



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ**  
**ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ**  
**ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ**  
**ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών**  
**Επιστήμη και Τεχνολογία της Πληροφορικής και των**  
**Υπολογιστών**  
**Ειδίκευση Υλικού και Υπολογιστικών Συστημάτων**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**  
**Αναγνώριση Φωνηέντων Με Τέσσερις Νανοταλαντωτές Συζευγμένων**  
**Ροπών Στρέψης**

**Κουτσογιάννης Νικόλαος Α.Μ. 18001**

**Εισηγητής: Δρ. Παναγιώτης Γιαννακόπουλος, Καθηγητής**

**Εξεταστική Επιτροπή:**

**Δρ. Παναγιώτης Γιαννακόπουλος, Καθηγητής**

**Ιωάννης Βογιατζής, Καθηγητής**

**Παναγιώτης Καρκαζής, Επίκουρος Καθηγητής**

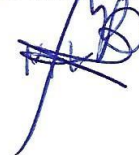
ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ/ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο/η κάτωθι υπογεγραμμένος/η Κουτσογιάννης Νικόλαος του Θεοδώρου  
με αριθμό μητρώου 18001 φοιτητής/τρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της  
Σχολής μηχανικής του Τμήματος μηχανικών, δηλώνω υπεύθυνα ότι:  
πληροφοριών και υδρολογιστών

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

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

Ο/η Δηλών/ούσα



## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν τους κύριους αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης. Στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα οι λειτουργίες ενεργοποίησης νευρώνων είναι στατικές και ο υπολογισμός τους επιτυγχάνεται μέσω κοινών αριθμητικών λειτουργιών. Παράλληλα ένας κλάδος υπολογιστών που εμπνέονται από νευροεπιδράσεις σχετίζει τη δυναμική φύση του εγκεφάλου και προτείνει να προσδώσει σε κάθε στοιχείο ενός νευρικού δικτύου μια δυναμική λειτουργικότητα, όπως είναι οι ταλαντώσεις, και να βασιστεί σε αναδυόμενα φυσικά φαινόμενα, όπως ο συγχρονισμός, για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων σε μικρής κλίμακας δίκτυα. Αυτή η προσέγγιση παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον για υλοποιήσεις υλικού, επειδή οι αναδυόμενες νανοηλεκτρονικές συσκευές μπορούν να παρέχουν συμπαγείς και ενεργειακά αποδοτικούς μη γραμμικούς αυτόματους ταλαντωτές που μιμούνται την περιοδική δραστική δραστηριότητα των βιολογικών νευρώνων. Οι δυναμικές συνδέσεις μεταξύ ταλαντωτών μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για τη μεσολάβηση της συναπτικής επικοινωνίας μεταξύ των τεχνητών νευρώνων. Μία πρόκληση για τη χρήση νανο-συσκευών με αυτόν τον τρόπο είναι να επιτευχθεί μάθηση μέσω συντονισμού των συζευγμένων ταλαντώσεών τους. Τα δυναμικά χαρακτηριστικά των νανο-συσκευών μπορεί να είναι δύσκολο να ελεγχθούν και να είναι επιρρεπή σε θόρυβο και μεταβολές. Μέσω αυτής της εργασίας διαφαίνεται η εξαιρετική δυνατότητα συντονισμού των νανο-ταλαντωτών αυτών μέσω της δυνατότητας ελέγχου της συχνότητάς τους σε ένα ευρύ φάσμα, μέσω ηλεκτρικού ρεύματος και μαγνητικού πεδίου και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης. Με τον τρόπο που περιγράφεται εκπαιδεύεται με επιτυχία ένα δίκτυο υλικού τεσσάρων νανο-ταλαντωτών περιστροφής ροπής για να αναγνωριστούν τα φωνήεντα συντονίζοντας τις συχνότητές τους σύμφωνα με έναν αυτόματο κανόνα μάθησης σε πραγματικό χρόνο. Παρατηρείται ότι τα υψηλά ποσοστά πειραματικής αναγνώρισης πηγάζουν από την ικανότητα αυτών των ταλαντωτών να συγχρονίζονται. Τα αποτελέσματά που προκύπτουν καταδεικνύουν ότι οι εργασίες ταξινόμησης προτύπων μπορούν να επιτευχθούν με μικρά νευρωνικά δίκτυα υλικού, με μη γραμμικά δυναμικά χαρακτηριστικά, μέσω ταλαντώσεων και συγχρονισμού.

ΛΕΞΕΙΣ – ΚΛΕΙΔΙΑ: Νανο-ταλαντωτές περιστροφικής ροπής, Ποσοστά αναγνώρισης φωνηέντων, Συνδέσεις μαγνητικής σήραγγας (MTJ), Μάθηση φωνηέντων.

## **ABSTRACT**

Artificial neural networks are the main algorithms of artificial intelligence. In artificial neural networks the neuron activation functions are static and their calculation is achieved through common numerical functions. At the same time, a branch of computers inspired by neuro-effects relates to the dynamic nature of the brain and proposes to give each element of a neural network a dynamic functionality, such as oscillations, and to rely on emerging natural phenomena, such as synchronization, to solve complex problems. in small-scale networks. This approach is of particular interest for hardware implementations, as emerging nano electronic devices can provide compact and energy-efficient nonlinear automatic oscillators that mimic the periodic active activity of biological neurons. Dynamic connections between oscillators can then be used to mediate synaptic communication between artificial neurons. One challenge with using nano-devices in this way is to achieve learning by tuning their coupled oscillations. The dynamic characteristics of nano-devices can be difficult to control and are prone to noise and changes. This work demonstrates the exceptional potential for tuning these nano oscillators through the ability to control their frequency over a wide range of electric current and magnetic fields and can be used to address this challenge. In the manner described, a network of four torque nano-oscillators is successfully trained to identify vowels by tuning their frequencies according to an automatic real-time learning rule. It is observed that the high rates of experimental recognition stem from the ability of these oscillators to synchronize. The results show that pattern classification tasks can be accomplished with small material neural networks, with nonlinear dynamic characteristics, through oscillations and synchronization.

**KEYWORDS:** Spin Torque Nano-oscillators, Vowels Rate Experiment, Magnetic Tunnel Junctions (MTJ), Vowel Classes.

## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	4
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ</b>	
1.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα .....	8
1.2 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα .....	8
1.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	10
1.4 Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων .....	10
1.5 Δομή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων .....	11
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΝΑΝΟΤΑΛΑΝΤΩΤΕΣ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΙΚΗΣ ΡΟΠΗΣ</b>	
2.1 Εισαγωγή .....	13
2.2 Περιγραφή διαδικασίας ταξινόμησης προτύπων μέσω νάνο-ταλαντωτών περιστροφικής ροπής .....	13
2.3 Περιγραφή του τρόπου αναγνώρισης μοτίβων του νευρωνικού δικτύου .....	16
2.4 Περιγραφή των μεθόδων αναγνώρισης μοτίβων του νευρωνικού δικτύου .....	21
2.4.1 Δείγμα .....	21
2.4.2 Βάση δεδομένων και είσοδοι .....	22
2.4.3 Πειραματική ρύθμιση .....	23
2.4.4 Αλγόριθμος μάθησης σε πραγματικό χρόνο .....	25
2.4.5 Εφαρμογή της διαδικασίας cross validation .....	27
2.5 Σύγκριση νάνο-ταλαντωτών περιστροφικής ροπής με ταλαντωτές CMOS .....	28
2.5.1 Σύγκριση με ένα πολυεπίπεδο perceptron .....	28
2.5.2 Σύγκριση με RNNs .....	29
2.6 Ανίχνευση συγχρονισμού μέσω διορθωμένων τάσεων ταλαντωτή .....	30
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΠΗΓΕΣ .....</b>	<b>39</b>

## ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούν τον κυριότερο αλγόριθμο της τεχνητής νοημοσύνης. Σε αυτά τα συστήματα, οι λειτουργίες ενεργοποίησης των νευρώνων είναι στατικές και ο υπολογισμός επιτυγχάνεται με συνήθεις αριθμητικές πράξεις. Αντίθετα, ένας περίοπτος κλάδος υπολογισμών εμπνευσμένος από τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ενστερνίζεται τη δυναμική φύση του εγκεφάλου και προτείνει την ενίσχυση κάθε στοιχείου ενός νευρικού δικτύου με δυναμικές λειτουργίες, όπως ταλαντώσεις καθώς και τη χρήση φυσικών φαινομένων, όπως ο συγχρονισμός, για την επίλυση σύνθετων προβλημάτων με μικρά δίκτυα.

Οι νάνο-ηλεκτρονικές συσκευές μπορούν να παρέχουν αποδοτικούς και χαμηλής κατανάλωσης ενέργειας μη γραμμικούς αυτόματους ταλαντωτές με δραστηριότητα παρόμοια με εκείνη των βιολογικών νευρώνων. Οι δυναμικές συνδέσεις μεταξύ των ταλαντωτών μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για τη μεσολάβηση της επικοινωνίας μέσω σύναψης των τεχνητών νευρώνων. Σκοπός της χρήσης νάνο-συσκευών αποτελεί η επίτευξη μάθησης, καθώς απαιτείται εξαιρετικός έλεγχος και συντονισμός των συζευγμένων ταλαντώσεων τους. Τα δυναμικά χαρακτηριστικά των νάνο-συσκευών είναι δύσκολο να ελεγχθούν και είναι επιρρεπή σε θόρυβο και μεταβλητότητα. Η δυνατότητα συντονισμού των νάνο-ταλαντωτών μέσω ακριβή ελέγχου της συχνότητάς τους σε ένα ευρύ φάσμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης. Στόχος της παρούσας έρευνας αποτέλεσε η εκπαίδευση ενός δικτύου υλικού, αποτελούμενο από τέσσερις νάνο-συσσωρευτές ροπής στρέψης, προκειμένου να αναγνωρίζει φωνήεντα μέσω συντονισμού των συχνοτήτων τους σύμφωνα με έναν αυτόματο κανόνα μάθησης σε πραγματικό χρόνο. Ως συνέπεια αυτού παρατηρείται ότι τα πειραματικά ποσοστά αναγνώρισης απορρέουν από την ικανότητα αυτών των ταλαντωτών να συγχρονίζονται. Τα αποτελέσματά καταδεικνύουν ότι οι μη τετριμμένες εργασίες ταξινόμησης προτύπων μπορούν να επιτευχθούν με μικρά νευρωνικά δίκτυα υλικού, παρέχοντάς τους μη γραμμικά δυναμικά χαρακτηριστικά μέσω ταλάντωσης και συγχρονισμού.

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1<sup>ο</sup>: ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

## 1.1. Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks - NNs) αποτελούν περιοχή στις φυσικές επιστήμες με αρχές και λειτουργίες που βασίζονται στο νευρικό σύστημα των ζώων οργανισμών (και φυσικά του ανθρώπου) και χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η φιλοσοφία και η λειτουργία τους είναι διαφορετική από τον τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι υπολογιστές και επιδιώκουν να συνδυάσουν τον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον αφηρημένο μαθηματικό τρόπο σκέψης (Anderson, 1995). Βασική συνιστώσα των νευρωνικών δικτύων αποτελεί η διαδικασία εκπαίδευσης ενός δικτύου με τρόπο που μέχρι πρότινος αποδιδόταν μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Για το σκοπό αυτό μπορούν να χρησιμοποιηθούν επιπλέον περίπλοκες μαθηματικές συναρτήσεις και κάθε είδους εργαλεία από την μαθηματική ανάλυση βρίσκοντας εφαρμογή σε πολλές από τις περιοχές των φυσικών επιστημών, όπως την ιατρική, την επιστήμη μηχανικών, τη φυσική, τη χημεία, τα μαθηματικά, την επιστήμη υπολογιστών, την ηλεκτρολογία κ.ά.

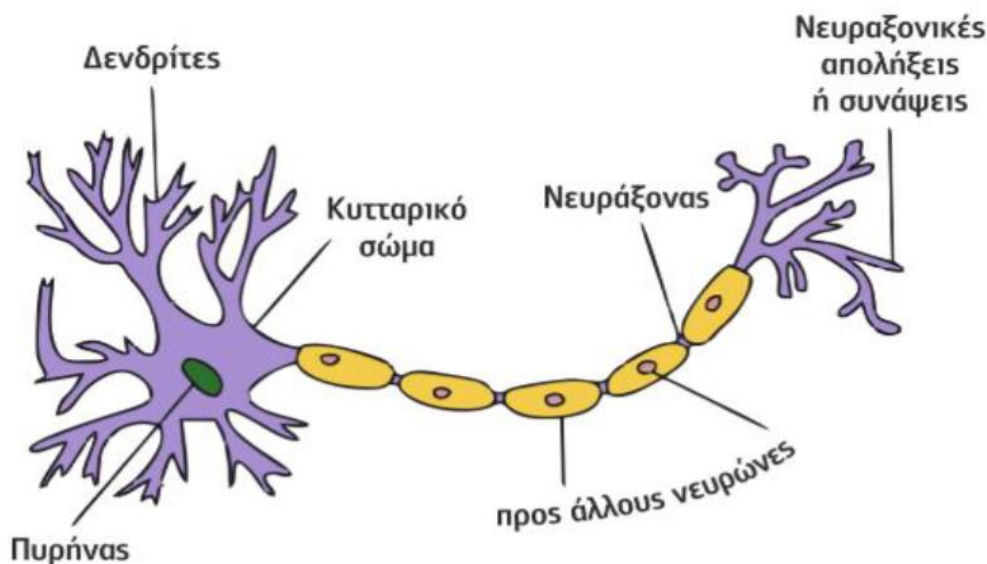
Το νευρικό σύστημα των οργανισμών αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα τα οποία είναι εξειδικευμένα στις διεργασίες αυτές. Η κεντρική μονάδα του νευρικού συστήματος είναι ο εγκέφαλος ο οποίος αποτελείται από νευρωνικά δίκτυα. Κάθε νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από έναν αριθμό στοιχειωδών μονάδων, που ονομάζονται νευρώνες, ή νευρώνια (neurons). Ο νευρώνας αποτελεί την πιο μικρή ανεξάρτητη μονάδα του δικτύου και επεξεργάζεται πληροφορίες, παίρνοντας και στέλνοντας ηλεκτρικά σήματα σε άλλους νευρώνες. Τα νευρωνικά δίκτυα των ζώων οργανισμών ονομάζονται βιολογικά νευρωνικά και αποτελούν τα πρώτα δίκτυα που μελετήθηκαν, καθώς τα συναντά κανείς σε όλους τους ζώντες οργανισμούς (όχι όμως στα φυτά). Οι διεργασίες που επιτελούνται από τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα είναι περίπλοκες, αλλά και χρήσιμες στην καθημερινή ζωή του ανθρώπου. Ορισμένες από αυτές είναι οι εργασίες ρουτίνας μέσω των οποίων ο άνθρωπος εγκέφαλος εκτελεί με ελάχιστη προσπάθεια διάφορες δραστηριότητες όπως για παράδειγμα την αναγνώριση μιας εικόνας. Ωστόσο το ερώτημα που ανακύπτει είναι αν μπορούν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές να κάνουν αυτό που κάνει ο εγκέφαλος του ανθρώπου, κάτι το οποίο γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι συμβαίνει με τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

## 1.2. Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα

Το νευρικό σύστημα περιλαμβάνει ένα σύνολο από πολλά διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα, όπου το καθένα εξειδικεύεται σε κάποια διεργασία. Το νευρικό σύστημα ελέγχεται από τον εγκέφαλο, που κατέχει το ρόλο της κεντρικής μονάδας του δικτύου, ο οποίος επίσης αποτελείται από άλλα νευρωνικά δίκτυα. Οι μονάδες που απαρτίζουν κάθε νευρωνικό δίκτυο ονομάζονται νευρώνες και αποτελούν τη στοιχειώδη μονάδα του



