

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ



ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΟΜΕΣ ΦΥΣΙΚΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μελέτη νευρομορφικών ιδιοτήτων μνημών εναλλαγής αντίστασης

ΚΡΕΒΕΤΖΑΚΗ ΕΛΕΝΗ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: Δ. ΤΣΟΥΚΑΛΑΣ

ΑΘΗΝΑ 2019

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία χωρίζεται σε δύο τμήματα. Το πρώτο αφορά την θεωρητική μελέτη και την μοντελοποίηση διατάξεων memristor. Οι διατάξεις αυτές, είναι παθητικά στοιχεία δύο ακροδεκτών, που μπορούν να αποθηκεύουν πληροφορίες. Η νευρική σύναψη στον ανθρώπινο εγκέφαλο, είναι ένα διάκενο μεταξύ δύο νευρώνων, μέσω του οποίου γίνεται η μετάδοση πληροφοριών. Η νευρομορφική μηχανική είναι ένας επιστημονικός κλάδος που ασχολείται με την τεχνολογία και πως αυτή μπορεί να μιμηθεί την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Μέσα από μελέτες, έχει βρεθεί ότι μία διάταξη memristor μπορεί να λειτουργήσει όπως η βιολογική σύναψη, σε σχέση με την διάδοση πληροφοριών. Αρχικά, έγινε μία σύντομη μελέτη για τον τρόπο μέσω του οποίου δύο νευρώνες ανταλλάσσουν πληροφορίες, καθώς και των διαφόρων ειδών memristor. Στη συνέχεια, καταφέραμε να δημιουργήσουμε, μέσω μαθηματικών εξισώσεων ένα θεωρητικό μοντέλο memristor και να προσομοιώσουμε την λειτουργία του σαν να είχε πάρει την θέση μίας βιολογικής σύναψης. Τα αποτελέσματα, επιβεβαίωσαν την υπόθεση ότι μία διάταξη memristor μπορεί να έχει παρόμοια λειτουργία όπως η σύναψη του ανθρώπινου εγκεφάλου, με βασικό χαρακτηριστικό την λειτουργία της μνήμης και της μάθησης.

Στο δεύτερο μέρος διερευνήθηκε η απόδοση διατάξεων εναλλαγής αντίστασης και μελετήθηκε η ικανότητα τους να λειτουργήσουν ως μη πτητικές μνήμες. Για όλα τα δείγματα δημιουργήθηκαν οι χαρακτηριστικές καμπύλες ρεύματος-τάσεις. Ακόμη, εξετάστηκε η ιδιότητα της αποθήκευσης πληροφοριών σε παλμική λειτουργία. Στη συνέχεια, οι πειραματικές μετρήσεις συγκρίθηκαν με τα θεωρητικά αποτελέσματα, που πραγματοποιήθηκαν στο πρώτο μέρος, όπου διαπιστώθηκε η ταύτιση τους. Συμπερασματικά, οι διατάξεις που εμφανίζουν την ιδιότητα της μνημαντίστασης έχουν ανταγωνιστικό ρόλο στην βιομηχανία παραγωγής κυκλωμάτων μνήμης.

Abstract

The current thesis is divided into two parts. The first part concerns the theoretical study and modeling of the memristor devices. These devices are two-terminal passive elements that can store information. The synapse element in the human brain is a gap between two neurons by through information is transmitted. Neuromorphic engineering is a scientific branch that deals with technology and the possible ways that can employ in order to mimic the function of the human brain. Through studies, it has been found that a memristor device can operate as a biological synapse, as regards the dissemination of information. Initially, a brief study was carried out related to the exchange information process between two neurons as well as the different types of the memristor. We then succeeded in creating, by employing mathematical equations, a theoretical model and simulated its operation in the case of a biological synapse. The results confirmed the hypothesis that a memristor device could have a function similar to that of the human brain, with a key feature the memory and learning procedures.

In the second part, the performance of memristive switches and their ability to function as non-volatile memories was investigated. The current-voltage characteristic curves were depicted for all samples. Furthermore, the property of storing information in pulse mode was examined. The experimental measurements were then compared with the theoretical results, carried out in the first part, where they were identified. In conclusion, the devices that display memristive status have a competitive role in the memory circuitry industry.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελεί το τελευταίο βήμα για την ολοκλήρωση των προπτυχιακών σπουδών μου στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. Θα ήθελα να πω ένα μεγάλο ευχαριστώ στον επιβλέποντα καθηγητή κ. Δημήτριο Τσουκαλά για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με ένα πολύ ενδιαφέρον γνωστικό πεδίο καθώς και για την πολύτιμη βοήθεια του όλο αυτό το διάστημα. Επίσης, οφείλω ένα τεράστιο ευχαριστώ στο μεταδιδακτορικό φοιτητή Παναγιώτη Μπούσουλα για την καθοδήγηση και τον σχεδιασμό για κάθε βήμα που ακολούθησα μέχρι το πέρας αυτής της εργασίας. Φυσικά, δεν θα μπορούσα να παραλείψω από τις ευχαριστίες την Μαρίνα Φαραζή, μεταπτυχιακή φοιτήτρια της Σ.Ε.Μ.Φ.Ε για την βοήθεια της και τις συμβουλές της. Τέλος, δεν θα μπορούσα να μην αναφερθώ στην οικογένεια και τους φίλους μου που με στήριξαν ψυχολογικά όλο αυτό το διάστημα.

Περιεχόμενα

Περίληψη.....	3
Abstract.....	4
Ευχαριστίες.....	5
Κεφάλαιο 1: Οργάνωση του νευρικού συστήματος.....	8
1.1 Εισαγωγή.....	8
1.2 Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα.....	9
1.3 Μεταφορά ηλεκτρικού παλμού από έναν νευρώνα σε άλλον.....	11
1.3.1 Σύναψη.....	11
1.3.2 Νευροδιαβιβαστές.....	11
1.3 Το δυναμικό ενέργειας ενός νευρικού κυττάρου.....	12
Βιβλιογραφικές αναφορές.....	15
Κεφάλαιο 2: Διατάξεις μνημαντίστασης.....	16
2.1 Βασικά στοιχεία της memristor.....	16
2.2 Ορισμός της διάταξης memristor.....	18
2.3 Το υδραυλικό ανάλογο.....	19
2.4 Χαρακτηρισμός της διάταξης ως memristor.....	20
2.5 Το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης.....	21
2.6 Εισαγωγή κρυστάλλων νανοσωματιδίων στην περιοχή του ενεργού υλικού.....	23
2.6 Τα διάφορα είδη memristor.....	23
2.6.1 Linear Ion Drift Model (HP Model).....	23
2.6.2 Nonlinear Ion Drift Model.....	25
2.6.3 Simmons Tunnel Barrier Model.....	26
2.6.4 Threshold Adaptive Memristor Model (TEAM).....	27
2.7 Συνάρτηση παραθύρου.....	28
Βιβλιογραφικές αναφορές.....	31
Κεφάλαιο 3: Συναπτική συμπεριφορά σε διατάξεις μνημαντίστασης.....	32
3.1 Το φαινόμενο πλαστικότητας του εγκεφάλου και η σύνδεση με τις μη πτητικές διατάξεις μνήμης.....	32
3.2 Το δυναμικό μεμβράνης.....	33
3.3 Το συναπτικό βάρος.....	35
3.4 Μνημαντίσταση (Memristance) και STDP.....	38
3.5 Μοντελοποίηση του μηχανισμού μάθησης STDP.....	41
Βιβλιογραφικές αναφορές.....	45
Κεφάλαιο 4: Πειραματικό Μέρος-Πειραματικοί μέθοδοι χαρακτηρισμού υλικών.....	46
4.1 Εισαγωγή.....	46
4.2 Μετρήσεις συνεχούς ρεύματος DC.....	48
4.3 Μνημαντίσταση και συναπτική συμπεριφορά.....	52
Βιβλιογραφικές αναφορές.....	63

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα	64
Κώδικας	65

Κεφάλαιο 1: Οργάνωση του νευρικού συστήματος

1.1 Εισαγωγή

Τις τελευταίες δεκαετίες η χρήση της τεχνολογίας αποτελεί μία ρουτίνα για τους ανθρώπους. Μέσω της έρευνας, σταδιακά όλα τα επιτεύγματα της τεχνολογίας αναπτύσσονται και αποκτούν καλύτερες ιδιότητες. Μερικά παραδείγματα από αντικείμενα της καθημερινότητας είναι το κινητό τηλέφωνο και ο ηλεκτρονικός υπολογιστής. Και τα δύο αναμφίβολα αποτελούν ένα σημαντικό κομμάτι στην ζωή του ανθρώπου. Βασικό τμήμα των συσκευών αυτών καθώς, και πολλών άλλων, είναι οι μνήμες που χρησιμοποιούνται για να τους προσδώσουν κάποια απαραίτητα εφόδια. Επομένως, ένα κομμάτι της τεχνολογίας που θα μπορούσε να αναπτυχθεί είναι οι μνήμες. Φυσικά, έως και σήμερα υπάρχουν πολλών ειδών μνήμες που χρησιμοποιούνται με πολύ μεγάλη επιτυχία.

Η λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου αποτελεί ένα πολύ εντυπωσιακό κομμάτι έρευνας. Ο ανθρώπινος νους παρ' όλο που είναι σχετικά μικρός σε μέγεθος είναι ικανός να εκτελεί πολλά πράγματα με μοναδικό τρόπο. Ο εγκέφαλος αποτελεί ένα πολύπλοκο όργανο που είναι υπεύθυνο για την ρύθμιση και την διαχείριση όλων των λειτουργιών του ανθρώπινου σώματος. Με ποιο τρόπο όμως θα μπορούσε να συνδεθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με μια απλή συσκευή που χρησιμοποιούμε στην καθημερινή ζωή;

Με τον όρο νευροεπιστήμη αναφερόμαστε σε ένα κλάδο που εμπλέκει πολλές ιδιότητες, όπως η ιατρική, η βιολογία, η μηχανική, η φυσική, η επιστήμη των υπολογιστών κα. Ο κλάδος αυτός, μελετά την δομή και την λειτουργία του ανθρώπινου νευρικού συστήματος [1]. Οι πρώτες αναφορές για την μελέτη του εγκεφάλου έρχονται από την εποχή του Ηρόδοτου, ωστόσο η Νευροεπιστήμη με την έννοια που την γνωρίζουμε σήμερα, αποτελεί ένα σχετικά καινούριο γνωστικό πεδίο που πρωτοεμφανίστηκε την δεκαετία του 1950. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως η τέλεια «μηχανή» αποθήκευσης, επεξεργασίας και επαναφοράς των πληροφοριών που δέχεται. Έχει τεράστιο αποθηκευτικό χώρο και την μοναδική ικανότητα διαλογής και διαχείρισης των ερεθισμάτων που λαμβάνει.

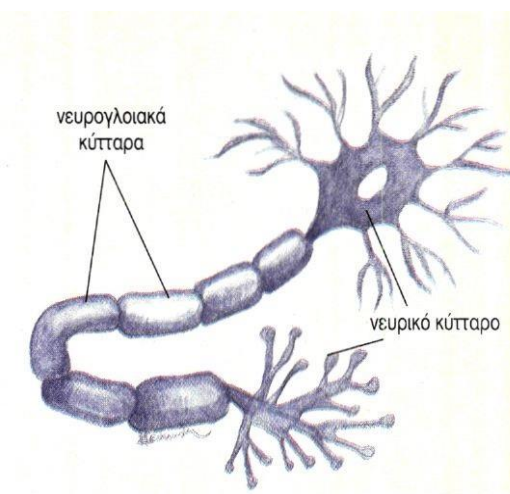
Ένας μεγάλος τεχνολογικός στόχος, είναι η εύρεση μίας συσκευής μνήμης, η οποία θα μπορεί να ανταποκριθεί όπως και ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Για την κατασκευή ενός τέτοιου αντικειμένου είναι απαραίτητη η γνώση του τρόπου λειτουργίας του εγκεφάλου σε όσο το δυνατόν καλύτερο βαθμό. Ένα πρώτο βήμα, είναι η μελέτη εισαγωγής, επεξεργασίας και μετάδοσης των πληροφοριών ανάμεσα στα εγκεφαλικά κύτταρα. Η κατανόηση της λειτουργίας μεταφοράς των πληροφοριών, στον εγκέφαλο, θα μας φέρει πιο κοντά στην εύρεση μίας συσκευής με ικανότητα μνήμης και μάθησης.

1.2 Το ανθρώπινο νευρικό σύστημα

Όλες οι λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος εξαρτώνται από το νευρικό σύστημα, το οποίο έχει καθοριστικό ρόλο για την σωστή λειτουργία των υπόλοιπων οργάνων στο ανθρώπινο σώμα. Το νευρικό σύστημα χωρίζεται στο κεντρικό νευρικό σύστημα (ΚΝΣ) και στο περιφερικό νευρικό σύστημα (ΠΝΣ). Στο ΚΝΣ περιλαμβάνεται ο εγκέφαλος και ο νωτιαίος μυελός τα οποία περιβάλλονται από οστά, ενώ το ΠΝΣ αποτελείται από τα νεύρα, όπου αυτά δεν προστατεύονται από οστέινες δομές.

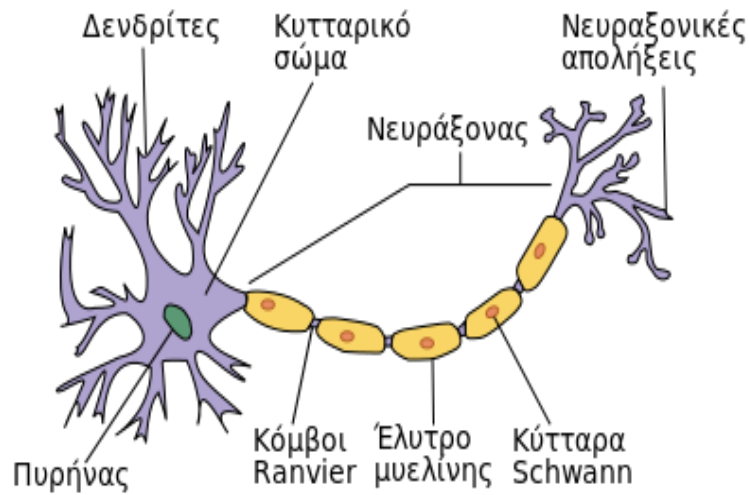
Το νευρικό σύστημα, φυσικά, αποτελείται από κύτταρα που έχουν παρόμοια μορφή και λειτουργία, τα οποία συνδέονται και συνεργάζονται μεταξύ τους ώστε να επιτευχθούν οι απαραίτητες λειτουργίες για το ανθρώπινο σώμα. Το σύνολο αυτών των κυττάρων ονομάζεται νευρικός ιστός. Τα δύο είδη κυττάρων που αποτελούν τον νευρικό ιστό είναι τα νευρικά και τα νευρογλοιακά κύτταρα. Ο εγκέφαλος μας δέχεται ένα τεράστιο ποσό πληροφοριών από το περιβάλλον, επεξεργάζεται αρκετές πληροφορίες και στέλνει σήματα στο υπόλοιπο σώμα και όλα αυτά γίνονται μέσω του νευρικού συστήματος. Οι πληροφορίες αυτές ή αλλιώς ερεθίσματα πηγαίνουν από και προς τον εγκέφαλο μέσω των νευρικών ώσεων. Η νευρική ώση είναι ένα αυτό- αναπαραγόμενο ηλεκτρικό σήμα (ενεργό δυναμικό), η οποία μεταδίδεται κατά μήκος της μεμβράνης ενός νεύρου.

Η πιο σημαντική λειτουργία του νευρικού ιστού είναι η μετάδοση των νευρικών ώσεων, η οποία επιτυγχάνεται μέσω των νευρικών κυττάρων. Τα νευρογλοιακά κύτταρα τυλίγονται γύρω από τα νευρικά κύτταρα. Με αυτό τον τρόπο, τα νευρικά κύτταρα προστατεύονται και τρέφονται. Τέλος τα νευρογλοιακά κύτταρα βοηθούν και αυτά στην διαδικασία της μετάδοσης της νευρικής ώσης καθώς δημιουργούν μυελίνη.



Εικόνα 1.1 Κύτταρα νευρικού ιστού

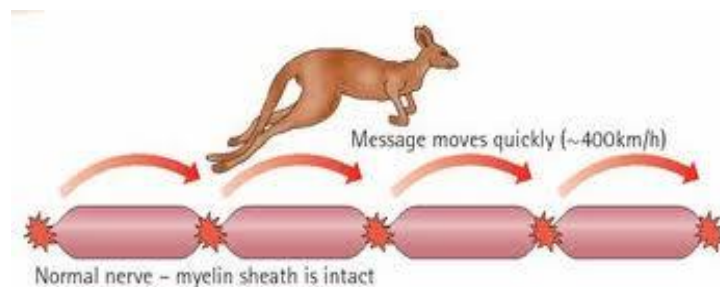
Κάθε νευρικό κύτταρο ή αλλιώς νευρώνας έχει ένα κυτταρικό σώμα μέσα στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας και διάφορα οργανίδια. Εκτός από το κυτταρικό σώμα, υπάρχει ένας νευράξονας, το μεγαλύτερο μέρος του οποίου καλύπτεται από την μυελίνη. Τέλος, στον νευρώνα περιλαμβάνονται οι νευραξονικές απολήξεις και οι δενδρίτες. Οι δενδρίτες έχουν υποδοχείς, οι οποίοι διεγείρονται από τα διάφορα ερεθίσματα τα οποία τελικά μετατρέπονται σε νευρικές ώσεις. Έτσι, οι δενδρίτες μεταφέρουν τις νευρικές ώσεις προς το κυτταρικό σώμα.



Εικόνα 1.2 Ανατομία νευρώνα

Η μυελίνη έχει το ρόλο ενός μονωτή. Πιο συγκεκριμένα, τα νευρογλοιακά κύτταρα παράγουν την μυελίνη η οποία τυλίγεται γύρω από τον νευράξονα. Υπάρχουν πολλές στρώσεις μυελίνης με αποτέλεσμα να δημιουργούνται τα έλυτρα της μυελίνης. Εάν μπορούσαμε να ξετυλίξουμε την μυελίνη που βρίσκεται σε έναν ανθρώπινο εγκέφαλο θα είχαμε μία ταινία που θα τύλιγε δύο φορές την γη. Πάνω στον νευράξονα υπάρχουν σημεία ασυνέχειας της μυελίνης. Τα σημεία αυτά ονομάζονται κόμβοι Ranvier. Όπως αναφέραμε, η μυελίνη λειτουργεί ως μονωτής οπότε τα ενεργά δυναμικά δεν περνούν από αυτή. Επομένως, τα ηλεκτρικά σήματα πηγαίνουν από κόμβο σε κόμβο δημιουργώντας άλματα (spikes). Με τα άλματα αυτά αυξάνεται και η ταχύτητα διάδοσης της νευρικής ώσης. Συνεπώς, καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι ο ρόλος της μυελίνης είναι να δημιουργεί μόνωση και με αυτό τον τρόπο να αυξάνει την ταχύτητα διάδοσης του ηλεκτρικού παλμού.

Ένας άλλος παράγοντας που παίζει ρόλο στην ταχύτητα διάδοσης της ώσης είναι η διάμετρος του νευράξονα. Όσο μεγαλύτερη διάμετρος έχει τόσο πιο γρήγορα μεταδίδεται η νευρική ώση. Η συνύπαρξη της μυελίνης και η διάμετρος του νευράξονα ορίζουν, λοιπόν την ταχύτητα των spikes. Μία μέση ταχύτητα διάδοσης του ηλεκτρικού παλμού είναι 100m/s, που αντιστοιχεί περίπου σε 400 km/h. Συνεπώς, ο ηλεκτρικός παλμός μεταδίδεται με τρομερά μεγάλες ταχύτητες [2].



Εικόνα 1.3 Διάδοση νευρικής ώσης

1.3 Μεταφορά ηλεκτρικού παλμού από έναν νευρώνα σε άλλον

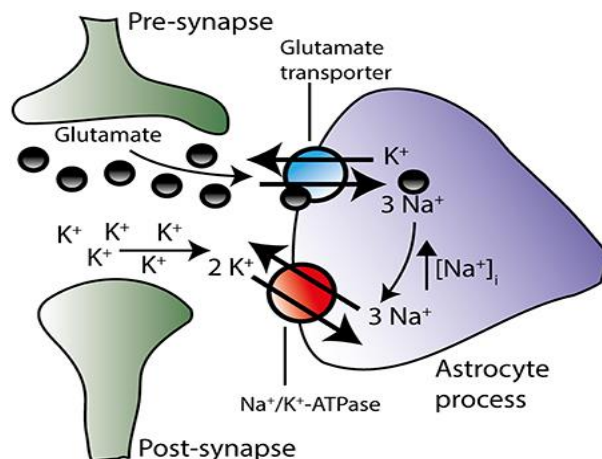
1.3.1 Σύναψη

Όπως περιγράψαμε παραπάνω, η διάδοση ενός ηλεκτρικού σήματος μέσα σε ένα μόνο νευρώνα γίνεται με την βοήθεια των νευρογλοιακών κυττάρων. Όμως, για να φτάσει μια πληροφορία στον εγκέφαλο ή να φύγει από αυτόν, χρειάζεται να περάσει από πολλούς νευρώνες. Για να επιτευχθεί αυτό, σημαντικό ρόλο παίζουν οι συνάψεις των νευρικών κυττάρων. Η σύναψη είναι μια εξειδικευμένη σύνδεση μεταξύ δύο νευρώνων. Πιο συγκεκριμένα, είναι μια ηλεκτροχημική επαφή μεταξύ δύο νευρώνων. Υπάρχουν δύο είδη συνάψεων, οι χημικές και οι ηλεκτρικές συνάψεις. Οι συνάψεις στο νευρικό σύστημα είναι κυρίως χημικές.

Ο νευρώνας που άγει μια ώση προς ένα άλλο νευρώνα ονομάζεται προ-συναπτικός (pre synaptic), ενώ ο νευρώνας που λαμβάνει αυτό το ενεργό δυναμικό ονομάζεται μετά-συναπτικός (post synaptic). Τελικά, ως σύναψη χαρακτηρίζουμε ένα τμήμα μεταξύ δύο νευρώνων που περιλαμβάνει μέρος του προσυναπτικού και μετασυναπτικού νευρώνα καθώς και τον χώρο μεταξύ τους. Αυτό το μικρό κενό που υπάρχει ανάμεσα στους νευρώνες ονομάζεται συναπτική σχισμή [3].

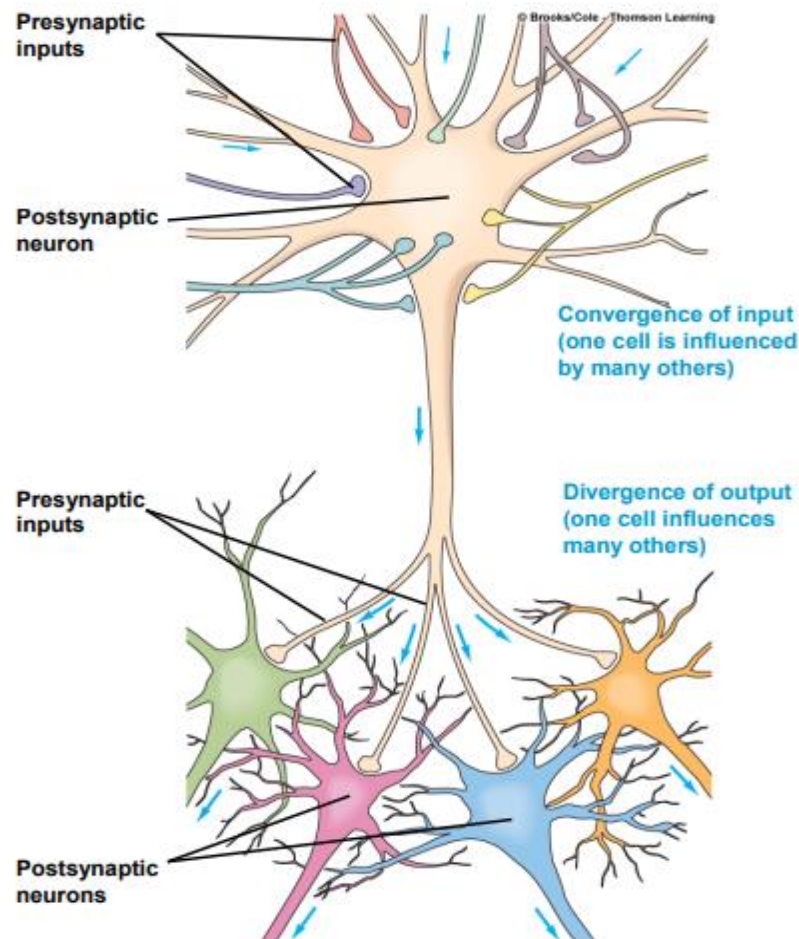
1.3.2 Νευροδιαβιβαστές

Τα νευρικά κύτταρα, οι άξονες και οι δενδρίτες καλύπτονται από την κυτταρική μεμβράνη. Η μεμβράνη αυτή είναι πολωμένη. Τόσο εσωτερικά όσο και εξωτερικά υπάρχουν θετικά (K^+ , Na^+) αλλά και αρνητικά ιόντα (Cl^-). Πιο συγκεκριμένα υπάρχουν περισσότερα θετικά ιόντα στην εξωτερική πλευρά της μεμβράνης σε σχέση με την εσωτερική, με αποτέλεσμα την δημιουργία ενός δυναμικού. Η αιτία για την εμφάνιση του δυναμικού είναι μια λειτουργία που ονομάζεται αντλία νατρίου-καλίου [4]. Η αντλία νατρίου μεταφέρει κάποια από τα κατιόντα νατρίου από το εσωτερικό προς το εξωτερικό της μεμβράνης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η περιοχή εσωτερικά να έχει πλεόνασμα αρνητικού φορτίου. Ταυτόχρονα η αντλία νατρίου είναι και αντλία καλίου, η οποία μεταφέρει K^+ στο εσωτερικό της μεμβράνης. Όμως, υπάρχει μια ιδιαιτερότητα σε αυτό τον μηχανισμό. Πάντα μεταφέρονται τρία μόρια νατρίου προς τα έξω, αλλά μόνο δύο μόρια καλίου προς τα μέσα. Με τον τρόπο αυτό υπάρχει πλεόνασμα θετικού φορτίου εξωτερικά. Επομένως, έχουμε αρνητικό δυναμικό μεμβράνης. Όλη αυτή η διαδικασία πραγματοποιείται στην περιοχή της σύναψης.



Εικόνα 1.4 Λειτουργία σύναψης

Η κυτταρική μεμβράνη έχει ιοντικούς διαύλους, οι οποίοι την καθιστούν διαπερατή σε διάφορα ιόντα. Οι διαύλοι αυτοί είναι τασσελεγχόμενοι, δηλαδή για να ανοίξουν ή να κλείσουν είναι απαραίτητη η εμφάνιση κάποιου δυναμικού. Ανάλογα με την τιμή του δυναμικού που υπάρχει οι ιοντικοί διαύλοι ανοίγουν και αφήνουν κάποια ιόντα όπως το K^+ , Na^+ , Cl^- να περάσουν. Οι ιοντικοί διαύλοι επιτρέπουν στα σήματα να διαβιβαστούν και προς τις δύο κατευθύνσεις (δενδρίτες \leftrightarrow σώμα). Αυτό, έχει ως αποτέλεσμα ένα νευρικό κύτταρο να είναι και προ-συναπτικό αλλά ταυτόχρονα και μετά-συναπτικό [4].



Εικόνα 1.5 Στο πάνω μέρος της εικόνας βλέπουμε εστιασμένα τους денδρίτες ενός νευρικού κυττάρου. Παρατηρούμε ότι συνδέονται μέσω των συναψων με πολλούς денδρίτες από άλλα κύτταρα. Σε αυτή την περίπτωση το κύτταρο που βλέπουμε είναι το μετά-συναπτικό. Παρατηρώντας το κάτω μέρος της εικόνας βλέπουμε ότι το ίδιο κύτταρο δρα ως προ-συναπτικό. Συνοπτικά, ένα νευρικό κύτταρο μπορεί και να διεγείρει αλλά και να διεγερθεί ταυτόχρονα.

