri, B. Krauskopf, and N. G. R. Broderick, “The Yamada model for a self-pulsing laser: bifurcation structure for non-identical decay times of gain and absorber,”

23.J. L. A. Dubbeldam, B. Krauskopf, and D. Lenstra, “Excitability and coherence resonance in lasers with saturable absorber,”

24.M. Smit *et al.*, “An introduction to InP-based generic integration technology,”

25.D. Zhao, “High-precision Distributed Bragg Reflectors in a Generic Photonic Integration Platform,”

26.G. H. M. van Tartwijk and D. Lenstra, “Semiconductor lasers with optical injection and feedback,”

5 Υλικά Ημιαγωγών

Πρόσφατα, μια σειρά από διαφορετικές έννοιες για την υλοποίηση εφαρμογών υλικού (δηλαδή, νευρομορφικών) για την τεχνητή νοημοσύνη έχουν προταθεί στον ηλεκτρικό τομέα, αλλά οι οπτικές προσεγγίσεις είναι πολύ σε αρχικό στάδιο[1]. Ωστόσο, μια πολλά υποσχόμενη προσέγγιση για τον φωτονικό νευρομορφικό υπολογισμό βασίζεται σε υλικά και συσκευές αλλαγής φάσης (PCM), επειδή έχουν αποδειχθεί ότι παρουσιάζουν μια εγγενή ικανότητα να παρέχουν στο υλικό τη βασική λειτουργικότητα ενοποίησης και πυρκαγιάς των νευρώνων και του πλαστικού. λειτουργία στάθμισης των συνάψεων[2]. Ένα πλήρως οπτικό, ολοκληρωμένο και επεκτάσιμο νευρομορφικό πλαίσιο για την υλοποίηση striking νευρωνικών δικτύων με χρήση PCMs δεν έχει ακόμη αποδειχθεί -από όσο γνωρίζουμε.

Εδώ βλέπουμε ένα εντελώς οπτικό κύκλωμα νευρώνων, με ενσωματωμένες πλήρως οπτικές συνάψεις, και αποδεικνύουμε ότι ένα τέτοιο σύστημα είναι ικανό για την πρωτότυπη εργασία τεχνητής νοημοσύνης της αναγνώρισης προτύπων. Επιπλέον, η εκπαίδευση και η μάθηση στο σύστημα υλοποιούνται τόσο με εποπτευόμενο όσο και χωρίς επίβλεψη, και οι δύο περιπτώσεις έχουν ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών αλλά βασίζονται σε διαφορετικούς κανόνες μάθησης. Στην πρώτη περίπτωση, όπου υπάρχουν σύνολα εκπαίδευσης με ζεύγη γνωστών εισόδων και εξόδων, μπορούν να εφαρμοστούν εποπτευόμενοι κανόνες μάθησης, όπως ο γνωστός αλγόριθμος backpropagation[4]. Η δεύτερη περίπτωση απαιτεί μάθηση χωρίς επίβλεψη, που σημαίνει ότι το δίκτυο προσαρμόζεται από μόνο του σε

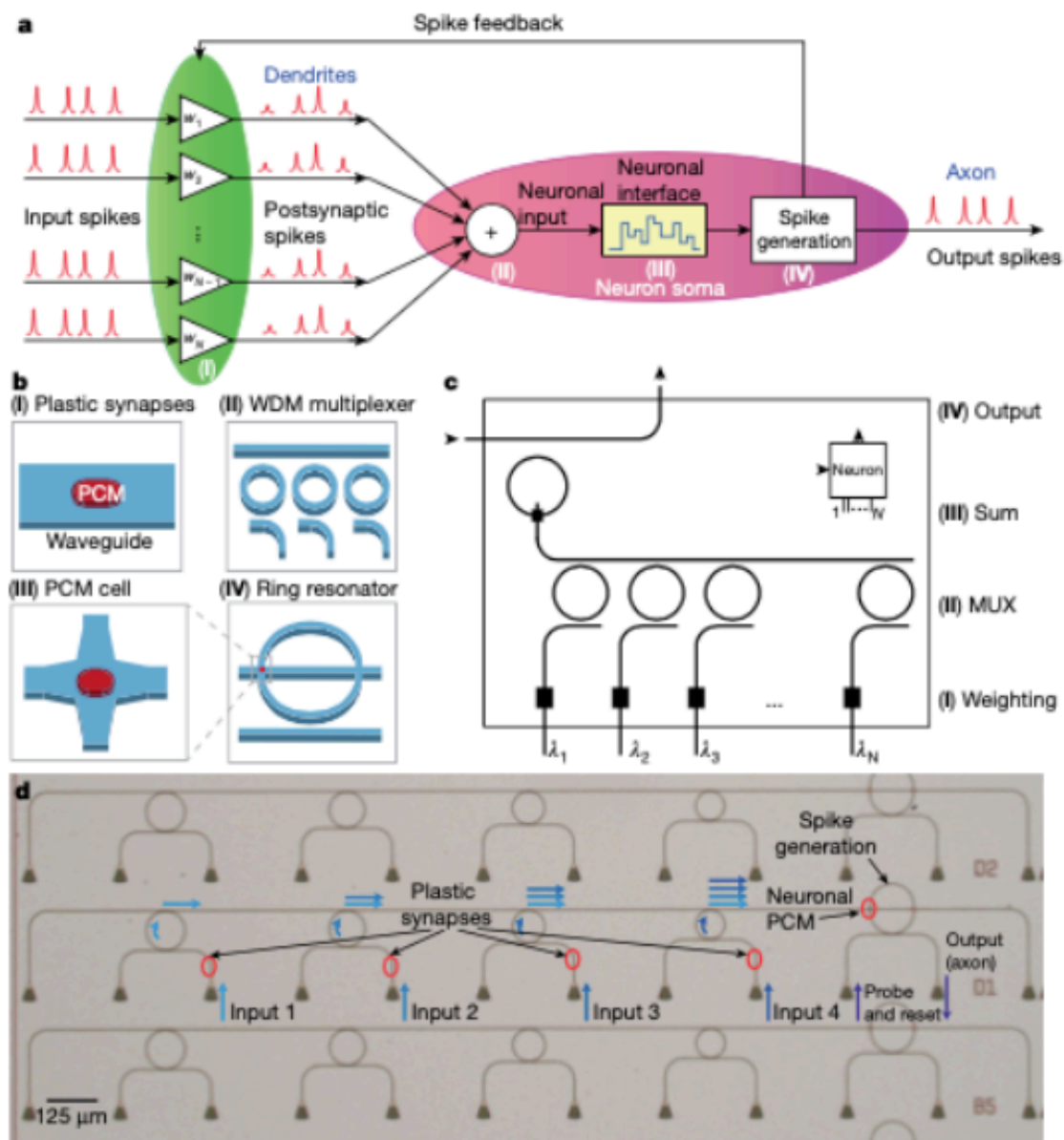
συγκεκριμένα επαναλαμβανόμενα χαρακτηριστικά και μοτίβα που είναι άγνωστα εκ των προτέρων.

Επινοούμε μια κλιμακούμενη, πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική, βασισμένη στην πολυπλεξία διαίρεσης μήκους κύματος (WDM), για να υλοποιήσουμε ένα τόσο περιπλοκο ολοκληρωμένο φωτονικό σύστημα, παρουσιάζοντας ένα φωτονικό νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από τέσσερις νευρώνες και εξήντα συνάψεις (και 140 οπτικά στοιχεία συνολικά) που είναι σε θέση να αναγνωρίζει με επιτυχία τα γράμματα που του παρουσιάζονται. Εφαρμόζοντας ένα πλήρως οπτικό νευρωνικό δίκτυο σε ένα νανοφωτονικό τσιπ, παρέχουμε ένα βήμα προς τα οπτικά νευρομορφικά συστήματα, τα οποία θα επωφεληθούν από το υψηλό εύρος ζώνης και τις ιδιότητες γρήγορης σηματοδότησης που συνοδεύουν την πλήρη λειτουργία στον οπτικό τομέα[4].