δικτύου. Η κύρια λειτουργία των νευρώνων είναι να δέχονται και να στέλνουν συνεχώς ηλεκτρικά σήματα στους άλλους νευρώνες έπειτα από επεξεργασία των δεδομένων. Τα πρώτα νευρωνικά δίκτυα που μελετήθηκαν είναι τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Στο Σχήμα 1 που ακολουθεί παρουσιάζεται η μορφή ενός φυσικού νευρώνα. Ο αριθμός των νευρώνων που υπάρχουν στους έμβριους οργανισμούς είναι της κλίμακας του  $10^{10}$ . Όσον αφορά τη δομή του ως κύτταρο, ο νευρώνας είναι ιδιαίτερα απλός όπου αποτελείται από το κυρίως σώμα του, τους δενδρίτες και τον άξονα (Αργυράκης, 2001). Το κεντρικό μέρος του νευρώνα ονομάζεται κυτταρικό σώμα και από αυτό εξέρχονται οι δενδρίτες με τη μορφή ρίζας. Το επίμηκες, λεπτό και σωληνοειδές νεύρο ονομάζεται νευρο-άξονας, ο οποίος στο τέλος του διαχωρίζεται σε μικρότερους κλάδους. Το τυπικό μέγεθος του κυτταρικού σώματος κυμαίνεται μεταξύ 10  $\mu\text{m}$  και 80  $\mu\text{m}$ , ενώ η διάμετρος του νευρο-άξονα είναι μόλις λίγα  $\mu\text{m}$ . Η λειτουργία των δενδριτών αφορά σε λήψη σημάτων από τους γειτονικούς νευρώνες και του νευρο-άξονα μεταδίδοντας τη δραστηριότητα όλου του νευρώνα στις μυϊκές ίνες ή στα γύρω κύτταρα (Πάνου, 2003). Η ένωση μεταξύ ενός νευρώνα και του αξονικού κλάδου ενός άλλου νευρώνα ονομάζεται σύναψη. Κάθε σύναψη μπορεί να λάβει χώρα στο κυτταρικό σώμα, στους δενδρίτες ή στο σώμα επόμενων νευρώνων. Όσο αυξάνεται η απόσταση από το κυτταρικό σώμα, τόσο μειώνεται η ένταση της επίδρασης αυτής. Το μήκος των νευρώνων μπορεί να διαφέρει ανάλογα με τη λειτουργία του νευρώνα, με μικρότερη τιμή το 0.01 mm στους νευρώνες που βρίσκονται στον εγκέφαλο και μέγιστη τιμή το 1m για αυτούς που βρίσκονται στα άκρα (Γεωργούλη, 2015).



Σχήμα 1: Σχηματικό Διάγραμμα Βιολογικού Νευρώνα (Γεωργούλη, 2015)

### **1.3. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα**

Οι διαδικασίες αναγνώρισης φωνής ή/ και εικόνας που επιτυγχάνονται μέσω των μηχανισμών του εγκεφάλου με σχετική ευκολία, δυσκολεύουν τους υπολογιστές παρότι είναι χιλιάδες φορές γρηγορότεροι από αυτόν. Ο λόγος είναι ότι η δομή των υπολογιστών είναι πολύ διαφορετική από αυτή του εγκεφάλου. Το ερευνητικό ερώτημα που απασχόλησε την επιστημονική κοινότητα ήταν αν θα μπορούσαμε να φτιάξουμε ένα υπολογιστικό σύστημα με τέτοια εσωτερική δομή που να μοιάζει με τη δομή του εγκεφάλου, ώστε να μπορούμε να επιλύουμε παρόμοια προβλήματα. Ως πρώτη σκέψη διατυπώθηκε η δημιουργία κάποιων προτύπων (μοντέλων) του νευρωνικού συστήματος του ανθρώπου, τα οποία θα περιλαμβάνουν όλα τα χαρακτηριστικά που είναι γνωστά μέχρι σήμερα, και τα οποία θα μπορούσαν να επιτελέσουν τις εργασίες αυτές, με τον ίδιο τρόπο που γίνονται στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.

Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Nets - ANNs) όπου η βασική τους διαφορά από τα βιολογικά δίκτυα είναι ότι τα δίκτυα αυτά μαθαίνουν με την εξάσκηση και την εμπειρία, όπως ακριβώς και οι άνθρωποι, αλλά διαφέρουν στο ότι δεν ακολουθούν ορισμένους προκαθορισμένους κανόνες, που είναι χαρακτηριστικό των υπολογιστών. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα εντάσσονται στο επιστημονικό πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης μέσω συνδυασμού της βιολογικής νοημοσύνης και της υπολογιστικής ευφυΐας με στόχο να δοθούν λύσεις σε προβλήματα. Σχετίζονται με την εφαρμογή μεθοδολογιών εμπνευσμένων από τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές, με στόχο να προσεγγίσουν ήδη γνωστά προβλήματα (Γεωργούλη, 2015).

Υπάρχει σήμερα μια πληθώρα ερευνών στην περιοχή αυτή, καθ' όσον είναι προφανές πόσο χρήσιμο θα ήταν να μπορεί μια μηχανή να επιτελεί εργασίες που μέχρι σήμερα μόνο ο άνθρωπος μπορούσε να κάνει. Τα τελευταία χρόνια λοιπόν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν αναπτυχθεί σημαντικά διεξάγοντας παρόμοιες διεργασίες με εκείνες του εγκεφάλου όπως το να αναγνωρίζει εικόνες, φωνές κ.ά., αφού όμως προηγουμένως εκπαιδευτεί κατάλληλα. Κάθε δίκτυο λαμβάνει ορισμένες εισόδους και δίδει ορισμένες εξόδους (input-output). Η εκπαίδευση γίνεται παρουσιάζοντας μια ομάδα από αντιπροσωπευτικά πρότυπα στο δίκτυο, με εκείνα που θέλουμε να μάθει. Κατά συνέπεια δίνουμε στο δίκτυο ως εισόδους κάποια πρότυπα για τα οποία ξέρουμε ποια θα να είναι η έξοδος στο δίκτυο, παρατηρώντας το τι θα δίνει το δίκτυο ως απάντηση στα πρότυπα που του παρουσιάζουμε.

### **1.4. Εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων**

Τα νευρωνικά δίκτυα βρίσκουν εφαρμογή σήμερα σε διάφορους τομείς δραστηριοτήτων όπως: (Πλεύρου, 2012)

- Ιατρική: Χρησιμοποιούνται για την ανάγνωση και ανάλυση ακτίνων X, για την πρόβλεψη αντιδράσεων του οργανισμού από τη λήψη φαρμακευτικών ουσιών, για την παρακολούθηση εγχειρήσεων, για την ανάλυση της ομιλίας και των

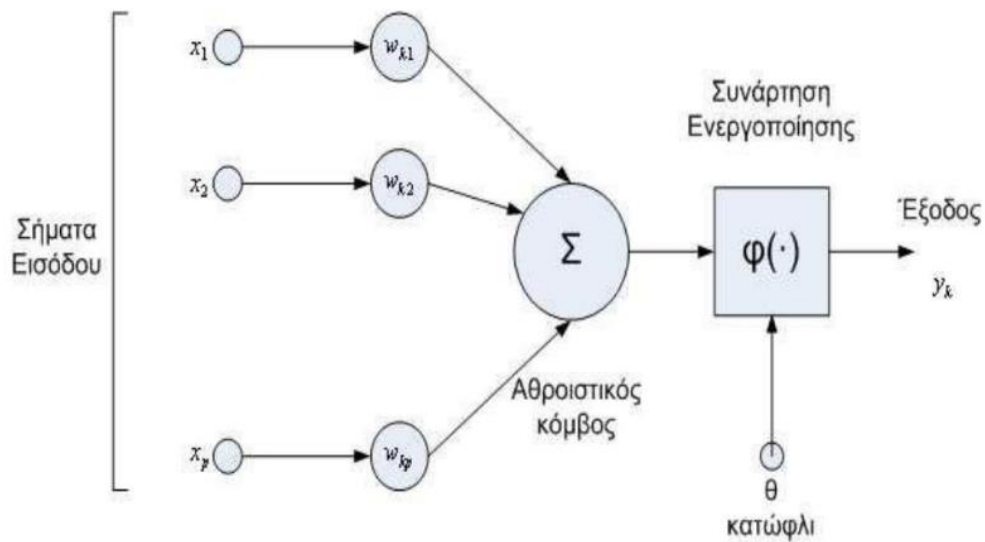
λαμβανόμενων ήχων σε ακουστικά βαρηκοΐας για την πρόβλεψη εμφάνισης Parkinson ή άλλων νοσημάτων κ.ά.

- Βιομηχανία: Βρίσκουν εφαρμογή στην αυτοματοποίηση ελεγκτικών συστημάτων, στην επιλογή κατάλληλων ανταλλακτικών, στον ποιοτικό έλεγχο σε κατασκευαστικά έργα κ.ά.
- Οικονομικά: Για την ανάλυση επικινδυνότητας επενδύσεων, στην αξιολόγηση και ανάλυση χαρτοφυλακίων, στην πρόβλεψη πορείας οικονομικών δεικτών κ.ά.
- Ένοπλες Δυνάμεις: Για το χειρισμό μη επανδρωμένων οχημάτων και αεροπλάνων, στην κωδικοποίηση σημάτων ανιχνευτών, σε επιχειρήσεις παρακολούθησης, στην οργάνωση βέλτιστης χρήσης πόρων κ.ά.
- Πληροφορική: Στην αναγνώριση ομιλίας, στην οπτική αναγνώριση χαρακτήρων, στον εντοπισμό βλαβών σε επικοινωνιακά δίκτυα, στην μετατροπή κειμένου σε ομιλία κ.ά.
- Περιβάλλον: Στον εντοπισμό τάσεων καιρικών συνθηκών, στην πρόβλεψη καιρού κ.ά.

## 1.5. Δομή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Στο Σχήμα 2 που ακολουθεί απεικονίζεται το μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα, καθώς και η ανάλυσή του. Η αντιστοιχία των τμημάτων του τεχνητού νευρώνα αποτελείται από τον κόμβο με το κυτταρικό σώμα, τις συνδέσεις των κόμβων μεταξύ τους που αντιστοιχούν στους δενδρίτες και στο νεύρο-άξονα και τα βάρη που αντιστοιχούν στις συνάψεις. Ο τρόπος λειτουργίας των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι σε αναλογία με τον τρόπο λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων ως εξής: ο εγκέφαλος αποτελείται από ένα σύνολο μεγάλου αριθμού νευρώνων, συνδεδεμένων μεταξύ τους, που ονομάζονται νευρικά κύτταρα. Κάθε νευρώνας δέχεται ερεθίσματα από άλλους νευρώνες, τα οποία τον επηρεάζουν ως προς την κατάστασή του, όπου βάσει αυτής εξάγει ερεθίσματα στους επόμενους νευρώνες. Η σύνδεση μεταξύ δύο νευρώνων έχει μια χαρακτηριστική τιμή ισχύος, που φανερώνει την ένταση της αλληλεπίδρασης που διαθέτουν (Λύκας, 2008). Με τη χρήση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, εξάγουμε ποσοτικά συμπεράσματα για συγκεκριμένα δεδομένα και όχι μαθηματικές προσομοιώσεις του υπό εξέταση φαινομένου. Για το λόγο αυτό, θεωρούνται ιδιαίτερα χρήσιμα σε περιπτώσεις όπου το φυσικό πρόβλημα είναι αδύνατο ή πολύ δύσκολο να αποδοθεί με κάποια μαθηματική προσομοίωση, καθώς και σε περιπτώσεις κατά τις οποίες οι απαραίτητες παράμετροι δεν είναι επαρκώς προσδιορισμένες (Κυριακού, 2012). Υπό αυτή την έννοια μπορεί να αποδοθεί ο ορισμός του τεχνητού νευρωνικού δικτύου και να κατανοηθεί επαρκώς, σύμφωνα με τον οποίο: «Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο είναι μια αρχιτεκτονική δομή (δίκτυο) αποτελούμενη από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας (τεχνητοί νευρώνες) όπου κάθε μονάδα επεξεργασίας χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους» (Λύκας, 2008). Κάθε νευρώνας υλοποιεί τοπικά ένα υπολογισμό με βάση τις εισόδους που δέχεται και μεταδίδει το αποτέλεσμα (έξοδος) σε άλλες μονάδες

επεξεργασίας με τις οποίες συνδέεται. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν τη γνώση που είναι αποθηκευμένη στο Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο και καθορίζουν τη λειτουργικότητά του. Συνήθως ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο αναπτύσσει μια λειτουργικότητα μέσω μιας μορφής εκπαίδευσης (μάθησης).



Σχήμα 2: Δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου

## **ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2<sup>ον</sup>: ΝΑΝΟΤΑΛΑΝΤΩΤΕΣ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΙΚΗΣ ΡΟΠΗΣ**

### **2.1. Εισαγωγή**

Οι νάνο-ταλαντωτές περιστροφικής ροπής είναι φυσικοί υποψήφιοι για την κατασκευή νευρωνικών δικτύων υλικού κατασκευασμένων από συζευγμένους ταλαντωτές νάνο-κλίμακας (Csaba & Porod, 2013; Yogendra et al., 2016; Maciř et al., 2011; Pickett et al., 2013; Pufall et al., 2015; Sharma et al., 2015; Parihar et al., 2017; Vassilieva et al., 2011). Αυτοί οι κόμβοι νάνο-κλίμακας εκπέμπουν τάσεις μικροκυμάτων όταν διαρρέονται από συνεχές ρεύμα σε κατάσταση παρατεταμένης μαγνήτισης μέσω επίδρασης της ροπής περιστροφής. Διαθέτουν δυνατότητες συγχρονισμού των ρυθμών τους με περιοδικά ηλεκτρικά και μαγνητικά σήματα εισόδου και με άλλους νάνο-ταλαντωτές ροπής (Kaka et al., 2005; Mancoff et al., 2005; Houshang et al., 2016; Lebrun et al., 2017). Αυτή η ιδιότητα προέρχεται από την υψηλή ευκολία συντονισμού της συχνότητάς τους εξαιτίας των μεγάλων μεταβολών συχνότητας που προκαλούνται από την εφαρμογή συνεχούς ρεύματος και τη δημιουργία μαγνητικού πεδίου. Οι νάνο-ταλαντωτές ροπής περιστροφής μπορούν να επιτύχουν εντυπωσιακούς γνωστικούς υπολογισμούς (Torrejon et al., 2017). Ωστόσο, δεν έχει αποδειχθεί πειραματικά ότι ένα συζευγμένο δίκτυο νάνο-ταλαντωτών περιστροφικής ροπής μπορεί να μάθει να εκτελεί υπολογιστικές εργασίες μέσω συγχρονισμού. Σημαντικό χαρακτηριστικό των νάνο-ταλαντωτών ροπής περιστροφής αποτελεί η δυνατότητα τροποποίησης της συχνότητάς τους ως απόκριση σε εισερχόμενα συνεχή ρεύματα για να εκπαιδεύουν σε πραγματικό χρόνο ένα δίκτυο συζευγμένων ταλαντωτών και να ταξινομούν διαφορετικά πρότυπα εισόδου σε διαφορετικές διαμορφώσεις συγχρονισμού (Silver et al., 2017; Vassilieva et al., 2011; Vodenicarevic et al., 2017).

