



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

ΔΠΜΣ ΜΙΚΡΟΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΝΑΝΟΔΙΑΤΑΞΕΙΣ

ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΗΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΔΙΑΤΑΞΕΩΝ ΜΕΤΑΒΑΛΛΟΜΕΝΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ

ΦΑΡΑΖΗ ΜΑΡΙΝΑ

ΑΚΑΔΗΜΑΪΚΟΣ ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ:

ΔΡ. ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΤΣΟΥΚΑΛΑΣ

ΑΘΗΝΑ, ΣΕΠΤΕΜΒΡΗΣ 2017

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Πρωτίστως, θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαίτερα τον επιβλέποντα καθηγητή Δ. Τσουκαλά που μου έδωσε την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα τόσο ενδιαφέρον θέμα. Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον διδακτορικό φοιτητή Π. Μπούσουλα για τις συμβουλές και την καθοδήγηση του. Τέλος, ένα μεγάλο ευχαριστώ στον φίλο και συμφοιτητή Σ. Κωνσταντινόπουλο για τη σημαντική του βοήθεια στη γλώσσα προγραμματισμού Python.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Οι διατάξεις μεταβαλλόμενης αντίστασης παραπέμπουν στον όρο του αντιστάτη με μνήμη, ευρέως γνωστού ως memristor. Ο καθηγητής του Πανεπιστημίου Berkeley της Καλιφόρνιας, L. O. Chua θεμελίωσε την έννοια του memristor το 1971 βασιζόμενος σε θεωρητικούς συλλογισμούς συμμετρίας. Συγκεκριμένα, πρότεινε ένα τέταρτο παθητικό ηλεκτρικό στοιχείο δύο ακροδεκτών, συμπληρώνοντας την τριάδα του αντιστάτη, του πυκνωτή και του πηνίου. Το memristor συνέδεσε το φορτίο και τη μαγνητική ροή και λειτουργεί σαν μη γραμμικός αντιστάτης με μνήμη. Το 2008 ανακαλύφθηκε με τυχαίο τρόπο από ερευνητές των εργαστηρίων της Hewlett Packard και έκτοτε έχει συγκέντρωσει μεγάλο επιστημονικό ενδιαφέρον.

Η παρούσα διπλωματική αποσκοπεί στη θεωρητική μελέτη τέτοιου είδους διατάξεων, καθώς και των πιθανών εφαρμογών τους. Πραγματοποιήθηκαν προσομοιώσεις μεμονωμένων μοντέλων memristors και διασυνδεδεμένων μεταξύ τους, ως σημείο εκκίνησης για την καλύτερη κατανόηση περιπλοκότερων αρχιτεκτονικών. Στη συνέχεια, με γνώμονα τις εντατικές ερευνητικές προσπάθειες υλοποίησης νευρομορφικών κυκλωμάτων αποτελούμενων από memristors, αναλύονται οι θεμέλιοι λίθοι της νευροεπιστημονικής έρευνας όσον αφορά τις λειτουργίες της μνήμης και της μάθησης. Παρουσιάζεται η πρωτοποριακή ιδέα που θέλει την ιδιότητα της μνημαντίστασης, να κρύβεται πίσω από τέτοιου είδους εγκεφαλικές λειτουργίες, με memristive διατάξεις να συμπεριφέρονται με τρόπο ανάλογο των νευρικών συνάψεων. Τέλος, προσομοιώσαμε το πείραμα του Raviolo χρησιμοποιώντας μία απλοποιημένη μορφή τεχνητού νευρωνικού δικτύου, αποτελούμενη από τρεις νευρώνες και δύο memristors στη θέση των αντίστοιχων συνάψεων, ως ένα παράδειγμα επιτυχούς μίμησης της συνειρμικής μαθησιακής-μνημονικής λειτουργίας.

ABSTRACT

Memristive devices or memristors was theoretically introduced by L. O. Chua on base of symmetry arguments as the fourth fundamental passive circuit element along with the resistor, capacitor and inductor. Memristor relates magnetic flux with charge and behaves like a non linear resistor with memory. In 2008, Hewlett-Packard (HP) Laboratory researchers claimed to have found Chua's missing device based on an analysis of a thin film of titanium dioxide. Since then, memristor has generated immense interest among both device researchers and the memory-chip industry.

In this thesis, we present a theoretical study of these elements. We simulated memristor models and the composite characteristics of memristive elements connected in network configurations to improve our understanding of more complex architectures. Building neuromorphic circuits with memristive devices has been emerged as an attractive field of research and thus we investigate the current best understanding of the fundamental concepts of learning and memory in the brain. We highlight the hypothesis that memristance can explain these neural functions and memristive devices can act as synapses. Finally we simulated Pavlov's famous experiment building a simplified neural network consisting of three neurons and two memristive synapses. We have then showed that such circuit is capable of associative memory.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Ευχαριστίες.....	2
Περίληψη.....	3
Abstract.....	4

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - Διατάξεις Μεταβαλλόμενης Αντίστασης

1.1 Εισαγωγή.....	7
1.2 Βασικά στοιχεία λειτουργίας memristor.....	8
1.3 Χαρακτηρισμός διάταξης memristor	12
1.4 Ορισμός memristor.....	13
1.5 Μηχανισμός εναλλαγής αντίστασης.....	15
1.6 Μοντελοποίηση λειτουργίας memristor.....	19
1.6.1 Γραμμικό μοντέλο (μοντέλο HP)	19
1.6.2 Μη γραμμικό μοντέλο.....	21
1.6.3 Μοντέλο Simmons-Tunnel Barrier.....	23
1.6.4 Μοντέλο TEAM	24
1.7 Προσομοίωση θεωρητικών μοντέλων memristor.....	26
Αναφορές.....	31

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 - Συστήματα μνημαντίστασης

2.1 Ορισμός συστημάτων μνημαντίστασης.....	33
2.2 Αρχιτεκτονική crossbar.....	34
2.3 Προσομοίωση 1D δικτύων memristor.....	35
2.3.1 Memristor συνδεδεμένα σε σειρά.....	37
2.3.2 Memristor συνδεδεμένα παράλληλα.....	41

Αναφορές.....	45
---------------	----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - Το memristor σε ρόλο σύναψης

3.1 Νευρώνες και συνάψεις.....	47
3.2 Το δυναμικό ενέργειας.....	50
3.3 Το φαινόμενο της πλαστικότητας του εγκεφάλου.....	54
3.3.1 Εισαγωγή.....	54
3.3.2 Ιστορική Αναδρομή.....	54
3.3.3 Πλαστικότητα εξαρτώμενη από τον χρονισμό των δυναμικών (STDP).....	56
3.4 Memristive STDP.....	58
Αναφορές.....	67

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - Νευρομορφικά δίκτυα

4.1 Νευρωνικά δίκτυα.....	70
4.2 Μοντέλα τεχνητών νευρώνων.....	74
4.2.1 Το Μοντέλο Leaky Integrate-and-Fire (LIF).....	77
4.3 Μηχανική μάθηση.....	78
4.4 Συνειρμική μάθηση	79
4.5 Προσομοίωση πειράματος Ρανλον με διατάξεις memristor.....	80
4.6 Συμπεράσματα.....	89
Αναφορές.....	90

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΔΙΑΤΑΞΕΙΣ ΜΕΤΑΒΑΛΛΟΜΕΝΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ

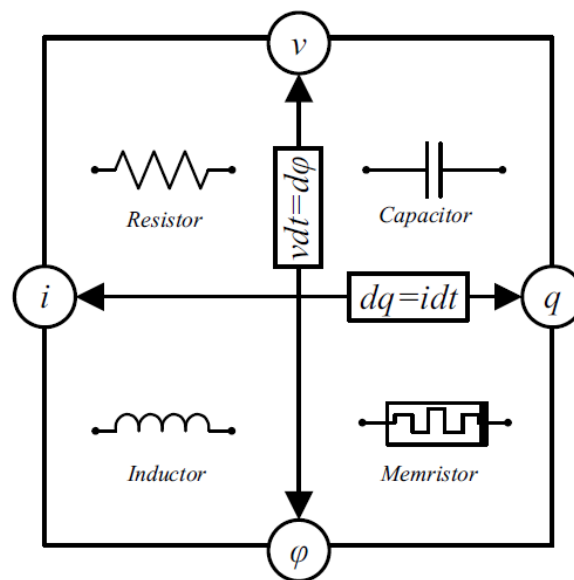
1.1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο νόμος του Moore διατυπώθηκε το 1965 από τον συνιδρυτή της Intel, G. Moore και προβλέπει τον ανα δύο χρόνια διπλασιασμό του αριθμού των τρανζίστορ τα οποία μπορούν να τοποθετηθούν σε ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα [1]. Περιέγραψε με απόλυτη ακρίβεια τους ρυθμούς εξέλιξης της τεχνολογίας από τις αρχές της δεκαετίας του '70 μέχρι σήμερα και οδήγησε όχι μόνο στη μείωση του μεγέθους και του κόστους των υπολογιστών, αλλά και στη μικρότερη κατανάλωση ισχύος, αυξάνοντας παράλληλα τη συχνότητα λειτουργίας τους για την ταχύτερη εγγραφή και ανάγνωση δεδομένων. Σε μία προσπάθεια συντονισμού της παγκόσμιας ερευνητικής κοινότητας για τη διατήρηση της εγκυρότητας του νόμου του Moore, ιδρύθηκε ο διεθνής οδικός χάρτης τεχνολογίας ημιαγωγών (ITRS), ο οποίος καθοδηγεί τις κατασκευάστριες εταιρίες από το 1998 σημαδεύοντας τα σημεία καμπής της εξέλιξης της τεχνολογίας των ημιαγωγών. Η γενική απαίτηση για μείωση του κόστους, των διαστάσεων και αύξηση της απόδοσης των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων είχε ως αποτέλεσμα την αντικατάσταση των διπολικών τρανζίστορ από τα τρανζίστορ PMOS και NMOS, τα οποία με τη σειρά τους παραχώρησαν την θέση τους στα λογικά κυκλώματα CMOS.

Τα τελευταία χρόνια ωστόσο, η προβλεπτική ισχύς του νόμου του Moore είναι αμφιλεγόμενη. Οι ερευνητές έρχονται αντιμέτωποι με τα θεμελιώδη όρια των δυνατοτήτων σμίκρυνσης των διαστάσεων των CMOS κυκλωμάτων, στο μέτρο που στην κάθοδό τους στο απειροελάχιστο γίνεται σταδιακά ορατή η ατομική δομή της ύλης. Συνεπώς, διαφαίνεται ένα θεωρητικό όριο, ένας αγωγός δεν μπορεί να είναι λεπτότερος απ' ότι το άτομο. Η τεχνολογία CMOS υπόκειται ήδη σε περιορισμούς, όπως για παράδειγμα στο φαινόμενο της ηλεκτρομετανάστευσης (electromigration). Το μέγεθος των τρανζίστορ στα τσιπ ελαττώνεται σταδιακά σε λιγότερο από 20 νανόμετρα. Στην κλίμακα αυτή ισχύει πλέον η κβαντική θεωρία, αρχίζει να διαδραματίζει σημαίνοντα ρόλο το φαινόμενο σήραγγας και ο επεξεργαστής θερμαίνεται λόγω των εκατομμυρίων τρανζίστορ. Επιπλέον, στις πολύ λεπτές δομές, προκαλούνται σφάλματα λογικής και γίνεται αισθητή η κυματική υπόσταση των ηλεκτρονίων [2]. Το γεγονός αυτό σε συνδυασμό με την σταδιακή μεταστροφή από τις συμβατικές αρχιτεκτονικές υπολογιστών προς τα βασιζόμενα στα δεδομένα (data driven) γνωστικά υπολογιστικά συστήματα (Cognitive Computing), έχει στρέψει το ερευνητικό ενδιαφέρον σε αναδυόμενες νανοηλεκτρονικές διατάξεις. Η δομή του βιολογικού εγκεφάλου επιτρέπει την παράλληλη επεξεργασία δεδομένων και τη δυνατότητα συνεχούς μάθησης μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον. Η κατανόηση της λειτουργίας του παραμένει μέχρι σήμερα μία από τις κυριότερες προκλήσεις σε ερευνητικό επίπεδο. Κατά τα τελευταία 50 χρόνια, η εντυπωσιακή

πρόοδος της νευροεπιστήμης έριξε φως στους μηχανισμούς μνήμης και μάθησης, ενδυναμώνοντας την αντίληψη μας για τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Κατέδειξε επίσης, τον κρίσιμο ρόλο των νευρικών συνάψεων που συναντώνται στον εγκέφαλο σε μεγαλύτερη αφθονία σε σχέση με τα υπόλοιπα υπολογιστικά στοιχεία [3]. Ως συνέπεια των νευροεπιστημονικών ευρημάτων αναδύθηκε η νευρομορφική μηχανική (neuromorphic engineering), ένας πολλά υποσχόμενος επιστημονικός κλάδος, ιδίως λόγω του αυξανόμενου όγκου δεδομένων και της επικείμενης ανάγκης για ευφυή και ευέλικτα υπολογιστικά συστήματα. Οι διατάξεις μεταβαλλόμενης αντίστασης, γνωστές ως μνημαντιστάτες (memristors), ενθουσίασαν την κοινότητα της έρευνας νευρομορφικών διατάξεων, αφού η δυναμική τους συσχετίζεται με εκείνη της βιολογικής σύναψης. Μολονότι τα memristor κατέχουν ήδη περίοπτη θέση στην λίστα της πιθανής διαδοχής της CMOS τεχνολογίας και έχουν ήδη κατασκευαστεί (Strukon et al., 2008, Borghetti et al., 2009, Jo et al., 2009, 2010), δεν έχει ακόμη καταστεί δυνατή η εμπορική αξιοποίηση τους.

1.2 ΒΑΣΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ MEMRISTOR



Εικόνα 1.1 : Το memristor ως το τέταρτο θεμελιώδες κυκλωματικό στοιχείο [5]

Ο καθηγητής του Πανεπιστημίου Berkeley της Καλιφόρνιας, L. O. Chua θεμελίωσε την έννοια του memristor το 1971 βασιζόμενος σε θεωρητικούς συλλογισμούς συμμετρίας. Συγκεκριμένα, πρότεινε ένα τέταρτο παθητικό ηλεκτρικό στοιχείο δύο ακροδεκτών, συμπληρώνοντας την τριάδα του αντιστάτη (1827), του πυκνωτή (1745) και του πηνίου (1831). Τα στοιχεία αυτά ορίζονται μέσα από τη σύνδεση θεμελιωδών μεγεθών όπως το ηλεκτρικό φορτίο, η ένταση ηλεκτρικού ρεύματος, η ηλεκτρική τάση και η μαγνητική ροή [4].

Οι αντιστάτες συνδέουν την τάση και το ρεύμα ($R = dv/di$), το πηνίο τη ροή και το ρεύμα ($L = d\varphi/di$), ενώ οι πυκνωτές το φορτίο και την τάση ($C = dq/dv$). Το memristor ως τέταρτο παθητικό στοιχείο χαρακτηρίζεται από μία σχέση της μορφής

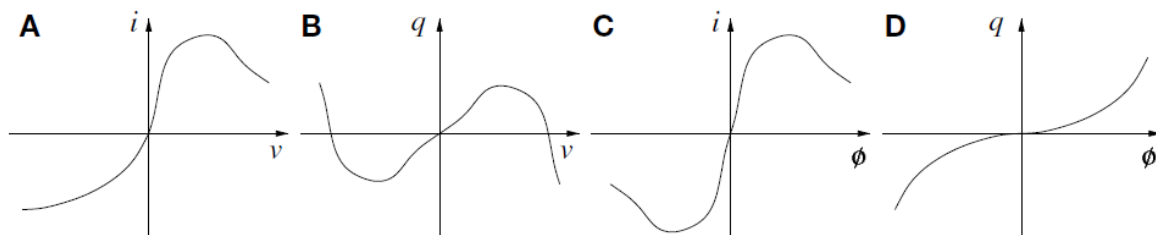
$$f_M(q, \varphi) = 0 \quad (1.1)$$

συνδέοντας την μαγνητική ροή ($\varphi(t) = \int_{-\infty}^t v(t)dt$) με το ηλεκτρικό φορτίο ($q(t) = \int_{-\infty}^t i(t)dt$) [9]. Η μνημαντίσταση (memristance, M) αποτελεί το χαρακτηριστικό μέγεθος του μνημαντιστάτη και έχει μονάδες αντίστασης (Ω).

$$M = \frac{d\varphi}{dq} \quad (1.2)$$

Ο όρος memristor -σύντμηση του memory resistor που σημαίνει αντιστάτης με μνήμη- αποτελεί μία ηλεκτρονική διάταξη δύο ακροδεκτών με λειτουργία μη γραμμικού αντιστάτη με μνήμη. Η αντίστασή του, ονόματι μνημαντίσταση (memristance), δεν είναι σταθερή όπως έχουμε συνηθίσει στα γραμμικά κυκλώματα. Παρουσιάζει δυναμική αλλαγή σε σχέση με τον χρόνο και εξαρτάται από το ιστορικό του ρεύματος. Ο L. Chua ήταν πεπεισμένος ότι τα μη γραμμικά κυκλώματα έχουν πολύ περισσότερες δυνατότητες από τα γραμμικά, τα οποία κυριαρχούν στην τεχνολογία μέχρι σήμερα. Μετά από τέσσερις δεκαετίες, τον Μάιο του 2008, μία ομάδα ερευνητών των εργαστηρίων της Hewlett-Packard (HP) με επικεφαλής τον Stanley Williams ανακοίνωσε την πρώτη πειραματική υλοποίηση του memristor. Η νανοηλεκτρονική διάταξη της HP ήταν μια λεπτή μεμβράνη διοξειδίου του τιτανίου μεταξύ δύο πλατινένιων επαφών. Η ανακάλυψη αυτή προσέλκυσε το ενδιαφέρον της επιστημονικής κοινότητας και αποτέλεσε το έναυσμα για μεταγενέστερη συναφή έρευνα με στόχο την εμπορική αξιοποίηση της διάταξης και την ανάδειξη ολοένα και περισσότερων πιθανών εφαρμογών. Ορισμένοι ερευνητές αντιτάχθηκαν στην «νομιμότητα» της ύπαρξης του memristor, ενώ άλλοι υπέδειξαν ορισμένα θεμελιώδη ζητήματα και προβλήματα όσον αφορά την υλοποίηση του [17]. Τα τελευταία χρόνια συναντάμε ένα ευρύ φάσμα άρθρων και δημοσιεύσεων που πραγματεύονται διατάξεις μνημαντίστασης. Σε αυτές εντοπίζονται τα λεγόμενα «δακτυλικά αποτυπώματα» του memristor και εστιάζουν είτε στη χρήση τους σε μία ήδη υπάρχουσα αρχιτεκτονική κυκλώματος, είτε στη μελέτη των ιδιοτήτων τους με σκοπό τη δημιουργία νέων αρχιτεκτονικών [5],[6].

Ο Chua απέδειξε με μαθηματικό τρόπο ότι η υποθετική συσκευή του παρέχει μία σχέση μεταξύ ροής και φορτίου, παρόμοια με αυτήν της μη γραμμικής αντίστασης μεταξύ τάσης και ρεύματος. Στην πράξη, αυτό σημαίνει ότι η τιμή της ηλεκτρικής αντίστασης του memristor δεν είναι σταθερή, εξαρτάται από το ιστορικό της τιμής ρεύματος και η συσκευή διαθέτει την ικανότητα να θυμάται την προηγούμενη κατάστασή της. Με άλλα λόγια ένα memristor μπορεί να «θυμάται τιμές αντίστασης», οι οποίες εξαρτώνται από το μέγεθος, την πολικότητα και τον χρόνο της εφαρμοζόμενης τάσης. Τη στιγμή που σταματά να εφαρμόζεται η πηγή τάσης, το memristor έχει συγκρατήσει την τελευταία τιμή αντίστασης που είχε μέχρι την επόμενη φορά εφαρμογής της πηγής τάσης, είτε αυτό πρόκειται να συμβεί μέσα σε μία μέρα είτε ένα χρόνο αργότερα.



Εικόνα 1.2 : Τα τέσσερα παθητικά κυκλωματικά στοιχεία - αντιστάτης (A), πυκνωτής (B), πηνίο (C), memristor (D), εμφανίζουν μία στατική σχέση μεταξύ των αντίστοιχων μεγεθών που συνδέουν.

Ακόμα και πριν την ανακάλυψη του Chua, πολλοί ερευνητές έκαναν αναφορές σε μία "ανώμαλη" συμπεριφορά ρεύματος - τάσης, την οποία παρατηρούσαν σε διατάξεις μικρομετρικής κλίμακας κατασκευασμένες από μη συμβατικά υλικά, όπως τα πολυμερή και τα οξειδία μετάλλων. Η ιδιαίτερη συμπεριφορά των διατάξεων αυτών συνήθως αποδίδετο σε κάποιο ηλεκτροχημικό μυστήριο, στο φαινόμενο διάτρησης στο διηλεκτρικό (electric ή dielectric breakdown) ή σε κάποιο άλλο παράδοξο φαινόμενο που προκύπτει λόγω των υψηλών τάσεων που οι ερευνητές εφάρμοζαν στις συσκευές τους. Όπως αποδεικνύεται, πολλές από αυτές τις αναφορές ήταν παραδείγματα του φαινομένου της μνημαντίστασης (memristance). Το φαινόμενο αυτό αναδύεται με φυσικό τρόπο στη νανοκλίμακα, διότι μικρές τάσεις μπορούν να αποφέρουν τεράστια ηλεκτρικά πεδία τα οποία παράγουν κίνηση σε μοριακό ή ατομικό επίπεδο, μεταβάλλοντας τις δομικές ιδιότητες μιας συσκευής (όπως η αγωγιμότητα του) ενώ λειτουργεί [8]. Γνωρίζουμε πλέον ότι η μνημαντίσταση είναι εγγενές χαρακτηριστικό οποιουδήποτε ηλεκτρονικού κύκλωματος. Η ύπαρξή της θα μπορούσε να συναχθεί από τον Gustav Kirchhoff ή από τον James Clerk Maxwell, αν είχαν μελετήσει τα μη γραμμικά κυκλώματα στη δεκαετία του 1800. Οι κλίμακες όμως, στις οποίες έχουν κατασκευαστεί οι ηλεκτρονικές συσκευές για το μεγαλύτερο μέρος των τελευταίων δύο αιώνων, εμπόδισαν την πειραματική παρατήρηση του φαινομένου. Αποδεικνύεται ότι το φαινόμενο της μνημαντίστασης υπακούει σε ένα νόμο αντίστροφου τετραγώνου που δείχνει ότι η μνημαντίσταση παίζει ένα εκατομμύριο φορές σημαντικότερο ρόλο στη νανομετρική κλίμακα απ' ό,τι στην κλίμακα των μικρομέτρων και είναι ουσιαστικά μη παρατηρήσιμη από την κλίμακα των χιλιοστών και άνω. Όσο μειώνονται οι διαστάσεις των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, το φαινόμενο της μνημαντίστασης γίνεται ολοένα και περισσότερο αισθητό, δίνοντας εξήγηση σε πολλά από τα «περίεργα» αποτελέσματα των ερευνητών.

Ένα εύστοχο παράδειγμα για την καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας ενός memristor είναι το λεγόμενο υδραυλικό ανάλογο. Ας σκεφτούμε ένα σωλήνα ως ανάλογο της αντίστασης μέσω του οποίου ρέει νερό. Το νερό παίζει το ρόλο του ηλεκτρικού φορτίου, ενώ η διάμετρος του σωλήνα ελέγχει το ρυθμό ροής του νερού – αντιστοιχεί στο ηλεκτρικό ρεύμα - διαμέσου του σωλήνα. Όσο πιο στενός είναι ο σωλήνας, τόσο μεγαλύτερη είναι η αντίσταση. Όσον αφορά τα γραμμικά ηλεκτρικά κυκλώματα, στις αντιστάσεις αναλογεί μία σταθερή διάμετρος σωλήνα. Το memristor όμως, ως στοιχείο μη γραμμικού ηλεκτρικού κυκλώματος, είναι ένας σωλήνας του οποίου η διάμετρος μεταβάλλεται ανάλογα με την ποσότητα και την κατεύθυνση του νερού που ρέει μέσα

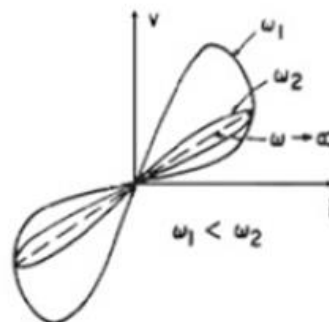
από αυτό. Όταν το νερό ρέει προς μία κατεύθυνση ο σωλήνας διαστέλλεται (μικρότερη αντίσταση), ενώ όταν ρέει προς την αντίθετη κατεύθυνση ο σωλήνας συστέλλεται (μεγαλύτερη αντίσταση). Επίσης, το memristor είναι ικανό να θυμάται την τιμή της διαμέτρου που είχε, μέσα από την οποία το νερό πέρασε για τελευταία φορά. Αν κλείσουμε την παροχή νερού, η διάμετρος του σωλήνα «παγώνει» μέχρι να την ξανανοίξουμε. Αυτή η σημαντική ιδιότητα καθιστά το memristor ιδανικό δομικό στοιχείο για κατασκευή μη πτητικών μνημών. Αν ξαφνικά αφαιρέσουμε την μπαταρία από έναν φορητό υπολογιστή χωρίς να έχει προηγηθεί η ομαλή λειτουργία τερματισμού του υπολογιστή και η αποθήκευση της δουλειάς μας, το προφανές είναι ότι θα τη χάσουμε. Αν όμως πρόκειται για ένα φορητό υπολογιστή του οποίου η μνήμη δομείται από memristors, τότε όταν επανατοποθετήσουμε την μπαταρία, η οθόνη θα επιστρέψει στην κατάσταση που την αφήσαμε πριν την εξαγωγή της μπαταρίας, χωρίς χρονοβόρες επανεκκινήσεις και μία ντουζίνα αρχείων αυτόματης ανάκτησης [7].

Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά του memristor για τους ερευνητές είναι αφενός η δυνατότητα κατασκευής του σε νανομετρική κλίμακα και αφετέρου η δυνατότητα χρησιμοποίησης του σαν στοιχείο μνήμης. Οι διαστάσεις νανομέτρου επιτρέπουν τη δημιουργία δομών μνήμης υψηλής πυκνότητας με λιγότερη κατανάλωση ενέργειας. Επιπλέον, η κατασκευή σε κλίμακα νανομέτρων είναι φθηνότερη και ευκολότερη σε σύγκριση με τη διαδικασία κατασκευής ολοκληρωμένων κυκλωμάτων σε τεχνολογία CMOS (Complementary Metal-Oxide Semiconductor). Αξιοσημείωτο είναι ότι οι αντιστάτες μνήμης παρέχουν αναλογικές ιδιότητες και εμπεριέχουν δυναμική που ξεπερνά την απλή βελτιστοποίηση της λειτουργίας των υπολογιστών, αγγίζοντας μία από τις μεγαλύτερες τεχνολογικές προκλήσεις, αυτήν που μιμείται τη λειτουργία του εγκεφάλου. Μέσα σε μια δεκαετία, τα memristors ίσως μας επιτρέψουν να μιμηθούμε, αντί απλώς να προσομοιώσουμε, δίκτυα νευρώνων και συνάψεων. Πολλές ερευνητικές ομάδες έχουν εργαστεί προς αυτήν την κατεύθυνση ονόματι «Brain in silico» με χαρακτηριστικά παράδειγματα το έργο «Blue Brain» της IBM, το Human Brain Project (HBP), το BRAIN Initiative, το Howard Hughes Medical Institute's Janelia Farm και το Κέντρο Επιστήμης Εγκεφάλου του Χάρβαρντ. Ωστόσο, ακόμη και μία προσομοίωση εγκεφάλου ποντικού σε πραγματικό χρόνο, περιλαμβάνει την επίλυση ενός αστρονομικού αριθμού συζευγμένων μερικών διαφορικών εξισώσεων. Ένας ψηφιακός υπολογιστής ικανός να αντιμετωπίσει αυτό το εκπληκτικό φόρτο εργασίας, θα πρέπει να έχει το μέγεθος μίας μικρής πόλης και η ηλεκτρική τροφοδότησή του θα απαιτούσε αρκετούς πυρηνικούς σταθμούς ηλεκτροπαραγωγής. Πραγματοποιήθηκε, χάριν υπολογιστικών σκοπών, μια πρόσφατη σύγκριση μεταξύ του ανθρώπινου εγκεφάλου και ενός υπερυπολογιστή (IBM Watson) σε λειτουργίες που αφορούν κυρίως τη φωνητική αναγνώριση, τη φυσική γλώσσα, την επεξεργασία, την ανάκτηση πληροφοριών και τη μηχανική μάθηση (machine learning). Ο υπερυπολογιστής (Jeopardy) κέρδισε το διαγωνισμό με μεγάλο πλεονέκτημα στον χρόνο αντίδρασης και ενεργοποίησης ενός βομβητή. Παρ' όλα αυτά, τα κύρια σημεία που αξίζει να αναφερθούν σε μια τέτοια σύγκριση, είναι η κατανάλωση ενέργειας και τα φυσικά μεγέθη των υπολογιστικών συστημάτων. Η Watson έχει 2880 υπολογιστικούς πυρήνες (10 ψυγεία σε μέγεθος και χώρο), απαιτεί ισχύ περίπου 80 kW και χωρητικότητα ψύξης 20 τόνων, ενώ ο ανθρώπινος εγκέφαλος καταλαμβάνει λιγότερο χώρο από 2 λίτρα και καταναλώνει ισχύ της τάξεως των 10 W [6], [7]. Η τεχνολογία CMOS και η αρχιτεκτονική von Neumann, στάθηκαν άξιες στην επίλυση καλώς ορισμένων προβλημάτων και στην προσπέλαση

δεδομένων, τα οποία έχουν οριστεί με ακρίβεια. Η τεχνολογία αυτή ωστόσο, δεν μπορεί να ανταγωνιστεί τη λειτουργία του βιολογικού εγκεφάλου που αλληλεπιδρά άμεσα με το περιβάλλον. Η αρχιτεκτονική καθώς και οι κανόνες λειτουργίας του βιολογικού εγκεφάλου έχουν ουσιώδεις διαφορές σε σύγκριση με τους συμβατικούς υπολογιστές. Ο εγκέφαλος είναι μαζικά παράλληλος, τρισδιάστατα οργανωμένος και εξαιρετικά συμπαγής, έχει εντυπωσιακά καλή ενεργειακή αποδοτικότητα, συνδυάζει την ταυτόχρονη λειτουργία της μνήμης και την επεξεργασία δεδομένων, έχει μεγάλη ανεκτικότητα στα σφάλματα, μεγάλη προσαρμοστικότητα σ'ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον και τη δυνατότητα αυτομάθησης (self learning).

Έχει αποδειχθεί ότι τα memristors λειτουργούν με τρόπο ανάλογο των εγκεφαλικών συνάψεων, των θεμέλιων λίθων της νευρωνικής επικοινωνίας. Η χρήση τους στην κατασκευή αναλογικών ηλεκτρονικών κυκλωμάτων θα μπορούσε να μειώσει σημαντικά τις διαστάσεις των τσιπ, ώστε να χωράνε ακόμη και σε ένα κουτί παπουτσιών. Επίσης, ολοκληρωμένα κυκλώματα που αποτελούνται από memristors θα μπορούν να αποθηκεύουν (σαν μνήμες) αλλά και να επεξεργάζονται (σαν τρανζίστορ) τα δεδομένα, χρησιμοποιώντας μία και μοναδική διάταξη. Ένα υβριδικό κύκλωμα με πολλά συνδεδεμένα memristors και transistors θα μπορούσε να βοηθήσει στην έρευνα για τη λειτουργία και τις διαταραχές του εγκεφάλου. Ένα τέτοιο κύκλωμα θα μπορούσε ακόμη να μας οδηγήσει στην κατασκευή μηχανών που θα μπορούν να αναπαράγουν νοητικές λειτουργίες όπως η αναγνώριση προτύπων (Pattern Recognition), ένα υποπεδίο του επιστημονικού τομέα της τεχνητής νοημοσύνης το οποίο περιλαμβάνει διεργασίες όπως αναγνώριση προσώπων, αντικειμένων, λόγου και γραφής.

1.3 ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟΣ ΔΙΑΤΑΞΗΣ MEMRISTOR



Εικόνα 1.2 : Βασικά δαχτυλικά αποτυπώματα memristor [9]

Μία νανοηλεκτρονική διάταξη μπορεί να ονομαστεί memristor στην περίπτωση που παρατηρηθούν οι παρακάτω ενδείξεις, οι οποίες αναφέρονται στην βιβλιογραφία ως “βασικά δαχτυλικά αποτυπώματα ενός memristor” (basic memristor fingerprints) [4].

- i. Το φαινόμενο του βρόγχου υπερτονισμένης υστέρησης (Pinched hysteresis loop) στο διάγραμμα της τάσης - έντασης ($I - V$) για οποιοδήποτε διπολικό, περιοδικό σήμα με τη μορφή του διαγράμματος Lissajous.
- ii. Οι μεταβλητές τάσης $v(t)$ και ρεύματος $i(t)$ θα πρέπει να έχουν τα ίδια σημεία μηδενισμού (όταν $v(t) = 0$, θα πρέπει να ισχύει ότι $i(t) = 0$), δηλαδή η καμπύλη $I - V$ πρέπει να περνά από την αρχή των αξόνων, απόδειξη ότι το memristor δεν αποθηκεύει ενέργεια και αποτελεί παθητικό ηλεκτρονικό στοιχείο.
- iii. Η υστέρηση εξαρτάται από το σήμα της εισόδου. Για χαμηλές συχνότητες η συσκευή συμπεριφέρεται σαν μη γραμμικός αντιστάτης, ενώ σε υψηλές συχνότητες σήματος (όπου $f \rightarrow \infty$), η συσκευή συμπεριφέρεται σαν γραμμικός αντιστάτης. Το γεγονός αυτό συμβαίνει γιατί σε μεγάλες συχνότητες ο χρόνος προσαρμογής του συστήματος είναι μεγαλύτερος από την περίοδο μεταβολής της εφαρμοζόμενης τάσης.

Το γράφημα του βρόγχου της υπερτονισμένης υστέρησης αποτελεί το κρίσιμο χαρακτηριστικό που δίνει τη δυνατότητα στα memristors να χρησιμοποιηθούν ως στοιχεία μνήμης. Αποδεικνύει τη μη γραμμική συμπεριφορά ρεύματος και τάσης, ενώ παράλληλα σκιαγραφεί τη βασική αρχή λειτουργίας της διάταξης, η οποία έγκειται στην συμπεριφορά εναλλαγής αντίστασης (resistive switching). Για περαιτέρω ανάλυση προτείνονται οι αποδείξεις αυτών των κριτηρίων, όπως παρουσιάζονται από τον L. O. Chua στο άρθρο [10]. Ο Chua απέδειξε επίσης το κριτήριο παθητικότητας, δηλαδή ότι ένας μνημαντιστάτης είναι παθητικό στοιχείο, αν και μόνο αν ισχύει ότι $M(q) \geq 0$ για κάθε χρονική στιγμή. Διατύπωσε και απέδειξε επίσης το θεώρημα ύπαρξης και μοναδικότητας της λύσης, δηλαδή ότι κάθε σύστημα που αποτελείται αποκλειστικά από παθητικούς μνημαντιστάτες, έχει μία και μόνο μία λύση.

1.4 ΟΡΙΣΜΟΣ MEMRISTOR

Ένα αντιστάτης είναι ένα παθητικό ηλεκτρικό στοιχείο δύο ακροδεκτών, όπου η ένταση του ηλεκτρικού ρεύματος είναι ανάλογη της εφαρμοζόμενης τάσης. Οι ωμικοί αντιστάτες είναι γραμμικά στοιχεία, χρονικά αμετάβλητα και η αντίσταση τους παραμένει σταθερή για οποιαδήποτε εφαρμοζόμενη τάση. Επομένως, το ρεύμα εκφράζεται ως συνάρτηση της τάσης $I = f(V)$. Επεκτείνοντας τη συνάρτηση αυτή, προκύπτει ότι $f(V) = g_0 + g_1 V + g_2 V^2 + \dots$. Θεωρώντας τη διάταξη παθητική, θα πρέπει ο πρώτος συντελεστής να είναι μηδενικός $g_0 = 0$ και η διάταξη χαρακτηρίζεται από τη σχέση $I = G(V) \cdot V$ ή $V = R(I) \cdot I$. Μια τέτοια διάταξη αποτελεί έναν μη γραμμικό αντιστάτη. Για τις γραμμικές και τις μη γραμμικές αντιστάσεις, μία εφαρμοζόμενη τάση θα προκαλεί πάντα το ίδιο ρεύμα. Αντίθετα, τα στοιχεία μνημαντίστασης έχουν ιδιότητες που εξαρτώνται από την τάση ή το ρεύμα αλλά και από μία μεταβλητή “εσωτερικής» κατάσταση, η οποία εκφράζει μία παράμετρο κάποιας δομικής τους ιδιότητας. Σαν παράδειγμα, για την κατανόηση του όρου της μεταβλητής κατάστασης, μπορούμε να αναφέρουμε το μήκος μίας στήλης υδραργύρου

σε ένα θερμόμετρο. Συσχετίζεται άμεσα με την θερμοκρασία του θερμομέτρου, αφού η προσφορά ή απαγωγή της θερμότητας καθιστά την στήλη μακρύτερη ή κοντύτερη.

Εξ' ορισμού, το memristor μπορεί να είναι είτε ελεγχόμενο από την τάση/ροή (voltage driven), είτε ελεγχόμενο από το ρεύμα/φορτίο (current driven). Θεωρούμε ως v_{MR} την τάση στα άκρα του memristor, i_{MR} το ρεύμα που ρέει δια μέσου του στοιχείου, R και G την μη γραμμική αντίσταση και την μη γραμμική αγωγιμότητα του memristor. Ορίζουμε επίσης w τη διαφορίσιμη μεταβλητή κατάσταση που αντιστοιχεί στην κατάσταση στην οποία βρίσκεται το memristor.

Όταν η αλλαγή της παραμέτρου w οφείλεται στην τάση v_{MR} στα άκρα του memristor, τότε το memristor ονομάζεται ελεγχόμενο από την τάση/ροή (Chua and Kang, 1976) και υπακούει στις ακόλουθες εξισώσεις [10]

$$i_{MR} = G(w, v_{MR})v_{MR} \quad (1.3)$$

$$\frac{dw}{dt} = f(w, v_{MR}) \quad (1.4)$$

Αντίστοιχα ορίζεται το ελεγχόμενο από το ρεύμα/φορτίο memristor και περιγράφεται ως

$$v_{MR} = R(w, i_{MR})i_{MR} \quad (1.5)$$

$$\frac{dw}{dt} = f(w, i_{MR}) \quad (1.6)$$

Οι πρώτες εξισώσεις αναπαριστούν έναν «state-dependent» νόμο του Ohm, δηλαδή μία ψευδογραμμική σχέση αγωγιμότητας ή αντίστοιχα αντίστασης. Στις σχέσεις αυτές στην ουσία συναντάται το φαινόμενο μνήμης. Οι δεύτερες σχέσεις είναι δυναμικές εξισώσεις που περιγράφουν την χρονική εξέλιξη των καταστάσεων (w) ως συνάρτηση της συνάρτησης f και της τάσης ή αντίστοιχα της έντασης.

Στις νανομετρικές συσκευές μνημαντίστασης (memristive nanoscale devices), η συνάρτηση f είναι μία τμηματική συνάρτηση (piecewise function), η οποία περιγράφει την ολίσθηση των ιόντων κάτω από την επίδραση ηλεκτρικών πεδίων και εξαρτάται από το δυναμικό. Αν και στο παρελθόν η σχέση μεταξύ της f και της v_{MR} έχει μοντελοποιηθεί χρησιμοποιώντας μία γραμμική εξάρτηση [5], στην πραγματικότητα είναι πιο πιθανή μία εκθετική σχέση, η οποία συμπεριλαμβάνει μία τιμή κατωφλίου [11]. Αναφέρουμε σαν παράδειγμα την σχέση

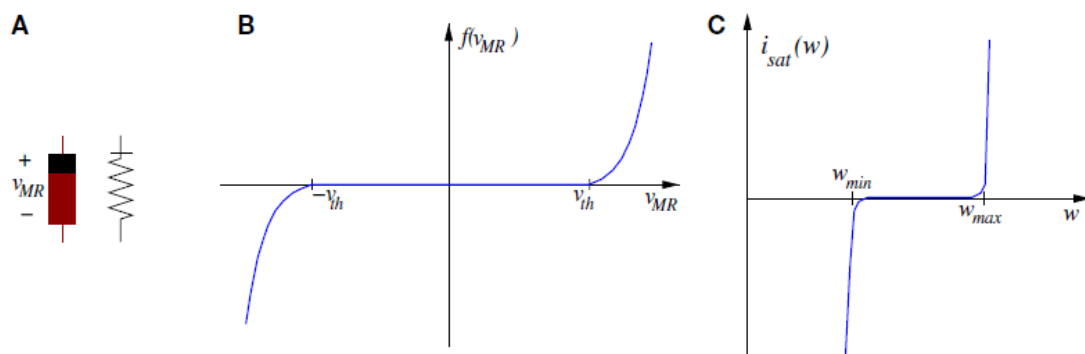
$$f(v_{MR}) = \begin{cases} I_0 \text{sign}(v_{MR}) [e^{v_{MR}/v_0} - e^{v_{th}/v_0}], & \text{αν } |v_{MR}| > v_{th} \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (1.7)$$

όπου I_0, v_0 αποτελούν φυσικές παραμέτρους της συσκευής, v_{th} συμβολίζει την τιμή κατωφλίου, πέρα από την οποία η αγωγιμότητα της συσκευής αυξάνεται με εκθετικό τρόπο [8]. Ο όρος

$sign(v_{MR})$ αναπαριστά την συνάρτηση προσήμου (signum function) που στην συγκεκριμένη περίπτωση ορίζεται ως εξής

$$sign(v_{MR}) = \begin{cases} -1, & \text{αν } v_{MR} < 0 \\ 0, & \text{αν } v_{MR} = 0 \\ 1, & \text{αν } v_{MR} > 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

Συνοψίζοντας, αξίζει να υπογραμμίσουμε τρία σημαντικά σημεία. Πρώτον, οι μαγνητικές αλληλεπιδράσεις δεν διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στο φαινόμενο της μνημαντίστασης. Δεύτερον, στα μη γραμμικά κυκλώματα, η μνημαντίσταση δεν ταυτίζεται με την μη γραμμική αντίσταση. Τρίτον, η μνημαντίσταση είναι μία θεμελιώδης κυκλωματική ποσότητα, αφού κανένας συνδυασμός των υπόλοιπων παθητικών κυκλωματικών στοιχείων δεν μπορεί να αναπαράγει τις ιδιότητες της. Σε αναλογία με τον μνημαντιστάτη (memristor) υπάρχουν επίσης τα μνημοσυστήματα του μνημοπυκνωτή (memcapacitor) και του μνημοπηνίου (meminductor) [26], [27].