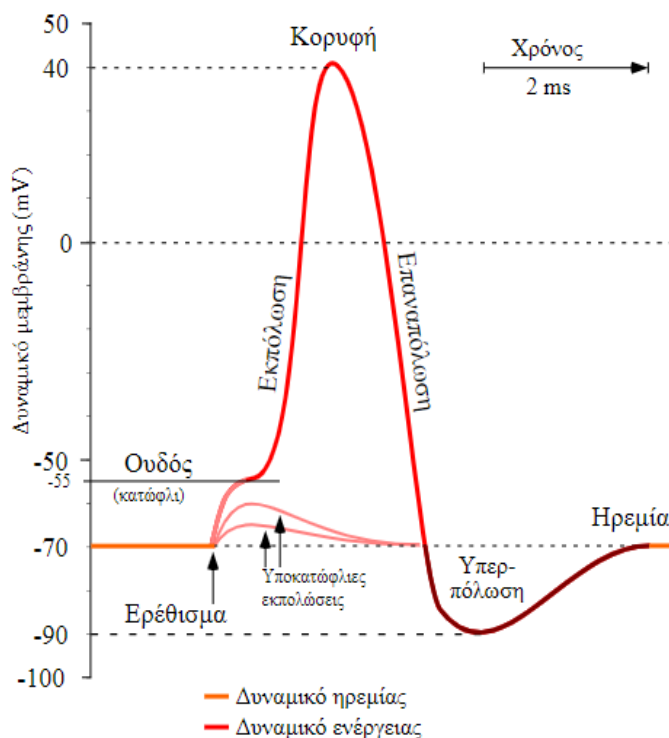
1.3 Το δυναμικό ενέργειας ενός νευρικού κυττάρου

Με τον όρο δυναμικό ενέργειας ενός νευρικού κυττάρου αναφερόμαστε στην ηλεκτρική δραστηριότητα που αναπτύσσετε σε αυτό, μόλις υπάρξει κάποιο ερέθισμα [5]. Το δυναμικό ενέργειας ενός νευρικού κυττάρου ονομάζεται και νευρική ώση. Τα κύτταρα αυτά είναι διεγέρσιμα, καθώς ανταποκρίνονται στα ερεθίσματα με την παραγωγή ηλεκτρικού σήματος, το οποίο μεταφέρεται κατά μήκος της κυτταρικής μεμβράνης. Όπως αναφέραμε το κύτταρο είναι από μόνο του πολωμένο και το δυναμικό σε

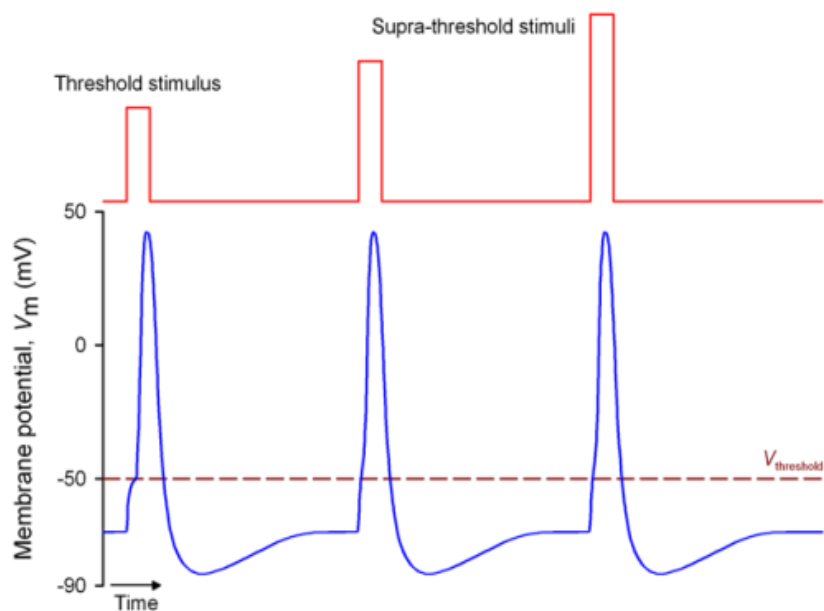
αυτή την κατάσταση ονομάζεται δυναμικό ηρεμίας και είναι της τάξης των λίγων mV. Όταν στο κύτταρο υπάρξει κάποιο ερέθισμα «απαντά» σε αυτό μεταβάλλοντας το δυναμικό της μεμβράνης του, είτε αυξάνοντας το (υπερπόλωση), είτε μειώνοντας το (εκπόλωση). Το εσωτερικό της μεμβράνης ενός νευρικού κυττάρου που βρίσκεται σε ηρεμία είναι 70mV αρνητικότερο από το εξωτερικό της [6]. Η ηλεκτρική δραστηριότητα για να είναι ικανή να μεταδοθεί στους υπόλοιπους νευρώνες πρέπει το δυναμικό ενέργειας που δημιουργείται να ξεπερνά ένα κατώφλι δυναμικού, που συνήθως είναι της τάξης των -55mV. Το κατώφλι δυναμικού ή αλλιώς ουδός είναι η ελάχιστη τιμή του δυναμικού της μεμβράνης που πρέπει να ξεπεραστεί για να δημιουργηθεί το δυναμικό ενέργειας. Από μαθηματικής πλευράς, το δυναμικό ενέργειας του νευρικού κυττάρου ορίζεται ως

$$V_m = V_{in} - V_{out} \quad (1.1)$$

Ας δούμε με ένα παράδειγμα για το τι συμβαίνει όταν ένα κύτταρο βρίσκεται υπό την επίδραση ενός ερεθίσματος. Φυσιολογικά, το νευρικό κύτταρο βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας. Έστω ότι εμφανίζεται ένα ερέθισμα το οποίο προκαλεί μείωση του V_m , συνεπώς έχουμε εκπόλωση. Όσο μεγαλύτερο είναι το ερέθισμα τόσο μεγαλύτερη και η εκπόλωση. Εάν η εκπόλωση δεν ξεπερνά το κατώφλι δυναμικού, τότε με το πέρας της θα ακολουθεί επαναπόλωση και οι αλλαγές του δυναμικού θα παραμένουν περιορισμένες στο σημείο του κυττάρου, στο οποίο εμφανίστηκε το ερέθισμα. Στην περίπτωση όμως που το ερέθισμα είναι ικανό να προκαλέσει εκπόλωση πέραν του δυναμικού ηρεμίας, τότε έχουμε την δημιουργία ενός δυναμικού ενέργειας, δηλαδή πυροδότηση του νευρώνα. Το δυναμικό αυτό αποτελείται από μια γρήγορη και μεγάλη εκπόλωση την οποία ακολουθεί μία εξίσου ταχεία επαναπόλωση [7]. Ακόμη το δυναμικό ενέργειας διέπτεται από τον νόμο «όλο ή ουδέν». Δηλαδή, το δυναμικό ενέργειας έχει την ίδια μορφή, σε μέγεθος και διάρκεια, όσο μεγάλο και να είναι το σήμα που το προκάλεσε. Κάποια από τα χαρακτηριστικά του δυναμικού αυτού είναι ότι η ένταση και το σχήμα του δεν μεταβάλλονται καθώς αυτό διαδίδεται κατά μήκος του νευρικού άξονα. Επίσης, η ένταση του δεν είναι συναρτημένη της ισχύος του ερεθίσματος. Τέλος, είναι σημαντικό να γίνει αντιληπτό ότι ένα ερέθισμα είτε αποτυγχάνει να δημιουργήσει ένα ενεργό δυναμικό (δεν έχει ξεπεραστεί το κατώφλι δυναμικού), είτε καταφέρνει να πυροδοτήσει το νευρώνα και να έχουμε ένα πλήρους έντασης δυναμικό που είναι το δυναμικό ενέργειας [8].



Εικόνα 1.6 Δυναμικό ενέργειας νευρικού κυττάρου



Εικόνα 1.6 Παρατηρούμε ότι όσο μεγάλη ένταση και αν έχει το ερέθισμα, από την στιγμή που περνά το κατώφλι δυναμικού τότε το δυναμικό ενέργειας έχει πάντοτε την ίδια μορφή.

Οι νευρώνες μπορούν να χαρακτηριστούν ως υπολογιστικές συσκευές, με τις συνάψεις να αποτελούν τις εισόδους για τις νευρικές ώσεις, τους δενδρίτες να είναι οι επεξεργαστές και τους άξονες οι έξοδοι των ενεργών δυναμικών. Μέσω των παραπάνω διαδικασιών οι πληροφορίες πηγαίνουν από και προς τον εγκέφαλο, αφού πρώτα έχουν μετατραπεί σε ηλεκτρικό σήμα. Δύο από τις σημαντικότερες λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι η μνήμη και η μάθηση. Μέσω αυτών έχουμε την ικανότητα να εξελισσόμαστε και να αναπτύσσουμε τις ικανότητές μας.

Βιβλιογραφικές αναφορές

[1] Wikiversity, "Fundamentals of Neuroscience/What is Neuroscience"

[2] Θεωρήσης Π. Δασκαλόπουλος, "Σοκολάτα- Η τροφή των Θεών", 2009

[3] Society for neuroscience, "Brain Facts a primer on the brain and nervous system"

[4] Brian Roland Larsen, Anca Stoica and Nanna MacAulay, "Managing Brain Extracellular K^+ during Neuronal Activity: The Physiological Role of the Na^+/K^+ -ATPase Subunit Isoforms", 22 April 2016

[5] Βικιπαίδεια, Δυναμικό ενέργειας

[6] Πάυλος Ρήγας, "Συμπληρωματικό φυλλάδιο διδασκαλίας εργαστηρίου φυσιολογίας 2", 2010

[7] Κωνσταντίνος Παπαθεοδώρου, "Νευροεπιστήμες" Εργαστήριο Φυσιολογίας, Τμήμα Ιατρικής Πανεπιστημίου Πατρών, 2013

[8] Αγγελίδης Παντελής, Μπέλλου Σοφία, "Βιοϊατρική Τεχνολογία", Ενότητα 3 Μεμβράνες-Ηλεκτρικά δυναμικά, Νευρικό και μυϊκό σύστημα

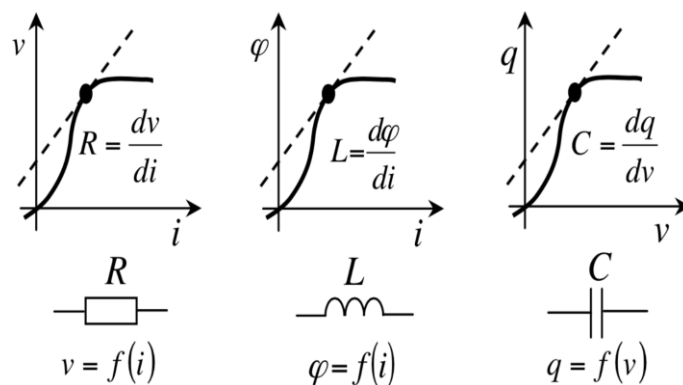
Κεφάλαιο 2: Διατάξεις μνημαντίστασης

2.1 Βασικά στοιχεία ενός memristor

Οι ηλεκτρονικές συσκευές έχουν ένα σημαντικό ρόλο στην καθημερινότητα και την καλή ποιότητα ζωής του ανθρώπου. Τα προϊόντα με μικρή κατανάλωση ενέργειας, τα οποία λειτουργούν με μεγάλη ταχύτητα και μπορούν να αποθηκεύουν πληροφορίες ονομάζονται μνήμες και βρίσκονται σχεδόν σε όλες τις ηλεκτρονικές συσκευές. Συνεπώς, οι ηλεκτρονικές διατάξεις μνήμης, που είναι μια κατηγορία ολοκληρωμένων κυκλωμάτων, αποτελούν σημαντικό κομμάτι στην δημιουργία προϊόντων υψηλής τεχνολογίας. Συνήθως, κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το χρονικό διάστημα αποθήκευσης πληροφοριών σε πτητικές (χάνουν την πληροφορία μόλις σταματήσει η τροφοδοσία) και μη πτητικές (κρατάνε αποθηκευμένη την πληροφορία για μεγάλα χρονικά διαστήματα ακόμη και μετά την διακοπή της τροφοδοσίας).

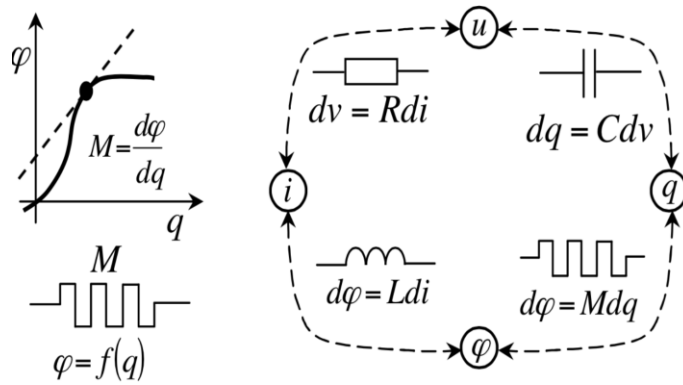
Όπως είδαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο, ο εγκέφαλος είναι ένα όργανο με μοναδικές δυνατότητες. Μπορεί να αποθηκεύει πληροφορίες και με κατάλληλους μηχανισμούς, να τις μεταδίδει στο υπόλοιπο σώμα. Επόμενος στόχος στην τεχνολογία, λοιπόν, είναι οι μνήμες που κατασκευάζονται να μπορούν να αντιγράψουν όσο το δυνατόν καλύτερα την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου. Για τον σκοπό αυτό έχει αναπτυχθεί ένας κλάδος που ονομάζεται Neuroomorphic Engineering (νευρομορφική μηχανική) και απασχολείται με κατασκευές που βασίζονται σε βιολογικά νευρικά συστήματα. Ο όρος νευρομορφικά συστήματα (neuroomorphic systems), χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τον Carver Mead για να περιγράψει ηλεκτρονικά αναλογικά κυκλώματα που μιμούνται το βιολογικό νευρικό σύστημα.

Τα τρία βασικά, παθητικά, ηλεκτρονικά στοιχεία για ένα κύκλωμα είναι η αντίσταση, ο πυκνωτής και το πηνίο.



Εικόνα 2.1 Παραμετρική σχέση των παθητικών στοιχείων

Στην εικόνα 2.1 παρατηρούμε ότι η αντίσταση είναι συνάρτηση της τάσης και του ρεύματος ($R = \frac{dv}{di}$). Το πηνίο είναι συνάρτηση της μαγνητικής ροής και του ρεύματος ($L = \frac{d\varphi}{di}$) και τέλος ο πυκνωτής σχετίζεται με το φορτίο και την τάση ($C = \frac{dq}{dv}$). Βλέπουμε λοιπόν, μια σχετική συμμετρία ανάμεσα στα παθητικά στοιχεία, αλλά φαίνεται να λείπει κάτι. Ο L.O. Chua, καθηγητής του πανεπιστημίου Berkeley, το 1971, μίλησε για ένα τέταρτο παθητικό, ηλεκτρονικό στοιχείο, το οποίο ονόμασε memristor. Η ονομασία προήλθε από της λέξεις memory και resistor που σημαίνουν μνήμη και αντίσταση αντίστοιχα.

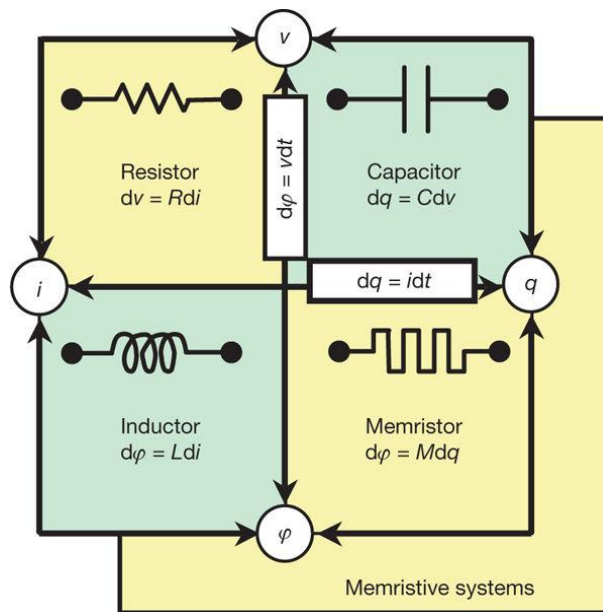


Εικόνα 2.2 Παραμετρική σχέση του memristor

Ο L.O. Chua παρατήρησε ότι στις συναρτήσεις των παραμέτρων των παθητικών στοιχείων, το ρεύμα και η τάση έχουν μια γραμμική σχέση μέσω της αντίστασης. Το ίδιο ισχύει και για την γραμμική σχέση του φορτίου με την τάση μέσω του πυκνωτή. Αντίστοιχα, το πηνίο συνδέει την μεταβολή της μαγνητικής ροής με το ρεύμα. Όμως, δεν υπήρχε καμία σχέση που να συνδέει την μεταβολή της μαγνητικής ροής με αυτή του φορτίου. Συνεπώς, έπρεπε να υπάρχει ένα ακόμη στοιχείο ώστε να δημιουργείται μία τετραγωνική συμμετρία. Ο L.O. Chua, λοιπόν πρότεινε το memristor στο οποίο ανάγεται η σχέση

$$M = \frac{d\varphi}{dq} \quad (2.1)$$

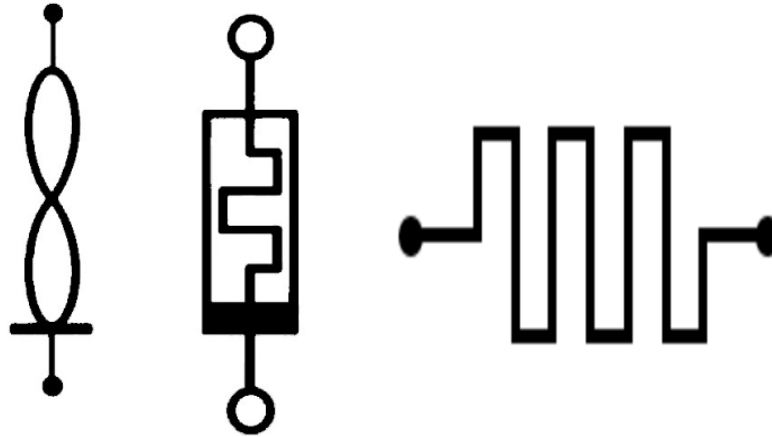
όπου M είναι η μνημαντίσταση (memristance), που είναι συνάρτηση του φορτίου και έχει μονάδες αντίστασης (Ohm) [1].



Εικόνα 2.3 Η συμμετρία των 4 παθητικών ηλεκτρονικών στοιχείων

Το memristor, αποτελεί ένα μη γραμμικό, παθητικό στοιχείο, δύο ακροδεκτών, το οποίο έχει την δυνατότητα να ελέγχει την ροή του ρεύματος που περνά από το ηλεκτρονικό κύκλωμα στο οποίο βρίσκεται. Το σημαντικότερο πλεονέκτημα της συσκευής memristor, είναι η ικανότητα του να «θυμάται» την ποσότητα του φορτίου που έχει περάσει μέσα από αυτό. Η λειτουργία του memristor βασίζεται στην αλλαγή της αντίστασης. Ακόμη, είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι τα memristor ανήκουν στην κατηγορία των μη-

πτητικών μνημών. Τέλος, ένα σημαντικό χαρακτηριστικό αυτής της διάταξης είναι η κατασκευή της σε νανομετρική κλίμακα, γεγονός που μειώνει σημαντικά το κόστος κατασκευής.



Εικόνα 2.4 Τα διάφορα σύμβολα για το memristor

2.2 Ορισμός της διάταξης memristor

Το memristor αποτελεί ένα μη γραμμικό στοιχείο και αυτό φαίνεται εάν παρατηρήσουμε την μαθηματική διατύπωση που αφορά την μνημαντίσταση. Εάν η M ήταν απλώς μία σταθερά, τότε η μνημαντίσταση θα ήταν ακριβώς ίδια με την αντίσταση. Συνεπώς, δεν θα υπήρχε κάποιο ιδιαίτερο ενδιαφέρον γι' αυτές της διατάξεις. Αντιθέτως, η M έχει σημαντική εξάρτηση από το φορτίο q . Επίσης, η αντίσταση και η αγωγιμότητα δεν έχουν σταθερές τιμές αλλά σχετίζονται με της προηγούμενες τιμές που είχαν λάβει. Έτσι, έχουμε την μη γραμμική αντίσταση R και την μη γραμμική αγωγιμότητα G . Η σχέση που έχει η αντίσταση και η αγωγιμότητα με τις παρελθοντικές τιμές τους, προσδίδουν την ιδιότητα της μνήμης σε μία διάταξη memristor. Σε ένα γενικό πλαίσιο, το memristor μπορεί να χαρακτηριστεί από μία σχέση της μορφής

$$f(q, \varphi) = 0 \quad (2.2)$$

Η οποία συνδέει την μαγνητική ροή ($q(t) = \int_{-\infty}^t i(t) dt$) και το φορτίο ($\varphi(t) = \int_{-\infty}^t v(t) dt$). Έτσι η μνημαντίσταση ορίζεται ως

$$M = \frac{d\varphi}{dq} = \frac{v(t)}{i(t)} \quad (2.3)$$

Στις αναφορές του ο L.O. Chua μίλησε για δύο ειδών memristor. Η πρώτη αφορά μία διάταξη ελεγχόμενη από το ρεύμα (current-controlled memristor) και η δεύτερη μία τασοελεγχόμενη συσκευή (voltage-controlled memristor). Δηλαδή, για ένα παθητικό ηλεκτρονικό στοιχείο όπου η μαθηματική σχέση που το περιγράφει σχετίζεται με το ρεύμα (current-controlled) ή με την τάση (voltage-controlled). Η σημαντική μεταβλητή για τον μαθηματικό ορισμό του memristor είναι η w που αποτελεί την διαφορίσιμη μεταβλητή κατάσταση που αντιστοιχεί στην εκάστοτε κατάσταση του memristor. Στην περίπτωση όπου η αλλαγή της μεταβλητής w οφείλεται στην τάση (v) που εφαρμόζεται στα άκρα της διάταξης, τότε η μαθηματική σχέση που το περιγράφει είναι

$$i = G(w, v)v \quad (2.4)$$

$$\frac{dw}{dt} = f(w, v) \quad (2.5)$$

Αντίστοιχα, όταν η αλλαγή του w πραγματοποιείται εξ' αιτίας του ρεύματος που ρέει στην συσκευή τότε οι μαθηματικές σχέσεις μετατρέπονται σε

$$v = R(w, i)i \quad (2.6)$$

$$\frac{dw}{dt} = f(w, i) \quad (2.7)$$

Εάν παρατηρήσουμε προσεκτικά αυτά τα δύο ζεύγη εξισώσεων βλέπουμε ότι η τάση/ρεύμα είναι συνάρτηση της αντίστασης/αγωγιμότητας του memristor. Γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι οι τιμές της τάσης/ρεύματος εξαρτώνται από της προηγούμενες αριθμητικές τιμές που έχουν λάβει. Η f είναι μία τμηματική συνάρτηση διαφορετική για κάθε τύπο memristor. Τώρα, μπορούμε να εξηγήσουμε καλύτερα τι είναι το w (state variable). Το w αποτελεί τις καταστάσεις, δηλαδή τις αριθμητικές τιμές, που δίνονται στην τάση ή το ρεύμα και εξαρτώνται από της προηγούμενες τιμές που έχει λάβει το memristor. Φυσικά, στην περίπτωση που το σύστημα περιγράφεται από αυτές τις σχέσεις δεν είναι γραμμικό. Οι σχέσεις αυτές, εισάγουν την έννοια της μνήμης στο memristor. Η εξάρτηση, αυτή, από τον ίδιο του τον «εαυτό», οδηγεί στο συμπέρασμα ότι τα memristor είναι συσκευές που έχουν την δυνατότητα να αποθηκεύσουν πληροφορίες. Μία ακόμη σημαντική παρατήρηση είναι, ότι το memristor έχει την δυνατότητα να «κρατά» την πληροφορία ακόμη και μετά την απομάκρυνση της παροχής ενέργειας. Συγκεκριμένα, η συσκευή «θυμάται» τις πιο πρόσφατες τιμές της αντίστασης μέχρι να υπάρξει και πάλι κάποια τροφοδοτική πηγή ενέργειας, είτε αυτό είναι την επόμενη μέρα, είτε σε δέκα χρόνια.

Ένα τέτοιου είδους συστήματα, όπως αυτό των memristor, ονομάζονται memristive system. Εάν παρατηρήσουμε τις εξισώσεις (2.4) και (2.6) βλέπουμε ότι δεν ρέει ρεύμα μέσα στη συσκευή όταν η τάση είναι μηδέν. Τέτοιου είδους συστήματα, έχουν μια χαρακτηριστική συνάρτηση ρεύματος-τάσης που ονομάζεται υστέρηση. Για την συνάρτηση αυτή θα μιλήσουμε αναλυτικά στη συνέχεια αυτού του κεφαλαίου. Μπορούμε, λοιπόν να πούμε ότι η εικόνα της υστέρησης αποτελεί ένα πρώτο στοιχείο για να χαρακτηριστεί η συσκευή ως memristor. Το ίδιο χαρακτηριστικό γράφημα της υστέρησης παρατηρείται και στο μοντέλο Hodgkin-Huxley για ένα νευρώνα. Ο L.O. Chua, διαπίστωσε ότι η συνάρτηση $I-V$, μπορεί να μοντελοποιηθεί χρησιμοποιώντας παρόμοιες μαθηματικές εξισώσεις με της (2.4) έως (2.7). Γεγονός, που φέρνει πιο κοντά την επιστημονική κοινότητα στον στόχο της, δηλαδή να δημιουργήσει ηλεκτρονικές δομές που προσομοιάζουν τις λειτουργίες του ανθρώπινου εγκέφαλου [2].

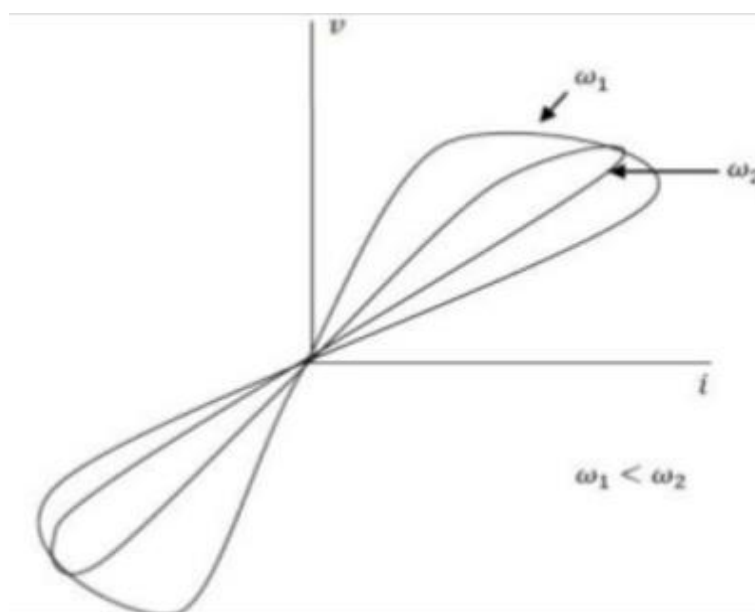
2.3 Το υδραυλικό ανάλογο

Ένα memristor μπορεί να συγκριθεί με ένα σωλήνα, μέσα στον οποίο ρέει νερό, κάτι που βοηθά στην καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας μίας τέτοιας διάταξης. Ας φανταστούμε ότι, όταν το νερό ρέει προς μία συγκεκριμένη κατεύθυνση τότε, η διάμετρος του σωλήνα διαστέλλεται και έτσι, επιτρέπει στο νερό να κινείται γρηγορότερα. Ενώ, όταν το νερό πηγαίνει προς την αντίθετη κατεύθυνση, ο σωλήνας συστέλλεται και έτσι μειώνει την ταχύτητα ροής του υγρού. Εάν ξαφνικά διακοπεί η παροχή του νερού ο σωλήνας διατηρεί την διάμετρο που έχει εκείνη την στιγμή. Ας μεταφερθούμε τώρα στην διάταξη του memristor. Εκεί, ο σωλήνας αντιστοιχεί στην αντίσταση. Καθ' ότι το memristor αποτελεί μία μη γραμμική διάταξη, η αντίσταση μεταβάλλεται, όπως ακριβώς και η διάμετρος στον σωλήνα. Κατά αντιστοιχία, το νερό που ρέει μέσα από τον σωλήνα είναι το ηλεκτρικό φορτίο που περνά στην διάταξη. Αν η παροχή ενέργειας διακοπεί το memristor θα «κρατήσει» της διάφορες τιμές που έλαβε για την αντίσταση και με αυτό τον τρόπο δεν θα χαθεί η πληροφορία. Η δυνατότητα αυτή, καθιστά αυτού του είδους τις διατάξεις ως νούμερο ένα στόχο για στην κατηγορία των μη πτητικών μνημών. Η χρήση τους θα ήταν πολύ σημαντική ως μνήμες σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Στη περίπτωση, όπου γινόταν απότομη διακοπή της τροφοδότησης όλη η

πληροφορία θα παρέμενε εκεί ακόμη και χωρίς να έχουμε αποθηκεύσει τα δεδομένα. Σίγουρα, λοιπόν, η χρήση τέτοιων διατάξεων είναι χρήσιμη σε αναλογικά και ψηφιακά κυκλώματα και όχι μόνο [3].

2.4 Χαρακτηρισμός μίας διάταξης ως memristor

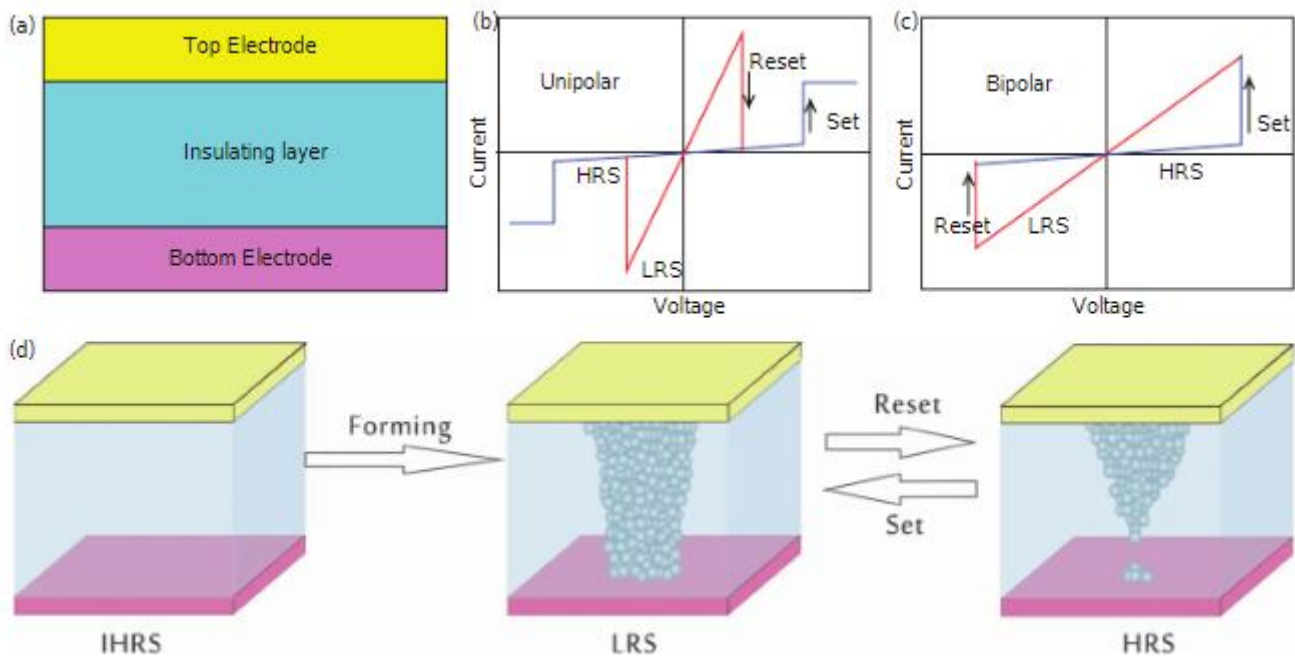
Υπάρχουν κάποια βασικά χαρακτηριστικά τα οποία βοηθούν στην αναγνώριση της νανοηλεκτρονικής διάταξης ως memristor. Ο L.O.Chua αποκάλυψε τα χαρακτηριστικά αυτά ως δακτυλικά αποτυπώματα του memristor (fingerprint of a memristor). Το πρώτο και πολύ βασικό στοιχείο παρουσιάζεται στο διάγραμμα ρεύματος- τάσης και είναι η καμπύλη της υστέρησης (pinched hysteresis loop) που εμφανίζεται για κάθε διπολικό περιοδικό σήμα που εφαρμόζεται. Το διάγραμμα αυτό ονομάζεται καμπύλη Lissajous. Η μορφή αυτού του διαγράμματος φαίνεται στην εικόνα 2.5. Η υστέρηση δημιουργείται επειδή οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές της περιοδικής πηγής ρεύματος ή τάσης που εφαρμόζεται, δεν είναι ίδιες με τις τιμές της εφαρμοζόμενης τάσης στα άκρα του memristor. Με τον όρο pinched hysteresis loop αναφερόμαστε στο σημείο (0,0) του γραφήματος της συνάρτησης $I-V$. Συγκεκριμένα, όταν η τάση στη συσκευή μηδενίζεται τότε και το ρεύμα θα πρέπει να είναι μηδέν. Αυτή η ιδιότητα αποτελεί την δεύτερη ένδειξη ότι η διάταξη είναι ένα memristor. Το «τσίμπημα» στο διάγραμμα, υποδηλώνει ότι η $I-V$ περνά από την αρχή των αξόνων, συνεπώς η διάταξη δεν αποθηκεύει ενέργεια και άρα είναι παθητικό στοιχείο. Τέλος μία σημαντική ιδιότητα βρίσκεται στους δύο λοβούς της καμπύλης. Όσο η τιμή της συχνότητας ω αυξάνεται η καμπύλη θα πρέπει να τείνει να γίνει γραμμική, άρα το memristor θα τείνει να γίνει μία απλή αντίσταση [4], [5].