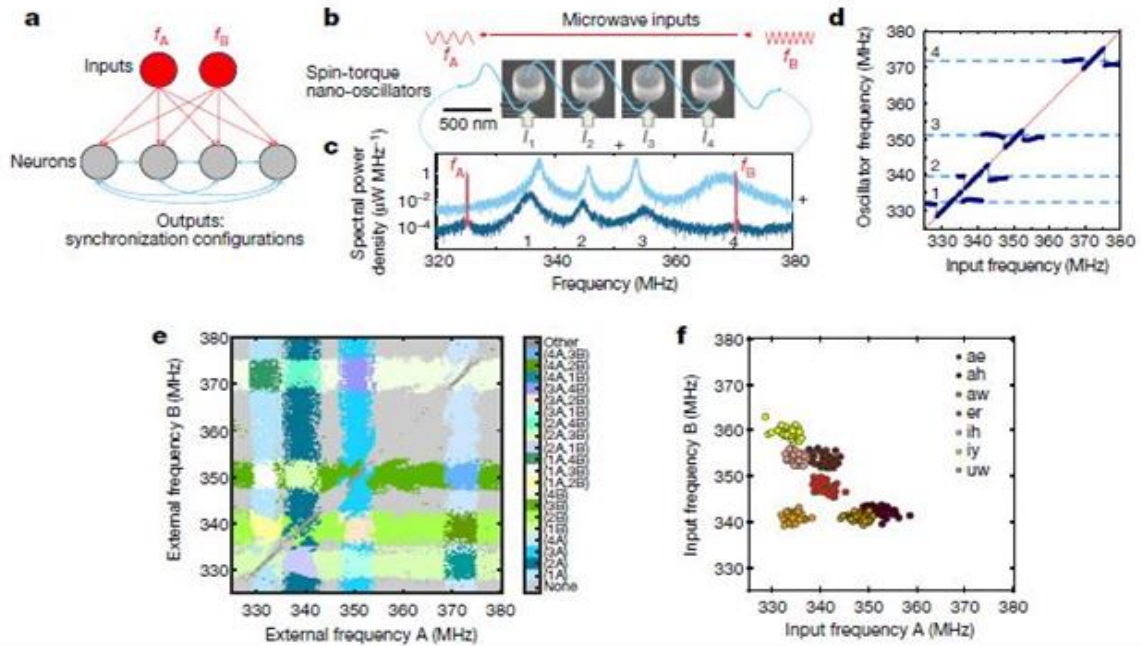
### **2.2. Περιγραφή διαδικασίας ταξινόμησης προτύπων μέσω νάνο-ταλαντωτών περιστροφικής ροπής**

Μεταφέρουμε σε μορφή λογισμικού το νευρωνικό δίκτυο που απεικονίζεται στο Σχήμα 3a μέσω της διάταξης που απεικονίζεται στο Σχήμα 3b. Οι τέσσερις νευρώνες στο Σχήμα 3a υλοποιήθηκαν πειραματικά με τέσσερις νάνο-ταλαντωτές ροπής περιστροφής (Σχήμα 3b), μέσω διασταύρωσης μαγνητικών συνδέσμων σήραγγας διαμέτρου 375 nm και ελεύθερης στρώσης FeB, με στροβιλισμό ως κατάσταση εδάφους. Οι συνδέσεις διπλού βέλους μεταξύ των νευρώνων (Σχήμα 3a) υποδεικνύουν ότι η έξοδος του νευρώνα *i* επηρεάζει τη συμπεριφορά του νευρώνα *j* και αντίστροφα. Εφαρμόζουμε αυτές τις συμμετρικές νευρικές διασυνδέσεις συνδέοντας ηλεκτρικά τους τέσσερις ταλαντωτές χρησιμοποιώντας καλώδια μήκους χιλιοστού όπως φαίνεται στο Σχήμα 3b. Σε αυτή τη διαμόρφωση, το ρεύμα μικροκυμάτων που παράγεται από κάθε ταλαντωτή διαδίδεται στον ηλεκτρικό βρόχο μικροκυμάτων και με τη σειρά του επηρεάζει τη δυναμική και

ειδικότερα τη συχνότητα των άλλων ταλαντωτών μέσω των ροπών περιστροφής των μικροκυμάτων που δημιουργεί. Το άθροισμα όλων των εκπομπών μικροκυμάτων ανιχνεύεται από έναν αναλυτή φάσματος (Lebrun et al., 2017).

Είναι σημαντικό να ελέγξουμε τη συχνότητα κάθε ταλαντωτή ρυθμίζοντας το συνεχές ρεύμα που διαρρέει το κάθε ένα από αυτά, ενώ παράλληλα επιλέγουμε εκείνα τα ρεύματα που οδηγούν σε κοντινές αλλά όχι πανομοιότυπες συχνότητες. Η γαλάζια καμπύλη που φαίνεται στο Σχήμα 3c δείχνει ένα τετράπλευρο φάσμα, χαρακτηριστικό αυτού του καθεστώτος μέτριας σύζευξης, όπου η δυναμική των ταλαντωτών συσχετίζεται αλλά δεν οδηγεί σε αμοιβαίο συγχρονισμό. Οι εισοδοί στο νευρωνικό δίκτυο κωδικοποιούνται στις συχνότητες  $f_A$  και  $f_B$  δύο σημάτων μικροκυμάτων σταθερού πλάτους. Αυτοί βρίσκονται τοποθετημένοι σε γραμμή ταινίας κατασκευασμένη πάνω από τα ενεργά μαγνητικά στρώματα, τροποποιώντας τη δυναμική των ταλαντωτών μέσω των μαγνητικών πεδίων ραδιοσυχνότητων που παράγουν. Το Σχήμα 3d δείχνει ότι όταν η συχνότητα μίας εκ των πηγών μικροκυμάτων σαρώνεται, τότε κάθε ταλαντωτής συγχρονίζεται στην πηγή με τη σειρά του.

Όταν η συχνότητα της πηγής πλησιάσει τη συχνότητα ενός εκ των ταλαντωτών, το ισχυρό σήμα της πηγής μετατοπίζει τη συχνότητα του ταλαντωτή προς τη δική του. Στο καθορισμένο εύρος, η συχνότητα του ταλαντωτή γίνεται ίση με τη συχνότητα της πηγής (Romera et al., 2016). Η σκούρα μπλε καμπύλη στο Σχήμα 3c δείχνει ένα παράδειγμα φάσματος που μετράται όταν οι δύο εισοδοί μικροκυμάτων εισάγονται ταυτόχρονα. Στις δύο κορυφές που διακρίνονται με κόκκινο χρώμα εμφανίζονται οι συχνότητες  $f_A$  και  $f_B$  λόγω της χωρητικής σύζευξης με τη γραμμή ταινίας. Συγκριτικά με το φάσμα χωρίς εισόδους (γαλάζια καμπύλη), οι κορυφές εκπομπής των ταλαντωτών 1 και 2 μετατοπίζονται προς το  $f_A$ , ενώ ο ταλαντωτής 4 είναι κλειδωμένος σε φάση στην είσοδο B (η κορυφή εκπομπής του συγχωνεύεται με αυτή της εισόδου B στο  $f_B$ ). Η ονομασία αυτής της διαμόρφωσης συγχρονισμού επισημαίνεται ως (4B). Οι πιθανές έξοδοι του νευρωνικού δικτύου, που παριστάνονται με διαφορετικά χρώματα στο Σχήμα 3e, είναι οι διαφορετικές διαμορφώσεις συγχρονισμού που εμφανίζονται για διαφορετικές συχνότητες των δύο σημάτων εισόδου, διατηρώντας σταθερά τα συνεχή ρεύματα μέσω των ταλαντωτών. Ανάλογα με τις συχνότητες των εισόδων, που είναι μηδενικές (γκρίζες περιοχές), ένας ή δύο ταλαντωτές είναι κλειδωμένοι σε φάση. Για παράδειγμα, στην μπλε περιοχή που φέρει την ένδειξη (2A), ο ταλαντωτής 2 συγχρονίζεται με την είσοδο A, ενώ, στη λευκή περιοχή με τη ένδειξη (1A, 3B), οι ταλαντωτές 1 και 3 συγχρονίζονται με τις εισόδους A και B αντίστοιχα.



Σχήμα 3: Προσέγγιση ταξινόμησης προτύπων με συζευγμένη ροπή περιστροφής νάνο-ταλαντωτών

Κατά συνέπεια το Σχήμα 3a απεικονίζει το σχέδιο προσομοίωσης του νευρωνικού δικτύου. Στο Σχήμα 3b παρουσιάζεται το σχέδιο της πειραματικής διάταξης που περιλαμβάνει τέσσερις νάνο-ταλαντωτές ροπής περιστροφής ηλεκτρικά συνδεδεμένους σε σειρά και συζευγμένους μέσω των δικών τους εκπεμπόμενων μικροκυμάτων. Τα δύο σήματα μικροκυμάτων που κωδικοποιούν πληροφορίες στις συχνότητές τους, τα  $f_A$  και  $f_B$  εφαρμόζονται ως είσοδοι στο σύστημα μέσω μιας ταινιό-γραμμής, η οποία μεταφράζεται σε δύο πεδία μικροκυμάτων. Η συνολική έξοδος μικροκυμάτων του δικτύου ταλαντωτών καταγράφεται με έναν αναλυτή φάσματος. Στο Σχήμα 3c παρουσιάζεται η έξοδος μικροκυμάτων που εκπέμπεται από το δίκτυο τεσσάρων ταλαντωτών (ανοιχτό μπλε και σκούρο μπλε) με τα δύο σήματα μικροκυμάτων που εφαρμόστηκαν στο σύστημα. Οι δύο καμπύλες βρίσκονται μετατοπισμένες κάθετα για μεγαλύτερη ευκρίνεια, ενώ οι τέσσερις κορυφές στην γαλάζια καμπύλη αντιστοιχούν στις εκπομπές των τεσσάρων ταλαντωτών. Οι δύο στενές κόκκινες κορυφές στην σκούρα μπλε καμπύλη αντιστοιχούν στα εξωτερικά σήματα μικροκυμάτων με συχνότητες  $f_A$  και  $f_B$  αντίστοιχα. Στο Σχήμα 3d παρουσιάζεται η εξέλιξη των τεσσάρων συχνοτήτων ταλαντωτή όταν μεταφέρεται η συχνότητα της εξωτερικής πηγής A. Διαδοχικά οι ταλαντωτές κλειδώνουν στην εξωτερική είσοδο όταν η συχνότητα της πηγής πλησιάζει

τη φυσική τους συχνότητα. Στο εύρος κλειδώματος, η συχνότητα ταλαντωτή είναι ίση με τη συχνότητα εισόδου. Στο Σχήμα 3ε απεικονίζεται ένας πειραματικός χάρτης συγχρονισμού ως συνάρτηση των συχνοτήτων των εξωτερικών σημάτων  $f_A$  και  $f_B$ , όπου κάθε χρώμα αντιστοιχεί σε διαφορετική κατάσταση συγχρονισμού. Τέλος στο Σχήμα 3f οι εισοδοί που εφαρμόζονται στο σύστημα αντιπροσωπεύονται στο επίπεδο  $(f_A, f_B)$ , όπου κάθε χρώμα αντιστοιχεί σε διαφορετικό προφορικό φωνήεν και κάθε σημείο δεδομένων αντιστοιχεί σε διαφορετικό ομιλητή.

## 2.3. Περιγραφή του τρόπου αναγνώρισης μοτίβων του νευρωνικού

### δικτύου

Το νευρωνικό δίκτυο μπορεί να αναγνωρίσει μοτίβα με την ταξινόμηση των φωνηέντων που εκφωνούνται, τα οποία φυσικά χαρακτηρίζονται από συχνότητες που ονομάζονται formants (Hillenbrand et al., 1994). Χρησιμοποιούμε ως δεδομένα εισαγωγής ένα υποσύνολο της βάσης δεδομένων Hillenbrand (<https://homepages.wmich.edu/~hillenbr/voweldata.html>) η οποία περιλαμβάνει επτά φωνήεντα που προφέρονται από 37 διαφορετικούς θηλυκούς ομιλητές, όπου κάθε φωνήεν χαρακτηρίζεται από 12 διαφορετικές συχνότητες. Οι τυπικές συχνότητες κυμαίνονται συνήθως μεταξύ 500 Hz και 3.500 Hz, οπότε απαιτείται μετασχηματισμός για την απόκτηση συχνοτήτων εισόδου  $(f_A, f_B)$  στο εύρος λειτουργίας των ταλαντωτών, μεταξύ 325 MHz και 380 MHz. Όπως περιγράφεται λεπτομερώς στις μεθόδους, λαμβάνουμε τα  $f_A$  και  $f_B$  μέσω δύο διαφορετικών γραμμικών συνδυασμών των 12 συχνοτήτων σχηματισμού που ταιριάζουν με τη γεωμετρία τύπου πλέγματος των χαρτών συγχρονισμού ταλαντωτών. Στον χάρτη που φαίνεται στο Σχήμα 4f, κάθε σημείο αντιστοιχεί σε έναν ομιλητή.

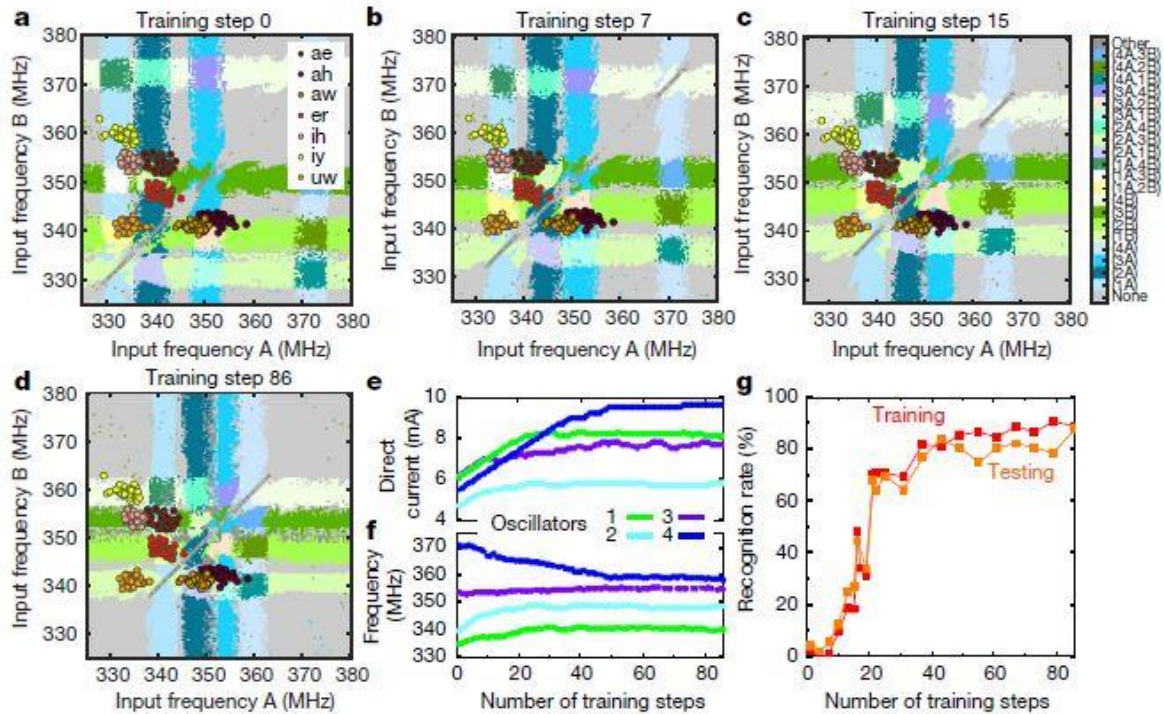
Η διαφορά συχνότητας για κάθε φωνήεν δείχνει ότι κάθε ομιλητής έχει διαφορετική προφορά. Στόχος μας είναι να αναγνωρίσουμε το φωνήεν που παρουσιάζεται ως είσοδος στο δίκτυο ταλαντωτών ανεξάρτητα από τον ομιλητή. Για το σκοπό αυτό, τα διάσπαρτα σημεία που αντιστοιχούν σε κάθε φωνήεν που προφέρεται από διαφορετικούς ομιλητές θα πρέπει όλα να περιέχονται μέσα σε διαφορετική περιοχή του χάρτη συγχρονισμού ταλαντωτών όπως στο Σχήμα 4e. Στο Σχήμα 4a παρουσιάζεται ο χάρτης φωνηέντων εισόδου και ο χάρτης συγχρονισμού ταλαντωτών όπου αρχικά δεν συμπίπτουν. Οι αρχικές συχνότητες ταλαντωτών έχουν ρυθμιστεί τυχαία και δεν επαρκούν για την επίλυση του προβλήματος. Το νευρωνικό δίκτυο ταλαντωτών πρέπει να μάθει να εκτελεί σωστά την ταξινόμηση. Κατά τη διάρκεια αυτού του σταδίου εκπαίδευσης οι εσωτερικές παράμετροι του δικτύου πρέπει να ρυθμιστούν λεπτομερώς έως ότου κάθε περιοχή



συγχρονισμού να συμπεριλάβει τα σημεία που αντιστοιχούν στα φωνήεντα που έχουν εκχωρηθεί.