Εικόνα 1.3 : (A) Σύμβολο memristor (B) Σχηματική παράσταση της μη γραμμικής συνάρτησης f που περιγράφει την χρονική εξέλιξη των καταστάσεων του memristor (C) Συνάρτηση κατωφλίου που περιορίζει τις τιμές της μεταβλητής κατάστασης στο διάστημα $[w_{min}, w_{max}]$

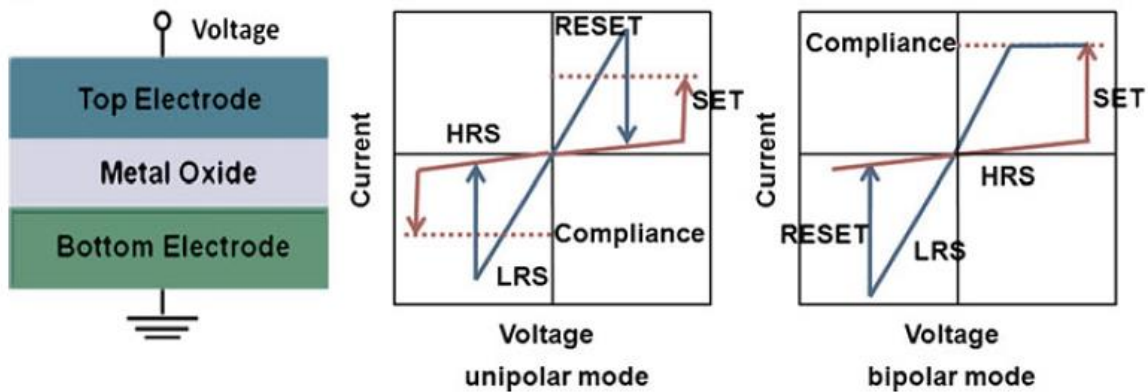
1.5 ΜΗΧΑΝΙΣΜΟΣ ΕΝΑΛΛΑΓΗΣ ΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ (RESISTIVE SWITCHING)

Το ολένα και αυξανόμενο ενδιαφέρον για νευρομορφικές διατάξεις και η πρόσφατη πρόοδος της βιομηχανίας ηλεκτρονικών, αναμένεται να προκαλέσει δραματικές αλλαγές στην τεχνολογία και στη δομή των συμβατικών διατάξεων μνήμης όπως οι SRAM, DRAM και FLASH. Ανερχόμενες τεχνολογίες μνήμης θα θέσουν απαιτητικότερους στόχους με γνώμονα τη διατήρηση των δεδομένων χωρίς να χρειάζεται παροχή ισχύος, τη μεγάλη διάρκεια ζωής, την ταχύτητα προγραμματισμού (\sim ns), την χαμηλή κατανάλωση ισχύος, την άριστη δυνατότητα επαναπρογραμματισμού και την μεγαλύτερη αξιοπιστία αλλά και πυκνότητα εγγραφής.

Οι διατάξεις memristor μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μη πτητικά στοιχεία μνήμης αποθηκεύοντας πληροφορίες μέσω διαφορετικών καταστάσεων αντίστασης/αγωγιμότητας. Η κατάσταση υψηλής αντίστασης (HRS – High Resistance State) που αντιστοιχεί σε χαμηλή αγωγιμότητα και χαμηλό ρεύμα, ισοδυναμεί με την κατάσταση μη λειτουργίας (κατάσταση OFF, δυαδικό 0 σε γλώσσα προγραμματισμού). Αντίστοιχα, η κατάσταση χαμηλής αντίστασης (LRS – Low Resistance State) που αντιστοιχεί σε υψηλή αγωγιμότητα και υψηλό ρεύμα, ισοδυναμεί με την κατάσταση λειτουργίας (κατάσταση ON, δυαδικό 1 σε γλώσσα προγραμματισμού) [12]. Ανάλογη συμπεριφορά έχει παρατηρηθεί σε διάφορες διατάξεις που περιλαμβάνουν ένα μεγάλο εύρος υλικών. Ο L. Chua απέδειξε σε δημοσίευση του το 2011, ότι όλες οι μη πτητικές συσκευές μνήμης που βασίζονται στον μηχανισμό εναλλαγής αντίστασης (resistive switching), ανεξάρτητα από το υλικό της συσκευής και τους φυσικούς μηχανισμούς λειτουργίας, είναι memristors [13]. Σε γενικές γραμμές, οι μνήμες αυτές μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις ομάδες:

- i. Τη μνήμη μετάβασης φάσης (Phase -ChangeMemory, PCM) που εκμεταλλεύεται τις ιδιότητες των χαλκογονιδίων και βασίζεται σε εναλλαγές μεταξύ κρυσταλλικής κατάστασης (LRS) και άμορφης κατάστασης (HRS) των στερεών ουσιών
- ii. Τη μνήμη Programmable -Metallization -Cell (PMC) που βασίζεται σε στερεούς ηλεκτρολύτες ή πολυμερή και στον σχηματισμό (που αντιστοιχεί στο LRS) ή τη ρήξη (που αντιστοιχεί στο HRS) μίας αγώγιμης μεταλλικής γέφυρας μεταξύ δύο ηλεκτροδίων
- iii. Τη μνήμη τυχαίας προσπέλασης αντίστασης (RRAM ή ReRAM) που βασίζεται σε οξειδία μετάλλων.

Οι μνήμες που βασίζονται σε οξειδία μετάλλων είναι πολλά υποσχόμενες λόγω της συμβατότητάς τους με την τεχνολογία κατασκευής CMOS πυριτίου. Το φαινόμενο αρνητικής διαφορικής αντίστασης στα οξειδία καταγράφηκε για πρώτη φορά τη δεκαετία του 1960. Στη συνέχεια αναθεωρήθηκε από τους Dearnaley et al. το 1970. Στα τέλη της δεκαετίας του 1990 και στις αρχές του 2000, παρατηρείται έντονη ερευνητική δραστηριότητα στο εν λόγω πεδίο, γεγονός που οδηγεί στην ανακάλυψη χαρακτηριστικών υστερήσης I-V σε οξειδία περοβσκίτη όπως τα $Pr_{0.7}Ca_{0.3}MnO_3$, $SrTiO_3$, $SrZrO_3$. Από το 2004 και έπειτα, η έρευνα επικεντρώθηκε στα δυαδικά οξειδία μετάλλων όπως τα NiO , TiO_2 , ZrO_2 , ZnO , Cu_2O , Al_2O_3 , HfO_2 , λόγω της απλότητας των υλικών και της καλής συμβατότητας με τη διαδικασία κατασκευής CMOS πυριτίου όπως προαναφέραμε [12], [14].

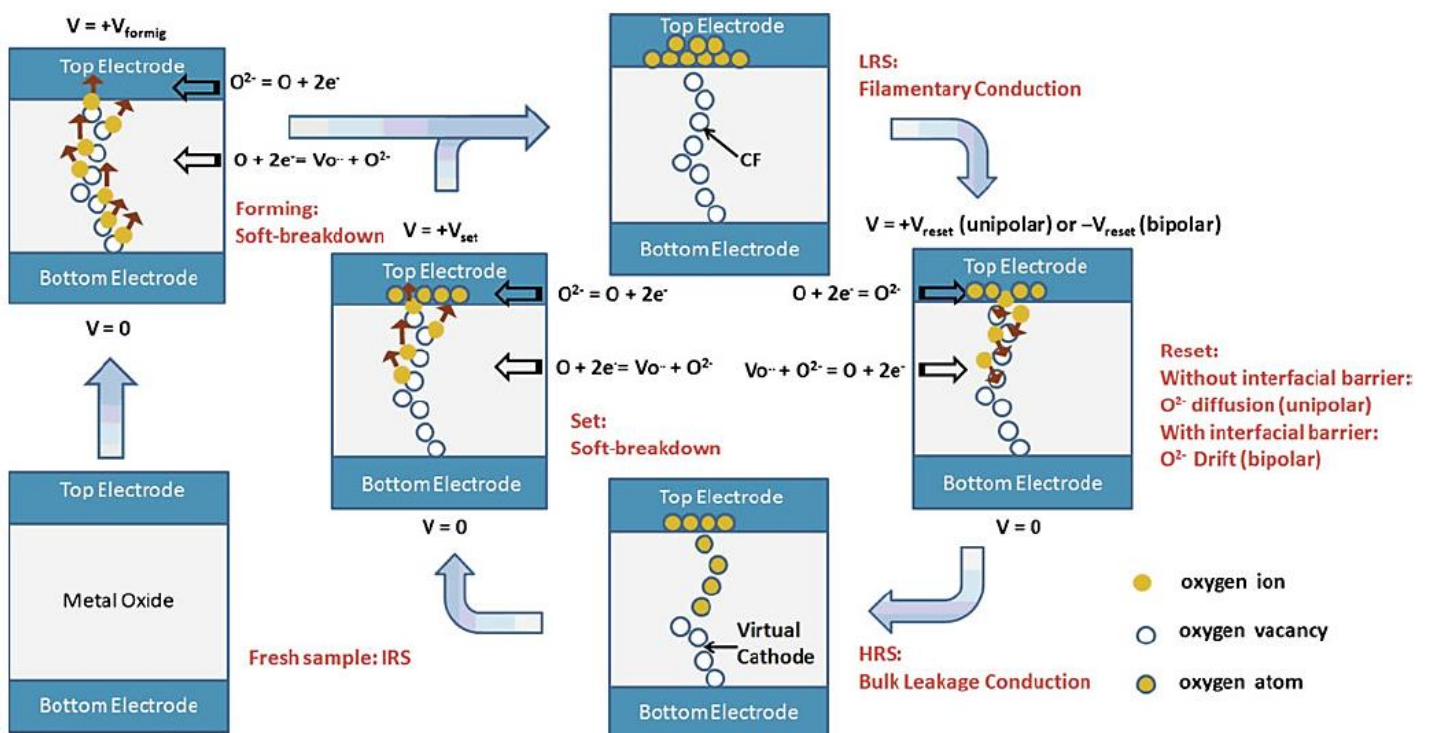


Εικόνα 1.4 : Σχηματική παράσταση δομής MIM βασισμένες σε οξειδία μετάλλου και σχηματική παράσταση της χαρακτηριστικής τους I-V για μονοπολική και διπολική λειτουργία [12]

Ένα χαρακτηριστικό κύτταρο μνήμης μίας RRAM είναι μία απλή διάταξη μετάλλου- μονωτή- μετάλλου (Metal-Insulator-Metal, MIM), όπου τη θέση του μονωτή καταλαμβάνει ένα οξείδιο μετάλλου. Το συμβάν μεταγωγής από την κατάσταση υψηλής αντίστασης (HRS) στην κατάσταση χαμηλής αντίστασης (LRS) συναντάται με τον όρο “SET”. Αντιστρόφως, το συμβάν μεταγωγής από την κατάσταση χαμηλής αντίστασης (LRS) στην κατάσταση υψηλής αντίστασης (HRS) συναντάται με τον όρο “RESET”. Σε ορισμένες περιπτώσεις, όταν το δείγμα βρίσκεται στην αρχική κατάσταση αντίστασης (Initial Resistance State, IRS), απαιτείται εφαρμογή σχετικά μεγάλης τάσης ώστε να ενεργοποιηθούν οι συμπεριφορές εναλλαγής αντίστασης. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται "ηλεκτροσχηματισμός" (electroforming). Κατ' αυτόν τον τρόπο το σύστημα μπορεί να μεταβαίνει στις αντίστοιχες καταστάσεις με την εφαρμογή μικρότερων τάσεων. Οι τρόποι εναλλαγής αντίστασης μπορούν να ταξινομηθούν ευρέως σε δύο κατηγορίες, στη μονοπολική εναλλαγή (unipolar switching) και στη διπολική εναλλαγή (bipolar switching). Στη μονοπολική εναλλαγή αντίστασης, η κατεύθυνση μεταγωγής (switching direction) εξαρτάται από το πλάτος της εφαρμοζόμενης τάσης, αλλά όχι από την πολικότητα της. Συνεπώς οι διαδικασίες SET και RESET μπορούν να συμβούν με την εφαρμογή τάσης ίδιας πολικότητας. Αντίθετα κατά τη διπολική εναλλαγή αντίστασης, η κατεύθυνση της μεταγωγής εξαρτάται από την πολικότητα της εφαρμοζόμενης τάσης. Συγκεκριμένα η διαδικασία SET συμβαίνει εφαρμόζοντας θετική τάση και η διαδικασία RESET εφαρμόζοντας αρνητική τάση. Για να αποφευχθούν φαινόμενα διάτρησης του διηλεκτρικού (dielectric breakdown), προτείνεται η επιβολή ενός ρεύματος «συμμόρφωσης» (compliance current) που θέτει όρια στις τιμές που μπορεί να πάρει το ρεύμα.

Ο φυσικός μηχανισμός που βρίσκεται πίσω από το ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της μεταγωγής στις διατάξεις αυτές παραμένει θέμα προς συζήτηση. Στη βιβλιογραφία επικρατεί η φαινομενολογική περιγραφή των πειραματικών παρατηρήσεων μέσω του σχηματισμού και της καταστροφής αγώγιμων δρόμων (conductive filaments ή CFs) στο οξείδιο. Τα αγώγιμα νήματα αποτελούνται από κενές θέσεις οξυγόνου (oxygen vacancies ή V_O) ή περίσσεια μεταλλικών ιζημάτων. Πειραματικά στοιχεία επιβεβαιώνουν ότι η διαδικασία μεταγωγής είναι μία ηλεκτροχημική διαδικασία που σχετίζεται με τη μετακίνηση οξυγόνου, την οξειδωση και την αναγωγή. Όπως φαίνεται στην εικόνα

(1.5), κατά τη διάρκεια της διαδικασίας του ηλεκτροσχηματισμού (electroforming) λαμβάνει χώρα το φαινόμενο της μαλακής διάτρησης στο διηλεκτρικό (soft dielectric breakdown), κατά το οποίο τα ιόντα οξυγόνου μετακινούνται στη διεπαφή της ανόδου λόγω του υψηλού ηλεκτρικού πεδίου. Εκεί αποφορτίζονται εάν τα υλικά ανόδου είτε είναι ευγενή μέταλλα είτε αντιδρούν με τα υλικά οξειδώσιμων ανόδων για να σχηματίσουν ένα στρώμα διεπιφανειακού οξειδίου. Εν τω μεταξύ στο υπόστρωμα, οι κενές θέσεις οξυγόνου ή τα ιζήματα μετάλλων σχηματίζουν ιδιαίτερα αγώγιμα μονοπάτια. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας RESET, τα ιόντα οξυγόνου μετακινούνται πίσω στο υπόστρωμα ώστε να ανασυνδυαστούν με τις κενές θέσεις οξυγόνου ή να οξειδώσουν τα ιζήματα μετάλλων. Στην περίπτωση της μονοπολικής εναλλαγής, το φαινόμενο θέρμανσης Joule (Joule Heating) ενεργοποιεί τη διάχυση των ιόντων οξυγόνου. Τα ιόντα οξυγόνου διαχέονται από την άνοδο με κατεύθυνση αντίθετη από το ηλεκτρικό πεδίο λόγω της βαθμίδας συγκέντρωσης. Στη διπολική περίπτωση μεταγωγής, συνήθως η διεπιφανειακή στρώση μεταξύ της ανόδου και του οξειδίου ενεργεί ως φράγμα διάχυσης και τα ιόντα οξυγόνου μπορούν να μετακινηθούν μόνο προς τα πίσω με την βοήθεια του ηλεκτρικού πεδίου. Συνήθως καταστρέφεται μόνο ένα μέρος των αγώγιμων δρόμων, αφήνοντας μία «εικονική κάθοδο» που εκτείνεται εν μέρει στο φιλμ. Κατά τη διάρκεια της επόμενης διαδικασίας SET, συμβαίνει μία διαδικασία παρόμοια με την ηλεκτροδιαμόρφωση, αλλά μόνο στην περιοχή κοντά στην άνοδο.

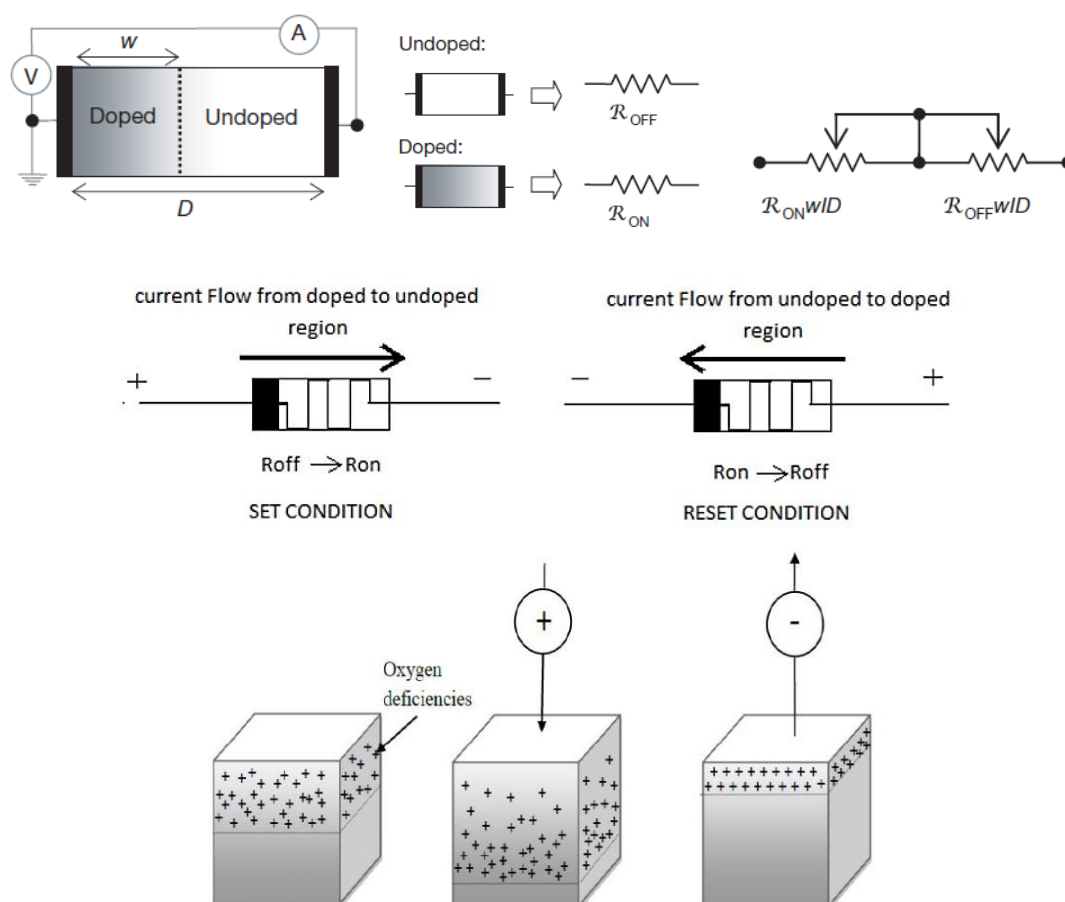


Εικόνα 1.5 : Σχηματική παράσταση μηχανισμού μεταγωγής σε οξείδια μετάλλων [12]

1.6 ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ MEMRISTOR

1.6.1 ΤΟ ΓΡΑΜΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ (HP)

Το μοντέλο της HP (Strukon et al., 2008) αποτελείται από δύο στρώματα λεπτού φιλμ (μήκους $D \approx 10 \text{ nm}$) διοξειδίου του τιτανίου (TiO_2) ανάμεσα σε επαφές πλατίνας (Pt). Το πρώτο στρώμα TiO_{2-x} πλάτους w είναι νοθευμένο με κενές θέσεις οξυγόνου και συνιστά μία περιοχή χαμηλής αντίστασης R_{ON} , (LRS), κατ' επέκταση λειτουργεί σαν ημιαγωγός. Το δεύτερο στρώμα είναι οξείδιο TiO_2 πλάτους $(D - w)$ που συνιστά μία περιοχή υψηλής αντίστασης R_{OFF} , (HRS), η οποία λειτουργεί σαν μονωτής. Οι δύο περιοχές χωρίζονται από ένα διαχωριστικό τοίχωμα στη θέση w , το οποίο μετακινείται προς τα πάνω ή προς τα κάτω, ανάλογα με την ποσότητα του φορτίου (memristor ελεγχόμενο από ρεύμα/φορτίο), ή την ροή (memristor ελεγχόμενο από τάση/ροή). Όταν διέρχεται ηλεκτρικό ρεύμα προς μία κατεύθυνση, το όριο μεταξύ των δύο περιοχών κινείται προς την ίδια κατεύθυνση. Η δομή του μοντέλου φαίνεται στην εικόνα 1.5. Ως συνέπεια, το memristor συμπεριφέρεται σαν δύο μεταβλητές αντιστάσεις συνδεδεμένες σε σειρά [5].



Εικόνα 1.5 : Διάταξη και λειτουργία γραμμικού μοντέλου HP memristor [5], [15], [16]

Εφαρμόζοντας θετική τάση στην διάταξη, οι κενές θέσεις οξυγόνου κινούνται από τη ντοπαρισμένη προς την μη ντοπαρισμένη περιοχή μεταβάλλοντας το όριο ανάμεσα στα 2 στρώματα TiO_2 . Το πλάτος της περιοχής με την υψηλή συγκέντρωση προσμίξεων αυξάνεται από w σε D με αποτέλεσμα την αύξηση της αγωγιμότητας και την αλλαγή της αντίστασης από R_{OFF} σε R_{ON} (HRS \rightarrow LRS, διαδικασία SET). Ομοίως, κατά την εφάρμογη αρνητικής τάσης, η αγωγιμότητα μειώνεται και η αντίσταση αλλάζει R_{ON} σε R_{OFF} (LRS \rightarrow HRS, διαδικασία RESET).

Σε κάθε χρονική στιγμή η στατική αντίσταση του memristor προκύπτει από το άθροισμα των επιμέρους αντιστάσεων της ντοπαρισμένης και μη ντοπαρισμένης περιοχής. Η μνημαντίσταση εκφράζεται ως εξής

$$M(t) = \frac{w(t)}{D} R_{ON} + \left(1 - \frac{w(t)}{D}\right) R_{OFF} \quad (1.9)$$

Η ποσότητα w αναπαριστά την μεταβλητή κατάσταση του memristor και ως εκ τούτου το μοντέλο αυτό ονομάστηκε «μοντέλο κινητού τοίχους». Η ταχύτητα ολίσθησης των ιόντων v_D κατά την οποία κινείται το όριο μεταξύ ντοπαρισμένης και μη ντοπαρισμένης περιοχής ορίζεται ως εξής

$$v_D = \frac{dw}{dt} = \mu_D E = \frac{\mu_D R_{ON}}{D} I(t) \quad (1.10)$$

Όπου μ_D η κινητικότητα των κενων θέσεων οξυγόνου κάτω από οποιαδήποτε εφαρμοζόμενη τάση. Ολοκληρώνοντας την σχέση (1.10) προκύπτει

$$w(t) = w_0 + \frac{\mu R_{ON} q(t)}{D} \quad (1.11)$$

Όπου w_0 είναι το αρχικό πλάτος της ντοπαρισμένης περιοχής για $t = 0$ και q η ποσότητα του φορτίου που έχει περάσει δια μέσου της συσκευής. Αντικαθιστώντας την εξίσωση (1.11) στην (1.9) έχουμε

$$M(q) = R_0 - \frac{\mu R_{ON} \Delta R q(t)}{D^2} \quad (1.12)$$

όπου $\Delta R = R_{OFF} - R_{ON}$ και

$$R_0 = R_{ON} \frac{w_0}{D} + R_{OFF} \left(1 - \frac{w_0}{D}\right) \quad (1.13)$$

Ο όρος R_0 συμβολίζει την αρχική τιμή της αντίστασης και υποδεικνύει τον “memristive” χαρακτήρα της συσκευής [3].

1.6.2 ΜΗ ΓΡΑΜΜΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ

Το γραμμικό μοντέλο της HP αποτελεί ένα αρκετά εύχρηστο μοντέλο με ευρεία χρήση. Παρόλα αυτά, στη μοντελοποίηση του θεωρείται ότι οι κενές θέσεις οξυγόνου μπορούν να διασχίσουν ολόκληρο το μήκος του memristor χωρίς να λαμβάνονται υπόψη τα φυσικά όρια της συσκευής. Δεν λαμβάνεται υπόψη η μη γραμμική εξάρτηση της παραγωγού της μεταβλητής κατάστασης από το ρεύμα k δεν μοντελοποιείται με ακρίβεια η μη γραμμική συμπεριφορά της ολίσθησης των ιόντων στα φυσικά όρια της συσκευής [5]. Για τον λόγο αυτό προτάθηκαν διαφορετικές συναρτήσεις παραθύρου (window functions) $f(w)$, οι οποίες πολλαπλασιάζουν τον τύπο της παραγωγού της μεταβλητής κατάστασης.

$$\frac{dw}{dt} = \left(\frac{\mu_v R_{ON}}{D} \right) i(t) f(w) = k i(t) f(w) \quad (1.14)$$

Στην εικόνα (1.6) απεικονίζονται οι συναρτήσεις παραθύρου που πρότειναν οι Strukon, Joglekar, Προδρομμάκης, Biolek και Kvatinsky.

Ο Strukon πρότεινε μία συνάρτηση παραθύρου της μορφής $f(w) = \frac{w(1-w)}{D^2}$ [5], η οποία αργότερα αναθεωρήθηκε από τους Benderli και Way [19] και εκφράστηκε ως $f(w) = x(1-x)$, όπου $x = w/D$. Η συνάρτηση αυτή λύνει το πρόβλημα των φυσικών ορίων της συσκευής όταν η μεταβλητή κατάσταση τείνει στο μηδέν. Ωστόσο, αφήνει άλυτο το θέμα της μοντελοποίησης της μη γραμμικής συμπεριφοράς στα όρια της συσκευής. Για τη βελτιστοποίηση αυτής της λειτουργίας, το 2009 οι Joglekar και Wolf ανέπτυξαν εκ νέου μία συνάρτηση παραθύρου με μία θετική παράμετρο ελέγχου p [20]. Η συνάρτηση αυτή είχε την μορφή $f(x) = 1 - (2x - 1)^{2p}$ και αντιμετώπισε προβλήματα τερματικής κατάστασης που αντιβαίνουν στην θεμελιώδη μη πτητική ιδιότητα του memristor.

Στην συνέχεια ο Προδρομμάκης πρότεινε την σχέση $f(x) = j \left(1 - \left[\left(\frac{w}{D} - 0.5 \right)^2 + 0.75 \right]^p \right)$, όπου η παράμετρος j ορίζει την μέγιστη τιμή που μπορεί να πάρει η συνάρτηση παραθύρου, βελτιστοποιώντας παράλληλα με την παράμετρο p την μοντελοποίηση των φαινομένων μη γραμμικότητας στα όρια της συσκευής [21]. Σε όλες τις παραπάνω συναρτήσεις παραθύρου, παρατηρήθηκαν προβλήματα τερματικής κατάστασης. Επιπλέον, οι συναρτήσεις αυτές λαμβάνουν υπόψη μόνο τις μεταβολές της μεταβλητής κατάστασης και όχι του φορτίου που διέρχεται από το memristor. Ο Biolek πρότεινε μία νέα συνάρτηση παραθύρου η οποία εξαρτάται από το ρεύμα και περιγράφεται από την εξίσωση $f(x) = 1 - [x - \text{stp}(-i)]^{2p}$, όπου $\text{stp}(i)$ είναι μία έκφραση του ρεύματος με τη χρήση βηματικής συνάρτησης [22]. Η συνάρτηση αυτή έλυσε το παραπάνω πρόβλημα, αλλά η χρήση της οδήγησε σε ασυνέχειες στα όρια της συσκευής και κατέστη αδύνατο να αναπαράγει την ιδανική συμμετρική μορφή της υστέρησης. Τέλος, προτάθηκε η συνάρτηση παραθύρου TEAM σε αντιστοιχία με το μοντέλο των Kvatinsky et al [23].

Function	Joglekar	Biolek	Prodromakis	TEAM
$\frac{f(x)}{f(w)}$	$f(w) = 1 - (2\frac{w}{D} - 1)^{2p}$	$f(w) = 1 - (\frac{w}{D} - \text{stp}(-i))^{2p}$	$f(w) = j(1 - [(w - 0.5)^2 + 0.75]^p)$	$f_{on,off} = \exp[-\exp(\frac{ x - x_{on,off} }{w_c})]$
Symmetric	Yes	Yes	Yes	Not necessarily
Resolve boundary conditions	No	Discontinuities	Practically yes	Practically yes
Impose nonlinear drift	Partially	Partially	Partially	Yes
Scalable $f_{max} < 1$	No	No	Yes	No
Fits memristor model	Linear/nonlinear ion drift/TEAM	Linear/nonlinear ion drift/TEAM	Linear/nonlinear ion drift/TEAM	TEAM for Simmons tunneling barrier fitting

Εικόνα 1.6: Σύγκριση των συναρτήσεων παραθύρου που προτάθηκαν από τους Joglekar, Biolek, Προδρομάκη, Kvatinisky [23].

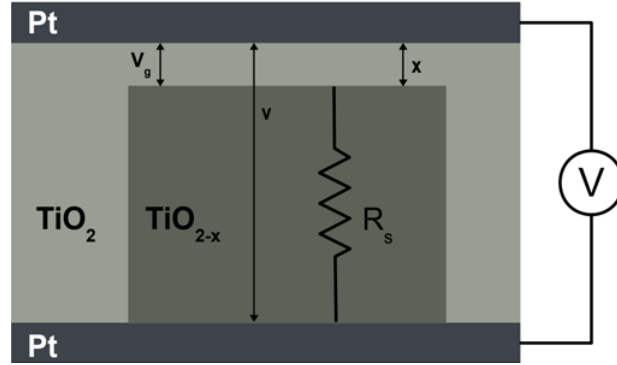
Συνοψίζοντας, ένα γραμμικό μοντέλο εμπλουτισμένο με μία συνάρτηση παραθύρου δεν μπορεί να μοντελοποιήσει με ακρίβεια φαινόμενα μη γραμμικής συμπεριφοράς. Για τον λόγο αυτό προτάθηκε το μη γραμμικό μοντέλο των Lehtonen et al. [18] που περιγράφει μία μη γραμμική εξάρτηση της παραγωγού της μεταβλητής κατάστασης από την τάση. Το μοντέλο αυτό περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις

$$i(t) = w(t)^n \beta \sinh(av(t)) + \chi e^{\gamma v(t) - 1} \quad (1.15)$$

$$\frac{dw}{dt} = a f(w) v(t)^m \quad (1.16)$$

όπου α, β, γ και χ είναι παράμετροι που επαληθεύουν πειραματικά δεδομένα, n είναι η παράμετρος που καθορίζει την εξάρτηση της μεταβλητής κατάστασης από το ρεύμα, $f(w)$ είναι η συνάρτηση παραθύρου, a, m σταθερές και m περιττός ακέραιος. Εδώ η μεταβλητή κατάστασης w κανονικοποιείται στο διάστημα $[0,1]$. Το μοντέλο αυτό υποθέτει μία ασύμμετρη συμπεριφορά μεταγωγής. Όταν η συσκευή βρίσκεται στην κατάσταση ON, η μεταβλητή κατάστασης w πλησιάζει την τιμή ένα και η συμπεριφορά του ρεύματος κυριαρχείται από το σκέλος $\beta \sinh(av(t))$ της σχέσης (1.15), το οποίο περιγράφει το φαινόμενο σύραγγας. Όταν η συσκευή βρίσκεται στην κατάσταση OFF, η μεταβλητή κατάστασης τείνει στο μηδέν και το ρεύμα ουσιαστικά περιγράφεται από το σκέλος $\chi e^{\gamma v(t) - 1}$ που θυμίζει την εξίσωση μίας ιδανικής διόδου [16].

1.6.3 ΜΟΝΤΕΛΟ SIMMONS TUNNEL BARRIER



Εικόνα 1.7: Διάταξη Simmons Tunnel Barrier μοντέλου memristor

Το γραμμικό και μη γραμμικό μοντέλο βασίζεται στην αναπαράσταση των περιοχών του νοθευμένου και μη νοθευμένου οξειδίου ως δύο αντιστάτες συνδεδεμένοι σε σειρά. Οι Pickett et al. πρότειναν ένα ακριβέστερο μοντέλο ονόματι Simmons Tunnel Barrier [19]. Το μοντέλο αυτό υποθέτει μία ασύμμετρη και μη γραμμική συμπεριφορά μεταγωγής λόγω της εκθετικής εξάρτησης της κίνησης των ιονισμένων προσμίξεων, δηλαδή των μεταβολών της μεταβλητής κατάστασης. Πρόκειται για μία αντίσταση σε σειρά με ένα φράγμα σήραγγας ηλεκτρονίων, όπως φαίνεται στην εικόνα (1.7). Η μεταβλητή κατάστασης είναι το πλάτος του φράγματος x [20]. Σε αυτήν την περίπτωση, η παράγωγος του x μπορεί να ερμηνευτεί ως η ταχύτητα ολίσθησης των κενών θέσεων οξυγόνου, και εκφράζεται από τις σχέσεις

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} c_{off} \sinh\left(\frac{i}{i_{off}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{off}}{w_c} - \frac{|i|}{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i > 0 \\ c_{on} \sinh\left(\frac{i}{i_{on}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{on}}{w_c} - \frac{|i|}{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i < 0 \end{cases} \quad (1.17)$$

όπου $c_{off}, c_{on}, i_{off}, i_{on}, a_{off}, a_{on}, w_c$ και b είναι παράμετροι που επαληθεύουν πειραματικά δεδομένα. Ο φυσικός μηχανισμός πίσω από τη συμπεριφορά της εξίσωσης αυτής δεν θεωρείται ακόμα πλήρως κατανοητός. Η συμπεριφορά του ρεύματος και της τάσης περιγράφεται από τις ακόλουθες εξισώσεις όπου v η εσωτερική τάση της συσκευής, η οποία δεν είναι απαραίτητα ίση με την εξωτερική τάση V .

$$i(t) = \tilde{A}(x, v_g) \varphi_1(v_g, x) \exp\left(-B(v_g, x) \cdot \varphi_1(v_g, x)^{1/2}\right) - \tilde{A}(x, v_g) (\varphi_1(v_g, x) + e|v_g|) \times \exp\left(-B(v_g, x) \cdot (\varphi_1(v_g, x) + ev_g)^{1/2}\right) \quad (1.18)$$

$$v_g = v - i(t)R_s \quad (1.19)$$

1.6.4 ΜΟΝΤΕΛΟ TEAM (THRESHOLD ADAPTIVE MEMRISTOR)

Το μοντέλο TEAM (Threshold Adaptive Memristor Model) προτάθηκε από τους Kvatinsky et al. [23]. Αποτελεί ένα μοντέλο γενικού τύπου παρόμοιο με το Simmons Tunnel Barrier, αλλά με απλούστερη περιγραφή, μεγαλύτερη ακρίβεια και υπολογιστική αποδοτικότητα. Βασίζεται σε δύο παραδοχές. Πρώτον, αντί της εκθετικής εξάρτησης υπάρχει μία πολυωνυμική εξάρτηση μεταξύ του ρεύματος του memristor και της παραγώγου της μεταβλητής κατάστασης. Δεύτερον, η μεταβλητή κατάσταση x παραμένει αμετάβλητη κάτω από μία τιμή κατωφλίου. Η εξάρτηση της παραγώγου της μεταβλητής κατάστασης από το ρεύμα και την ίδια τη μεταβλητή κατάσταση μοντελοποιείται πολλαπλασιάζοντας δύο ανεξάρτητες συναρτήσεις. Η πρώτη είναι συνάρτηση του ρεύματος και η δεύτερη εξαρτάται από τη μεταβλητή κατάσταση x .

$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} k_{off} \left(\frac{i(t)}{i_{off}} - 1 \right)^{a_{off}} f_{off}(x), & 0 < i_{off} < i \\ k_{on} \left(\frac{i(t)}{i_{on}} - 1 \right)^{a_{on}} f_{on}(x), & i < i_{on} < 0 \\ 0, & i_{on} < i < i_{off} \end{cases} \quad (1.20)$$

Οι παράμετροι $a_{off}, a_{on}, k_{on}, k_{off}$ είναι σταθερές ($k_{off} > 0$ και $k_{on} < 0$). Οι i_{off}, i_{on} αποτελούν τιμές ρεύματος κατωφλίου, ενώ οι $f_{off}(x)$ και $f_{on}(x)$ αποτελούν συναρτήσεις παραθύρου που εξαρτώνται από την μεταβλητή κατάσταση x και διατηρούν την τιμή της στο διάστημα $[x_{on}, x_{off}]$. Οι συναρτήσεις παραθύρου δεν χρειάζεται να είναι ίσες μεταξύ τους. Αν θεωρήσουμε ότι η σχέση ρεύματος- τάσης περιγράφεται από μία γραμμική σχέση παρόμοια της (1.9), τότε η μνημαντίσταση αλλάζει με γραμμικό τρόπο σε σχέση με x .

$$v(t) = [R_{ON} + \frac{R_{OFF} - R_{ON}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})] i(t) \quad (1.21)$$

Αν όμως χρησιμοποιήσουμε την σχέση ρεύματος τάσης όπως περιγράφεται στο μοντέλο Simmons Tunnel Barrier, τότε οποιαδήποτε αλλαγή στο πλάτος του φράγματος προκαλεί την εκθετική αύξηση της μνημαντίστασης.

$$v(t) = R_{ON} e^{\frac{\lambda}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})} i(t) \quad (1.22)$$

$$\frac{R_{off}}{R_{on}} = e^{\lambda} \quad (1.23)$$

όπου το λ είναι μία παράμετρος που επαληθεύει πειραματικά δεδομένα.