5.1 Φωτονική υλοποίηση τεχνητού νευρώνα

Μία εικόνα του οπτικού κυκλώματος νευρώνων μας, το οποίο επίσης ενσωματώνει πλήρως οπτικές συνάψεις, που δείχνει πώς είναι ενσωματωμένο σε μια νανοφωτονική πλατφόρμα, φαίνεται στο Εικ. 5.1a, b. Ο νευρώνας αντιπροσωπεύει ένα σύστημα που περιλαμβάνει N νευρώνες εισόδου (προσυναπτικούς) νευρώνες, έναν νευρώνα εξόδου (μετασυναπτικό) και N διασυνδεδεμένες συνάψεις. Κάθε σύνδεση μεταξύ των προσυναπτικών νευρώνων και του μετασυναπτικού νευρώνα έχει ένα ορισμένο βάρος w_i . Στη διαμόρφωση του Σχ. 4.1a, οπτικοί παλμοί από τους προσυναπτικούς νευρώνες τροφοδοτούνται από τα αριστερά στις συνδετικές συνάψεις και από εκεί στον ίδιο τον μετασυναπτικό νευρώνα. Οι συνάψεις είναι κατασκευασμένες από οπτικούς κυματοδηγούς (Σχ. 4.1b) και η στάθμιση επι-

τυγχάνεται μέσω κυψελών PCM (εδώ τα κύτταρα έχουν εμβαδόν $3,6 \mu\text{m}^2$ και εμφανίζονται ως κόκκινα τετράγωνα) ενσωματωμένα πάνω από τους κυματοδηγούς, τα οποία μπορούν να τροποποιήσουν τον οπτικό τρόπο διάδοσης με ελεγχόμενο τρόπο. Τα PCM χρησιμοποιούνται συχνά σε τεχνολογίες οπτικών δίσκων με δυνατότητα επανεγγραφής, όπως το Blu-ray RE, και παρουσιάζουν μεγάλη αντίθεση στην απορρόφηση του φωτός μεταξύ της άμορφης και της κρυσταλλικής τους κατάστασης (φάση) της ύλης[6].



Εικ. 5.1 Πλήρως οπτικά αιχμηρά νευρωνικά κυκλώματα. α, β, Σχηματικό του δικτύου που υλοποιήθηκε σε αυτή τη μελέτη, που αποτελείται από αρκετούς προσυναπτικούς νευρώνες εισόδου και έναν μετασυναπτικό νευρώνα εξόδου συνδεδεμένο μέσω συνάψεων PCM. Οι αιχμές εισόδου σταθμίζονται με χρήση κυψελών PCM και αθροίζονται χρησιμοποιώντας έναν πολυπλέκτη WDM (MUX). Εάν η ενσωματωμένη ισχύς των μετασυναπτικών αιχμών ξεπεράσει ένα ορισμένο όριο, η κυψέλη PCM στον συντονιστή δακτυλίου αλλάζει και δημιουργείται ένας παλμός εξόδου (νευρωνική ακίδα). γ, Διάγραμμα φωτονικού κυκλώματος ενός ολοκληρωμένου οπτικού νευρώνα με μπλοκ συμβόλων που φαίνεται στο ένθετο (πάνω δεξιά). Πολλά από αυτά τα μπλοκ μπορούν να συνδεθούν σε μεγαλύτερα δίκτυα χρησιμοποιώντας τις εισόδους και τις εξόδους μήκους κύματος (Εικ. 5.5). δ, Οπτική μικρογραφία τριών κατασκευασμένων νευρώνων (B5, D1 και D2), που δείχνει τέσσερις θύρες εισόδου. Οι τέσσερις μικροί συντονιστές δακτυλίου στα αριστερά χρησιμοποιούνται για τη σύζευξη φωτός διαφορετικών μηκών κύματος από τις εισόδους σε έναν μόνο κυματοδηγό, ο οποίος στη συνέχεια οδηγεί στην κυψέλη PCM στο σημείο διέλευσης με τον μεγάλο δακτύλιο. Οι τριγωνικές δομές στο κάτω μέρος είναι πλέκτες ζεύξης που χρησιμοποιούνται για τη σύζευξη του φωτός πάνω και έξω από το τσιπ.

Με το κύτταρο PCM σε άμορφη κατάσταση, ο συναπτικός κυματοδηγός είναι εξαιρετικά μεταδοτικός, αντιπροσωπεύοντας μια ισχυρή σύνδεση μεταξύ δύο νευρώνων. Στην κρυσταλλική κατάσταση, ωστόσο, το μεγαλύτερο μέρος του φωτός απορροφάται, οδηγώντας σε αδύναμη σύνδεση. Αφού ζυγιστούν οι παλμοί εισόδου, συνδυάζονται σε έναν μόνο κυματοδηγό χρησιμοποιώντας πολυπλεξία διαίρεσης μήκους κύματος (WDM)[7] και οδηγούνται στο κύκλωμα αιχμηρού νευρώνα (εξόδου). Αυτό αποτελείται από έναν συντονιστή δακτυλίου με τη δική του ενσωματωμένη κυψέλη PCM που μπορεί να εναλλάσσεται (μεταξύ της κρυσταλλικής και της άμορφης κατάστασης) από τους εισερχόμενους συνδυασμένους παλμούς. Η εναλλαγή του νευρωνικού κυττάρου PCM με τη σειρά του αλλάζει

την κατάσταση οπτικού συντονισμού του δακτυλίου και την απώλεια διάδοσής του.

Όταν το νευρωνικό κύτταρο PCM βρίσκεται σε κρυσταλλική κατάσταση, ένας κατάλληλος παλμός ανιχνευτή που αποστέλλεται κατά μήκος του κυματοδηγού «εξόδου» συνδέεται έντονα στον συντονιστή δακτυλίου και έτσι δεν θα παρατηρηθεί παλμός εξόδου (ακίδα). Ωστόσο, εάν η στιγμιαία συνδυασμένη ισχύς των σταθμισμένων παλμών εισόδου από τους προσυναπτικούς νευρώνες είναι αρκετά υψηλή ώστε να αλλάξει το νευρωνικό κύτταρο PCM στην άμορφη κατάστασή του, ο παλμός του ανιχνευτή δεν είναι πλέον σε συντονισμό με τον δακτύλιο και θα μεταδοθεί πέρα από τον δακτύλιο, δημιουργώντας έτσι μια νευρική ακίδα εξόδου. Καθώς η μεταγωγή της κυψέλης PCM συμβαίνει μόνο πάνω από μια ορισμένη οριακή ισχύ, ο νευρώνας παράγει έναν παλμό εξόδου (ακίδα) μόνο εάν το σταθμισμένο άθροισμα της ισχύος εισόδου υπερβαίνει αυτό το όριο. Έτσι, το σύστημα μιμείται φυσικά τη βασική λειτουργικότητα ολοκλήρωσης και πυροδότησης ενός βιολογικού νευρώνα, με τη διάκριση ότι ο τεχνητός νευρώνας ενσωματώνει την οπτική ισχύ σε καθορισμένο χρόνο, σε αντίθεση με το βιολογικό του αντίστοιχο, που ενσωματώνει τους εισερχόμενους παλμούς. χρόνος. Αυτός ο τεχνητός νευρώνας, που φαίνεται σε μορφή φωτονικού κυκλώματος στην Εικ. 5.1c, χρησιμεύει ως δομικό στοιχείο σε πολυεπίπεδα φωτονικά δίκτυα (που περιγράφονται παρακάτω) κατάλληλα για την κλιμακούμενη εφαρμογή νευροσυναπτικών συστημάτων.

Το νευροσυναπτικό σύστημα που περιγράφηκε μέχρι τώρα παρέχει τη βασική δομή που απαιτείται για εποπτευόμενες μαθησιακές εργασίες, όπου τα βάρη

των εισροών καθορίζονται από έναν εξωτερικό επόπτη. Ωστόσο, για να μπορούμε επίσης να μαθαίνουμε χωρίς επίβλεψη, προσθέτουμε έναν κυματοδηγό ανάδρασης που διοχετεύει τμήματα της ακίδας εξόδου του νευρώνα πίσω στα συναπτικά κύτταρα PCM. Με αυτόν τον τρόπο (και όπως περιγράφεται λεπτομερέστερα παρακάτω), οι συνδέσεις από όλες τις εισόδους που συνέβαλαν σε μια συγκεκριμένη ακίδα εξόδου θα βελτιωθούν, ενώ αυτές που δεν συνέβαλαν θα εξασθενήσουν — ή, με όρους Hebbian[8], «νευρώνες που πυροδοτούν μαζί , συνδέονται μαζί».