Για το σκοπό αυτό, εκμεταλλευόμαστε την εξαιρετικά ρυθμιζόμενη φύση των νάνο-ταλαντωτών για να τροποποιήσουμε τον χάρτη συγχρονισμού συντονίζοντας το συνεχές ρεύμα μέσω κάθε ταλαντωτή, προσαρμόζοντας έναν αλγόριθμο εκπαίδευσης (Vassiliev et al., 2011). Έχουμε αναπτύξει μια αυτόματη διαδικασία εκμάθησης σε πραγματικό χρόνο που περιλαμβάνει βρόχο ανατροφοδότησης μεταξύ της πειραματικής εγκατάστασης και του υπολογιστή που τον ελέγχει. Σε κάθε βήμα εκπαίδευσης, εφαρμόζουμε διαδοχικά επτά εισόδους ( $f_A$ ,  $f_B$ ) στους ταλαντωτές, μία για κάθε φωνήεν, που επιλέγεται τυχαία μεταξύ των διαφορετικών ομιλητών. Οι εκπομπές ταλαντωτών που αντιστοιχούν σε καθένα από τα επτά σήματα μικροκυμάτων εισόδου καταγράφονται με έναν αναλυτή φάσματος όπου ένας υπολογιστής προσδιορίζει τις αντίστοιχες καταστάσεις συγχρονισμού.

Εάν και τα επτά φωνήεντα έχουν ταξινομηθεί σωστά στις εκχωρημένες περιοχές συγχρονισμού του χάρτη ( $f_A$ ,  $f_B$ ), τα ρεύματα δεν αλλάζουν. Εάν ένα ή περισσότερα φωνήεντα δεν έχουν ταξινομηθεί σωστά, τα ρεύματα στους ταλαντωτές τροποποιούνται για να φέρουν τις καθορισμένες περιοχές συγχρονισμού πιο κοντά στα αντίστοιχα ζεύγη συχνότητας εισόδου ( $f_A$ ,  $f_B$ ) και έτσι να μειώσουν το σφάλμα ταξινόμησης. Στο επόμενο βήμα εκμάθησης, εφαρμόζεται ένα άλλο σύνολο επτά φωνηέντων και ούτω καθεξής.



Σχήμα 4: Ταξινόμηση μοτίβων συντονίζοντας τις συχνότητες των ταλαντωτών a - d

Στο Σχήμα 4 παρουσιάζονται οι πειραματικοί χάρτες συγχρονισμού ως συνάρτηση των συχνοτήτων των εξωτερικών σημάτων, σε διαφορετικά στάδια της διαδικασίας εκπαίδευσης (Σχήματα 2a - d), μαζί με την εξέλιξη των ρευμάτων συνεχούς τιμής που εφαρμόζονται στους ταλαντωτές (Σχήμα 2e), τις συχνότητές τους (Σχήμα 2f) και τα μέσα ποσοστά αναγνώρισης για τα επτά φωνήεντα (Σχήμα 2g). Μετά από 48 βήματα εκπαίδευσης, βρίσκεται το βέλτιστο όπου τα συνεχή ρεύματα και οι συχνότητες σταματούν να εξελίσσονται και τα ποσοστά αναγνώρισης σταματούν να αυξάνονται, υποδηλώνοντας ότι η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να σταματήσει.

Πιο συγκεκριμένα το Σχήμα 4a αφορά στο αρχικό βήμα εκπαίδευσης που αναφέρεται ως βήμα 0. Αντίστοιχα το Σχήμα 4b αφορά στο βήμα εκπαίδευσης 7, το Σχήμα 4c στο βήμα εκπαίδευσης 15 και το Σχήμα 4d στο βήμα εκπαίδευσης 86. Οι χρωματιστές κουκκίδες αντιπροσωπεύουν τις εισόδους που εφαρμόζονται στο δίκτυο και αφορούν σε φωνήεντα που προφέρονται από διαφορετικούς ομιλητές. Διαφορετικά φωνήεντα εμφανίζονται με διαφορετικά χρώματα. Στο Σχήμα 4e διακρίνεται το συνεχές ρεύμα που εφαρμόζεται μέσω κάθε ταλαντωτή σε συνάρτηση με τον αριθμό των βημάτων εκπαίδευσης. Στο Σχήμα 4f απεικονίζεται η συχνότητα κάθε ταλαντωτή ως συνάρτηση του αριθμού των βημάτων εκπαίδευσης και τέλος στο Σχήμα 4g παρουσιάζονται γραφικά τα ποσοστά αναγνώρισης που λαμβάνονται από τα σύνολα σημείων δεδομένων

που χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση και δοκιμές, ως συνάρτηση του αριθμού των βημάτων εκπαίδευσης.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, δεν χρησιμοποιούμε όλα τα φωνήεντα στη βάση δεδομένων. Διατηρούμε πάντα το 20% των φωνηέντων για να ελέγξουμε την ικανότητα του συστήματος να αναγνωρίζει άγνωστα δεδομένα. Τα τελικά ποσοστά αναγνώρισης στα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και δοκιμών φτάνουν τιμές έως 89% και 88%, αντίστοιχα (Σχήμα 4g). Τα πειραματικά ποσοστά αναγνώρισης ερμηνεύονται συγκρίνοντάς τα με τις επιδόσεις που μπορούν να επιτευχθούν με ιδανικούς ταλαντωτές εκπαιδευμένους στην ίδια εργασία με την ίδια διαδικασία εκμάθησης. Για το σκοπό αυτό, μοντελοποιούμε τη δυναμική του ταλαντωτή με συζευγμένες εξισώσεις VanderPol που αντιστοιχούν στις συντεταγμένες του συλλογικού μαγνητισμού τους. Οι προσομοιωμένοι ταλαντωτές είναι αθόρυβοι και διαφέρουν μόνο κατά 2% από αναντιστοιχία στις φυσικές τους συχνότητες, ανάλογες με αυτές που παρατηρούνται πειραματικά. Αρχικά διαφοροποιούμε τη δυνατότητά τους να συγχρονίζονται τροποποιώντας τη δυνατότητα συχνότητας. Οι μαύροι κύκλοι στο Σχήμα 4a δείχνουν το ρυθμό αναγνώρισης του ιδανικού προσομοιωμένου δικτύου ως συνάρτηση του μέσου εύρους κλειδώματος των ταλαντωτών που κανονικοποιούνται από τη διαφορά συχνότητας.

Πράγματι, όπως φαίνεται στους προσομοιωμένους χάρτες του Σχήματος 4b, όταν αυξάνεται το εύρος ασφάλισης του ταλαντωτή, οι περιοχές συγχρονισμού αυξάνονται, καλύπτοντας έτσι και ταξινομώντας έναν αυξανόμενο αριθμό σημείων σε καθένα από τα διαφορετικά φωνήεντα. Όπως φαίνεται στα Σχήματα 4c και 4d, η αμοιβαία σύζευξη μεταξύ ταλαντωτών βελτιώνει επίσης κάθε φορά το αντίστοιχο εύρος, οδηγώντας σε αυξημένους ρυθμούς αναγνώρισης όταν αυξάνονται οι αμοιβαίες αλληλεπιδράσεις (Romera et al., 2016). Το κόκκινο αστέρι στο Σχήμα 4a εντοπίζει τα χαρακτηριστικά του πειραματικού αποτελέσματος σε αυτό το γράφημα. Το πειραματικό ποσοστό του 89% της διαδικασίας αναγνώρισης φωνήεντος πλησιάζει το μέγιστο ποσοστό αναγνώρισης που είναι το 94% και που μπορεί να επιτευχθεί με το ίδιο νευρωνικό δίκτυο αποτελούμενο από ιδανικούς, αθόρυβους ταλαντωτές. Αυτή η υψηλή απόδοση οφείλεται στις μεγάλες πειραματικές περιοχές κλειδώματος που προκύπτουν από την υψηλή δυνατότητα συντονισμού, τη σύζευξη και τον χαμηλό θόρυβο των νάνο-ταλαντωτών περιστροφής ροπής υλικού.

Στη συνέχεια συγκρίνουμε το δυναμικό νευρωνικό δίκτυο που βασίζεται σε ταλαντωτές με πιο συμβατικές μορφές νευρωνικών δικτύων. Για το σκοπό αυτό, πρώτα εξάγουμε μια τιμή αναφοράς για το ρυθμό πειραματικής αναγνώρισης επαναλαμβάνοντας τη

διαδικασία εκπαίδευσης πειραματικά πολλές φορές με διαφορετικούς συνδυασμούς, εκπαίδευσης και δοκιμών. Αυτή η τεχνική διασταυρούμενης επικύρωσης αποδίδει μια μέση τιμή 84,3% για τον ρυθμό πειραματικής αναγνώρισης στο σύνολο δοκιμών που μπορούμε να συγκρίνουμε με άλλες επιδόσεις νευρωνικών δικτύων.

Αρχικά, έχουμε ένα συμβατικό, στατικό, πολύ-επίπεδο νευρωνικό δίκτυο. Αυτό το είδος του δικτύου μπορεί να επιτύχει καλύτερα ποσοστά αναγνώρισης σε πολύπλοκες εργασίες, όπως η ταξινόμηση εικόνας. Αυτή η απόδοση, ωστόσο, έρχεται σε βάρος του μεγάλου αριθμού παραμέτρων που πρέπει να εκπαιδευτούν και αποτελεί σημαντικό εμπόδιο για την υλοποίηση του υλικού. Το Σχήμα 4b δείχνει το ποσοστό αναγνώρισης ενός πολυεπίπεδου perceptron, εκπαιδευμένο σε λογισμικό μέσω backpropagation στην ίδια βάση δεδομένων με το πειραματικό νευρικό δίκτυο, με 30.000 παρουσιάσεις φωνηέντων. Όπως απεικονίζεται στο Σχήμα 4a, αυτό το δίκτυο, αποτελούμενο από στατικούς νευρώνες, λαμβάνει ως εισόδους τις 12 συχνότητες σχηματισμού που χαρακτηρίζουν κάθε έντονο φωνήεν. Οι νευρώνες κρυμμένου στρώματος λαμβάνουν ένα σταθμισμένο άθροισμα αυτών των εισόδων. Το επίπεδο εξόδου, με λειτουργίες ενεργοποίησης softmax, έχει επτά νευρώνες, έναν για κάθε κατηγορία φωνήεντος. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 4b, το ποσοστό αναγνώρισης είναι εξαιρετικό, φτάνοντας το 97% όταν ο αριθμός των εκπαιδευμένων παραμέτρων είναι μεγάλος. Το Σχήμα 4a απεικονίζει τα συναπτικά βάρη με κόκκινο χρώμα. Ωστόσο, η απόδοση υποβαθμίζεται γρήγορα για μικρούς αριθμούς εκπαιδευμένων παραμέτρων, σε ποσοστό κάτω από το 65% για 27 παραμέτρους εκπαίδευσης. Αυτό το αποτέλεσμα είναι αρκετά γενικό, όπως φαίνεται και από τα εκτεταμένα δεδομένα του Σχήματος 4 μέσω υπερσύγχρονων δικτύων με ανατροφοδότηση όπως τυπικά επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα ή μακροπρόθεσμα δίκτυα μνήμης που έχουν περιορισμένη απόδοση όταν ο αριθμός των εκπαιδευμένων παραμέτρων είναι μικρός. Αντίθετα, το ποσοστό αναγνώρισης του πειραματικού ταλαντωτικού νευρικού δικτύου μας υπερβαίνει το 84% για μόνο 30 εκπαιδευμένες παραμέτρους.

Όπως απεικονίζεται με κόκκινο χρώμα στο Σχήμα 4c, τα 26 βάρη μετατρέπουν τις εισόδους και τα ρεύματα μέσω των ταλαντωτών. Για ένα ιδανικό ταλαντωτικό δίκτυο, το ποσοστό επιτυχίας φτάνει το 89%. Το δίκτυο μαθαίνει επίσης γρήγορα (χρησιμοποιούνται 350 παρουσιάσεις φωνηέντων). Αυτή η υψηλή απόδοση με μικρό αριθμό εκπαιδευμένων παραμέτρων προέρχεται από το συνδυασμό δύο φαινομένων (Σχήμα 4c). Το ταλαντωτικό δίκτυο αποδίδει καλύτερα από το άθροισμα των μεμονωμένων συστατικών του, λόγω των σύνθετων, συζευγμένων, δυναμικών χαρακτηριστικών του και οι ταλαντωτές συμβάλλουν συλλογικά στην αναγνώριση

προτύπων συγχρονίζοντας τις εισόδους. Αυτό το αποτέλεσμα δείχνει ότι η απόδοση των νευρωνικών δικτύων υλικού μπορεί να ενισχυθεί με την ενίσχυση των λειτουργιών των νευρώνων μέσω ταλαντώσεων και συγχρονισμού.

Μελλοντικά, τέτοια δυναμικά νευρωνικά δίκτυα θα πρέπει να κλιμακωθούν για την επίλυση απαιτητικών προβλημάτων ταξινόμησης σε βάσεις δεδομένων. Οι νάνο-ταλαντωτές περιστροφής προσφέρουν πολλά πλεονεκτήματα προς αυτόν τον στόχο. Η κατανάλωση ενέργειας είναι συγκρίσιμη με ή χαμηλότερη από τους συμπληρωματικούς ταλαντωτές μετάλλου-οξειδίου-ημιαγωγού (CMOS), και σε αντίθεση με τους τελευταίους, οι πλευρικές διαστάσεις τους μπορούν να μειωθούν σε διάμετρο μερικών νανομέτρων.

Ο ποιοτικός συντελεστής τους μπορεί να ξεπεράσει τις αρκετές χιλιάδες (Tsunegi et al., 2014), και η φυσική τους συχνότητα μπορεί να ελεγχθεί από την αναλογία διαστάσεων της μαγνητικής κουκκίδας από εκατοντάδες MHz έως αρκετά GHz σε μικρές κολόνες, ανοίγοντας το δρόμο προς συγκροτήματα νάνο-ταλαντωτών με ένα ευρύ φάσμα φυσικών συχνοτήτων (Locatelli et al., 2014). Επιπλέον, η απλή δομή τους είναι παρόμοια με τα μαγνητικά κελιά μνήμης τυχαίας προσπέλασης περιστροφικής ροπής, πράγμα που σημαίνει ότι μπορούν να παραχθούν δισεκατομμύρια πάνω από το CMOS. Τέλος, ο συγχρονισμός τους μπορεί να ανιχνευθεί με κυκλώματα CMOS που μετρούν τον αριθμό ταλαντώσεων (Vodenicarevic et al., 2016) ή μετρούν τις πρόσθετες τάσεις που παράγονται από τους ταλαντωτές. Επομένως η μεγάλη ποικιλία πιθανών μαγνητικών και ηλεκτρικών συνδέσμων που προσφέρει η spintronics (Kaka et al., 2005; Mancoff et al., 2005; Houshang et al., 2016; Lebrun et al., 2017), και οι διαφορετικοί τρόποι οδήγησης και ελέγχου της δυναμικής μαγνητισμού (ροπές περιστροφής, ροπές περιστροφικής τροχιάς, ηλεκτρικά πεδία), θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν στο μέλλον για την υλοποίηση μεγάλης κλίμακας νευρωνικών δικτύων (Grollier et al., 2016).