Model	Current-voltage relationship	State variable derivative
Linear ion drift	$v(t) = \left(R_{on} \frac{w(t)}{D} + R_{off} \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right) \right) i(t)$	$\frac{dw(t)}{dt} = \mu_v \frac{R_{ON}}{D} i(t)$
Nonlinear ion drift	$i(t) = w(t)^n \beta \sinh(\alpha v(t)) + \chi [\exp(\gamma v(t)) - 1]$	$\frac{dw(t)}{dt} = \alpha f(w) v(t)^m$
Simmons tunneling barrier	$v(t) = \left[R_{on} + \frac{R_{OFF} - R_{ON}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on}) \right] i(t)$ <p style="text-align: center;">or</p> $v(t) = R_{ON} \cdot e^{\frac{\lambda}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})} \cdot i(t)$ <p>Note that this is different than original Simmons tunneling barrier</p>	$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} C_{off} \sinh\left(\frac{i}{i_{off}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{off} - i }{w_c} - \frac{x}{w_c}\right)\right], & i > 0 \\ C_{on} \sinh\left(\frac{i}{i_{on}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{on} - i }{w_c} - \frac{x}{w_c}\right)\right], & i < 0 \end{cases}$
TEAM	$v(t) = \left[R_{on} + \frac{R_{OFF} - R_{ON}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on}) \right] i(t)$ <p style="text-align: center;">or</p> $v(t) = R_{ON} \cdot e^{\frac{\lambda}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})} \cdot i(t)$	$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} k_{off} \cdot \left(\frac{i(t)}{i_{off}} - 1 \right)^{a_{off}} \cdot f_{off}(x), & 0 < i_{off} < i \\ k_{on} \cdot \left(\frac{i(t)}{i_{on}} - 1 \right)^{a_{on}} \cdot f_{on}(x), & i < i_{on} < 0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$

Εικόνα 1.8: Η μαθηματική περιγραφή των διαφορετικών μοντέλων memristor [23]

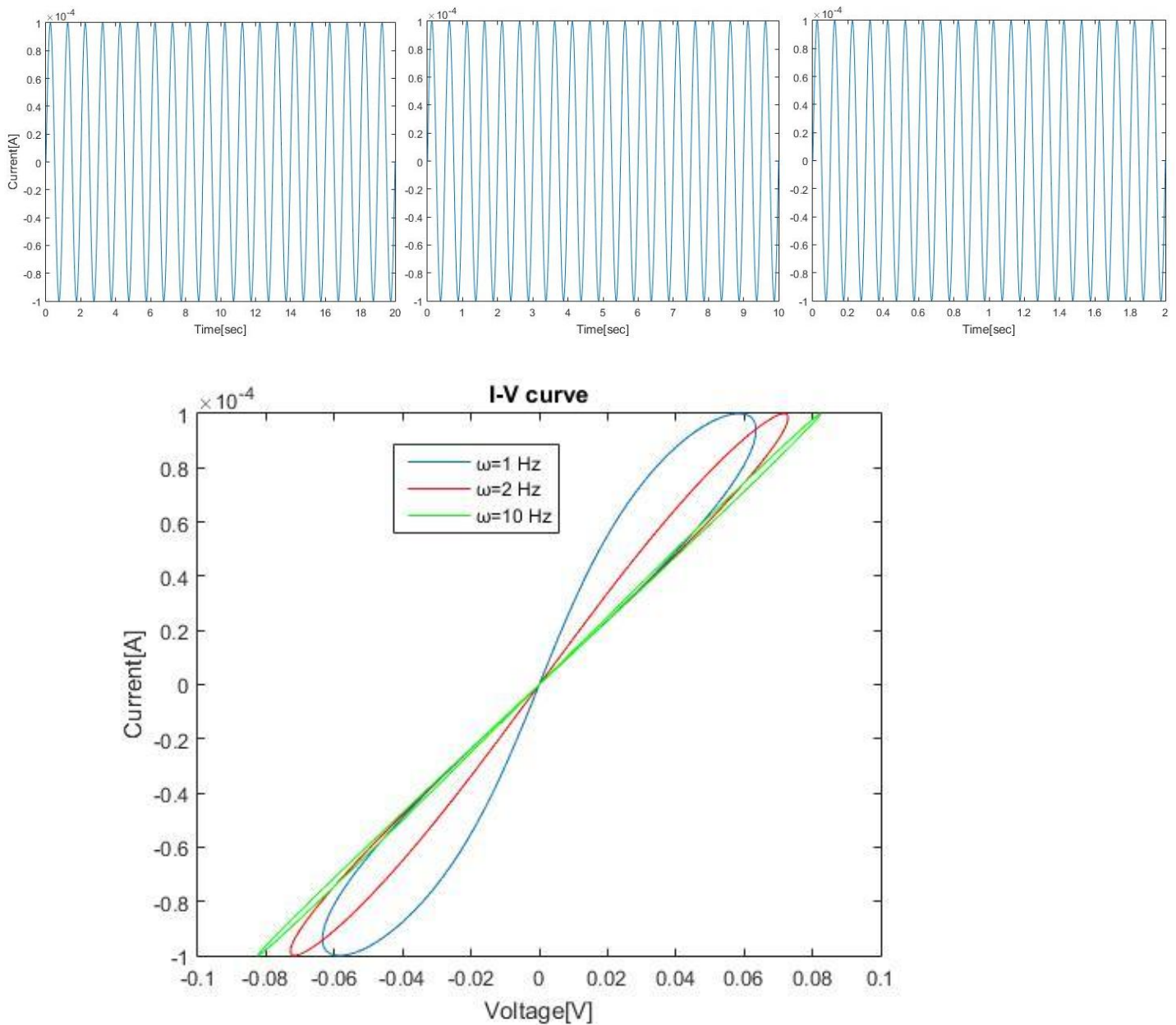
Model	Linear ion drift	Nonlinear ion drift	Simmons tunneling barrier	TEAM
State variable	$0 \leq w \leq D$ Doped region physical width	$0 \leq w \leq 1$ Doped region normalized width	$a_{off} \leq x \leq a_{on}$ Undoped region width	$x_{on} \leq x \leq x_{off}$ Undoped region width
Control mechanism	Current-controlled	voltage-controlled	Current-controlled	Current-controlled
Current-voltage relationship and memristance deduction	Explicit	I-V relationship: explicit Memristance deduction: ambiguous	Ambiguous	Explicit
Matching memristive system definition	Yes	No	No	Yes
Generic	No	No	No	Yes
Accuracy comparing practical memristors	Lowest accuracy	Low accuracy	Highest accuracy	Sufficient accuracy
Threshold exists	No	No	Practically exists	Yes

Εικόνα 1.9: Σύγκριση των διαφορετικών μοντέλων memristor [23]

1.7 ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗ ΘΕΩΡΗΤΙΚΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ MEMRISTOR

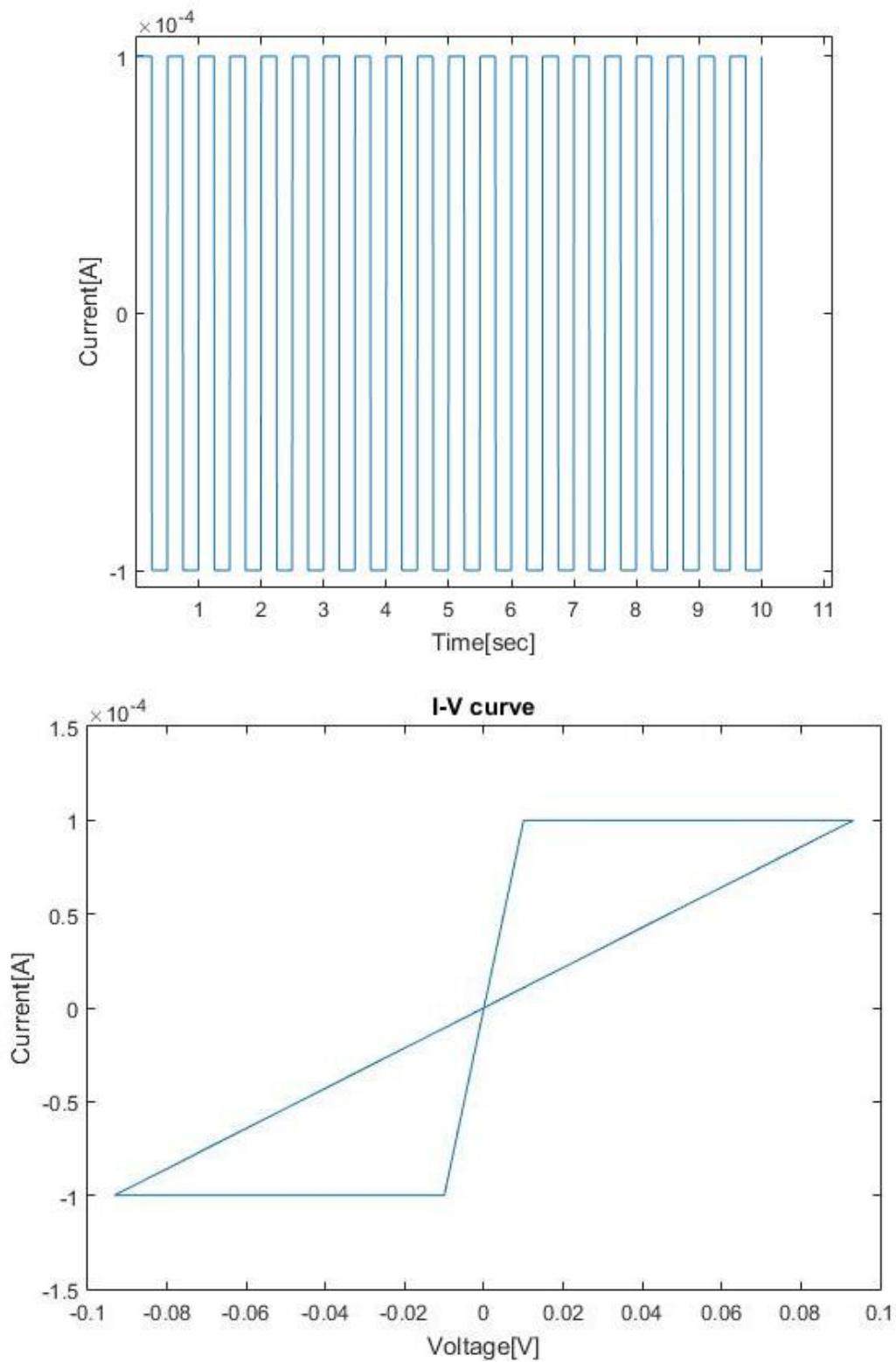
Στις ακόλουθες προσομοιώσεις, έγινε χρήση του προγράμματος Matlab. Επίσης στις προσομοιώσεις όλων των μοντέλων ορίσαμε $R_{OFF} = 1600 \Omega$ και $R_{ON} = 160 \Omega$.

Για να προσομοιώσουμε το γραμμικό μοντέλο memristor, θεωρήσαμε ένα ημιτονοειδές σήμα $I_0 \sin 2\pi\omega t$ πλάτους $I_0 = 0.0001 A$ και συχνότητας $\omega = 1 Hz$. Παρατηρήσαμε ότι με την αύξηση της συχνότητας από $\omega = 1 Hz$, στα $\omega = 2 Hz$ και $\omega = 8 Hz$, η σχέση $I-V$ τείνει να γίνει γραμμική. Θεωρήσαμε το μήκος του διοξειδίου του τιτανίου $D = 3 nm$ και κινητικότητα των προσμίξεων $\mu_D = 10^{-15} m^2 s^{-1} V^{-1}$.



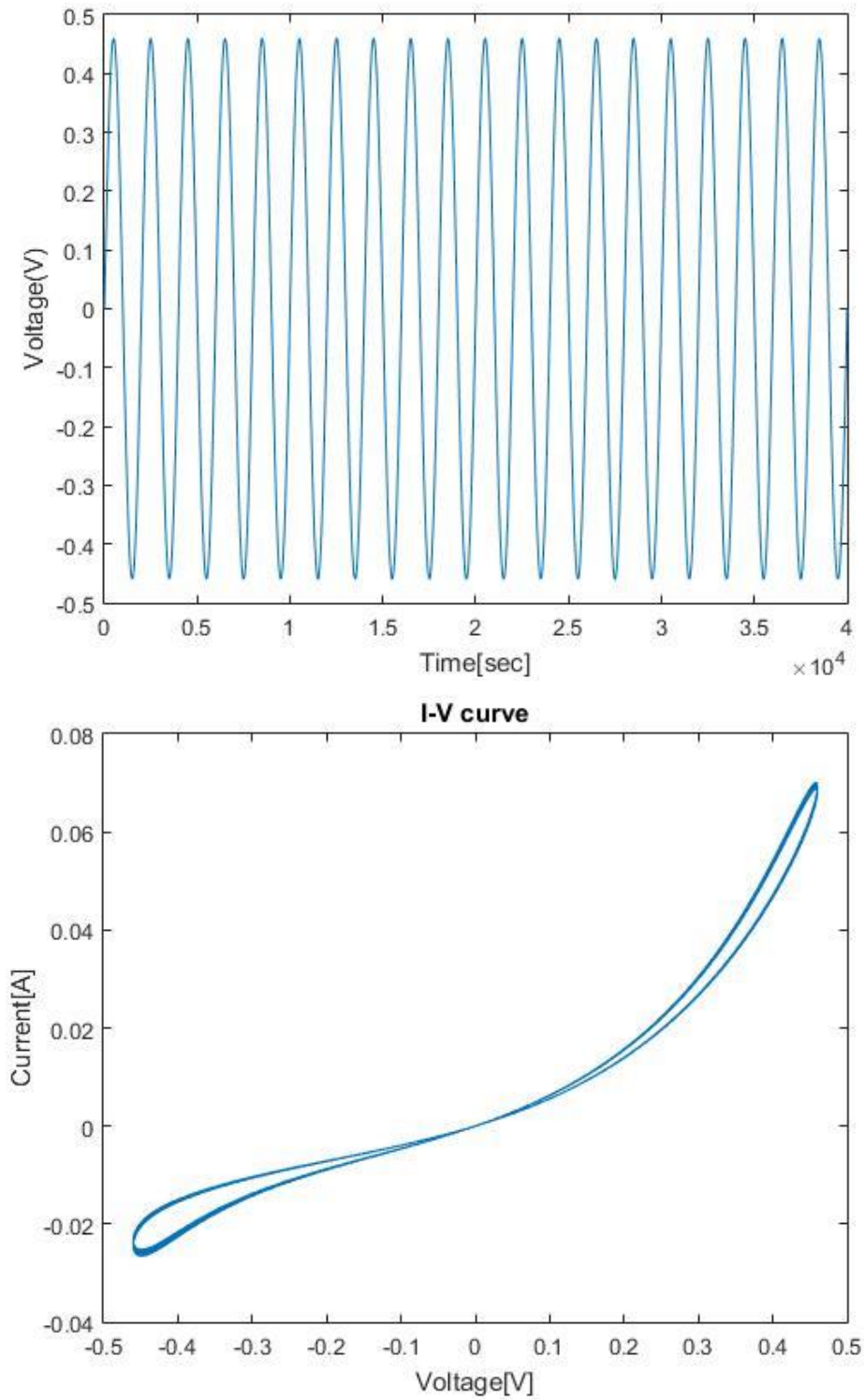
Εικόνα 1.8: Διαγράμματα ρεύματος-χρόνου και έντασης-τάσης (ελεγχόμενου από ρεύμα) γραμμικού μοντέλου memristor διαφορετικών τιμών συχνότητων $\omega = 1, 2, 10 Hz$

Στην συνέχεια, για τις ίδιες παραμέτρους προσομοιώσαμε το γραμμικό μοντέλο memristor ελεγχόμενο από τετραγωνικό σήμα της μορφής:



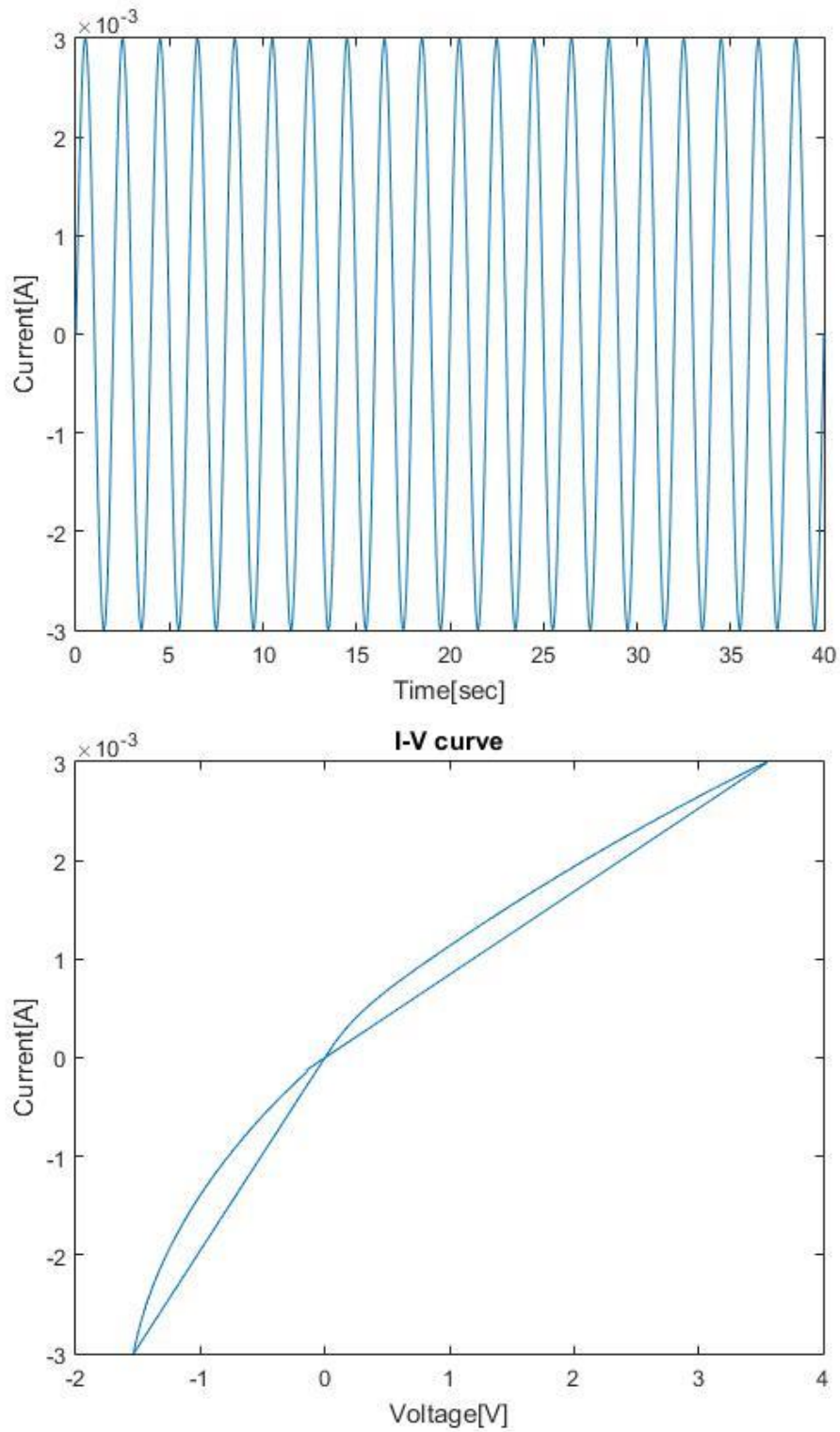
Εικόνα 1.8: Διαγράμματα ρεύματος-χρόνου και έντασης-τάσης (ελεγχόμενου από ρεύμα) γραμμικού μοντέλου memristor , θεωρώντας σήμα τετραγωνικής μορφής για $\omega = 1Hz$

Για την προσομοίωση ενός ελεγχόμενου από τάση ($v_0 \sin 2\pi \omega t$) μη γραμμικού μοντέλου memristor των σχέσεων (1.15), (1.16) θεωρήσαμε: $v_0 = 0.46 \text{ V}$, $\omega = 0.0005 \text{ Hz}$, $\alpha = 2$, $\beta = 9$, $n = m = 13$, $a = 4$. Ως συνάρτηση παραθύρου διαλέξαμε την συνάρτηση Biolek.



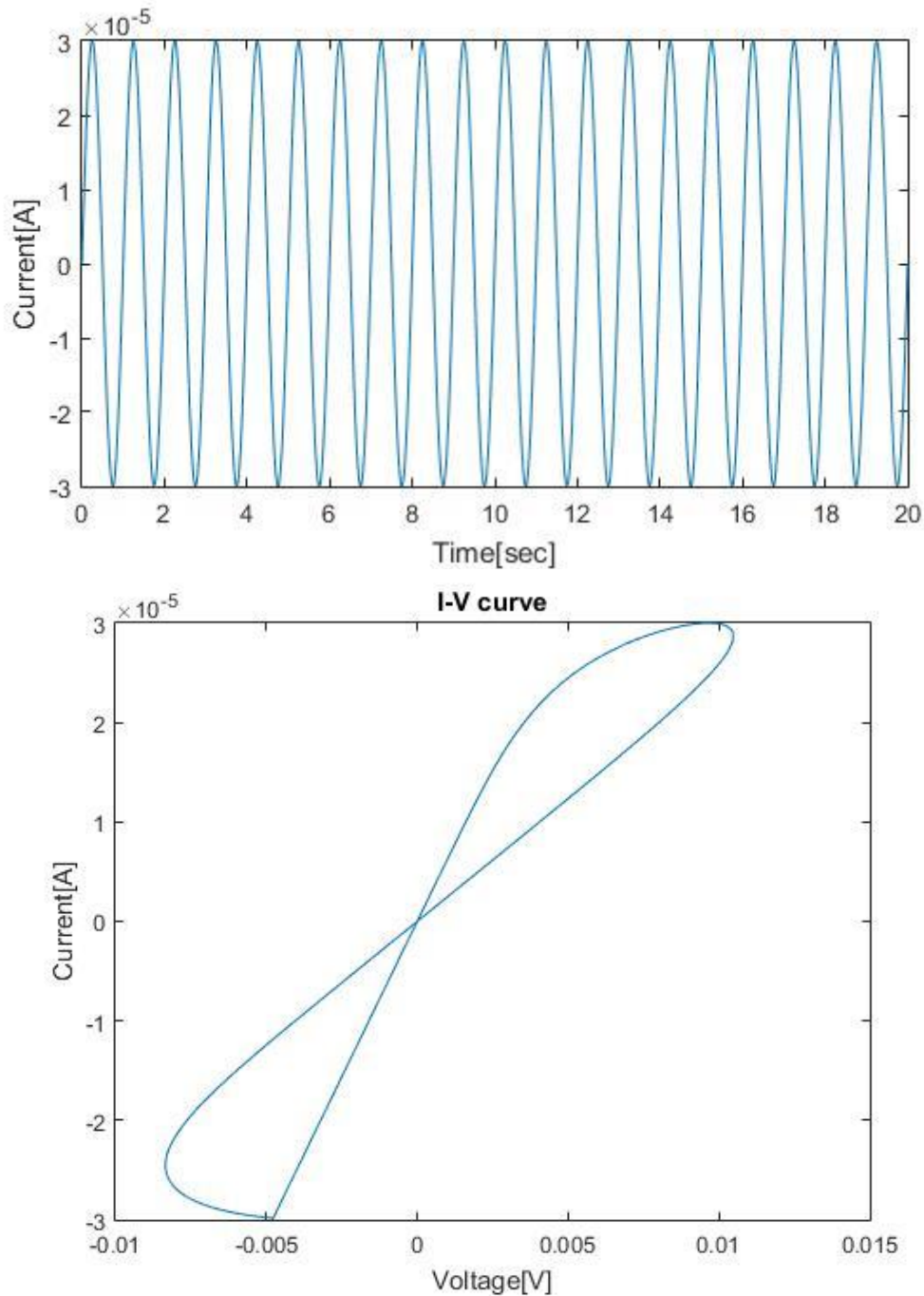
Εικόνα 1.8: Διαγράμματα τάσης-χρόνου και έντασης-τάσης (ελεγχόμενου από τάση) μη γραμμικού μοντέλου memristor με χρήση συνάρτησης παραθύρου Biolek

Για την προσομοίωση του μοντέλου memristor Simmons Tunnel Barrier, θεωρήσαμε $v_0 = 0.003 V$, $\omega = 0.5 Hz$, $c_{off} = 3.5 \cdot 10^{-6} m/S$, $c_{on} = 40 \cdot 10^{-6} m/S$, $i_{off} = 115 \cdot 10^{-6} A$, $i_{on} = 8.9 \cdot 10^{-6} A$, $a_{off} = 1.2 \cdot 10^{-9} m$, $a_{on} = 2 \cdot 10^{-9} m$, $w_c = 107 \cdot 10^{-11}$, $b = 500 \cdot 10^{-6} A$.



Εικόνα 1.9: : Διαγράμματα ρεύματος-χρόνου και έντασης-τάσης ελεγχόμενου από τάση Simmons Tunnel Barrier μοντέλου memristor

Τέλος, προσομοιώσαμε το μοντέλο TEAM θεωρώντας ίδιες τις κοινές μεταβλητές με το προηγούμενο μοντέλο. Θεωρήσαμε επίσης ότι $v_0 = 0.00003 \text{ V}$, $\omega = 1 \text{ Hz}$, $\alpha_{off} = 3$, $a_{on} = 3$, $i_{off} = 10^{-6} \text{ A}$, $i_{on} = -10^{-6} \text{ A}$, $k_{on} = -8 \cdot 10^{-13} \text{ m/sec}$, $k_{off} = 8 \cdot 10^{13} \text{ m/sec}$ και $f_{off}(x)$, $f_{on}(x)$ οι συναρτήσεις παραθύρου TEAM.



Εικόνα 1.9: Διαγράμματα ρεύματος-χρόνου και έντασης-τάσης ελεγχόμενου από ρεύμα μοντέλου memristor TEAM με συνάρτηση παραθύρου TEAM

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] G. E. Moore, (1998). "Cramming more components onto integrated circuits". Proceedings of the IEEE 86, 82–85
- [2] International Technology Roadmap for Semiconductors, 2015 Edition, available online at <http://www.itrs2.net/itrs-reports.html> .
- [3] T. Prodromakis et al., "A Review on Memristive Devices and Applications", ICECS, Dec. 2010
- [4] L. O. Chua, Memristor-The missing circuit element, Transactions on Circuits Theory IEEE, vol. CT-18, no. 5, pp. 507-519, Sep. 1971.
- [5] D.B. Strukov, G.S. Snider, D.R. Stewart and R.S. Williams, 'The Missing Memristor Found', Nature, Vol. 453, pp.80-83, May 2008.
- [6] Williams RS. How we found the missing memristor. IEEE Spectrum. 2008;45;28-35.
- [7] Tetzlaff, Ronald, (2013), Memristors and Memristive Systems, 10.1007/978-1-4614-9068-5.
- [8] Linares-Barranco, B., and Serrano Gotarredona, T. (2009b). Memristance can explain spiketime-dependent-plasticity in neural synapses. Available from Nature Precedings <http://hdl.handle.net/10101/npre.2009.3010.1>
- [9] J.M. Tour, T. He, The fourth element. Nature 453, 42–43 (1 May 2008)
- [10] L. Chua and S. Kang, "Memristive devices and systems," Proceedings of the IEEE, vol. 64, no. 2, pp. 209-223, 1976
- [11] Hyun Jo, Sung & Chang, Ting & Ebong, Idongesit & B Bhadviya, Bhavitavya & Mazumder, P & Lu, Wei. (2010). Nanoscale Memristor Device as Synapse in Neuromorphic Systems. Nano letters. 10. 1297-301. 10.1021/nl904092h.
- [12] Kuzum, Duygu & Yu, Shimeng & Wong, H.-S. Philip. (2013). Synaptic electronics: Materials, devices and applications. Nanotechnology. 24. 382001. 10.1088/0957-4484/24/38/382001.
- [13] Leon Chua, Resistance switching memories are memristors. Applied Physics A, 102:765-783, 2011.
- [14] Yu, S., Lee, B., & Wong, H. S. P. (2012). Metal oxide resistive switching memory. In Springer Series in Materials Science (1 ed., Vol. 149, pp. 303-335).
- [15] Shahsavari, Mahyar. (2013). Memristor Technology and Applications : An Overview.
- [16] K. Agashe, N. Sarwade, S. Joshi, P. Soman, Comprehensive study of current controlled Memristor models, Volume 7, Issue 2, ISSN 2229-5518, February-2016.

- [17] Vongehr, Sascha. (2015). The Missing Memristor has Not been Found. *Scientific Reports*. 5. 11657. 10.1038/srep11657.
- [18] E. Lehtonen and M. and Laiho, "CNN Using Memristors for Neighborhood Connections," 12th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and Their Applications (CNNA), pp. 1–4, 2010.
- [19] T. A. Wey and S. Benderli, "Amplitude modulator circuit featuring TiO₂ memristor with linear dopant drift.," *Electronics Letters*, vol. 45, no. 22, pp. 1103–1104, 2009.
- [20] Y. Joglekar and S. Wolf, "The elusive memristor: properties of basic electrical circuits," *Eur. J. Phy.*, vol. 30, 2009, pp. 661–675.
- [21] T. Prodromakis, B. P. Peh, C. Papavassiliou, and C. Toumazou, "A Versatile Memristor Model With Nonlinear Dopant Kinetics," *IEEE Transactions on Electron Devices*, vol. 58, no. 9, pp. 3099–3105, 2011
- [22] Z. Biolek, D. Biolek, and V. Biolkova, "Spice model of memristor with nonlinear dopant drift," *Radioengineering*, vol. 18, no. 2, pp. 210–214, 2009.
- [23] S. Kvatinsky, E. G. Friedman, A. Kolodny, and U. C. Weiser, 'TEAM - ThrEshold Adaptive Memristor Model, *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, vol.60, pp.211-221, April 2013.
- [19] M. D. Pickett, D. B. Strukov, J. L. Borghetti, J. J. Yang, G. S. Snider, D. R. Stewart, R. S. Williams, Switching dynamics in titanium dioxide memristive devices, *J. Appl. Physics* 106-074508 (2009)
- [20] J. G. Simmons, "Generalized formula for the electric tunnel effect between similar electrodes separated by a thin insulating film," *J. Appl. Phys.*, vol. 34, no. 6, p. 1793, Jun. 1963.
- [26] M. Di Ventra, Yu. V. Pershin, and L. Chua, "Putting memory into circuit elements: memristors, memcapacitors and meminductors," *Proc. IEEE*, vol. 97, pp. 1371-1372, 2009.
- [27] Radwan, Ahmed & Fouda, Mohammed E., (2015). On the Mathematical Modeling of Memristor, Memcapacitor, and Meminductor. 26. 10.1007/978-3-319-17491-4.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΜΝΗΜΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ

2.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΝΗΜΑΝΤΙΣΤΑΣΗΣ

Εκτός από τις διατάξεις memristor συναντάμε ένα ευρύτερο φάσμα φυσικών συστημάτων, των οποίων τα χαρακτηριστικά θυμίζουν αυτά του μνημαντιστάτη. Η έννοια της μνημαντίστασης (memristance) μπορεί να επεκταθεί και να αναφέρεται σε οποιαδήποτε συσκευή παρατηρείται «resistive» συμπεριφορά, δηλαδή της οποίας η αντίσταση μπορεί να αλλάζει, ενώ ταυτόχρονα παρουσιάζει μνήμη για την αντίσταση αυτή. Πέντε χρόνια μετά την ανακάλυψη του L. Chua (1976), ο ίδιος μαζί με τον S. Kang δημοσίευσαν ένα άρθρο γενικεύοντας την θεωρία του memristor [1]. Όρισαν μία ευρύτερη κατηγορία δυναμικών συστημάτων, τα οποία αποκαλούνται συστήματα μνημαντίστασης (memristive systems) και πρότειναν μία γενική εξίσωση της μορφής:

$$y = g(x, u, t)u \quad (2.1)$$

$$\frac{dx}{dt} = f(x, u, t) \quad (2.2)$$

όπου η μεταβλητή u αναπαριστά την είσοδο του συστήματος, η μεταβλητή y την έξοδο και το x περιγράφει τις n «εσωτερικές» καταστάσεις του συστήματος. Κατ' ακολουθία, ορίζουμε ένα ελεγχόμενο από ρεύμα σύστημα μνημαντίστασης (memristive system).

$$V(t) = R(x, I, t) I(t) \quad (2.3)$$

$$\frac{dx}{dt} = f(x, I, t) \quad (2.4)$$

Ομοίως ορίζουμε ένα ελεγχόμενο από τάση σύστημα μνημαντίστασης (memristive system).

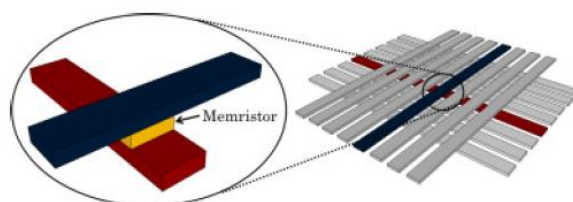
$$I(t) = G(x, V, t) V(t) \quad (2.5)$$

$$\frac{dx}{dt} = f(x, V, t) \quad (2.6)$$

2.2 ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ CROSSBAR

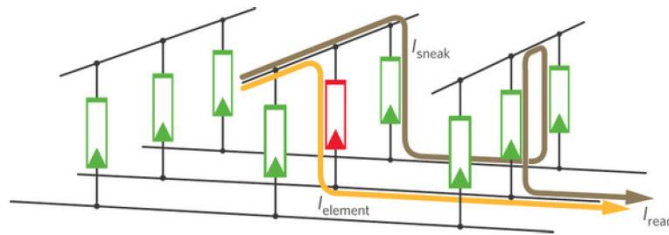
Από το 2008 και μετά έχει σημειωθεί σημαντική πρόοδος στον τομέα της κατασκευής memristive συσκευών, ικανές να επιτύχουν χαρακτηριστικά όπως η μνήμη και οι αναλογικές ιδιότητες. Ωστόσο δεν είναι ακόμη εμπορικά αξιοποιήσιμες. Η φυσική και οι μηχανισμοί που προκαλούν το φαινόμενο της μνημαντίστασης δεν είναι ακόμα πλήρως κατανοητοί, γεγονός που αποτελεί εμπόδιο στην κατασκευή αξιόπιστων συσκευών με προβλέψιμη δυναμική [2].

Η δομή crossbar υλοποιείται από δύο ομάδες παράλληλων συρμάτων (ηλεκτρόδια) κάθετων μεταξύ τους. Ως εκ τούτου, στις περιοχές διασταύρωσης μπορούν να διαμορφωθούν ηλεκτρονικές διατάξεις, για παράδειγμα διατάξεις μνήμης. Οι δομές αυτές προσφέρουν πολλά οφέλη, συμπεριλαμβανομένης της υψηλής πυκνότητας ολοκλήρωσης και της συμβατότητας με τη CMOS τεχνολογία. Η αρχιτεκτονική crossbar είναι ίσως η πιο γνωστή «memristive» αρχιτεκτονική στη βιβλιογραφία. Τοποθετώντας κατάλληλο υλικό στα σημεία τμήσης των ανα δύο κάθετων μεταξύ τους νανοσωλήνων, σχηματίζονται διατάξεις memristors που λειτουργούν σαν διακόπτες. Μία τέτοια αρχιτεκτονική, φαίνεται στην εικόνα (2.1). Είναι σημαντικό να υπενθυμίσουμε ότι τα memristors, ως παθητικά στοιχεία, δεν παρέχουν ενέργεια στα κυκλώματα και αυτός είναι ο λόγος που δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως αντικαταστάτες των τρανζίστορ CMOS. Ωστόσο, οι συστοιχίες crossbar μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως συμπληρωματικά στοιχεία, υλοποιούμενες πάνω σε ένα υπόστρωμα CMOS όπως φαίνεται στην εικόνα (2.3). Έτσι, τα συστήματα CMOS επεξεργάζονται και τα memristors παρέχουν μνήμη. Ως αποτέλεσμα, αυτά τα υβριδικά συστήματα μπορούν να εκτελούν υπολογισμούς μέσα στη μνήμη, βρίσκοντας εφαρμογή σε λογικά κυκλώματα Boolean, ψηφιακή μνήμη και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [2], [3] – [5], [9], [10].



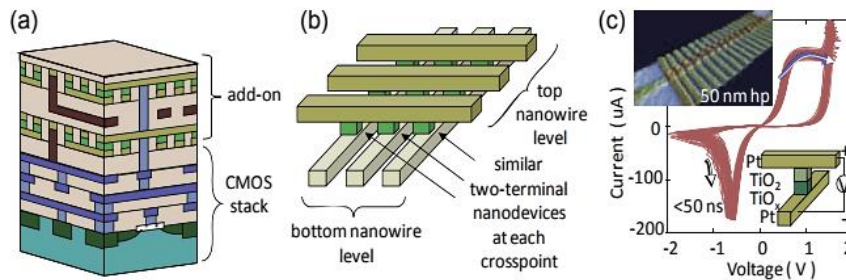
Εικόνα 2.1: Memristive αρχιτεκτονική crossbar (memristive crossbar array) [6]

Σε τέτοιου είδους αρχιτεκτονικές, η μνήμη μπορεί να εκτελεί λογικές λειτουργίες στις ίδιες συσκευές, που αποθηκεύει δεδομένα. Επίσης, η crossbar δομή είναι αυτοευθυγραμμισμένη και ο κατασκευαστής ελέγχει μόνο τη διάσταση μεταξύ των δύο ηλεκτροδίων. Οι διατάξεις RRAM (ή ReRAM) κατέχουν περίοπτη θέση στην πιθανή διαδοχή των υπάρχουσών διατάξεων μνήμης [7]. Ωστόσο, όταν κατασκευάζονται σε γεωμετρία crossbar, παρατηρείται η ύπαρξη παρασιτικών ρευμάτων (current sneak-paths), η οποία μειώνει το επιτεύξιμο μέγεθος της συστοιχίας και δημιουργεί προβλήματα στην ανάγνωση και την εγγραφή των κελιών μνήμης [6], [8], [9].



Εικόνα 2.2: Το πρόβλημα των παρασιτικών ρευμάτων (current sneak-paths) στις αρχιτεκτονικές crossbar [10]

Πολλαπλά διασυνδεδεμένα memristors επιδεικνύουν έναν περίπλοκο χαρακτήρα, που βελτιώνει όμως σημαντικά την αποδοτικότητα προγραμματιζόμενων λογικών διατάξεων προσφέροντας μαζικό παραλληλισμό λόγω της ιδιότητας της εναλλαγής αντίστασης. Συνδυασμοί μεμονωμένων συσκευών memristor σε σειρά και παράλληλα, μπορεί να αποτελέσουν το σημείο εκκίνησης για την καλύτερη κατανόηση περιπλοκότερων τοπολογιών. Επίσης, έχει προταθεί η δυνητική χρήση ανάλογων συνδυασμών στα σημεία τμήσης (crosspoints) των crossbar δομών, με σκοπό την αντιμετώπιση του προβλήματος της ύπαρξης των παρασιτικών ρευμάτων [11]. Η παρακάτω ανάλυση αποσκοπεί σε περαιτέρω έρευνα και αξιοποίηση σύνθετων «memristive» ιδιοτήτων για την ανάπτυξη νέων αναλογικών / ψηφιακών προγραμματιζόμενων κυκλωμάτων και συστημάτων [12].



Εικόνα 2.3: (a) Τρισδιάστατη memristive αρχιτεκτονική crossbar (3D memristive crossbar array, CMOL) (b) Τοπολογία crossbar (c) Χαρακτηριστική I-V των στοιχείων μνημαντίστασης [5]

2.3 ΠΡΟΣΟΜΟΙΩΣΗ 1D ΔΙΚΤΥΩΝ MEMRISTOR

Στο παρόν κεφάλαιο μελετώνται τα σύνθετα χαρακτηριστικά «memristive» στοιχείων συνδεδεμένων σε δίκτυα σε μία προσπάθεια διερεύνησης των σχέσεων μεταξύ μεμονωμένων διατάξεων. Συγκεκριμένα, θα εστιάσουμε σε μονοδιάστατα δίκτυα, τα οποία αποτελούνται από διατάξεις memristor που συνδέονται είτε σε σειρά είτε παράλληλα. Αναφορικά με τη μη γραμμική συμπεριφορά του memristor, τα κυκλώματα πολλαπλών memristors μπορεί να λειτουργούν με αρκετά περίπλοκο και μη προβλέψιμο τρόπο, λόγω της μη γραμμικής μεταβολής της χαρακτηριστικής τους ιδιότητας, της μνημαντίστασης (memristance), η οποία εξαρτάται από την

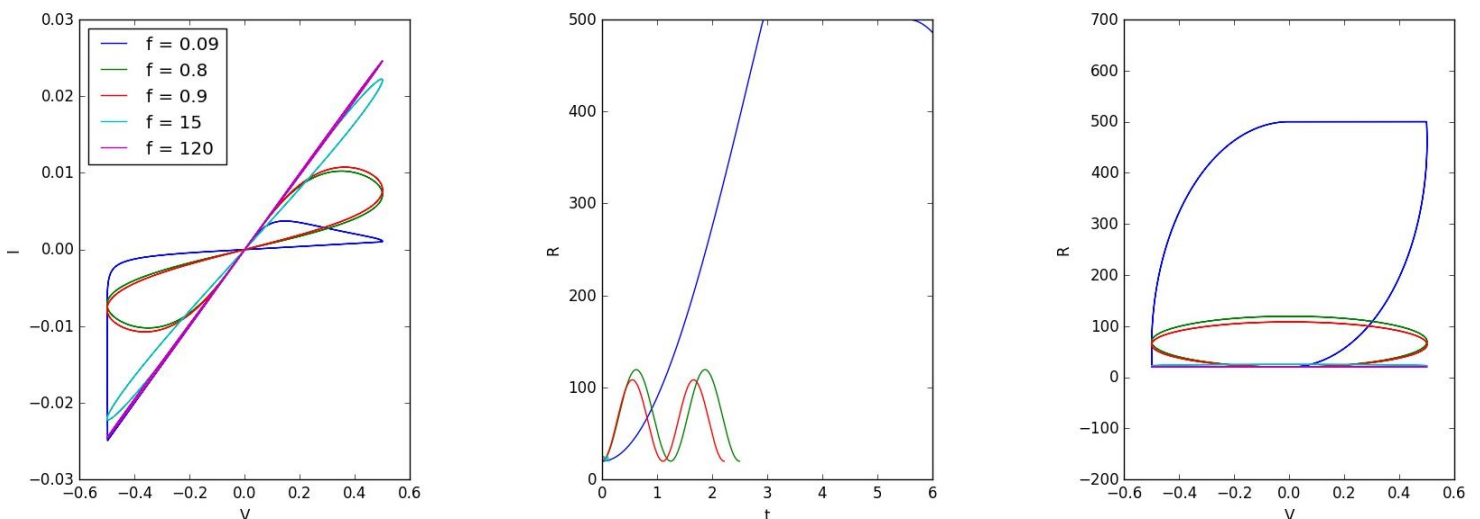
πολικότητα της εφαρμοζόμενης τάσης. Οι προσομοιώσεις έγιναν χρησιμοποιώντας το περιβάλλον της Python. Σε κάθε περίπτωση μελετάμε τις γραφικές τάσης-ρεύματος (I-V), αντίστασης-χρόνου (R-t) και αντίστασης-τάσης (R-V). Εξετάζουμε διαφορετικές περιπτώσεις πολικότητας που παρουσιάζει ένα ζεύγος σειριακά και παράλληλα συνδεδεμένων memristor. Στην πρώτη περίπτωση τα δύο memristors έχουν ίδια θετική πολικότητα, δηλαδή και τα δύο βρίσκονται στην κατάσταση OFF. Στη δεύτερη περίπτωση τα memristors έχουν αντίθετη μεταξύ τους πολικότητα, το πρώτο βρίσκεται στην κατάσταση OFF, ενώ το δεύτερο στην κατάσταση ON. Σε κάθε περίπτωση παρουσιάζουμε αποτελέσματα εφαρμόζοντας θετική τάση διαφορετικών συχνοτήτων. Στο εξής θα αναφερόμαστε στα θετικά πολωμένα memristors ως FPM (forward polarized memristor), ενώ στα αρνητικά πολωμένα memristor ως RPM (reversely polarized memristor) [12], [14].

Εξετάζουμε ένα memristive μοντέλο με συμπεριφορά κατωφλίου (threshold-type switching model) [13], το οποίο ελέγχεται από τάση $V_M(t) = V_0 \sin(2\pi\omega t)$ της μορφής

$$G = x^{-1} \quad (2.7)$$

$$\dot{x} = (\beta V_M + 0.5(\alpha - \beta)[|V_M + V_T| - |V_M - V_T|]) \times \theta(x - R_{\min})\theta(R_{\max} - x) \quad (2.8)$$

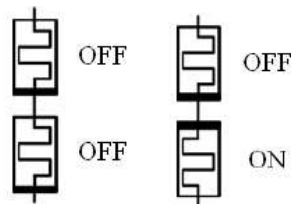
Θεωρούμε ότι $f(V_M) = \beta V_M + 0.5(\alpha - \beta)[|V_M + V_T| - |V_M - V_T|]$, με α, β σταθερές $\alpha = 100$, $\beta = 1000$, πλάτος της εφαρμοζόμενης τάσης $V_0 = 1 V$ και τάση κατωφλίου $V_T = 0.5 V$. Η αντίσταση αλλάζει μεταξύ δύο τιμών $R_{\max} = 500 \text{ Ohm}$ (κατάσταση OFF - High Resistance State, HRS) και $R_{\min} = 20 \text{ Ohm}$ (κατάσταση ON - Low Resistance State, LRS) με ρυθμό $\alpha \cdot V_M$, αν $|V_M| < V_T$ και με ρυθμό $\beta \cdot V_M$, αν $|V_M| > V_T$. Ο όρος $\theta(x - R_{\min})\theta(R_{\max} - x)$, όπου $\theta(\cdot)$ είναι η βηματική συνάρτηση, περιγράφει ότι αν η παράμετρος R ξεπεράσει τα όρια $[R_{\min}, R_{\max}]$, τότε η τιμή της μηδενίζεται. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης του μοντέλου φαίνονται στην εικόνα (2.4).



Εικόνα 2.4: Προσομοίωση απόκρισης memristive διάταξης για διαφορετικές συχνότητες.