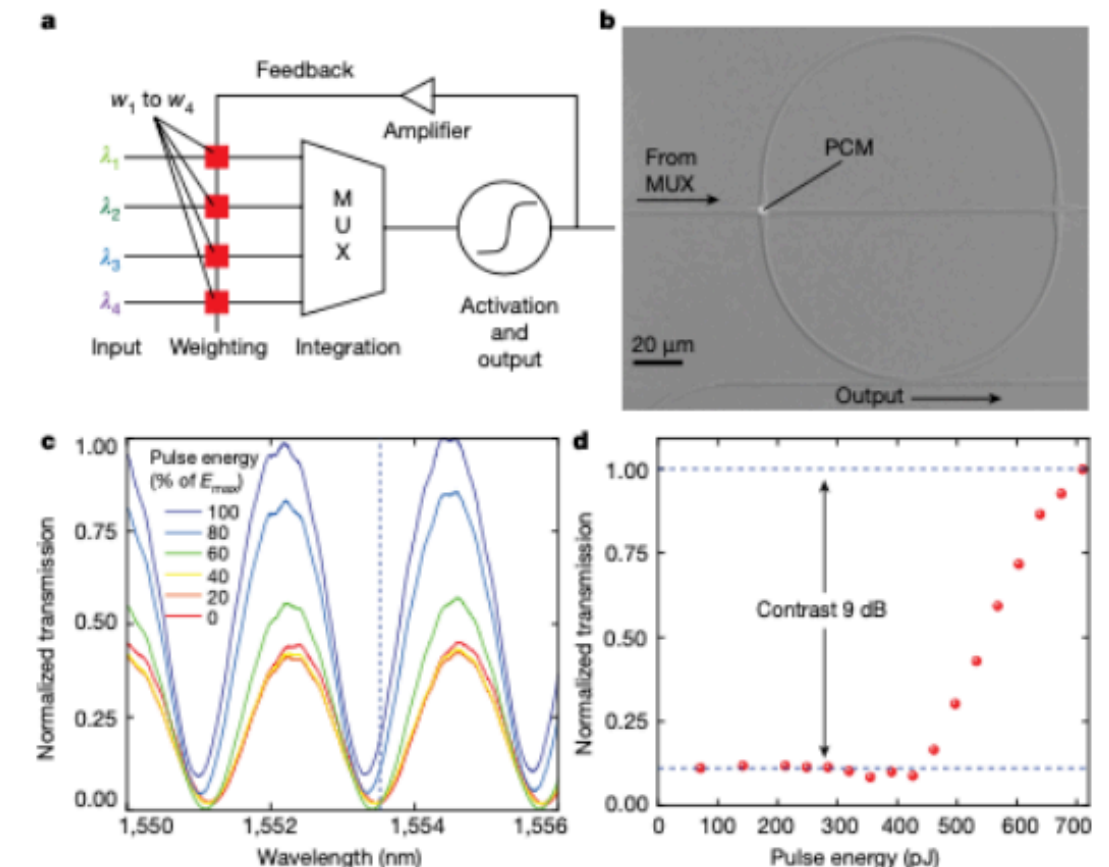
Το σχήμα 5.1d δείχνει μια οπτική μικρογραφία της πραγματικής υλοποίησης (x3) ενός νευροσυναπτικού συστήματος μονού νευρώνα, που κατασκευάστηκε μέσω λιθογραφίας δέσμης ηλεκτρονίων σε μια πλατφόρμα που αποτελείται από ένα στρώμα νιτριδίου του πυριτίου σε ένα στρώμα οξειδίου του πυριτίου. Αρκετοί κυματοδηγοί εισόδου ο καθένας με ένα συναπτικό κύτταρο PCM στην κορυφή (που υποδεικνύεται με κόκκινα οβάλ) τροφοδοτούνται στον άνω κυματοδηγό χρησιμοποιώντας αντηχεία μικρών δακτυλίων ως απλή συσκευή πολυπλεξίας (οι συντονιστές δακτυλίου έχουν τέσσερις διαφορετικές ακτίνες που αυξάνονται γραμμικά από 40 μm σε 55 μm . τιμή συντελεστή οπτικής ποιότητας (συντελεστής Q) είναι περίπου 10.000 και παρέχει απώλεια εισαγωγής 1,5 dB. Αυτός ο ανώτερος κυματοδηγός στη συνέχεια οδηγεί το φως στον νευρωνικό (μεγάλο) συντονιστή δακτυλίου (ακτίνα 60 μm) με το δικό του ενσωματωμένο κύτταρο PCM (εμβαδόν 9 μm^2). Παλμοί ανιχνευτή που αποστέλλονται στον κυματοδηγό που βρίσκεται κάτω από τον συντονιστή νευρωνικού δακτυλίου είτε συνδέονται με αυτόν είτε δημιουργούν μια ακίδα εξόδου ανάλογα, όπως περιγράφηκε προηγουμένως, από το εάν το νευρωνικό κύτταρο PCM βρίσκεται σε κρυσταλλική ή άμορφη κατάσταση.

ση. Το φως συνδέεται πάνω και έξω από το τσιπ χρησιμοποιώντας συζεύκτες πλέγματος, οι οποίοι παρέχουν πρόσβαση σε πολλαπλές οπτικές ίνες στη ρύθμιση μέτρησης.

5.2 Οπτική απόδοση συσκευής μεμονωμένου νευρώνα

Η εικόνα 5.2α δείχνει λεπτομερώς την επεξεργασία φωτονικού σήματος και την οπτική λειτουργία ενός μεμονωμένου νευρώνα. Κάθε παλμός εισόδου αποστέλλεται σε διαφορετικό μήκος κύματος λ_i και πρώτα απορροφάται εν μέρει (ζυγίζεται) από το σχετικό συναπτικό κύτταρο PCM. Μετά τη στάθμιση, οι μεμονωμένοι κυματοδηγοί εισόδου συνδυάζονται με έναν πολυπλέκτη σε έναν μόνο κυματοδηγό, αθροίζοντας τις δυνάμεις εισόδου. Εάν αυτή η ισχύς είναι αρκετά υψηλή για να αλλάξει το νευρωνικό κύτταρο PCM του μεγάλου δακτυλίου συντονιστή (Εικ. 5.2β), δημιουργείται μια ακίδα εξόδου και στην περίπτωση μάθησης χωρίς επίβλεψη, τα συναπτικά βάρη ρυθμίζονται χρησιμοποιώντας τον βρόχο ανάδρασης. Σε αυτό το συγκεκριμένο παράδειγμα συσκευής δημιουργείται ένας παλμός εξόδου εάν η αθροιστική ισχύς εδώ υπερβαίνει τα 430 pJ. Στην Εικ. 5.2β, μπορεί να φανεί μια πιο λεπτομερής ηλεκτρονική μικρογραφία σάρωσης του αντηχείου δακτυλίου που χρησιμοποιείται για την παροχή της συνάρτησης του νευρώνα αιχμής. Το νευρωνικό κύτταρο PCM που χρησιμοποιείται για τον συντονισμό της συνθήκης συντονισμού εναποτίθεται πάνω από μια διέλευση κυματοδηγού ειδικά σχεδιασμένη για χαμηλές οπτικές απώλειες[9] (0,23 dB). Η δεύτερη διέλευση κυματοδηγού (χωρίς κυψέλη PCM) χρησιμοποιείται μόνο για σκοπούς δοκιμής και επιτρέπει μια είσοδο μεροληψίας.