## **2.4. Περιγραφή των μεθόδων αναγνώρισης μοτίβων του νευρωνικού δικτύου**

### **2.4.1 Δείγμα**

Για την υλοποίηση της διαδικασίας που περιγράφηκε νωρίτερα αξιοποιήθηκαν ως δείγματα ταινίες μαγνητικής σήραγγας (MTJ) με δομή στοιβάξης Buffer / PtMn (15) / Co<sub>71</sub>Fe<sub>29</sub> (2.5) / Ru (0.9) / Co<sub>60</sub>Fe<sub>20</sub>B<sub>20</sub>(1.6) / Co<sub>70</sub>Fe<sub>30</sub>(0.8) / MgO(1) / Fe<sub>80</sub>B<sub>20</sub> (6) / MgO (1) / Ta (8) / Ru (7) (αναφερόμενοι σε πάχος nm). Μετά από ανόπτηση στους

360 °C για 1 ώρα, το προϊόν της περιοχής αντίστασης ήταν  $R_A \approx 3,6 \Omega \mu\text{m}^2$ . Τα σχήματα MTJ με διάμετρο περίπου 375 nm σχεδιάστηκαν χρησιμοποιώντας χαρακτηριστική ιόντων Ar και λιθογραφία e-beam. Η αντίσταση των δειγμάτων ήταν κοντά στα 40 Ω, και ο λόγος αντίστασης περίπου 100% σε θερμοκρασία δωματίου. Το στρώμα FeB παρουσιάζει μια δομή με έναν μοναδικό μαγνητικό στρόβιλο ως την κατάσταση εδάφους για τις διαστάσεις που χρησιμοποιήθηκαν. Σε μια μικρή περιοχή που ονομάζεται πυρήνας δίνης (διαμέτρου περίπου 12 nm σε απόσταση από τα υλικά μας), ο μαγνητισμός περιστρέφεται έξω από το επίπεδο. Υπό την έγχυση συνεχούς ρεύματος και τη δράση των ροπών μεταφοράς περιστροφής, ο πυρήνας της δίνης περιστρέφεται σταθερά γύρω από το κέντρο της κουκίδας με συχνότητα από 150 MHz έως 450 MHz για τους ταλαντωτές που χρησιμοποιήθηκαν.

## 2.4.2 Βάση δεδομένων και είσοδοι

Σε αυτήν τη μελέτη ταξινομήθηκαν επτά προφορικά φωνήεντα μέσω ενός ταλαντωτικού δικτύου. Τα προφορικά φωνήεντα χαρακτηρίζονται από ένα σύνολο συχνοτήτων που ονομάζονται formants, τις οποίες λαμβάνουμε από ένα υποσύνολο της βάσης δεδομένων Hillenbrand.

(<https://homepages.wmich.edu/~hillenbr/voweldata.html>).

Χρησιμοποιούμε τους τρεις πρώτους σχηματιστές (F1, F2 και F3) σε τέσσερις διαφορετικούς χρόνους της διάρκειας ομιλίας ενός φωνήεντος. Διαδοχικά ακολουθείται η σταθερή κατάσταση στο 20%, στο 50% και στο 80% της διάρκειας των φωνηέντων (12 παράμετροι συνολικά). Όταν μια από αυτές τις 12 παραμέτρους δεν ήταν εφικτό να μετρηθεί ή όταν εμφανίστηκαν συγχωνεύσεις μη επιλύσιμων μορφών, οι Hillenbrand et al. (Hillenbrand et al.,) έθεσαν ένα μηδέν σε αυτήν την παράμετρο στη βάση δεδομένων. Για τη μελέτη μας καταργήθηκαν τα φωνητικά του οποίου το αντίστοιχο σύνολο μορφών δεν είναι πλήρες.

Επιπλέον, χρησιμοποιούμε τον ίδιο αριθμό ομιλητών για κάθε φωνήεν. Η προκύπτουσα βάση δεδομένων περιλαμβάνει 37 θηλυκούς ομιλητές που χρησιμοποιήσαμε και παρέχεται ως συμπληρωματικά δεδομένα. Πραγματοποιούμε δύο γραμμικούς συνδυασμούς αυτών των μορφών για τη λήψη δύο χαρακτηριστικών συχνοτήτων ( $f_A$  και  $f_B$ ) στο εύρος λειτουργίας των νανο-ταλαντωτών περιστροφής-ροπής (μεταξύ 325 MHz και 380 MHz για την εφαρμοσμένη τιμή πεδίου που χρησιμοποιούμε) οπότε προκύπτουν οι παρακάτω σχέσεις:

$$f_A = A_1 F_1^{steady\_state} + B_1 F_2^{steady\_state} + C_1 F_3^{steady\_state} + D_1 F_1^{20\%} + E_1 F_2^{20\%} \\ + G_1 F_3^{20\%} + H_1 F_1^{50\%} + I_1 F_2^{50\%} + J_1 F_3^{50\%} + K_1 F_1^{80\%} + L_1 F_2^{80\%} \\ + M_1 F_3^{80\%} + N_1 \quad (1)$$

$$f_B = A_2 F_1^{steady\_state} + B_2 F_2^{steady\_state} + C_2 F_3^{steady\_state} + D_2 F_1^{20\%} + E_2 F_2^{20\%} \\ + G_2 F_3^{20\%} + H_2 F_1^{50\%} + I_2 F_2^{50\%} + J_2 F_3^{50\%} + K_2 F_1^{80\%} + L_2 F_2^{80\%} \\ + M_2 F_3^{80\%} + N_2 \quad (2)$$

Για να επιλέξετε τους συντελεστές των δύο γραμμικών συνδυασμών, καταγράφουμε πρώτα έναν πειραματικό χάρτη συγχρονισμού που χρησιμοποιείται ως βαθμονόμηση του δικτύου. Ο χάρτης βαθμονόμησης επιτρέπει την εκχώρηση ενός μοτίβου συγχρονισμού σε κάθε φωνήεν. Στη συνέχεια, ο γραμμικός μετασχηματισμός που ταιριάζει καλύτερα με τα σημεία δεδομένων κάθε φωνήεντος με το σχετικό μοτίβο συγχρονισμού του προσδιορίζεται μέσω της προσαρμογής με παλινδρόμηση τουλάχιστον τετραγώνου. Οι συντελεστές που χρησιμοποιούνται στους δύο γραμμικούς συνδυασμούς και στις δύο συχνότητες  $f_A$  και  $f_B$  που αντιστοιχούν σε κάθε φωνήεν παρέχονται ως συμπληρωματικά δεδομένα. Μόλις ολοκληρωθεί αυτή η βαθμονόμηση και υπολογιστούν οι συντελεστές και οι χαρακτηριστικές συχνότητες, τα συνεχή ρεύματα επαναφέρονται σε τυχαίες τιμές για να ξεκινήσει το μαθησιακό πείραμα. Δύο σήματα μικροκυμάτων σταθερού πλάτους με συχνότητες  $f_A$  και  $f_B$  χρησιμοποιούνται ως είσοδοι στο πειραματικό δίκτυο συζευγμένων νανο-ταλαντωτών.

### 2.4.3 Πειραματική ρύθμιση

Το Σχήμα 3 δείχνει την πειραματική διάταξη με τους τέσσερις συζευγμένους νανο-ταλαντωτές. Ένα μαγνητικό πεδίο  $\mu_0 H = 530 \text{ mT}$  εφαρμόζεται κάθετα στα στρώματα του ταλαντωτή για να πάρει μια αποτελεσματική ροπή μεταφοράς περιστροφής που λειτουργεί στον πυρήνα του στροβιλιστή. Ένα συνεχές ρεύμα εγχέεται σε κάθε ταλαντωτή για να προκαλέσει δυναμική δίνης, η οποία οδηγεί σε περιοδικές ταλαντώσεις της μαγνητικής αντίστασης, δημιουργώντας μια τάση ταλάντωσης στην ίδια συχνότητα με τη δυναμική του πυρήνα της δίνης. Οι τέσσερις ταλαντωτές συνδέονται ηλεκτρικά σε σειρά από καλώδια μήκους χιλιοστών. Συνεπώς συνδέονται μέσω των ρευμάτων μικροκυμάτων που εκπέμπουν και πολύ μακριά για να συνδεθούν μέσω των μαγνητικών διπολικών πεδίων που εκπέμπουν. Τέσσερα ρεύματα συνεχούς τιμής ( $I_{DC1}, I_{DC2}, I_{DC3}, I_{DC4}$ ) παρέχονται στο κύκλωμα από τέσσερις διαφορετικές πηγές, επιτρέποντας έναν ανεξάρτητο έλεγχο του ρεύματος που ρέει μέσω κάθε ταλαντωτή. Το

πραγματικό ρεύμα που ρέει μέσω κάθε ταλαντωτή περιστροφής ροπής δίνεται από τη σχέση:

$$I_{ST01} = I_{DC1}, I_{ST02} = I_{DC2} + I_{DC1}, I_{ST03} = I_{DC3} + I_{DC2} + I_{DC1}, I_{ST04} = I_{DC4} + I_{DC3} + I_{DC2} + I_{DC1} \quad (3),$$

όπου το  $I_{ST01}$  αντιστοιχεί στο ρεύμα που ρέει μέσω του ταλαντωτή. Δύο πηγές μικροκυμάτων χρησιμοποιούνται για την έγχυση δύο εξωτερικών σημάτων μικροκυμάτων με συχνότητες fA και fB και ισχύ  $P = -9$  dBm μέσω μιας γραμμής ταινίας, δημιουργώντας δύο πεδία μικροκυμάτων ως εισόδους στο δίκτυο ταλαντωτών. Το πλάτος του παραγόμενου μαγνητικού πεδίου, που ορίζεται από τον νόμο του Ampere, εξαρτάται μόνο από τη διατομή της κεραίας (εκτός από την απόσταση μεταξύ της γραμμής ταινίας και του ενεργού μαγνητικού στρώματος των ταλαντωτών). Επομένως, το μήκος της κεραίας καθορίζεται μόνο από τον αριθμό των ταλαντωτών που πρέπει να καλύψει. Στην περίπτωση μας, η γραμμή λωρίδας έχει πλάτος 2,5  $\mu\text{m}$  και 0,1 mT και επηρεάζουν έντονα τη δυναμική μαγνητισμού των τεσσάρων ταλαντωτών, και συνεπώς τη συνολική έξοδο μικροκυμάτων που εκπέμπεται από το δίκτυο. Οι εκπομπές μικροκυμάτων καταγράφονται με αναλυτή φάσματος. Όπως φαίνεται στο Σχήμα 3d, τα σήματα εισόδου από την κεραία μπορούν να ανιχνευθούν επιπλέον των εκπομπών ταλαντωτών λόγω χωρητικής σύζευξης μεταξύ της κεραίας γραμμής ταινίας και των μεταλλικών ηλεκτροδίων που συνδέουν τον ταλαντωτή. Η ανάλυση της εξόδου, η οποία εξαρτάται από τις συχνότητες των εισόδων μικροκυμάτων, μπορεί επομένως εύκολα να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση των προφορικών φωνηέντων.

Κάθε φάσμα που καταγράφεται με τον αναλυτή φάσματος αποστέλλεται στον υπολογιστή, όπου αναλύεται από ένα πρόγραμμα σε πραγματικό χρόνο. Οι πληροφορίες που χρησιμοποιούμε ως είσοδο σε αυτό το πρόγραμμα είναι:

- η τιμή των δύο συχνοτήτων των εξωτερικών σημάτων μικροκυμάτων ( $f_A, f_B$ ).
- οι συχνότητες ταλαντωτών σε κάθε τιμή συνεχούς ρεύματος απουσία εξωτερικών σημάτων μικροκυμάτων ( $f_1^0, f_2^0, f_3^0, f_4^0$ ).

Τα δεδομένα εξόδου που εξάγουμε από κάθε ανάλυση φάσματος είναι οι τέσσερις τιμές των συχνοτήτων ταλαντωτή παρουσία εισόδων μικροκυμάτων. Στη συνέχεια ένα άλλο πρόγραμμα παίρνει αυτές τις συχνότητες ταλαντωτή για να υπολογίσει τις καταστάσεις συγχρονισμού και να ελέγξει εάν το εφαρμοζόμενο φωνήεν αναγνωρίστηκε σωστά ως εξής:

Εάν μία από τις συχνότητες συμπίπτει με τη συχνότητα ενός από τα εξωτερικά σήματα ( $\pm$



0,5 MHz), θεωρούμε ότι ο ταλαντωτής είναι συγχρονισμένος με αυτό. Από αυτήν την ανάλυση, υπολογίζεται το μοτίβο συγχρονισμού που αντιστοιχεί στο φωνήεν εισόδου. Αυτό συγκρίνεται με το μοτίβο συγχρονισμού που είχε εκχωρηθεί αρχικά σε αυτό το συγκεκριμένο φωνήεν για να ελέγξει εάν ταξινομήθηκε επιτυχώς. Εάν βρισκόμαστε στη διαδικασία εκπαίδευσης και το φωνήεν δεν έχει ταξινομηθεί σωστά, ο ηλεκτρονικός αλγόριθμος μάθησης υπολογίζει πώς πρέπει να τροποποιηθούν τα τέσσερα άμεσα ρεύματα για να μειωθεί το σφάλμα αναγνώρισης, όπως περιγράφεται στον «αλγόριθμο μάθησης σε πραγματικό χρόνο» παρακάτω. Αυτές οι πληροφορίες αποστέλλονται στη συνέχεια στην πειραματική ρύθμιση, όπου τα ρεύματα τροποποιούνται αυτόματα.

#### 2.4.4 Αλγόριθμος μάθησης σε πραγματικό χρόνο

Σε αυτήν την ενότητα, παρουσιάζουμε την εποπτευόμενη διαδικασία μάθησης που εφαρμόστηκε στο δίκτυο νανο-ταλαντωτή περιστροφής-ροπής για να μάθουμε να αναγνωρίζουμε διαφορετικές κατηγορίες ερεθισμάτων εισόδου. Εδώ αυτά τα μαθήματα αντιστοιχούν σε επτά διαφορετικά ομιλούμενα αγγλικά φωνήεντα. Αρχικά, εκχωρούμε ένα μοτίβο συγχρονισμού σε κάθε κατηγορία φωνηέντων όπως φαίνεται στο Σχήμα 3. Για τέλεια αναγνώριση μιας κατηγορίας φωνηέντων, όλα τα σημεία δεδομένων στο χάρτη εισόδου συχνότητας που αντιστοιχεί σε αυτό το φωνήεν (Σχήμα 3f) πρέπει να περιέχονται στο εκχωρημένο μοτίβο συγχρονισμού τους στον πειραματικό χάρτη (Εικ. 3ε). Εάν δεν συμβαίνει αυτό, για κάθε συσχετισμένο μοτίβο συγχρονισμού φωνηέντος-ομιλητή ορίζουμε ένα φορέα διαφοράς συχνότητας με τέσσερα στοιχεία (ένα για κάθε ταλαντωτή) που θα χρησιμοποιηθεί στη διαδικασία εκμάθησης. Ξεκινώντας από μια τυχαία διαμόρφωση χάρτη (Σχήμα 3ε), ο κανόνας αυτόματης μάθησης που αναπτύξαμε μας επιτρέπει να συγκλίνουμε σε μια διαμόρφωση όπου τα περισσότερα σημεία δεδομένων για κάθε κατηγορία φωνηέντων περιέχονται στο αντίστοιχο εκχωρημένο μοτίβο συγχρονισμού τους. Ο κανόνας μάθησης λειτουργεί με τον ακόλουθο τρόπο:

1. Παρουσιάζουμε στο δίκτυο ένα τυχαία επιλεγμένο σημείο δεδομένων εισόδου που ανήκει σε μία κατηγορία φωνηέντων, στέλνοντας δύο εισόδους μικροκυμάτων με συχνότητες  $f_A^i$  και  $f_B^i$ .
2. Από τα προκύπτοντα φάσματα, εξάγουμε τις συχνότητες των τεσσάρων ταλαντωτών περιστροφής-ροπής ( $f_1, f_2, f_3, f_4$ ) παρουσία των εισόδων μικροκυμάτων.
3. Προσδιορίζουμε τις προκύπτουσες διαμορφώσεις συγχρονισμού συγκρίνοντας τις

συχνότητες ταλαντωτή με τις συχνότητες εισόδου  $f_A^i$  και  $f_B^i$ . Στη συνέχεια, συγκρίνουμε τη ληφθείσα διαμόρφωση συγχρονισμού με αυτήν που έχει εκχωρηθεί σε αυτό το φωνήεν.