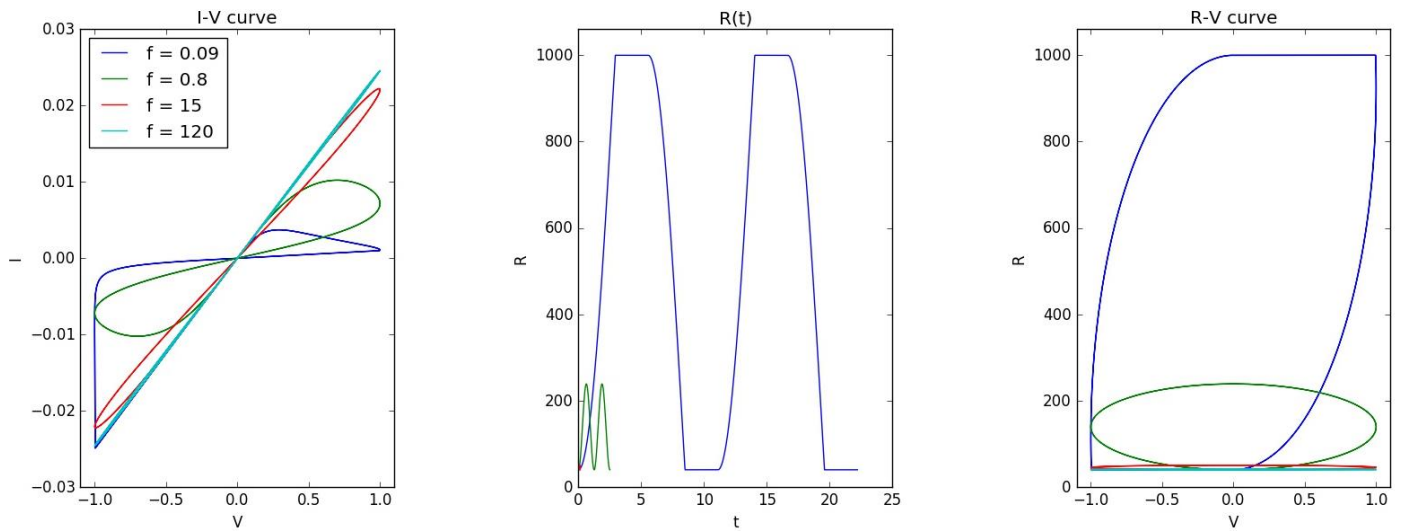
2.3.1 MEMRISTOR ΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΑ ΣΕ ΣΕΙΡΑ

Προσομοιώσαμε την συμπεριφορά κυκλωμάτων με δύο memristors συνδεδεμένα σε σειρά όπως περιγράφονται από τις σχέσεις (2.7) και (2.8). Η μνημαντίσταση προκύπτει από το άθροισμα των επιμέρους μνημαντιστάσεων του συστήματος.



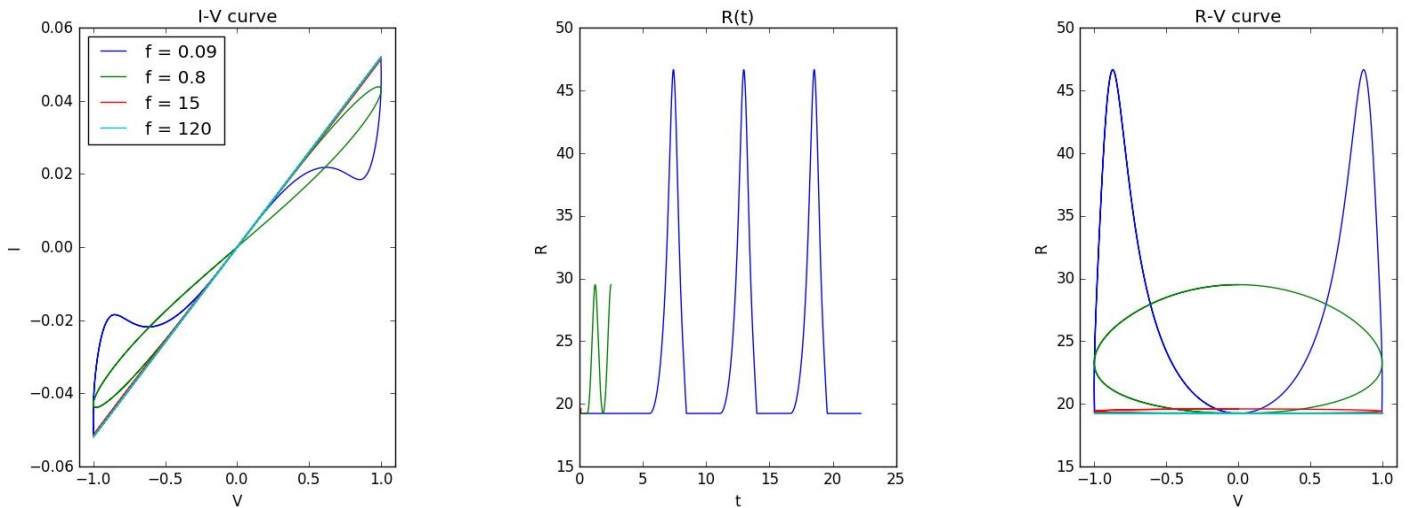
Εικόνα 2.5: Ζεύγη memristor συνδεδεμένα σε σειρά

Καταρχάς, εξετάσαμε την περίπτωση δύο FPM memristors (OFF/OFF) για διαφορετικές συχνότητες $f = 0.09, 0.8, 15, 120 \text{ Hz}$. Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνονται στην εικόνα. (2.6). Συμπεραίνουμε ότι όταν συνδέουμε σε σειρά «memristive» διατάξεις ίδιας πολικότητας και απόλυτα πανομοιότυπων ιδιοτήτων, τότε η συνολική συμπεριφορά τους μοιάζει με εκείνη ενός μεμονωμένου memristor αντίστοιχης πολικότητας. Παρατηρούμε ότι τα συνδεδεμένα στοιχεία σχηματίζουν ένα κύκλωμα διαιρέτη τάσης. Το προκύπτον κατώφλι της σύνθετης συσκευής υπολογίζεται ως το άθροισμα των μεμονωμένων κατωφλίων. Η μνημαντίσταση του συστήματος για συχνότητα $f = 0.09$ διπλασιάζεται και κυμαίνεται στο διάστημα $[2R_{ON}, 2R_{OFF}]$. Οι δυο συσκευές εναλλάσσουν την κατάσταση τους από OFF σε ON και αντίστροφα όταν η συνολική εφαρμοζόμενη τάση υπερβαίνει τα $|2V|$. Παρατηρούμε ότι οι λοβοί στο γράφημα της σύνθετης υστέρησης (I-V) είναι μικρότεροι, κυρίως επειδή διπλασιάστηκε η τιμή της R_{ON} . Από την βιβλιογραφία γνωρίζουμε ότι τα ίδια συμπεράσματα ισχύουν και στην περίπτωση που το κύκλωμα περιέχει δύο RPM memristors κατάστασης ON/ON. Δεδομένου ότι οι συσκευές είναι απολύτως πανομοιότυπες, η αντίστοιχη πτώση τάσης σε κάθε συσκευή κατά τη διάρκεια της προσομοίωσης είναι ίση. Επομένως και τα δύο στοιχεία μεταβαίνουν από το OFF στο ON ταυτόχρονα όταν η αντίστοιχη τάση στους ακροδέκτες τους υπερβαίνει την κατώτερη τιμή της τάσης κατωφλίου. Η αρνητική πόλωση προκαλεί μία ανάστροφη μορφή υστέρησης I-V στα memristor, τα οποία επιδεικνύουν μία ίδια αλλά αντίστροφη συμπεριφορά στα εφαρμοζόμενα σήματα.



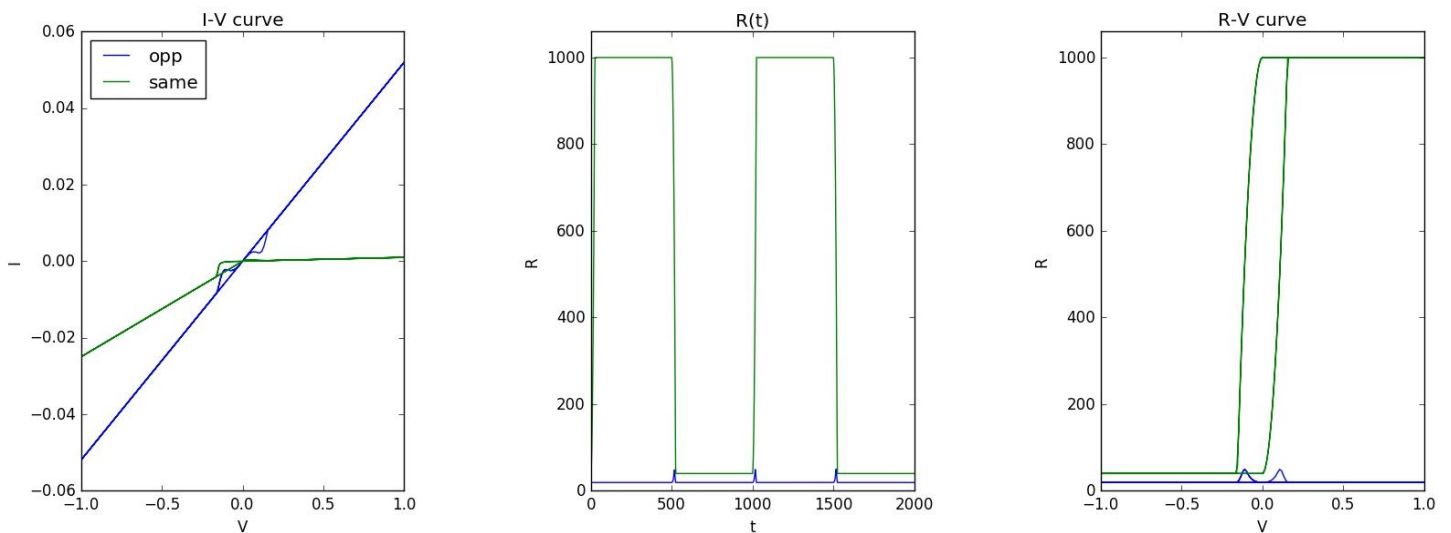
Εικόνα 2.6: Προσομοίωση σύνθετης απόκρισης κυκλώματος που αποτελείται από δύο memristor ίδια πολικότητας (FPM – OFF/OFF) συνδεδεμένων σε σειρά, για διαφορετικές συχνότητες

Η τρίτη περίπτωση της εικόνας (2.7) συνοψίζει τα αποτελέσματα προσομοίωσης για δύο συνδεδεμένα σε σειρά memristor που έχουν αντίθετες πολικότητες (FPM/RPM - OFF/ON). Θα σημειώσουμε ότι αντίθετες πολικότητες μαζί με διαφορετικές αρχικές καταστάσεις προκαλούν εξαιρετικά μη τετριμμένες σύνθετες αποκρίσεις στις εφαρμοζόμενες τάσεις. Εδώ εφαρμόζεται πρώτα μία θετική τάση, η οποία τείνει να μεταβάλλει μία FPM / RPM συσκευή από OFF/ON σε ON/OFF. Επομένως, κατά τη διάρκεια εφαρμογής μίας περιόδου (ωc) τάσης οι σύνθετες συσκευές πιθανόν να αλλάξουν τις καταστάσεις τους με έναν αμοιβαίο τρόπο, ενώ στο μεσοδιάστημα παρατηρείται μία ωμική συμπεριφορά. Η αντίσταση R_{min} παραμένει ίδια, ενώ η R_{max} μειώνεται. Παρατηρούμε επίσης ότι για $f = 0.09 \text{ Hz}$ προκύπτει μία απόλυτα συμμετρική καμπύλη I-V στη σύνθετη απόκριση, από μία ασύμμετρη καμπύλη I-V των μεμονωμένων διατάξεων.

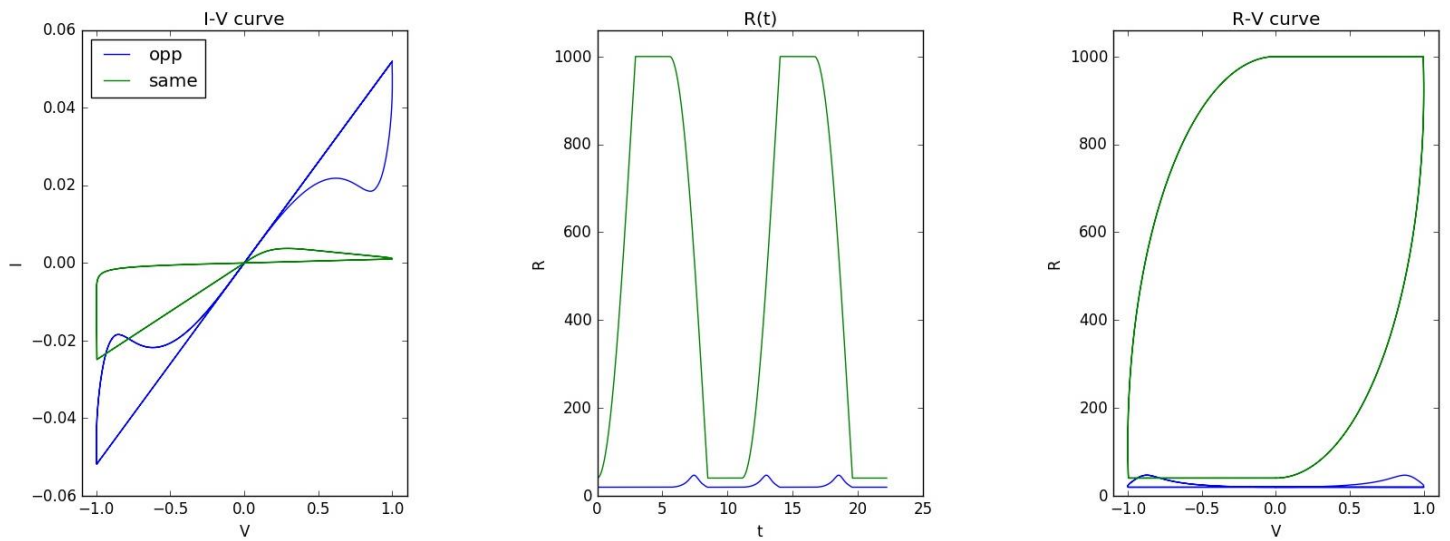


Εικόνα 2.7: Προσομοίωση σύνθετης απόκρισης κυκλώματος που αποτελείται από δύο memristors αντίθετης μεταξύ τους πολικότητας (FPM/RPM – OFF/ON) συνδεδεμένων σε σειρά, για διαφορετικές συχνότητες

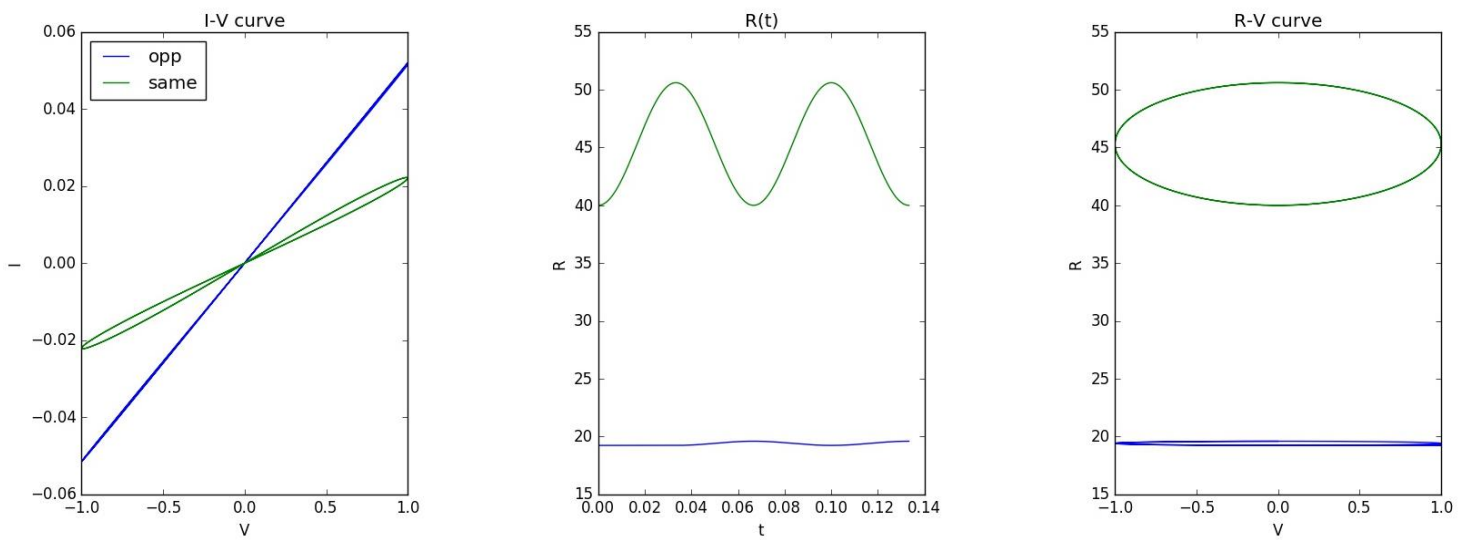
Στη συνέχεια συγκρίνουμε τα κυκλώματα FPM/FPM και FPM/RPM στα γραφήματα των εικόνων (2.8), (2.9), (2.10) για σήματα διαφορετικών συχνοτήτων ($f = 0.001, 0.09, 15 \text{ Hz}$). Παρατηρούμε ότι σε χαμηλές συχνότητες, τα memristor αντίθετης πολικότητας εναλλάσσουν την κατάσταση τους μεταξύ δύο συμμετρικών καταστάσεων, μία ελάχιστη αντίσταση και μία μέγιστη αντίσταση. Καθώς αυξάνουμε τη συχνότητα, προσεγγίζουν γρηγορότερα μία κατάσταση, κατά την οποία ο βρόχος υστέρησης τείνει να εξαφανιστεί και το ζεύγος λειτουργεί ως μη γραμμική αντίσταση.



Εικόνα 2.8: Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων σε σειρά memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων σε σειρά memristors, για σήμα συχνότητας $f = 0.001 \text{ Hz}$



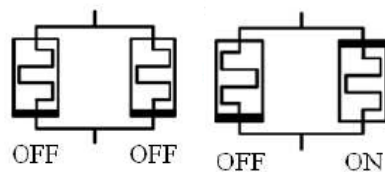
Εικόνα 2.9: Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων σε σειρά memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων σε σειρά memristors, για σήμα συχνότητας για σήμα συχνότητας $f = 0.09 \text{ Hz}$



Εικόνα 2.10: Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων σε σειρά memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων σε σειρά memristors, για σήμα συχνότητας για σήμα συχνότητας $f = 15 \text{ Hz}$

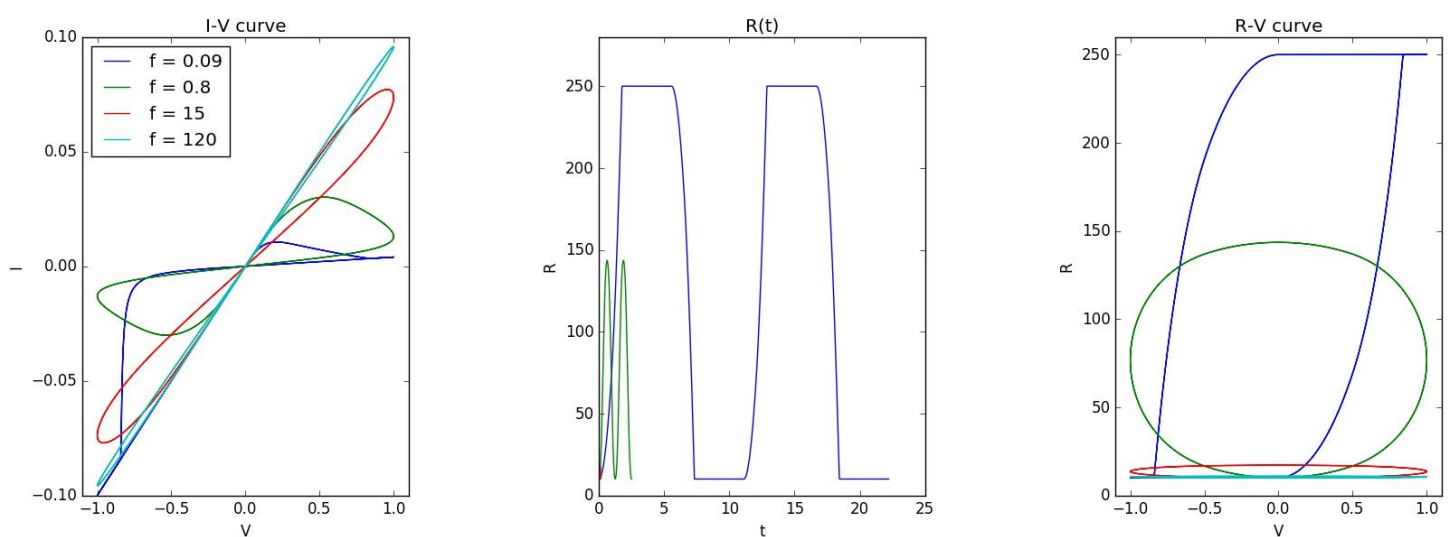
2.3.2 MEMRISTOR ΣΥΝΔΕΔΕΜΕΝΑ ΠΑΡΑΛΛΗΛΑ

Στην παρούσα ενότητα θεωρήσαμε και πάλι «memristive» διατάξεις όπως ορίζονται από τις σχέσεις (2.7) και (2.8). Στη συνέχεια, προσομοιώσαμε τη συμπεριφορά κυκλωμάτων με δύο απολύτως πανομοιότυπες συσκευές συνδεδεμένες παράλληλα. Σε αντιστοιχία με την προηγούμενη ενότητα, θα διερευνήσουμε τη σύνθετη απόκριση κυκλωμάτων, τα οποία περιέχουν δύο memristors ίδιας πολικότητας (FPM, OFF/OFF) και δύο memristors αντίθετης πολικότητας (FPM/RPM, OFF/ON). Η συνολική αντίσταση προκύπτει ως $R_p(x_1, x_2) = \frac{R_1(x_1)R_2(x_2)}{R_1(x_1)+R_2(x_2)}$.



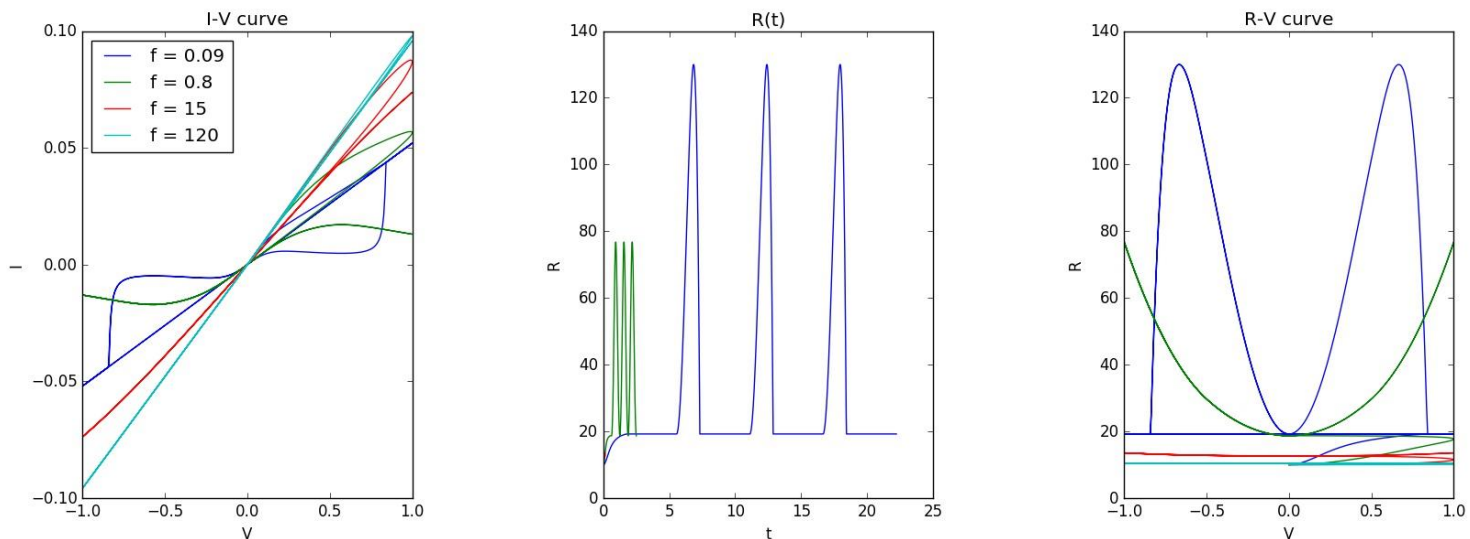
Εικόνα 2.11: Ζεύγη memristor συνδεδεμένα παράλληλα

Εξετάζουμε την πρώτη περίπτωση (FPM-OFF/OFF). Αναμένουμε ότι δύο memristors ίδιας πολικότητας συνδεδεμένα παράλληλα, σε γενικές γραμμές θα συμπεριφέρονται σαν μεμονωμένα memristors, αλλά η αντίσταση τους θα κυμαίνεται στο διάστημα $[R_{min}/2, R_{max}/2]$. Τα αποτελέσματα για σήματα διαφορετικών συχνοτήτων $f = 0.09, 0.8, 15, 120 \text{ Hz}$ φαίνονται στην εικόνα (2.12).



Εικόνα 2.12: Προσομοίωση σύνθετης απόκρισης κυκλώματος που αποτελείται από δύο memristor ίδιας πολικότητας (FPM – OFF/OFF) συνδεδεμένων παράλληλα, για διαφορετικές συχνότητες

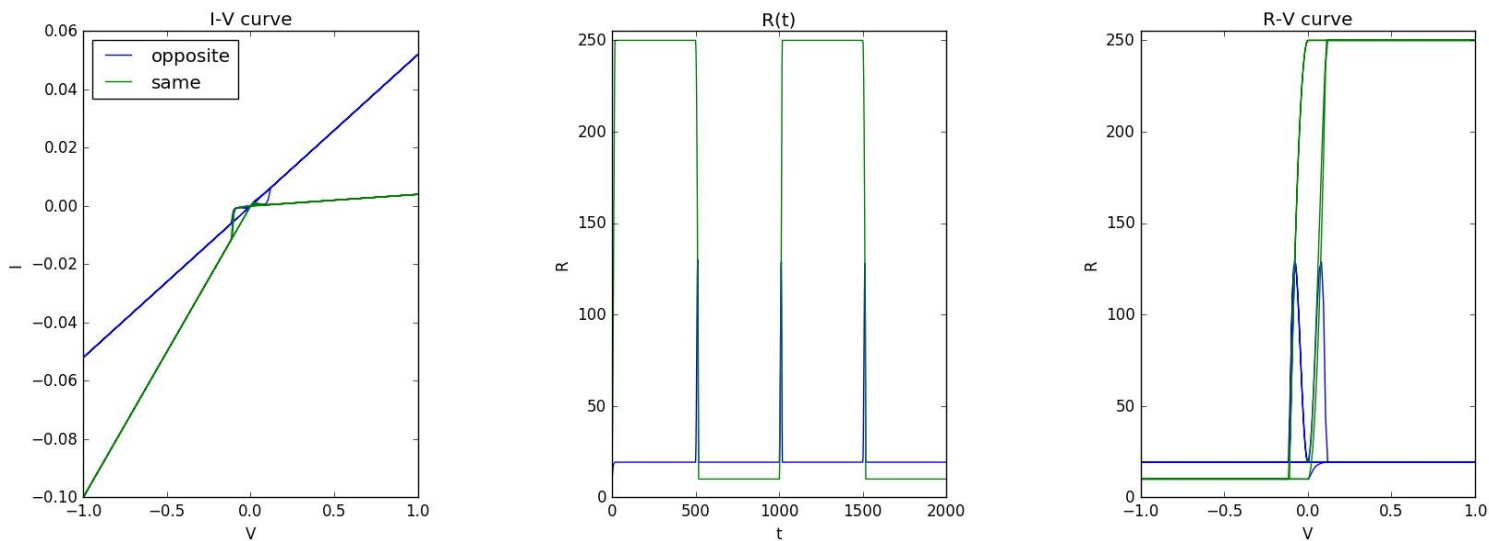
Στην περίπτωση της αντίθετης μεταξύ τους πολικότητας, τα memristor εναλλάσσουν την κατάσταση τους μεταξύ δύο συμμετρικών καταστάσεων, μία ελάχιστη αντίσταση και μία μέγιστη αντίσταση, όπως φαίνεται στην εικόνα (2.13). Παρατηρούμε επίσης, όπως και στην περίπτωση των δύο memristors αντίθετης μεταξύ τους πολικότητας συνδεδεμένα σε σειρά, ότι για μικρές συχνότητες η ελάχιστη αντίσταση παραμένει ίδια, ενώ μειώνεται κατά πολύ το μέγιστο της αντίστασης.



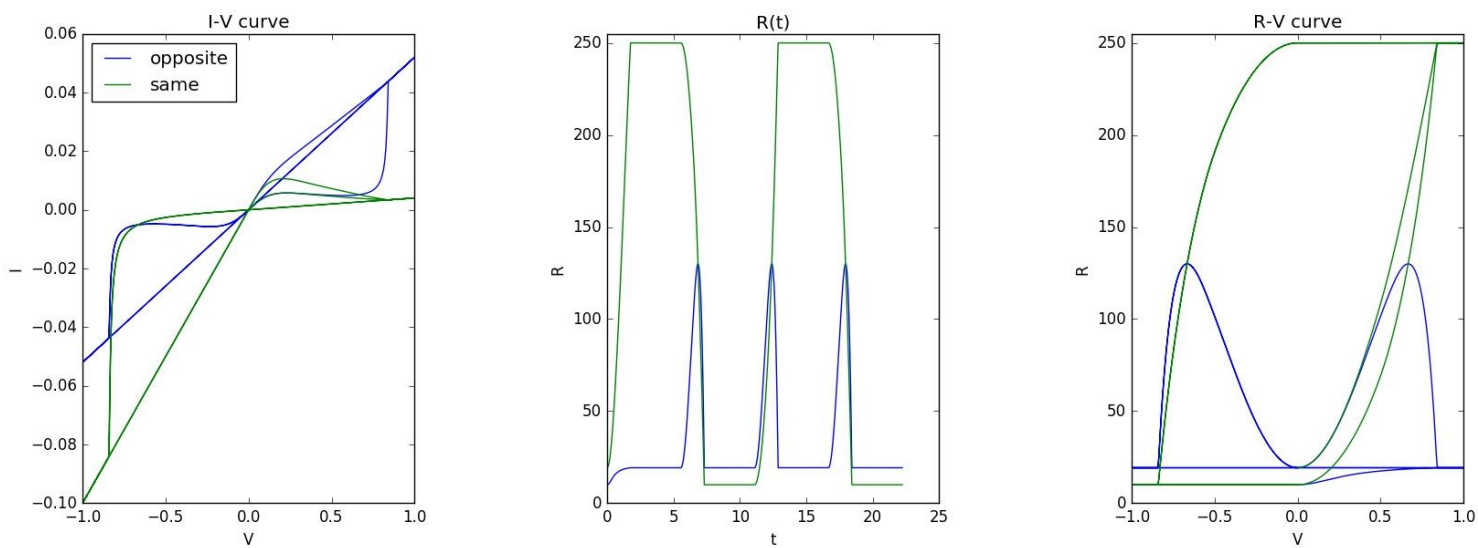
Εικόνα 2.13: Προσομοίωση σύνθετης απόκρισης κυκλώματος που αποτελείται από δύο memristors αντίθετης μεταξύ τους πολικότητας (FPM/RPM – OFF/ON) συνδεδεμένων παράλληλα για διαφορετικές συχνότητες

Ακολουθούν οι αντίστοιχες εικόνες προσομοίωσης για τη σύγκριση των FPM/FPM και FPM/RPM κυκλωμάτων στα γραφήματα των εικόνων (2.14), (2.15), (2.16) για σήματα διαφορετικών συχνοτήτων ($f = 0.001, 0.09, 15 \text{ Hz}$). Παρατηρούμε ότι σε χαμηλές συχνότητες, τα memristor αντίθετης πολικότητας εναλλάσσουν την κατάσταση τους μεταξύ δύο συμμετρικών καταστάσεων, μία ελάχιστη αντίσταση και μία μέγιστη αντίσταση. Όπως αναμένεται, καθώς αυξάνουμε τη συχνότητα, οι χαρακτηριστικές I-V τείνουν να γίνουν γραμμικές.

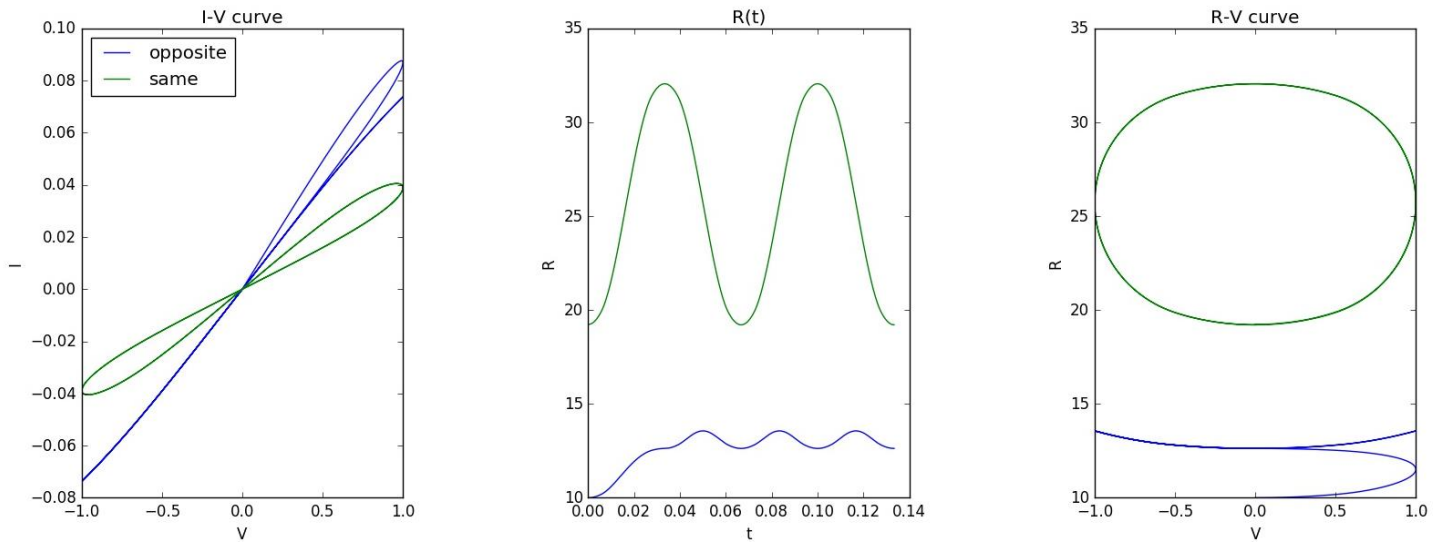
Σε σύγκριση με τα γραφήματα (2.8), (2.9), (2.10), παρατηρούμε ότι όταν συνδέουμε δύο memristor παράλληλα, μπορούμε να αναπαράγουμε φαινόμενα μνημαντίστασης με μεγαλύτερα σύνθετα ρεύματα. Επίσης, παρατηρούμε ότι όταν συνδέουμε memristor αντίθετης μεταξύ τους πολικότητας –είτε σε σειρά, είτε παράλληλα- μειώνονται δραματικά τα φαινόμενα της μη γραμμικότητας της μνημαντίστασης. Τα αποτελέσματα συμφωνούν με αυτά της βιβλιογραφίας [12], [14].



Εικόνα 2.14: Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων παράλληλα memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων παράλληλα memristors για σήμα συχνότητας για σήμα συχνότητας $f = 0.001 \text{ Hz}$



Εικόνα 2.15: Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων παράλληλα memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων παράλληλα memristors για σήμα συχνότητας $f = 0.09 \text{ Hz}$



Εικόνα 2.16: : Σύγκριση σύνθετης απόκρισης FPM/FPM – OFF/OFF συνδεδεμένων παράλληλα memristors και FPM/RPM – OFF/ON συνδεδεμένων παράλληλα memristors για σήμα συχνότητας $f = 15 \text{ Hz}$

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] L. Chua and S. M. Kang, "Memristive devices and systems," Proceedings of the IEEE, vol. 64, no. 2, pp. 209–223, 1976
- [2] J. J. Yang, D. B. Strukov, and D. R. Stewart. Memristive devices for computing. Nature Nanotechnology, 8:13{24, 2012.
- [3] D.B. Strukov, D. R. Stewart, J. Borghetti, X. Li, M. Pickett, G.M. Ribeiro, W. Robinett, G. Snider, J.P. Strachan, W. Wu, Q. Xia, J.J. Yang, and R.S. Williams. Hybrid cmos/memristor circuits. In Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on, pages 1967{1970, May 2010.
- [4] Konstantin K. Likharev and Dmitri B. Strukov. CMOL: Devices, circuits, and architectures. In Introducing Molecular Electronics, volume 680 of Lecture Notes in Physics, pages 447{477. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [5] Kwang-Ting Tim Cheng and Dmitri B. Strukov. 3D CMOS-memristor hybrid circuits: devices, integration, architecture, and applications. In ISPD'12, pages 33{40, 2012
- [6] Mohammed A an Zidan, Hossam Aly Hassan Fahmy, Muhammad Mustafa Hussain, and Khaled Nabil Salama. Memristor-based memory: The sneakpaths problem and solutions. Microelectronics Journal, 44(2):176 { 183, 2013.
- [7] Yakopcic, Chris and Tarek M. Taha. "Hybrid Crossbar Architecture for a Memristor Based Memory." (2013).
- [8] Dimitri B Strukov and Konstantin K Likharev. Prospects for terabit-scale nanoelectronic memories. Nanotechnology, 16(1):137, 2005.
- [9] G. S. Snider. Self-organized computation with unreliable, memristive nanodevices. Nanotechnology, 18, 2007.
- [10] Eike Linn, Roland Rosezin, Carsten Kugeler, and Rainer Waser. Complementary resistive switches for passive nanocrossbar memories. Nat Mater, 9(5):403{406, 2010.
- [11] Vourkas, Ioannis & Ch. Sirakoulis, Georgios. (2014). Nano-Crossbar Memories Comprising Parallel/Serial Complementary Memristive Switches. BioNanoScience. 4. 166-179. 10.1007/s12668-014-0132-y.
- [12] I. Vourkas, and G.Ch. Sirakoulis, Study of memristive elements networks, J. Nano Research 27 (2014), pp. 5-14
- [13] Memristive model of amoeba's learning. Massimiliano Di Ventra, Yuriy Pershin & S. La Fontaine.

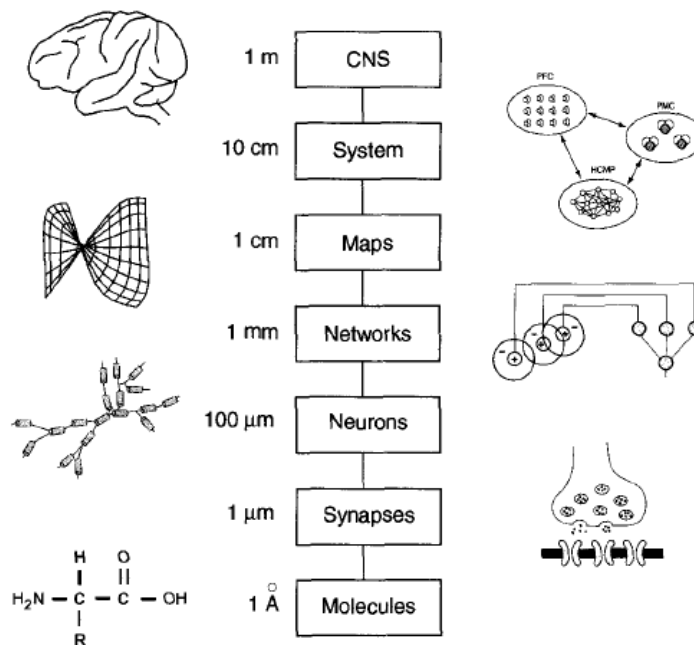
[14] R. K. Budhathoki, M. P. Sah, S. P. Adhikari, H. Kim and L. Chua, "Composite Behavior of Multiple Memristor Circuits," in IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, vol. 60, no. 10, pp. 2688-2700, Oct. 2013.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΤΟ MEMRISTOR ΣΕ ΡΟΛΟ ΣΥΝΑΨΗΣ

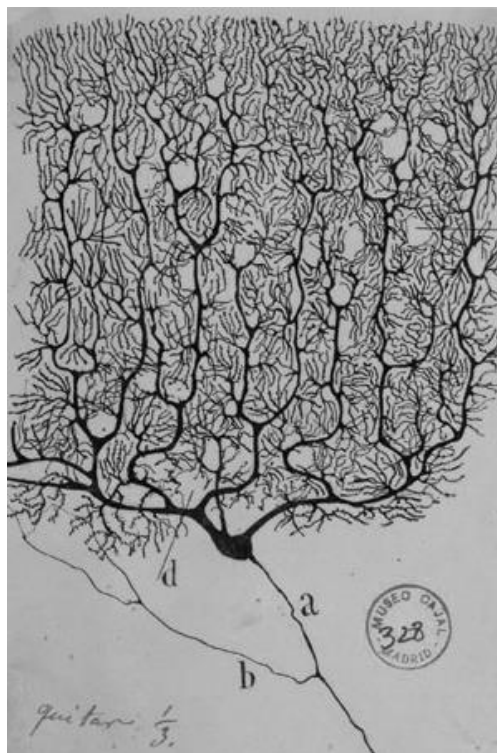
3.1 ΝΕΥΡΩΝΕΣ ΚΑΙ ΣΥΝΑΨΕΙΣ

Ο οργανισμός μας αντιλαμβάνεται τις μεταβολές του περιβάλλοντος και αντιδρά σ' αυτές. Το νευρικό σύστημα σε συνδυασμό με το σύστημα των ενδοκρινών αδένων διατηρούν σταθερές τις συνθήκες του εσωτερικού περιβάλλοντος του οργανισμού (όπως θερμοκρασία, συγκεντρώσεις διαφόρων συστατικών) παρά τις εξωτερικές μεταβολές. Τα όργανα του νευρικού συστήματος είναι ο εγκέφαλος και ο νωτιαίος μυελός, που αποτελούν το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα, ενώ τα νεύρα αποτελούν το Περιφερικό Νευρικό Σύστημα. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος θεωρείται ένα μοναδικά δομημένο λειτουργικό σύστημα υψηλής πολυπλοκότητας, με αποτέλεσμα την ώθηση των επιστημόνων να αναζητούν πηγές, ώστε να επηρεάσουν την εξέλιξη της τεχνολογίας. Οι νευρώνες και οι συνάψεις αποτελούν τις δύο βασικότερες υπολογιστικές μονάδες του εγκεφάλου, παράγοντας και μεταδίδοντας την ηλεκτρική δραστηριότητα που βρίσκεται πίσω από τους σύνθετους υπολογισμούς που εκτελεί ο εγκέφαλος.