Εικόνα 2.5 Χαρακτηριστικό γράφημα ρεύματος-τάσης του memristor

2.5 Το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης

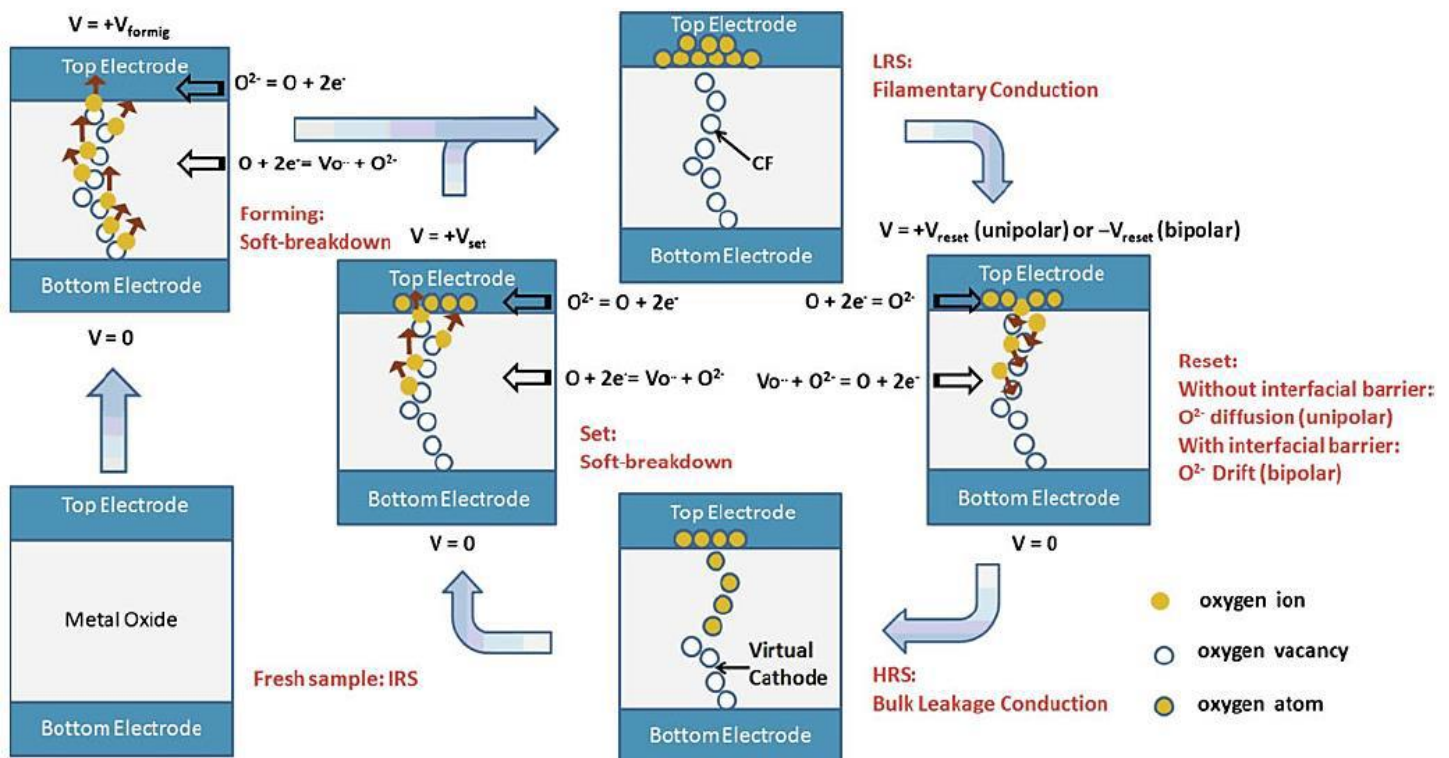
Οι συσκευές memristor ανήκουν σε μία κατηγορία μνήμων που ονομάζονται μνήμες εναλλαγής αντίστασης ή μνήμες RRAM, δηλαδή Resistive Random Access Memory. Αυτού του είδους οι μνήμες συναντώνται πολύ συχνά, καθώς η κατασκευή τους αποτελεί μία εύκολη διαδικασία. Μία τέτοια μνήμη είναι μία διάταξη μετάλλου-μονωτή-μέταλλο (Metal-Insulator-Metal), όπου την θέση του μονωτή την κατέχει κάποιο οξείδιο μετάλλου. Για την παραγωγή μιας απλής μορφής μνήμης RRAM αρκεί ένα στρώμα διηλεκτρικού υλικού και δύο μεταλλικά ηλεκτρόδια. Οι μνήμες εναλλαγής αντίστασης, έχουν δύο πολύ βασικές καταστάσεις. Η πρώτη είναι εκείνη της υψηλής αντίστασης (High Resistance State, HRS) και αποτελεί την κατάσταση μη λειτουργίας (κατάσταση OFF) για την διάταξη. Αντίθετα, η δεύτερη είναι η κατάσταση της χαμηλής αντίστασης (Low Resistance State, LRS) και είναι η κατάσταση λειτουργίας (κατάσταση ON). Η μετάβαση από την HRS στην LRS ονομάζεται διαδικασία SET, ενώ η αντίστροφη διαδικασία RESET. Ο λόγος για τον οποίο αυτού του είδους οι μνήμες είναι τόσο ελκυστικές βρίσκεται στο γεγονός ότι έχουν πολύ μικρές διαστάσεις, της τάξης των nm, συνδυάζοντας το πλεονέκτημα της λειτουργίας με πολύ μικρή παροχή τάσης.



Εικόνα 2.6 Η εικόνα (a) δείχνει την γενική δομή της διάταξης memristor. Η (b) αναφέρεται σε ένα διάγραμμα μονοπολικού φαινομένου εναλλαγής αντίστασης, όπου στο διάγραμμα I-V φαίνονται οι καταστάσεις SET/RESET. Η (c) παραθέτει το διπολικό φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης με τις καταστάσεις SET/RESET. Η εικόνα (d) δείχνει την δημιουργία και την μερική καταστροφή του αγώγιμου μονοπατιού μέσα στον όγκο του διηλεκτρικού.

Το φαινόμενο της εναλλαγής αντίστασης χωρίζεται σε δύο βασικές κατηγορίες. Το μονοπολικό φαινόμενο (unipolar) και το διπολικό (bipolar). Στην πρώτη περίπτωση, η εναλλαγή SET και RESET πραγματοποιείται σε συνθήκες ίδιας πολικότητας τάσης. Αντίθετα, στο φαινόμενο bipolar είναι αναγκαία η εναλλαγή της πολικότητας της τάσης. Οι μνήμες που χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο, είναι εκείνες όπου λαμβάνει χώρα το φαινόμενο bipolar, καθώς σε αυτές παρατηρούνται καλύτερα οι ιδιότητες μνήμης, η αποθήκευση και η καταγραφή πληροφοριών. Συχνά, στις bipolar μνήμες, για να δούμε το φαινόμενο της εναλλαγής αντίστασης χρειάζεται μία διαδικασία δημιουργίας του αγώγιμου μονοπατιού ανάμεσα στα δύο ηλεκτρόδια, μία διαδικασία που παραμένει προς συζήτηση στην επιστημονική κοινότητα. Για τον

σχηματισμό αυτού του μονοπατιού, εφαρμόζεται μια μεγάλη, συνήθως θετική τάση, η οποία επιφέρει μία μικρή κατάρρευση στο διηλεκτρικό υλικό που βρίσκεται ανάμεσα στα δύο ηλεκτρόδια. Κατά την διάρκεια αυτής της διαδικασίας που ονομάζεται ηλεκτροσχηματισμός (electroforming), μειώνονται τα ιόντα οξυγόνου (αρνητικά φορτισμένα) με αποτέλεσμα να υπάρχει αύξηση στον αριθμό των ατελειών, όπως είναι οι οπές (θετικά φορτισμένες) και έτσι δημιουργείται ένας αγώγιμος δρόμος. Πιο συγκεκριμένα, οι περιοχές του διηλεκτρικού που περιέχουν μεγάλες ποσότητες οξυγόνου συμπεριφέρονται ως μονωτές (υψηλή αντίσταση). Αντίθετα, τα σημεία όπου το οξυγόνο βρίσκεται σε έλλειψη δρουν ως αγωγοί (χαμηλή αντίσταση). Έτσι, κατά την εφαρμογή μίας θετικής τάσης στο πάνω ηλεκτρόδιο, τα αρνητικά ιόντα οξυγόνου αρχίζουν να έλκονται προς αυτό, με αποτέλεσμα να αφήνουν πίσω τις οπές και έτσι να δημιουργούνται αγώγιμα νήματα-μονοπάτια (conductive filament-CF) μέσα στον όγκο του διηλεκτρικού. Αφού δημιουργηθεί το CF, συνεπώς έχουμε χαμηλή αντίσταση και άρα βρισκόμαστε στην κατάσταση LRS. Τώρα, εάν εφαρμόσουμε αρνητική τάση τα ιόντα οξυγόνου θα αρχίσουν να απωθούνται από το ηλεκτρόδιο και να επιστρέφουν προς τις οπές, ώστε να επαναπροσδεθούν, με αποτέλεσμα να καταστρέφεται μεγάλο μέρος από το CF. Σε αυτή την περίπτωση έχουμε την κατάσταση HRS. Μέσω αυτής της διαδικασία έχουμε τον μηχανισμό εναλλαγής της αντίστασης. Συμπερασματικά, το φαινόμενο αυτό είναι η διαδικασία της μεταβολής αντίστασης με την εισαγωγή εξωτερικού ηλεκτρικού πεδίου.



Εικόνα 2.7 Σχηματική αναπαράσταση του μηχανισμού εναλλαγής αντίστασης

Τέλος, αναφέρονται τα συνηθέστερα διηλεκτρικά υλικά τα οποία χρησιμοποιούνται ως ενεργά υλικά στις συσκευές μνήμης που εμφανίζουν το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης. Πιο διαδεδομένο σε χρήση είναι το TiO_x , στη συνέχεια ακολουθούν το HfO_x και TaO_x . Σε κάποιες περιπτώσεις, συναντάμε και ως ενεργό υλικό τα παραπάνω οξειδία μετάλλων στα οποία, έχουν εναποτεθεί νανοσωματίδια. Σκοπός αυτής της ενισχυμένης δομής είναι η βελτίωση των ιδιοτήτων μνήμης [6], [7], [8].

2.6 Εισαγωγή κρυστάλλων νανοσωματιδίων στην περιοχή του ενεργού υλικού

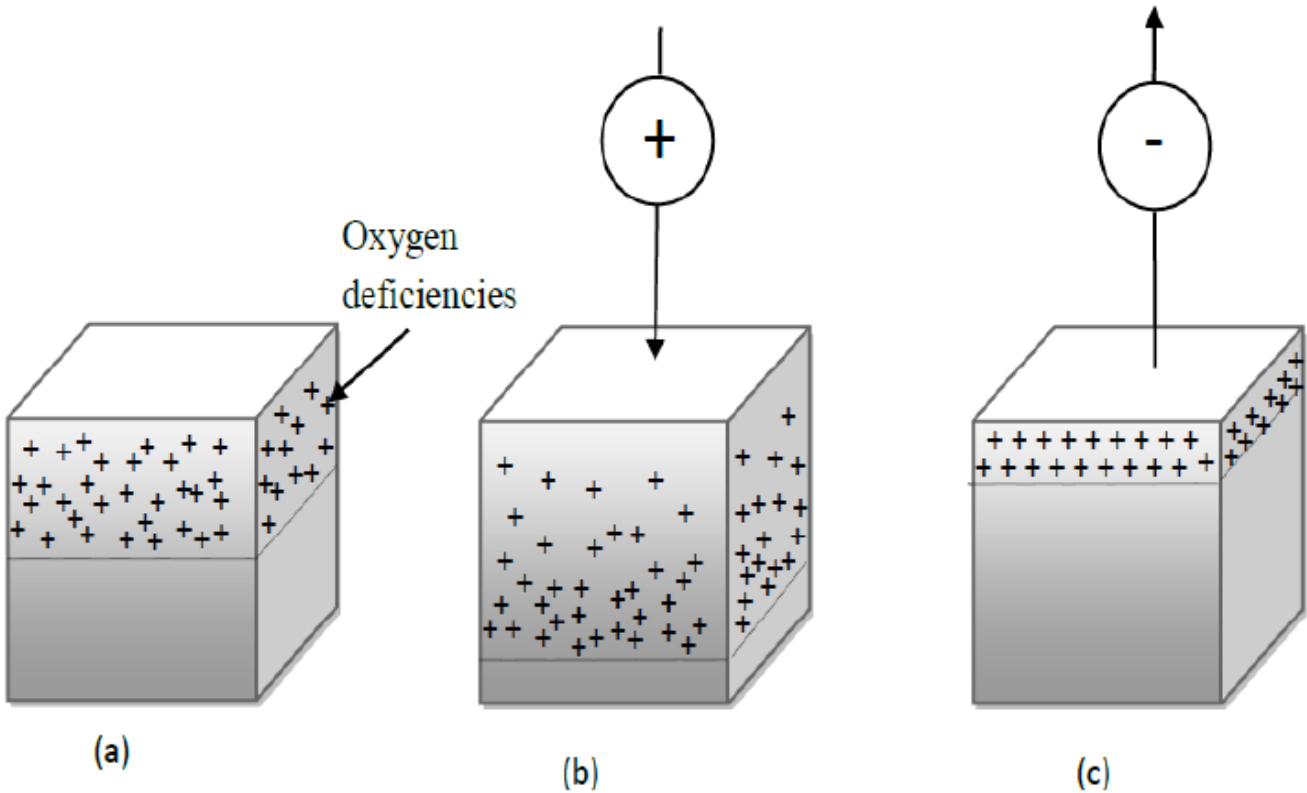
Παρ' όλο που οι μνήμες RRAM αποτελούν εξαιρετικές διατάξεις λόγω του χαμηλού κόστους παρασκευής τους και το μεγάλος εύρος χρήσης τους, συχνά συναντώνται διάφορα προβλήματα που εμποδίζουν την βιομηχανική παραγωγή τους. Για παράδειγμα, η βελτίωση της αντοχής σε διαδοχικούς κύκλους μετρήσεων των διατάξεων μνήμης και η διασπορά διαφόρων χαρακτηριστικών, όπως η τάση κατά την διαδικασία SET/RESET είναι κάποια προς συζήτηση θέματα, τα οποία πρέπει να επιλυθούν. Το πρόβλημα εντοπίζεται κυρίως στον τυχαίο τρόπο δημιουργίας και καταστροφής των CFs. Κάποιες προτάσεις για την βελτίωση και αποδοτικότερη λειτουργία αυτών των διατάξεων, είναι η εισαγωγή νανοσωματιδίων (nanocrystals-NCs) εντός της διηλεκτρικής μήτρας. Στόχος της διαδικασίας αυτής είναι η ελεγχόμενη δημιουργία των CFs και κατά συνέπεια του φαινομένου εναλλαγής αντίστασης. Στην βιβλιογραφία αναφέρονται NCs, κατασκευασμένοι από διάφορα υλικά και φυσικά, με πολλές διαφορετικές διαμέτρους.

Μία πρώτη σκέψη είναι, με την εισαγωγή NCs να ενισχυθεί τοπικά το ηλεκτρικό πεδίο εντός του ενεργού υλικού, κάτι που έχει ως αποτέλεσμα να δημιουργηθούν περιοχές με μεγαλύτερη πιθανότητα να δώσουν οπές. Η εναπόθεση NCs δεν είναι μία εύκολη διαδικασία καθώς η κατανομής τους αποτελεί ένα τυχαίο γεγονός. Σημαντικό ρόλο κατέχουν χαρακτηριστικά όπως, το μέγεθος και η πυκνότητα τους, μέσα στην διηλεκτρική μήτρα. Φυσικά, παρά τις δυσκολίες που εμφανίζονται γίνονται προσπάθειες χαρακτηρισμού αυτών των διατάξεων, με σκοπό την εύρεση καλύτερων ιδιοτήτων στις διατάξεις μνήμης, ώστε στο μέλλον να υπάρχει η δυνατότητα ευρείας χρήσης τους [6], [8], [9], [10], [11].

2.6 Τα διάφορα είδη memristor

2.6.1 Linear Ion Drift Model (HP Model)

Μετά την αναφορά του L.O. Chua για την ύπαρξη του τέταρτου παθητικού στοιχείου, οι ερευνητές άρχισαν να αναζητούν και να παρατηρούν στοιχεία τα οποία θα της οδηγούσαν στην πειραματική απόδειξη της ύπαρξης του memristor. Ένα βασικό στοιχείο θα ήταν η γραφική παράσταση ρεύματος-τάσης της συσκευής, η οποία θα έπρεπε να εμφανίζει την χαρακτηριστική υστέρηση. Και πράγματι, η HP ήταν η πρώτη που έφτασε σε αυτή την διαπίστωση, εισάγοντας επιπλέον το πρώτο και βασικό μοντέλο ενός memristor, το οποίο βασιζόταν στην μαθηματική διατύπωση που είχε δώσει ο Chua. Το πρώτο αυτό μοντέλο είναι το linear ion drift model και αναπτύχθηκε από τον R.S. Williams και την ομάδα του στα εργαστήρια της HP. Η ομάδα της HP αναφερόταν σε ένα ιδανικό μοντέλο memristor όπου οι οπές θα μπορούσαν να κινηθούν σε όλο το μήκος των στρωμάτων TiO_2 , κάτι που στην πραγματικότητα δεν μπορεί να ισχύει. Αρχικά, εάν οι κενές θέσεις οξυγόνου κινούνταν κατά μήκος ολόκληρης της συσκευής, συνεπάγεται ότι δεν θα υπήρχαν εξ' αρχής οι οπές και το μήκος της doped περιοχής θα ήταν μηδενικό. Συνεπώς, θα υπήρχε μόνο η undoped περιοχή και άρα η συσκευή δεν θα λειτουργούσε, καθώς με την εφαρμογή θετικής ή αρνητικής τάσης δεν θα υπήρχε καμία αλλαγή. Καταλήγουμε, λοιπόν, στο συμπέρασμα ότι οι κενές θέσεις οξυγόνου κινούνται κατά μήκος των ορίων των δύο layer. Αυτό, μπορεί να γίνει εύκολα αντιληπτό παρατηρώντας την μαθηματική σχέση (2.8). Το R_{on} είναι η αντίσταση της συσκευής όταν το $w(t)=d$, ενώ το R_{off} είναι η αντίσταση όταν $w(t)=0$. Συνεπώς $w(t)$ βρίσκεται ανάμεσα στο κλειστό διάστημα $[0, D]$. Έτσι έπρεπε να βρεθεί ένα μαθηματικό μοντέλο, όπου θα υπήρχαν οι κατάλληλες μεταβλητές που θα επιβεβαίωναν την κίνηση των οπών μόνο κατά μήκος των ορίων του memristor. Για τον λόγο αυτό, οι ερευνητές πρότειναν την ύπαρξη μιας συνάρτησης, η οποία ονομάζεται συνάρτηση παραθύρου $f(w)$ (window function) και δίνει λύση στο πρόβλημα των ορίων κίνησης των κενών θέσεων οξυγόνου.

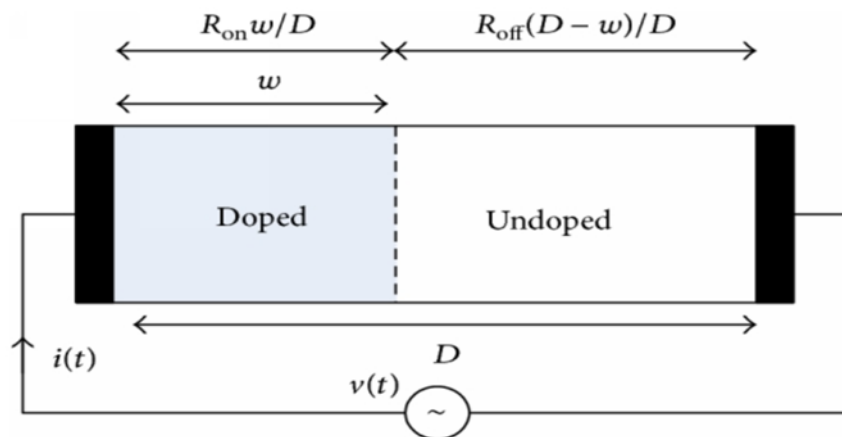


Εικόνα 2.8 Η κίνηση των θετικά φορτισμένων οπών στο memristor της HP

Το memristor της HP έχει ως βασικό στοιχείο το διοξείδιο του τιτανίου (TiO_2). Αποτελείται από δύο στρώματα (layer) TiO_2 μεγάλης αντίστασης, με διαφορετική χημική σύνθεση το καθ' ένα. Υπάρχουν δύο ηλεκτρόδια, το πάνω (top electrode) και το κάτω (bottom electrode), τα οποία αποτελούνται από 40-50 nm πλατίνες. Το δεύτερο στρώμα TiO_2 είναι αγώγιμο καθώς λείπει το 2.5% του οξυγόνου του. Αυτό το layer καλείται oxygen-deficient titanium dioxide. Λόγω, αυτής της έλλειψης δημιουργούνται κενές θέσεις οξυγόνου, οι οποίες έχουν θετικό φορτίο, αφού έχουν δώσει τα ηλεκτρόνια τους. Με την εφαρμογή θετικής τάσης στο πάνω ηλεκτρόδιο, αρχίζουν να απωθούνται οι οπές που έχουν δημιουργηθεί στο πρώτο στρώμα TiO_2 και σιγά σιγά μεταφέρονται στο δεύτερο layer. Έτσι, αυξάνεται το βάθος του πρώτου layer και αντίστοιχα μειώνεται το βάθος του δεύτερου. Φυσικά, με την εφαρμογή αρνητικής τάσης θα έχουμε τα αντίθετα αποτελέσματα. Το στρώμα που επεκτείνεται ονομάζεται doped layer, ενώ αυτό που συρρικνώνεται undoped layer. Το μαθηματικό μοντέλο του memristor της HP περιλαμβάνει δύο αντιστάσεις σε σειρά που ονομάζονται R_{on} και R_{off} , οι οποίες αντιστοιχούν της doped και undoped περιοχές. Οι μαθηματικές σχέσεις που περιγράφουν την συσκευή είναι η εξής:

$$v(t) = \left(R_{on} \frac{w(t)}{D} + R_{off} \left(1 - \frac{w(t)}{D} \right) \right) i(t) \quad (2.8)$$

$$\frac{dw}{dt} = \frac{\mu_v R_{on}}{D} i(t) \quad (2.9)$$



Εικόνα 2.8 Τα δύο layers του memristor της HP σε σχέση με την μαθηματική διατύπωση

Το D είναι το συνολικό πάχος της συσκευής και το w (το οποίο, όπως έχουμε δει είναι μια εξαρτημένη μεταβλητή του φορτίου) το βάθος του doped layer. Τέλος το μ_v είναι η μέση κινητικότητα των ιόντων μέσα στις δύο περιοχές.

Τέλος, θα πρέπει να αναφερθεί ότι μία μνήμη memristor έχει δύο βασικές καταστάσεις λειτουργίας παρόμοιες με αυτές των transistor. Η πρώτη είναι η ON κατάσταση, κατά την οποία αρχίζει να μειώνεται η αντίσταση στο memristor και ξεκινάει η ροή ηλεκτρονίων, δηλαδή αρχίζει και περνάει ρεύμα μέσα στη συσκευή (LRS). Και η δεύτερη είναι η κατάσταση OFF όπου συμβαίνει ακριβώς το αντίθετο (HRS). Η αντίσταση αυξάνεται και όλο και λιγότερα ρεύμα παρέχεται στο κύκλωμα. Το πέρασμα από την μία κατάσταση στην άλλη είναι μια διαδικασία που ονομάζεται switching behavior [12], [13].

2.6.2 Nonlinear Ion Drift Model

Τα πρώτα πειραματικά δεδομένα από τα memristor που κατασκευάζονταν έδειχναν, ότι στις συσκευές αυτές δεν υπάρχει κάποια γραμμική αναλογία μεταξύ ρεύματος ή τάσης με το w , όπως θα περίμεναν από την μαθηματική διατύπωση του μοντέλου της HP. Με συνεχή έρευνα ο Lehtonen και η ομάδα του παρουσίασαν ένα μοντέλο memristor που ονομάστηκε nonlinear ion drift model. Στο μοντέλο αυτό, η σχέση μεταξύ του ρεύματος και της τάσης με το w αποτυπώνεται ως εξής

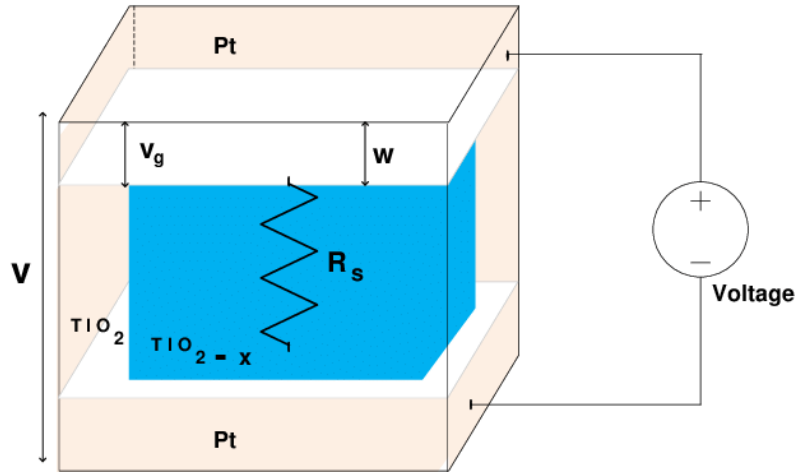
$$i(t) = w^n \beta \sinh(\alpha v(t)) + x[\exp(\gamma v(t)) - 1] \quad (2.10)$$

$$\frac{dw(t)}{dt} = \alpha v^m(t) f(w) \quad (2.11)$$

Τα α , β , γ , m και x είναι παράμετροι, οι οποίοι έχουν βρεθεί από πειραματικές μετρήσεις. Το n είναι μια μεταβλητή, που σχετίζεται με το ρεύμα. Σε αυτό τον τύπο memristor η μεταβλητή w παίρνει τιμές στο διάστημα $[0,1]$. Στο συγκεκριμένο μοντέλο ενδιαφέρον παρουσιάζει η γραφική παράσταση ρεύματος-τάσης. Πιο συγκεκριμένα, στην κατάσταση ON “συμμετέχει” το υπερβολικό ημίτονο, όπως βλέπουμε στη μαθηματική σχέση (2.10). Ενώ στην κατάσταση OFF υπάρχει ένα εκθετικό μέρος. Έτσι, γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι υπάρχει μία ασυμμετρία ανάμεσα σε αυτές της λειτουργίες. Η ασυμμετρία αυτή, λειτουργεί ως πλεονέκτημα για την συσκευή, καθώς για μικρές τάσεις ευνοείται η διαδικασία της ανάγνωσης, ενώ για μεγαλύτερες τιμές ευνοείται η διαδικασία της εγγραφής [12], [13],[14], [15].

2.6.3 Simmons Tunnel Barrier Model

Σε αντίθεση με το μοντέλο της HP και το nonlinear ion drift model, το 2009 προτάθηκε από τον Matthew D. Pickett και την ομάδα του ένα διαφορετικό μοντέλο memristor, που προσεγγίζει καλύτερα την συμπεριφορά των πραγματικών διατάξεων [16]. Η σημαντικότερη διαφορά με τα παραπάνω μοντέλα έγκειται στο γεγονός ότι δεν περιέχει δύο αντιστάσεις σε σειρά, αλλά μία αντίσταση σε σειρά με ένα φράγμα σήραγγας ηλεκτρονίων. Το μοντέλο αυτό, παρουσιάζει μία μη γραμμική και ασύμμετρη μεταγωγική συμπεριφορά (switching behavior) λόγω της εκθετικής εξάρτησης της κίνησης των ιονισμένων προσμίξεων.



Εικόνα 2.9 Το μοντέλο Simmons Tunnel Barrier

Η μαθηματική σχέση που περιγράφει αυτό το μοντέλο memristor είναι περισσότερο περίπλοκη σε σχέση με τα δύο παραπάνω μοντέλα. Αυτός είναι και ο λόγος που η θεωρητική μοντελοποίηση του, καθίσταται δυσκολότερη. Οι σχέσεις που το περιγράφουν είναι:

$$i(t) = \tilde{A}(x, v_g) \varphi_1(v_g, x) \exp[-B(v_g, x) \varphi_1^{0.5}(v_g, x)] - \tilde{A}(x, v_g) (\varphi_1(v_g, x) + e|v_g|) \exp[B(v_g, x) (\varphi_1(v_g, x) + e v_g)^{0.5}] \quad (2.12)$$

$$v_g = v - i(t)R_s \quad (2.13)$$

$$\frac{dx}{dt} = \begin{cases} C_{off} \sinh\left(\frac{i}{i_{off}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{off}}{w_c} - \frac{|i|}{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i > 0 \\ C_{on} \sinh\left(\frac{i}{i_{on}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{on}}{w_c} - \frac{|i|}{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i < 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

Το x είναι το πλάτος του φράγματος, που στην **εικόνα 2.9** αντιστοιχεί στην μεταβλητή w . Το e είναι το φορτίο του ηλεκτρονίου και η παράμετρος \tilde{A} δηλώνει την περιοχή του φραγμού, ενώ η B είναι μία αριθμητική τιμή. Το R_s είναι η αντίσταση του memristor και το φ_1 είναι το ύψος του φράγματος. Οι μεταβλητές C_{off} , C_{on} , a_{off} , a_{on} , i_{off} , i_{on} , b αποτελούν διάφορες παραμέτρους. Πιο συγκεκριμένα, οι μεταβλητές C_{off} και C_{on} σχετίζονται με τις αλλαγές στο πλάτος του φράγματος σήραγγας ηλεκτρονίων. Αντίστοιχα, οι i_{off} και

i_{on} αναφέρονται στον περιορισμό του ρεύματος στο φράγμα. Το μοντέλο αυτό, έχει ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό. Όπως βλέπουμε στην εξίσωση 2.14 δεν υπάρχει η συνάρτηση παραθύρου (f). Αντιθέτως, έχουμε τις παραμέτρους α_{off} και α_{on} , οι οποίες αποτελούν το πάνω και κάτω όριο για το x . Τέλος, μία σημαντική παρατήρηση είναι ότι η μεταβλητή v αποτελεί την εσωτερική τάση της διάταξης, η οποία δεν ισούται απαραίτητα με την εξωτερική εφαρμοζόμενη τάση, v_g [12], [17].