4. Για κάθε φωνήεν που παρουσιάζεται στο δίκτυο, ορίζουμε ένα συσχετισμένο διάνυσμα διαφοράς συχνότητας, το οποίο περιγράφει την απόσταση συχνότητας μεταξύ της εφαρμοζόμενης εισόδου και της εκχωρημένης περιοχής συγχρονισμού. Για παράδειγμα, εάν το παρουσιαζόμενο σημείο δεδομένων ανήκει στην κατηγορία φωνηέντων «ae», υπολογίζουμε:

$$d_{ae} = [(f_A^i - f_1), 0, (f_B^i - f_3), 0]^T \quad (4)$$

Εάν έχει συμβεί ένα από τα δύο συμβάντα συγχρονισμού που έχουν εκχωρηθεί στο "ae", υπολογίζουμε μόνο τη διαφορά συχνότητας που αντιστοιχεί στο άλλο συμβάν. Για παράδειγμα, εάν ο ταλαντωτής 1 συγχρονίζεται σωστά με την εξωτερική πηγή  $f_A^i$ , τότε υπολογίζουμε μόνο:

$$d_{ae} = [0, 0, (f_B^i - f_3), 0]^T \quad (5)$$

5. Επαναλαμβάνουμε τα βήματα (1) έως (4) και για τις επτά τάξεις φωνηέντων.
6. Υπολογίζουμε το σύμβολο του αθροίσματος διανύσματος και των επτά σχετικών διανυσμάτων διαφοράς συχνότητας D:

$$D = \text{sgn}(d_{ae} + d_{ah} + d_{aw} + d_{er} + d_{ih} + d_{iy} + d_{uw}) = (D_1 + D_2 + D_3 + D_4)^T \quad (6)$$

7. Στη συνέχεια υπολογίζουμε τις νέες τιμές συνεχούς ρεύματος  $(I'_1 + I'_2 + I'_3 + I'_4)^T$ , το οποίο θα εφαρμοστεί στους τέσσερις ταλαντωτές:

$$\begin{pmatrix} I'_1 \\ I'_2 \\ I'_3 \\ I'_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \\ I_4 \end{pmatrix} + \mu \begin{pmatrix} D_1 \text{sgn}\left(\frac{\partial \omega_1}{\partial I}\right)_{I=I_1} \\ D_2 \text{sgn}\left(\frac{\partial \omega_2}{\partial I}\right)_{I=I_2} \\ D_3 \text{sgn}\left(\frac{\partial \omega_3}{\partial I}\right)_{I=I_3} \\ D_4 \text{sgn}\left(\frac{\partial \omega_4}{\partial I}\right)_{I=I_4} \end{pmatrix} \quad (7)$$

Σε αυτήν την εξίσωση, το  $\mu = 0,1$  mA είναι το ποσοστό εκμάθησης του αλγορίθμου μας. Σε κάθε βήμα, το εφαρμοζόμενο συνεχές ρεύμα μέσω κάθε ταλαντωτή μπορεί να τροποποιηθεί μόνο κατά  $\pm\mu$ . Εδώ το  $\text{sgn}\left[\left(\frac{\partial f_k}{\partial I}\right)_{I=I_k}\right]$  (8) αντιπροσωπεύει το σημάδι της

εξέλιξης συχνότητας έναντι του συνεχούς ρεύματος που διαρρέει τον ταλαντωτή στην τιμή του ρεύματος  $I_k$ . Για αυτό η εξάρτηση μεταξύ ρεύματος και συχνότητας κάθε ανεξάρτητου ταλαντωτή είχε προηγουμένως χαρακτηριστεί. Με την τροποποίηση των συνεχών ρευμάτων μετά από αυτήν τη διαδικασία εκμάθησης, οι συχνότητες ταλαντωτή αλλάζουν. Αυτό μεταφράζεται σε μετατόπιση των μοτίβων συγχρονισμού στον πειραματικό χάρτη συγχρονισμού (Σχήματα 4a-d). Επαναλαμβάνουμε όλα τα προηγούμενα βήματα (1 έως 7)  $N$  φορές, όπου  $N$  είναι ο συνολικός αριθμός των βημάτων εκπαίδευσης. Σε κάθε επανάληψη, ο χάρτης συγχρονισμού εξελίσσεται προς μια βέλτιστη διαμόρφωση όπου ελαχιστοποιείται ο σφαιρικός φορέας διαφοράς συχνότητας της παρακάτω σχέσης:

$$d_{tot} = d_{ae} + d_{ah} + d_{aw} + d_{er} + d_{ih} + d_{iy} + d_{uw} \quad (9)$$

Με την αύξηση του αριθμού των βημάτων εκπαίδευσης, παρατηρούμε μια αύξηση του ποσοστού αναγνώρισης έως ότου κορεστεί μετά το βήμα 48, φτάνοντας μια τιμή 89% (Σχήμα 4f). Στο πείραμα εκπαίδευσης, ορίζουμε τον μέγιστο αριθμό βημάτων εκπαίδευσης σε  $N = 87$ , το οποίο αντιστοιχεί στην εφαρμογή τρεις φορές κάθε ένα από τα 29 σημεία δεδομένων της βάσης δεδομένων εκπαίδευσης.

## 2.4.5 Εφαρμογή της διαδικασίας Cross-validation

Η εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε χρησιμοποιώντας το 80% του συνολικού αριθμού φωνηέντων στη βάση δεδομένων. Η διαδικασία δοκιμής έγινε χρησιμοποιώντας το υπόλοιπο 20% των σημείων δεδομένων. Η τεχνική διασταυρούμενης επικύρωσης επιτρέπει την ακριβή εκτίμηση των επιδόσεων αναγνώρισης του δικτύου επαναλαμβάνοντας τη διαδικασία εκπαίδευσης / δοκιμών πέντε φορές σε διαφορετικά δείγματα σημείων δεδομένων. Κάθε φορά, τα επιλεγμένα σημεία δεδομένων που χρησιμοποιούνται για τη δοκιμή είναι διαφορετικά. Στην πρώτη (αντίστοιχα δεύτερη, τρίτη, τέταρτη και πέμπτη) περίοδο εγκυρότητας, χρησιμοποιούμε το πρώτο (αντίστοιχα δεύτερο, τρίτο, τέταρτο και πέμπτο) (20%) των σημείων δεδομένων για δοκιμή. Το τελικό ποσοστό αναγνώρισης λήφθηκε με μέσο όρο τα ποσοστά αναγνώρισης δοκιμής των πέντε πειραμάτων εγκυρότητας. Η ίδια διαδικασία πολλαπλής επικύρωσης χρησιμοποιείται για όλα τα νευρωνικά δίκτυα (πειραματικά και προσομοιωμένα).

## 2.5 Σύγκριση νανο-ταλαντωτών περιστροφής ροπής με ταλαντωτές CMOS.

Οι «ταλαντωτές περιστροφής ροπής στροβίλου» αναφέρονται στους κόμβους μαγνητικής σήραγγας που χρησιμοποιούνται σε αυτήν τη μελέτη. Οι «ταλαντωτές περιστροφής 10 nm» αναφέρονται σε υπερσύγχρονες συνδέσεις μαγνητικής σήραγγας που χρησιμοποιούνται επί του παρόντος ως κελιά μνήμης.

### 2.5.1 Σύγκριση με ένα πολυεπίπεδο perceptron

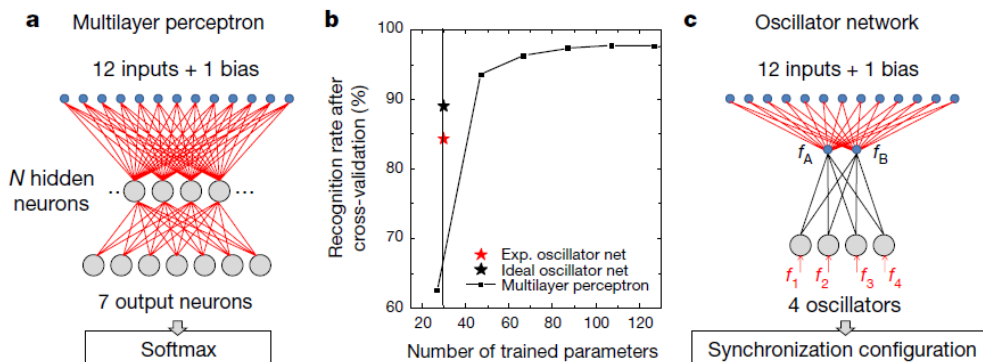
Για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα του πειραματικού ταλαντωτικού δικτύου, εκτελέσαμε αρχικά ένα τυπικό πολυεπίπεδο perceptron, σχηματισμένο στο Σχήμα 5a, στην ίδια βάση δεδομένων φωνηέντων. Το δίκτυο λαμβάνει ως εισόδους τις 12 μορφές ενός δεδομένου φωνηέντος σε μια βάση δεδομένων και έχει επτά εξόδους, μία για κάθε κατηγορία φωνηέντων. Έχουμε μεταβάλει τον αριθμό των κρυφών νευρώνων μεταξύ 1 και 20 για να αξιολογήσουμε το ποσοστό αναγνώρισης ως συνάρτηση του αριθμού των εκπαιδευμένων παραμέτρων. Πιο συγκεκριμένα, κάθε σχηματισμός έχει διασωθεί ξανά μεταξύ -1 και 1 πριν τροφοδοτηθεί στο πρώτο στρώμα νευρώνων. Οι λειτουργίες ενεργοποίησης νευρώνων είναι λειτουργίες tanh στο κρυφό στρώμα και softmax στο επίπεδο εξόδου. Οι εξόδοι  $z_i$  ( $i = 1$  έως 7) ορίζονται ως:

$$z_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^7 e^{y_j}} \quad (10) \text{ όπου } y_j \text{ είναι η είσοδος στο νευρώνα εξόδου } j.$$

Η έξοδος με το μεγαλύτερο  $z_i$  λαμβάνεται ως κατηγορία φωνηέντος που αντιστοιχεί στην είσοδο. Δοκιμάσαμε επίσης τις λειτουργίες ενεργοποίησης του ReLU, αλλά απέδωσαν χειρότερα από το tanh σε αυτήν την εργασία. Για την εκπαίδευση του δικτύου εκτελέσαμε backpropagation.

Όπως και στις πειραματικές συνθήκες, τα δείγματα συλλέγονται και παρουσιάζονται τυχαία στο δίκτυο. Μία επαναληπτική εκμάθηση αντιστοιχεί σε ένα πέρασμα προς τα εμπρός ενός δεδομένου δείγματος μέσω του δικτύου, την επακόλουθη αξιολόγηση διαβάθμισης και την ενημέρωση βάρους. Το ποσοστό εκμάθησης έχει ρυθμιστεί για να επιτύχει το καλύτερο αποτέλεσμα. Τα βάρη και οι προκαταλήψεις πριν από την εκμάθηση δείχθηκαν τυχαία από ένα Gaussian μέσης 0 και διακύμανση 0,01. Για κάθε δοκιμή, κάναμε εκπαίδευση πάνω από 100.000 επαναλήψεων για να διασφαλίσουμε τη σύγκλιση με ένα ποσοστό εκμάθησης 0,05. Στην πράξη, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές βελτιστοποίησης όπως διάδοση rootmean-square ή προσαρμοστική ροπή εκτίμησης για την επιτάχυνση της εκπαίδευσης. Όλα τα αποτελέσματα αναφέρονται στο

Σχήμα 5b, όπου παρουσιάζουμε το ποσοστό αναγνώρισης μετά από εγκάρσια επικύρωση ως συνάρτηση του αριθμού των εκπαιδευμένων παραμέτρων.



Σχήμα 5: Συγκριτικές επιδόσεις με κλασικά νευρικά δίκτυα.

Στο Σχήμα 5a παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής του προσομοιωμένου πολυεπίπεδου perceptron. Οι παράμετροι εκπαίδευσης επισημαίνονται με κόκκινο χρώμα, ενώ στο Σχήμα 5b παρουσιάζεται το ποσοστό αναγνώρισης που αποκτήθηκε μέσω διασταυρούμενης επικύρωσης έναντι του συνολικού αριθμού των παραμέτρων εκπαίδευσης για το νευρωνικό δίκτυο όπου ο αριθμός των κρυφών νευρώνων ποικίλλει. Το κόκκινο αστέρι αντιστοιχεί στα πειραματικά αποτελέσματα με το δίκτυο νανο-ταλαντωτών περιστροφής-ροπής. Τέλος στο Σχήμα 5c παρουσιάζεται το διάγραμμα ροής του πειραματικού νευρικού δικτύου. Οι παράμετροι εκπαίδευσης υποδεικνύονται με κόκκινο χρώμα.

### 2.5.2 Σύγκριση με RNNs.

Εκτός από το πολυεπίπεδο perceptron (Σχήμα 8), τρέξαμε επίσης, στην ίδια βάση δεδομένων φωνηέντων, ένα perceptron (Σχήμα 9), καθώς και ένα επαναλαμβανόμενο νευρικό δίκτυο (Σχήμα 10) και ένα επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο βραχυπρόθεσμης μνήμης (LSTM) (Σχήμα 11) με τέσσερις κρυφές μονάδες. Η διαδικασία είναι παρόμοια με το πολυστρωματικό perceptron. Οι μορφοποιητές παρουσιάζονται διαδοχικά στο δίκτυο που εκπέμπει φωνήεν όταν όλα έχουν περάσει. Οι λειτουργίες ενεργοποίησης Softmax χρησιμοποιήθηκαν στο επίπεδο εξόδου και στο tanh. Οι έξοδοι κωδικοποιούνται με τρόπο «onehot» όπου για παράδειγμα, το φωνήεν ae (από τα επτά συνολικά) κωδικοποιείται από (1,0,0,0,0,0). Λαμβάνουμε τη μέγιστη τιμή ενεργοποίησης ως αποτέλεσμα ταξινόμησης. Όπως και στις πειραματικές συνθήκες, τα δείγματα συλλέγονται και παρουσιάζονται τυχαία στο δίκτυο. Μία επαναληπτική εκμάθηση αντιστοιχεί σε ένα πέρασμα προς τα εμπρός ενός δεδομένου δείγματος μέσω

του δικτύου, την επακόλουθη αξιολόγηση διαβάθμισης και την ενημέρωση βάρους. Για κάθε αρχιτεκτονική, η επιλογή του ποσοστού εκμάθησης έχει ρυθμιστεί για να επιτύχει το καλύτερο αποτέλεσμα. Τα βάρη και οι προκαταλήψεις πριν από την εκμάθηση δείχθηκαν τυχαία από μια Gaussian προσέγγιση μέσης τιμής 0 και διακύμανσης 0,01. Δεν χρησιμοποιήθηκε τεχνική προσαρμογής του βαθμού αδράνειας ή προσαρμογής του ρυθμού μάθησης. Για το LSTM και το RNN, πραγματοποιήσαμε εκπαίδευση σε πάνω από 500.000 και με πάνω από 1.000.000 επαναλήψεις για να διασφαλίσουμε τη σύγκλιση με ποσοστό εκμάθησης 0,01 και 0,0005, αντίστοιχα. Εάν χρειαστεί, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως ο πολλαπλασιασμός root-mean-square ή η προσαρμοστική εκτίμηση ροπής για την επιτάχυνση της εκπαίδευσης. Λόγω του μικρού μεγέθους, η κλίση της είναι πολύ στοχαστική και υπολογίζουμε κατά μέσο όρο τα ποσοστά δοκιμών και εκπαίδευσης κατά τις τελευταίες 5.000 επαναλήψεις για να έχουμε αξιόπιστη εκπαίδευση και ποσοστό σφάλματος για μια δεδομένη δοκιμή. Όλα τα αποτελέσματα αναφέρονται στο Σχήμα 7 όπου δείχνουμε την επιτυχία διασταυρούμενης επικύρωσης ως συνάρτηση του αριθμού των παραμέτρων που έχουν εκπαιδευτεί.