Εικόνα 3.1: Παραδείγματα επιπέδων οργάνωσης νευρικού συστήματος διαφορετικής κλίμακας [1]

Ο όρος «νευρώνας» δίχασε τους νευροεπιστήμονες στο μεγαλύτερο μέρος του 19^{ου} αιώνα, λόγω της πλήρους έλλειψης συμφωνίας όσον αφορά τη βασική δομή του νευρικού συστήματος. Κάποιοι με επικεφαλή τον Golgi υποστήριζαν τη «θεωρία του νευρώνα», δηλαδή ότι το νευρικό σύστημα αποτελείται από ένα διάχυτο δίκτυο συνεχών ιστών ή δικτυωμάτων, που σχηματίζονται από τους συντηγμένους κλάδους των δενδριτών και των αξόνων. Στο απέναντι στρατόπεδο ο Santiago Ramon Cajal και οι υποστηρικτές του, αντέτειναν το «δόγμα του νευρώνα», υποστηρίζοντας ότι ο νευρώνας είναι η βασική, ανατομικώς διακριτή μονάδα του νευρικού συστήματος. Ο Cajal δημοσίευσε τις πλήρεις λεπτομέρειες του δόγματος των νευρώνων το 1894, θέτοντας τα θεμέλια της σύγχρονης νευροεπιστήμης. Το 1906 κέρδισε το Βραβείο Νόμπελ Ιατρικής του 1906, το οποίο μοιράστηκε με τον Golgi παρά την διαφωνία τους [2].

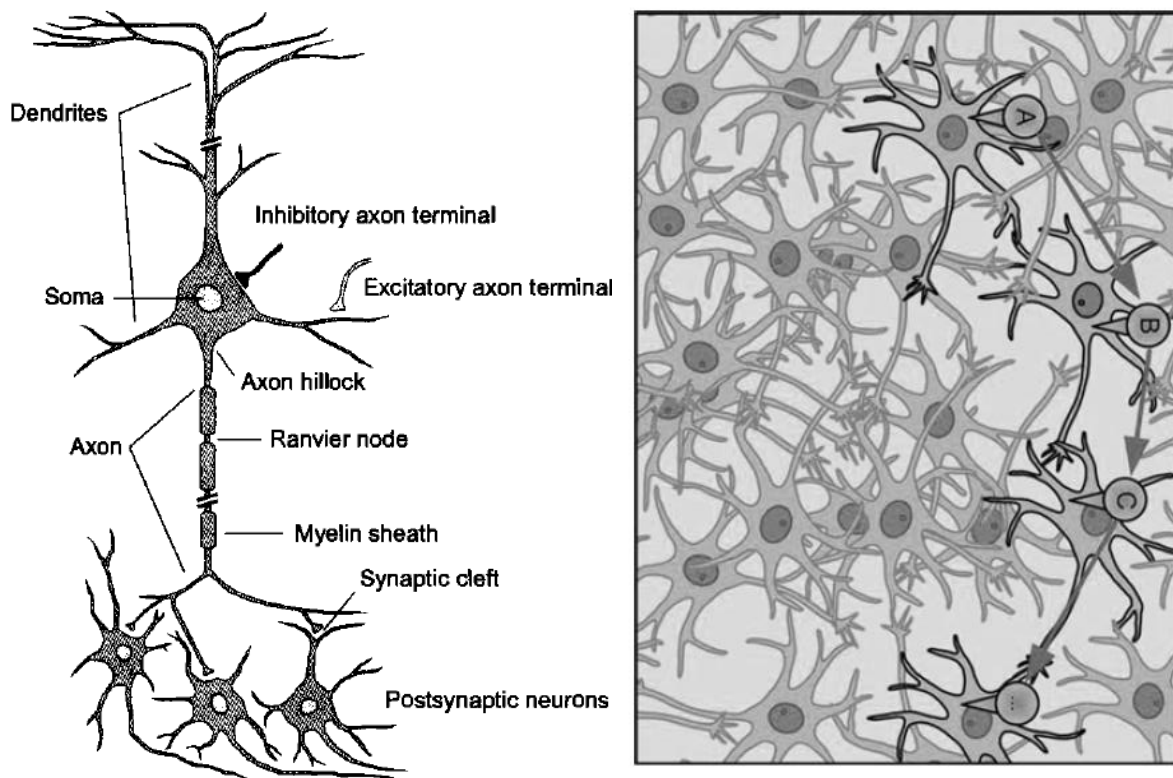


Εικόνα 3.2 : Ο Camillo Golgi ανέπτυξε μία τεχνική χρωματισμού των νευρικών κυττάρων, καθιστώντας δυνατή την απεικόνιση μεμονωμένων νευρώνων. Αργότερα, η τεχνική αυτή χρησιμοποιήθηκε από τον Santiago Ramon y Cajal [3].

Κάθε νευρώνας αποτελείται από το κυτταρικό σώμα και από τις νευρικές απολήξεις ή αποφυάδες. Το κυτταρικό σώμα περιέχει τον πυρήνα και τα οργανίδια του κυττάρου. Οι νευρικές απολήξεις διακρίνονται στους δενδρίτες και στον νευράξονα (ή νευρίτη). Οι δενδρίτες παίζουν τον ρόλο της «συσσκευής εισόδου», συλλέγοντας σήμα από διαφορετικούς νευρώνες και μεταδίδοντας το στο κυτταρικό σώμα. Το κυτταρικό σώμα με τη σειρά του παίζει τον ρόλο της «κεντρικής μονάδας επεξεργασίας», αφού εκτελεί ένα σημαντικό μη γραμμικό βήμα επεξεργασίας: Αν η συνολική είσοδος υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο όριο (κατώφλι), τότε παράγεται ένα σήμα εξόδου. Ο νευράξονας, ως «συσσκευή εξόδου», μεταδίδει το σήμα σε άλλους νευρώνες. Συνήθως

αναφερόμαστε στον νευρώνα που στέλνει ένα σήμα με τον όρο «προσυναπτικός νευρώνας» και στον νευρώνα που λαμβάνει ένα σήμα, με τον όρο «μετασυναπτικός νευρώνας».

Το σημείο της επικοινωνίας μεταξύ δύο νευρώνων ονομάζεται σύναψη. Οι συνάψεις είναι χασμοσύνδεσμοι $20 - 40 \text{ nm}$, υπεύθυνες για τη διάδοση ηλεκτρικών ή χημικών σημάτων μεταξύ των νευρώνων, αλλά και την κωδικοποίηση, την επεξεργασία και την ανίχνευση της πληροφορίας. Οι συνάψεις συμμετέχουν σε έναν τεράστιο αριθμό υπολογιστικών διεργασιών που επιτελούνται από τα νευρωνικά δίκτυα του εγκεφάλου. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 10^{11} νευρώνες και 10^{15} συνάψεις. Στον φλοιό των σπονδυλωτών (vertebrate cortex) συναντάμε κάθε νευρώνα να συνδέεται με περισσότερους από 10^4 μετασυναπτικούς νευρώνες μέσω νευροαξονικών τμημάτων, ενώ ο άξονας του μπορεί να εκτείνεται ώστε να φτάσει διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου [4] - [6].



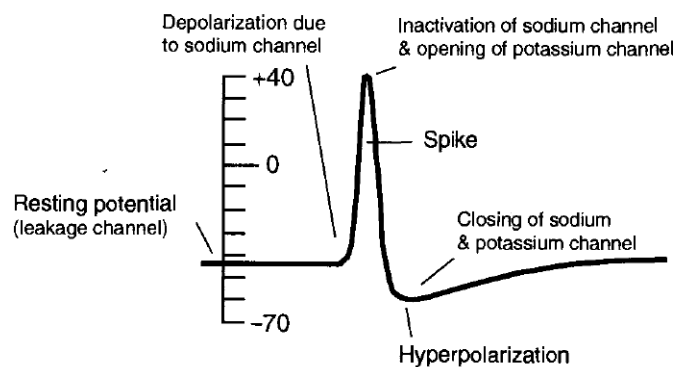
Εικόνα 3.3 : Αριστερά: Σχηματική αναπαράσταση νευρώνα και επικοινωνίας με διαφορετικούς νευρώνες μέσω της σύναψης (συναπτικής σχισμής, synaptic cleft) [1] Δεξιά: Δίκτυα νευρώνων για την μετάδοση της πληροφορίας [21]

3.2 ΤΟ ΔΥΝΑΜΙΚΟ ΕΝΕΡΓΕΙΑΣ

Κάθε νευρώνας περιβάλλεται από την κυτταρική μεμβράνη, η οποία τον ξεχωρίζει από το περιβάλλον του. Όλες οι κυτταρικές μεμβράνες παρουσιάζουν μία διαφορά δυναμικού μεταξύ της ενδοκυτταρικής και της εξωκυτταρικής πλευράς τους. Η διαφορά αυτή ονομάζεται δυναμικό μεμβράνης και συνιστά το κυριότερο λειτουργικό μέγεθος που μετράται σε ένα νευρικό κύτταρο.

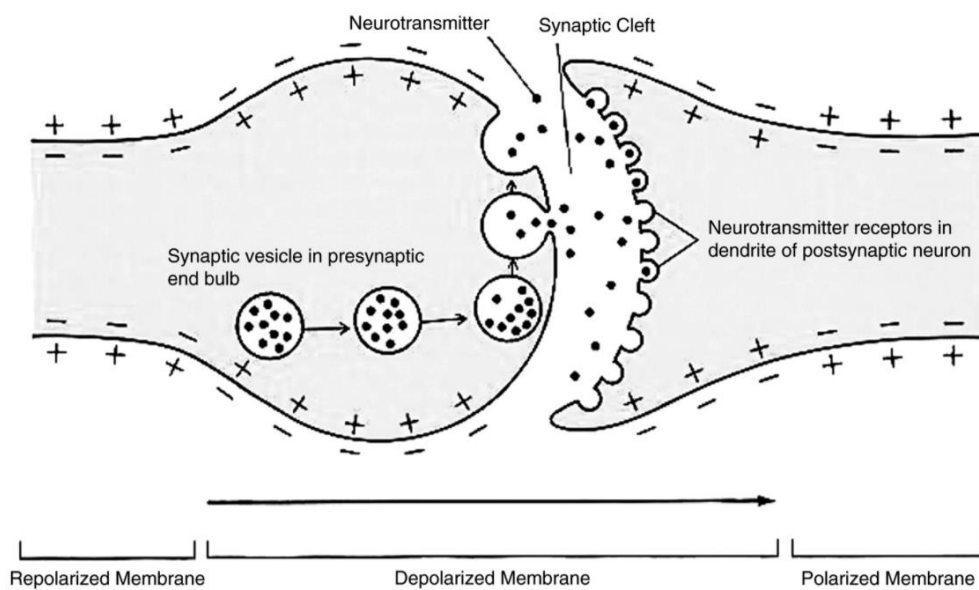
$$V_m = V_{in} - V_{out} \quad (3.1)$$

Στα κύτταρα που βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας, το δυναμικό μεμβράνης έχει μια σχετικά σταθερή τιμή, γνωστή ως δυναμικό ηρεμίας (resting potential). Ωστόσο, τα κύτταρα διεγείρονται συλλαμβάνοντας ερεθίσματα από το εσωτερικό και το εξωτερικό περιβάλλον. Στα διεγέρσιμα κύτταρα, τοποθετώντας ένα ηλεκτρόδιο κοντά στο κυτταρικό σώμα ή στον άξονα ενός νευρώνα, παρατηρούνται νευρωνικά σήματα, τα οποία αποτελούνται από ηλεκτρικούς παλμούς. Τα σήματα αυτά διακρίνονται σε δύο κατηγορίες. Το παραγωγικό δυναμικό ή δυναμικό του υποδοχέα και το δυναμικό ενέργειας. Το παραγωγικό δυναμικό είναι το σήμα εκπόλωσης του υποδοχέα. Τα σήματα εκπόλωσης αθροίζονται, αυξάνοντας το πλάτος του παραγωγικού δυναμικού (χωρική και χρονική άθροιση) και αν το αποτέλεσμα υπερβεί μία τιμή κατωφλίου, τότε ο νευρώνας ενεργοποιείται (ή διεγείρεται) κ παράγει δυναμικά ενέργειας. Τα δυναμικά ενέργειας (spikes/action potentials) αναπαριστούν την ξαφνική και παροδική αντιστροφή του δυναμικού ηρεμίας. Φθίνουν εκθετικά καθώς διαδίδονται κατά μήκος του νευροάξονα και προκαλούνται από μία σειρά αλλαγών της αγωγιμότητας της μεμβράνης σε ορισμένα ιόντα. Τα δυναμικά ενέργειας διαδίδονται κατά κύριο λόγο με κατεύθυνση «προς τα εμπρός». Ωστόσο, υπάρχουν σήματα που διαδίδονται κατά την αντίθετη κατεύθυνση (back-propagating action potentials) και πιστεύεται ότι παίζουν πολύ μεγάλο ρόλο στις συναπτικές τροποποιήσεις και στη μάθηση. Το πλάτος του παραγωγικού δυναμικού εξαρτάται από την ένταση του ερεθίσματος, ενώ στο δυναμικό ενέργειας το πλάτος είναι σταθερό καθ' όλην την πορεία του κατά μήκος του νευράξονα. Η διάρκεια του παραγωγικού δυναμικού μπορεί να είναι ίση με τη διάρκεια του ερεθίσματος, ενώ, στο δυναμικό ενέργειας η διάρκεια είναι πάντα σταθερή.



Εικόνα 3.4: Σχηματική παράσταση δυναμικού ενέργειας [1]

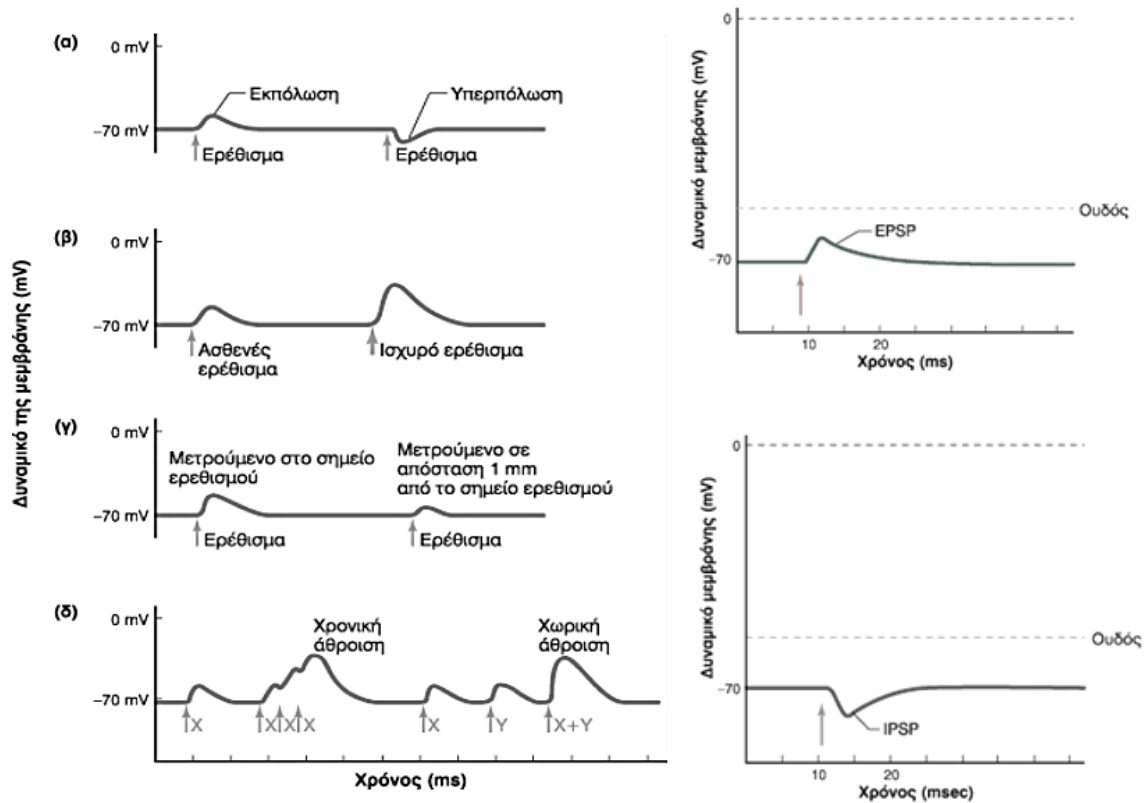
Η μορφή του νευρικού παλμού (spike trains) -ακολουθία δυναμικών ενέργειας- παραμένει σταθερή καθ' όλη τη διάρκεια της διάδοσης του κατά το μήκος του άξονα. Σημαντική πληροφορία βρίσκεται στον αριθμό και τον χρονισμό των δυναμικών ενέργειας. Η εξαπλώση της ηλεκτρικής δραστηριότητας των δενδριτών διακρίνεται στα συμβατικά δυναμικά ενέργειας, αλλά και στα ανάδρομα δυναμικά ενέργειας (back-propagating action potentials) τα οποία εξαπλώνονται ανάδρομα, δηλαδή προς τα πίσω. Το άνοιγμα και το κλείσιμο ιοντικών διαύλων μπορεί να φέρει μια απόκλιση του μεμβρανικού δυναμικού από το δυναμικό ηρεμίας, η οποία ονομάζεται εκπόλωση και παρατηρείται όταν το δυναμικό στο εσωτερικό του κυττάρου αυξάνεται. Αντίθετα, όταν το δυναμικό στο εσωτερικό του κυττάρου μειώνεται (γίνεται περισσότερο αρνητικό) παρατηρείται το φαινόμενο της υπερπόλωσης.



Εικόνα 3.5: Το φαινόμενο της συναπτικής διαβίβασης, μετάδοση της πληροφορίας δια μέσου της σύναψης [11]

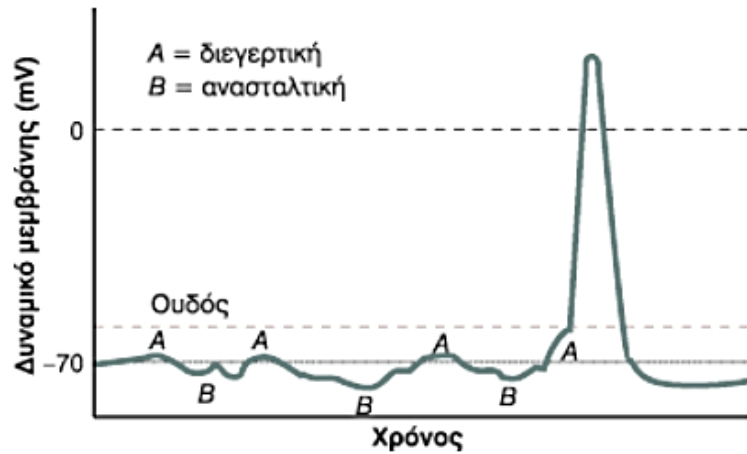
Κατά τη διαδικασία μετάδοσης της «πληροφορίας» στο κεντρικό νευρικό σύστημα, ιόντα ασβεστίου διαχέονται στο εσωτερικό ενός προσυναπτικού νευρώνα, προκαλώντας την απελευθέρωση των νευροδιαβιβαστών από τα συναπτικά κυστίδια. Οι νευροδιαβιβαστές διαχέονται στο συναπτικό κενό και προσδένονται στους υποδοχείς διαύλων νατρίου Na^+ σε ένα μετασυναπτικό νευρώνα, μεταβάλλοντας την ηλεκτρική του δραστηριότητα και κατ' επέκταση την αγωγιμότητα της μεμβράνης. Σαν αποτέλεσμα, οι διάυλοι ανοίγουν και τα ιόντα νατρίου διαχέονται εντός του κυττάρου. Τα δυναμικά ενεργείας μετατρέπονται σε διεγερτικά μετασυναπτικά δυναμικά EPSP (excitatory postsynaptic potentials) και ανασταλτικά μετασυναπτικά δυναμικά IPSP (inhibitory postsynaptic potentials). Η διαδικασία της άθροισης όλων των εισερχόμενων διεγερτικών και ανασταλτικών σημάτων σε έναν νευρώνα ονομάζεται συναπτική ολοκλήρωση. Αν το άθροισμά τους ξεπερνά ένα "κατώφλι" δυναμικού (δυναμικό ουδού ή ουδό πυροδότησης), τότε δημιουργείται ένα δυναμικό ενεργείας. Συγκεκριμένα, η επίδραση του διαβιβαστή μέσω αυτών των υποδοχέων μπορεί

να προκαλεί είτε εκπόλωση (depolarization) της μετασυναπτικής μεμβράνης αυξάνοντας την πιθανότητα δημιουργίας δυναμικού ενέργειας στον μετασυναπτικό νευρώνα (διεγερτικές συνάψεις) είτε υπερπόλωση (hyperpolarization) της μετασυναπτικής μεμβράνης, μειώνοντας την πιθανότητα δημιουργίας δυναμικού ενέργειας στον μετασυναπτικό νευρώνα (ανασταλτικές συνάψεις) [1], [4] – [10], [12].

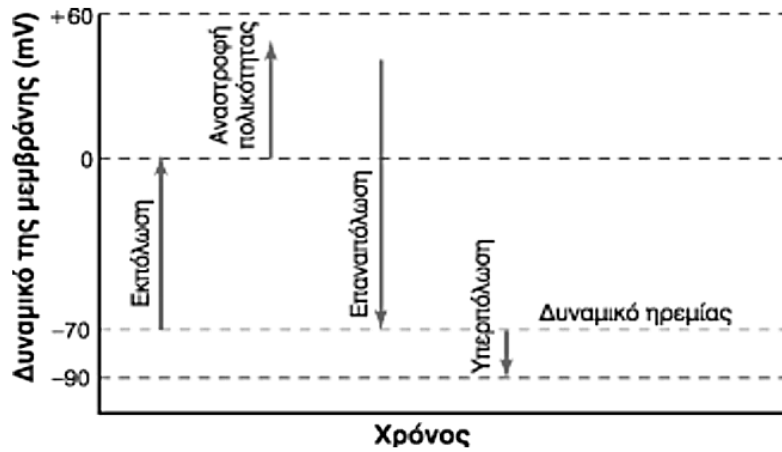


Εικόνα 3.6: Αριστερά:(α),(β),(γ) Κλιμακωτά δυναμικά, (δ) Φαινόμενα συναπτικής ολοκλήρωσης. Δεξιά πάνω: Διεγερτικό μετασυναπτικό δυναμικό (EPSP). Δεξιά κάτω: Ανασταλτικό δυναμικό (IPSP) [12]

Το δυναμικό της μεμβράνης του μετασυναπτικού νευρώνα είναι η συνισταμένη όλης της συναπτικής δραστηριότητας που εκδηλώνεται σε αυτόν σε συγκεκριμένο χρόνο. Στην περίπτωση των δυναμικών EPSP, η μετασυναπτική απόκριση καταλήγει σε εκπόλωση, άρα φέρνει το μεμβρανικό δυναμικό πιο κοντά στο δυναμικό ουδού. Στα δυναμικά IPSP, η μετασυναπτική απόκριση στο καταλήγει σε υπερπόλωση, άρα απομακρύνει το μεμβρανικό δυναμικό από το δυναμικό ουδού [7].



Εικόνα 3.7: Ο ρόλος του δυναμικού μεμβράνης όσον αφορά την πιθανότητα δημιουργίας δυναμικού ενέργειας στον μετασυναπτικό νευρώνα [12]



Εικόνα 3.8: Αλλαγές δυναμικού μεμβράνης. Κατά την εκπόλωση είναι λιγότερο αρνητικό από το δυναμικό ηρεμίας, στην αναστροφή πολικότητας το εσωτερικό δυναμικό μεμβράνης είναι θετικότερο του εξωτερικού του κυττάρου. Κατά την επαναπόλωση επιστρέφει σε αρνητικές τιμές αλλά ψηλότερες από το δυναμικό ηρεμίας, ενώ στην υπερπόλωση γίνεται περισσότερο αρνητικό από το δυναμικό ηρεμίας. [12]

3.3 ΤΟ ΦΑΙΝΟΜΕΝΟ ΤΗΣ ΠΛΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑΣ ΤΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ

3.3.1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ένας νευρώνας βομβαρδίζεται με χιλιάδες πληροφορίες κάθε δευτερόλεπτο. Αλλά ποιές είναι οι πιο σημαντικές; Ποιες πληροφορίες θα πρέπει να ακούσει ο νευρώνας και να μεταφέρει σε άλλους νευρώνες; Κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης του εγκεφάλου καθώς και κατά την διάρκεια του μηχανισμού μάθησης, αυτά τα ερωτήματα αποτελούν ίσως τα μεγαλύτερα προβλήματα για την μεγαλύτερη πλειοψηφία των νευρώνων. Πώς να επιλέξει σωστά και να διαχωρίσει τις πληροφορίες από τους γείτονες του; Με τι κριτήρια θα πρέπει να αποφασίσει και πού πρέπει να δώσει προσοχή;

Η έννοια της πλαστικότητας είναι μία έννοια με ευρεία χρήση στον τομέα της νευροεπιστήμης. Διέπεται από την ιδέα της εν δυνάμει συνεχούς μεταβολής και ευχέρειας για μετατροπή, υπογραμμίζοντας την συνεχώς μεταβαλλόμενη κατάσταση του νευρικού συστήματος. Ο όρος συναπτική πλαστικότητα (synaptic plasticity) αποτελεί το μοναδικό φαινόμενο που θεωρείται ότι προσεγγίζει τα χαρακτηριστικά της συμπεριφορικής μνήμης. Υπογραμμίζει ότι η αρχιτεκτονική οργάνωση του εγκεφάλου ενός ανθρώπου δεν είναι στατική, αλλά υπόκειται σε συνεχή τροποποίηση μέσω επιδράσεων από το εσωτερικό και εξωτερικό περιβάλλον, σε συνδυασμό με γενετικούς παράγοντες. Η σχέση μεταξύ προσυναπτικής και μετασυναπτικής ηλεκτρικής δραστηριότητας καλείται συναπτική αποτελεσματικότητα (synaptic efficacy) και μετράται μέσω του μεγέθους του μετασυναπτικού δυναμικού που προκαλείται από τη δημιουργία ενός δυναμικού ενέργειας στον προσυναπτικό νευρώνα. Η συναπτική πλαστικότητα στην ουσία αντανακλά την μεταβολή της συναπτικής αποτελεσματικότητας. Κατηγοριοποιείται σε βραχύχρονη και μακρόχρονη και ρυθμίζεται από μία πληθώρα νευροδιαβιβαστών, νευροτροποποιητών και άλλων ουσιών. Η θεμελιώδης νευροβιολογική διεργασία η οποία θεωρείται ότι βρίσκεται πίσω από την μάθηση και την μνήμη, είναι το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής ενδυνάμωσης (long-term potentiation, LTP) και συνίσταται σε ενδυνάμωση της αποτελεσματικότητας των συνάψεων (διεγερτικές συνάψεις) και κατ' επέκταση της συνδεσιμότητας των νευρώνων. Κατ' αντίστοιχο τρόπο, ορίζεται το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής καταστολής (long-term depression, LTD), η οποία και αφορά μείωση της αποτελεσματικότητας των συνάψεων, οδηγώντας σε ανασταλτικές συνάψεις [13] – [15].

3.3.2 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ

Φαινόμενα μνήμης συναντάμε σε όλους τους οργανισμούς που διαθέτουν νευρικό σύστημα, αντιλαμβάνονται το περιβάλλον και προσαρμόζουν την συμπεριφορά τους με βάση προηγηθείσες εμπειρίες.

Το κεντρικό ερώτημα που απασχολεί τη νευροεπιστήμη, είναι το πως επιτυγχάνεται η μάθηση και η μνήμη. Η έρευνα και οι ρίζες της σημερινής ιδέας του μηχανισμού STDP ξεκινάει από

πολύ παλιά [15]. Όπως προαναφέραμε, η έννοια της συναπτικής πλαστικότητας στηρίζεται πάνω στην έννοια της μεταβολής, η μελέτη της οποίας υπήρξε βασικό στοιχείο της προσωκρατικής φιλοσοφίας. Στον Πλάτωνα και στο έργο του «Θεαίτητος» ανήκουν οι πρώτες γραπτές μαρτυρίες που έφτασαν στα χέρια μας για τις μόνιμες φυσικές αλλαγές που μας δημιουργούν η αντίληψη και η σκέψη. Υπεύθυνο θεωρούσε ένα «κέρυνο εκμαγείο» σε επαφή με την ψυχή, όπου η απομνημόνευση όσων αντιληφθούμε υλοποιείται σε αποτυπώματα με μορφή δακτυλιδιών. Τη σκυτάλη πήρε ο Αριστοτέλης, ο οποίος εισήγαγε για πρώτη φορά την έννοια του άγραφου πίνακα (Tabula Rasa) στο έργο του «Περί Ψυχής», ορίζοντας την κατάσταση που γεννιέται ο άνθρωπος σαν κενή γνώσεων και εμπειριών. Ήρθε σε ρήξη με τον Πλάτωνα που υποστήριζε το αντίθετο και από τότε το θέμα συνέχισε να απασχολεί τους φιλοσόφους. Φιλόσοφοι του 17^{ου} και 18^{ου} αιώνα, όπως οι Thomas Hobbes και David Hume οδήγησαν σε μία στροφή της φιλοσοφίας προς τον εμπειρισμό, δίνοντας φυσική βάση στη μνήμη, τη μάθηση και τη συμπεριφορά, μέσα από τη σύνδεσή τους με την εμπειρία που αποκτάται από τις αισθήσεις. Η μελέτη της μνήμης και το βιολογικό υπόβαθρο της συμπεριφοράς και των αλλαγών της, είχε μπει στο στόχαστρο της επιστήμης.

Ο ψυχολόγος και φιλόσοφος William James φαίνεται να είναι ο πρώτος (1890) που αναφέρθηκε πιο αναλυτικά στη δυνατότητα της αναδιοργάνωσης του εγκεφάλου μας. Έβαλε την έννοια της πλαστικότητας σαν ένα σύνολο αλλαγών στο νευρικό σύστημα, οι οποίες και καθορίζουν συμπεριφορές συνήθειας. Την ίδια εποχή ο Ισπανός ιστολόγος και πρωτοπόρος νευροεπιστήμονας Santiago Ramon Cajal αναγνωρίζει την ύπαρξη εξειδικευμένων επαφών μεταξύ των νευρώνων και αποδίδει τις μακρόχρονες μεταβολές στον εγκέφαλο μέσα από την εμπειρία, στη δυνατότητα αλλαγής αυτών των συνδέσεων. Ο Γερμανός εξελικτικός βιολόγος και ερευνητής μνήμης Richard Semon στο βιβλίο του "Στην μνήμη" (1904) επινοεί τον όρο "έγγραμμα" (engram), περιγράφοντας την συνέπεια ενός ερεθίσματος σαν ένα σύμπλεγμα αποτυπωμάτων, σαν αλλαγή που γίνεται στον εγκέφαλο και η οποία καταλήγει σε αυτό που ονομάζουμε μνήμη. Τα βασικά στοιχεία της θεωρίας του Semon, όπως το έγγραμμα και η δημιουργία κυτταρικών συναθροίσεων μέσα από συγχρονισμένη και επαναλαμβανόμενη δραστηριότητα, τα συναντάμε και στις σύγχρονες θεωρίες. Την ίδια χρονική περίοδο και άλλοι επιστήμονες όπως ο Αμερικανός φυσιολόγος Forbes, ενισχύουν την έρευνα με τις απόψεις τους πως η μνήμη διατηρείται με δυναμικές αλλαγές σε κλειστά δίκτυα νευρώνων που αυτοδιεγείρονται.

Αργότερα, ο Πολωνός νευροφυσιολόγος Konorski (1948) καθώς και ο Καναδός νευροψυχολόγος Hebb (1949) διατύπωσαν παρόμοιες ιδέες όσον αφορά την εξήγηση της δυναμικής σύνδεσης των νευρώνων. Η βασική ιδέα, χρησιμοποιώντας τα λόγια του νευροεπιστήμονα Shatz (1992), ήταν ότι «τα κύτταρα που διεγείρονται μαζί, συνδέονται μεταξύ τους» («Neurons that fire together wire together»), προσπαθώντας να δώσουν έμφαση στον χρονικό συσχετισμό της δραστηριοποίησης των νευρώνων, ο οποίος οδηγεί στη δημιουργία νέων λειτουργικών νευρωνικών δικτύων. Πιο συγκεκριμένα, αν ένα κύτταρο διεγείρεται συστηματικά λίγο πριν από ένα άλλο, η διέγερση του πρώτου μπορεί να έχει αιτιώδη συνάφεια με τη διέγερση του δεύτερου και να αποτυπώνεται στην μνήμη μέσω της ενδυνάμωσης των συναπτικών συνδέσεων, μία έννοια γνωστή ως συναπτική πλαστικότητα. Με λίγα λόγια ο χρόνος έχει σημασία γιατί μπορεί να υποδεικνύει αιτιότητα.

Παρόλο που ο Hebb πρότεινε το 1949 έναν κανόνα μνήμης και μάθησης [17], [27] όσον αφορά τον χρονισμό των δυναμικών (“When an axon of cell A is near enough to excite a cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic change takes place in one or both cells such that A’s efficiency, as one of the cells firing B, is increased.”), η άποψη ότι η συνακόλουθη δραστηριότητα σε συνδεδεμένους νευρώνες έχει ουσιαστική σημασία στην πλαστικότητα, κυριάρχησε στην έρευνα των νευροεπιστημόνων μέχρι τα μέσα του 1990. Αν και είχαν πραγματοποιηθεί ορισμένες μελέτες πάνω στο ζήτημα (π.χ Levy and Steward, 1983), συνήθως οι νευροεπιστήμονες δεν λάμβαναν υπόψιν τους τον ακριβή χρονισμό των δυναμικών ενέργειας στα πειράματά τους.

Στα μέσα της δεκαετίας του 1990 μετά από τις δημοσιεύσεις αρκετών μελετών, άλλαξε ριζικά η αντίληψη μας. Οι θεωρητικοί άρχισαν να συνειδητοποιούν τη σημασία της χρονικής τάξης για τη μεταφορά και την αποθήκευση πληροφοριών στα νευρωνικά δίκτυα. Από την άλλη πλευρά, οι πειραματιστές που σχεδόν αγνοούσαν τελείως τον χρόνο σαν παράγοντα στα πειράματά τους, ανακάλυψαν πειραματικά ότι οι συναπτικές συνδέσεις του εγκεφάλου υπόκεινται σε μηχανισμούς που τις καθιστούν ευαίσθητες στο χρονισμό των δυναμικών. Έτσι γεννήθηκε η έννοια της πλαστικότητας, εξαρτώμενης από τον χρονισμό των δυναμικών (Spike – Timing – Dependent Plasticity ή STDP), μέσω των πρώτων μελετών του Henry Markram (Markram and Sakmann, 1995, Markram et al., 1997) και Gerstner et al. (1996) [18], [19]. Κατά τη διάρκεια της τελευταίας δεκαετίας, ο μηχανισμός STDP αποτέλεσε αντικείμενο έρευνας πολλών νευροεπιστημόνων σε παγκόσμιο επίπεδο, δίνοντας ένα πειραματικά αποδεδειγμένο μοντέλο. Ωστόσο, οι βασικές μοριακές και ηλεκτροχημικές αρχές πίσω από το φαινόμενο, εξακολουθούν να βρίσκονται υπό συζήτηση. Ο βαθμός πολυπλοκότητας αυξάνεται εκθετικά στην προσπάθεια κατανόησης των μηχανισμών εκείνων που δημιουργούν ένα νευρικό δίκτυο, αποθηκεύουν την πληροφορία και επιτρέπουν την μελλοντική της ανάσυρση [6], [13] – [17].

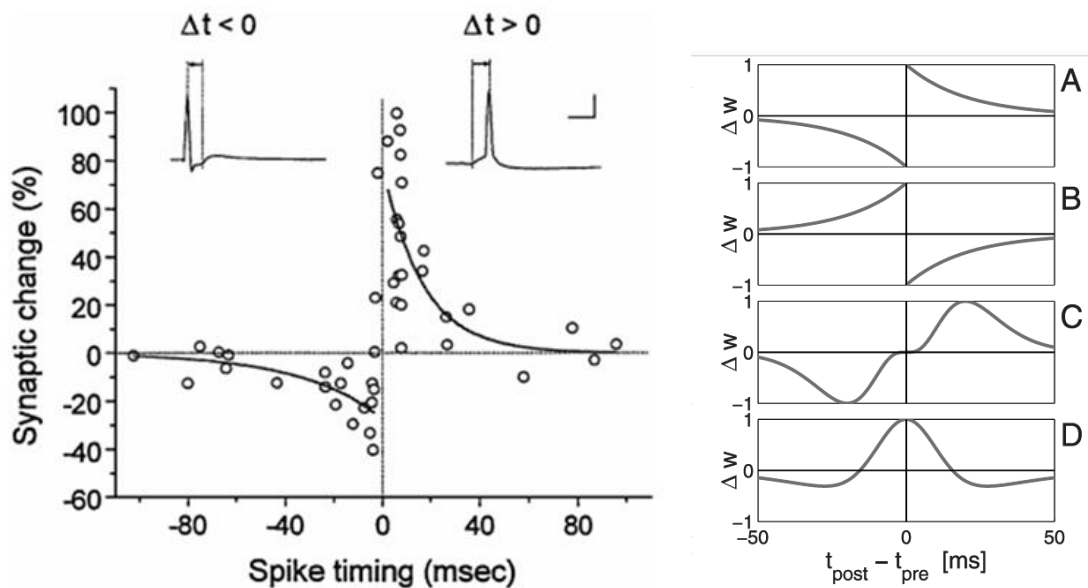
3.3.3 ΠΛΑΣΤΙΚΟΤΗΤΑ ΕΞΑΡΤΩΜΕΝΗ ΑΠΟ ΤΟΝ ΧΡΟΝΙΣΜΟ ΤΩΝ ΔΥΝΑΜΙΚΩΝ (STDP)

Βάσει της STDP, η μνήμη και η μάθηση είναι λειτουργίες που εξαρτώνται από μία χρονικά συνδυασμένη προσυναπτική και μετασυναπτική ενεργοποίηση των νευρώνων του αντίστοιχου νευρικού δικτύου, μέσα από το οποίο διέρχεται η πληροφορία. Η σύμπτωση μεταξύ διέγερσης του προσυναπτικού νευρώνα και εκπόλωσης του μετασυναπτικού νευρώνα εντός ενός στενού χρονικού διαστήματος (μερικά ms), αποτελεί την κρίσιμη συνθήκη για μακρόχρονη συναπτική ενδυνάμωση (LTP), με τις ιδιαίτερα μακρόχρονες μορφές πλαστικότητας να οδηγούν σε μόνιμες αλλαγές στην φυσιολογία των νευρώνων. Με απλά λόγια, ένας νευρώνας ως δομική μονάδα ενός νευρωνικού δικτύου, μπορεί να καθορίσει ποιοι γειτονικοί νευρώνες «αξίζει να εισακουστούν», ενισχύοντας τις συνάψεις που προβλέπουν την δραστηριότητα του. Ωστόσο, ο νευρώνας δίνει λιγότερη προσοχή στους γείτονες που μιλάνε με «ακανόνιστο» τρόπο. Σπουδαίος είναι και ο ρόλος των ανάδρομων δυναμικών ενέργειας στον μετασυναπτικό νευρώνα, τα οποία προσφέρουν παραπλήσια φαινόμενα συναπτικής ενδυνάμωσης.

Αν θεωρήσουμε ότι ένα προσυναπτικό δυναμικό ενέργειας λαμβάνει χώρα την χρονική στιγμή t_{pre} , ένα μετασυναπτικό δυναμικό ενέργειας την χρονική στιγμή t_{post} και τη διαφορά τους $\Delta T = t_{post} - t_{pre}$, τότε ορίζουμε τον κατά Hebb μηχανισμό της πλαστικότητας εξαρτώμενης από τον χρονισμό των δυναμικών (Spike-Timing-Dependent Plasticity ή STDP) ως εξής [14], [25].

- i. Το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής ενδυνάμωσης (long-term potentiation, LTP) συμβαίνει όταν τα προσυναπτικά δυναμικά ενέργειας (spikes) προηγούνται των μετασυναπτικών δυναμικών ενέργειας ($\Delta T > 0$), ενώ
- ii. το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής καταστολής (long-term depression, LTD) συμβαίνει όταν τα μετασυναπτικά δυναμικά ενέργειας προηγούνται των προσυναπτικών ($\Delta T < 0$).

Οι ερευνητές Guo-qiang Bi και Mu-ming Poo, στην έρευνα τους για τους μηχανισμούς μνήμης στον ιππόκαμπο αρουραίου [24], παρατήρησαν ένα κρίσιμο χρονικό παράθυρο των $\pm 40 - 80 \text{ ms}$ όσον αφορά τη διαφορά των χρόνων ενεργοποίησης των προσυναπτικών και μετασυναπτικών δυναμικών ενέργειας (ΔT), κατά το οποίο λαμβάνουν χώρα οι διάφορες συναπτικές τροποποιήσεις .



Εικόνα 3.9: Αριστερά: Σχηματική παράσταση του μηχανισμού STDP, όπως παρατηρήθηκε πειραματικά από τους Bi & Poo. [24] Δεξιά: Διαφορετικές μορφές του μηχανισμού STDP [23]

Δεν υπάρχει αμφιβολία ότι ο μηχανισμός STDP είναι ένα ενδιαφέρον και καινοφανές παράδειγμα της πλαστικότητας του εγκεφάλου, με μεγάλη βιολογική και υπολογιστική συνάφεια. Εντούτοις, αυτό δεν σημαίνει ότι μπορεί να αποτελέσει πανάκεια για όλα τα νευροεπιστημονικά

προβλήματα. Γνωρίζουμε πλέον με σαφήνεια, ότι τα κύτταρα που «πυροδοτούν» ή αλλιώς διεγείρονται μαζί, σχηματίζουν ένα δίκτυο, αλλά την έλευση του STDP ακολούθησαν αμέτρητα ερωτήματα. Μπορούμε να είμαστε βέβαιοι για την εγκυρότητα ή ακόμα και την καθολική ισχύ του μηχανισμού STDP στον εγκέφαλο; Οι περισσότερες μελέτες και τα περισσότερα πειράματα έχουν πραγματοποιηθεί μέσω τεχνητών προτύπων κυτταρικής δραστηριότητας σε ειδικά εργαστηριακά «πιάτα» που χρησιμοποιούνται για την καλλιέργεια ζωντανών κυττάρων, τα επονομαζόμενα «τρυβλία πέτρι» , γνωστά ως «petri dishes» [15]. Ο μηχανισμός STDP υπάρχει σε όλα τα ζωικά είδη; Υπάρχει τρόπος ενεργοποίησης και απενεργοποίησης του; Ο άνθρωπος συνεχώς μαθαίνει, επανασυνδέοντας το μυαλό του σε κάθε ερέθισμα που συναντά. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος διαθέτει επιλεκτικά φίλτρα όταν πρόκειται για την αποθήκευση πληροφοριών. Ωστόσο, το ζήτημα της μνημονικής αποθήκευσης παραμένει αναπάντητο. Κανένα μοριακό μοντέλο δεν είναι σε θέση να προτείνει ένα ολοκληρωμένο μοντέλο μηχανισμού [26]. Ύστερα από την σημαντική ανακάλυψη του μηχανισμού STDP, είναι πλέον επιτακτική η ανάγκη για την καλύτερη κατανόηση του φαινομένου.