Για να χαρακτηριστεί η απόκριση τύπου ολοκλήρωσης και πυρκαγιάς (ή συνάρτηση ενεργοποίησης) του κυκλώματος νευρώνων μας, λήφθηκαν πολλά φάσματα μετάδοσης για τον συντονιστή μετά την αποστολή παλμών διαφορετικής ενέργειας στο νευρωνικό κύτταρο PCM μέσω του κυματοδηγού διέλευσης (Εικ. 5.2c). Σχεδιάζοντας τη γραφική παράσταση της μετάδοσης του συντονιστή δακτυλίου μετά από διαφορετικούς παλμούς διέγερσης έναντι της ενέργειας παλμού σε ένα σταθερό μήκος κύματος, λήφθηκε μια συνάρτηση ενεργοποίησης όπως φαίνεται στην Εικ. 5.2d. Ανάλογα με το μήκος κύματος που επιλέγεται, μπορεί να ρυθμιστεί η αντίθεση και το μέγιστο επίπεδο μετάδοσης της λειτουργίας εξόδου. Η εικόνα 5.2d δείχνει την ενεργοποίηση στα 1.553,4 nm (δηλαδή στη διακεκομμένη γραμμή στην Εικ. 5.2c), που αντιπροσωπεύει τη λειτουργία με την υψηλότερη αντίθεση (9 dB) μεταξύ των καταστάσεων εξόδου. Μπορεί να φανεί ξεκάθαρα ότι μια σημαντική έξοδος παρήχθη μόνο πάνω από μια ενέργεια κατωφλίου 60% της μέγιστης ενέργειας παλμού. Αυτή η μη γραμμική απόκριση, που μοιάζει με τη συνάρτηση ανορθωμένης γραμμικής μονάδας (ReLU), είναι ζωτικής σημασίας για τις λειτουργίες νευρικής ενεργοποίησης, επειδή προβάλλει σύνθετα δεδομένα εισόδου σε υψηλότερες διαστάσεις, επιτρέποντας τον γραμμικό διαχωρισμό από τους νευρώνες εξόδου[10].



Σχ. 5.2 | Δημιουργία ακίδων και λειτουργία του τεχνητού νευρώνα.

a, Σχηματική της φωτονικής υλοποίησης ενός κυκλώματος νευρώνων αλλαγής φάσης. Το φως διαφορετικών μηκών κύματος σταθμίζεται από στοιχεία αλλαγής φάσης w_1 έως w_4 και αθροίζεται από έναν πολυπλέκτη σε έναν μόνο κυματοδηγό. Εάν αυτή η ενέργεια ενεργοποίησης ξεπεράσει ένα όριο, δημιουργείται ένας παλμός εξόδου και τα βάρη ενημερώνονται. b, Ηλεκτρονική μικρογραφία σάρωσης ενός συντονιστή δακτυλίου που χρησιμοποιείται για την υλοποίηση της λειτουργίας ενεργοποίησης. Με την εναλλαγή της κυψέλης PCM πάνω από τη διέλευση του κυματοδηγού, μπορεί να ρυθμιστεί η κατάσταση συντονισμού του συντονιστή. Ο κυματοδηγός στο κάτω μέρος του δακτυλίου χρησιμοποιείται για την ανίχνευση του συντονισμού και τη δημιουργία ενός παλμού εξόδου. c, Κανονική μέτρηση μετάδοσης (διαγνώμενη με τη μετρούμενη μέγιστη τιμή μετάδοσης) της συσκευής στο b και την εξάρτησή της στην παλ-

μική ενέργεια. Ο συντονισμός μετατοπίζεται προς μικρότερο μήκος κύματος με την αύξηση της παλμικής ενέργειας που αποστέλλεται στην κυψέλη PCM του δακτυλίου. Ταυτόχρονα, η μετάδοση αυξάνεται λόγω της μειωμένης απορρόφησης στην κυψέλη PCM και έτσι αλλάζει η σύζευξη μεταξύ δακτυλίου και κυματοδηγού. d, Κανονικοποιημένη μετάδοση στην έξοδο σε σταθερό μήκος κύματος (διακεκομμένη γραμμή στο c), που δείχνει τη συνάρτηση ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται για τον καθορισμό του κατωφλίου πυροδότησης του νευρώνα.

5.3 Εποπτευόμενη και χωρίς επίβλεψη μάθηση

Έχοντας συνειδητοποιήσει έναν εξ ολοκλήρου οπτικό νευρώνα, πραγματοποιήθηκαν εποπτευόμενες μαθησιακές δοκιμασίες. Σε αυτήν την περίπτωση, τα συναπτικά βάρη του δικτύου ορίζονται από έναν εξωτερικό επόπτη (όπως, για παράδειγμα, γίνεται σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που βασίζονται σε λογισμικό χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο backpropagation). Εδώ, ένα εκπαιδευτικό σύνολο δεδομένων που αποτελείται από ζεύγη μοτίβων εισόδου και την αναμενόμενη έξοδο εμφανίζεται στο δίκτυο. Ανάλογα με την απόκλιση μεταξύ της αναμενόμενης και της πραγματικής εξόδου, τα συναπτικά βάρη προσαρμόζονται σε μια διαδικασία βελτιστοποίησης μέχρι να προσεγγιστεί καλύτερα η λύση και να εκπαιδευτεί το δίκτυο.

Το πειραματικό νευρωνικό δίκτυο που χρησιμοποιήθηκε αποτελούνταν από δύο μεμονωμένα νευροσυναπτικά συστήματα (του τύπου που φαίνεται στην Εικ. 5.1d), το καθένα αποτελούμενο από τέσσερις εισόδους (προσυναπτικούς) νευρώνες συνδεδεμένους με έναν νευρώνα εξόδου (μετασυναπτικό) με τέσσερις συνάψεις PCM. Τα βάρη του πρώτου νευρώνα ορίστηκαν στο πρότυπο «1010», που σημαίνει ότι η πρώτη και η τρίτη συνάψεις PCM ήταν σε κατάσταση υψηλής μετάδοσης (συμβάλλοντας ουσιαστικά στην ενέργεια ενεργοποίησης) και ο δεύτερος και ο τέταρτος ήταν σε κατάσταση χαμηλής μετάδοσης (συμβάλλοντας λιγό-

τερο στην ενέργεια ενεργοποίησης). Ο δεύτερος νευρώνας εκπαιδεύτηκε με τον ίδιο τρόπο στο πρότυπο «1100».

Στην Εικ. 5.3a, b, η έξοδος μετασυναπτικού νευρώνα απεικονίζεται ως συνάρτηση του σχεδίου εισόδου. Μπορεί να φανεί ξεκάθαρα ότι και στις δύο περιπτώσεις (δηλαδή και για τα δύο μοτίβα εισόδου) οι νευρώνες εκπαιδεύτηκαν με επιτυχία και, από την έξοδο του νευρώνα είναι εύκολο να προσδιοριστεί ποιο μοτίβο παρουσιάστηκε στο δίκτυο. Χρησιμοποιώντας μόνο δύο νευρώνες εξόδου στο ίδιο σύνολο νευρώνων εισόδου, το πλήρως οπτικό νευρομορφικό μας σύστημα μπορεί ήδη να λύσει απλές εργασίες αναγνώρισης εικόνας. Αυξάνοντας τον αριθμό των εισόδων ανά νευρώνα και τον αριθμό των νευρώνων, μπορούν να υποβληθούν σε επεξεργασία πιο σύνθετες εικόνες και να επιλυθούν πιο δύσκολες εργασίες, όπως η αναγνώριση γραμμάτων (ή ψηφίων) ή η αναγνώριση γλώσσας, χρησιμοποιώντας την ίδια βασική προσέγγιση, όπως δείχνουμε παρακάτω (στα πειράματα για την αναγνώριση γραμμάτων και με προσομοίωση για την αναγνώριση ψηφίων και την αναγνώριση γλώσσας).

Εικ. 5.3 Επιτηρούμενη και χωρίς επίβλεψη μάθηση με όλους τους οπτικούς νευρώνες αλλαγής φάσης. Τα

a και b δεί-

χνουν την

έξοδο

νευρώνων

δύο μεμο-

νωμένων

νευρώνων

όταν πα-

ρουσιάζο-

νται με

διαφορετι-

κά μοτίβα

εισόδου. Ο

νευρώνας

1 έμαθε να

αναγνωρί-

ζει το μοτίβο «1010», ενώ ο νευρώνας 2 παράγει ένα σήμα εξόδου όταν εμφανίζεται το «1100». Σε