## 2.6 Ανίχνευση συγχρονισμού μέσω διορθωμένων τάσεων ταλαντωτή

Στην εργασία αυτή, ο συγχρονισμός των ταλαντωτών ανιχνεύεται χρησιμοποιώντας έναν αναλυτή φάσματος, επιτρέποντας μια ολοκληρωμένη κατανόηση των συστημάτων και της φύσης των ταλαντωτών. Σε ένα τελικό ολοκληρωμένο σύστημα, απλούστερες τεχνικές θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό του συγχρονισμού των ταλαντωτών (Vodenicarevic et al., 2016). Μια άλλη μέθοδος, που συνεπάγεται λιγότερη επιβάρυνση ενέργειας, συνίσταται στην εκμετάλλευση του φαινομένου της διόδου περιστροφής (Tularpurkar et al., 2005), το οποίο προκαλεί τους συγχρονισμένους ταλαντωτές να παράγουν μια συμπληρωματική άμεση τάση. Τα Σχήματα 12a και 12b απεικονίζουν αυτό το αποτέλεσμα σε έναν από τους ταλαντωτές μας. Η εμφάνιση μιας διορθωμένης τάσης που μετράται μεταξύ των ηλεκτροδίων ταλαντωτή (Σχήμα 12a) συμπίπτει με το εύρος ασφάλισης (Σχήμα 12b). Η παραγόμενη ανορθωμένη τάση είναι ανάλογη με το κλάσμα του εξωτερικού ρεύματος μικροκυμάτων  $I_{ext}$  που ρέει μέσω του ταλαντωτή (Louis et al., 2017).. Στα πειράματά μας, το  $I_{ext}$  είναι μικρό με τα σήματα μικροκυμάτων εισόδου να αποστέλλονται μέσω μιας γραμμής που απομονώνεται από τους ταλαντωτές, σε μια γεωμετρία ελαχιστοποιώντας την χωρητική σύζευξη μεταξύ ταλαντωτή και γραμμής λωρίδας ( $I_{ext} = 7.5 \times 10^{-3} I_{stripline}$ ). Ως αποτέλεσμα, οι μετρούμενες διορθωμένες τάσεις είναι μικρές (περίπου 0,5 mV). Στο μέλλον, αυτές οι τιμές μπορούν να αυξηθούν έως και αρκετές δεκάδες mV βελτιστοποιώντας τη σύνδεση μεταξύ ταλαντωτή και γραμμής

ταινιών. Πράγματι, όπως αποδεικνύεται πειραματικά, τα αποτελέσματα διόρθωσης λόγω κλειδώματος φάσης ταλαντωτή μπορεί να είναι μεγάλα, με την ευαισθησία να φτάνει τα 75,4 mV για την αναπτυσσόμενη συνεχή τάση ανά mW ισχύος μικροκυμάτων (Fang et al., 2016).

Η ανίχνευση συγχρονισμού μπορεί να εφαρμοστεί σε ένα τελικό ολοκληρωμένο κύκλωμα, χρησιμοποιώντας μια διαφορική μέθοδο με τη χρήση τεσσάρων αντιστάσεων αναφοράς με την ίδια αντίσταση των νανο-ταλαντωτών και πολωμένοι με τον ίδιο τρόπο. Η σύγκριση της τάσης σε έναν νανο-ταλαντωτή και η αντίστοιχη αντίσταση αναφοράς επιτρέπει στη συνέχεια την ανίχνευση του κατά πόσον ο ταλαντωτής αντιμετωπίζει συγχρονισμό (Σχήμα 12c).

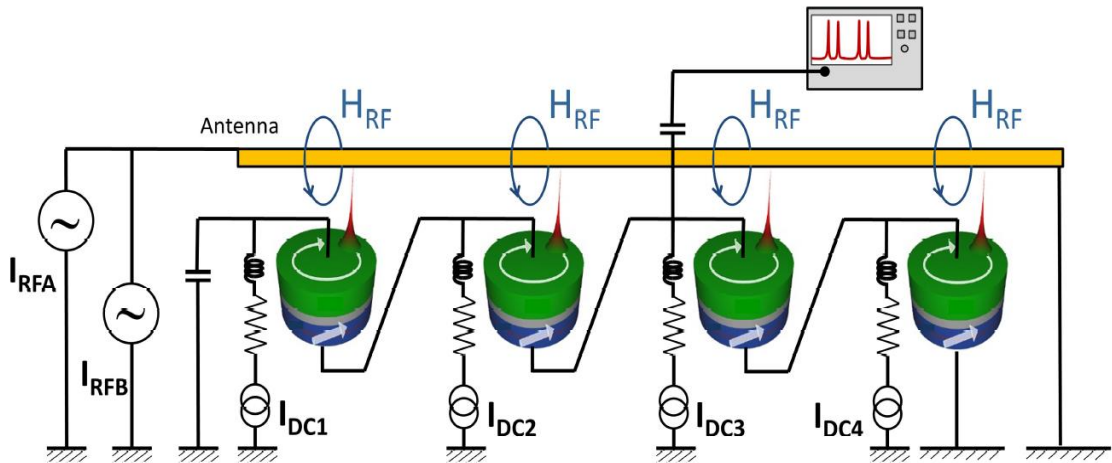
Σχεδιάσαμε ένα απλό κύκλωμα CMOS δύο σταδίων για να εκτελέσουμε αυτήν τη σύγκριση (Σχήματα 12d και 12e). Το πρώτο στάδιο αποτελείται από δύο διαφορικούς ενισχυτές συνδεδεμένους παράλληλα. Ακολουθεί ένα στάδιο κέρδους (ενισχυτής ρεύματος προς τάση). Η αναντιστοιχία μεταξύ των δύο ενισχυτών, μια τυπική τεχνική σχεδιασμού, επιτρέπει υψηλό κέρδος. Η έξοδος του κυκλώματος είναι συνεπώς μια δυαδική τάση, υψηλή εάν ο ταλαντωτής είναι συγχρονισμένος με το σήμα εισόδου. Αυτή η τάση μπορεί να χρησιμοποιηθεί απευθείας από το τυπικό ψηφιακό κύκλωμα CMOS για την απόκτηση της κλάσης της εισόδου. Στο κύκλωμα, οι τάσεις  $V_{bias1}$  και  $V_{bias2}$  μπορούν να ρυθμιστούν ώστε να μεταβάλλεται η ταχύτητα και η κατανάλωση ισχύος του κυκλώματος.

Με τον τρόπο αυτό προσομοιώσαμε αυτό το κύκλωμα χρησιμοποιώντας τον προσομοιωτή Cadence Specter SPICE ως ένα τυπικό εργαλείο με εμπορικό σχεδιασμό ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, με το kit σχεδιασμού μιας εμπορικής τεχνολογίας CMOS 28 νανομέτρων και βελτιστοποιήσαμε τις τάσεις πόλωσης για ελάχιστη κατανάλωση ενέργειας, διατηρώντας παράλληλα μια απόκριση χρόνου του κυκλώματος κάτω από 600 ns. Το Σχήμα 12f δείχνει την ενέργεια που καταναλώνεται από το κύκλωμα ανίχνευσης ως συνάρτηση της διορθωμένης συνεχούς τάσης λόγω συγχρονισμού, λαμβάνοντας υπόψη ολόκληρη την παροδική της ανίχνευσης. Αυτή η ενέργεια μπορεί να είναι χαμηλή (κάτω από 200 fJ) για διορθωμένες συνεχείς τάσεις και υψηλή (άνω των 50 mV) και μπορεί να επιτευχθεί σε δομές βελτιστοποιημένες για το φαινόμενο της διόδου περιστροφής [30]. Για ένα πλήρες σύστημα, αυτή η ανίχνευση πρέπει να εκτελείται δύο φορές (μέσω αποστολής δύο σημάτων εισόδου), για τους τέσσερις ταλαντωτές, οδηγώντας σε ενέργεια ανίχνευσης  $2 \times 4 \times 200 \text{ fJ} = 1.6 \text{ pJ}$ . Χρησιμοποιώντας τους τρέχοντες ταλαντωτές μας, αυτή η ενέργεια θα ήταν μικρότερη από την ενέργεια των ταλαντωτών και τις αντιστάσεις αναφοράς. Αντίθετα, μέσω

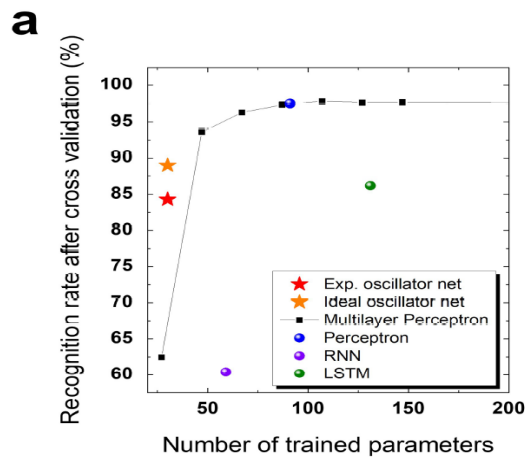
κλιμακωτών νανο-ταλαντωτές, αυτή η ενέργεια ανίχνευσης 1,6 pJ θα γίνει κυρίαρχη. Είναι ενδιαφέρον να συγκρίνουμε αυτήν την ποσότητα με την ενεργειακή κατανάλωση ενός καθαρά νευρωνικού δικτύου CMOS, εφαρμόζοντας το πολυστρωματικό perceptron του Σχήμα 12a. Τα βελτιστοποιημένα νευρωνικά δίκτυα CMOS υπολογίζονται σε μειωμένη ακρίβεια, συνήθως ακέραιοι αριθμοί 8-bit, κάτι που επιτρέπει χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Λαμβάνοντας υπόψη την αριθμητική, οι λειτουργίες (άθροισμα και πολλαπλασιασμοί), στην ίδια εμπορική τεχνολογία 28nm με το κύκλωμα ανίχνευσης που εφαρμόσαμε, υπολογίσαμε ότι ένα ακέραιο νευρωνικό δίκτυο των 8-bit που εφαρμόζει το δεύτερο στρώμα του νευρωνικού δικτύου του Σχήματος 12a καταναλώνει 2,2 pJ. Λάβαμε υπόψη μόνο το δεύτερο στρώμα του νευρωνικού δικτύου, καθώς είναι το μέρος που εφαρμόζεται από τους νανο-ταλαντωτές. Για να λάβουμε την εκτίμηση της ενέργειας, συνθέσαμε μια περιγραφή Verilog για ένα μπλοκ πολλαπλασιασμού και συσσώρευσης και υπολογίσαμε την κατανάλωση ενέργειας με τα εργαλεία αντιμετώπισης Cadence χρησιμοποιώντας κατάλληλα αρχεία απόρριψης αλλαγής τιμής που δημιουργήθηκαν από τον προσομοιωτή Cadence ncsim.

Αυτές οι ενεργειακές εκτιμήσεις δείχνουν ότι στο μικροσκοπικό σύστημα ελέγχου μας, μια λύση που βασίζεται σε νανοσυσσωρευτές θα παρέχει μια κατανάλωση ενέργειας ελαφρώς μικρότερη από μια βελτιστοποιημένη λύση που βασίζεται σε CMOS. Αναμένουμε ότι το πλήρες όφελος του συστήματος ταλαντωτών θα εμφανιστεί σε σύνθετα δίκτυα που αποτελούνται από πολλά στρώματα νανο-ταλαντωτών περιστροφής ροπής. Πράγματι, η επικάλυψη των καταστάσεων συγχρονισμού από το ένα στρώμα στο επόμενο μπορεί να επιτευχθεί απευθείας μέσω ταλαντωτικής σύμπλεξης μεταξύ στρώσεων και δεν απαιτεί ανίχνευση συγχρονισμού. Μόνο στο τελευταίο επίπεδο θα απαιτηθούν κυκλώματα ανίχνευσης για την επικοινωνία της κατάστασής τους σε άλλα κυκλώματα. Επομένως, αναμένουμε ότι σε ένα βαθύ δίκτυο ταλαντωτών, η κατανάλωση ενέργειας θα κυριαρχείται σε μεγάλο βαθμό από την κατανάλωση ενέργειας του ταλαντωτή, η οποία μπορεί να είναι χαμηλή για έναν ταλαντωτή με κλίμακα.

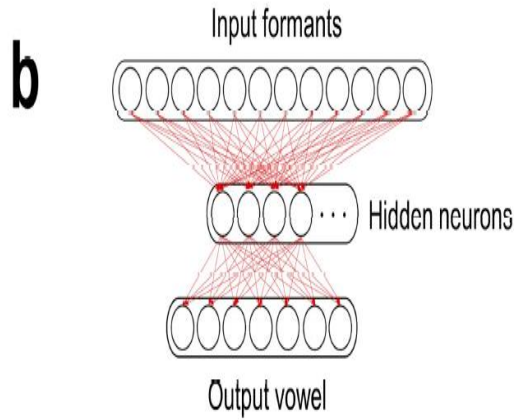




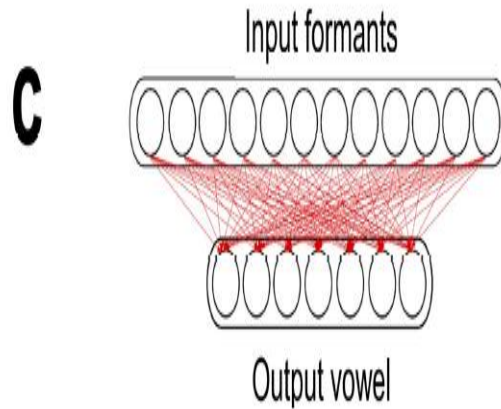
Σχήμα 6: Κύκλωμα της πειραματικής ρύθμισης. Εμφανίζονται οι τέσσερις συζευγμένοι νανο-ταλαντωτές δίνης. Τα  $I_{RFA}$  και  $I_{RFB}$  είναι τα ρεύματα μικροκυμάτων που διαρρέουν τη γραμμή ταινίας από τις δύο πηγές μικροκυμάτων. Το  $H_{RF}$  είναι το προκύπτον πεδίο μικροκυμάτων. Το  $I_{DC1-4}$  είναι τα εφαρμοζόμενα συνεχή ρεύματα.



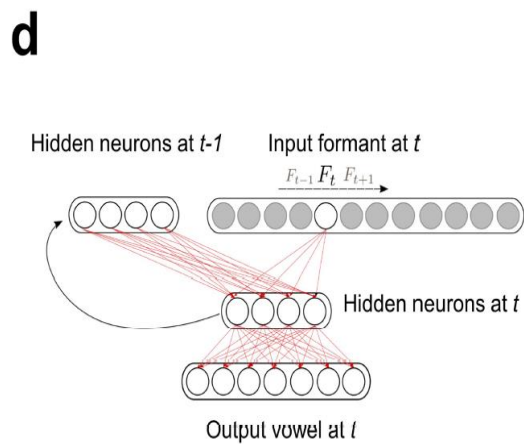
Σχήμα 7: Ποσοστά αναγνώρισης που λαμβάνονται από διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα στη βάση δεδομένων.