3.4 MEMRISTIVE STDP

Πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι η ιδιότητα της μνημαντίστασης, θα μπορούσε να κρύβεται πίσω από το βιολογικό φαινόμενο του μηχανισμού STDP [22]. Από την άλλη πλευρά, όσον αφορά το πεδίο της Νευρομορφικής Μηχανικής, τα αποτελέσματα αυτά παρέχουν σαφείς υποδείξεις για τον τρόπο με τον οποίο θα μπορούσαν να υλοποιηθούν οι κανόνες μάθησης STDP στη δημιουργία νευρομορφικών διατάξεων με τη χρήση memristors. Για παράδειγμα, μπορούν να κατασκευαστούν memristor crossbar δομές που να συνδέουν στρώματα νευρώνων, όπως φαίνεται στην εικόνα (2.1). Οι τεχνητοί νευρώνες μπορούν να κατασκευαστούν χρησιμοποιώντας συμβατική τεχνολογία CMOS, ενώ οι προκύπτουσες -βάση επιλογής των υλικών- διατάξεις memristor στα σημεία επικοινωνίας των νευρώνων, μπορούν να αναπαράγουν λειτουργίες παρόμοιες με αυτές των συνάψεων [33] – [36]. Προκειμένου να εξοπλιστεί το σύστημα με τον μηχανισμό μάθησης STDP, οι CMOS νευρώνες θα πρέπει να παράγουν πλήρως ασύγχρονα δυναμικά ενέργειας, τα οποία θα διαδίδονται όχι μόνο ως προς την συμβατική φορά διάδοσης, αλλά και προς τα πίσω με κάποιο συντελεστή απόσβεσης.

Ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό της επιστήμης της Νευρομορφικής Μηχανικής (Neuromorphic engineering) είναι ότι συνδυάζει με πολύ άμεσο τρόπο γνώσεις σχεδόν από όλες τις περιοχές των φυσικών επιστημών, όπως την βιολογία, την φυσική, την χημεία, τα μαθηματικά, την επιστήμη των υπολογιστών και την μηχανική. Σκοπός είναι να δημιουργήσει τεχνητά νευρωνικά συστήματα, όπως συστήματα όρασης, ακουστικούς επεξεργαστές και αυτόνομα ρομπότ, των οποίων η φυσική αρχιτεκτονική και οι αρχές σχεδιασμού βασίζονται σε βιολογικά νευρικά συστήματα. Ο όρος «νευρομορφικό» προτάθηκε από τον Carver Mead το 1989 για να περιγράψει συστήματα υψηλής κλίμακας ολοκλήρωσης (Very Large Scale Integration, VLSI) που περιέχουν ηλεκτρονικά αναλογικά κυκλώματα, τα οποία μιμούνται τις νευροβιολογικές αρχιτεκτονικές που υπάρχουν στο νευρικό μας σύστημα [36]. Σήμερα ο όρος αυτός χρησιμοποιείται για να περιγράψει τόσο αναλογικά όσο και

ψηφιακά ή ανάμεικτα αναλογικά/ψηφιακά συστήματα VLSI που υλοποιούν μοντέλα νευρωνικών συστημάτων ποικίλων διεργασιών (αντίληψη, έλεγχο κινητήρα ή αισθητηριακή επεξεργασία) καθώς και αλγόριθμους λογισμικού.

Αν όντως η ιδιότητα της μνημαντίστασης (memristance) συσχετίζεται με τον βιολογικό μηχανισμό STDP, πρόσφατες ανακαλύψεις στην επιστήμη της Νανοφυσικής θα μπορούσαν να ρίξουν φώς στην κατανόηση των μοριακών μηχανισμών της επιστήμης της νευρολογίας [22]. Παράλληλα, νέες νευρομορφικές συσκευές θα οδηγήσουν την εξέλιξη της τεχνολογίας σε μία νέα γενιά αυτοπροσαρμοζόμενων ευφυειών μηχανών. Έχει αποδειχθεί ότι με τον συνδυασμό μοντέλων memristor και ηλεκτρικών σημάτων παρόμοιων με τα δυναμικά ενέργειας (spikes), τα οποία μπορούν να υλοποιηθούν μέσω τεχνητών νευρώνων, αναδύεται το φαινόμενο του μηχανισμού STDP. Το memristor είναι παθητικό στοιχείο που εξαρτάται από το ιστορικό των τιμών αντίστασης (εξαρτάται από την μεταβλητή κατάστασης), διαθέτει πολικότητα και εξαρτάται από τη συχνότητα του σήματος. Έχει αποδειχθεί ότι η σύναψη έχει παρόμοιες ιδιότητες και υπάρχει μία αναλογία μεταξύ της μη πτητικότητας του memristor και της μακρόχρονης συναπτικής ενδυνάμωσης (LTP) της σύναψης [31].

Στην παρούσα ενότητα, θα εξετάσουμε το μοντέλο που πρότειναν οι Linares et al. [22], [28], [30] και υποθέτει ότι η σύναψη διαθέτει μνημαντίσταση. Έχοντας ως βάση τον μηχανισμό STDP που αφορά των χρονισμό των δυναμικών ενέργειας, δίνεται έμφαση σε δύο παράγοντες. Πρώτον, το σχήμα των δυναμικών ενέργειας και δεύτερον την ύπαρξη κατωφλίου, η οποία καθορίζει τις συναπτικές τροποποιήσεις.

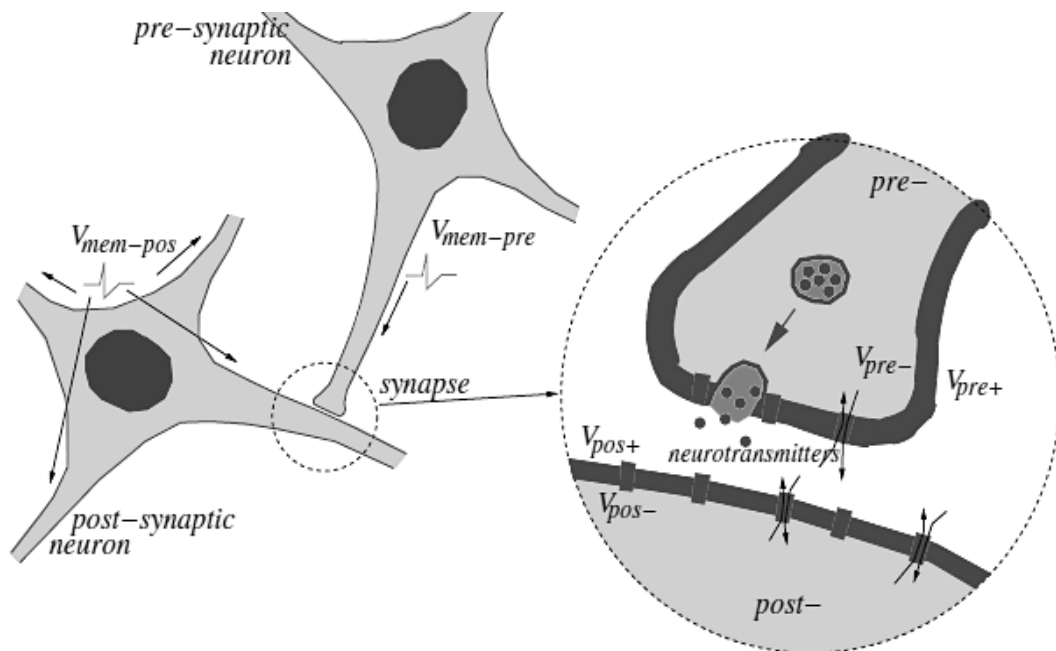
Θα εξηγήσουμε πως προκύπτει ο κανόνας STDP, συνδυάζοντας δυναμικά ενέργειας που μεταφέρονται από τους προ- και μετά- συναπτικούς νευρώνες με μοντέλα μνημαντίστασης (memristor) στη θέση των συνάψεων. Το γεγονός αυτό βοηθά να κατανοήσουμε ότι οι παράμετροι της μνημαντίστασης και των νευρωνικών δικτύων «ρυθμίζουν» τον μηχανισμό STDP και είναι ικανό να προσφέρει νέα δεδομένα στην επιστήμη της νευρολογίας, ενώ ταυτόχρονα αποσκοπεί στην ενσωμάτωση των μηχανισμών μάθησης STDP σε μία νέα γενιά υπολογιστών. Θα δείξουμε επίσης πώς μπορούν να προσομοιωθούν διεγερτικές και ανασταλτικές συνάψεις χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο memristor, έχοντας υπόψιν ότι οι νευρώνες μπορούν επίσης να περιγραφούν συμπεριφορικά σε προσομοιωτές ηλεκτρικού κυκλώματος. Θα δούμε επίσης πώς το σχήμα των δυναμικών ενέργειας αποτελεί το κρίσιμο συστατικό στοιχείο, το οποίο επηρεάζει και καθορίζει τον μηχανισμό STDP και πώς μεταβάλλοντάς το διαμορφώνεται ο κανόνας μάθησης [22].

Όπως προαναφέραμε, οι νευρώνες ανταλλάσσουν πληροφορίες στην περιοχή των συνάψεων. Η εικόνα (3.10) απεικονίζει δύο νευρώνες που συνδέονται μέσω μίας σύναψης. Ο προ-συναπτικός νευρώνας στέλνει ένα προ-συναπτικό δυναμικό ενέργειας $V_{mem-pre}(t)$ μέσω ενός από τους άξονες του.

Τα δυναμικά ενέργειας είναι δυναμικά μεμβράνης, δηλαδή η διαφορά δυναμικού που παρατηρείται από το εξωτερικό της κυτταρικής μεμβράνης V_{pre+} σε σχέση με το εσωτερικό V_{pre-} . Κατ' αυτόν τον τρόπο προκύπτει ότι

$$V_{mem-pre} = V_{pre+} - V_{pre-} \quad (3.2)$$

$$V_{mem-pos} = V_{pos+} - V_{pos-} \quad (3.3)$$



Εικόνα 3.10: Σχηματική παράσταση δυναμικού μεμβράνης [22]

Το σωρευτικό αποτέλεσμα από προσυναπτικά δυναμικά ενέργειας (προερχόμενα από έναν ή περισσότερους προσυναπτικούς νευρώνες) θα προκαλέσει τελικά τη δημιουργία ενός δυναμικού ενέργειας στον μετασυναπτικό νευρώνα. Κάθε σύναψη χαρακτηρίζεται από μία "συναπτική δύναμη" που ονομάζεται συναπτικό βάρος (w) και καθορίζει την αποτελεσματικότητα ενός προσυναπτικού δυναμικού ενέργειας όσον αφορά τη συμβολή του στη σωρευτική δράση του μετασυναπτικού νευρώνα. Το συναπτικό βάρος θα μπορούσε να ερμηνευτεί ως το μέγεθος ή ο αριθμός των πακέτων των νευροδιαβιβαστών που απελευθερώνονται κατά τη διάρκεια ενός προσυναπτικού δυναμικού. Ωστόσο, στην ανάλυση μας, θα δώσουμε μία γενικότερη ερμηνεία στο συναπτικό βάρος w , ως

κάποιο είδος διαρθρωτικής παραμέτρου της σύναψης (όπως η ποσότητα μιας ή περισσότερων μεταβολικών ουσιών) που ελέγχει άμεσα την αποτελεσματικότητα της ανά παλμό. Το συναπτικό βάρος συναντάται στην φύση ως μη πτητικό και αναλογικό στοιχείο που αλλάζει με την πάροδο του χρόνου ως συνάρτηση της δραστηριότητας των προ- και μετα-συναπτικών νευρώνων (όπως προτάθηκε από τον Hebb το 1949 «Όταν ένας άξονας του κυττάρου A είναι αρκετά κοντά ώστε να διεγείρει ένα κύτταρο B και συμμετέχει στην επανειλημμένη ενεργοποίησή του, τότε κάποιες μεταβολικές αλλαγές λαμβάνουν χώρα και η συναπτική σύνδεση μεταξύ των δύο ενισχύεται»).. Προκύπτει η μαθηματική περιγραφή του κανόνα STDP.

$$\Delta w = \xi(\Delta T), \text{ όπου } \Delta T = t_{pos} - t_{pre} \quad (3.4)$$

Το σχήμα της συνάρτησης ξ φαίνεται στην εικόνα (3.9), βάσει πειραματικών δεδομένων των Bi και Poo (2001) [24]. Όπως εξηγήσαμε στην προηγούμενη ενότητα, για $\Delta T > 0$, τα προσυναπτικά δυναμικά ενέργειας (spikes) προηγούνται των μετασυναπτικών δυναμικών ενέργειας και παρατηρούμε το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής ενδυνάμωσης (long-term potentiation, LTP). Συνεπώς, $\Delta w > 0$. Αντίθετα, για $\Delta T < 0$, τα μετασυναπτικά δυναμικά ενέργειας προηγούνται των προσυναπτικών και παρατηρούμε το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής καταστολής (long-term depression, LTD) με συνακόλουθη μεταβολή στο συναπτικό βάρος $\Delta w < 0$. Η συνάρτηση εκμάθησης $\xi(\Delta T)$ του κανόνα STDP περιγράφεται με μαθηματικό τρόπο στην Υπολογιστική Νευροεπιστήμη ως εξής

$$\xi(\Delta T) = \begin{cases} \alpha^+ e^{-\Delta T/\tau^+}, & \text{αν } \Delta T > 0 \\ -\alpha^- e^{\Delta T/\tau^-}, & \text{αν } \Delta T < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

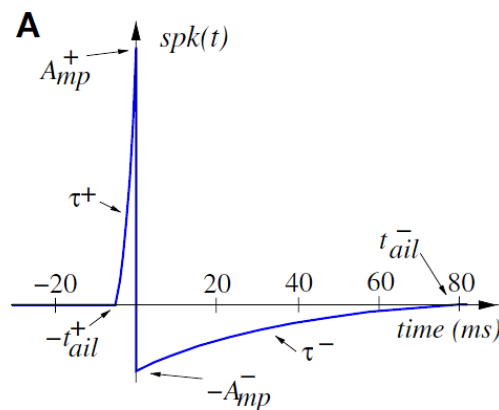
Η ικανότητα της σύναψης να εναλλάσσει το είδος της απόκρισής της ανάλογα με το προσπίπτον ερέθισμα, μας θυμίζει την λειτουργία του μνημαντιστάτη. Προκειμένου να συσχετίσουμε τον βιολογικό μηχανισμό μάθησης STDP με το φαινόμενο της μνημαντίστασης (memristance), χρειαζόμαστε ένα ελεγχόμενο από τάση/ρόη memristor με οριακή συμπεριφορά (κατωφλίου), εκθετική συμπεριφορά πέρα από το όριο και αμφίδρομη συμπεριφορά (ώστε να είναι δυνατή η αύξηση και η μείωση της μεταβλητής w).

Θεωρούμε ένα ελεγχόμενο από τάση memristor, όπως το ορίσαμε στο κεφάλαιο 1 μέσω των σχέσεων (1.3), (1.4) ως $i_{MR} = G(w, v_{MR})v_{MR}$, $dw/dt = f(w, v_{MR})$. Είδαμε ότι η μεταβλητή κατάστασης w του memristor εκφράζει μία διαφορίσιμη μεταβλητή του συστήματος, που αντιστοιχεί στην κατάσταση στην οποία βρίσκεται το memristor (συνήθως αφορά μία δομική παράμετρο), i_{MR} είναι το ρεύμα που ρέει δια μέσου της συσκευής, v_{MR} είναι η τάση στα άκρα της και G η μη γραμμική αγωγιμότητα του memristor. Θεωρούμε τη συνάρτηση f μία τμηματική συνάρτηση (piecewise function), όπως την ορίσαμε στην σχέση (1.7) δεδομένης μίας τάσης κατωφλίου v_{th} . ($f(v_{MR}) = I_0 \text{sign}(v_{MR})[e^{v_{MR}/v_0} - e^{v_{th}/v_0}]$, αν $|v_{MR}| > v_{th}$ και $f(v_{MR}) = 0$, διαφορετικά). Καθίσταται αναγκαίο να ορίσουμε την πολικότητα του memristor. Θεωρούμε ότι αν η εφαρμοζόμενη θετική τάση v_{MR} είναι αρκετά μεγάλη ώστε να ξεπερνά το θετικό κατώφλι, τότε αυξάνεται η αγωγιμότητα του memristor. Διαφορετικά εάν η εφαρμοζόμενη αρνητική τάση v_{MR} αυξάνεται πέραν του αρνητικού ορίου, τότε μειώνεται η αγωγιμότητά του. (εικόνα 1.3)

Ο καθοριστικός παράγοντας της συσχέτισης του φαινομένου της μνημαντίστασης και του μηχανισμού STDP, είναι το σχήμα των ηλεκτρικών παλμών, δηλαδή των δυναμικών ενέργειας ή δράσης (spikes) στην ορολογία των νευροεπιστημόνων. Το ακριβές σχήμα τους είναι δύσκολο να μετρηθεί, επειδή οι πειραματικές διατάξεις επηρεάζουν τις μετρήσεις εισάγοντας τα λεγόμενα σφάλματα μέτρησης. Κατά τη διάρκεια των ετών, έχουν καταγραφεί διαφορετικές μορφές δυναμικών ενέργειας για διαφορετικούς τύπους νευρώνων, αν και γενικά παρουσιάζουν κάποια ομοιότητα μεταξύ τους. Υποθέτουμε ένα δυναμικό ενέργειας με την ακόλουθη μαθηματική περιγραφή:

$$spk(t) = \begin{cases} A_{mp}^+ \frac{e^{t/\tau_{ail}^+} - e^{-t_{ail}^+/\tau_{ail}^+}}{1 - e^{-t_{ail}^+/\tau_{ail}^+}}, & \text{αν } -t_{ail}^+ < t < 0 \\ -A_{mp}^- \frac{e^{-t/\tau_{ail}^-} - e^{-t_{ail}^-/\tau_{ail}^-}}{1 - e^{-t_{ail}^-/\tau_{ail}^-}}, & \text{αν } 0 < t < t_{ail}^- \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (3.6)$$

Καθώς παράγεται ένα δυναμικό ενέργειας (spike onset), το οποίο συμβαίνει κατά τη διάρκεια ενός χρονικού διαστήματος t_{ail}^+ , η τάση της μεμβράνης αυξάνεται εκθετικά μέχρι ένα μέγιστο θετικό πλάτος A_{mp}^+ . Ύστερα, αλλάζει γρήγορα σε ένα ελάχιστο αρνητικό πλάτος $-A_{mp}^-$ και επιστρέφει ομαλά στο δυναμικό ηρεμίας (spike offset) κατά τη διάρκεια ενός χρονικού διαστήματος t_{ail}^- . Οι παράμετροι τ^+ και τ^- ελέγχουν την καμπύλότητα της διαδικασίας onset και offset του δυναμικού ενέργειας. Ένα δυναμικό τέτοιου τύπου φαίνεται στην εικόνα (3.11).



Εικόνα 3.11: Σχηματική παράσταση δυναμικού ενέργειας όπως ορίζεται από την σχέση (3.6) [28]

Θεωρούμε την περίπτωση προ- και μετα-συναπτικών νευρώνων ίδιου τύπου ώστε να παράγουν το ίδιο δυναμικό ενέργειας που περιγράφεται από τη σχέση (3.6). Αξονες και δενδρίτες λειτουργούν σαν γραμμές μεταφοράς, επομένως αναμένεται κάποια εξασθένιση όταν τα δυναμικά ενέργειας φτάνουν στις αντίστοιχες συνάψεις. Έστω α_{pre} ο συντελεστής απόσβεσης για το προσυναπτικό δυναμικό και α_{pos} για το μετασυναπτικό δυναμικό. Προκύπτουν οι σχέσεις

$$V_{mem-pre}(t) = \alpha_{pre} spk(t - t_{pre}) \quad (3.7)$$

$$V_{mem-pos}(t) = \alpha_{pos} spk(t - t_{pos}) \quad (3.8)$$

Όταν και τα δύο δυναμικά είναι ταυτόχρονα παρόντα στις δύο κυτταρικές μεμβράνες της σύναψης, οι τασοελεγχόμενοι δίαυλοι παραμένουν ανοιχτοί για κάποιο μικρό χρονικό διάστημα. Είναι λογικό να υποθέσουμε ότι κατά την διάρκεια αυτή θα μπορούσε να υπάρχει μία διαδρομή, η οποία θα επέτρεπε τη μεταφορά των ουσιών από το εσωτερικό του ενός κυττάρου στο εσωτερικό του γειτονικού κυττάρου και αντίστροφα. Ας υποθέσουμε τώρα ότι μία τέτοια κίνηση ουσιών υπακούει σε ένα νόμο που είναι παρόμοιος με εκείνον που περιγράφεται από το φαινόμενο της μνημαντίστασης (memristance). Αυτό σημαίνει ότι θα έχουμε μια διάταξη μνημαντίστασης δύο ακροδεκτών μεταξύ των εσωτερικών πλευρών των δύο κυττάρων. Πιο συγκεκριμένα, μεταξύ V_{pos-} και V_{pre-} , όπως φαίνεται στην (3.10). Συνεπώς, η τάση του memristor θα είναι $v_{MR} = V_{pre-} - V_{pos-}$. Ωστόσο, επειδή οι εξωτερικές πλευρές των δύο κυτταρικών μεμβρανών απέχουν ελάχιστη απόσταση, θεωρούμε περίπου ίσες τις δύο τάσεις V_{pos+} , V_{pre+} . Προκύπτει ότι

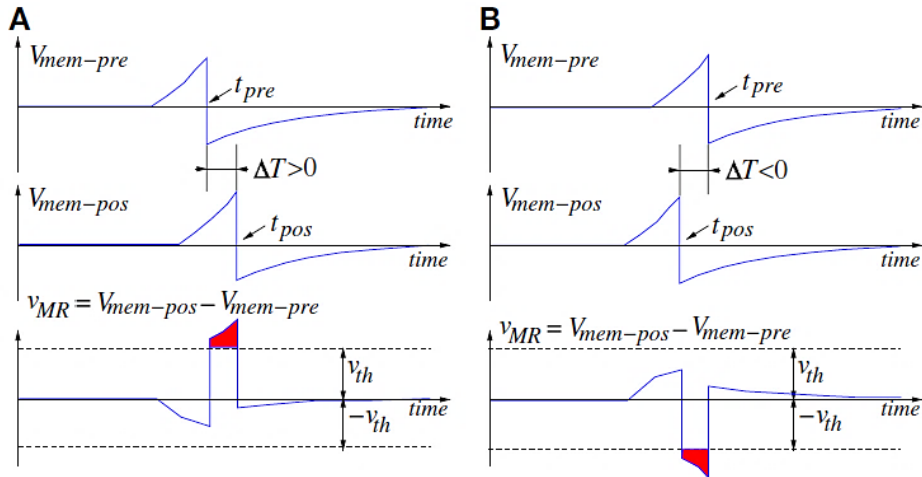
$$v_{MR}(t') \cong V_{mem-pos}(t') - V_{mem-pre}(t') = \alpha_{pos} spk(t' - t_{pos}) - \alpha_{pre} spk(t' - t_{pre}) \quad (3.9)$$

Αλλάζοντας τις μεταβλητές σε $t = t' - t_{pos}$ και $\Delta T = t_{pos} - t_{pre}$, η τάση του memristor ισούται με:

$$v_{MR}(t, \Delta T) = \alpha_{pos} spk(t) - \alpha_{pre} spk(t + \Delta T) \quad (3.10)$$

Η τάση του memristor v_{MR} φαίνεται στην εικόνα (3.12) για τις περιπτώσεις όπου το ΔT είναι θετικό ή αρνητικό. Κατά τον μηχανισμό STDP, η μεταβολή στο συναπτικό βάρος Δw εκφράζεται ως συνάρτηση της χρονικής διαφοράς μεταξύ του μετασυναπτικού δυναμικού την χρονική στιγμή t_{pos} και του προσυναπτικού δυναμικού την χρονική στιγμή t_{pre} . Σύμφωνα με την εξίσωση (1.7), το memristor ενημερώνει την κατάσταση του μόνο εάν η τάση v_{MR} υπερβεί ένα κατώφλι v_{th} , όπως υποδεικνύεται από την κόκκινη γραμμοσκιασμένη περιοχή στην εικόνα (ασύγχρονη λειτουργία). Στη νευρωνική λειτουργία -όπως προαναφέρθηκε- κατά τη διάρκεια του φαινομένου της συναπτικής διαβίβασης, ανταλλάσσεται κάποια ποσότητα ουσιων μεταξύ των δύο συναπτικών άκρων. Αυτή η ποσότητα, αναπαρίσταται με την μεταβολή του συναπτικού βάρους Δw και καθορίζει την αποτελεσματικότητα της σύναψης. Θεωρώντας ότι η μεταβολή του συναπτικού βάρους υπακούει σε ένα νόμο μνημαντίστασης παρόμοιο με τις εξισώσεις (1.3), (1.4) και (1.7), τότε προκύπτει ότι

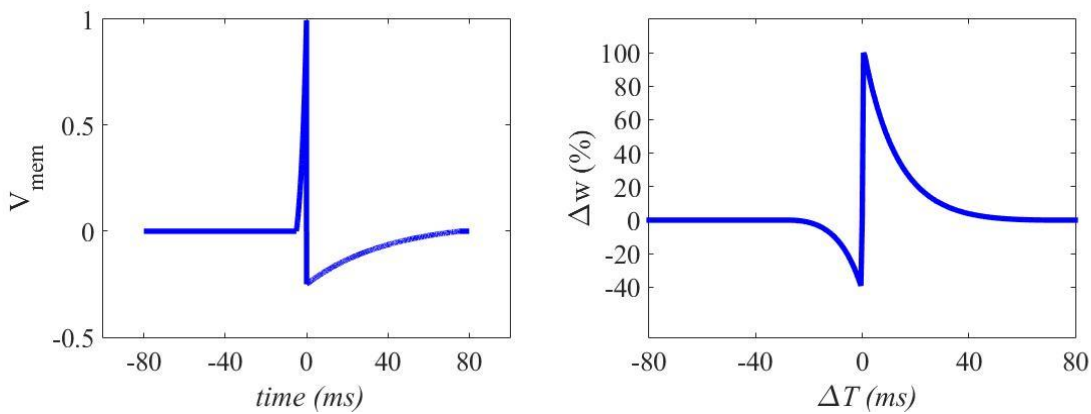
$$\Delta w(\Delta T) = \int f(v_{MR}(t, \Delta T)) dt \quad (3.11)$$



Εικόνα 3.12: Κυματομορφές μεμβράνης και memristor. Προ- και μετα- συναπτικές τάσεις μεμβράνης για τις περιπτώσεις θετικών ΔT (A) και αρνητικών ΔT (B). Η τάση στο memristor v_{MR} είναι η διαφορά μεταξύ της μετασυναπτικής τάσης μεμβράνης $V_{mem-pos}$ και της προ-συναπτικής τάσης μεμβράνης $V_{mem-pre}$. Όταν τα πρόσημα είναι αντίθετα, οι τάσεις αθροίζονται και μπορεί να υπερβούν την τάση κατωφλίου v_{th} του memristor ανάλογα με την συνάρτηση $f()$. Όταν συμβεί αυτό, η κόκκινη περιοχή (ενισχυμένη εκθετικά) συμβάλλει στη μεταβολή της συναπτικής αποτελεσματικότητας (Δw). Εάν η χρονική διαφορά ΔT είναι θετική, η συναπτική αποτελεσματικότητα αυξάνεται, ενώ αν είναι αρνητική η συναπτική αποτελεσματικότητα μειώνεται [22], [28].

Η μεταβολή του συναπτικού βάρους αντιστοιχεί στις κόκκινες γραμμοσκιασμένες περιοχές της εικόνας (3.12). Οι θετικές περιοχές (πάνω από το v_{th} , όταν $\Delta T > 0$), οδηγούν σε αυξήσεις του w ($\Delta w > 0$), ενώ οι αρνητικές περιοχές (κάτω από το $-v_{th}$, όταν $\Delta T < 0$) οδηγούν σε μειώσεις του w ($\Delta w < 0$). Το συναπτικό βάρος μπορεί να θεωρηθεί ανάλογο της αγωγιμότητας του memristor, ($G = 1 / R$) λόγω της εξάρτησης της από την μεταβλητή κατάσταση w του memristor. Κάτι τέτοιο ισχύει επειδή όσο αυξάνεται η αγωγιμότητα, περνάει περισσότερο ρεύμα στον μετα-συναπτικό νευρώνα.

Η προκύπτουσα συνάρτηση $\Delta w (\Delta T)$, υπολογιζόμενη χρησιμοποιώντας το γενικό μοντέλο memristor των εξισώσεων (1.3), (1.4) και (1.7) φαίνεται στην εικόνα (3.13).

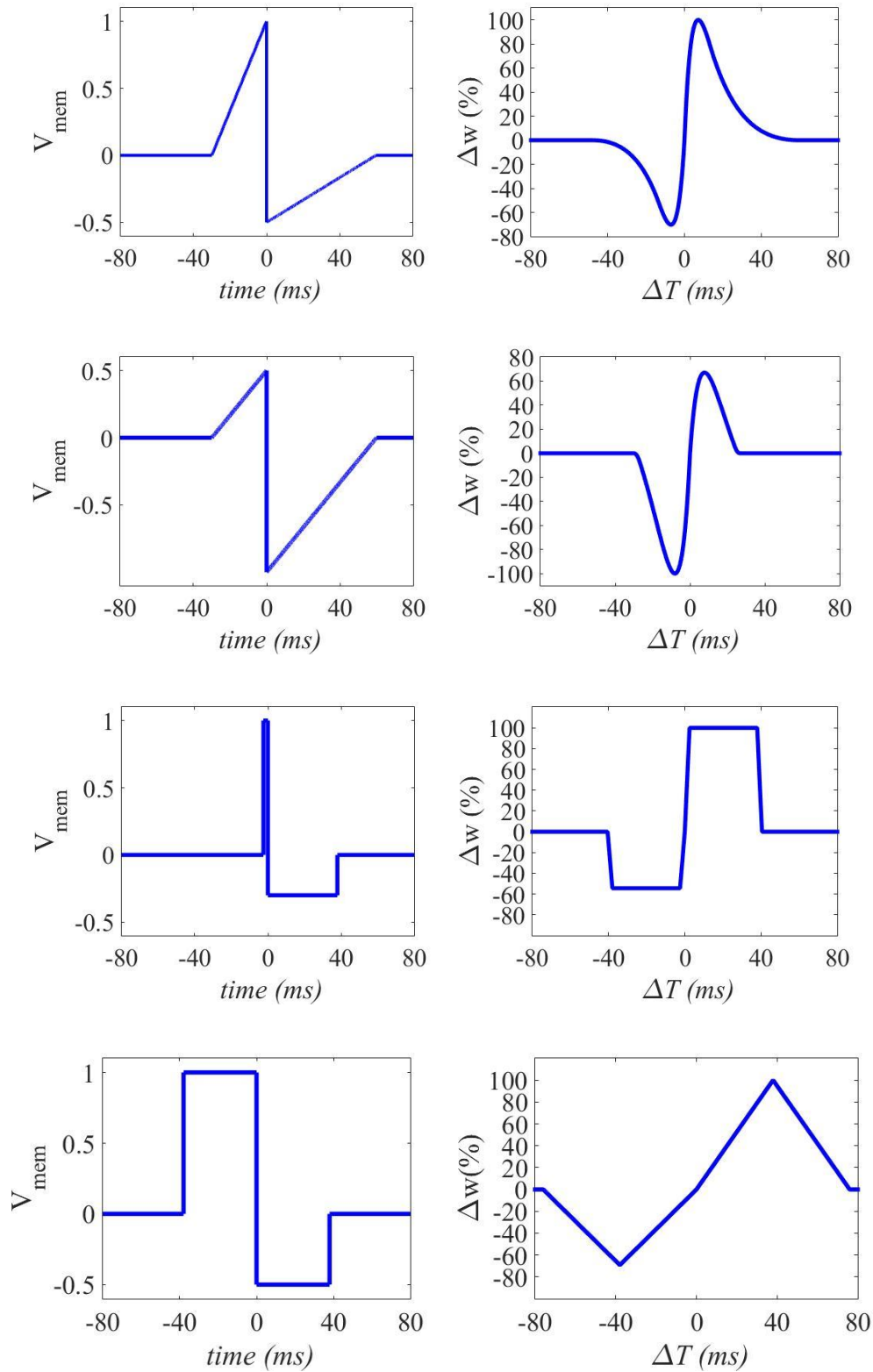


Εικόνα 3.13: Η επίδραση του σχήματος δυναμικού δράσης στον μηχανισμό STDP [28]

Παρατηρούμε ότι πράγματι μιμείται τη συμπεριφορά της συνάρτησης ξ του μηχανισμού STDP, όπως αποδίδεται σχηματικά μέσω των πειραματικών μετρήσεων των Bi & Poo στην εικόνα (3.9). Χρησιμοποιήθηκαν οι παράμετροι $\alpha_{pos} = 1$, $\alpha_{pre} = 0,9$, $v_{th} = A_{mp+} = 1 V$, $A_{mp-} = 0,25 V$, $v_0 = \frac{1}{7} V$, $t_{ail+} = 5ms$, $t_{ail-} = 75ms$, $\tau^+ = 40 ms$ και $\tau^- = 3 ms$. Υιοθετήθηκε επίσης, το κρίσιμο χρονικό παράθυρο των $\pm 40 - 80 ms$ των Bi & Poo, όσον αφορά τη διαφορά των χρόνων ενεργοποίησης των προσυναπτικών και μετασυναπτικών δυναμικών ενέργειας (ΔT), κατά το οποίο λαμβάνουν χώρα οι διάφορες συναπτικές τροποποιήσεις. Το αποτέλεσμα δείχνει ότι φαινόμενα μνημαντίστασης θα μπορούσαν να βρίσκονται πίσω από το βιολογικό φαινόμενο του μηχανισμού STDP [22], [28], [30].

Στην εικόνα (3.14), παρατηρούμε την επίδραση διαφορετικού σχήματος δυναμικών ενέργειας στον μηχανισμό μνήμης και μάθησης STDP. Θεωρώντας $\alpha_{pos} \neq \alpha_{pre}$ σπάει τη συμμετρία της συνάρτησης Δw (ΔT). Επίσης, για τις τιμές ΔT που πλησιάζουν το μηδέν η συνάρτηση Δw (ΔT) γίνεται περίπου γραμμική, περνώντας από την αρχή των αξόνων. Αυτό συμβαίνει επειδή όταν το ΔT τείνει στο μηδέν, το v_{MR} τείνει στο μηδέν για κάθε t .

Τα ευρήματα δείχνουν ότι ο χρονισμός των δυναμικών (STDP) δεν είναι ο μοναδικός παράγοντας που διέπει το φαινόμενο της πλαστικότητας του εγκεφάλου. Αποτελεί όμως, έναν από τους σημαντικούς παράγοντες που εμπίπτουν σε έναν γενικό κανόνα όσον αφορά την ενίσχυση ή καταστολή της σύναψης [25]. Το σχήμα του δυναμικού δράσης $spk(t)$ επηρεάζει έντονα το σχήμα της προκύπτουσας συνάρτησης STDP Δw (ΔT) [28]. Στην εικόνα (3.14) παρατηρούμε ότι διαφορετικά σχήματα δυναμικών ενέργειας οδηγούν σε διαφορετικές μορφές κανόνων μάθησης STDP. Για παράδειγμα αν το εκθετικό σχήμα εκφυλιστεί σε τριγωνικό τύπο, τότε η κεντρική περιοχή της $\Delta w(\Delta T)$ θα εμφανίσει μια ομαλότερη μετάβαση από την αρνητική κορυφή στη θετική κορυφή. Κάτι τέτοιο θα αποδυνάμωνε την διαδικασία της μάθησης για περιπτώσεις με μικρό $|\Delta T|$. Παρατηρούμε επίσης, μία έντονη εξάρτηση από την τιμή του πλάτους του δυναμικού ενέργειας. Αλλάζοντας το πλάτος του παλμού με τη θετική κορυφή του δυναμικού μικρότερη από την αρνητική κορυφή, οδηγούμαστε σε έναν αρνητικό κλάδο ισχυρότερο από τον θετικό. Αν το δυναμικό ενέργειας είναι ένα σήμα ορθογωνίου σχήματος, η κεντρική περιοχή της $\Delta w(\Delta T)$ γίνεται γραμμική. Σε γενικές γραμμές, για να επιτευχθεί μία λειτουργία μάθησης STDP παρόμοια με την βιολογική, χρειαζόμαστε έναν στενό σύντομο θετικό παλμό μεγάλου πλάτους και έναν αρνητικό μικρού πλάτους και μεγαλύτερης διάρκειας [28].



Εικόνα 3.14: Επίδραση διαφορετικών σχημάτων δυναμικού δράσης στον μηχανισμό STDP [28]

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] Trappenberg, Thomas. (2002). *Fundamentals of Computational Neuroscience*
- [2] G. Jones, Edward. (1999). Golgi, Cajal and the Neuron Doctrine. *Journal of the history of the neurosciences*. 8. 170-8. 10.1076/jhin.8.2.170.1838.
- [3] Cajal legacy. Instituto Cajal (CSIC), Madrid (Spain)
- [4] W. Gerstner and W. M. Kistler. *Spiking neuron models: Single neurons, populations, plasticity*. Cambridge university press, 2002.
- [5] Bear, Mark & Connors, Barry & Paradiso, Michael. (2017). *Neuroscience : exploring the brain*, SERBIULA (sistema Librum 2.0). .
- [6] Παπαθεοδωρόπουλος, Κ., 2015. Έννοιες στην επιστήμη της μνήμης. Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.
- [7] Κων/νος Παπαθεοδωρόπουλος, Ηλεκτροφυσιολογία της Κυτταρικής Μεμβράνης, Εργαστήριο Φυσιολογίας, τμήμα Ιατρικής, Πανεπιστήμιο Πατρών, 2017
- [9] David A.McCormick, *From Molecules to Networks*, Elsevier, 2014
- [10] Constance Hammond, *Cellular and Molecular Neurophysiology (Fourth Edition)*, 2015, Elsevier, ISBN:978-0-12-397032-9
- [11] Ross SA, Seibyl JP, *Research applications of selected 123I-labeled neuroreceptor SPECT imaging ligands*, *J Nucl Med Technol.*, 2004
- [12] Vander J. Arthur, Sherman James, Luciano Dorothy, Τσακόπουλος Μάρκος, *Φυσιολογία του ανθρώπου – Μηχανισμοί λειτουργίας του οργανισμού*, Ιατρικές εκδόσεις Π. Χ. Πασχαλίδης, 2011
- [13] L. Abbott and S. Nelson, “Synaptic plasticity: Taming the beast,” *Nature Neurosci.*, vol. 3, pp. 1178–1183, Nov. 2000
- [14] Markram H, Gerstner W and Sjöström P. J., *A history of spike-timing-dependent plasticity* *Front. Synaptic Neurosci.*, 2011
- [15] Markram H, Gerstner W, Sjöström PJ.. *Spike-timing-dependent plasticity: a comprehensive overview*, *Synaptic Neurosci*, 2012
- [16] Claudia Clopath and Wulfram Gerstner (2010) *Voltage and spike timing interact in STDP - a unified model* *Front. Syn. Neurosci.*, 2:25 doi: 10.3389/fnsyn.2010.00025
- [17] D. O. Hebb, *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. New York: Wiley, June 1949.

- [18] W Gerstner, AK Kreiter, H Markram, AVM Herz, Neural code: firing rates and beyond, Proceedings of the National Academy of Sciences 94 (24), 12740-12741, 1997
- [20] MV Tsodyks, H Markram, Plasticity of neocortical synapses enables transitions between rate and temporal coding, International Conference on Artificial Neural Networks, 445-450. 1996
- [21] Son Ngoc Truong, Khoa Van Pham, Wonsun Yang, and Kyeong-Sik Min. 2016. Sequential Memristor Crossbar for Neuromorphic Pattern Recognition. IEEE Trans. Nanotechnol. 15, 6 (November 2016), 922-930.
- [22] Linares-Barranco, B., and Serrano Gotarredona, T. (2009b). Memristance can explain spiketime-dependent-plasticity in neural synapses. Available from Nature Precedings <http://hdl.handle.net/10101/npre.2009.3010.1>
- [23] Woodin MA, Ganguly K, Poo MM (2003) Coincident pre- and postsynaptic activity modifies GABAergic synapses by postsynaptic changes in Cl⁻ transporter activity. Neuron 39: 807–20A..
- [24] G-Q. Bi and M-M. Poo. Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: Dependence on spike timing, synaptic strength, and postsynaptic cell type. Jour. of Neuroscience, 18(24):10464–10472, 1998.
- [25] Daniel E. Feldman, The spike timing dependence of plasticity, Neuron, 2012 August 23; 75(4):556-571
- [26] Poo, Mu-ming et al. “What Is Memory? The Present State of the Engram.” BMC Biology 14 (2016): 40. PMC. Web. 7 Sept. 2017.
- [27] Brown, R. E., & Milner, P. M. (2003). The legacy of Donald O.Hebb: More than the Hebb Synapse. Nature Reviews Neuroscience 4, 1013-1019
- [28] B. Linares-Barranco, T. Serrano-Gotarredona, L. A. Camunas-Mesa, J. A. Perez-Carrasco, C. Zamarreno-Ramos, and T. Masquelier, On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex, Frontiers in Neuroscience, vol. 5, pp. 1–22, 2011.
- [29] Afifi, A. Ayatollahi, and F. Raissi, Stdp implementation using memristive nanodevice in cmos-nano neuromorphic networks, IEICE Electronics Express, vol. 6, no. 3, pp. 148–153, 2009
- [30] Serrano-Gotarredona, T. et al. “STDP and STDP Variations with Memristors for Spiking Neuromorphic Learning Systems.” Frontiers in Neuroscience 7 (2013): 2. PMC. Web. 7 Sept. 2017.
- [31] W. Cai and R. Tetzlaff, in Memristor Networks, Ed. by A. Adamatzky and L. Chua (Springer International, Switzerland, 2014), p. 113.
- [32] Luz Y, Shamir M (2012) Balancing Feed-Forward Excitation and Inhibition via Hebbian Inhibitory Synaptic Plasticity. PLoS Comput Biol 8(1): e1002334.