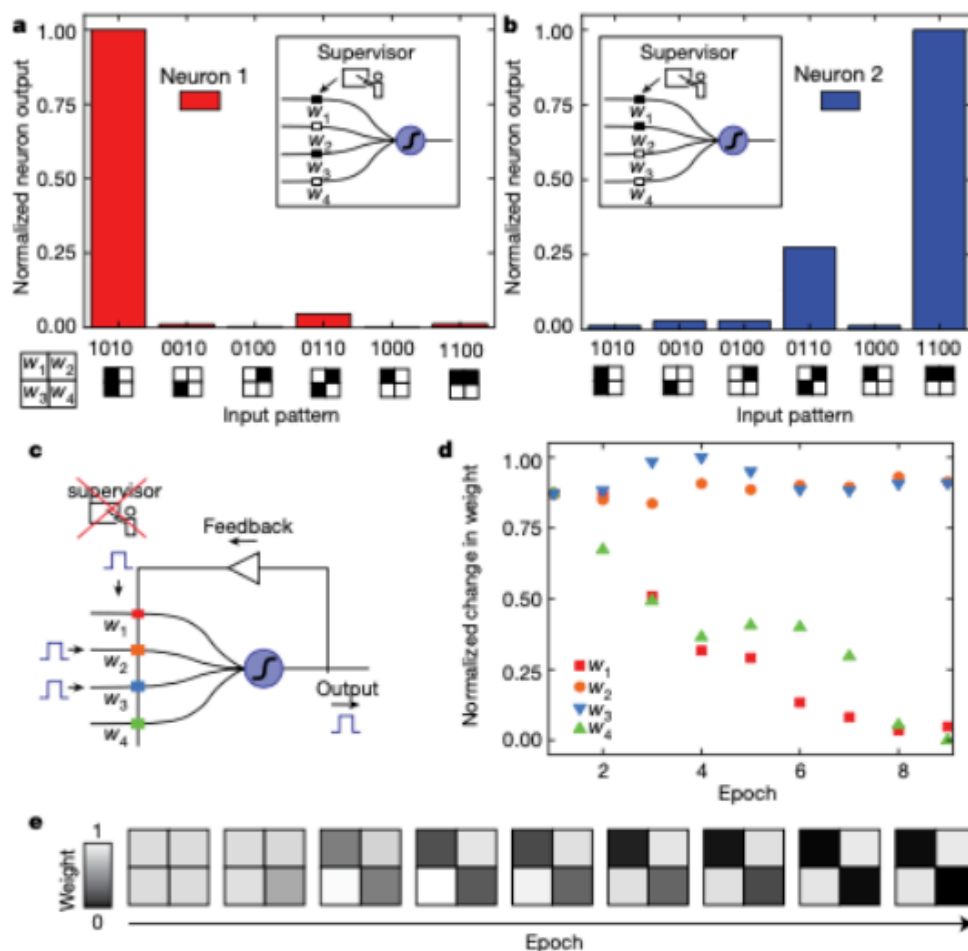
αυτό το παράδειγμα, τα οκτώ βάρη του νευρωνικού δικτύου ορίστηκαν από έναν εξωτερικό επό-

πτη. c, Σχηματική απεικόνιση του μηχανισμού μάθησης χωρίς επίβλεψη σε έναν πλήρως οπτικό

νευρώνα. Εάν δημιουργηθεί μια ακίδα εξόδου, τα συναπτικά βάρη για τα οποία η είσοδος και οι

παλμοί ανάδρασης επικαλύπτονται χρονικά ενισχύονται (το βάρος αυξάνεται), ενώ τα βάρη που

χτυπούνται μόνο από τον μεμονωμένο παλμό ανάδρασης συμπιέζονται. d, Αλλαγές στα τέσσερα



συναπτικά βάρη με την πάροδο του χρόνου, όταν το μοτίβο «0110» εμφανίζεται επανειλημμένα, ξεκινώντας από πλήρως άμορφα (υψηλά μεταδιδόμενα) βάρη. Τα βάρη για τα οποία επικαλύπτονται οι παλμοί εισόδου και ανάδρασης παραμένουν σχεδόν σταθερά σε αρκετές εποχές. Τα άλλα βάρη, για τα οποία εμφανίζεται μόνο ο παλμός ανάδρασης, μειώνονται συνεχώς. ε, Αλλαγές στα βάρη με την πάροδο του χρόνου, διευκρινίζοντας ότι οι πληροφορίες του μοτίβου κωδικοποιούνται στα βάρη.

Αυτή η τεχνική εκμάθησης είναι εφικτή για πολλές εργασίες, αλλά έχει τον περιορισμό ότι πρέπει να υπάρχει ένα σετ εκπαίδευσης με πλειάδες μοτίβα εισόδου και αναμενόμενα αποτελέσματα. Εάν η έξοδος είναι άγνωστη, για παράδειγμα, εάν ένα άγνωστο επαναλαμβανόμενο μοτίβο πρέπει να ανακαλυφθεί σε μια ροή δεδομένων, τότε η εποπτευόμενη μάθηση δεν εφαρμόζεται και είναι απαραίτητες διαδικασίες μάθησης χωρίς επίβλεψη. Σε μια προσέγγιση χωρίς επίβλεψη, το δίκτυο ενημερώνει μόνο του τα βάρη του και με αυτόν τον τρόπο προσαρμόζεται σε ένα συγκεκριμένο μοτίβο με την πάροδο του χρόνου, χωρίς την ανάγκη εξωτερικού επόπτη.

Για να γίνει αυτό, πρέπει να οριστεί ένας κανόνας ενημέρωσης. Μια κοινή έννοια στην μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι η πλαστικότητα που εξαρτάται από τον χρόνο αιχμής σύμφωνα με το αξίωμα του Hebb[11]. Εδώ η αλλαγή στο συναπτικό βάρος μετά από μια ακίδα εξόδου εξαρτάται από το σχετικό χρονισμό μεταξύ της ακίδας εισόδου και εξόδου ενός νευρώνα (η χρονική διαφορά μεταξύ προ- και μετασυναπτικής πυροδότησης νευρώνων). Εάν ένα σήμα εισόδου φτάσει ακριβώς πριν δημιουργηθεί μια ακίδα εξόδου, αυτό το σήμα εισόδου είναι πιθανό να έχει συμβάλει στην επίτευξη του κατωφλίου πυροδότησης και το αντίστοιχο βάρος θα αυξηθεί. Εάν ο παλμός εισόδου φτάσει μετά την εμφάνιση της ακίδας εξόδου, το

συναπτικό βάρος θα μειωθεί. Το ποσό της ενίσχυσης (αύξηση βάρους) ή της κατάθλιψης (μείωση βάρους) είναι συνάρτηση της χρονικής διαφοράς μεταξύ των αιχμών εισόδου και εξόδου[12].

Ένας παρόμοιος αλλά απλοποιημένος κανόνας μάθησης εφαρμόζεται στην προσέγγισή μας αποκλειστικά με οπτικούς νευρώνες. Ο χρονισμός μεταξύ των εισερχόμενων παλμών και των παλμών εξόδου στην περίπτωση μας είναι σταθερός (επειδή χειριζόμαστε τον νευρώνα με χρονομετρημένο τρόπο, με ένα πλήρες μοτίβο εισόδου ανά χρονικό βήμα, βλέπε Μέθοδοι), επομένως δεν υπάρχει μεταβαλλόμενη χρονική καθυστέρηση μεταξύ των συμβάντων εισόδου και εξόδου. Ως εκ τούτου, υιοθετούμε έναν απλοποιημένο κανόνα μάθησης, αυξάνοντας τα συναπτικά βάρη όλων των εισροών που συνέβαλαν στη δημιουργία μιας ακίδας και μειώνοντας τα βάρη όλων αυτών που δεν συνέβαλαν. Πειραματικά, λαμβάνουμε αυτή τη συμπεριφορά επικαλύπτοντας (χρονικά) τους παλμούς εξόδου με τους παλμούς εισόδου.

Η εικόνα 5.3d, e δείχνει την ανάπτυξη με την πάροδο του χρόνου των τεσσάρων συναπτικών βαρών κατά τη διάρκεια της μάθησης χωρίς επίβλεψη από έναν μόνο νευρώνα. Αρχικά, όλες οι συνάψεις PCM βρίσκονται σε άμορφη (υψηλή διαπερατότητα) κατάσταση. Όταν το μοτίβο εισόδου «0110» επαναλαμβάνεται, ο νευρώνας προσαρμόζεται σε αυτό με την πάροδο του χρόνου, έως ότου τελικά ο νευρώνας μάθει αυτό το μοτίβο χωρίς καμία παρέμβαση από εξωτερικό επόπτη. Ο νευρώνας είναι πλέον εξειδικευμένος να αναγνωρίζει αυτό το συγκεκριμένο μοτίβο. Από την Εικ. 5.3d είναι σαφές ότι τα βάρη w_2 και w_3 , που αντιστοιχούν στις εισόδους τρία και τέσσερα, παραμένουν σχεδόν σταθερά με την πάροδο του

χρόνου, καθώς οι επικαλυπτόμενοι παλμοί εισόδου και ανάδρασης διατηρούν την άμορφη κατάστασή τους. Αντίθετα, τα βάρη w_1 και w_4 μειώνονται σταδιακά με κάθε εποχή.