2.6.4 Threshold Adaptive Memristor Model (TEAM)

Όπως αναφέρθηκε το Simmons Tunnel Barrier, είναι ένα μοντέλο που δύσκολα μπορεί να αναπαρασταθεί. Ο Kvantisky et al. Πρότειναν μία απλούστερη και πιο γενική διάταξη η οποία προσεγγίζει το φυσικό μοντέλο. Η μαθηματική διατύπωση αυτού του μοντέλου είναι η εξής:

$$v(t) = \left[R_{off} + \frac{R_{off} - R_{on}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on}) \right] i(t) \quad (2.15)$$

ή

$$v(t) = R_{on} \exp\left(\frac{\lambda}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})\right) i(t) \quad (2.16)$$

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} k_{off} \left(\frac{i(t)}{i_{off}} - 1\right)^{\alpha_{off}} f_{off}(x), & 0 < i_{off} < i \\ 0, & i_{on} < i < i_{off} \\ k_{on} \left(\frac{i(t)}{i_{on}} - 1\right)^{\alpha_{on}} f_{on}(x), & i < i_{on} < 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

Όπως παρατηρούμε από την εξίσωση 2.17 η εξάρτηση του ρεύματος με την παράγωγο της εσωτερικής μεταβλητής κατάστασης x , δεν είναι εκθετική αλλά πολυωνυμική. Επίσης, στο μοντέλο αυτό, η μεταβλητή x παραμένει αμετάβλητη κάτω από κάποιο κατώφλι. Σε αυτού του είδους το μοντέλο, βλέπουμε δύο διαφορετικές εξισώσεις τάσης-ρεύματος. Όταν η μνημαντίσταση του memristor αλλάζει γραμμικά, τότε χρησιμοποιείται η εξίσωση 2.15. Αντίθετα, όταν μεταβάλλεται εκθετικά σε σχέση με το x , όπως στο μοντέλο Simmons Tunnel Barrier, εφαρμόζεται η σχέση 2.16, όπου $\lambda = \ln\left(\frac{R_{on}}{R_{off}}\right)$. Όπου R_{on} και R_{off} είναι οι τιμές της αντίστασης για x_{on} και x_{off} αντίστοιχα. Οι μεταβλητές i_{off} και i_{on} δίνουν την ανώτερη και κατώτερη τιμή για το ρεύμα στην διάταξη. Για να λειτουργήσει το μοντέλο αυτό, χρειάζεται η συνάρτηση παραθύρου, η οποία αναπαριστάτε από τις μεταβλητές f_{on} και f_{off} . Οι συναρτήσεις αυτές κινούνται στα όρια της περιοχής $[x_{on}, x_{off}]$. Τέλος, τα k_{on} , k_{off} , α_{on} και α_{off} αποτελούν παραμέτρους με $k_{off} > 0$ και $k_{on} < 0$ [12], [17].

Model	Current-voltage relationship	State variable derivative
Linear ion drift	$v(t) = (R_{on} \frac{w(t)}{D} + R_{off} (1 - \frac{w(t)}{D})) i(t)$	$\frac{dw(t)}{dt} = \mu_v \frac{R_{ON}}{D} i(t)$
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	$v(t) = [R_{on} + \frac{R_{OFF} - R_{ON}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})] i(t)$ <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>	$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} C_{off} \sinh\left(\frac{i}{i_{off}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{off}}{w_c} - \frac{ i }{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i > 0 \\ C_{on} \sinh\left(\frac{i}{i_{on}}\right) \exp\left[-\exp\left(\frac{x - a_{on}}{w_c} - \frac{ i }{b}\right) - \frac{x}{w_c}\right], & i < 0 \end{cases}$
TEAM	$v(t) = [R_{on} + \frac{R_{OFF} - R_{ON}}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})] i(t)$ <p style="text-align: center;">or</p> $v(t) = R_{ON} \cdot e^{\frac{\lambda}{x_{off} - x_{on}} (x - x_{on})} \cdot i(t)$	$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{cases} k_{off} \cdot \left(\frac{i(t)}{i_{off}} - 1\right)^{a_{off}} \cdot f_{off}(x), & 0 < i_{off} < i \\ k_{on} \cdot \left(\frac{i(t)}{i_{on}} - 1\right)^{a_{on}} \cdot f_{on}(x), & i < i_{on} < 0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$

Πίνακας 2.1 Στον πίνακα βλέπουμε όλα τα μοντέλα memristor με τις αντίστοιχες συναρτήσεις που τα περιγράφουν.

Model	Linear ion drift	Nonlinear ion drift	Simmons tunneling barrier	TEAM
State variable	$0 \leq w \leq D$	$0 \leq x \leq 1$	$a_{off} \leq x \leq a_{on}$	$x_{on} \leq x \leq x_{off}$
Control mechanism	Current	Voltage	Current	Current
I-V relation	Explicit	Explicit	Ambiguous	Explicit
Memristance relation	Explicit	Ambiguous	Ambiguous	Explicit
Generic	No	No	No	Yes
Accuracy	Lowest	Low accuracy	Highest	Sufficient
Threshold exists	No	No	Yes	Yes

Πίνακας 2.2 Σύγκριση των διαφόρων μοντέλων memristor

2.7 Συνάρτηση παραθύρου

Κάποια από τα μοντέλα για να λειτουργήσουν σωστά, απαιτείται η χρήση της συνάρτησης παραθύρου ώστε η κίνηση των κενών θέσεων οξυγόνου να είναι περιορισμένη στο μήκος της διάταξης. Στην περίπτωση που η μεταβλητή κατάσταση ξεπεράσει τις περιοχές που ανήκει, έχουμε σαν αποτέλεσμα, η

διάταξη να έχει όλο και πιο μη γραμμική συμπεριφορά. Κατά καιρούς, έχουν προταθεί διάφορες συναρτήσεις παραθύρου, οι οποίες απεικονίζονται στον πίνακα 2.3.

Function	Joglekar	Biolek	Prodromakis	TEAM
$\frac{f(x)}{f(w)}$	$f(w) = 1 - (2\frac{w}{D} - 1)^{2p}$	$f(w) = 1 - (\frac{w}{D} - \text{sgn}(-i))^{2p}$	$f(w) = j(1 - [(w - 0.5)^2 + 0.75]^p)$	$f_{on,off} = \exp[-\exp(\frac{ x - x_{on,off} }{w_c})]$
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

Πίνακας 2.3 Απεικόνιση των συναρτήσεων παραθύρου που χρησιμοποιούνται στα διάφορα μοντέλα memristor.

Αρχικά, στα εργαστήρια της HP, ο Strukon και η ομάδα του πρότειναν μία απλή μορφή για την συνάρτηση παραθύρου που εκφράζεται ως

$$f(w) = \frac{w(D - w)}{D^2}, 0 < w < D \quad (2.18)$$

Οι οριακές συνθήκες της συνάρτησης αυτής είναι $f(0) = f(D) = 0$. Το μέγιστο αυτής της συνάρτησης παρατηρείται ακριβώς στην μέση της διάταξης του memristor της HP, δηλαδή στο σημείο $w = 0.5D$ και φθίνει στις τιμές κοντά στα όρια της συσκευής, όπου στο τέλος μηδενίζεται στα σημεία $w = 0$ ή $w = D$. Όμως το πρόβλημα με αυτή την συνάρτηση είναι η γραμμική της συμπεριφορά, η οποία δεν συμβαδίζει με τα πραγματικά μοντέλα, που συμπεριφέρονται ως μη γραμμικά. Για τον λόγο αυτό, οι έρευνες συνεχίζονταν ώστε να βρεθεί κάποια συνάρτηση που θα πλησίαζε περισσότερο τα πραγματικά δεδομένα. Οι Joglekar και Wolf πρότειναν να προστεθεί ένας όρος που θα αφορούσε στην μη γραμμική συμπεριφορά των memristor. Έτσι διατύπωσαν την συνάρτηση

$$f(x) = 1 - (2x - 1)^{2p} \quad (2.19)$$

Όπου $x = w/D$ και το p μία θετική παράμετρος. Και σε αυτή τη συνάρτηση παραθύρου οι οριακές συνθήκες είναι σχετικά απλές και διατυπώνονται ως $f(0) = f(1) = 0$. Το πρόβλημα και με αυτή την συνάρτηση παρατηρείται πάλι στα όρια της διάταξης. Στη συνέχεια, οι Biolek et al. παρουσίασαν τα αποτελέσματα τους, στα οποία φαινόταν για πρώτη φορά η θεωρητική προσομοίωση της συνάρτησης παραθύρου. Η συνάρτηση που χρησιμοποιήθηκε είναι η

$$f(x) = 1(x - \text{sgn}(-i))^{2p} \quad (2.20)$$

Όπου οι μεταβλητές x, p έχουν την ίδια σημασιολογία, όπως και στη συνάρτηση των Joglekar και Wolf. Η συνάρτηση αυτή, λύνει το θέμα που υπάρχει στα όρια των διατάξεων, καθώς υπάρχει ο όρος $\text{sgn}(-i)$, ο οποίος προσδίδει διαφορετικές τιμές για την προσέγγιση των ορίων. Όμως, ακόμη και με την χρήση αυτής της συνάρτησης παρουσιάζεται ένα άλλο πρόβλημα που αφορά την κατάσταση συνέχειας κοντά στα όρια

του memristor. Για ακόμη μία φορά, έγιναν προσπάθειες εύρεσης μία συνάρτησης συμβατής με τις διατάξεις μνήμης από τον Prodromaki και την ομάδα του, προτείνοντας την συνάρτηση

$$f(x) = j(1 - [(x - 0.5)^2 + 0.75]^p) \quad (2.21)$$

Όπου ο συντελεστής j αναφέρεται στην μέγιστη τιμή της συνάρτησης. Τέλος, υπάρχει η συνάρτηση παραθύρου TEAM, η οποία αντιστοιχεί στο μοντέλο των Kvantisky et al. Όλες οι προαναφερόμενες συναρτήσεις, συνοψίζονται στον Πίνακα 2.3.

Βιβλιογραφικές αναφορές

- [1] Leon O.Chua, “Memristor-The Missing Circuit Element”, 5 September 1971
- [2] Dmitri B. Strukov, Gregory S. Snider, Duncan R. Stewart & R. Stanley Williams, “The missing memristor found”, 1 May 2008
- [3] Mahyar Shahsavari, “Memristor Technology and Applications: An Overview”, April 2013
- [4] Shyam Prasad Adhikari, Maheshwar Pd. Sah, Hyongsuk Kim, “Three Fingerprints of Memristor”, November 2013
- [5] Δημήτριος – Λαυρέντιος Προύσαλης, “Μελέτη της δυναμικής συμπεριφοράς μη γραμμικών κυκλωμάτων με στοιχεία μνήμης, Φεβρουάριος 2019
- [6] Μπούσουλας Παναγιώτης, “Νανοηλεκτρονικές διατάξεις μνήμης” Σεπτέμβριος 2017
- [7] S.G.Hu, S.Y. Wu, W.W. Jia, Q. Yu, L.J. Deng, Y.Q. Fu, Y. Liu, and T.P. Chen, “ Review of Nanostructured Resistive Switching Memristor and its Applications, 2014
- [8] Σακελλαρόπουλος Διονύσιος, “Κατασκευή και χαρακτηρισμός διατάξεων μνήμης (ReRAM)”, 2018
- [9] Jan De Blauwe, “Nanocrystal Nonvolatile Memory Devices” March 2002
- [10] Debashis Panda, Achintya Dhar, and Samit K. Ray, “Nonvolatile Memristive Switching Characteristics ofTiO2Films Embedded With Nickel Nanocrystals”, January 2012
- [11] Writam Banerjee, “Nanocrystals in Nonvolatile Memory”, September 13, 2018
- [12] Ahmed G. Radwan, Mohammed E. Fouda, “On the Mathematical Modeling of Memristor, Memcapacitor, and Meminductor”, book published in 2015
- [13] Rajdevinder Kaur Sidhu, Tarandip Singh, “Different Models of Memristor”, 06 June 2015
- [14] Yasin Oguz, “Mathematical modeling of Memristor”, Chapter 9, April 2018
- [15] Sam Thomas, S.Prakash, “Characterization of Memristor based on Non-Linear Ion Drift Model”
- [16] Matthew D. Pickett, Dmitri B. Strukov, Julien L. Borghetti, J. Joshua Yang, Gregory S. Snider, Duncan R. Stewart), and R. Stanley Williamsb), “Switching dynamics in titanium dioxide memristive devices”, July 2009
- [17] Ezeogu Apollos, “Memristor Theory and Mathematical Modelling”, June 2019

Κεφάλαιο 3: Συναπτική συμπεριφορά σε διατάξεις μνημαντίστασης

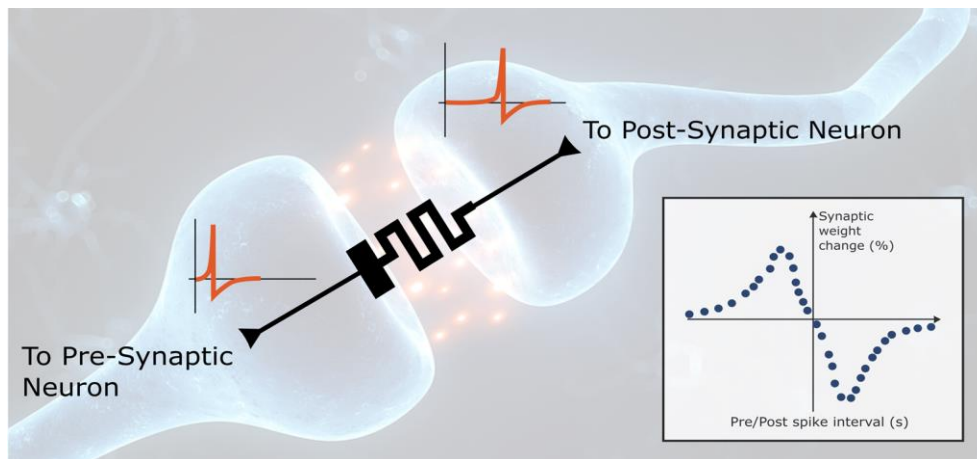
3.1 Το φαινόμενο πλαστικότητας του εγκεφάλου και η σύνδεση με τις μη πτητικές διατάξεις μνήμης

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος μέσω των συνάψεων μπορεί και ανταλλάσσει πληροφορίες. Όμως, πως γίνεται η διαλογή αυτών; Ποια πληροφορία είναι σημαντικότερη για να μεταφερθεί; Ο όρος πλαστικότητα του εγκεφάλου, αναφέρεται σε ένα ευρύ φάσμα χρήσης και εφαρμογής στο πεδίο της Νευροεπιστήμης και περιλαμβάνει φαινόμενα σε όλα τα επίπεδα οργάνωσης του νευρικού συστήματος. Το επίπεδο, στο οποίο αναφέρεται συνήθως η έννοια της πλαστικότητας, είναι αυτό της σύναψης μεταξύ των νευρώνων. Οπότε, μεταφερόμαστε πλέον, στον όρο συναπτική πλαστικότητα (synaptic plasticity). Η συναπτική πλαστικότητα διαχωρίζεται σε βραχυπρόθεσμη και μακροπρόθεσμη. Στα βραχυπρόθεσμα φαινόμενα πλαστικότητας εμπλέκεται συνήθως ο πρό-συναπτικός μηχανισμός. Αντίθετα, στα φαινόμενα μακρόχρονης συναπτικής πλαστικότητας παρατηρούνται τόσο ο πρό-συναπτικός αλλά και ο μετά-συναπτικός μηχανισμός. Η μακρόχρονη συναπτικής ενδυνάμωση (Long Term Potentiation-LTP) αποτελεί θεμελιώδη νευροβιολογική διεργασία της μάθησης και της μνήμης. Η διαδικασία LTP, εμφανίζεται όταν η σύναψη διεγερθεί και μπορεί να διαρκέσει από μερικές ώρες, έως και εβδομάδες. Αντίστοιχη διαδικασία της LTP είναι η μακρόχρονη συναπτική αποδυνάμωση (Long Term Depression-LTD), κατά την οποία οι ιδιότητες της μάθησης και της μνήμης αποδυναμώνονται. Σε ιδιαίτερα μακρόχρονες μορφές πλαστικότητας υπάρχει η πιθανότητα εμφάνισης δομικών αλλαγών στις συνάψεις. Η συναπτική πλαστικότητα ρυθμίζεται από τους νευροδιαβιβαστές και άλλες ουσίες όπως είναι οι ορμόνες. Ο όρος, λοιπόν, πλαστικότητα αναφέρεται στο γεγονός ότι ο εγκέφαλος μπορεί να αναδιαρθρώνει την δομή του ανάλογα με τα ερεθίσματα που υπάρχουν γύρο του [1].

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει ένα τεράστιο αριθμό νευρώνων και ένα ακόμη μεγαλύτερο αριθμό συνάψεων. Ένας νευρώνας συνδέεται με έναν άλλο μέσω της σύναψης. Οι νευρώνες δεν συνδέονται πάντα με τον ίδιο τρόπο. Η σύνδεση καθορίζεται από το είδος της πληροφορίας που θα μεταδοθεί. Επομένως, ο εγκέφαλος έχει την ικανότητα να αλλάζει την δομή του. Σε αυτή ακριβώς την ιδιότητα αναφέρεται ο όρος Spike Time Dependent Plasticity (STDP), ο οποίος αφορά μία μορφή συναπτικής πλαστικότητας. Η STDP αποτελεί ένα μηχανισμό/κανόνα μάθησης του εγκεφάλου. Σε αυτή τη διαδικασία, κυρίαρχο ρόλο έχει ο χρόνος κατά τον οποίο, πραγματοποιούνται οι νευρικές ώσεις από τους προ-συναπτικούς και μετά-συναπτικούς νευρώνες. Η χρονική διαφορά καθορίζει την εξέλιξη της πλαστικότητας, δηλαδή εάν η σύναψη θα ενισχυθεί ή θα αποδυναμωθεί. Έχει παρατηρηθεί, ότι η χρονική διαφορά που παρατηρείται ανάμεσα στις νευρικές ώσεις συμβάλει στην μεταβολή του συναπτικού βάρους. Σε περιπτώσεις όπου τα δυναμικά ενέργειας παράγονται σε σύντομα χρονικά διαστήματα, το ένα μετά το άλλο, τότε η συναπτική πλαστικότητα ενισχύεται. Αντιθέτως, όταν ο χρόνος μεταξύ δύο ώσεων είναι μεγάλος, τότε παρατηρείται μικρή ή και καθόλου μεταβολή του συναπτικού βάρους [2].

Πως όμως συνδέονται η εγκεφαλική λειτουργία με τις διατάξεις μνήμης; Στον κλάδο της νευρομορφικής μηχανικής (Neuromorphic Engineering) παρατηρείται μία συνεχή και αυξανόμενη, με ταχύς ρυθμούς, πρόοδος σε εφαρμογές που αφορούν τις ηλεκτρονικές διατάξεις. Η τεχνολογία CMOS βασίζεται σε αναλογικά κυκλώματα, ψηφιακά κυκλώματα ή και συνδυασμό αυτών, τα οποία ονομάζονται νευρωνικά δίκτυα πυριτίου. Τα δίκτυα αυτά, μιμούνται τις οδούς επεξεργασίας πληροφοριών των βιολογικών νευρώνων, όπως την διάδοση σημάτων μεταξύ γειτονικών νευρώνων και την αποθήκευση τους. Η συναπτική πλαστικότητα, δηλαδή η αλλαγή στη συνδεσιμότητα των συνάψεων στους νευρώνες πιστεύεται

ότι υποκρύπτει τις μαθησιακές διαδικασίες και την λειτουργικότητα της μνήμης του ανθρωπίνου εγκεφάλου. Οι προσπάθειες μίμησης του εγκεφάλου από ηλεκτρονικά κυκλώματα κατασκευασμένα από πυρίτιο, δεν ήταν μία εύκολη διαδικασία καθώς απαιτούνταν 10 διατάξεις τρανζίστορ για να αντικαταστήσουν μία σύναψη. Αντιθέτως, μία συσκευή memristor είναι αρκετή για να πάρει τη θέση της σύναψης. Έτσι την εποχή των διατάξεων από πυρίτιο διαδέχτηκε η τεχνολογία κατασκευής διατάξεων από διάφορα οξειδία, όπως αυτό του τιτανίου (TiO_x), σε νανομετρική κλίμακα. Οι διατάξεις των memristor με την εφαρμογή καθορισμένων τάσεων μπορούν να αναπτύξουν ιδιότητες μάθησης και μνήμης. Στον ανθρώπινο εγκέφαλο η σύναψη είναι η περιοχή που διενεργούν οι διαδικασίες αυτές. Τι θα γινόταν αν αντί για μία σύναψη είχαμε ένα memristor; Μία σκέψη είναι να λάβουμε υπόψιν δύο κύτταρα μνήμης της διάταξης του memristor, τα οποία θα αντιστοιχούν στον προ-συναπτικό και μετά-συναπτικό νευρώνα. Το ένα κύτταρο θα έχει σταθερή αντίσταση, για παράδειγμα θα είναι γειωμένο, ενώ το άλλο θα έχει μεταβαλλόμενη αντίσταση. Επίσης, στην αρχική κατάσταση θα πρέπει η αντίσταση να έχει μία υψηλή τιμή ώστε να εμποδίζει την κίνηση των ηλεκτρονίων (προσομοίωση της κατάστασης HRS). Στην συνέχεια, είναι απαραίτητη η εφαρμογή ελεγχόμενης τάσης, ώστε η αντίσταση να αρχίσει να μεταβάλλεται. Τα αποτελέσματα για τις διάφορες τιμές της αντίστασης οδηγούν στην μέτρηση της αγωγιμότητας της διάταξης. Όμως, η αγωγιμότητα σχετίζεται με το συναπτικό βάρος στην βιολογία. Μέσω μίας τέτοια προσέγγισης είναι δυνατό να ληφθούν πληροφορίες για την συσχέτιση των μη πτητικών μνημών με τις διαδικασίες μνήμης και μάθησης των βιολογικών συστημάτων [3].



Εικόνα 3.1 Το memristor σε ρόλο σύναψης

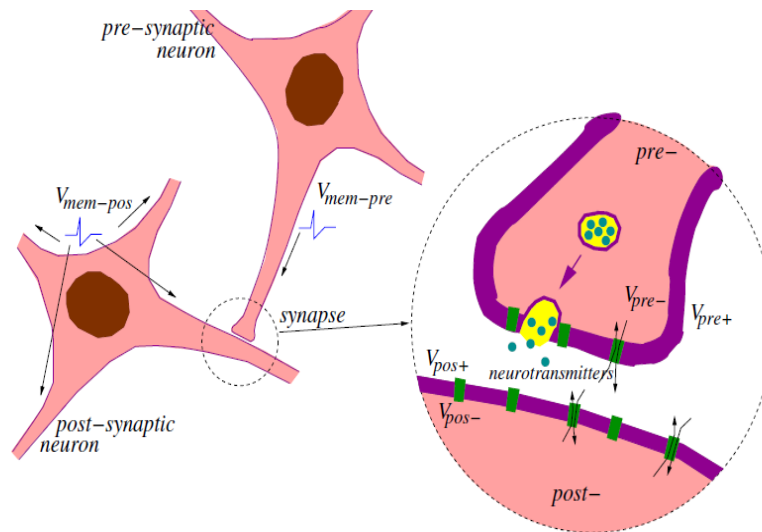
3.2 Το δυναμικό μεμβράνης

Όπως έχει αναφερθεί, η σύναψη είναι το σημείο όπου καταλήγουν δύο γειτονικοί νευρώνες και μέσω αυτής ανταλλάσσουν πληροφορίες. Κάθε νευρώνας έχει ένα δυναμικό στο εσωτερικό της μεμβράνης του, διαφορετικό από αυτό στο εξωτερικό του. Για τον προ-συναπτικό νευρώνα έχουμε V_{pre-} στο εσωτερικό της μεμβράνης και V_{pre+} στο εξωτερικό. Τα αντίστοιχα δυναμικά για τον μετά-συναπτικό νευρώνα είναι V_{pos-} και V_{pos+} . Ο προ-συναπτικός νευρώνας στέλνει ένα παλμό, δηλαδή μία νευρική ώση, προς την σύναψη, ο οποίος έχει δυναμικό ενέργειας

$$V_{mem-pre} = (V_{pre+}) - (V_{pre-}) \quad (3.1)$$

που όπως βλέπουμε ισούται με την διαφορά του δυναμικού στο εξωτερικό της μεμβράνης του νευρώνα με το δυναμικό στο εσωτερικό. Το δυναμικό ενέργειας που προέρχεται από τον μετά-συναπτικό νευρώνα είναι αντίστοιχα

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



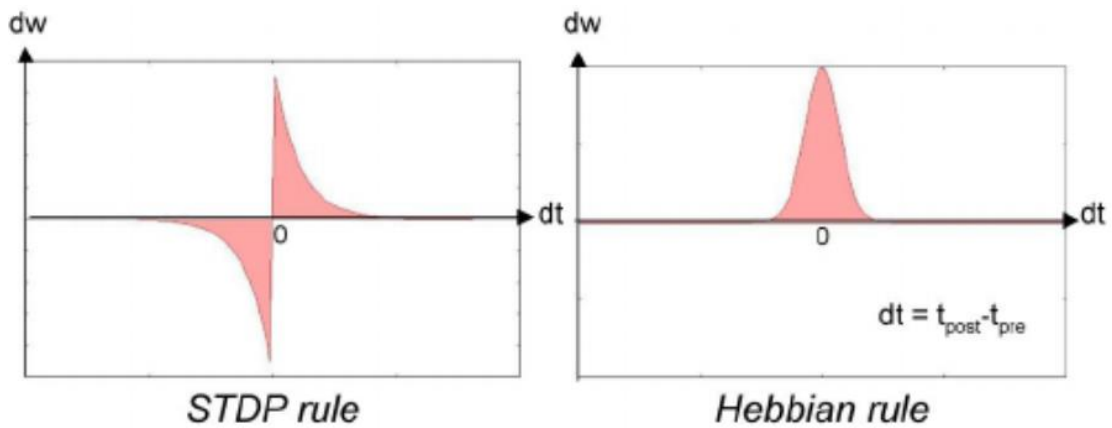
Εικόνα 3.1 Στην αριστερή εικόνα φαίνονται δύο γειτονικοί νευρώνες οι οποίοι συνδέονται με μία σύναψη, καθώς και το δυναμικό ενέργειας που προέρχεται από τον κάθε ένα. Στα δεξιά η σύναψη όπου παρατηρούνται τα δυναμικά στο εσωτερικό και εξωτερικό των νευρώνων [4].

3.3 Το συναπτικό βάρος

Κάθε σύναψη χαρακτηρίζεται από μία συναπτική δύναμη ή αλλιώς συναπτικό βάρος w . Το w καθορίζει την δράση της προ-συναπτικής ώσης στην μετά-συναπτική ώση. Για να εξηγήσουμε καλύτερα τον ρόλο του συναπτικού βάρους θα κάνουμε μία μικρή ιστορική αναδρομή στον μηχανισμό μάθησης, όπως αυτός διατυπώθηκε από τον Hebb το 1949. Ο κανόνας μάθησης του Hebb (Hebbian Learning Rule) είναι ένας αλγόριθμος που περιγράφει την δραστηριότητα του w στην διαδικασία της μάθησης. Όταν οι δύο νευρώνες διεγερθούν (fired-πυροδοτηθούν) τότε το συναπτικό βάρος ενισχύεται. Η αύξηση του w συμβαίνει και όταν ο προ-συναπτικός νευρώνας συμμετέχει επανειλημμένα στην διέγερση του μετά-συναπτικού νευρώνα. Η STDP είναι μία εξελιγμένη μορφή του κανόνα μάθησης του Hebb. Η σημαντική διαφορά παρατηρείται στον χρόνο που πραγματοποιείται η διέγερση στους δύο νευρώνες. Η STDP είναι μια ασύμμετρη μορφή του Hebbian learning. Κατά την STDP λαμβάνεται υπόψιν ο ακριβής χρόνος που πραγματοποιήθηκαν οι νευρικές ώσεις στον προ-συναπτικό και μετά-συναπτικό νευρώνα. Δηλαδή, όταν δύο νευρώνες διεγερθούν ταυτόχρονα η σύναψη ενισχύεται (potentiation), ενώ όταν οι νευρικές ώσεις λάβουν χώρα σε διαφορετικούς χρόνους, η σύναψη αποδυναμώνεται (depression). Αντίθετα, στον κανόνα μάθησης του Hebb η συναπτική δύναμη είναι συνάρτηση του μέσου όρου των χρόνων των νευρικών ώσεων χωρίς να δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα στον χρόνο που πραγματοποιούνται οι ώσεις [5].

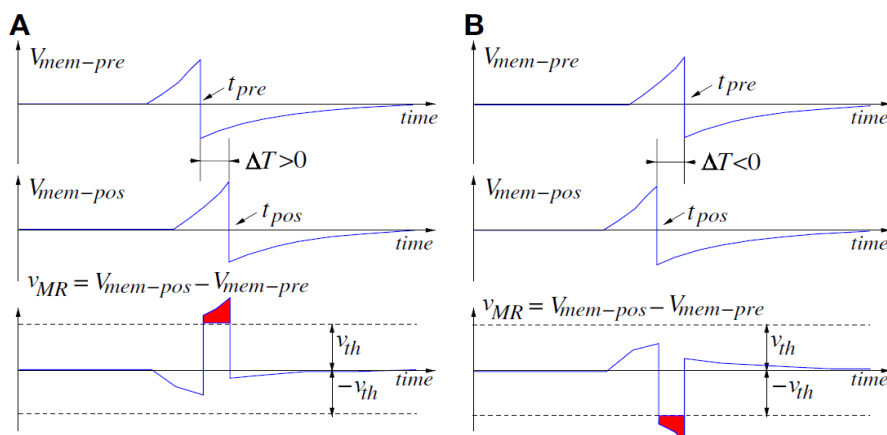
Όταν δύο συναπτικά συνδεδεμένοι νευρώνες διεγείρονται ταυτόχρονα, τότε το συναπτικό βάρος μεταβάλλεται. Αυτή ακριβώς η αλλαγή υποδηλώνεται με τον όρο συναπτική πλαστικότητα. Η συναπτική πλαστικότητα φαίνεται ότι έχει σημαντικό ρόλο, καθώς στα τέλη του 19^{ου} αιώνα προτάθηκε ως κύριος παράγοντας για την μάθηση και την μνήμη. Σε αυτό τον τύπο πλαστικότητας βασίστηκε ο Hebb και διατύπωσε τον ομώνυμο κανόνα μάθησης. Στην συνέχεια η ιδέα αυτού του κανόνα τροποποιήθηκε από τους G.S.Stent, 1973 [6], C. von der Malsburg, 1973 [7], T.J. Sejnowski, 1977 [8], E.L. Bienenstock, 1982 [9], και πλέον γνωρίζουμε έως ένα βαθμό τον μηχανισμό STDP. Το 1997 οι Markram et al [10], μέσω πειραμάτων σε κύτταρα, διαπίστωσαν ότι οι διαδικασίες LTP/LTD εξαρτώνται από τη σειρά και τον χρόνο των νευρώνων

που θα ενεργοποιηθούν. Την σκυτάλη πήραν οι Bi & Poo [11] όπου χαρακτήρισαν την εξάρτηση αυτή και έδωσαν το όνομα STDP.