[33] MR Azghadi, N Iannella, SF Al-Sarawi, G Indiveri, D Abbott, Spike-based synaptic plasticity in silicon: design, implementation, application, and challenges Proceedings of the IEEE 102 (5), 717-737, 2014

[34] Hyun Jo, Sung & Chang, Ting & Ebong, Idongesit & B Bhadviya, Bhavitavya & Mazumder, P & Lu, Wei. (2010). Nanoscale Memristor Device as Synapse in Neuromorphic Systems. Nano letters. 10. 1297-301. 10.1021/nl904092h.

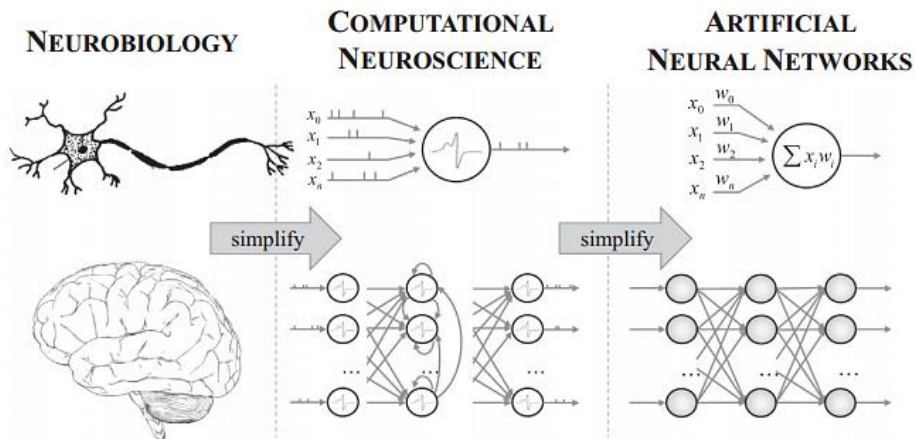
[35] Indiveri, Giacomo et al. "Integration of nanoscale memristor synapses in neuromorphic computing architectures." Nanotechnology 24 38 (2013): 384010.

[36] Indiveri G, Linares-Barranco B, Hamilton TJ, et al. Neuromorphic Silicon Neuron Circuits. Frontiers in Neuroscience. 2011;5:73. doi:10.3389/fnins.2011.00073.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΝΕΥΡΟΜΟΡΦΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

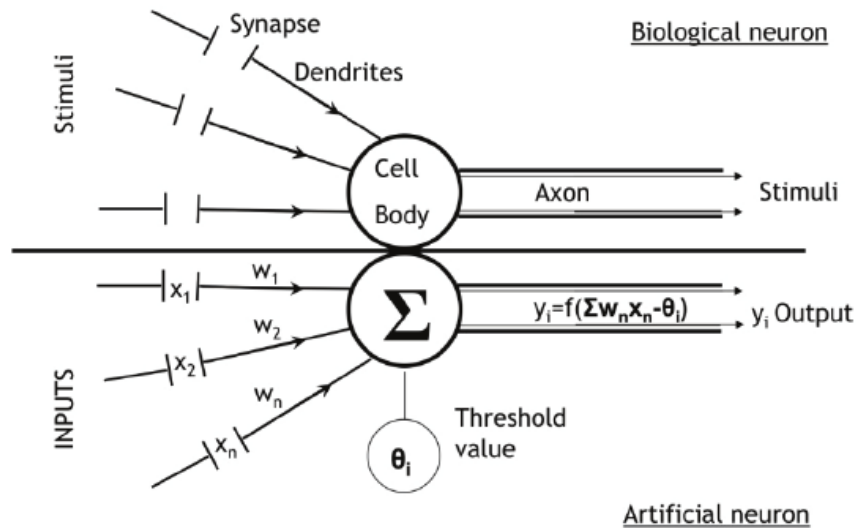
4.1 ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ



Εικόνα 4.1: Η μετάβαση από τους βιολογικούς στους τεχνητούς νευρώνες επιτυγχάνεται μέσω διαδοχικών απλοποιημένων μοντέλων [1]

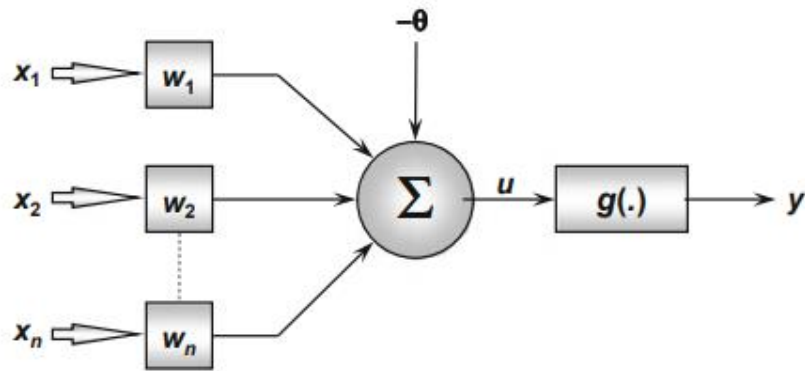
Με τη ραγδαία εξέλιξη της τεχνολογίας, η ανάγκη για αποδοτική διαχείριση και αξιοποίηση μεγάλου όγκου δεδομένων γίνεται επιτακτική. Στο πλαίσιο αυτό, χρειάζονται νέα θεωρητικά και μαθηματικά μοντέλα που θα αποκαλύπτουν με μεγαλύτερη σαφήνεια τις γενικές αρχές του τρόπου λειτουργίας του εγκεφάλου. Παρά το γεγονός ότι η κατασκευή μηχανών με «ευφυή συμπεριφορά» αποτελεί ένα πολλά υποσχόμενο εγχείρημα, εξακολουθεί να υπάρχει ένα μεγάλο κενό μεταξύ της επιστήμης της Νευρολογίας και της Τεχνητής Νοημοσύνης. Η Υπολογιστική Νευροεπιστήμη (Computational Neuroscience) γεφυρώνει σε ικανοποιητικό βαθμό το χάσμα μεταξύ των δύο αυτών πεδίων, βρίσκεται στον πυρήνα των τεχνολογιών αιχμής και στοχεύει στην προσομοίωση βιολογικών νοητικών και γενετικών λειτουργιών. Τα Τεχνικά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks, ANN) αποτελούν ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα που εμπίπτει στον τομέα της υπολογιστικής νοημοσύνης και βοηθά στην επίλυση προβλημάτων της Υπολογιστικής Νευροεπιστήμης [1].

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι ένα σύνολο τεχνητών νευρώνων, ένα ενιαίο σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών με δικτυακή δομή σχεδιασμένο κατ'αναλογία του νευρωνικού δικτύου του ανθρώπινου εγκεφάλου.



Εικόνα 4.2 : Αντιστοιχία βιολογικού και τεχνητού νευρώνα [2]

Η αρχιτεκτονική καθώς και οι κανόνες λειτουργίας του βιολογικού εγκεφάλου διαφέρουν σημαντικά σε σύγκριση με τους συμβατικούς υπολογιστές λόγω της παράλληλης επεξεργασίας δεδομένων και της δυνατότητας της μάθησης. Ένα τεχνητό δίκτυο νευρώνων δομείται από ένα σύνολο τεχνητών διασυνδεδεμένων κόμβων (νευρώνων) που αλληλεπιδρούν μέσω των αντίστοιχων διασυνδέσεων (συνάψεων). Η βασική μονάδα επεξεργασίας μπορεί να είναι ένας νευρώνας ή μία ομάδα νευρώνων και χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους. Σε κάθε σύναψη αντιστοιχεί ένα συναπτικό βάρος (synaptic weight), το οποίο καθορίζει τον βαθμό αλληλεπίδρασης στα διάφορα ζεύγη νευρώνων. Ο νευρώνας, αθροίζει τις πληροφορίες από τους γειτονικούς νευρώνες και εκτελεί τοπικά έναν απλό και κοινό για όλους τους νευρώνες υπολογισμό, για παράδειγμα συγκρίνει το άθροισμα αυτό με μια τιμή κατωφλίου και περνά το αποτέλεσμα σε άλλους νευρώνες. Κατά την διάρκεια της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον, το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει και τα συναπτικά βάρη μεταβάλλονται συνεχώς, ενδυναμώνοντας ή αποδυναμώνοντας την ισχύ των συνάψεων (φαινόμενο ανάλογο της συναπτικής πλαστικότητας). Ένα τεχνικό δίκτυο νευρώνων διαμορφώνεται στα πλαίσια μίας συγκεκριμένης εφαρμογής (όπως η αναγνώριση προτύπων ή η ταξινόμηση δεδομένων) μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης.



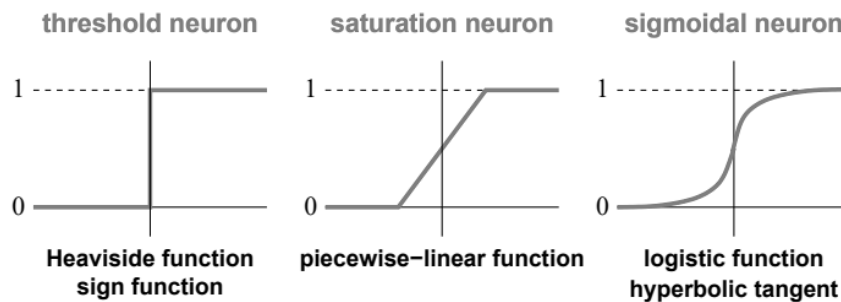
Εικόνα 4.3 : Βασικό μοντέλο τεχνητού νευρώνα [1]

Επομένως σε ένα μοντέλο τεχνητού νευρώνα μπορούμε να αναγνωρίσουμε τα εξής βασικά στοιχεία :

1. Τα σήματα εισόδου x_1, x_2, \dots, x_n (input signals), που προέρχονται από το εξωτερικό περιβάλλον και αντιπροσωπεύουν τις τιμές που εκπροσωπούν οι αντίστοιχες μεταβλητές στην εκάστοτε εφαρμογή. Τα σήματα εισόδου συνήθως κανονικοποιούνται έτσι ώστε να ενισχύσουν την αποδοτικότητα των αλγορίθμων μάθησης.
2. Τα συναπτικά βάρη w_1, w_2, \dots, w_n (synaptic weights) που ποσοτικοποιούν τη βαρύτητα σε κάθε μία από τις μεταβλητές εισόδου και καθορίζουν την λειτουργικότητα του νευρώνα
3. Εναν αθροιστή Σ (linear aggregator), ο οποίος αθροίζει όλα τα σήματα εισόδου στον νευρώνα που σταθμίζονται από το συναπτικό βάρος για την παραγωγή της τάσης ενεργοποίησης των νευρώνων, πολλαπλασιάζοντάς τα παράλληλα με την τιμή του συναπτικού βάρους που τους αντιστοιχεί.
4. Το κατώφλι ενεργοποίησης ή πόλωση θ (Activation threshold or bias). Αν το συνολικό άθροισμα από τις εισόδους του νευρώνα είναι μεγαλύτερο από την τιμή αυτή, τότε ο νευρώνας διεγείρεται παράγοντας ένα δυναμικό στην έξοδο του νευρώνα.
5. Το δυναμικό ενεργοποίησης u (Activation potential), το οποίο αναπαριστά την διαφορά των τιμών των αποτελεσμάτων του αθροιστή και του κατωφλίου ενεργοποίησης. Αν το αποτέλεσμα είναι θετικό, δηλαδή $u \geq \theta$, τότε οι αντίστοιχες συνδέσεις είναι διεγερτικές, αλλιώς είναι ανασταλτικές.
6. Τη συνάρτηση ενεργοποίησης g (Activation function), η οποία αναφέρεται στην βιβλιογραφία και ως f και χρησιμοποιείται για να περιορίζει την τιμή της εξόδου του νευρώνα σε λογικές τιμές. Συνήθως το κανονικοποιημένο εύρος της εξόδου ενός νευρώνα είναι το $[0,1]$ ή $[-1,1]$.

7. Το σήμα εξόδου του νευρώνα y (Output signal), το οποίο συνίσταται στην τελική τιμή που παράγεται από τον νευρώνα, δεδομένου ενός συνόλου σημάτων εισόδου και μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος για διαφορετικούς, διαδοχικά συνδεδεμένους νευρώνες.

Υπάρχουν διάφορες περιπτώσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης. Σαν παραδείγματα αναφέρουμε την βηματική συνάρτηση (step function), τη συνάρτηση κατωφλίου (threshold function), τη συνάρτηση προσήμου (sign function), τη σιγμοειδή συνάρτηση (sigmoid ή logistics function) και την γραμμική συνάρτηση (linear function) [2] – [4].



Εικόνα 4.4 : Παραδείγματα διαφορετικών συναρτήσεων ενεργοποίησης [7]

Οι επόμενες δύο σχέσεις συνθέτουν το αποτέλεσμα που παράγει ένας τεχνητός νευρώνας όπως προτάθηκε από τους McCulloch και Pitts [5].

$$u = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \quad (4.1)$$

$$y = g(u) \quad (4.2)$$

Η λειτουργικότητα ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου καθορίζεται από την μέθοδο εκπαίδευσής του, το μοντέλο του νευρώνα, την τοπολογία του δικτύου και από τα δεδομένα με τα οποία γίνεται η εκπαίδευση. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα συνήθως οργανώνονται σε επίπεδα (layers). Διακρίνουμε το επίπεδο εισόδου (input layer) και το επίπεδο εξόδου (output layer). Αν υπάρχουν ενδιάμεσα επίπεδα, αυτά καλούνται κρυμμένα επίπεδα (hidden layers). Υπάρχουν δύο οικογένειες αλγορίθμων για την προσομοίωση των νευρωνικών δικτύων. Πρώτον, οι σύγχρονοι (synchronous/clockdriven) αλγόριθμοι, κατά τους οποίους οι νευρώνες ενημέρωνουν την κατάσταση τους ταυτόχρονα καθώς εξελίσσεται ο χρόνος. Δεύτερον, οι ασύγχρονοι αλγόριθμοι (asynchronous/event-driven), κατά τους οποίους οι νευρώνες ενημερώνουν την κατάσταση τους ή μόνο όταν λαμβάνουν ή διαδίδουν ένα δυναμικό ενέργειας. Οι πρώτοι αλγόριθμοι έχουν απλή κωδικοποίηση και εφαρμόζονται σε οποιοδήποτε μοντέλο, ενώ οι δεύτεροι προσφέρουν προσομοιώσεις μεγαλύτερης ακρίβειας.

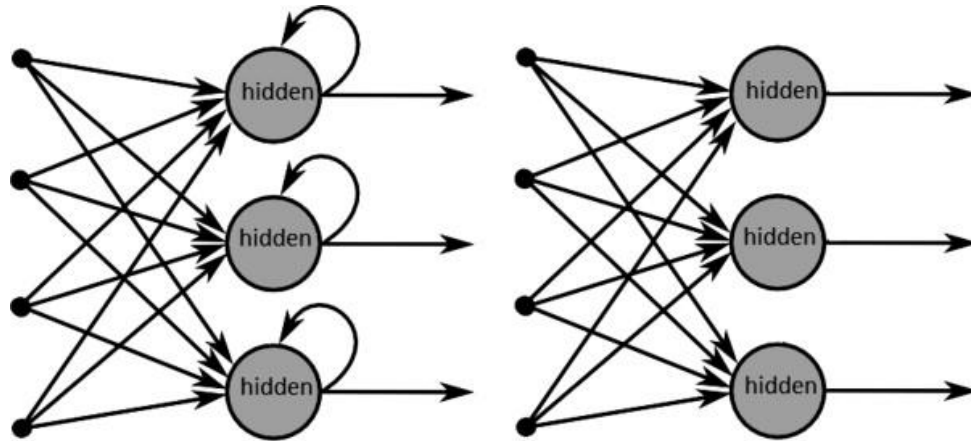
Με την πάροδο των χρόνων, οι ερευνητές απέκτησαν τη θεωρητική βάση για τη μοντελοποίηση των νευρώνων. Ο απώτερος στόχος ήταν να παρέχουν στην επιστημονική κοινότητα τα μέσα που θα επιτρέπουν σε κάθε ερευνητή να προσδιορίσει ποιά στρατηγική προσομοίωσης θα ακολουθήσει για τα εκάστοτε προβλήματα μοντελοποίησης που σχετίζονται με τη δημιουργία νευρωνικών δικτύων. Για να προσομοιώσουμε έναν νευρώνα έτσι ώστε να μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε υπολογιστικό επίπεδο, θα πρέπει η σύνθετη λειτουργία του βιολογικού νευρώνα να απλοποιηθεί σε πιο προσιτά θεωρητικά μοντέλα. Ανάλογα με την απλοποίηση της λειτουργίας των βιολογικών νευρώνων, συναντάμε σε ένα περισσότερο αφαιρετικό τα “Artificial Neural Networks” (ANN) όπως τα Perceptron και το ADALINE, ενώ διακρίνουμε μία ειδική κατηγορία τους, τα «Spiking Neural Networks» (SNN) τα οποία αποτελούν μία καλύτερη προσέγγιση στην βιολογική συμπεριφορά, εστιάζοντας στην επικοινωνία των νευρώνων μέσω των δυναμικών ενέργειας (spikes) [1] - [4].

4.2 ΜΟΝΤΕΛΑ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ

Στα νευρωνικά δίκτυα πρώτης γενιάς, συναντάμε ουσιαστικά το πρώτο μοντέλο τεχνητού νευρώνα, που εισήχθη το 1943 από τους McCulloch και Pitts [5]. Με την πάροδο του χρόνου το μοντέλο MCP (McCulloch and Pitts neuron model) αναπτύχθηκε και το 1958 ο Frank Rosenblatt πρότεινε ένα νέο νευρωνικό μοντέλο ονόματι «Perceptron», το οποίο αποτέλεσε μία πολύ πρώιμη επιτυχημένη μαθηματική διατύπωση μιας απλοποιημένης λειτουργίας των βιολογικών νευρώνων [6]. Αυτή θεωρούσε πως αν το άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων εισόδου ξεπερνά μία τιμή κατωφλίου, ένας νευρώνας στέλνει ένα δυαδικό σήμα. Ο Perceptron ήταν η πρώτη περίπτωση επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning) για ένα τεχνητό μοντέλο νευρώνα, έχοντας τη δυνατότητα να επιλύσει με επιτυχία απλά προβλήματα. Οι βασικές εξισώσεις του, εξακολουθούν να χρησιμοποιούνται μέχρι σήμερα και αποδεικνύονται το ίδιο αποτελεσματικές ακόμη και ως τμήμα ενός μεγαλύτερου δικτύου. Οι αλγόριθμοι εκμάθησης τύπου Perceptron αποτελούν την πρώτη γενιά τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ακόμα κι αν η έξοδος των αλγορίθμων αυτών μπορεί να είναι μόνο ψηφιακή, πιο εξελιγμένα δίκτυα όπως τα Perceptrons πολλαπλών επιπέδων (Multilayer perceptron) και τα δίκτυα Hopfield έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε τεχνητά νευρωνικά. Για παράδειγμα, οποιαδήποτε συνάρτηση έχει ως έξοδο μία μεταβλητή τύπου Boolean, μπορεί να υπολογιστεί από έναν Perceptron πολλαπλών επιπέδων με ένα κρυφό ενδιάμεσο επίπεδο (single hidden layer), λόγος για τον οποίο δίκτυα τέτοιου είδους, ονομάζονται καθολικοί προσεγγιστές (universal approximators).

Τα νευρωνικά δίκτυα δεύτερης γενιάς δεν χρησιμοποιούν μία βηματική συνάρτηση ή συνάρτηση κατωφλίου στους υπολογισμούς των εξόδων τους, αλλά μία συνεχή συνάρτηση ενεργοποίησης (με πιο διαδεδομένη επιλογή τη γνωστή σιγμοειδή συνάρτηση, sigmoid function). Τυπικά παραδείγματα νευρωνικών δικτύων αποτελούμενων από τέτοιου είδους νευρώνες είναι τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward neural networks) και οπίσθιας τροφοδότησης (feed backward/recurrent neural networks). Η αρχιτεκτονική των δικτύων πολλαπλών επιπέδων, που η τοπολογία τους δεν περιλαμβάνει αναδρομικές συνδέσεις (feed forward network), αντιπροσωπεύει μία συλλογή από Perceptrons που συνδέονται μεταξύ τους μέσω μιας πολυεπίπεδης οργάνωσης. Σε

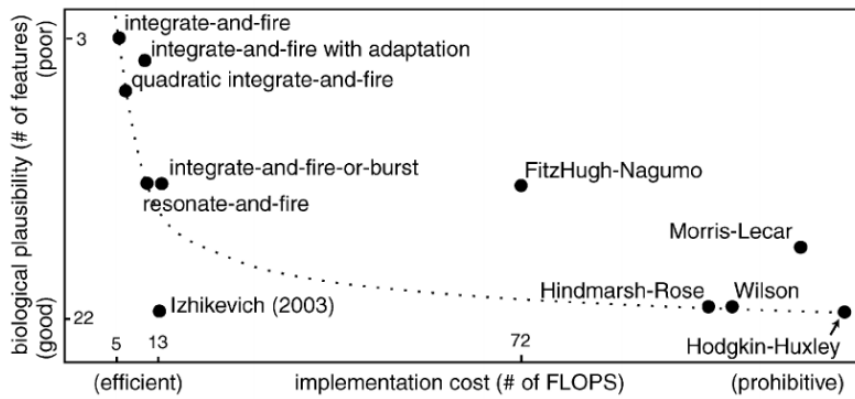
συνδυασμό με τον γενικευμένο κανόνα εκμάθησης Δέλτα, ο αλγόριθμος της όπισθεν διάδοσης σφάλματος (backpropagation algorithm) -κέρδισε τεράστια δημοτικότητα μετά από ένα άρθρο των Rumelhart και Hinton την δεκαετία του 1980- επέτρεψε στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα να επιτύχουν πολλές πρακτικές εφαρμογές με υψηλό επίπεδο βιολογικού ρεαλισμού, όπως οπτική αναγνώριση χαρακτήρων (OCR), ανίχνευση spam αλληλογραφίας, η αναγνώριση ομιλίας και άλλες.



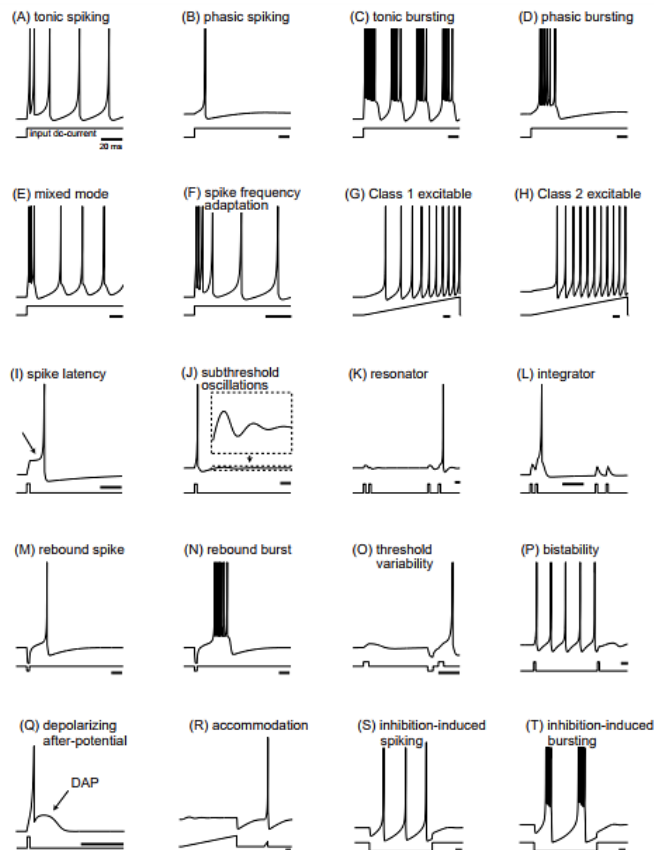
Εικόνα 4.5: Νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward neural networks) και δίκτυα οπίσθιας τροφοδότησης (recurrent neural networks) [8]

Η τρίτη γενιά των νευρωνικών δικτύων αύξησε ακόμη περισσότερο το επίπεδο βιολογικού ρεαλισμού, χρησιμοποιώντας μεμονωμένα δυναμικά ενέργειας. Το γεγονός αυτό επέτρεψε την ενσωμάτωση των χωροχρονικών πληροφοριών στην επικοινωνία και στον υπολογισμό, με τρόπο που πλησιάζει αρκετά την λειτουργία των πραγματικών νευρώνων. Οι αυξανόμενες πειραματικές ενδείξεις ότι ο χρονισμός των δυναμικών κατέχει σημαντικό ρόλο στην εξήγηση των νευρωνικών υπολογισμών δημιούργησαν κίνητρα για την χρήση μοντέλων νευρώνων καρφοειδούς εκτόξευσης σημάτων (spiking neural models). Τα μοντέλα αυτά αντιπροσωπεύουν μια ειδική κατηγορία των τεχνητών νευρωνικών δικτυων (Artificial Neural Networks, ANN), στα οποία οι νευρώνες επικοινωνούν μέσω ακολουθιών δυναμικών ενέργειας και είναι ικανοί να μεταδώσουν μεγάλες ποσότητες δεδομένων λαμβάνοντας υπόψιν τον σχετικό χρονισμό των δυναμικών ενέργειας. Ως συνέπεια, τα SNN είναι ιδιαίτερα κατάλληλα για εφαρμογές στις οποίες απαιτείται γρήγορος και αποτελεσματικός υπολογισμός (π.χ. ανίχνευση συμβάντων) όπου ο χρονισμός των σημάτων εισόδου μεταφέρει σημαντικές πληροφορίες (π.χ. αναγνώριση ομιλίας και άλλες εφαρμογές επεξεργασίας σημάτων). Τα μοντέλα SNN είναι υπολογιστικά ισχυρότερα από αντίστοιχα μοντέλα νευρώνων τύπου Perceptron, ενώ έχει αποδειχθεί η καθολική ισχύς και εφαρμοσιμότητα τους. Λόγω αυτών των ενδιαφερόντων ιδιοτήτων, τα SNN αποτελούν αντικείμενο συνεχώς αυξανόμενου επιστημονικού ενδιαφέροντος. Ωστόσο, το φάσμα των υπολογιστικών προβλημάτων που σχετίζονται με τα νευρωνικά δίκτυα είναι αρκετά ευρύ. Σε ορισμένες περιπτώσεις απαιτείται η χρήση λεπτομερών βιοφυσικών αναπαραστάσεων των νευρώνων, ώστε να αναπαραχθούν οι ενδοκυτταρικές

ηλεκτροφυσιολογικές μετρήσεις. Τα γνωστότερα μοντέλα προσομοίωσης αυτής της κατηγορίας αποτελούν τα μοντέλα ολοκλήρωσης και πυροδότησης (Integrate-and-Fire, IF), το μοντέλο Hodgkin-Huxley και το μοντέλο Izhikevich [7] – [9].

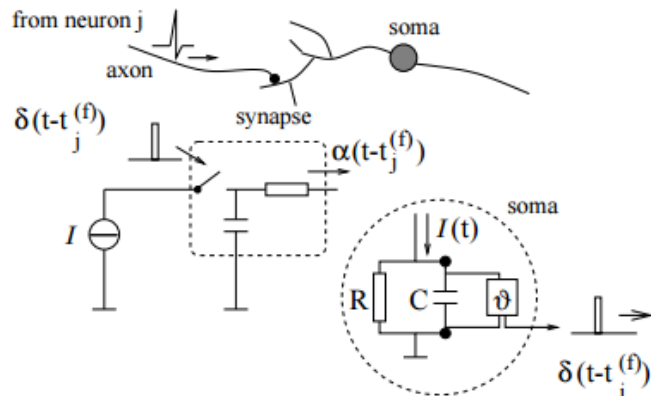


Εικόνα 4.6: Κατηγοριοποίηση των νευρωνικών μοντέλων (SNN) ως προς το υπολογιστικό κόστος και την αληθοφάνεια των βιολογικών χαρακτηριστικών [9]



Εικόνα 4.7: Διαφορετικά μοτίβα ακολουθιών δυναμικών ενέργειας [9]

4.2.1 Το ΜΟΝΤΕΛΟ LEAKY INTEGRATE-AND-FIRE (LIF)



Εικόνα 4.8: Σχηματική παράσταση ενός μοντέλου τύπου Integrate-and-fire. Κάτω δεξιά διαφαίνεται το βασικό κυκλωματικό ανάλογο του μοντέλου. Ένα ρεύμα $I(t)$ φορτίζει το κύκλωμα RC. Η τάση $u(t)$ συγκρίνεται με ένα κατώφλι θ . Αν $u(t) = \theta$ σε μία χρονική στιγμή $t_i^{(f)}$, παράγεται στην έξοδο ένας παλμός της μορφής $\delta(t - t_i^{(f)})$. Πάνω αριστερά παρατηρούμε έναν προσυναπτικό παλμό $\delta(t - t_j^{(f)})$, ο οποίος περνά από ένα χαμηλοπερατό φίλτρο στην σύναψη, η οποία παράγει ένα ρεύμα εισόδου $\alpha(t - t_j^{(f)})$ [10].

Η οικογένεια των μοντέλων Integrate and Fire αποτελούν την απλούστερη περιγραφή για την εξομοίωση της λειτουργίας των νευρώνων με βασικότερο εκπρόσωπο το μοντέλο Leaky Integrate-and-Fire (LIF). Στα πλαίσια αυτών των μοντέλων, συναντάμε την εικασία ότι ένα δυναμικό ενέργειας διαδίδεται μέσω της σύναψης από έναν προσυναπτικό νευρώνα i σε έναν μετασυναπτικό νευρώνα j σε χρόνο $t_j^{(f)}$. Το μοντέλο LIF αποτελείται από μία γραμμική διαφορική εξίσωση που περιγράφει τη χρονική εξέλιξη του δυναμικού μεμβράνης και μία τιμή κατωφλίου, η οποία αν ξεπεραστεί οδηγεί στη δημιουργία δυναμικών ενέργειας.

Ορίζεται η μεταβλητή u_i , η οποία αναπαριστά τη στιγμιαία τιμή του δυναμικού μεμβράνης ενός νευρώνα i , και η u_{rest} , η οποία συμβολίζει το δυναμικό ηρεμίας. Η διαφορά $u_i(t) - u_{rest}$ σχετίζεται με το ρεύμα εισόδου του νευρώνα $I(t)$. Όπως προαναφέραμε, μπορούμε να φανταστούμε τον νευρώνα να περιβάλλεται από μία κυτταρική μεμβράνη, η οποία θεωρείται ημιπερατή και επιτρέπει μόνο σε ορισμένες ουσίες να εισέρχονται και να εξέρχονται. Τη στιγμή κάποιος διαρροής φορτίου $q = \int I(t') dt'$, προκαλείται η φόρτιση της μεμβράνης. Το βασικό κύκλωμα ενός μοντέλου integrate-and-fire (εικόνα (4.8)) και κατ' επέκταση του συγκεκριμένου μοντέλου, είναι ένας πυκνωτής C συνδεδεμένος παράλληλα με έναν αντιστάτη R ελεγχόμενο από ένα ρεύμα $I(t)$. Το ρεύμα αυτό εκφράζεται ως εξής

$$I(t) = I_R + I_C \quad (4.3)$$

Ο όρος I_R αναπαριστά το ρεύμα που διαρρέει τον γραμμικό αντιστάτη R . Θεωρώντας αντίστοιχα $u(t)$ την τάση του αντιστάτη R , προκύπτει από το νόμο του Ohm ότι $I_R = u(t)/R$. Ο όρος I_C αντιστοιχεί στο ρεύμα που φορτίζει τον πυκνωτή C . Από τον ορισμό της χωρητικότητας $C = q/u$, ορίζουμε ότι $I_C = C du/dt$. Μπορούμε τώρα να γράψουμε την παραπάνω εξίσωση στην μορφή

$$I(t) = \frac{u(t)}{R} + C \frac{du}{dt} \quad (4.4)$$

Πολλαπλασιάζοντας με R και εισάγωντας μία σταθερά χρόνου $\tau_m = RC$, προκύπτει ότι

$$\tau_m \frac{du}{dt} = -[u(t) - u_{rest}] + RI(t) \quad (4.5)$$

όπου u είναι το δυναμικό μεμβράνης του νευρώνα και τ_m η χρονική σταθερά της κυτταρικής του μεμβράνης. Επίσης, η στιγμή ενεργοποίησης ή όπως συνηθίζεται να λέγεται «εκπυρσοκρότησης» του νευρώνα, $t^{(f)}$ ορίζεται από ένα κατώφλι $u(t^{(f)}) = \theta$, υπό την προϋπόθεση ότι $u'(t^{(f)}) > 0$. Αμέσως μετά από την στιγμή $t^{(f)}$, το δυναμικό ενέργειας επιστρέφει στην τιμή u_{rest} (συνηθίζεται να ορίζεται ότι $u_{rest} = 0$). Μία περίοδος ανερεθιστότητας μοντελοποιείται «εξαναγκάζοντας» το δυναμικό του νευρώνα να πάρει μία τιμή $u = -u_{abs}$, για χρόνο d_{abs} μετά από την ενεργοποίηση του νευρώνα και ύστερα ξεκινά και πάλι η διαδικασία με αρχική τιμή $u = u_{rest}$ [9] – [14].

4.3 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν από το περιβάλλον και να βελτιώνουν συνεχώς την απόδοσή τους μέσω της διαδικασίας της εκπαίδευσης. Η μάθηση επιτυγχάνεται μέσω μιας επαναληπτικής διαδικασίας ρυθμίσεων της τιμής των συναπτικών βαρών και των κατωφλίων. Σύμφωνα με τους Mendel και McClaren, με σημείο αναφοράς τα νευρωνικά δίκτυα «Μάθηση είναι μια διαδικασία με την οποία προσαρμόζονται οι ελεύθερες παράμετροι ενός νευρωνικού δικτύου μέσω μίας συνεχούς διαδικασίας διέγερσης από το περιβάλλον στο οποίο βρίσκεται το δίκτυο. Το είδος της μάθησης καθορίζεται από τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιούνται οι αλλαγές των παραμέτρων. Σύμφωνα με την επιστήμη της Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) διακρίνουμε τρία είδη αλγόριθμων μάθησης [15].

i. Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised Learning)

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, προκειμένου να γενικευθεί η σχέση αυτή και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Η πιο αντιπροσωπευτική μέθοδος είναι ο αλγόριθμος backpropagation.

ii. Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised Learning)

Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους.

iii. Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning)

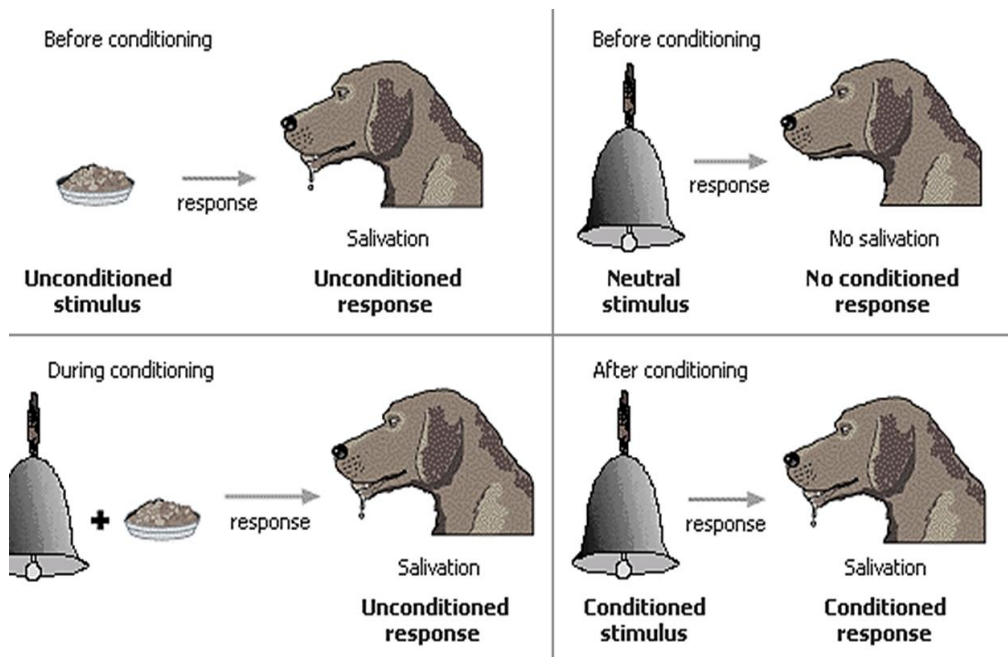
Στην ενισχυτική μάθηση, ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.

4.4 ΣΥΝΕΙΡΜΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Ο εγκέφαλος μας ανταποκρίνεται στο άκουσμα του ονόματος ενός γνωστού μας ατόμου. Αμέσως θυμόμαστε το πρόσωπο του και πιθανώς πολλά ακόμη γνωρίσματα. Την ανάκληση αυτή συνήθως συνοδεύει μία αντανακλαστική έγερση συναισθημάτων που συμβαίνει λόγω της δυνατότητας του εγκεφάλου για συνειρμική ή συσχετιστική μνήμη (associative memory), δηλαδή της δυνατότητας συσχέτισης διαφορετικών αναμνήσεων για το ίδιο γεγονός [18].

Κατά τη διάρκεια των ετών 1920-1970 οι συνειρμικές-συμπεριφοριστικές θεωρίες κυριάρχησαν στην επιστήμη της ψυχολογίας. Στις θεωρίες αυτές, συναντάμε την αντίληψη ότι η μάθηση προκύπτει ως αποτέλεσμα εξωτερικών ερεθισμάτων που προέρχονται από το περιβάλλον και την αντίδραση του ανθρώπινου εγκεφάλου [16].

Η κλασική εξαρτημένη μάθηση (classical conditioning) αποτελεί μια μορφή συνειρμικής μάθησης. Αφορά την ικανότητα ενός αρχικά ουδέτερου ερεθίσματος να προκαλεί μία αντίδραση, αφού προηγουμένως συνδυαστεί με ένα ανεξάρτητο ερέθισμα (unconditioned stimulus), το οποίο προκαλεί ένα εγγενές, έμφυτο αντανακλαστικό. Κατ' αυτό τον τρόπο, το ουδέτερο ερέθισμα καθίσταται εξαρτημένο ερέθισμα (conditioned stimulus). Ο θεμελιωτής αυτής της ιδέας, για την οποία τιμήθηκε με το βραβείο Nobel το 1904, ήταν ο Ρώσος φυσιολόγος Ivan Pavlov με το γνωστό πείραμα «Ο σκύλος του Pavlov». Περί τα τέλη του 19ου και τις αρχές του 20ου αιώνα μελετώντας τα αντανακλαστικά της πέψης στον σκύλο, παρατήρησε ότι η εικόνα της τροφής διεγείρει το ενστικτώδες αντανακλαστικό της σιελόρροιας. Η επαναλαμβανόμενη, χρονικά συνεξαρτημένη παρουσία του ερεθίσματος της τροφής με τον ήχο ενός κώδωνα, οδηγεί σε συνειρμό μεταξύ του ήχου και της πρόβλεψης της επερχόμενης τροφής, με αποτέλεσμα, αργότερα, ο ήχος του κώδωνα να προκαλεί από μόνος του σιελόρροια στον σκύλο. Ο Pavlov παρατήρησε, επίσης, ότι ο επαναλαμβανόμενος ήχος του κώδωνα χωρίς την παρουσία της τροφής αποδυναμώνει σταδιακά την σύνδεση, φαινόμενο που ονόμασε «απόσβεση της εξαρτημένης απόκρισης» (extinction). Συνοψίζοντας, στην περίπτωση της εξαρτημένης μάθησης σπουδαίο ρόλο παίζει η χρονική συνάφεια μεταξύ των γεγονότων [16], [17].



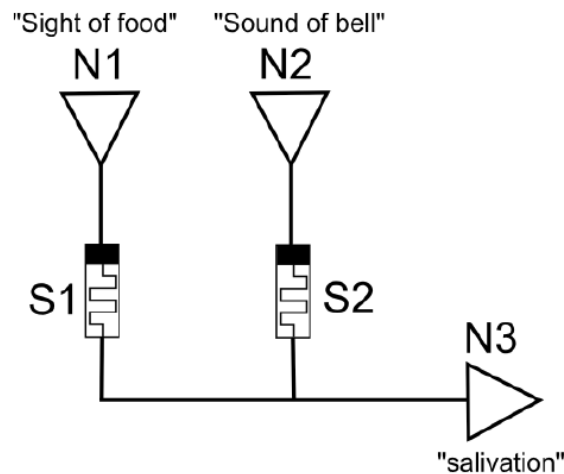
Εικόνα 4.9: Το πείραμα του Pavlov

4.5 ΠΡΟΣΟΜΙΩΣΗ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ PAVLOV ΜΕ ΔΙΑΤΑΞΕΙΣ MEMRISTOR

Μελέτες έχουν δείξει ότι μπορούμε να αναπαράγουμε το φαινόμενο της συνειρμικής μάθησης, μέσω τεχνητών νευρωνικών δικτύων (που χρησιμοποιούν μνημαντιστάτες στη θέση των συνάψεων) και των κατάλληλων κανόνων μάθησης. Είδαμε ότι μία τεχνητή σύναψη θα πρέπει “να θυμάται το ιστορικό της”, να αποθηκεύει ένα συνεχές σύνολο καταστάσεων και να ενημερώνει την κατάσταση της σύμφωνα με την προσυναπτική και μετασυναπτική νευρωνική δραστηριότητα. Οι λειτουργίες αυτές μπορούν να επιτευχθούν από μία μνημαντίσταση (memristor). Για παράδειγμα, ένα memristor λεπτού φιλμ TiO_2 προσφέρει μία πολλά υποσχόμενη υλοποίηση σύναψης, προσφέροντας μέγεθος μέχρι $30 \times 30 \times 2 \text{ nm}^3$ [18].