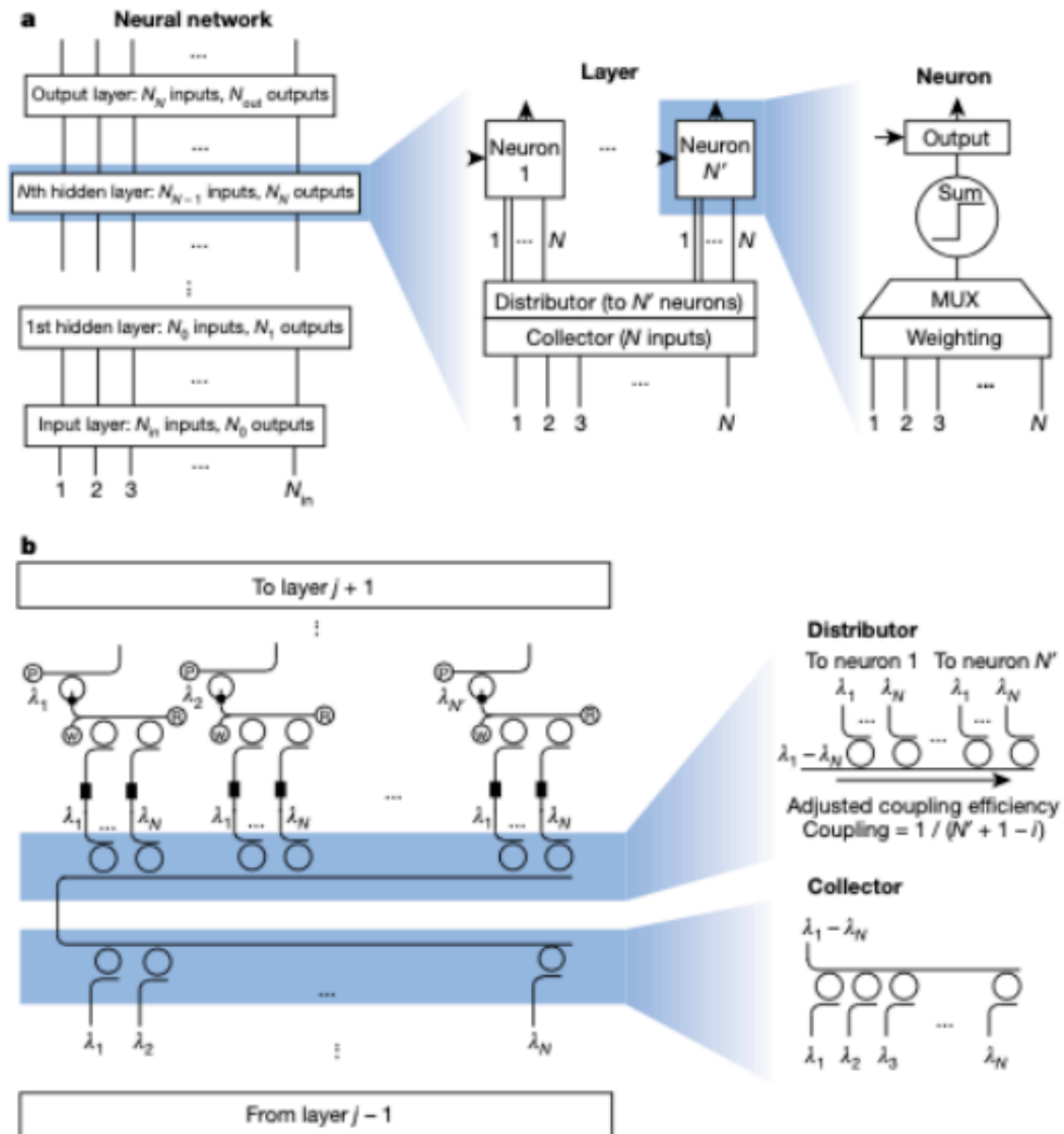
5.4 Επεκτασιμότητα των φωτονικών νευρωνικών δικτύων

Έχοντας επιδείξει με επιτυχία ένα νευροσυναπτικό σύστημα ενός νευρώνα ως θεμελιώδες δομικό στοιχείο για τα φωτονικά νευρωνικά δίκτυα, στη συνέχεια αναπτύξαμε έναν τρόπο σύνδεσης αυτών των τεχνητών νευρώνων σε μεγαλύτερα δίκτυα. Υλοποιήσαμε μια αρχιτεκτονική που εκμεταλλεύεται μεμονωμένα διευθυνσιοδοτούμενα, αλληλένδετα φωτονικά στρώματα, όπως φαίνεται σχηματικά στο Σχ. 4α. Ολόκληρο το δίκτυο αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου και εξόδου, τα οποία συνδέονται οπτικά μέσω N κρυφών επιπέδων. Κάθε κρυφό στρώμα παίρνει την έξοδο του προηγούμενου στρώματος ως είσοδο και περνά τις εξόδους του στο επόμενο επίπεδο. Το επίπεδο εισόδου είναι η οπτική διεπαφή με τον πραγματικό κόσμο, που παίρνει τα δεδομένα προς επεξεργασία και τα διανέμει στο επόμενο επίπεδο του δικτύου.

Ένα ενιαίο επίπεδο του δικτύου αποτελείται από έναν συλλέκτη, έναν διανομέα και τα νευροσυναπτικά στοιχεία του. Ο συλλέκτης συγκεντρώνει όλες τις εξόδους από το προηγούμενο επίπεδο, οι οποίες στη συνέχεια κατανέμονται εξίσου στους N νευρώνες εντός του στρώματος (πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο) από τον διανομέα. Οι ίδιοι οι φωτονικοί νευρώνες λειτουργούν όπως περιγράφεται παραπάνω: μια σύναψη αλλαγής φάσης ζυγίζει τις εισόδους και ένας πολυπλέκτης WDM δημιουργεί το άθροισμα, το οποίο μεταβιβάζεται στη μονάδα ενεργοποίησης που αποφασίζει εάν θα μεταδοθεί ένας νευρωνικός παλμός εξόδου. Σε αυτή

την αρχιτεκτονική, κάθε στρώμα απευθύνεται οπτικά με τον δικό του κυματοδηγό για τη δημιουργία του σήματος ανιχνευτή. Επομένως, η οπτική ισχύς στο στρώμα δεν περιορίζεται από τη μεταδιδόμενη οπτική απόκριση από ένα προηγούμενο στρώμα.

Η εικόνα 5.4b περιγράφει πώς τα συστατικά μέρη ενός στρώματος μεταφράζονται στο πραγματικό φωτονικό κύκλωμα. Οι έξοδοι από ένα προηγούμενο στρώμα πολυπλέκονται σε έναν μόνο κυματοδηγό χρησιμοποιώντας συντονιστές δακτυλίου (δημιουργώντας έτσι τον συλλέκτη). Αυτό το σήμα κατανέμεται στη συνέχεια εξίσου στους νευρώνες μέσα σε αυτό το στρώμα, χρησιμοποιώντας πάλι συντονιστές δακτυλίου για αποπολυπλέξη (δημιουργώντας έτσι τον διανομέα). Επιλέγοντας το διάκενο μεταξύ του κυματοδηγού τροφοδοσίας και του αντηχείου δακτυλίου, μπορεί να ρυθμιστεί η απόδοση σύζευξης. Ακολουθώντας τον τύπο για την απόδοση σύζευξης $\text{ceff},i = 1/(N' + 1 - i)$ με N' νευρώνες στο στρώμα και τη θέση του νευρώνα i , στη συνέχεια, για παράδειγμα, σε ένα στρώμα με τέσσερις νευρώνες, αυτό σημαίνει ότι $1/(4 + 1 - 1) =$ το $1/4$ του φωτός συνδέεται με τον πρώτο νευρώνα, το $1/3$ του υπολειπόμενου φωτός περνά στον δεύτερο νευρώνα, το $1/2$ στον τρίτο και το υπολειπόμενο φως στον τέταρτο νευρώνα (δηλαδή καθένας από τους τέσσερις νευρώνες δέχεται το $1/4$ του φωτός). Το διάγραμμα κυκλώματος του πραγματικού φωτονικού νευρώνα, του νευροσυναπτικού συστήματος, φαίνεται στην Εικ. 5.1c και είναι το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα που περιγράφηκαν παραπάνω. Οι παλμοί εξόδου ενός στρώματος μπορούν στη συνέχεια να συνδεθούν με τον συλλέκτη του επόμενου στρώματος.