Εικόνα 3.2 Στα αριστερά η συνάρτηση βάρους σε σχέση με τον χρόνο κατά τον μηχανισμό της STDP. Στα δεξιά η συνάρτηση βάρους σε σχέση με τον χρόνο σύμφωνα με τον κανόνα μάθησης του Hebb.

Όπως γίνεται αντιληπτό το συναπτικό βάρος σχετίζεται με την χρονική διαφορά της προ-συναπτικής ώσης σε σχέση με την μετά-συναπτική. Μαθηματικά μπορεί να διατυπωθεί η έκφραση $\Delta w = \Delta \xi(\Delta T)$ όπου $\Delta T = t_{pos} - t_{pre}$. Όταν ο προ-συναπτικός παλμός προηγείται του μετά-συναπτικού, τότε το $\Delta T > 0$ και συνεπώς το συναπτικό βάρος είναι θετικό και η σύναψη ενισχύεται (potentiates), Εικόνα 3.3(A). Αντίθετα, όταν πραγματοποιηθεί πρώτα η ώση στον προ-συναπτικό νευρώνα τότε $\Delta T < 0$ και έχουμε την αποδυνάμωση της σύναψης (depreciates), Εικόνα 3.3(B). Ο εγκέφαλος έχει την ικανότητα να επιλέγει ποιοι νευρώνες θα διεγερθούν κάτι που τον καθιστά εξαιρετικά μοναδικό. Συγκεκριμένα ο προ-συναπτικός νευρώνας μπορεί να «επιλέξει» ποιος θα είναι ο επόμενος νευρώνας που θα διεγερθεί, δηλαδή να αποφασίσει ποιος θα είναι ο μετά-συναπτικός νευρώνας και αυτό εξαρτάται από την πληροφορία που πρέπει να μεταδοθεί. Στην περίπτωση του LTP, η προ-συναπτική ώση προηγείται σε σχέση με την μετά-συναπτική. Το αντίστροφο συμβαίνει κατά το LTD. Το ενεργό δυναμικό σε αυτές τις περιπτώσεις περιγράφεται από τις παρακάτω συναρτήσεις [12].

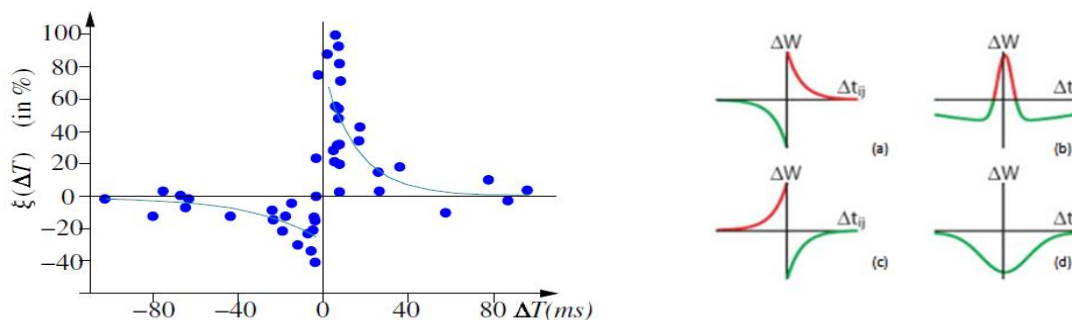


Εικόνα 3.3 (A) Ο προ-συναπτικός παλμός προηγείται του μετασυναπτικού, το αντίστροφο στην εικόνα (B). Το V_{MR} εκφράζει την διαφορά ανάμεσα στο δυναμικό της προ-συναπτικής μεμβράνης και της μετά-συναπτικής.

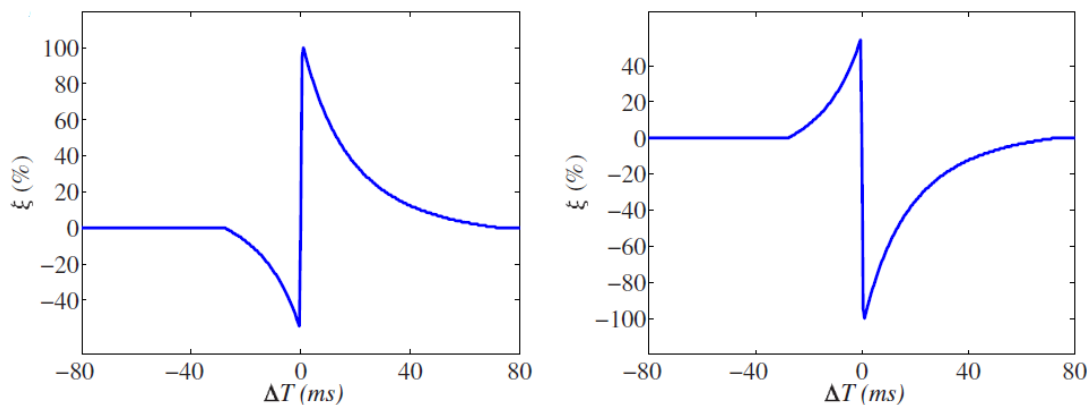
Σύμφωνα με τις παραπάνω πληροφορίες μπορούμε να εκφράσουμε την STDP ως τον μηχανισμό μάθησης του εγκεφάλου, μέσω του οποίου οι νευρώνες ανταλλάσσουν πληροφορίες. Η STDP, λοιπόν, έχει διαφορετική μορφή, η οποία εξαρτάται από τον χρόνο που πραγματοποιείται ο κάθε συναπτικός παλμός και φυσικά από το είδος του παλμού. Με βάση την STDP η λειτουργία της μάθησης και της μνήμης είναι διαδικασίες που εξαρτώνται από την χρονική σχέση ενεργοποίησης δύο γειτονικών νευρώνων.

Οι Βί και Ροο στα πειράματα που διεξήγαγαν σε τρωκτικά, παρατήρησαν την ασύμμετρη συμπεριφορά της STDP συναρτήσε του χρόνου. Κάτι που επιβεβαιώνει την θεωρία για την διαδικασία της μάθησης. Η γενική μαθηματική σχέση που περιγράφει την συνάρτηση μάθησης του μηχανισμού STDP είναι

$$\xi(\Delta T) = \begin{cases} \alpha^+ e^{-\Delta T/\tau^+} & \text{για } \Delta T > 0 \\ -\alpha^- e^{\Delta T/\tau^-} & \text{για } \Delta T < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$



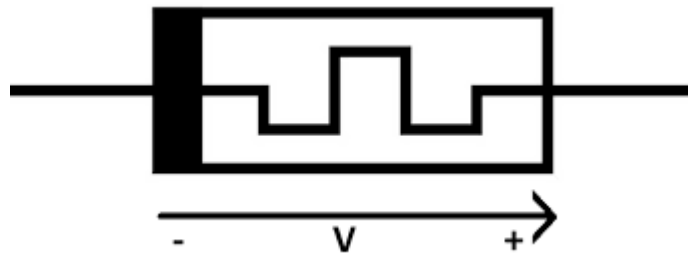
Εικόνα 3.4 Αριστερά απεικονίζονται τα πειραματικά αποτελέσματα μέτρησης της συνάρτησης STDP ($\xi(\Delta T)$), των Βί και Ροο σε βιολογική σύναψη. Δεξιά βλέπουμε διάφορες μορφές της συνάρτησης του μηχανισμού της STDP [5], [13].



Εικόνα 3.5 Οι δύο μορφές της συνάρτησης STDP, που χρησιμοποιούνται στα υπολογιστικά μοντέλα. Αριστερά $\Delta T > 0$, ενώ δεξιά $\Delta T < 0$

3.4 Μνημαντίσταση (Memristance) και STDP

Όπως έχουμε αναφέρει, στο memristor παρουσιάζεται μία μη γραμμική σχέση ανάμεσα στο φορτίο και την μαγνητική ροή και συμπεριφέρεται κατά κάποιο τρόπο ως αντίσταση, η οποία μπορεί να απομνημονεύει. Η λέξη μνημαντίσταση (memristance) προέρχεται ακριβώς από αυτή την εξαιρετική ιδιότητα του memristor να μην ξεχνά τις διάφορες τιμές της αντίστασης που είχε σε προηγούμενο χρόνο. Φυσικά, την ιδιότητα της μνημαντίστασης μπορεί να την έχει οποιαδήποτε συσκευή έχει αντίσταση και απομνημονεύει τις τιμές αυτής. Επειδή το memristor είναι παθητικό στοιχείο έχει πολικότητα η οποία φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 3.6 Σύμβολο και πολικότητα του memristor

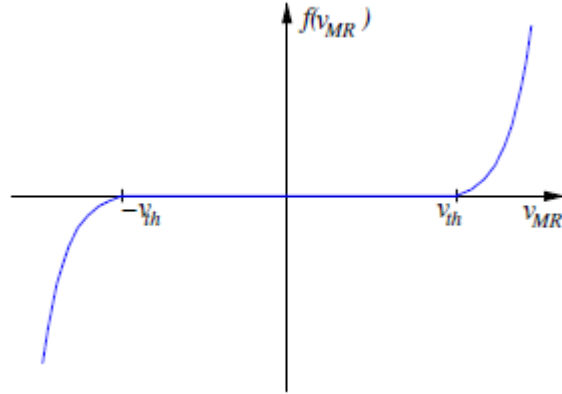
Ποια είναι όμως η σύνδεση ανάμεσα στην μνημαντίσταση και τον μηχανισμό μάθησης του εγκεφάλου; Μία καλή προσέγγιση είναι να θεωρήσουμε μία συσκευή memristor στην οποία μπορούμε να εφαρμόσουμε τάση και ρεύμα, που θα είναι ελεγχόμενα. Η συσκευή πρέπει να λειτουργεί ξεπερνώντας κάποιο κατώφλι δυναμικού και να έχει εκθετική συμπεριφορά. Επίσης, σημαντική είναι η δυνατότητα αύξησης και μείωσης της παραμέτρου w . Το επόμενο βήμα, είναι η εύρεση ενός κριτηρίου για την πολικότητα του memristor, ώστε να έχουμε με συνέπεια ορισμένα τον θετικό και αρνητικό πόλο. Το κριτήριο που έχει καθιερωθεί σχετίζεται με την αγωγιμότητα του memristor. Όταν στη συσκευή μας εφαρμόζεται μία μεγάλη θετική τάση, π.χ. V_{MR} και είναι μεγαλύτερη από την θετική τάση κατωφλίου, τότε η αγωγιμότητα του θα αυξάνεται. Στην αντίθετη περίπτωση, η αγωγιμότητα θα μειώνεται. Η συσκευή μας θα περιγράφεται από τις γενικές μαθηματικές σχέσεις ενός τασοελεγχόμενου memristor. Πιο συγκεκριμένα

$$i_{MR} = G(w, v_{MR})v_{MR} \quad (3.4)$$

$$\dot{w} = f(w, v_{MR}) \quad (3.5)$$

Όπως έχουμε αναφέρει, το w είναι ένα σύνολο μεταβλητών καταστάσεων και εκφράζει την κατάσταση στην οποία βρίσκεται το memristor. Το i_{MR} και v_{MR} είναι το ρεύμα και η τάση που έχουμε στη συσκευή μας και το G εκφράζει την μη γραμμική αγωγιμότητα του memristor. Τέλος, για να περιγράψουμε απόλυτα την συσκευή μας ορίζουμε την τμηματική συνάρτηση ή συνάρτηση παραθύρου, f που θα χρησιμοποιηθεί στην παρούσα περίπτωση.

$$f(V_{MR}) = \begin{cases} I_0 \sin(V_{MR}) [e^{|V_{MR}|/V_0} - e^{V_{th}/V_0}], & |V_{MR}| > V_{th} \\ 0, & \text{Διαφορετικά} \end{cases} \quad (3.6)$$

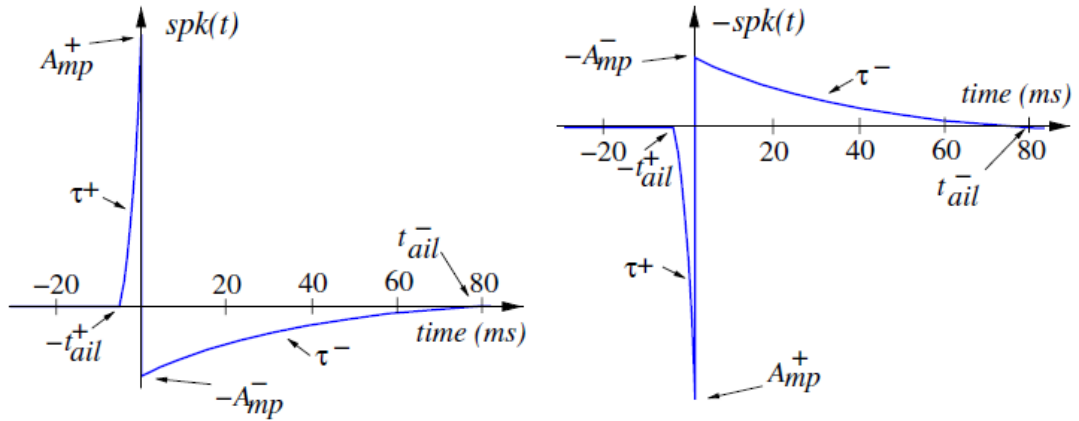


Εικόνα 3.7 Παρατηρούμε την τμηματική συνάρτηση f συναρτήσεως της τάσης της διάταξης, η οποία αναπτύσσεται εκθετικά μόνο όταν η τάση ξεπεράσει την τιμή της τάσης κατωφλίου [14].

Για να προσεγγίσουμε ακόμη καλύτερα την STDP θα θεωρήσουμε διάφορα σχήματα ηλεκτρικών νευρικών παλμών, που όπως έχουμε αναφέρει ονομάζονται δυναμικά ενέργεια. Στη συνέχεια, θα δούμε ποια από αυτά προσεγγίζουν καλύτερα τον μηχανισμό μάθησης του εγκεφάλου. Σύμφωνα με τους νευροεπιστήμονες, ο ακριβής ορισμός του σχήματος των δυναμικών ενέργειας είναι δύσκολο να ευρεθεί καθώς έχουν καταγραφεί διαφορετικά δυναμικά ενέργειας για διαφορετικούς τύπους νευρώνων. Στην παρούσα εργασία θα θεωρήσουμε ένα δυναμικό δράσης που μαθηματικά περιγράφεται από τον τύπο

$$spk(t) \begin{cases} A_{mp}^+ \frac{e^{t/\tau_{ail}^+} - e^{-t_{ail}^+/\tau_{ail}^+}}{1 - e^{-t_{ail}^+/\tau_{ail}^+}} & \text{Για } -t_{ail}^+ < t < 0 \\ -A_{mp}^- \frac{e^{-t/\tau_{ail}^-} - e^{-t_{ail}^-/\tau_{ail}^-}}{1 - e^{-t_{ail}^-/\tau_{ail}^-}} & \text{Για } 0 < t < t_{ail}^- \\ 0 & \text{Διαφορετικά} \end{cases} \quad (3.7)$$

Η μαθηματική, αυτή διατύπωση μας δίνει την γραφική παράσταση ενός ενεργού δυναμικού που φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 3.8 Αριστερά παρατηρούμε το δυναμικό δράσης στην περίπτωση του LTP. Δεξιά είναι το δυναμικό ενέργειας για LTD, σε μία βιολογική σύναψη.

Το t_{ail}^+ είναι ο χρόνος από τον οποία ξεκινά να δημιουργείται το δυναμικό δράσης μέχρι να πραγματοποιηθεί η εκθετική αύξηση. Στη συνέχεια το δυναμικό μεμβράνης αυξάνεται εκθετικά έχοντας θετικό πλάτος παλμού ίσο με A_{mp}^+ . Ακολουθεί μία γρήγορη κατακόρυφη μείωση σε πλάτος A_{mp}^- . Τέλος, η τιμή του δυναμικού επιστρέφει ομαλά στο δυναμικό ηρεμίας σε χρόνο t_{ail}^- . Οι παράμετροι τ_{ail}^+ και τ_{ail}^- σχετίζονται με την καμπυλότητα του δυναμικού δράσης [4], [15].

Έστω, λοιπόν, ότι έχουμε δύο γειτονικούς νευρώνες, έναν προ-συναπτικό και ένα μετά-συναπτικό, οι οποίοι παράγουν ίδιου τύπου δυναμικά ενέργειας, που περιγράφονται από την σχέση $spk(t)$. Το δυναμικό πρέπει να περάσει κατά μήκος του νευρικού σώματος και στη συνέχεια να καταλήξει στον δενδρίτη. Γίνεται αντιληπτό, ότι σε αυτό το χρονικό διάστημα θα υπάρχει μία μικρή εξασθένηση. Αυτή η εξασθένηση διατυπώνεται ως α_{pre} για το δυναμικό $V_{mem-pre}(t) = \alpha_{pre}spk(t - t_{pre})$ του προ-συναπτικού νευρώνα και ως α_{pos} για το δυναμικό $V_{mem-pos}(t) = \alpha_{pos}spk(t - t_{pos})$ του μετά-συναπτικού. Όπως ήδη έχουμε αναφέρει στο πρώτο κεφάλαιο, όταν τα δύο κύτταρα είναι πολύ κοντά στο να δημιουργήσουν την νευρική ώση, οι μεμβράνες ανοίγουν και επιτρέπουν για κάποιο χρονικό διάστημα την μεταφορά διαφόρων ουσιών από το ένα κύτταρο στο άλλο. Τώρα, μπορούμε να κάνουμε την υπόθεση ότι η κίνηση των ουσιών μεταξύ των δύο μεμβρανών, υπακούει σε ένα νόμο που περιγράφεται από τις σχέσεις 3.4 έως 3.6.

Οπότε φτάνουμε στο σημείο, να θεωρούμε ότι υπάρχει ένα memristor ανάμεσα στα δύο νευρικά κύτταρα, το οποίο έχει πάρει την θέση της βιολογικής σύναψης. Υπενθυμίζουμε ότι στην βιολογική σύναψη, στο εσωτερικό κάθε νευρώνα υπάρχει το δυναμικό V_{pre-} και V_{pos-} από τον προ-συναπτικό και μετά-συναπτικό νευρώνα αντίστοιχα. Έτσι, το memristor θα έχει τάση $V_{MR} = V_{pos-} - V_{pre-}$. Όσον αφορά την εξωτερική πλευρά των μεμβρανών τα δυναμικά είναι V_{pre+} και V_{pos+} . Όμως, η απόσταση μεταξύ των δύο κυτταρικών μεμβρανών είναι αρκετά μικρή, έτσι θα θεωρήσουμε ότι τα δύο αυτά δυναμικά είναι σχεδόν ίσα, δηλαδή $V_{pre+} \cong V_{pos+}$. Συνεπώς, σε μία τυχαία χρονική στιγμή t' το δυναμικό στο memristor θα είναι

$$V_{MR}(t') \cong V_{mem-pos}(t') - V_{mem-pre}(t') = \alpha_{pos}spk(t' - t_{pos}) - \alpha_{pre}spk(t' - t_{pre}) \quad (3.8)$$

Έστω $t = t' - t_{pos}$ και $\Delta T = t_{pos} - t_{pre}$ οπότε καταλήγουμε στο ότι το δυναμικό στο memristor είναι

$$V_{MR}(t, \Delta T) = a_{pos} spk(t) - a_{pre} spk(t + \Delta T) \quad (3.9)$$

Η τάση αυτή του memristor απεικονίζεται στην εικόνα 3.3. Σύμφωνα με την σχέση 3.5 το memristor κρατάει τις τιμές των προηγούμενων καταστάσεων του, μόνο εάν η τάση V_{MR} είναι μεγαλύτερη από την τάση κατωφλίου V_{th} . Επίσης, στην περίπτωση αυτή κάποιο ποσό ουσιών ανταλλάσσεται μεταξύ των δύο πλευρών της σύναψης. Πιο συγκεκριμένα, η ποσότητα που μεταβιβάζεται περιγράφεται από την μεταβολή Δw , του συναπτικού βάρους. Η ποσότητα αυτή είναι καθοριστική για την λειτουργία της σύναψης. Υποθέτουμε λοιπόν ότι η ποσότητα Δw υπακούει και αυτή, στον νόμο που σχετίζεται με την μνήμη ενός memristor, όπως αυτός παρουσιάζεται στις εξισώσεις 3.4 έως 3.6. Τότε από την σχέση 3.5 καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το συναπτικό βάρος περιγράφεται από την μαθηματική σχέση

$$\Delta w \Delta T = \int f(V_{MR}(t, \Delta T)) dt = \xi(\Delta T) \quad (3.10)$$

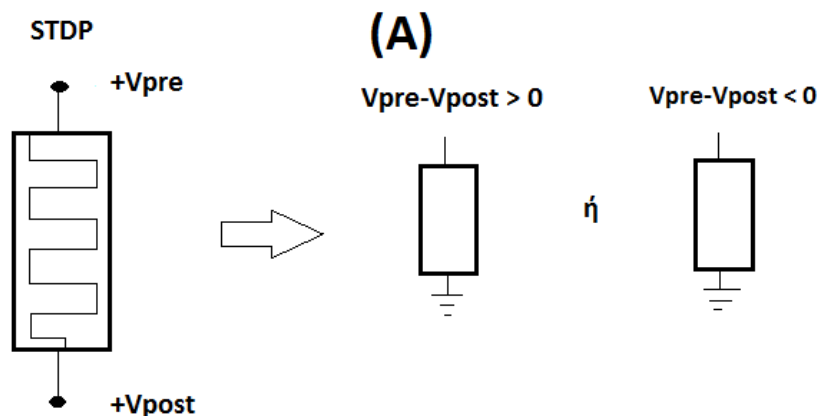
Η σχέση αυτή αποτελεί το εμβαδό της συνάρτησης του δυναμικού σε σχέση με τον χρόνο και απεικονίζεται ως η κόκκινη περιοχή στην εικόνα 3.3. Οι κόκκινες θετικές περιοχές, δηλαδή $\Delta T > 0$, αντιστοιχούν σε αύξηση του συναπτικού βάρους ($\Delta w > 0$), ενώ οι κόκκινες αρνητικές περιοχές (κάτω από $-V_{th}$ και $\Delta T < 0$) σε μείωση. Από τη γραφική παράσταση επιπλέον βλέπουμε ότι όταν το ΔT τείνει στο μηδέν, η κορυφή της κόκκινης γραμμοσκιασμένης επιφάνειας του V_{MR} τείνει να αυξάνεται. Το γεγονός ότι η καμπύλη αυτή αυξάνεται ή μειώνεται εκθετικά μας οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το w αυξάνεται ή μειώνεται όσο η απόλυτη τιμή του ΔT μικραίνει. Επομένως, όσο πιο μικρή είναι η χρονική διαφορά μεταξύ του προσυναπτικού παλμού και του μετά-συναπτικού τόσο η ανταλλαγή ουσιών στην βιολογική σύναψη θα είναι αυξημένη ή μειωμένη αντίστοιχα. Στην βιολογική σύναψη έχουμε λοιπόν την συναπτική δύναμη, η οποία έχει καθοριστικό ρόλο για την λειτουργία της. Η αντίστοιχη ποσότητα για το memristor είναι η αγωγιμότητα $G = 1/R$. Η αναλογία του Δw με το G καθορίστηκε από το γεγονός ότι και τα δύο εξαρτώνται από τις τιμές του w . Επίσης, η αγωγιμότητα εξαρτάται από το ρεύμα που περνάει από την συσκευή. Αν αντιστοιχίσουμε τα δεδομένα της βιολογικής σύναψης σε αυτά ενός memristor βλέπουμε ότι με την μείωση του $|\Delta T|$ η αγωγιμότητα θα αυξάνεται ή θα μειώνεται. Χρησιμοποιώντας τις σχέσεις 3.4 έως 3.6 για ένα memristor και την σχέση 3.10 για το Δw καταλήγουμε στα αποτελέσματα της εικόνας 3.5, στα οποία είναι εμφανές ότι μοιάζουν με εκείνα της εικόνας 3.4. Δηλαδή, το memristor μιμείται την συμπεριφορά της STDP όπως αυτή έχει δειχτεί από τους Bi και Poo μέσα από πειράματα σε βιολογικές συνάψεις [16].

Τα αποτελέσματα της εικόνας 3.5, για $\Delta T > 0$, προήλθαν από προσομοίωση μέσω του λογισμικού MATLAB. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιώντας το γενικό μοντέλο για ένα memristor και τις εξισώσεις 3.4 έως 3.7. Ακόμη, λάβαμε υπόψιν μας τις παραμέτρους $a_{pos} = 1$, $a_{pre} = 0.9$, $A_{mp+} = 1V$, $A_{mp-} = 0.25V$, $v_0 = 1/7V$, $t_{ail+} = 5ms$, $t_{ail-} = 75ms$, $\tau^+ = 40ms$, $\tau^- = 3ms$. Τέλος για το χρονικό διάστημα ανάμεσα στις νευρικές ώσεις χρησιμοποιήθηκε η εκδοχή των Bi & Poo, όπου ανέφεραν ότι τι κρίσιμο παράθυρο κυμαίνεται για $\Delta T = \pm 40 - 80ms$ [15].

3.5 Μοντελοποίηση του μηχανισμού μάθησης STDP

Παρακάτω παρουσιάζεται η προσπάθεια μοντελοποίησης διαφόρων μορφών της STDP, μετά την εφαρμογή διαφορετικών σχημάτων δυναμικών ενέργειας, στο γενικό μοντέλο ενός memristor, χρησιμοποιώντας και πάλι τις εξισώσεις 3.4 έως 3.7. Οι τιμές που παρέμειναν σταθερές ήταν $a_{pre} = a_{pos} = 1$, ώστε να επιτευχθεί μεγαλύτερη ελευθερία στην γραφική παράσταση της STDP. Στη συνέχεια, για κάθε

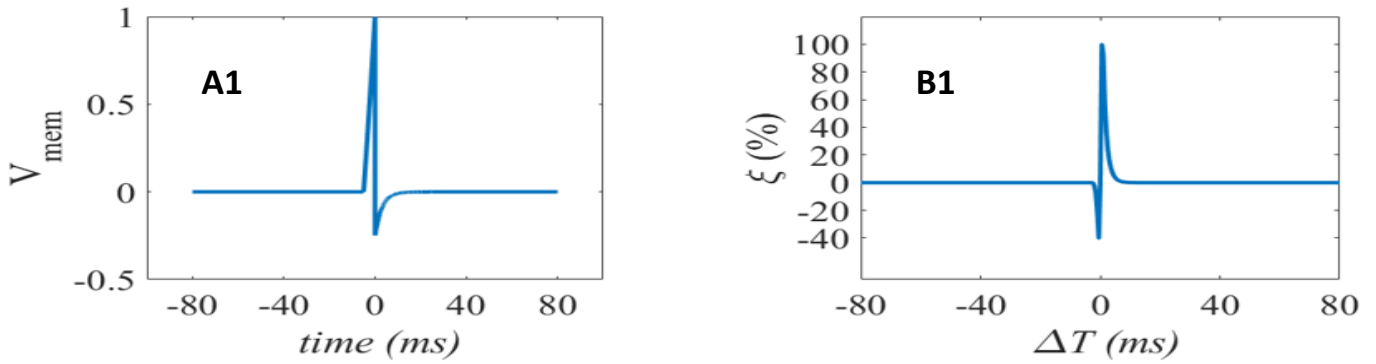
τάση που εφαρμοζόταν προσαρμόστηκαν οι τιμές για το πλάτος, ο χρόνος όπου ξεκινά να δημιουργείται το δυναμικό δράσης καθώς και η καμπυλότητα του. Τα αποτελέσματα φαίνονται στην εικόνα 3.10. Για την καλύτερη κατανόηση της μεθόδου της μοντελοποίησης μπορούμε να παρατηρήσουμε το σχήμα A της εικόνα 3.9. Κατά τον μηχανισμό STDP, όταν η σύναψη ενισχύεται, ένα προ-συναπτικό δυναμικό δράσης φτάνει στη σύναψη και στη συνέχεια ακολουθεί το μετά-συναπτικό δυναμικό. Για την μοντελοποίηση της STDP θεωρούμε ότι η διάταξη μας αντικαθιστά της σύναψη. Το κάτω ηλεκτρόδιο της συσκευής παρέμεινε γειωμένο καθ' όλη την διάρκεια των μετρήσεων και θα θεωρηθεί ως ο μετά-συναπτικός παλμός. Επομένως, στην μοντελοποίηση, ο προ-συναπτικός παλμός έρχεται από το TE.



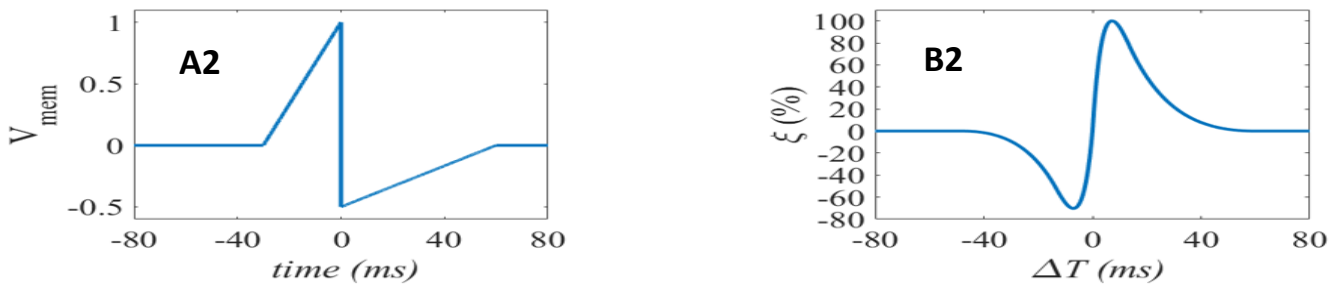
Εικόνα 3.9 Αναπαράσταση μηχανισμού STDP μέσω μίας διάταξης memristor στην οποία εφαρμόζονται σύντομη τετραγωνικοί παλμοί.