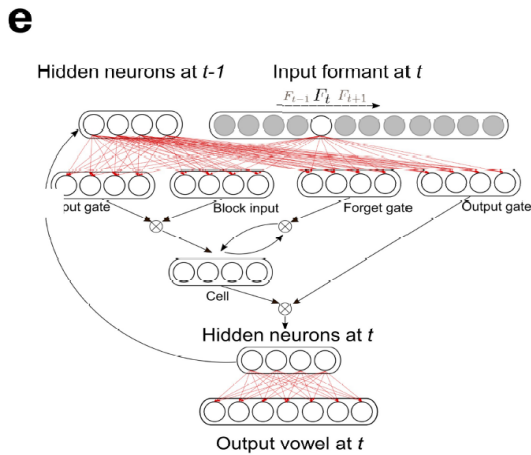
Σχήμα 8: Σχηματικά προσομοιωμένα νευρωνικά δίκτυα (πολυστρωματικό perceptron).



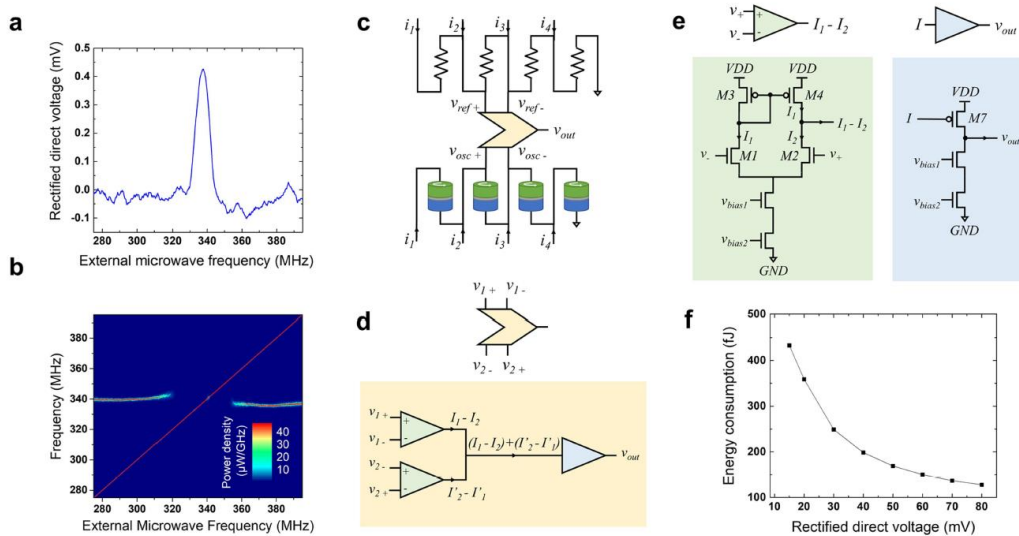
Σχήμα 9: Σχηματικά προσομοιωμένα νευρωνικά δίκτυα (perceptron).



Σχήμα 10: Σχηματικά προσομοιωμένα νευρωνικά δίκτυα (RNN).



Σχήμα 11: Σχηματικά προσομοιωμένα νευρωνικά δίκτυα (LSTM).



Σχήμα 12: Ανίχνευση συγχρονισμού με το φαινόμενο της διόδου περιστροφής.

Στο Σχήμα 12a παρουσιάζεται η διορθωμένη συνεχή τάση που μετράται μεταξύ των ηλεκτροδίων του ταλαντωτή όταν το εξωτερικό σήμα μικροκυμάτων διαρρέει τη γραμμή λωρίδας πάνω από τον ταλαντωτή και η συχνότητά του σαρώνεται. Το συνεχές ρεύμα μέσω του ταλαντωτή είναι 5 mA, το μαγνητικό πεδίο είναι 585 mT και η ισχύς των μικροκυμάτων που εγχέεται είναι +1 dBm. Στο Σχήμα 12b απεικονίζει την εκπομπή φάσματος των ταλαντωτών που μετράται κατά την ίδια σάρωση συχνότητας. Στο Σχήμα 12c, παρουσιάζεται η προτεινόμενη διαμόρφωση διαφορικής μέτρησης για CMOS με βάση την ανίχνευση επαγόμενων συγχρονισμένων τάσεων. Κατόπιν στο Σχήμα 12d διακρίνεται

το κύκλωμα CMOS δύο σταδίων, ενώ στο Σχήμα 12ε. Το πρώτο στάδιο, που αποτελείται από δύο διαφορικούς ενισχυτές (πράσινο), ακολουθείται από ένα στάδιο κέρδους (μπλε). Με VDD σημειώνεται η τάση τροφοδοσίας και GND η σύνδεση με το έδαφος Τέλος στο Σχήμα 12f φαίνεται γραφική απεικόνιση της κατανάλωσης ενέργειας του κυκλώματος CMOS για ένα συμβάν ανίχνευσης συγχρονισμού, ως συνάρτηση του πλάτους των παραγόμενων διορθωμένων συνεχών τάσεων.

Πίνακας 1: Μαθησιακός κανόνας ανά κατηγορία φωνηέντων: Στήλη 1: προφορική τάξη φωνηέντων, Στήλη 2: μοτίβο συγχρονισμού που εκχωρείται σε κάθε φωνήεν και Στήλη 3: διάνυσμα διαφοράς συχνότητας μεταξύ των προφορικών φωνηέντων και των σχετικών προτύπων τους. Το ευρετήριο  $i$  αναφέρεται στο σημείο δεδομένων της κατηγορίας φωνηέντων ( $i^{\text{th}}$  ομιλητής).

7 διαφορετικές κατηγορίες φωνηέντων	Μοτίβο συγχρονισμού	Συσχετισμένο διάνυσμα διαφοράς συχνότητας
“ae”	(1A, 3B)	$d_{ae} = \begin{pmatrix} f_A^i - f_1 \\ 0 \\ f_B^i - f_3 \\ 0 \end{pmatrix}$
“ah”	(3A, 1B)	$d_{ah} = \begin{pmatrix} f_B^i - f_1 \\ 0 \\ f_A^i - f_3 \\ 0 \end{pmatrix}$
“aw”	(2A, 1B)	$d_{aw} = \begin{pmatrix} f_B^i - f_1 \\ f_A^i - f_2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
“er”	(1A, 2B)	$d_{er} = \begin{pmatrix} f_A^i - f_1 \\ f_B^i - f_2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
“ih”	(3B)	$d_{ih} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ f_B^i - f_3 \\ 0 \end{pmatrix}$

“iy”	(4B)	$d_{iy} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ f_B^i - f_4 \end{pmatrix}$
“uw”	(1B)	$d_{uw} = \begin{pmatrix} f_B^i - f_1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$

Πίνακας 2: Σύγκριση των νανο-ταλαντωτών CMOS και περιστρεφόμενης ροπής για νευρομορφικούς υπολογιστές.

	Πλευρικές διαστάσεις	Ενέργεια/ Ταλάντωση	Συχνότητα	Κατανάλωση Ενέργειας	Ικανότητα Συγχρονισμού
CMOS Neuron (Livi & Indiveri, 2009)	>30μm	265pJ	10Hz	2,65nW	Yes
Scaled CMOS Neuron (Qiao & Indiveri, 2016)	≅7μm	50pJ	30Hz	1,5nW	Yes
Accelerated CMOS Neuron (Wijekoon & Dudek, 2008)	≅10μm	8,5pJ	1MHz	8,5μW	Yes
CMOS Ring Oscillator (Tran & Dang, 2014)	6μm	6fJ	200kHz	1,2nW	Unknown
CMOS Ring	6μm	33fJ	1,5GHz	50μW	Unknown

Oscillator (Tran & Dang, 2014)					
CMOS Ring Oscillator (Tomita, et al., 2013)	300 $\mu$ m	1,4pJ	16GHz	23mW	Yes
Vortex Spin- Torque Oscillator (Lebrun et al., 2017)	300nm	3pJ	300MHz	1mW	Yes
10nm Spin- Torque Oscillator (Projection) (Gajek et al., 2012)	10nm	100aJ	10GHz	1 $\mu$ W	Yes

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ – ΠΗΓΕΣ

- Anderson J. A. (1995). *An Introduction to Neural Networks*, MIT Press, Cambridge.
- Borisyyuk, R., Denham, M., Hoppensteadt, F., Kazanovich, Y. & Vinogradova, O. (2000). An oscillatory neural network model of sparse distributed memory and novelty detection. *Biosystems* 58, 265–272.
- Csaba, G. & Porod, W. (2013). Computational study of spin-torque oscillator interactions for non-Boolean computing applications. *IEEE Trans. Magn.* 49, 4447–4451.
- Fang, B. et al. (2016). Giant spin-torque diode sensitivity in the absence of bias magnetic field. *Nat. Commun.* 7, 11259.
- Fang, Y., Yashin, V. V., Levitan, S. P. & Balazs, A. C. (2016). Pattern recognition with “materials that compute”. *Sci. Adv.* 2, e1601114.
- Gajek, M. et al. (2012). Spin torque switching of 20 nm magnetic tunnel junctions with perpendicular anisotropy. *Appl. Phys. Lett.* 100, 132408.
- Grollier, J., Querlioz, D. & Stiles, M. D. (2016). Spintronic nanodevices for bioinspired computing. *Proc. IEEE* 104, 2024–2039.
- Hillenbrand, J., Getty, L. A., Wheeler, K. & Clark, M. J. (1994). Acoustic characteristics of American English vowels. *J. Acoust. Soc. Am.* 97, 3099–3111.
- Houshang, A. et al. (2016). Spin-wave-beam driven synchronization of nanocontact spin-torque oscillators. *Nat. Nanotech.* 11, 280–286.
- Jaeger, H. & Haas, H. (2004). Harnessing nonlinearity: predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *Science* 304, 78–80.
- Jouppi, N. P. et al. (2017). Datacenter performance analysis of a tensor processing unit. In *Proc. 44th Annual International Symposium on Computer Architecture* 1–12.
- Kaka, S. et al. (2005). Mutual phase-locking of microwave spin torque nano-oscillators. *Nature* 437, 389–392.

Kumar, S., Strachan, J. P. & Williams, R. S. (2017). Chaotic dynamics in nanoscale NbO<sub>2</sub> Mott memristors for analogue computing. *Nature* 548, 318–321.

Lebrun, R. et al. (2017). Mutual synchronization of spin torque nano-oscillators through a long-range and tunable electrical coupling scheme. *Nat. Commun.* 8, 15825.

Livi, P. & Indiveri, G. (2009). A current-mode conductance-based silicon neuron for address-event neuromorphic systems. In *2009 IEEE International Symposium on Circuits and Systems* 2898–2901.

Locatelli, N., Cros, V. & Grollier, J. (2014). Spin-torque building blocks. *Nat. Mater.* 13, 11–20.

Louis, S. et al. (2017). Low power microwave signal detection with a spin-torque nano-oscillator in the active self-oscillating regime. *IEEE Trans. Magn.* 53, 1–4.

Maciū, F., Kent, A. D. & Hoppensteadt, F. C. (2011). Spin-wave interference patterns created by spin-torque nano-oscillators for memory and computation. *Nanotechnology* 22, 095301.

Mancoff, F. B., Rizzo, N. D., Engel, B. N. & Tehrani, S. (2005). Phase-locking in doublepoint-contact spin-transfer devices. *Nature* 437, 393–395.

Parihar, A., Shukla, N., Jerry, M., Datta, S. & Raychowdhury, A. (2017). Computational paradigms using oscillatory networks based on state-transition devices. In *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* 3415–3422.

Pickett, M. D., Medeiros-Ribeiro, G. & Williams, R. S. (2013). A scalable neuristor built with Mott memristors. *Nat. Mater.* 12, 114–117.

Pikovsky, A. & Rosenblum, M. (2015). Dynamics of globally coupled oscillators: progress and perspectives. *Chaos* 25, 097616.

Pufall, M. R. et al. (2015). Physical implementation of coherently coupled oscillator networks. *IEEE J. Explor. Solid-State Comput. Devices Circuits* 1, 76–84.

Qiao, N. & Indiveri, G. (2016). Scaling mixed-signal neuromorphic processors to 28 nm FD-SOI technologies. In *2016 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)* 552–555.

Rabinovich, M., Huerta, R. & Laurent, G. (2008). Transient dynamics for neural processing. *Science* 321, 48–50.

Romera, M. et al. (2016). Enhancing the injection locking range of spin torque oscillators through mutual coupling. *Appl. Phys. Lett.* 109, 252404.



- Sharma, A. A., Bain, J. A. & Weldon, J. A. (2015). Phase coupling and control of oxide-based oscillators for neuromorphic computing. *IEEE J. Explor. Solid-State Comput. Devices Circuits* 1, 58–66.
- Slavin, A. & Tiberkevich, V. (2009). Nonlinear auto-oscillator theory of microwave generation by spin-polarized current. *IEEE Trans. Magn.* 45, 1875–1918.
- Silver, D. et al. (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature* 550, 354–359.
- Sussillo, D. (2014). Neural circuits as computational dynamical systems. *Curr. Opin. Neurobiol.* 25, 156–163.
- Tomita, Y. et al. (2013). An 8-to-16GHz 28nm CMOS clock distribution circuit based on mutual-injection-locked ring oscillators. In *2013 Symposium on VLSI Circuits* C238–C239.
- Torrejon, J. et al. (2017). Neuromorphic computing with nanoscale spintronic oscillators. *Nature* 547, 428–431.
- Tran, D. X. & Dang, T. T. (2014). An ultra-low power consumption and very compact 1.49 GHz CMOS voltage controlled ring oscillator. In *2014 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC 2014)* 239–244.
- Tsunegi, S. et al. (2014). High emission power and Q factor in spin torque vortex oscillator consisting of FeB free layer. *Appl. Phys. Express* 7, 063009.
- Tulapurkar, A. A. et al. (2005). Spin-torque diode effect in magnetic tunnel junctions. *Nature* 438, 339–342.
- Vassilieva, E., Pinto, G., de Barros, J. A. & Suppes, P. (2011). Learning pattern recognition through quasi-synchronization of phase oscillators. *IEEE Trans. Neural Netw.* 22, 84–95.
- Vodenicarevic, D., Locatelli, N., Grollier, J. & Querlioz, D. (2016). Synchronization detection in networks of coupled oscillators for pattern recognition. In *2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* 2015–2022.
- Vodenicarevic, D., Locatelli, N., Araujo, F. A., Grollier, J. & Querlioz, D. (2017). A nanotechnology-ready computing scheme based on a weakly coupled oscillator network. *Sci. Rep.* 7, 44772.

Wijekoon, J. H. B. & Dudek, P. (2008). Compact silicon neuron circuit with spiking and bursting behaviour. *Neural Netw.* 21, 524–534.

Yogendra, K., Fan, D., Jung, B. & Roy, K. (2016). Magnetic pattern recognition using injection-locked spin-torque nano-oscillators. *IEEE Trans. Electron Dev.* 63, 1674–1680.

Αργυράκης, Π. (2001). Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές. Πάτρα: Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο .Γεωργούλη, Κ. (2015). Τεχνητή Νοημοσύνη. Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.

Κυριακού, Α. (2012). Νευρωνικά δίκτυα και το μεντέλο του Cox στην ανάλυση δεδομένων με αποκομμένες παρατηρήσεις και εφαρμογές. Αθήνα: Τμήμα Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Επιστημών, Ε.Μ.Π.

Λύκας, Α. (2008). Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα -Εφαρμογές. Τεχνητή Νοημοσύνη Εφαρμογές, Τόμος Β, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο.

Πάνου, Ε. (2003). Υλοποίηση Αλγορίθμου Πρόβλεψης Ζήτησης με Χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, Διπλωματική Διατριβή. Αθήνα: Ε.Μ.Π

Πλεύρου, Α. (2012). Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσομοίωσης του ανθρωπίνου εγκεφάλου. Ανοικτή Εκπαίδευση: το περιοδικό για την Ανοικτή και εξ Αποστάσεως Εκπαίδευση και την Εκπαιδευτική Τεχνολογία, 8(1), 128-135.