Εικ 5.4. Ακολουθώντας τον τύπο για την απόδοση σύζευξης $ceff_i = 1/(N' + 1 - i)$ με N' νευρώνες στο στρώμα και τη θέση του νευρώνα i , στη συνέχεια, για παράδειγμα, σε ένα στρώμα με τέσσερις νευρώνες, αυτό σημαίνει ότι $1/(4 + 1 - 1) =$ το 1/4 του φωτός συνδέεται με τον πρώτο νευρώνα,

το $1/3$ του υπολειπόμενου φωτός περνά στον δεύτερο νευρώνα, το $1/2$ στο τρίτο και το υπολειπόμενο φως στον τέταρτο νευρώνα (δηλαδή καθένας από τους τέσσερις νευρώνες δέχεται το $1/4$ του φωτός). Το διάγραμμα κυκλώματος του πραγματικού φωτονικού νευρώνα, του νευροσυναπτικού συστήματος, φαίνεται στο Σχ. 1γ και είναι το ίδιο με αυτό που χρησιμοποιήθηκε στα πειράματα που περιγράφηκαν παραπάνω. Οι παλμοί εξόδου ενός στρώματος μπορούν στη συνέχεια να συνδεθούν με τον συνδυασμό του επόμενου στρώματος. β, Φωτονική υλοποίηση ενός μόνο στρώματος από το δίκτυο. Ο συλλέκτης ενώνει τους οπτικούς παλμούς από το προηγούμενο στρώμα χρησιμοποιώντας έναν πολυπλέκτη WDM. Ένας διανομέας κατασκευασμένος από τους ίδιους δακτυλίους με τον συλλέκτη αλλά με προσαρμοσμένη απόδοση σύζευξης διανέμει το σήμα εισόδου εξίσου στις συνάψεις PCM κάθε νευρώνα. Τα γράμματα P, W και R υποδηλώνουν τις θύρες εισόδου που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση της εξόδου, τον καθορισμό των βαρών και την επιστροφή του νευρωνικού PCM στην αρχική του κατάσταση.

Σημειώνουμε ότι κατά τη χρήση της παραπάνω προσέγγισης δεν χρειάζονται διασταυρώσεις κυματοδηγών για τη διανομή του σήματος στους νευρώνες, αποτρέποντας έτσι τη διασταύρωση και τις απώλειες. Επειδή οι παλμοί εξόδου παράγονται για κάθε στρώμα ξεχωριστά, δεν υπάρχει επίσης συσσώρευση σφαλμάτων και μόλυνση του σήματος στα επόμενα στρώματα. Αυτό το γεγονός απλοποιεί επίσης τον χρονισμό του δικτύου καθώς κάθε επίπεδο μπορεί να υποβληθεί σε επεξεργασία βήμα προς βήμα. Αρχικά, αποστέλλονται οι παλμοί εισόδου και οι μονάδες ενεργοποίησης αλλάζουν όπου χρειάζεται. Δεύτερον, οι παλμοί του ανιχνευτή εξόδου αποστέλλονται και μεταδίδονται στο επόμενο στρώμα (αν επιτευχθεί το όριο για την εναλλαγή νευρώνων). Σε ένα τελευταίο βήμα, τα κύτταρα PCM στους δακτυλίους πρέπει να επιστρέψουν στην αρχική τους κατάσταση.

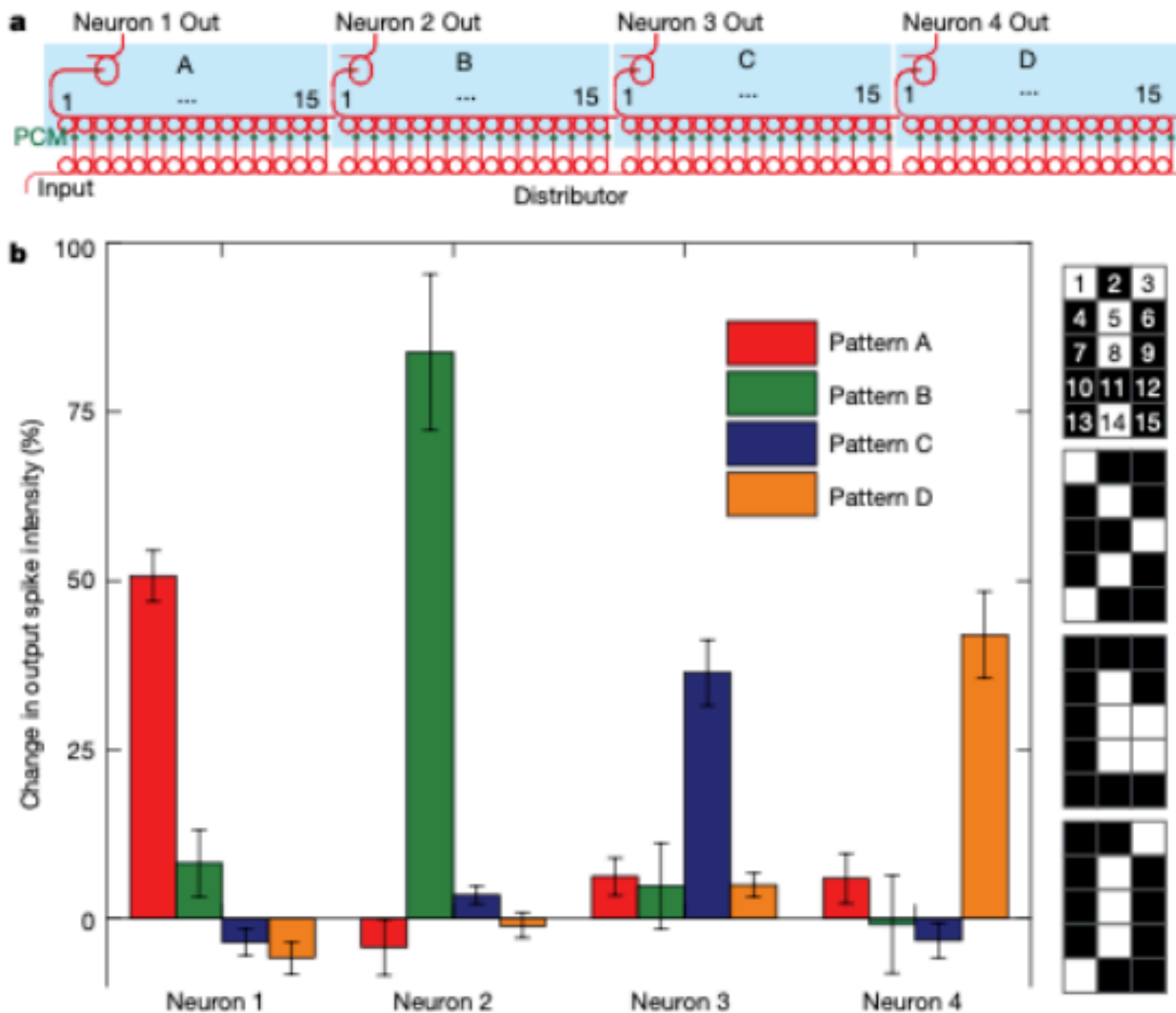
5.5 Πραγματοποίηση μονοστρωματικού νευροσυναπτικού συστήματος