Ένα από τα βασικά ευρήματα είναι ότι το σχήμα του δυναμικού δράσης έχει σημαντικό ρόλο στην προκύπτουσα μορφή της STDP, (ξ). Άρα για διαφορετικές νευρικές ώσεις, έχουμε διαφορετικούς κανόνες μάθησης. Επίσης, παρατηρούμε ότι όταν το δυναμικό ενέργειας δεν έχει πλέον εκθετική μορφή, αλλά έχει εκφυλιστεί σε τριγωνική τότε, στην απεικόνιση της STDP φαίνεται ότι η μετάβαση από τον αρνητικό κλάδο στον θετικό γίνεται με ομαλότερο τρόπο. Κάτι τέτοιο, όμως θα αποδυνάμωνε την διαδικασία της μάθησης για μικρό $|\Delta T|$, γιατί καθώς το ΔT τείνει στο μηδέν, τότε η $\xi(\Delta T)$ τείνει να γίνει γραμμική περνώντας από την αρχή των αξόνων. Αυτό συμβαίνει γιατί όταν το ΔT πλησιάζει το μηδέν, το V_{MR} τείνει στο μηδέν για κάθε t (βλέπε εξίσωση 3.9). Μία άλλη παρατήρηση είναι η εξάρτηση από το πλάτος του δυναμικού ενέργειας. Με μία σύντομη ματιά στις εικόνες 3.10 και 3.11 βλέπουμε ότι όταν το πλάτος του αρνητικού τμήματος του δυναμικού, είναι μεγαλύτερο από αυτό του θετικού, τότε επηρεάζεται ο αρνητικός κλάδος της συνάρτησης STDP, ο οποίος φαίνεται να μεγαλώνει κατά αντιστοιχία. Στην περίπτωση, όπου το δυναμικό δράσης αποτελείται από ένα τετραγωνικό παλμό τότε η κεντρική περιοχή της STDP γίνεται γραμμική, κάτι που οδηγεί σε φαινόμενο κορεσμού. Ακόμη, εάν η τάση είναι αρχικά ένας στενός τετραγωνικός παλμός, που εκφυλίζεται σε τριγωνικό τότε τα αποτελέσματα παρεκκλίνουν αρκετά από το γνωστό διάγραμμα της βιολογικής λειτουργίας και της διαδικασίας μάθησης της STDP.

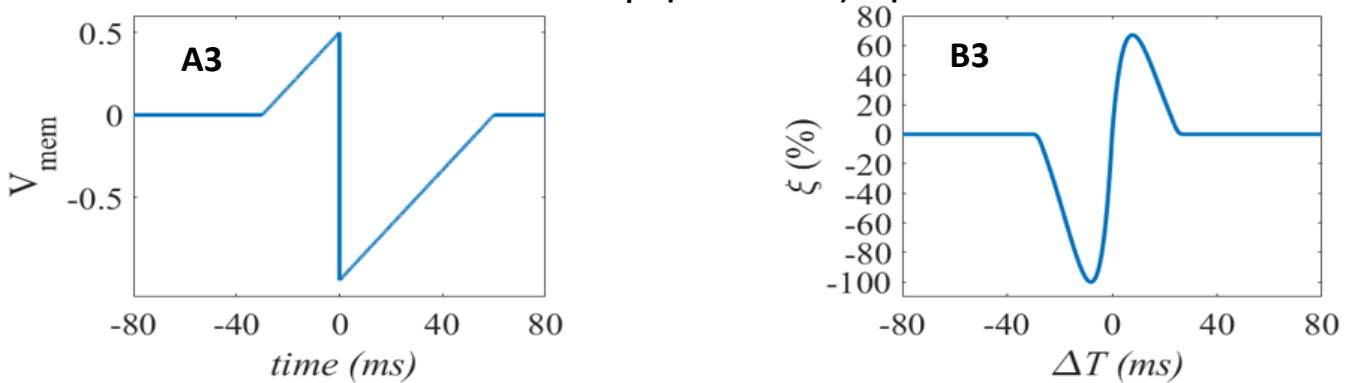
Συμπερασματικά, για να έχουμε μία λειτουργία μάθησης όπως στους βιολογικούς οργανισμούς, χρειάζεται ένας στενός, εκθετικός, θετικός παλμός, μεγάλου πλάτους και στη συνέχεια ένας αρνητικός, μικρού πλάτους και μεγάλης διάρκειας παλμός, όπως φαίνεται στην εικόνα 3.9 [4], [18].



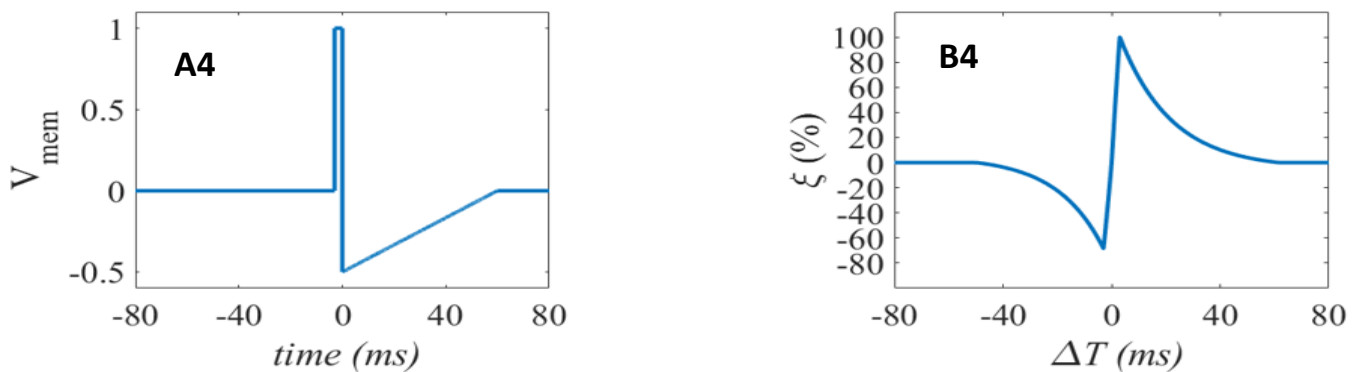
Εικόνα 3.9 Εφαρμογή ενός στενού και σύντομου παλμού, όπου στα δεξιά φαίνεται η αντίστοιχη STDP.



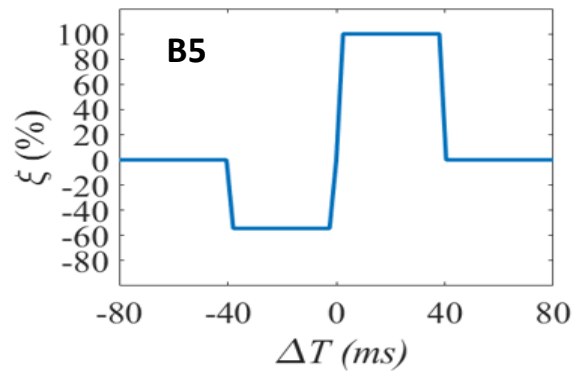
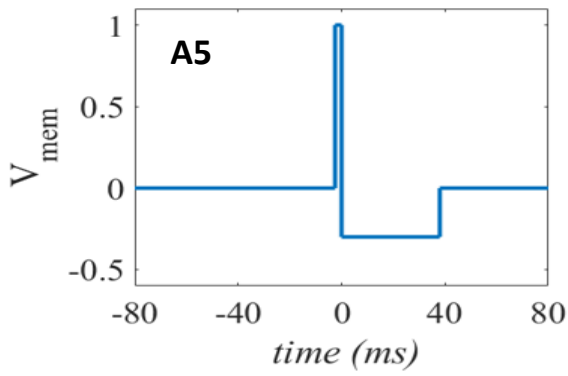
Εικόνα 3.10 Εφαρμογή ενός τριγωνικού παλμού με το πλάτος του θετικού κλάδου να είναι μεγαλύτερο από αυτό του αρνητικού και δεξιά η STDP.



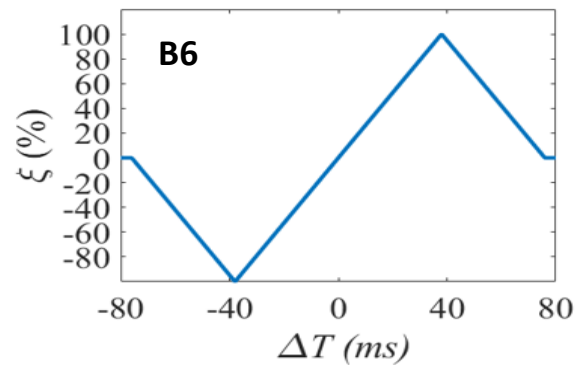
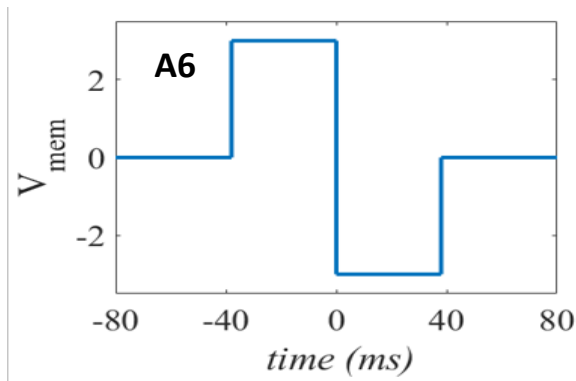
Εικόνα 3.11 Εφαρμογή τριγωνικού παλμού με αρνητικό κλάδο μεγαλύτερο από τον θετικό και στα δεξιά η αντίστοιχη STDP.



Εικόνα 3.12 Εφαρμογή ενός θετικού, στενού και σύντομου παλμού, τον οποίο διαδέχεται ο αρνητικός, τριγωνικός κλάδος και στα δεξιά η STDP.



Εικόνα 3.13 Εφαρμογή ενός θετικού, στενού και σύντομου παλμού και εν συνεχεία ένας αρνητικός, μικρότερου πλάτους αλλά μεγαλύτερης διάρκειας, κλάδος παλμού. Στα δεξιά η STDP.



Εικόνα 3.14 Εφαρμογή ενός τετραγωνικού παλμού με ίσα πλάτη και διάρκεια, καθώς και αντίστοιχη STDP στα δεξιά.

Βιβλιογραφικές αναφορές

- [1] M.M. Mesulam, "Encyclopedia of Neuroscience", 2009
- [2] D V Buonomano and T P Carvalho, "Spike-Timing-Dependent Plasticity (STDP)", 2009
- [3] Dae-Hwan Kang, Hyun-Goo Jun, Kyung-Chang Ryo, Hongsik Jeong, Hyunchul Sohn, "Emulation of spike-timing dependent plasticity in nano-scale phase change memory", May 1st, 2015
- [4] Carlos Zamarreño-Ramos, Luis A. Camuñas-Mesa, Jose A. Pérez-Carrasco, Timothée Masquelier, Teresa Serrano-Gotarredona and Bernabé Linares-Barranco, "On spike-timing-dependent-plasticity, memristive devices, and building a self-learning visual cortex", March 15, 2011
- [5] Daniel E. Feldman, "The spike timing dependence of plasticity", August 23, 2013
- [6] G.S. Stent, "A physiological mechanism for Hebb's postulate of learning", 1973
- [7] C. von der Malsburg, "Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex", 1973
- [8] T.J. Sejnowski, "Storing covariance with nonlinearly interacting neurons", 1977
- [9] E.L. Bienenstock, L.N. Cooper, P.W. Munro, "Theory for the development of neuron selectivity: orientation specificity and binocular interaction in visual cortex", 1982
- [10] H. Markram, J. Lübke, M. Frotscher, B. Sakmann, "Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs", 1997
- [11] G.Q. Bi, M.M. Poo, "Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: dependence on spike timing, synaptic strength, and postsynaptic cell type", 1998
- [12] Melanie A. Woodin, Karunesh Ganguly, and Mu-ming Poo, "Coincident Pre- and Postsynaptic Activity Modifies GABAergic Synapses by Postsynaptic Changes in Cl⁻ Transporter Activity", 2003
- [13] Ling Chen, Chuandong Li, Tingwen Huang, Xing He, Hai Li and Yiran Chen, "STDP Learning Rule Based on Memristor with STDP Property ", July 11, 2014
- [14] Greg S. Snider, "Spike-Timing-Dependent Learning in Memristive Nanodevices", 2008
- [15] Liang Zhao, Qinghui Hong, Xiaoping Wang, "Novel designs of spiking neuron circuit and STDP learning circuit based on memristor", 7 November 2018
- [16] Xiao Yang, Wanlong Chen, Frank Z. Wang, "A Supervised Spiking Time Dependent Plasticity Network Based on Memristors", 2013
- [17] Stefano Ambrogio, Simone Balatti, Valerio Milo, Roberto Carboni, Zhong-Qiang Wang, Alessandro Calderoni, Nirmal Ramaswamy, Daniele Ielmini, "Neuromorphic Learning and Recognition With One-Transistor-One-Resistor Synapses and Bistable Metal Oxide RRAM",
- [18] T. Serrano-Gotarredona, T. Masquelier, T. Prodromakis, G. Indiveri, B. Linares-Barranco, "STDP variations with memristors for spiking neuromorphic learning systems", 18 February 2013
- [19] Adria Bofill-i-Petit and Alan F. Murray, "Synchrony Detection and Amplification by Silicon Neurons With STDP Synapses", September 2004

Κεφάλαιο 4: Πειραματικό Μέρος-Πειραματικοί μέθοδοι χαρακτηρισμού υλικών

4.1 Εισαγωγή

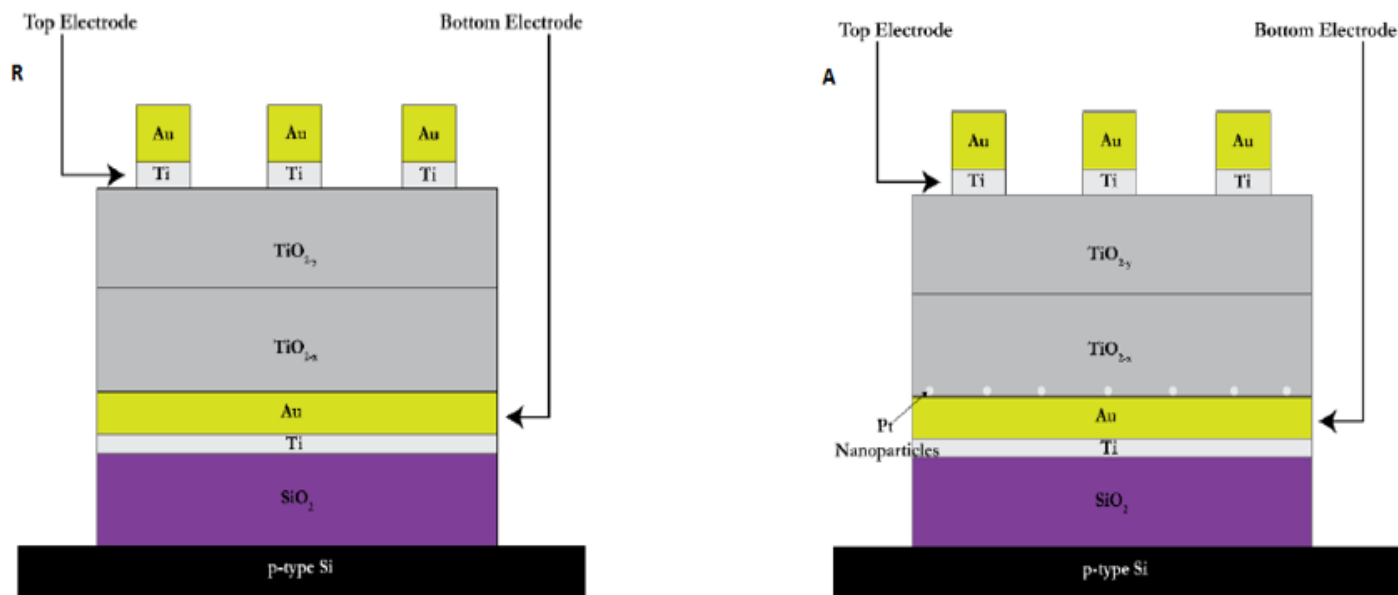
Η πειραματική μελέτη στην παρούσα διπλωματική εργασία χωρίζεται σε δύο τμήματα. Στο πρώτο μέρος, πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις με στόχο τον ηλεκτρικό χαρακτηρισμό των διατάξεων. Στο δεύτερο τμήμα στόχος ήταν η αξιολόγηση των δειγμάτων ως προς την ικανότητα τους να συμπεριφέρονται ως διατάξεις μνήμης, καθώς και αν εμφανίζουν τις ιδιότητες μνήμης και μάθησης του εγκεφάλου, δηλαδή τον μηχανισμό STDP. Το αρχικό δείγμα που μελετήθηκε ονομάστηκε **R** και αποτελεί το δείγμα αναφοράς καθώς, θα συγκριθεί με τα υπόλοιπα δείγματα, και δεν περιέχει κρυστάλλους νανοσωματιδίων. Στη συνέχεια, έγιναν μετρήσεις για ένα δείγμα που ονομάστηκε **A** και ακολούθησαν το **B** και **C**. Όλες οι διατάξεις είναι bilayer και το ενεργό υλικό τους είναι TiO_2 . Τα δείγματα **A**, **B** και **C** περιέχουν νανοσωματίδια, Pt, ενσωματωμένα στο τμήμα του ενεργού υλικού σε διαφορετικές θέσεις. Σε όλες τις διατάξεις παρατηρήθηκε το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης, όπου διακρίναμε τις καταστάσεις HRS και LRS. Η μετάβαση από την μία κατάσταση στην άλλη οφείλεται στο σχηματισμό ή την καταστροφή του αγώγιμου μονοπατιού (CF). Ένα από τα μεγαλύτερα προβλήματα των διατάξεων αυτής της κατηγορίας είναι οι διακυμάνσεις των παραμέτρων εναλλαγής ανά κύκλο μετρήσεων. Μία κατάσταση που οφείλεται στον τυχαίο σχηματισμό των CFs. Ένας τρόπος που μας βοηθά να γνωρίζουμε εν μέρη που θα σχηματιστούν οι κενές θέσεις οξυγόνου και κατά συνέπεια το CF είναι ο ορισμός συγκεκριμένων θέσεων, στις οποίες τοποθετούμε νανοκρυστάλλους εντός του οξειδίου. Όπως έχει αναφερθεί στο κεφάλαιο 2, με την εισαγωγή νανοσωματιδίων βελτιώνουμε την απόδοση των μνημών.

Το διοξείδιο του τιτανίου, χρησιμοποιείται κατά κόρον ως διηλεκτρικό υλικό σε διατάξεις μνήμης καθώς έχει διάφορα θετικά χαρακτηριστικά, όπως η καλή συμπεριφορά του κατά το φαινόμενο της εναλλαγής αντίστασης. Ταυτόχρονα, αποτελεί και το υλικό που έχει μελετηθεί στον υπέρτατο βαθμό για την χρήση του ως ενεργό υλικό, κάτι που οδηγεί τους ερευνητές να αναζητήσουν και να μελετήσουν άλλα υλικά τα οποία μπορούν να πάρουν τη θέση του. Στην παρούσα εργασία, οι διατάξεις που μελετήθηκαν έχουν ως ενεργό υλικό το διοξείδιο του τιτανίου, στο οποίο αντιστοιχεί η δομή του ρουτιλίου (rutile). Το TiO_2 έχει μεγάλη διηλεκτρική σταθερά ($\epsilon_r = 86 - 170$) σε θερμοκρασία δωματίου, συνεπώς ανήκει στην κατηγορία των High k Dielectrics. Στα υλικά αυτής της κατηγορίας, δύναται να γίνει χρήση παχύτερων οξειδίων με αποτέλεσμα, το ρεύμα που τα διαρρέει να έχει μικρότερες τιμές. Επίσης, τέτοιου είδους υλικά εμφανίζουν μεγαλύτερη χωρητικότητα. Οι διατάξεις παρουσιάζουν υποστοιχειομετρικό TiO_{2-x} δηλαδή, διοξείδιο του τιτανίου που υπολείπεται οξυγόνο. Άρα το υλικό παρουσιάζει ατέλειες, που μπορεί να είναι είτε κενές θέσεις οξυγόνου ($V_{O^{+2}}$), είτε άτομα τιτανίου σε θέση παρεμβολής (titanium interstitials). Οι κενές θέσεις οξυγόνου λειτουργούν ως δότες στο TiO_2 , οπότε όταν αυξάνεται ο αριθμός τους, τότε αυξάνεται και η συγκέντρωση των απεντοπισμένων ηλεκτρονίων (delocalized electrons) και έτσι επάγεται η αύξηση της αγωγιμότητας του οξειδίου. Οι περιοχές που σχηματίζονται οι κενές θέσεις οξυγόνου, αποτελούν και τα CFs. Ο λόγος ύπαρξης δύο επιπέδων TiO_2 είναι η βελτίωση της απόδοσης των δειγμάτων. Στο ένα στρώμα πραγματοποιείται το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης. Το άλλο επίπεδο έχει δύο ρόλους. Αρχικά, αποτελεί δεξαμενή κενών θέσεων οξυγόνου (οπές) και έτσι δίνεται η δυνατότητα ομοιομορφίας στο φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης. Επιπλέον, λειτουργεί και ως αντίσταση, λόγο της στοιχειομετρίας του, με αποτέλεσμα να εμποδίζεται η υπερβολική ροή ρεύματος. Τέλος, σε κανένα από τα δείγματα δεν χρειάστηκε να πραγματοποιηθεί η διαδικασία ηλεκτρομορφοποίησης. Ο πίνακας που ακολουθεί, παρουσιάζει τις διαφορές που υπάρχουν ανάμεσα στα δείγματα σε σχέση με τους NCs. Σε αυτόν, μπορούμε να δούμε, το πάχος στα δύο στρώματα του ενεργού υλικού, την θέση των νανοσωματιδίων, το μέγεθός τους και τέλος

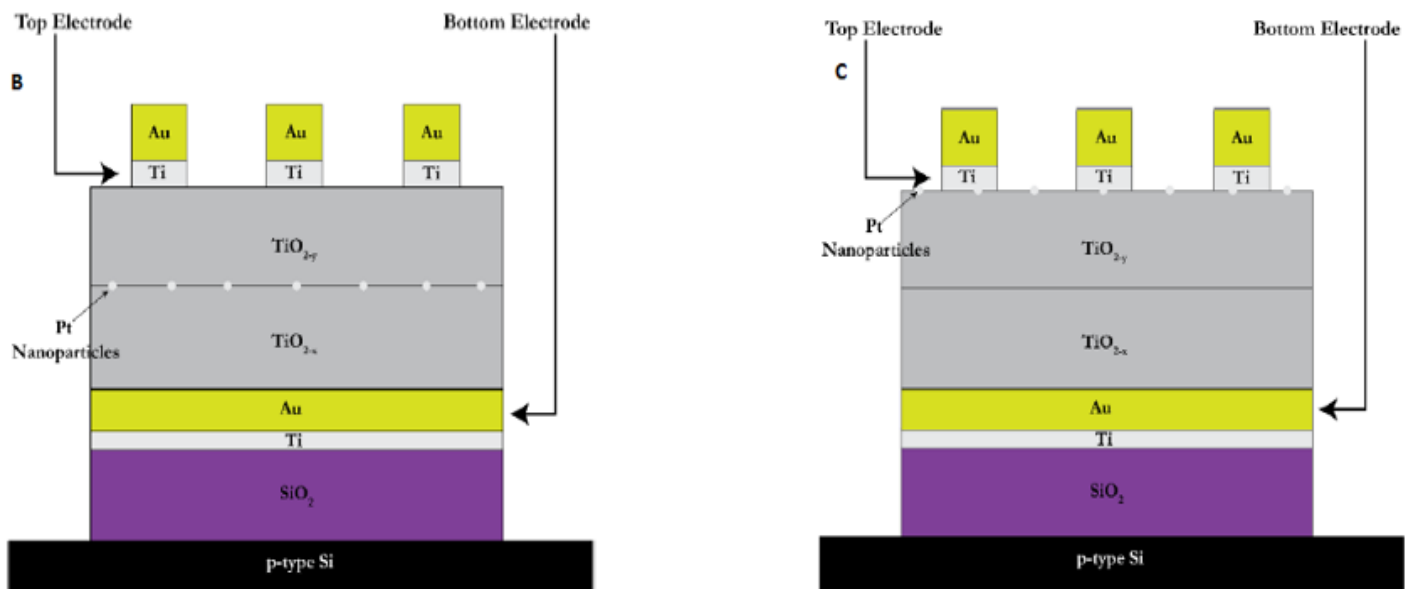
την περιεκτικότητα του οξυγόνου σε κάθε επίπεδο του TiO₂. Επίσης, οι εικόνες 4.1 και 4.2 απεικονίζουν την διατομή κάθε δείγματος.

Δείγμα	TiO ₂ -x D (nm)	TiO ₂ -y d (nm)	TiO ₂ -x deposition ambient	TiO ₂ -y deposition ambient	NCs Position	NCs deposition ambient (sccm)	NCs average size (nm)
R	22.5	22.5	Ar: O ₂ (10:1.5)	Ar: O ₂ (10:1.5)	-	-	-
A	22.5	22.5	Ar: O ₂ (10:1.5)	Ar: O ₂ (10:1.5)	Bottom	Ar:60	3
B	22.5	22.5	Ar: O ₂ (10:1.5)	Ar: O ₂ (10:1.5)	Middle	Ar:60	3
C	22.5	22.5	Ar: O ₂ (10:1.5)	Ar: O ₂ (10:1.5)	Top	Ar:60	3

Πίνακας 4.1 Χαρακτηριστικά στοιχεία των δειγμάτων που μελετήθηκαν



Εικόνα 4.1 Στην εικόνα R φαίνεται η διατομή του δείγματος αναφοράς. Στην εικόνα A είναι η διατομή του δείγματος A, όπου τα νανοσωματίδια είναι τοποθετημένα κάτω από τα δύο στρώματα του ενεργού υλικού.



Εικόνα 4.2 Η εικόνα Β απεικονίζει την διατομή του δείγματος Β, που περιέχει κρυστάλλους νανοσωματιδίων ανάμεσα στα δύο στρώματα ενεργού υλικού. Αντίστοιχα η εικόνα C δείχνει την διατομή της διάταξης C, με τα νανοσωματίδια να βρίσκονται πάνω από τα διηλεκτρικά στρώματα.

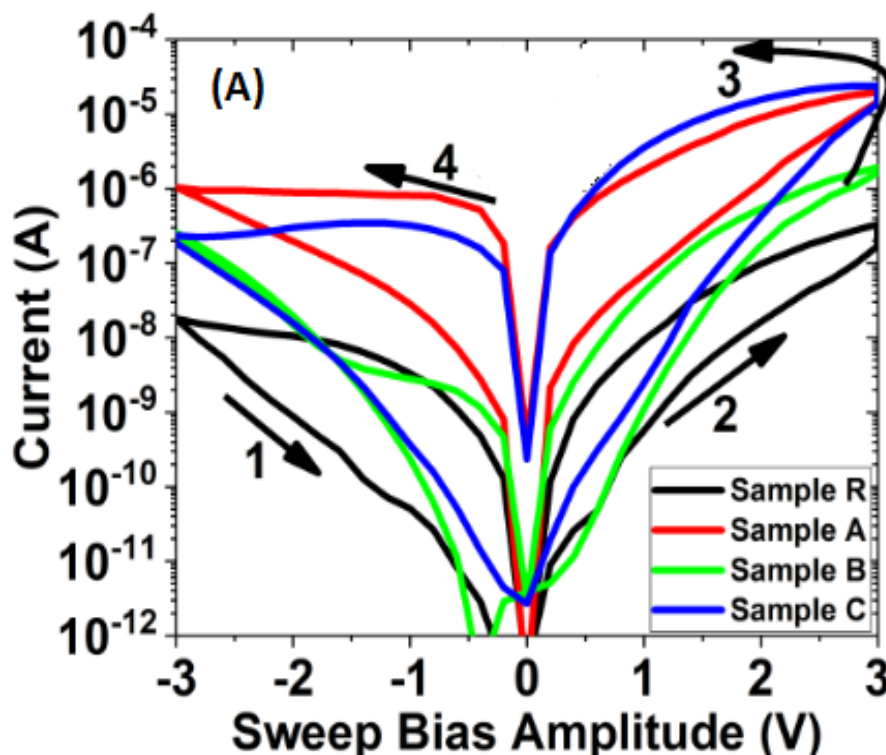
Στο κάτω μέρος των δειγμάτων υπάρχει μία βάση από πυρίτιο (p-type Si). Στη συνέχεια, ακολουθεί ένα στρώμα οξειδίου πυριτίου (SiO_2) με πάχος 300nm, το οποίο προσδίδει ηλεκτρική μόνωση ανάμεσα στην διάταξη και την βάση. Έπειτα, υπάρχει ένα στρώμα Ti πάχους 4nm ώστε να γίνει η συγκόλληση με το κάτω ηλεκτρόδιο, το οποίο είναι ένα φύλλο χρυσού, Au, πάχους 40nm. Μετά το κάτω ηλεκτρόδιο, είναι τα δύο στρώματα οξειδίου του τιτανίου με διαφορετική συγκέντρωση οξυγόνου. Τέλος, υπάρχει ένα λεπτό τμήμα Ti, που έχει το ρόλο του πάνω ηλεκτρόδιου και είναι συγκολλημένο με φύλλο χρυσού. Σε αυτό το κομμάτι, ο Au είναι το επίπεδο στο οποίο ακουμπά το εξωτερικό ηλεκτρόδιο και ουσιαστικά προστατεύει το στρώμα του Ti. Οι διατάξεις A, B, C περιέχουν κρυστάλλους νανοσωματιδίων σε διαφορετικές θέσεις. Στο δείγμα A η εναπόθεση των NCs έγινε κάτω από τα δύο στρώματα του ενεργού υλικού. Αντίστοιχα, στο δείγμα B τα νανοσωματίδια τοποθετήθηκαν ανάμεσα στα στρώματα του διηλεκτρικού. Ενώ, στην διάταξη C οι κρύσταλλοι νανοσωματιδίων βρίσκονται επάνω από τα στρώματα του ενεργού υλικού [1].

Όλες οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν μέσω του Keithley 4200-SCS, το οποίο είναι ένα σύστημα χαρακτηρισμού ημιαγωγών.

4.2 Μετρήσεις συνεχούς ρεύματος DC

Για τον ηλεκτρικό χαρακτηρισμό και την απόδοση των τεσσάρων διατάξεων, εφαρμόστηκαν βρόχοι σάρωσης τάσης (voltage sweep loops) σε ένα μεγάλο αριθμό κελιών μνήμης σε κάθε δείγμα. Το κάτω ηλεκτρόδιο (Bottom Electrode-BE), σε όλα τα δείγματα, παρέμενε γειωμένο καθ' όλη την διάρκεια των μετρήσεων. Ενώ, για να επιτευχθεί η εναλλαγή αντίστασης από την κατάσταση HRS στην LRS (διαδικασία SET) χρειάστηκε να εφαρμοστεί θετική τάση στο πάνω ηλεκτρόδιο (Top Electrode-TE). Αντίθετα, για την εναλλαγή από LRS σε HRS (διαδικασία RESET) το TE είχε αρνητική τάση. Η σάρωση στις διατάξεις πραγματοποιήθηκε για τάσεις από -5 έως 6Volt, στη συνέχεια από -5 έως 5Volt, μετά από -4 έως 4Volt και τέλος από -3 έως 3Volt, με βήμα 0,2Volt. Το όριο για το ρεύμα ήταν, $I_{cc} = 1\text{mA}$, προκειμένου να αποφύγουμε την πλήρη διηλεκτρική κατάρρευση του υλικού κατά την εφαρμογή θετικής τάσης.