Σ’αυτήν την ενότητα θα προσομοιώσουμε το γνωστό πείραμα του Pavlov χρησιμοποιώντας τη διαδικασία επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning). Θα κατασκευάσουμε την πιο απλή μορφή νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από τρεις τεχνητούς νευρώνες και δύο memristor στη θέση των αντίστοιχων συνάψεων, ως παράδειγμα επιτυχούς μίμησης της συνειρμικής μαθησιακής-μνημονικής λειτουργίας του εγκεφάλου. Η σχηματική παράσταση του δικτύου φαίνεται στην εικόνα (4.10). Δύο νευρώνες εισόδου N_1 και N_2 συνδέονται με τον νευρώνα εξόδου N_3 δια μέσου των συνάψεων S_1 και S_2 . Συγκεκριμένα, ο νευρώνας εισόδου N_1 αναπαριστά ένα ανεξάρτητο ερέθισμα που διεγείρεται υπό συγκεκριμένο οπτικό γεγονός, όπως η εικόνα της τροφής. Ο δεύτερος νευρώνας εισόδου N_2 αναπαριστά ένα ουδέτερο ερέθισμα που διεγείρεται από εξωτερικό ακουστικό συμβάν, όπως ο ήχος από ένα καμπανάκι. Ο νευρώνας N_3 αναπαριστά το φαινόμενο σιελόρροιας στο σκύλο

και θεωρούμε ότι ενεργοποιείται κατά τη διέγερση του νευρώνα N_1 λόγω έμφυτου αντανακλαστικού.



Εικόνα 4.10: Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο με σκοπό να αναπαράγει τη λειτουργία της συσχετιστικής μνήμης [20].

Αρχικά, μόνο το ερέθισμα της εικόνας της τροφής οδηγεί στο φαινόμενο της σιελόρροιας στο σκύλο. Αρκεί ένας επαρκής αριθμός ταυτόχρονων συμβάντων εισόδου ώστε το κύκλωμα να αρχίσει να συνδέει τον ήχο από το καμπανάκι με την εικόνα της τροφής, καταλήγοντας στην έκκριση σάλιου του σκύλου τη στιγμή της ενεργοποίησης του ήχου χωρίς την εικόνα της τροφής. Η διαδικασία αυτή αποτελεί ένα παράδειγμα της μάθησης κατά Hebb (Hebbian learning) που επιβεβαιώνει τα λόγια του νευροεπιστήμονα Shatz (1992), δηλαδή ότι «τα κύτταρα που διεγείρονται μαζί, συνδέονται μεταξύ τους».

Θα δείξουμε ότι εκπαιδύοντας με κατάλληλο τρόπο το δίκτυο μαθαίνει να συνδέει τα προκαθορισμένα ερεθίσματα της εικόνας της τροφής και του ήχου από το καμπανάκι. Λόγω των μη πτητικών χαρακτηριστικών του memristor, το αποτέλεσμα της εκπαίδευσης θα διατηρείται για μεγάλο χρονικό διάστημα. Αυτό σημαίνει ότι μόλις αναπτυχθεί η επιθυμητή συσχέτιση, θα υπάρχει μόνιμα και συνεπώς περαιτέρω εκπαίδευση καθίσταται περιττή. Συμπεραίνοντας, σκοπός της προσομοίωσης είναι να συσχετίσουμε τον νευρώνα N_2 με τις διαδικασίες που αφορούν τους N_1 και N_3 , ώστε το ουδέτερο ερέθισμα του N_2 να μετατραπεί σε εξαρτημένο. Ανάλογα με την εκπαίδευση του δικτύου, κάθε ένα από αυτά τα συμβάντα θα μπορούν να προκαλέσουν τη διέγερση του νευρώνα εξόδου N_3 που αφορά την έκκριση σάλιου στον σκύλο. Η προσομοίωση έγινε χρησιμοποιώντας το περιβάλλον της Python.

Θεωρήσαμε τρεις νευρώνες της μορφής Leaky-integrate-and-fire (LIF), στους οποίους θέσαμε $R = 1 \Omega$, $C = 10 F$, $v_{th} = 0.5 V$ και περίοδος ανερεθιστότητας $4 ms$. Αν θεωρήσουμε την τιμή εξόδου του νευρώνα V_m , τότε

$$V_m = \begin{cases} 0.5, & \text{αν } v \geq 0.5 \\ 0, & \text{αν } v \leq 0.5 \end{cases} \quad (4.6)$$

Όταν ξεπεραστεί το κατώφλι του δυναμικού μεμβράνης v , στέλνονται προς τα εμπρός και ανάδρομοι παλμοί σταθερού πλάτους.

Στη θέση των δύο συνάψεων τοποθετήσαμε δύο ελεγχόμενα από ροή HP μοντέλα memristor. Η αγωγιμότητα τους, εκφράζεται από τη σχέση [24].

$$G_{mem} = G_{ON}(x) + G_{OFF}(1 - x) \quad (4.7)$$

όπου ορίσαμε $G_{OFF} = 2 \text{ S}$, $G_{ON} = 7 \text{ S}$, $x = \frac{w}{D}$. Αρχικά, θέτουμε την αγωγιμότητα της σύναψης S_1 ίση με $G_{ON} = 7 \text{ S}$ (ώστε να έχει υψηλή αγωγιμότητα και να βρίσκεται στην κατάσταση LRS - Low Resistance State, λόγω έμφυτου αντανεκλαστικού). Στη συνέχεια, θέτουμε την αγωγιμότητα της σύναψης S_2 ίση με $G_{OFF} = 2 \text{ S}$ (ώστε να έχει αρχικά χαμηλή αγωγιμότητα και να βρίσκεται στην κατάσταση HRS - High Resistance state, λόγω απουσίας συσχέτισης των ερεθισμάτων). Χρησιμοποιώντας τη σιγμοειδή συνάρτηση ($S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$), καταφέρνουμε να περιορίσουμε τις τιμές της αγωγιμότητας στις επιθυμητές. Θυμόμαστε ότι η αγωγιμότητα των memristors μεταβάλλεται με τον χρόνο.

Θεωρώντας επίσης, την αγωγιμότητα του memristor $G(\varphi)$ ως ανάλογη του συναπτικού βάρους και κατ' επέκταση της συναπτικής δύναμης, μπορούμε να αναπαράγουμε τον κανόνα STDP μέσω μίας απλής υπόθεσης. Το γεγονός της δημιουργίας ενός προσυναπτικού ή μετασυναπτικού δυναμικού αποτυπώνεται από το ίχνος δυναμικού ενέργειας (spike trace) [20]. Το ίχνος αυτό έχει μέγιστο πλάτος τη στιγμή της δημιουργίας του αντίστοιχου δυναμικού, και φθίνει εκθετικά σε περίπτωση απουσίας δυναμικού. Για την καλύτερη κατανόηση, αρκεί να ανατρέξουμε πίσω στην ενότητα 3.2 και να θυμηθούμε την λειτουργία του δυναμικού μεμβράνης. Ορίζουμε το ίχνος ενός προσυναπτικού δυναμικού την στιγμή t_i

$$spk_i^+ = \begin{cases} A_{mp}^+ \frac{e^{t/\tau^+} - e^{-t_{ail}^+/\tau^+}}{1 - e^{-t_{ail}^+/\tau^+}}, & t > 0 \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (4.8)$$

Με αντίστοιχο τρόπο ορίζουμε το ίχνος του μετασυναπτικού δυναμικού την χρονική στιγμή t_j

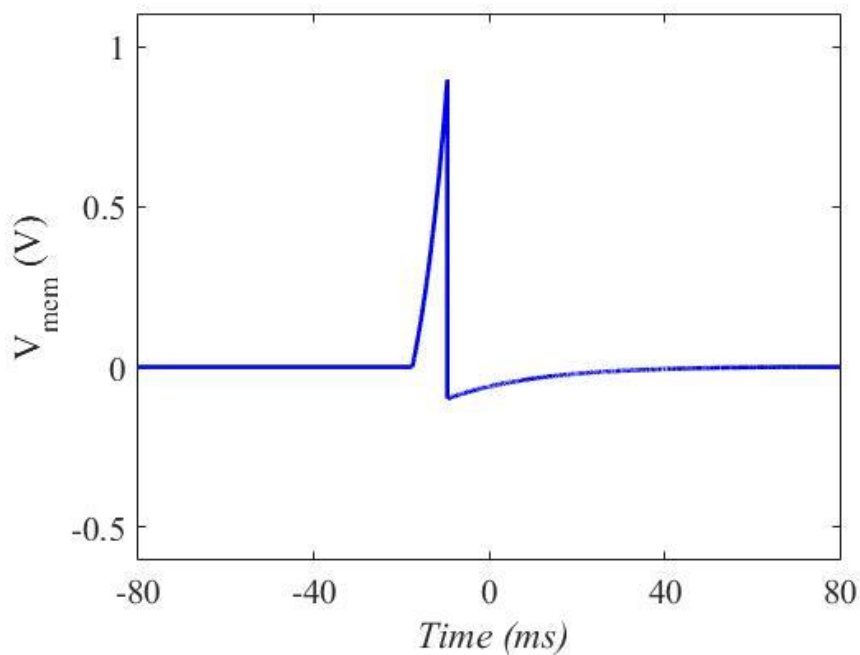
$$spk_j^- = \begin{cases} -A_{mp}^- \frac{e^{-t/\tau^-} - e^{-t_{ail}^-/\tau^-}}{1 - e^{-t_{ail}^-/\tau^-}}, & t > 0 \\ 0, & \text{αλλιώς} \end{cases} \quad (4.9)$$

Οι παραπάνω σχέσεις αντιστοιχούν στη μορφή δυναμικού ενέργειας όπως την ορίσαμε στη σχέση (3.6). Οι μεταβλητές A_{mp}^+ , A_{mp}^- συμβολίζουν τα πλάτη των δυναμικών ενέργειας, οι παράμετροι τ^+ , τ^- καθορίζουν την καμπυλότητα των onset και offset πλευρών των δυναμικών ενέργειας, ενώ οι παράμετροι t_{ail}^+ , t_{ail}^- αντιστοιχούν στο κρίσιμο χρονικό παράθυρο, κατά τη διάρκεια του οποίου

λαμβάνουν χώρα οι διάφορες συναπτικές τροποποιήσεις. Εάν προκληθεί το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής ενδυναμωσης (LTP) ένα προσυναπτικό ίχνος spk_i^+ θα «διαβαστεί» τη στιγμή της δημιουργίας ενός μετασυναπτικού δυναμικού. Στην αντίθετη περίπτωση που προκληθεί το φαινόμενο της μακρόχρονης συναπτικής καταστολής (LTD), ένα μετασυναπτικό ίχνος spk_j^- θα «διαβαστεί» τη στιγμή δημιουργίας ενός προσυναπτικού δυναμικού. Η συναπτική δύναμη δηλαδή ενισχύεται τη στιγμή δημιουργίας ενός μετασυναπτικού δυναμικού λόγω μίας αθροισμένης ποσότητας προσυναπτικών ιχνών. Ομοίως, η συναπτική δύναμη εξασθενεί την στιγμή δημιουργίας ενός προσυναπτικού δυναμικού λόγω μίας αθροισμένης ποσότητας μετασυναπτικών ιχνών. Ζεύγη προ- και μετά- συναπτικών δυναμικών που δημιουργούνται με μεγάλη χρονική διαφορά μεταξύ τους και ξεπερνούν το χρονικό «παράθυρο» των $[-80,80]$ ms, θεωρούμε ότι δεν συνεισφέρουν στην συναπτική δύναμη. Με αυτόν τον τρόπο θα καταφέρουμε να «εξοπλίσουμε» το δίκτυο με τον κανόνα μάθησης STDP. .

. Τώρα, θέλουμε να καθορίσουμε τον τρόπο με τον οποίο θα αλλάζει η συναπτική δύναμη. Γνωρίζουμε ότι στα βιολογικά δίκτυα, η σύναψη μεταξύ δύο νευρώνων ενδυναμώνεται όταν αυτοί πυροδοτούν ταυτόχρονα. Όταν όμως πυροδοτεί μόνο ένας από τους νευρώνες, δεν παρουσιάζονται σημαντικές αλλαγές στη συναπτική δύναμη. Αυτό καθορίζει αν μία σύναψη αλλάζει τη συναπτική της δύναμη ή όχι. Μία σύναψη ενδυναμώνεται επειδή οι νευρώνες στέλνουν ένα σήμα προς τα εμπρός, αλλά και προς τα πίσω. Σε αυτήν την απλουστευμένη μορφή νευρικού δικτύου, το γεγονός αυτό σημαίνει ότι η έξοδος του νευρώνα N_3 «επιστρέφεται» στην είσοδο των συνάψεων S_1 και S_2 , όπου και προστίθεται στην αρχική είσοδο. (Εικόνα 4.12). Στη συνέχεια, οι συνάψεις θα αλλάξουν τη δύναμη τους μόνο όταν οι δύο συνδεδεμένοι νευρώνες πυροδοτούν ταυτόχρονα, με αποτέλεσμα η είσοδος από τον νευρώνα (N_1 ή N_2) στα αριστερά να προστίθεται με την είσοδο από τον νευρώνα (N_3) στα δεξιά. Όταν προστίθενται οι είσοδοι των N_2 και N_3 , ξεπερνιέται ένα κατώφλι με αποτέλεσμα την αύξηση της αγωγιμότητας της S_2 και την ενεργοποίηση του νευρώνα N_3 .

Ορίζουμε τις ακόλουθες παραμέτρους $A_{mp}^+ = 0.9 V$ $A_{mp}^- = 0.1 V$ και $\tau^+ = 8 ms$, $\tau^- = 20 ms$ και $t_{ail}^+ = 10 ms$, $t_{ail}^- = 80 ms$, βάση των συμπερασμάτων του τρίτου κεφαλαίου (για να επιτευχθεί μία λειτουργία μάθησης STDP παρόμοια με την βιολογική, χρειαζόμαστε ένα στενό σύντομο θετικό παλμό μεγάλου πλάτους και έναν αρνητικό μικρού πλάτους και μεγαλύτερης διάρκειας). Το σχήμα του δυναμικού φαίνεται στην εικόνα (4.11).



Εικόνα 4.11: Σχήμα δυναμικού ενέργειας που αντιστοιχεί στην εικόνα της προσομοίωσης (4.13)

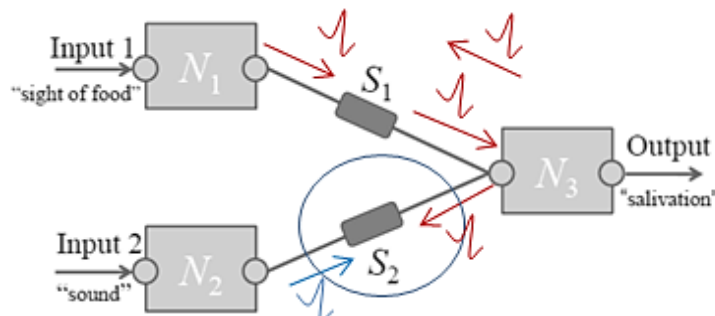
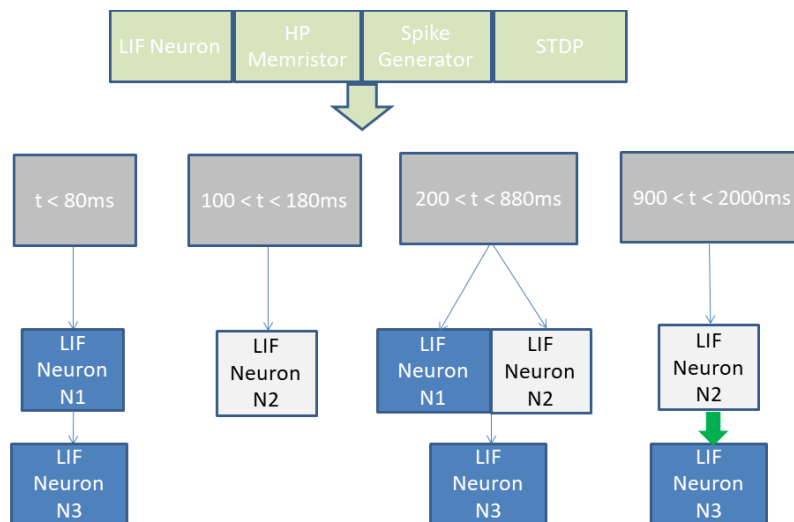
Συνοψίζοντας, το τεχνητό νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήσαμε αποτελείται από τρία διαφορετικά στάδια, όπως παρατηρούμε στην εικόνα (4.12). Στο πρώτο στάδιο της προσομοίωσης ($0 < t < 180 \text{ ms}$), ενεργοποιούμε ξεχωριστά τους νευρώνες εισόδου N_1 (εικόνα της τροφής, $t < 80 \text{ ms}$) και N_2 (ήχος από καμπανάκι, $100 < t < 180 \text{ ms}$). Στην πρώτη φάση:

- i. Ο νευρώνας N_3 ενεργοποιείται κατά την διέγερση του νευρώνα N_1
- ii. Ο νευρώνας N_3 δεν μπορεί να ενεργοποιηθεί λόγω της διέγερσης του νευρώνα N_2
- iii. Δεν υπάρχει καμία συσχέτιση μεταξύ των ερεθισμάτων της εικόνας της τροφής και του ήχου από το καμπανάκι

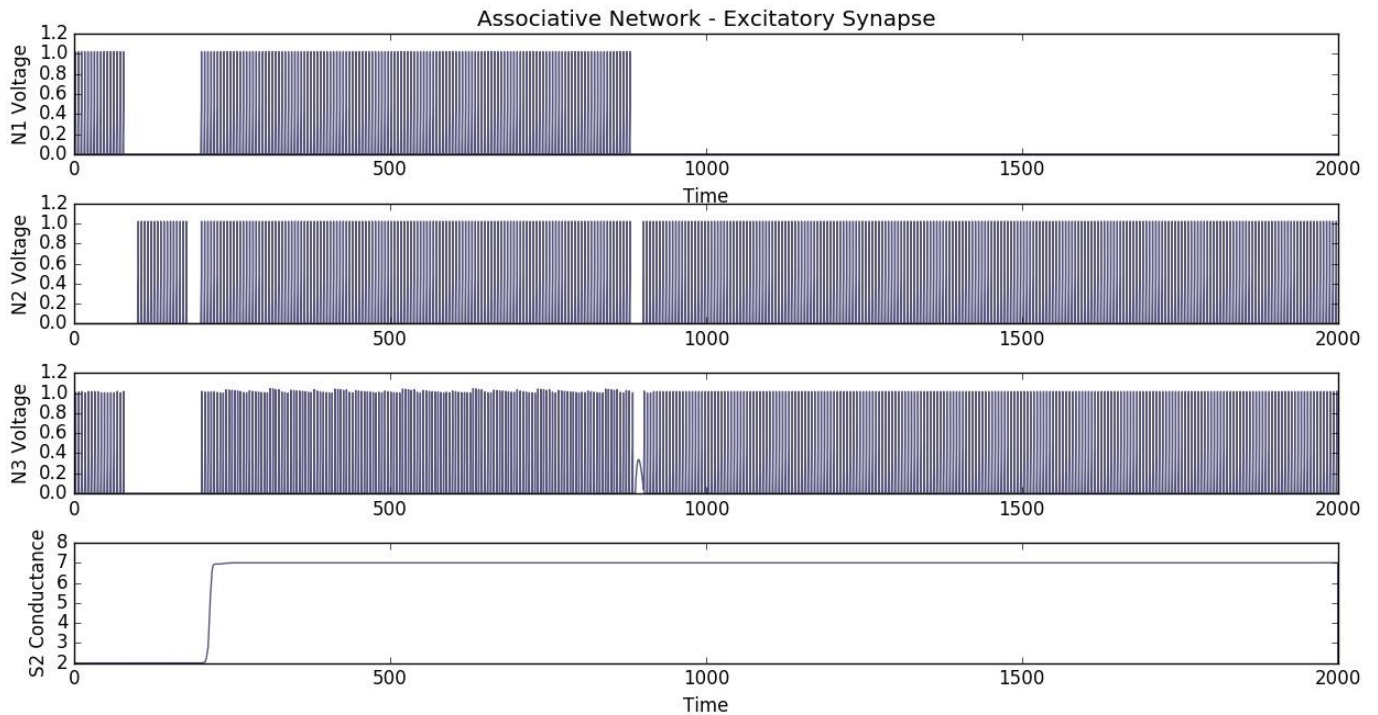
Κατά τη διάρκεια της δεύτερης φάσης της προσομοίωσης ($200 < t < 880 \text{ ms}$), ενεργοποιούμε ταυτόχρονα τους νευρώνες N_1 και N_2 . Σε αυτήν τη φάση τα δυναμικά που διαδίδονται από το νευρώνα N_3 -λόγω διέγερσης του νευρώνα N_1 - με κατεύθυνση προς τα πίσω, αλληλοεπικαλύπτονται με δυναμικά που διαδίδονται από τον νευρώνα N_2 με κατεύθυνση προς τα εμπρός, προκαλώντας αλλαγές στη δεύτερη συνάψη (memristor S_2). Καθώς η τάση που δημιουργείται υπερβαίνει το κατώφλι του memristor, η συνάψη S_2 αλλάζει την κατάσταση της από κατάσταση υψηλής αντίστασης (HRS) σε κατάσταση χαμηλής αντίστασης (LRS). Είναι σημαντικό να σημειώσουμε ξανά ότι κάτι τέτοιο είναι δυνατό μόνο όταν οι νευρώνες N_2 και N_1 ενεργοποιούνται ταυτόχρονα. Κατ' αυτόν τον τρόπο, τα δημιουργηθέντα προσυναπτικά δυναμικά του νευρώνα N_2 προηγούνται των δημιουργηθέντων μετασυναπτικών δυναμικών του νευρώνα N_3 . Ως αποτέλεσμα, το χρονικό διάστημα ΔT κρίνεται θετικό και σύμφωνα με τον κανόνα STDP ενδυναμώνεται η συνάψη

ανάμεσα στους νευρώνες N_2 και N_3 (LTP). Ως συνέπεια, η αγωγιμότητα της σύναψης S_2 μεταβαίνει στην κατάσταση χαμηλής αντίστασης (από $G_{off} = 2 S$ σε $G_{on} = 7 S$).

Στην τρίτη φάση της προσομοίωσης ($900 < t < 2000 ms$), παρατηρούμε ότι ο νευρώνας N_3 ενεργοποιείται πλέον λόγω της διέγερσης του N_2 χωρίς την παρεμβολή του N_1 . Με άλλα λόγια, δημιουργήθηκε μία ισχυρή συσχέτιση μεταξύ των ερεθισμάτων του ήχου από το καμπανάκι και του φαινομένου της σιελόρροιας στον σκύλο. Επομένως, αναπτύξαμε ένα δίκτυο μνημαντισατών και αποδείξαμε ότι εκπαιδεύοντάς το μετέτρεψε ένα ουδέτερο ερέθισμα σε εξαρτημένο ερέθισμα.



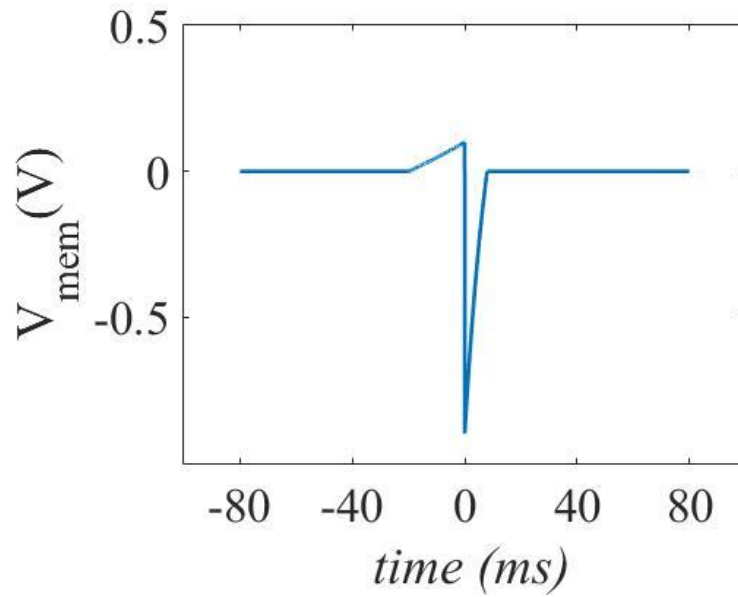
Εικόνα 4.12: Πάνω: Βασικά στοιχεία κατασκευής του κώδικα. Κάτω: Παράδειγμα του φαινομένου των ανάδρομων δυναμικών που αποτελεί την κύρια αιτία της επιτυχούς εκπαίδευσης του δικτύου.



Εικόνα 4.13 Προσομοίωση πειράματος Pavlov με χρήση διατάξεων memristor. Εκπαιδευόντας το δίκτυο, μετέτρεψε ένα ουδέτερο ερέθισμα σε εξαρτημένο και αποδείχθηκε το φαινόμενο της συσχετιστικής μάθησης.

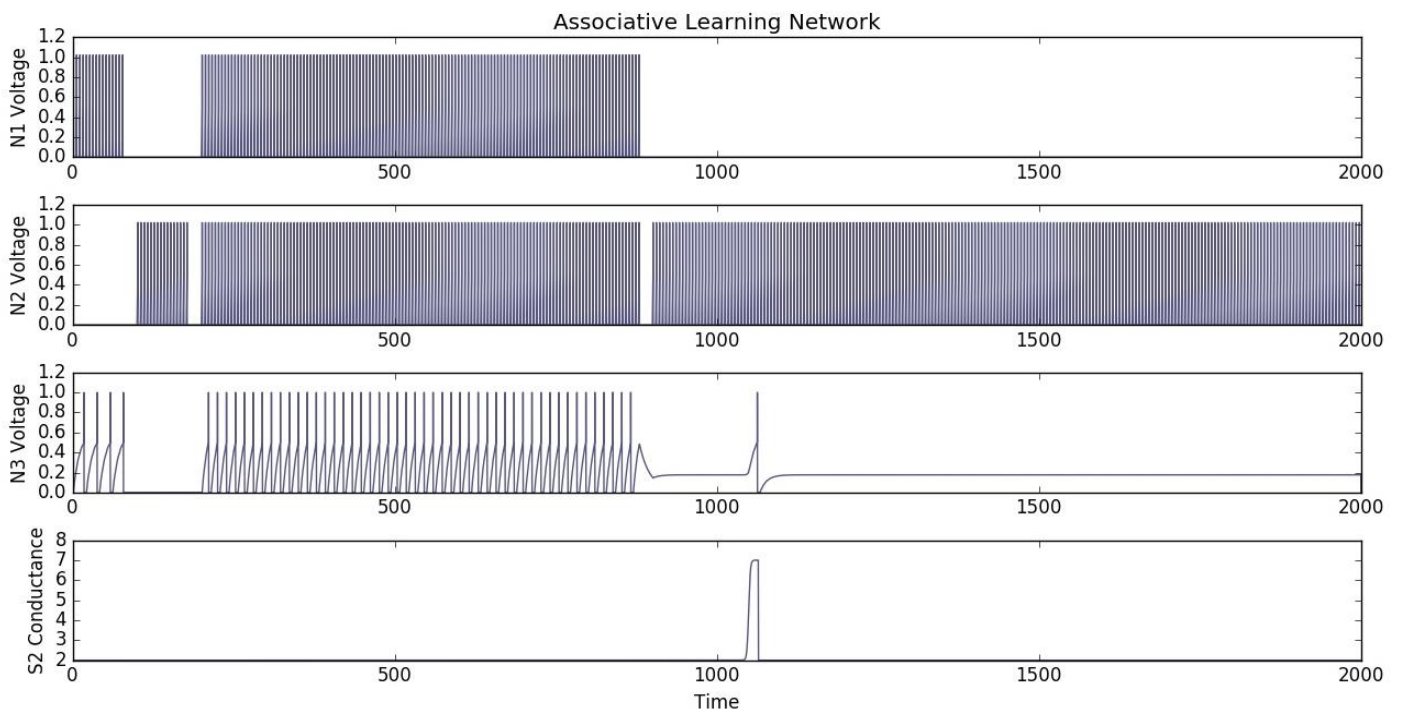
Όπως φαίνεται στην εικόνα των αποτελεσμάτων της προσομοίωσης (4.13), δείξαμε ότι ορίζοντας τις παραμέτρους του δυναμικού και κατ' επέκταση του ίχνους με τρόπο ανάλογο των συμπερασμάτων της προσομοίωσης του τρίτου κεφαλαίου, το δίκτυο μαθαίνει. Παρατηρούμε ότι ο νευρώνας N_3 διεγείρεται κατά την ενεργοποίηση του N_2 χωρίς να χρειάζεται η ενεργοποίηση του N_1 . Η αγωγιμότητα αλλάζει από την τιμή G_{off} στην τιμή G_{on} και το memristor που είναι τοποθετημένο στην σύναψη S_2 , μεταβαίνει από την κατάσταση HRS, στην κατάσταση LRS.

Στη συνέχεια, αλλάζουμε τις παραμέτρους του δυναμικού ενέργειας, με αντίθετο τρόπο. Θεωρούμε ότι $A_{mp}^+ = 0.1 V$, $A_{mp}^- = 0.9 V$ και $\tau^+ = 20 ms$, $\tau^- = 8 ms$ και $t_{ail}^+ = 80 ms$, $t_{ail}^- = 10 ms$. Πρόκειται δηλαδή για ένα μικρού πλάτους θετικό παλμό μεγάλης διάρκειας και έναν μεγάλο πλάτους αρνητικό παλμό μικρότερης διάρκειας όπως φαίνεται στην εικόνα (4.14). Τα αντίστοιχα αποτελέσματα της προσομοίωσης φαίνονται στην εικόνα (4.15). Παρατηρούμε ότι το δίκτυο δεν μαθαίνει, λόγω της απουσίας δημιουργίας δυναμικών στον νευρώνα N_3 , κατά την ενεργοποίηση του N_2 χωρίς την ενεργοποίηση του N_1 . Επίσης παρατηρούμε ότι μικρότερο πλάτος παλμού στους νευρώνων εισόδου, δίνει μικρότερη πυκνότητα παλμών στον νευρώνα εξόδου. Η απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών παλμών (pulse separation) στον νευρώνα εξόδου, μειώνεται καθώς αυξάνουμε το πλάτος του διαδιδόμενου παλμού στον νευρώνα εισόδου.

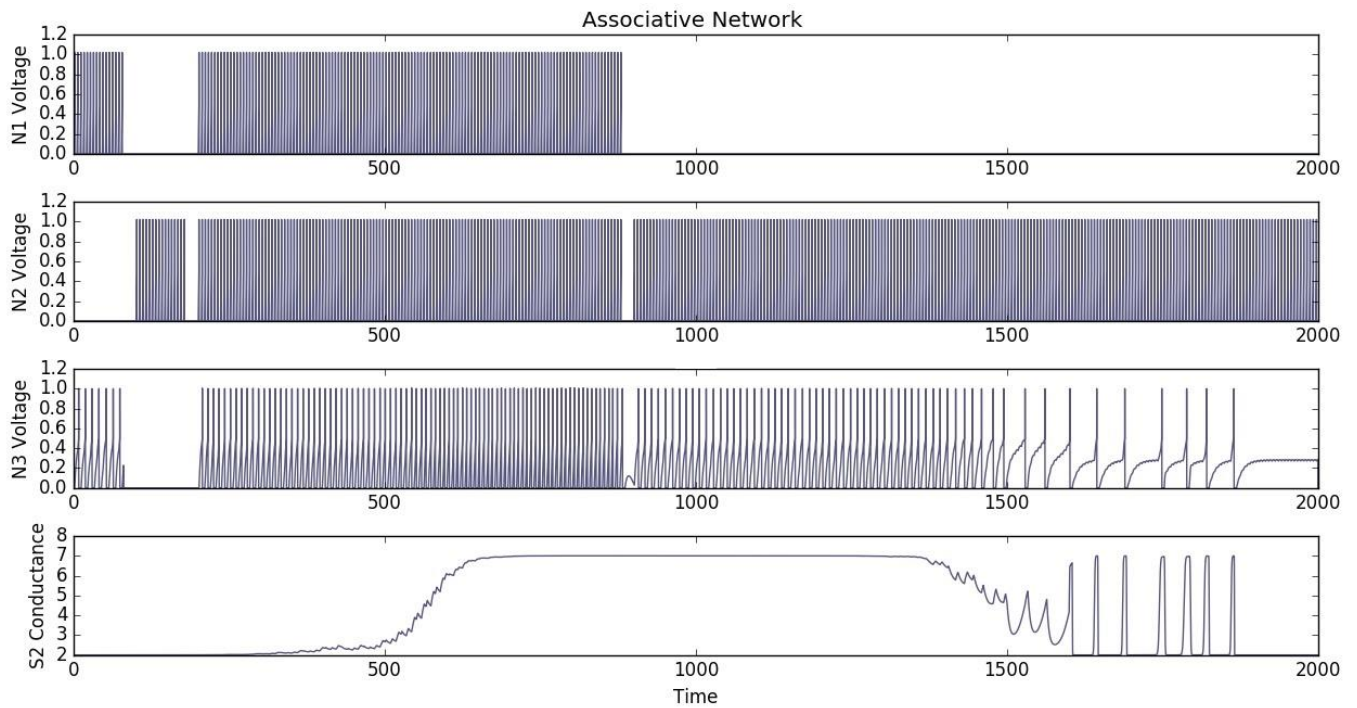


Εικόνα 4.14: Σχήμα δυναμικού ενέργειας που αντιστοιχεί στην εικόνα προσομοίωσης (4.12)

Χρησιμοποιώντας τις ίδιες παραμέτρους, αλλά αυξάνοντας το πλάτος A_{mp}^+ σε 0.2 V, παρατηρούμε στην εικόνα της προσομοίωσης (4.16) ότι το δίκτυο αρχίζει να μαθαίνει, χωρίς όμως να συγκρατεί την πληροφορία για ολόκληρο τον χρόνο της προσομοίωσης.



Εικόνα 4.15: Προσομοίωση πειράματος Ρανλόν με χρήση διατάξεων memristor. Το δίκτυο δεν καταφέρνει να συσχετίσει τα ερεθίσματα της εικόνας της τροφής (νευρώνας N1) και του ήχου από το καμπανάκι (νευρώνας N2)



Εικόνα 4.16: Προσομοίωση πειράματος Ρανλον με χρήση διατάξεων memristor. Το δίκτυο συσχετίζει τα ερεθίσματα της εικόνας της τροφής και του ήχου από το καμπανάκι, αλλά δεν καταφέρνει να συγκρατήσει την πληροφορία παραβιάζοντας τον κανόνα του Hebb ("νευρώνες που πυροδοτούν μαζί, σχηματίζουν ένα δίκτυο μεταξύ τους")

4.6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Συνοψίζοντας, για να προσομοιώσουμε το φαινόμενο της συσχετιστικής μνήμης, χρειαζόμαστε μοντέλα νευρώνων και “memristive” διατάξεις στη θέση των συνάψεων. Το δίκτυο θα πρέπει να είναι εξοπλισμένο με τον κατάλληλο αλγόριθμο μάθησης και κανόνα STDP. Τα δυναμικά ενέργειας παίζουν σπουδαίο ρόλο στα φαινόμενα συναπτικής πλαστικότητας. Μεταβάλλοντας το σχήμα και τις παραμέτρους τους, μπορούμε είτε να οδηγήσουμε το δίκτυο σε ενισχυτικές ή ανασταλτικές συνάψεις, είτε να αναπαράγουμε διαφορετικές μορφές κανόνων μάθησης STDP. Ακόμα και αν η συγκεκριμένη προσομοίωση βασίζεται σ’ ένα συμπεριφοριστικό μοντέλο memristor, συμπεραίνουμε ότι τα νευρωνικά δίκτυα που απαρτίζονται από στοιχεία μνημαντίστασης διανοίγουν νέες προοπτικές εφαρμογών που απαιτούν βιολογικές συμπεριφορές. Στην ιδανική περίπτωση, τόσο οι νευρώνες, όσο και οι συνάψεις θα πρέπει να έχουν διαστάσεις νανοκλίμακας και να καταναλώνουν ελάχιστη ενέργεια, έτσι ώστε να αναπαράγουν ένα κύκλωμα παρόμοιας πυκνότητας ολοκλήρωσης με αυτής του ανθρώπινου εγκεφάλου (περίπου 10^{10} συνάψεις / cm^2). Στις σημερινές εφαρμογές VLSI, η ποσότητα των συνάψεων διαφέρει σημαντικά από τέτοια πρότυπα. Επιπλέον, ενώ ένας ηλεκτρονικός νευρώνας είναι αρκετά εύκολο να κατασκευαστεί, δεν ισχύει το ίδιο για τις ηλεκτρονικές συνάψεις. Στο παρελθόν, έχουν προταθεί αρκετά μοντέλα ηλεκτρονικών ανάλογων της σύναψης [25] – [29]. Ωστόσο, η πειραματική τους υλοποίησή παραμένει δύσκολη όχι μόνο επειδή δεν έχει καταστεί δυνατή η πλήρης και εις βάθος κατανόηση των φαινομένων της μνημαντίστασης, αλλά και επειδή απαιτεί μία διεπιστημονική προσέγγιση που συνδυάζει τις επιστήμες βιοϊατρικής και των μηχανικών.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] Adela-Diana Almási, Stanisław Woźniak, Valentin Cristea, Yusuf Leblebici, Ton Engbersen, Review of Advances in Neural Networks: Neural Design Technology Stack, Neurocomputing, <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2015.02.092>
- [2] Gallego, Pedro & Gago, Jorge & Landin, Mariana. (2011). Artificial Neural Networks Technology to Model and Predict Plant Biology Process. Artificial Neural Networks-Methodological and Biomedical Applications. . 10.5772/14945.
- [3] Da Silva, I.N., Hernane Spatti, D., Andrade Flauzino, R., Liboni, L.H.B., dos Reis Alves, S.F. Artificial Neural Networks A Practical Course, Book, 2017
- [4] Basheer IA, Hajmeer M., Artificial neural networks: fundamentals, computing, design and application, 2000
- [5] McCulloch, W. S., and Pitts, W., “A Logical Calculus of Ideas Imminent in Nervous Activity,” Bulletin of Mathematica 2 Biophysics, 5, 115-133, 1943.
- [6] Rosenblatt, F., The perceptron—a perceiving and recognizing automaton. Report 85-460-1 (Cornell Aeronautical Laboratory, Ithaca, NY, 1957).
- [7] Paugam-Moisy, Hélène & Bohte, Sander. (2012). Computing with Spiking Neuron Networks. Handbook of Natural Computing. 1. 335-376. 10.1007/978-3-540-92910-9_10.
- [8] De mulder, Wim & Bethard, Steven & Moens, Marie-Francine. (2014). A Survey on the Application of Recurrent Neural Networks to Statistical Language Modeling. Computer Speech & Language. 30. . 10.1016/j.csl.2014.09.005.
- [9] Izhikevich EM (2004) Which model to use for cortical spiking neurons? IEEE Trans Neural Netw 15:1063-70
- [10] W. Gerstner and W. M. Kistler. Spiking neuron models: Single neurons, populations, plasticity. Cambridge university press, 2002.
- [11] P. J. Sjöström, E. A. Rancz, A. Roth, and M. Häusser, “Dendritic excitability and synaptic plasticity,” Physiological reviews, vol. 88, no. 2, pp. 769–840, 2008.
- [12] W. Gerstner, R. Ritz, and J. L. Van Hemmen, “Why spikes? Hebbian learning and retrieval of time-resolved excitation patterns.” Biological Cybernetics, vol. 69, no. 5-6, pp. 503–515, 1993.
- [13] W. Gerstner and W. M. Kistler. Spiking neuron models: Single neurons, populations, plasticity. Cambridge university press, 2002.
- [14] W. Gerstner, Spiking neurons, in: W. Maass, C. Bishop (Eds.), Pulsed Neural Networks, MIT Press, Cambridge, MA, 1999.

- [15] Κ. Γεωργούλη, Τεχνητή Νοημοσύνη, 2015
- [16] Παπαθεοδωρόπουλος, Κ., 2015. Έννοιες στην επιστήμη της μνήμης. Αθήνα: Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.
- [17] I. P. Pavlov, *Conditioned Reflexes: An Investigation of the Physiological Activity of the Cerebral Cortex* (translated by G. V. Anrep). London: Oxford University Press, 1927.
- [18] Pershin Y V, Ventra Di M. Experimental demonstration of associative memory with memristive neural networks. *Neural Networks*, 2010, 23: 881
- [19] Chen, Wanlong. (2014). The memristor-based associative learning network with retention loss., 10.1109/CINTI.2014.7028684.
- [20] X. Yang, W. Chen, and F. Wang, "A supervised spiking time dependant plasticity network based on memristors," in *Computational Intelligence and Informatics (CINTI)*, 2013 IEEE 14th International Symposium on, Nov 2013, pp. 447–451
- [21] Wang, Yuhao & Fei, Wei & Yu, Hao. (2012). SPICE simulator for hybrid CMOS memristor circuit and system. . 10.1109/CNNA.2012.6331444.
- [22] H. Markram, J. Lbke, M. Frotscher, and B. Sakmann, "Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic aps and epsps," *Science*, vol. 275, no. 5297, pp. 213–215, 1997.
- [23] Ponulak, Filip & Kasiński, Andrzej. (2011). Introduction to spiking neural networks: Information processing, learning and applications. *Acta neurobiologiae experimentalis*. 71. 409-33
- [24] Serrano-Gotarredona, T. et al. "STDP and STDP Variations with Memristors for Spiking Neuromorphic Learning Systems." *Frontiers in Neuroscience* 7 (2013): 2. PMC. Web. 7 Sept. 2017.
- [25] Indiveri, Giacomo et al. "Integration of nanoscale memristor synapses in neuromorphic computing architectures." *Nanotechnology* 24 38 (2013): 384010.
- [26] Indiveri G, Linares-Barranco B, Hamilton TJ, et al. Neuromorphic Silicon Neuron Circuits. *Frontiers in Neuroscience*. 2011;5:73. doi:10.3389/fnins.2011.00073.
- [27] M. Hu, Y. Wang, Q. Qiu, Y. Chen, and H. Li, "The stochastic modeling of TiO₂ memristor and its usage in neuromorphic system design," in *19th Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC)*, Jan 2014, pp. 831–836.
- [28] Wang, Zhongqiang et al. "A 2-transistor/1-Resistor Artificial Synapse Capable of Communication and Stochastic Learning in Neuromorphic Systems." *Frontiers in Neuroscience* 8, 2014
- [29] Ambrogio, Stefano & Balatti, Simone & Milo, Valerio & Carboni, Roberto & Wang, Zhong-Qiang & Calderoni, Alessandro & Ramaswamy, Nirmal & Ielmini, D. (2016). Neuromorphic Learning and Recognition With One-Transistor-One-Resistor Synapses and Bistable Metal Oxide RRAM. *IEEE Transactions on Electron Devices*. 63. 1-8. 10.1109/TED.2016.2526647.