Η Εικόνα 5.5 δείχνει την πειραματική υλοποίηση ενός πλήρους στρώματος του προτεινόμενου σχεδιασμού νευρωνικού δικτύου, που αποτελείται από τέσσερις νευρώνες με 15 συνάψεις ο καθένας. Η πλήρης συσκευή αποτελείται από περισσότερα από 140 οπτικά στοιχεία. Αυτό το δίκτυο είναι ικανό, για παράδειγμα, να διαφοροποιεί μεταξύ τεσσάρων εικόνων 15 pixel, που εδώ αντιπροσωπεύουν τα τέσσερα γράμματα A, B, C και D. Σε αυτό το σύστημα, Οι νευρώνες τροφοδοτούνται οπτικά μέσω ενός ενσωματωμένου διανομέα WDM με 15 συντονιστές δακτυλίου ανά νευρώνα, ενώ ο συλλέκτης υλοποιείται εκτός τσιπ χρησιμοποιώντας στοιχεία WDM που βασίζονται σε ίνες. Όπως είναι επιθυμητό, και οι τέσσερις νευρώνες εξόδου ενεργοποιούνται μόνο όταν εμφανίζεται το μαθημένο μοτίβο (Εικ. 5.5b): ο νευρώνας 1 ενεργοποιείται μόνο εάν εμφανίζεται το σχέδιο «Α», ο νευρώνας 2 αντιδρά μόνο στο μοτίβο «Β» και ούτω καθεξής. Έτσι, το δίκτυο είναι σε θέση να ταξινομήσει με επιτυχία τις τέσσερις εικόνες των 15 pixel. (Μια πιο περίπλοκη υποδειγματική εργασία αναγνώρισης γλώσσας, χρησιμοποιώντας ένα μεγαλύτερο δίκτυο με την ίδια αρχιτεκτονική, συζητείται στις Συμπληρωματικές Πληροφορίες.) Σημειώνουμε ότι στην πλήρως οπτική υλοποίηση αυτής της αρχιτεκτονικής, όλοι οι τεχνητοί νευρώνες πρέπει να ανακρυσταλλώνονται μετά από κάθε αιχμή Εκδήλωση. Επομένως, ο αριθμός των κύκλων λειτουργίας περιορίζε-

ται τελικά από την αντοχή των κυττάρων PCM. Αν και μεμονωμένες συσκευές PCM σε πειράματα αντοχής έχουν ήδη δείξει 10[13] κύκλους μεταγωγής[14], απαιτούνται περαιτέρω βελτιώσεις στο σχεδιασμό υλικών και στη μηχανική των συσκευών για τη λειτουργία μεταγωγής υψηλής ταχύτητας και μακράς διάρκειας.

Τα ολοκληρωμένα φωτονικά δίκτυα αλλαγής φάσης, σχεδιασμένα και υλοποιημένα όπως περιγράφεται παραπάνω, είναι ικανά για απλές εργασίες αναγνώρισης προτύπων και μπορούν να προσαρμοστούν σε συγκεκριμένα μοτίβα. Όταν λειτουργούν με βρόχο ανάδρασης οδηγού κυμάτων, μπορούν να μάθουν χωρίς χειριστή και μπορούν να το κάνουν με μη πτητικό τρόπο χρησιμοποιώντας PCM. Η μεγάλη αντίθεση στην απορρόφηση του φωτός μεταξύ της άμορφης και της κρυσταλλικής κατάστασης της ύλης καθιστά τα PCM ελκυστικά για χρήση ως συναπτικό μηχανισμό στάθμισης. Σε σύγκριση με τους συμβατικούς υπολογιστές που μπορούν να προσομοιώσουν μόνο τον παραλληλισμό των νευρωνικών δικτύων, οι αποκλειστικά οπτικοί νευρώνες μας είναι εγγενώς κατάλληλοι για μίμηση βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Οι προτεινόμενοι νευρώνες μας θα μπορούσαν να λειτουργήσουν αρκετές τάξεις μεγέθους ταχύτερα από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, επιτρέποντας έτσι τη διαχείριση μεγάλων ποσοτήτων δεδομένων σε σύντομο χρονικό διάστημα. Δουλεύοντας αποκλειστικά στον οπτικό τομέα, το εκρηκτικό νευροσυναπτικό δίκτυο επωφελείται από το υψηλό εύρος ζώνης και τους γρήγορους ρυθμούς μεταφοράς δεδομένων που είναι εγγενείς στο φως. Επιπλέον, χρησιμοποιώντας μια πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική κυκλώματος, το δίκτυό μας θα μπορούσε να κλιμακωθεί (με επεξεργασία χυτηρίου) σε πιο σύνθετα συστήματα. Με αυτόν τον τρόπο εξαρτήματα εκτός τσιπ (που χρησιμοποιούνται εδώ μόνο για πειραματική σκοπιμότητα) όπως πηγές λέιζερ, οπτικοί ενισχυτές και

διαμορφωτές μπορούν επίσης να ενσωματωθούν σε ένα πλήρες σύστημα. Ο ολοκληρωμένος σχεδιασμός μας υπόσχεται την υλοποίηση όλων των οπτικών νευρωνικών δικτύων ικανών να αντιμετωπίσουν τις επερχόμενες προκλήσεις των μεγάλων δεδομένων και της βαθιάς μάθησης.



Εικ. 5.5 Πειραματική υλοποίηση ενός νευρωνικού δικτύου μονού επιπέδου. α, Η συσκευή αποτελείται από τέσσερις φωτονικούς νευρώνες, ο καθένας με 15 συνάψεις. Κάθε σύναψη αντιστοιχεί σε ένα εικονοστοιχείο σε μια εικόνα 3×5 (βλ. β) και κωδικοποιείται στα μήκη κύματος που αντιστοιχούν στους πολυπλέκτης δακτυλίου (βλ. αρίθμηση στο β). Η πλήρης συσκευή περιλαμβάνει ένα ολοκληρωμένο φωτονικό κύκλωμα που αποτελείται από 140 οπτικά εξαρτήματα. β, Η αλλαγή στην ένταση της ακίδας εξόδου εμφανίζεται για τα τέσσερα εκπαιδευμένα μοτίβα που απεικονίζονται στη δεξιά πλευρά. Το νευρωνικό δίκτυο αναγνωρίζει με επιτυχία τα τέσσερα μοτίβα καθώς κάθε νευρώνας ανταποκρίνεται (ακίδες) μόνο σε ένα από τα μοτίβα. Οι γραμμές σφάλματος υποδηλώνουν την τυπική απόκλιση για $n = 5$.

Βιβλιογραφία

1. Shen, Y. et al. Deep learning with coherent nanophotonic circuits. *Nat. Photon.* 11, 441–446 (2017).
2. Pantazi, A., Woźniak, S., Tuma, T. & Eleftheriou, E. All-memristive neuromorphic computing with level-tuned neurons. *Nanotechnology* 27, 355205 (2016).
3. Burr, G. W. et al. Experimental demonstration and tolerancing of a large-scale neural network (165 000 synapses) using phase-change memory as the synaptic weight element. *IEEE Trans. Electron Dev.* 62, 3498–3507 (2015).
4. Le, Q. V. et al. Building high-level features using large scale unsupervised learning. *In 29th Int. Conf. on Machine Learning* <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3042641> (2012).
5. Alduino, A. & Paniccia, M. Interconnects: wiring electronics with light. *Nat. Photon.* 1, 153–155 (2007).
6. Wuttig, M. & Yamada, N. Phase-change materials for rewriteable data storage. *Nat. Mater.* 6, 824–832 (2007).
7. Tait, A. N., Nahmias, M. A., Shastri, B. J. & Prucnal, P. R. Broadcast and weight: an integrated network for scalable photonic spike processing. *J. Lightwave Technol.* 32, 3427–3439 (2014).
8. Hebb, D. *The Organization of Behaviour* (Wiley, 1949)

9. Feldmann, J. et al. Calculating with light using a chip-scale all-optical abacus.

10. Hahnloser, R. H. R., Sarpeshkar, R., Mahowald, M. A., Douglas, R. J. & Seung, H. S. Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit. *Nature* **405**, 947–951 (2000).

11. Hebb, D. *The Organization of Behaviour* (Wiley, 1949).

12. Bi, G. & Poo, M. Synaptic modification by correlated activity: Hebb's postulate revisited. *Annu. Rev. Neurosci.* **24**, 139–166 (2001).

13. Vinckier, Q. et al. High-performance photonic reservoir computer based on a coherently driven passive cavity. *Optica* **2**, 438–446 (2015).

14. Kuzum, D., Jeyasingh, R. G. D., Lee, B. & Wong, H. P. Nanoelectronic programmable synapses based on phase change materials for brain-inspired computing. *Nano Lett.* **12**, 2179–2186 (2012).