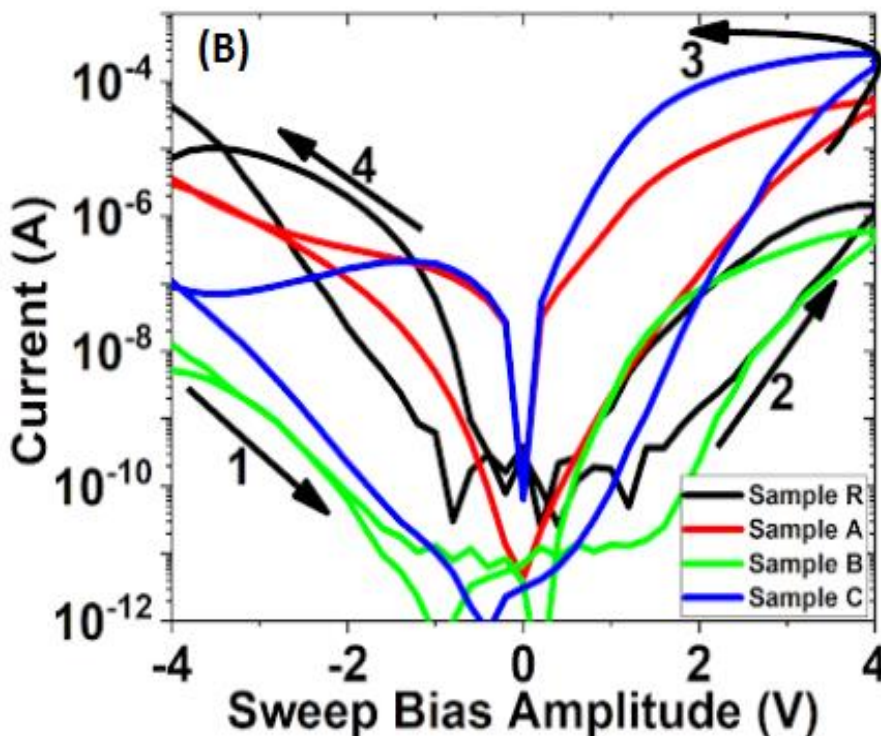
Αρχικά παρατίθεται το διάγραμμα για τάση σάρωσης από -3 έως 3 Volt. Η τάση ανάγνωσης (V_{read}), δηλαδή η τιμή που έχει η τάση στην οποία μετρήθηκε το μέγιστο παράθυρο μνήμης, ήταν το 1 Volt για όλα τα δείγματα. Το παράθυρο μνήμης ορίζεται ως ο λόγος των αντιστάσεων HRS και LRS. Η κατάσταση HRS αντιστοιχεί στις χαμηλές τιμές ρεύματος, καθώς η υψηλή αντίσταση εμποδίζει μεγάλες ποσότητες ρεύματος να ρέουν στην διάταξη. Αντίθετα στην LRS αντιστοιχούν οι μεγαλύτερες τιμές ρεύματος. Συνεπώς, μέσω του παραθύρου μνήμης μπορούμε να αποφανθούμε για τις μεταβολές της αγωγιμότητας. Επομένως, για τα δείγματα R και B το παράθυρο μνήμης μας δίνει ότι η μεταβολή της αγωγιμότητα είναι ~ 10 . Για το δείγμα A είναι $\sim 10^2$, ενώ για το C είναι 10^3 . Είναι σαφές, ότι το μεγαλύτερο παράθυρο μνήμης το έχει η διάταξη C και ακολουθεί η A. Τα δείγματα A και C που έχουν μεγαλύτερο παράθυρο μνήμης σε σχέση με το δείγμα αναφοράς, δίνουν την δυνατότητα κατασκευής διατάξεων με πολλαπλές στάθμες μνήμης και άρα συσκευές με υψηλή πυκνότητα ολοκλήρωσης. Όλες οι μεταβάσεις SET και RESET φαίνεται να είναι βαθμιαίες και όχι απότομες. Αυτό, ίσως οφείλεται στο γεγονός ότι κατά την εφαρμογή θετικής τάσης τα ιόντα οξυγόνου, O^{2-} , κινούνται προς το TE αφήνοντας πίσω τους σπές σχηματίζοντας σιγά σιγά το CF, με αποτέλεσμα το ρεύμα να αλλάζει σταδιακά [2].



Εικόνα 4.3 Χαρακτηριστικές καμπύλες ρεύματος-τάσης, κατά τις οποίες φαίνεται η μετάβαση από την HRS στην LRS και αντιστρόφως. Τα βέλη 1,2,3,4 δείχνουν την ακριβή πορεία σε κάθε καμπύλη για τάση από -3 έως 3 Volt.

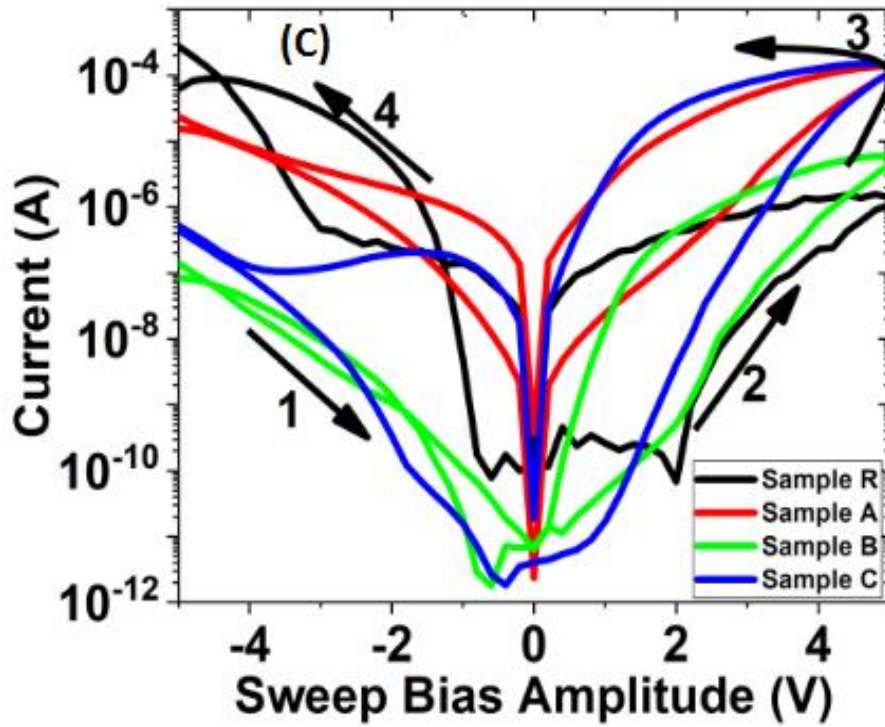
Όπως μπορούμε να διακρίνουμε στο διάγραμμα (A) όλα τα ρεύματα είναι μεγαλύτερα από αυτό του δείγματος αναφοράς, ένα αποτέλεσμα μη αναμενόμενο καθώς περιμέναμε μικρότερα ρεύματα λειτουργίας με την τοποθέτηση των NCs. Γεγονός, που πιθανόν να οφείλεται στην εφαρμογή μικρής τάσης στο TE. Η τάση των 3 Volt πιθανόν να είναι ανεπαρκής για την δημιουργία αγώγιμων δρόμων μεγάλης διαμέτρου με αποτέλεσμα μικρότερο ρεύμα να διαρρέει τις συσκευές. Πιο συγκεκριμένα, όμως στα δείγματα B και C, έχουμε το αμέσως μικρότερο ρεύμα λειτουργίας, μετά το δείγμα αναφοράς, ξεκινώντας από τα 10^{-7} A και φτάνοντας στα $\sim 10^{-12}$ A. Η διάταξη που περιέχει NCs και έχει την μεγαλύτερη τιμή ρεύματος είναι η A. Αυτό πιθανώς οφείλεται στον μεγαλύτερης διαμέτρου αγώγιμο δρόμο που έχει δημιουργηθεί εξ' αιτίας της τοποθέτησης των νανοσωματιδίων. Στην περίπτωση εφαρμογής τάσης των 3 Volt παρατηρούμε επίσης ότι οι καμπύλες τείνουν να γίνουν γραμμικές και δεν έχουν μεγάλα παράθυρα μνήμης.

Στη συνέχεια ακολουθεί το διάγραμμα για τάση σάρωσης από -4 έως 4Volt. Εδώ τα αποτελέσματα φαίνεται να είναι βελτιωμένα. Όπως διακρίνουμε στο διάγραμμα (B) τα παράθυρα μνήμης, για τις διατάξεις A και C υπολογίστηκαν για $V_{read} = 1V$. Για το δείγμα αναφοράς και το B η τάση ανάγνωσης ήταν στο 1,5Volt. Οι τιμές για τα μέγιστα παράθυρα μνήμης για το R υποδεικνύουν μεταβολή της αγωγιμότητας κατά 10^2 , για το A 10^3 , για το B 10^4 και για το C 10^6 . Όπως και στην περίπτωση εφαρμογής τάσης σάρωσης -3 έως 3Volt, έτσι και εδώ η διάταξη με το μεγαλύτερο παράθυρο μνήμης είναι η C. Επίσης το παράθυρο μνήμης αυξήθηκε για τις διατάξεις A και C. Αντίθετα στα R και B οι τιμές μειώθηκαν. Η αύξηση της τάσης μπορεί να οδηγήσει σε αύξηση της διαμέτρου των CFs και συνεπώς, αύξηση στον βρόχο υστέρησης. Η καλύτερη συμπεριφορά σε σχέση με το ρεύμα που περνά στην διάταξη παρατηρείτε στο δείγμα B, όπου οι NCs βρίσκονται μετά τις δύο στρώσεις του διηλεκτρικού, καθώς το αρχικό ρεύμα που διαρρέει την συσκευή είναι της τάξης των 10^{-8} A.

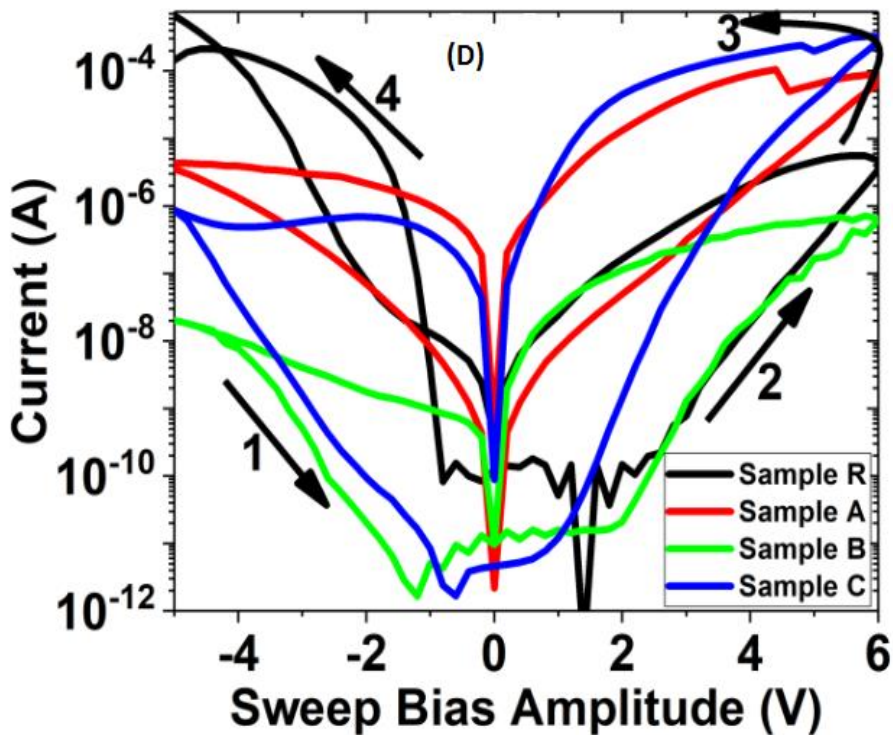


Εικόνα 4.4 Χαρακτηριστικές καμπύλες ρεύματος-τάσης, κατά τις οποίες φαίνεται η μετάβαση από την HRS στην LRS και αντιστρόφως. Τα βέλη 1,2,3,4 δείχνουν την ακριβή πορεία σε κάθε καμπύλη για τάση από -4 έως 4 Volt

Παρόμοια αποτελέσματα με αυτά του διαγράμματος (B) παρατηρούνται και στο διάγραμμα (C) στην εικόνα 4.5. Όλα τα παράθυρα μνήμης υπολογίστηκαν για $V_{read} = 2V$ olt. Οι τιμές παραμένουν ίδιες για το δείγμα αναφοράς και το B. Στην διάταξη A η διαφορά της αγωγιμότητας είναι της τάξης του 10 προς τα κάτω. Το ίδιο ισχύει και για το δείγμα C καθώς φαίνεται ότι, το παράθυρο μνήμης μειώθηκε στα 10^4 . Γενικά, ο βρόχος της υστέρησης υποδεικνύει την μεταβολή της αντίστασης. Συνεπώς, στις περιπτώσεις όπου το παράθυρο μνήμης μειώνεται ο βρόχος τείνει να γίνει γραμμικός και συνεπώς, η διάταξη οδηγείται στο να λειτουργεί ως απλός αντιστάτης και όχι ως memristor.



Εικόνα 4.5 Χαρακτηριστικές καμπύλες ρεύματος-τάσης, κατά τις οποίες φαίνεται η μετάβαση από την HRS στην LRS και αντιστρόφως. Τα βέλη 1,2,3,4 δείχνουν την ακριβή πορεία σε κάθε καμπύλη για τάση από -5 έως 5 Volt



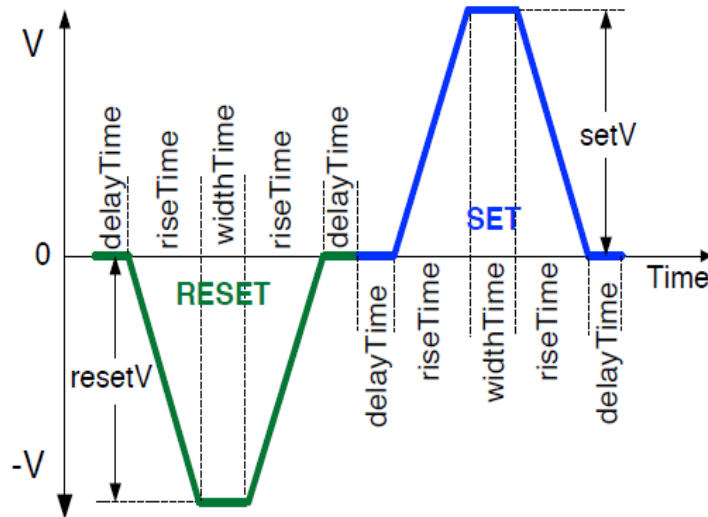
Εικόνα 4.6 Χαρακτηριστικές καμπύλες ρεύματος-τάσης, κατά τις οποίες φαίνεται η μετάβαση από την HRS στην LRS και αντιστρόφως. Τα βέλη 1,2,3,4 δείχνουν την ακριβή πορεία σε κάθε καμπύλη για τάση από -5 έως 6 Volt

Συνεχίζοντας με το διάγραμμα (D) παρατηρήσαμε ότι τα 6Volt αποδείχτηκαν πολλά καθώς κάποια από τα δείγματα έφταναν στο οριακό ρεύμα I_{cc} , με αποτέλεσμα πολλές επαφές να καταστρέφονται μετά από τον πρώτο κύκλο μετρήσεων. Και σε αυτή την περίπτωση, το παράθυρο μνήμης υπολογίστηκε για τάση ανάγνωσης 2Volt. Η μεταβολή της αγωγιμότητας παρέμεινε ίδια για τις διατάξεις A και C σε σχέση με το διάγραμμα (C). Τα δείγματα B και C φαίνεται να έχουν ικανοποιητικούς βρόγχους υστέρησης γεγονός που οδηγεί σε αρκετά μεγάλη μεταβολή της αγωγιμότητας στο οξειδίο.

Η διάταξη που φαίνεται να έχει την καλύτερη συμπεριφορά είναι η C, δηλαδή το δείγμα στο οποίο οι NCs είναι τοποθετημένοι μετά τα δύο στρώματα του οξειδίου. Σε όλες τους κύκλους σάρωσης εμφάνισε το μεγαλύτερο παράθυρο μνήμης και συνεπώς την μεγαλύτερη μεταβολή αγωγιμότητας. Σε όλα τα δείγματα κατά την μετάβαση SET, δηλαδή η διαδρομή 2, το ρεύμα αυξάνεται ραγδαία, γεγονός που οδηγεί και πάλι στην αλλαγή της αντίστασης σε μεγάλο βαθμό. Οι διατάξεις αυτές, εμφανίζουν το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης και σίγουρα είναι εμφανές από τα διαγράμματα ότι υπάρχει ο βρόχος υστέρησης. Με αρκετά πιο έντονα τα φαινόμενα αυτά να εμφανίζονται στις διατάξεις όπου έχουν τοποθετηθεί οι κρύσταλλοι νανοσωματιδίων. Με την προσθήκη NCs, έχουν δημιουργηθεί διατάξεις μνήμης που λειτουργούν με αρκετά χαμηλή ισχύς, όπως τα δείγματα B και C τα οποία εμφανίζουν ισχύς της τάξης των $10^{-8}Watt$ [1], [3].

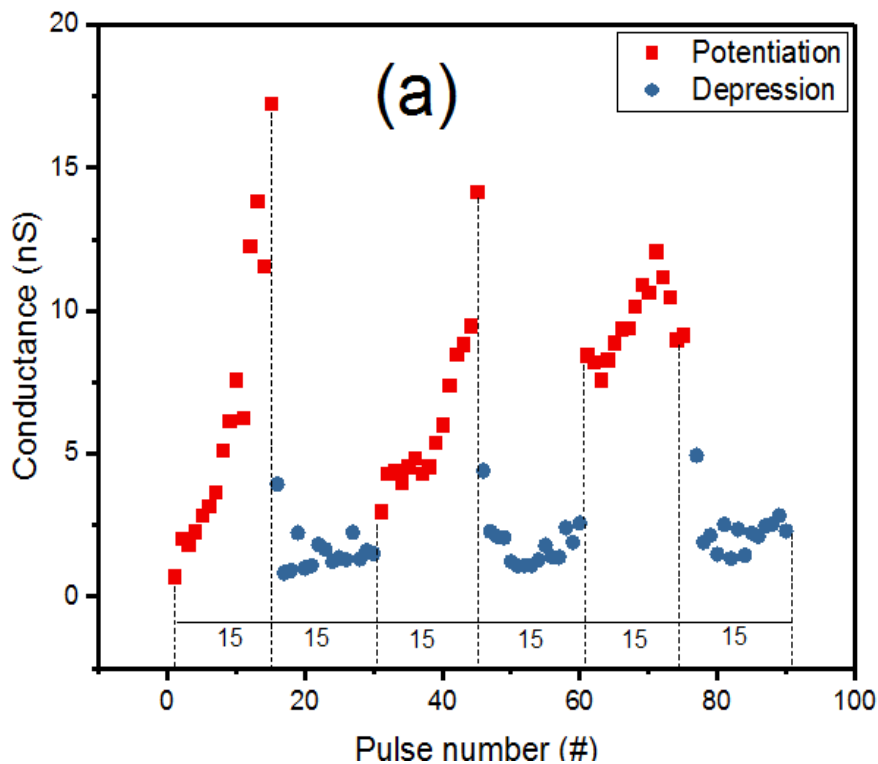
4.3 Μνημαντίσταση και συναπτική συμπεριφορά

Στη συνέχεια της παρούσας εργασίας πραγματοποιήθηκαν μετρήσεις με σύντομους τετραγωνικούς παλμούς και μελετήθηκε η συμπεριφορά των διατάξεων ως προς την αποθήκευση πληροφοριών, δηλαδή την μνήμη. Στην περίπτωση μας η πληροφορία θα είναι η τιμή της αντίστασης. Όπως έχει αναφερθεί στο 3^ο κεφάλαιο η μετάβαση από το SET στο RESET αντιστοιχεί στην ενίσχυση της μάθησης (Potentiation), ενώ η αντίστροφη διαδικασία στην αποδυνάμωση της σύναψης (Depression) και συνεπώς σε μία κατάσταση όπου η συσκευή δεν αποθηκεύει πληροφορίες. Στα διαγράμματα που ακολουθούν η διαδικασία SET παρουσιάζεται με κόκκινα τετράγωνα, ενώ η διαδικασία RESET με μπλε κύκλους. Το πλάτος παλμού, που σε κάθε δείγμα ήταν διαφορετικό, έμεινε σταθερό καθ' όλη την διάρκεια των μετρήσεων. Όπως και πριν, ορίστηκε μία οριακή τιμή για το ρεύμα $I_{cc} = 1mA$, ώστε να αποφύγουμε την κατάρρευση της διάταξης. Επίσης, η διάρκεια κορυφής σε κάθε παλμό (widthTime-εικόνα 4.7) ήταν 1us για όλα τα δείγματα. Σε κάθε περίπτωση έγιναν τρεις κύκλοι μετρήσεων, από 15 παλμούς ο κάθε ένας, για την εύρεση της τιμής της αντίστασης κατά την διαδικασία SET και RESET. Μέσω των διαφόρων τιμών αντίστασης υπολογίστηκε η αγωγιμότητα στο δείγμα συναρτήσει του αριθμού των παλμών, οι οποίοι στάλθηκαν. Ο κάθε παλμός είχε 0.1us διαφορά σε σχέση με τον επόμενο (delayTime-εικόνα 4.7). Κατά την διαδικασία SET στάλθηκαν τετραγωνικοί παλμοί θετικής πολικότητας, ενώ κατά την διαδικασία RESET οι παλμοί ήταν αρνητικοί. Η εφαρμοζόμενη τάση φαίνεται στην εικόνα 4.7. Κατά την εφαρμογή θετικής τάσης έχουμε την διαδικασία SET με το αντίστοιχο πλάτος παλμού setV, αντίστοιχα για την αρνητική τάση έχουμε την διαδικασία RESET και το πλάτος resetV. Το risetime αναφέρεται στον χρόνο που αντιστοιχεί στην αύξηση του παλμού μέχρι την μέγιστη τιμή V.



Εικόνα 4.7 Απεικόνιση της εφαρμοζόμενης τάσης στις διατάξεις μέσω του Keithley 4200-SCS

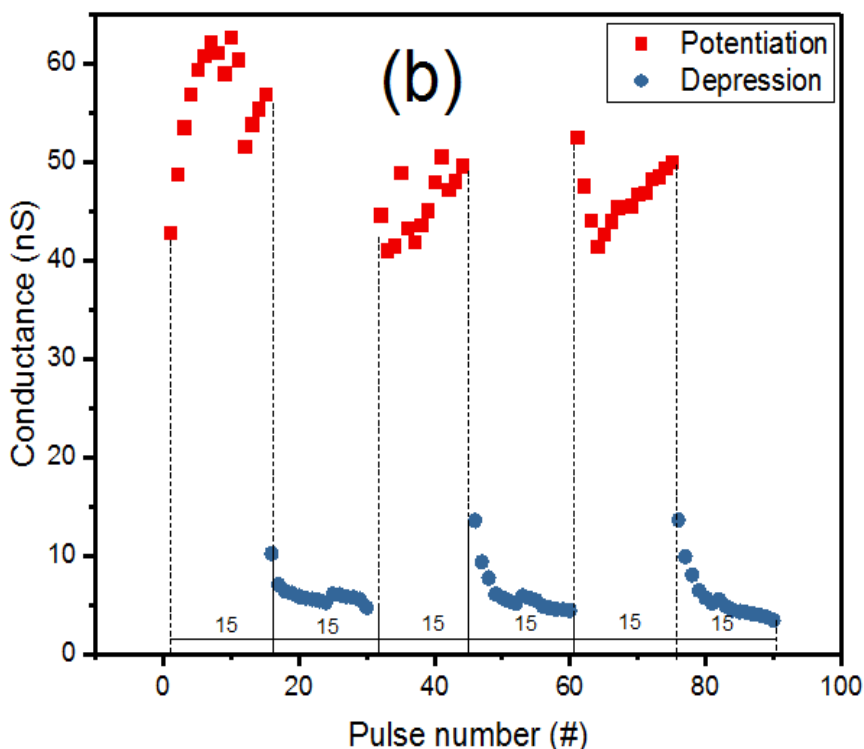
Η πρώτη διάταξη που μελετήθηκε ήταν το δείγμα αναφοράς, R, το οποίο δεν περιέχει NCs. Η σάρωση πραγματοποιήθηκε με πλάτος παλμού 6.5Volt, καθώς μετά από έρευνα φάνηκε ότι είναι η χαμηλότερη τιμή τάσης στην οποία εμφανίζονται αποτελέσματα παρόμοια με άλλες έρευνες [4], [5], [6], [7]. Τα πειραματικά δεδομένα φαίνονται στο διάγραμμα (α) στην εικόνα 4.8, στο οποίο παρατηρείτε η μεταβολή της αγωγιμότητας μετά την εφαρμογή εξωτερικής τάσης της τάξεως των 6.5 Volt (Switching Effect). Η εφαρμογή της συγκεκριμένης τάσης δηλώνει ότι το πλάτος του σύντομου τετραγωνικού παλμού που στάλθηκε στο δείγμα ήταν 6.5 και -6.5 Volt για SET/RESET αντίστοιχα. Κατά την εφαρμογή των 15 πρώτων θετικών παλμών η αγωγιμότητα αυξήθηκε σταδιακά από το 1nS έως τα 17nS, με το πέρας κάθε παλμού, οδηγώντας στην διαδικασία LTP και επομένως στην μακρόχρονη ενίσχυση της μάθησης. Στην συνέχεια ακολούθησαν οι πρώτοι 15 αρνητικοί παλμοί, κατά τους οποίους φαίνεται μία εκθετική μείωση της αγωγιμότητας από 4nS στα 2nS, άρα εμφανίζεται η μακρόχρονη αποδυνάμωση και επομένως, η διάταξη δεν έχει μνήμη. Εάν κοιτάξουμε συνολικά το διάγραμμα (α), βλέπουμε ότι η αγωγιμότητα ακολουθεί το ίδιο μοτίβο αύξησης και μείωσης και στους τρεις κύκλους μετρήσεων. Επίσης, μετά από κάθε κύκλο SET/RESET η συνολική τιμή της αγωγιμότητας είναι μηδέν. Το CF που δημιουργείται κατά την εφαρμογή θετικών παλμών αντιστοιχεί στην μεταφορά των στοιχείων που γίνονται μέσω της αντλίας K^+ / Na^+ στην βιολογική σύναψη. Επομένως, η δημιουργία και η καταστροφή του CF σχετίζεται με την ανταλλαγή ιόντων στην σύναψη και άρα με την μεταβολή του συναπτικού βάρους και με την διατήρηση του δυναμικού ηρεμίας, καθώς η μέση τιμή της G παραμένει μηδέν. Τέλος, μία σημαντική παρατήρηση, είναι ότι η κάθε τιμή της αντίστασης και συνεπώς της αγωγιμότητας, καθορίζεται από το ιστορικό της εφαρμοζόμενης τάσης. Για να κατανοήσουμε καλύτερα αυτό γεγονός, αρκεί να παρατηρήσουμε κάποιον από τους τρεις κύκλους παλμών του διαγράμματος (α). Όσο οι παλμοί αυξάνονται η αγωγιμότητα αυξάνεται ή μειώνεται, διατηρώντας μία αλληλουχία τιμών. Δεν παρατηρούνται αυξομειώσεις παρά μόνο σταδιακός ρυθμός αύξησης ή μείωσης κατά την λειτουργία SET ή RESET αντίστοιχα. Συνεπώς η διάταξη θυμάται τις προηγούμενες τιμές της αντίστασης, όπως είναι αναμενόμενο σε μία συσκευή memristor. Στην βιολογική σύναψη η αντίστοιχη ποσότητα της αγωγιμότητας είναι το συναπτικό βάρος, όπου μέσα από τα πειράματά τους, οι Bi και Poo παρατήρησαν την αύξηση του ΔW και την εξάρτηση της κάθε τιμής από την προηγούμενη. Οπότε, αναλογικά οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι τα πειραματικά δεδομένα του δείγματος αντιστοιχούν με αυτά της βιολογικής σύναψης.



Εικόνα 4.8 Συναπτική συμπεριφορά του δείγματος αναφοράς, R

Συνοψίζοντας, στο διάγραμμα (a) είναι εμφανές ότι όσο επαναλαμβάνονται οι θετικής τάσης παλμοί η αγωγιμότητα αυξάνεται, άρα, εάν η διάταξη έπαιρνε την θέση της βιολογικής σύναψης τότε θα διαπιστώναμε ότι η σύναψη θα ενισχύονταν. Τέλος, ίδια αποτελέσματα έχουμε κατά την εφαρμογή παλμών αντίθετης τάσης. Δηλαδή η λειτουργία RESET του memristor αντιστοιχεί στο LTD για την σύναψη.

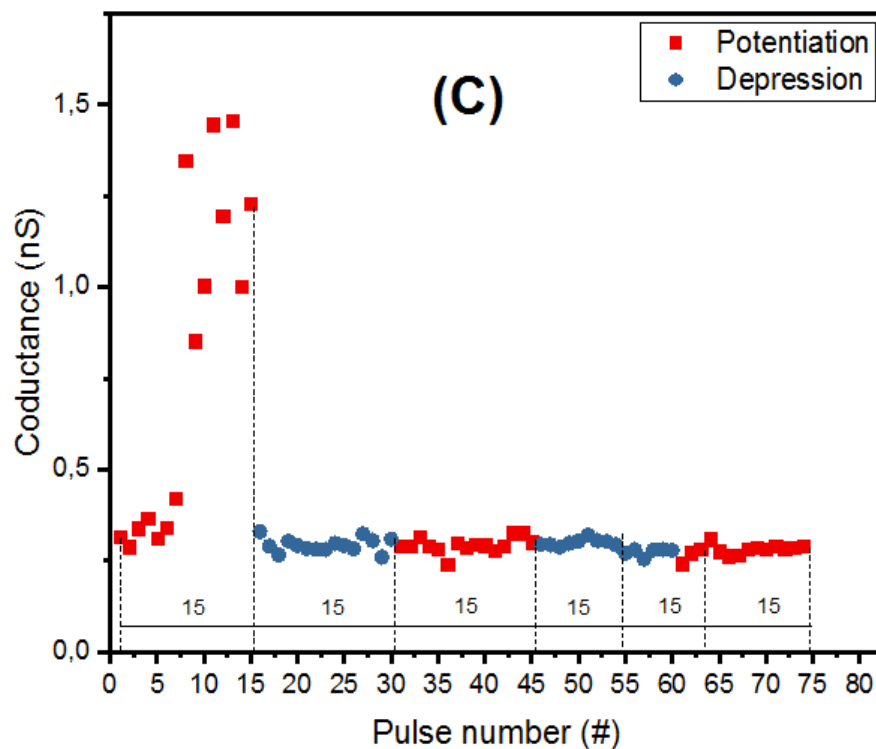
Εν συνεχεία, παρατίθεται το διάγραμμα (b), εικόνα 4.8, το οποίο αφορά το δείγμα A. Η χαμηλότερη τάση για να είναι η διάταξη λειτουργική και παράλληλα να δίνει αποδεκτά αποτελέσματα ήταν τα 3Volt.



Εικόνα 4.9 Συναπτική συμπεριφορά του δείγματος A

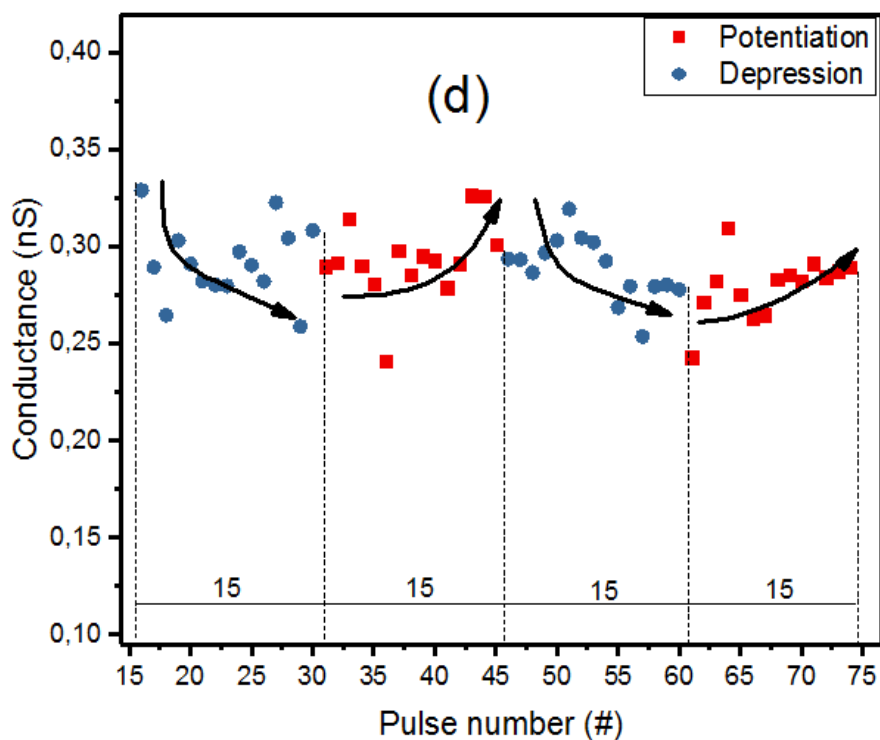
Μία πρώτη σημαντική παρατήρηση είναι ότι το δείγμα A, που περιέχει NCs κάτω από τα δύο στρώματα οξειδίου, παρουσιάζει το ίδιο καλά αποτελέσματα με το δείγμα αναφοράς, αλλά σε παλμούς χαμηλότερης τάσης. Άρα, έχει επιτευχθεί η κατασκευή μία διάταξης που λειτουργεί με πολύ χαμηλή ισχύ, της τάξης των nW. Από το διάγραμμα φαίνεται, ότι στον πρώτο κύκλο παλμών SET η αγωγιμότητα αυξάνεται, σχεδόν κατακόρυφα, από τα 44nS ως τα 64nS, ενώ στη συνέχεια επέρχεται μία μικρή μείωση. Αντίθετα, στο δείγμα αναφοράς, η αγωγιμότητα ξεκινά από πολύ μικρές τιμές ~1 και φτάνει τα 17nS. Η διαδικασία RESET και στα δύο δείγματα κυμαίνεται σε χαμηλές τιμές, κάτω από 10nS. Οι υψηλές τιμές της αγωγιμότητας, δηλώνουν ότι το CF έχει μεγάλη διάμετρο, κάτι αναμενόμενο και θεμιτό μετά την προσθήκη των NCs. Συγκρίνοντας το δείγμα R με το A, βλέπουμε ότι η διαδικασία SET στο A επιφέρει μεγαλύτερη μεταβολή της αγωγιμότητας, συνεπώς πιο ενισχυμένη μνήμη. Αντιθέτως, η διαδικασία RESET, η οποία οδηγεί στην καταστροφή του CF στην διάταξη, παραμένει στις ίδιες τιμές και στα δύο δείγματα. Με τα παραπάνω δεδομένα είναι φανερό ότι και στο δείγμα A η διαδικασία SET είναι όμοια με το LTP και η RESET αντιστοιχεί στο LTD [4], [5], [6], [7].

Το επόμενο δείγμα που μελετήθηκε είναι το B, όπου οι NCs βρίσκονται ανάμεσα στα δύο επίπεδα TiO₂ και απεικονίζεται στο διάγραμμα (c) στην εικόνα 4.10 και η τάση λειτουργία καθ' όλη την διάρκεια των μετρήσεων ήταν 5Volt. Μετά την εφαρμογή 15 θετικών παλμών και 15 αρνητικών, η αγωγιμότητα έχει ελάχιστη αύξηση κατά την διαδικασία SET και αντίστοιχα μικρή μείωση κατά διαδικασία RESET. Το δείγμα B φαίνεται να παρουσιάζει πολύ μικρή μεταβολή στην αγωγιμότητα, ξεκινώντας σχεδόν από τα 0,25nS και φτάνοντας περίπου στο 1,5nS κατά την εφαρμογή των 15 πρώτων παλμών. Οι μικρές τιμές τις αγωγιμότητας, καθώς



Εικόνα 4.10 Συναπτική συμπεριφορά του δείγματος B

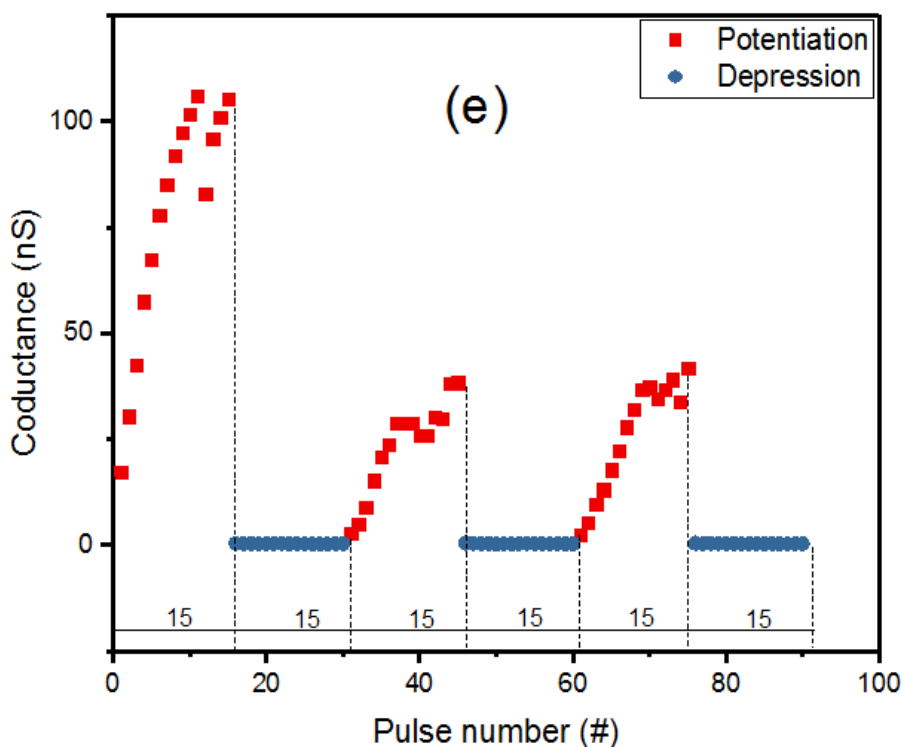
και η μικρή μεταβολή αυτής, οδηγούν στο συμπέρασμα ότι δημιουργείτε με δυσκολία το CF. Άρα στην περίπτωση της σύναψης, η ανταλλαγή των ιόντων θα γινόταν με πολύ χαμηλό ρυθμό και χωρίς ιδιαίτερη μεταβολή στο συναπτικό βάρος. Καθώς ο αριθμός των παλμών αυξάνεται, οι μεταβάσεις SET και RESET είναι πολύ μικρές. Οπότε η ενίσχυση της σύναψης θα γινόταν σε πολύ μικρό βαθμό, όπως και η αποδυνάμωση αυτής. Το διάγραμμα (d) της εικόνας 4.11 προήλθε από την εστίαση του διαγράμματος (c) και παρουσιάζει την αλλαγή της αγωγιμότητας από τον 16^ο τετραγωνικό παλμό έως το 75^ο.



Εικόνα 4.11 Εστιασμένο διάγραμμα συναπτικής συμπεριφοράς του δείγματος B, από των 15^ο παλμό έως και τον 75^ο.

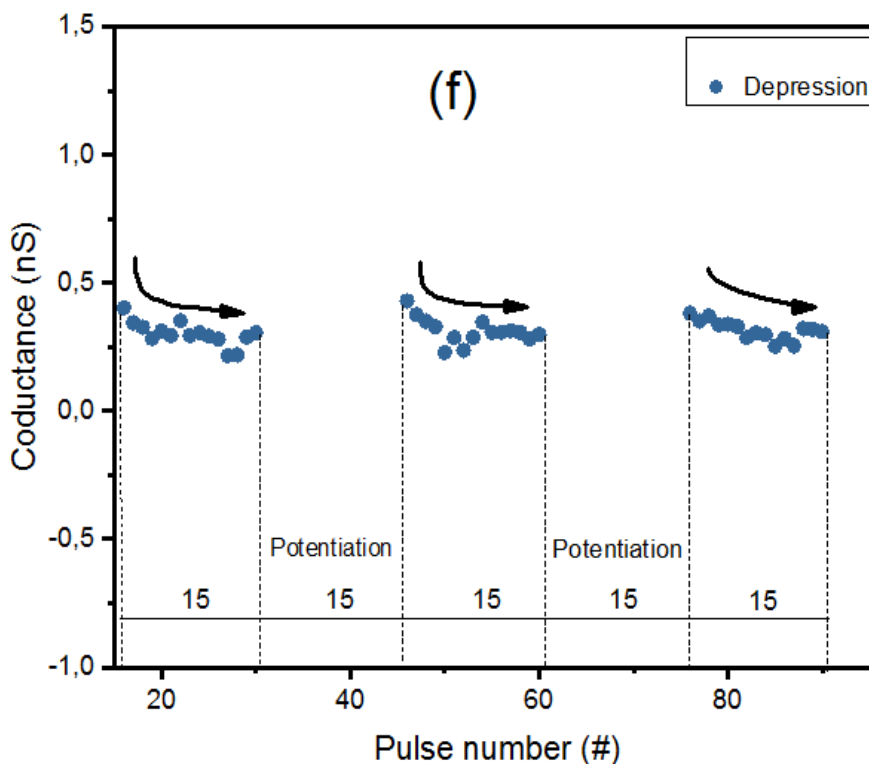
Στην εικόνα 4.11 έχοντας εστιάσει στο τμήμα του διαγράμματος μετά τους 15 παλμούς γίνεται αντιληπτό ότι η συμπεριφορά της αγωγιμότητας στο δείγμα δεν μιμείται σχεδόν καθόλου την συμπεριφορά του συναπτικού βάρους. Στο διάστημα από 30 έως 45 παλμούς που λαμβάνει χώρα το φαινόμενο SET η αγωγιμότητα παρουσιάζει μία μικρή αλλά όχι σταδιακή αύξηση, καθώς βλέπουμε ότι ανάμεσα στους 34 με 43 παλμούς παραμένει σχεδόν σταθερή. Κατά την εφαρμογή του 60ου παλμού έως και τον 75 η αγωγιμότητα αυξάνεται όπως ακριβώς το συναπτικό βάρος κατά την διαδικασία της ενίσχυσης της μνήμης του εγκεφάλου. Θα περιμέναμε το δείγμα να παρουσιάζει βελτιωμένη συμπεριφορά σε σχέση με το δείγμα αναφοράς, καθώς αυτό περιέχει κρυστάλλους νανοσωματιδίων [4], [5], [6], [7].

Το επόμενο διάγραμμα, (e), αφορά το δείγμα C, όπου φαίνεται η συναπτική συμπεριφορά που παρουσιάζει. Στο δείγμα αυτό, οι NCs είναι τοποθετημένοι μετά από τα δύο στρώματα διηλεκτρικού και η εφαρμοζόμενη τάση ήταν 3Volt. Στην διάταξη C, φαίνεται ότι η αγωγιμότητα και στους τρεις κύκλους SET/RESET αυξάνεται σταδιακά. Ιδιαίτερη αύξηση παρουσιάζεται από τον 1^ο παλμό έως και τον 15^ο, όπου η G έχει τις μεγαλύτερες τιμές σε σχέση με όλα τα δείγματα. Η σταδιακή αύξηση της αγωγιμότητας δηλώνει την αντίστοιχα σταδιακή μείωση της αντίστασης. Επομένως, η διάταξη περνά από την HRS στην LRS και άρα έχουμε το φαινόμενο του LTP. Ακόμη ένα συμπέρασμα είναι ότι πιθανόν μέσω των NCs να έχει επιτευχθεί η οριοθέτηση του CF καθώς το υψηλό ρεύμα, δηλώνει μεγάλη διάμετρο για το αγωγή μονοπάτι. Κατά αντιστοιχία, έχει γίνει ανταλλαγή αρκετής ποσότητας ιόντων ώστε η σύναψη να ενισχύεται. Η τιμές της αγωγιμότητας παραμένουν σε καλό επίπεδο με τιμές από 1 έως 45nS και στους επόμενους δύο κύκλους, όπου η αύξηση φαίνεται να είναι σταδιακή. Όσο αφορά την διαδικασία RESET τα αποτελέσματα δεν είναι ξεκάθαρα στο διάγραμμα (e). Για να δούμε καλύτερα την συμπεριφορά του δείγματος παρατίθεται το διάγραμμα (f), όπου φαίνεται στην εικόνα 4.13.



Εικόνα 4.12 Συναπτική συμπεριφορά του δείγματος C

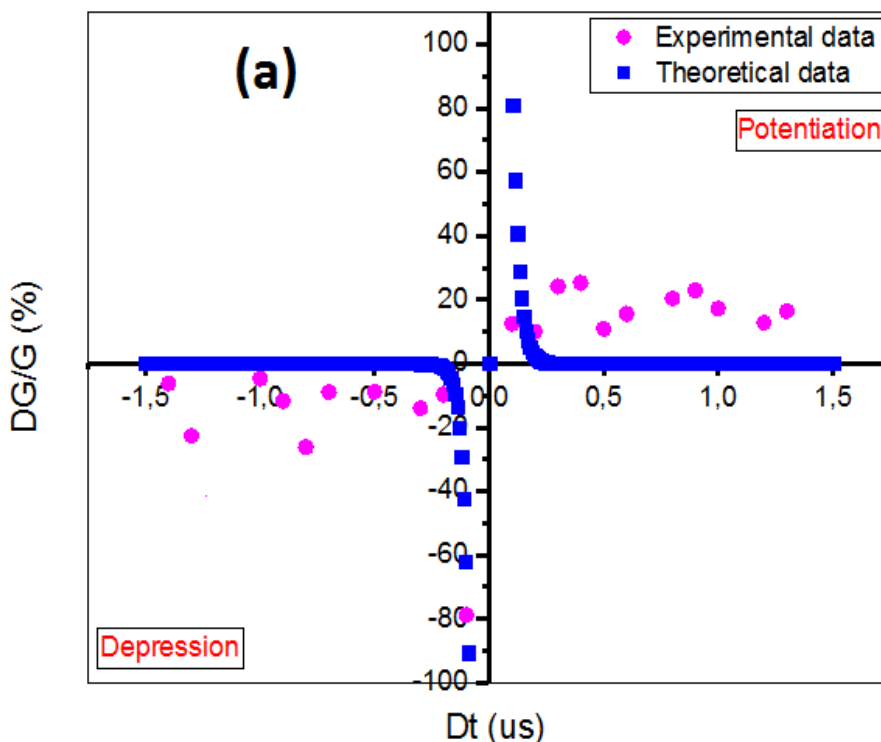
Στο διάγραμμα της εικόνας 4.13 είναι ξεκάθαρο ότι η τιμή της αγωγιμότητας κατά την εφαρμογή αρνητικής τάσης μειώνεται εκθετικά. Το πέρασμα από την κατάσταση SET στην RESET φαίνεται να είναι απότομο, πιθανόν λόγω της βίαιης μεταβολής της αγωγιμότητας από τα 3Volt στα -3Volt. Όσο η αγωγιμότητα μειώνεται η αντίσταση αυξάνεται επομένως η σύναψη την οποία αντικαθιστά το memristor αποδυναμώνεται [4], [5], [6], [7].



Εικόνα 4.13 Εστιασμένο διάγραμμα συναπτικής συμπεριφοράς του δείγματος C, για την εφαρμογή αρνητικής τάσης

Συμπερασματικά, η διάταξη με την καλύτερη συναπτική συμπεριφορά φαίνεται να είναι η Α. Η χαμηλή τάση λειτουργίας της, δίνει την δυνατότητα κατασκευή διατάξεων που λειτουργούν με πολύ χαμηλή ισχύς. Επίσης, στο δείγμα, αυτό όπου τα νανοσωματίδια ήταν κάτω από τα στρώματα του ενεργού υλικού, οι μεταβολές της αγωγιμότητας ήταν όλες σταδιακές και είχαν συγκεκριμένη ακολουθία αύξησης και μείωσης. Τέλος, οι αλλαγές στην G ήταν περίπου 20nS, δηλαδή η διάταξη έχει μνήμη καθώς λαμβάνει χώρα το φαινόμενο LTP.

Στην συνέχεια της παρούσας διπλωματικής εργασίας συγκρίθηκαν τα πειραματικά αποτελέσματα μέτρησης της αγωγιμότητας του προηγούμενου βήματος, με θεωρητικά δεδομένα μετά από μοντελοποίηση, λαμβάνοντας υπόψιν τον απλούστερο τύπο memristor χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις 3.4 έως 3.7. Στα διαγράμματα (a), (b), (c), (d) βλέπουμε τις κανονικοποιημένες τιμές της αγωγιμότητας DG/G σε συνάρτηση της χρονικής διαφοράς μεταξύ δύο παλμών, η ποσότητα αυτή αντιστοιχεί στην Δw , δηλαδή την μεταβολή του συναπτικού βάρους στα βιολογικά συστήματα. Τα ροζ σημεία αποτελούν τα πειραματικά δεδομένα, ενώ τα μπλε είναι αποτελέσματα τα οποία προήλθαν από την μοντελοποίηση ενός απλού τύπου memristor. Κατά την διάρκεια των πειραματικών μετρήσεων υποθέσαμε ότι το πάνω ηλεκτρόδιο αντιστοιχεί στον προ-συναπτικό παλμό, ενώ το κάτω στον μετά-συναπτικό παλμό. Σε όλα τα διαγράμματα (a), (b), (c), (d) τα θεωρητικά αποτελέσματα απεικονίζουν με επιτυχία την καμπύλη STDP. Συγκεκριμένα, για θετικό Dt η ποσότητα DG/G, που αντιστοιχεί στην μεταβολή του συναπτικού βάρους, έχει μία απότομη μείωση και στη συνέχεια προσεγγίζει το μηδέν. Σε αυτή την περίπτωση, στην βιολογική σύναψη ο προ-συναπτικός παλμός προηγείται του μετά-συναπτικού. Για Dt αρνητικό, η DG/G εμφανίζει και πάλι κατακόρυφη μείωση και στη συνέχεια τείνει στο μηδέν. Σε αυτή την περίπτωση ο μετά-συναπτικός παλμός προηγείται του προ-συναπτικού. Έχει βρεθεί ότι το χρόνο μεταξύ των spikes είναι της τάξης των ms και ονομάζεται κρίσιμο παράθυρο για την διαδικασία της μάθησης [10].

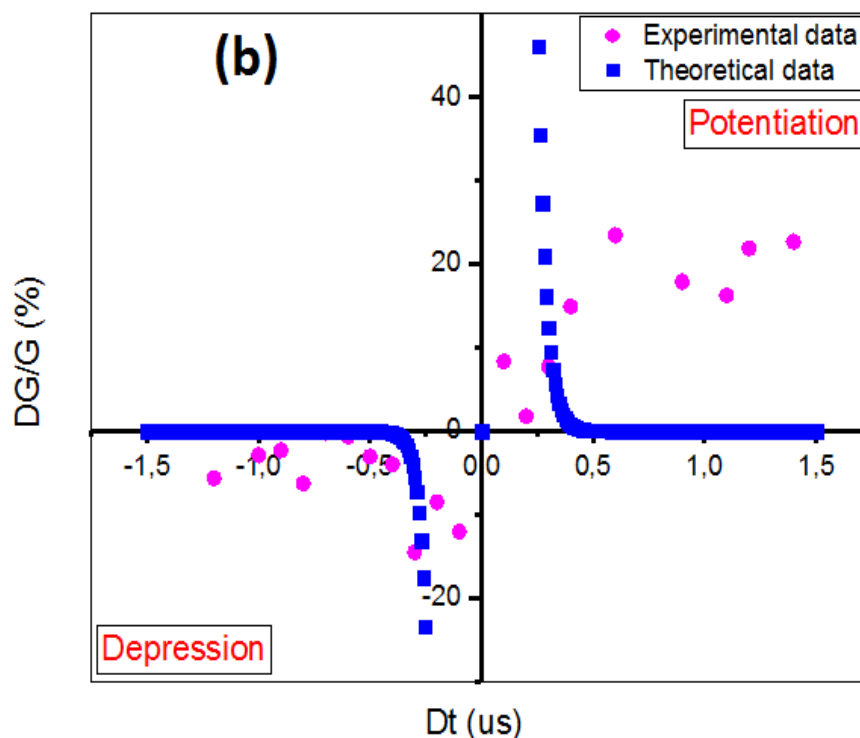


Εικόνα 4.14 Οι κανονικοποιημένες τιμές της αγωγιμότητας σε σχέση με την χρονική διαφορά ανάμεσα στους παλμούς για το δείγμα R

Τα πειραματικά αποτελέσματα που αφορούν το δείγμα R δεν είναι τα αναμενόμενα. Κατά την διαδικασία SET που αντιστοιχεί στο Potentiation του διαγράμματος (a), θα περιμέναμε την κατακόρυφη

μείωση της μεταβολής της αγωγιμότητας. Αντί αυτού, στο διάστημα από 0,1us έως και 1,4us η μεταβολή της αγωγιμότητας είναι από 10 έως 30%. Άρα η διάταξη δεν μπορούμε να αποφανθούμε με ακρίβεια αν μπορεί να αποθηκεύσει πληροφορία. Στην περίπτωση, όμως, όπου ο μετά-συναπτικός παλμός προηγείται του προ-συναπτικού, η μεταβολή της αγωγιμότητας ξεκίνησε από το -80% και μειώνεται κατακόρυφα τείνοντας στο μηδέν με κάποια σημεία να αποκλίνουν από τα θεωρητικά. Επομένως η αποδυνάμωση της σύναψης επιτυγχάνεται. Την χρονική στιγμή μηδέν τα αποτελέσματα είναι μηδέν καθώς δύο νευρώνες που καταλήγουν στην ίδια σύναψη δεν πραγματοποιούν νευρικές ώσεις ταυτόχρονα αλλά σύμφωνα με το χρόνο του κρίσιμου παραθύρου.

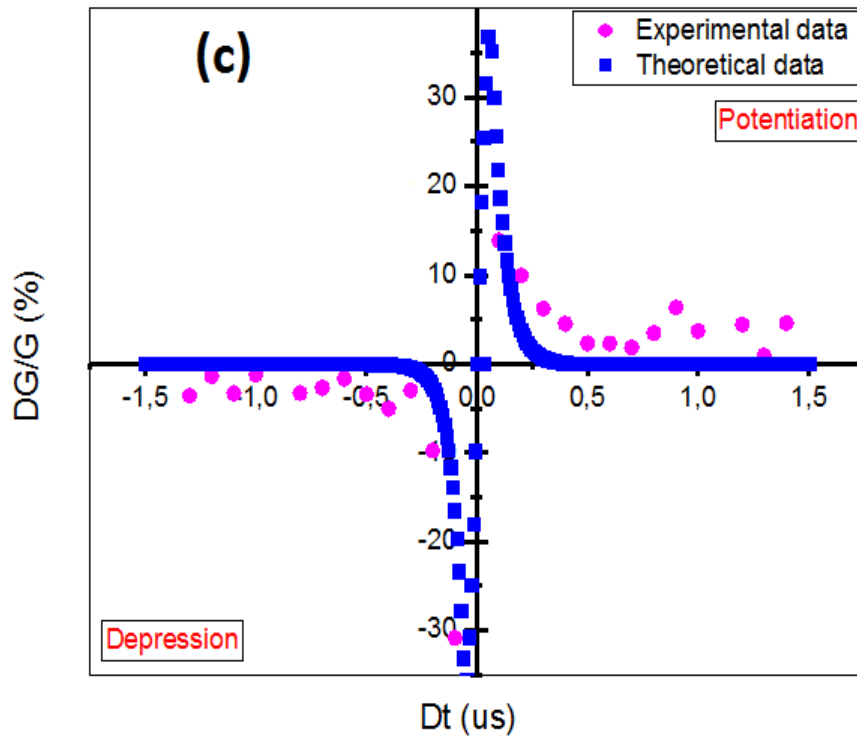
Συνεχίζοντας με το διάγραμμα (b) για την διάταξη A βλέπουμε ότι και πάλι κατά την διαδικασία SET τα πειραματικά δεδομένα δεν είναι συμβατά με τα θεωρητικά αποτελέσματα. Σε καμία περίπτωση δεν μπορούμε να πούμε ότι το δείγμα παρουσιάζει απότομη μείωση της αγωγιμότητας όταν ο προ-συναπτικός παλμός προηγείται του μετά-συναπτικού. Αντιθέτως, στο διάστημα από 0,1us μέχρι 0,6us η μεταβολή της αγωγιμότητας αυξάνεται, στη συνέχεια μέχρι το 1,2us μειώνεται και ακολουθεί και πάλι μία αύξηση. Η συμπεριφορά της διάταξης από την HRS στην LRS είναι ακανόνιστη, όμως αναμενόμενη σύμφωνα με το διάγραμμα (b) της εικόνας 4.9. Παρ' όλο που το δείγμα είναι εφοδιασμένο με NCs και θα περιμέναμε ότι το CF είχε δημιουργηθεί με μεγαλύτερη ακρίβεια και διάμετρο τα πειραματικά αποτελέσματα μας διαψεύδουν, καθώς η αγωγιμότητα αυξομειώνεται κατά το SET, ενώ θα περιμέναμε την σταθερή αύξηση της. Αντιθέτως, και στο δείγμα A όπως και στο R κατά την διαδικασία RESET, δηλαδή την διακοπή του CF, η αγωγιμότητα μειώνεται εκθετικά. Επομένως στο διάγραμμα (b) η ποσότητα DG/G φαίνεται να μειώνεται από το -22% τείνοντας στο 0. Όσον αφορά και τις δύο διατάξεις R και A υπάρχει απότομη μεταβολή ανάμεσα στο LTP και LTD. Σύμφωνα με τους Bi & Poo σημαντικό ρόλο στην ενίσχυση της σύναψης έχει η χρονική διαφορά ανάμεσα στους συναπτικούς παλμούς. Στα αποτελέσματα τους αναφέρεται ότι όταν, ο προ-συναπτικός παλμός προηγούνταν του μετά-συναπτικού κατά 10ms, η σύναψη ενισχύονταν (Potentiation) [11].



Εικόνα 4.15 Οι κανονικοποιημένες τιμές της αγωγιμότητας σε σχέση με την χρονική διαφορά ανάμεσα στους παλμούς για το δείγμα A

Επίσης, για να προκύψει η μεταβολή στο συναπτικό βάρος χρειάζεται ένας αριθμός επαναλαμβανόμενων παλμών θετικών ή αρνητικών [11]. Επομένως, τα αποτελέσματα μας πιθανόν να μην συμφωνούν με τα θεωρητικά γιατί οι 15 παλμοί σε κάθε κύκλο μετρήσεων να μην αρκούν.

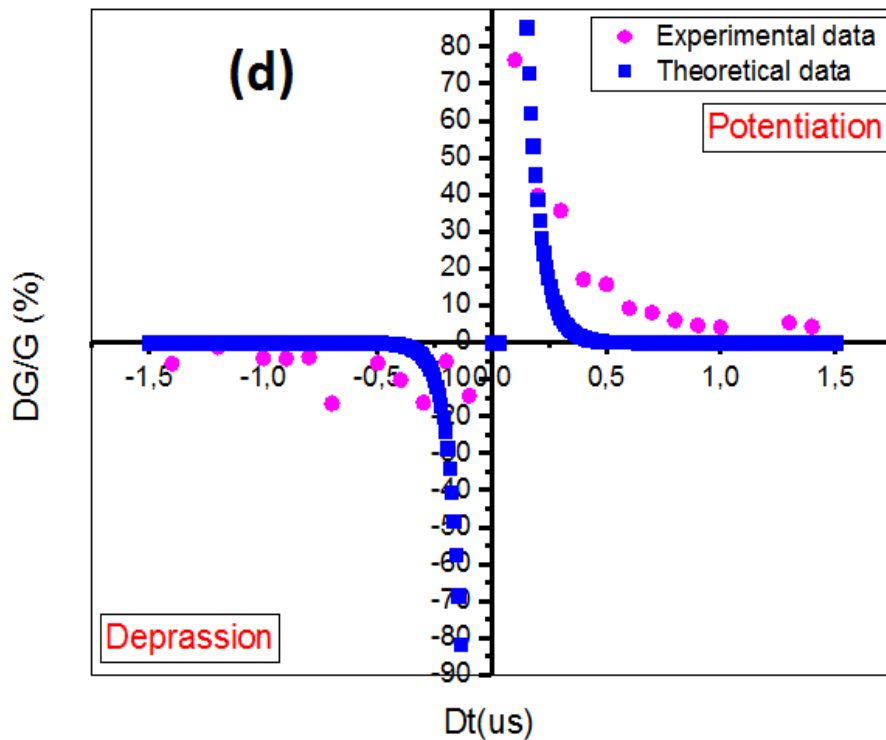
Περνώντας στο διάγραμμα (c) στην, εικόνα 4.16, διαπιστώνουμε ότι τα πειραματικά αποτελέσματα συμπίπτουν με τα θεωρητικά. Η ποσότητα DG/G ακολουθεί ακριβώς την πορεία της μεταβολής του συναπτικού βάρους, Δw της βιολογικής σύναψης. Για $0,1\mu s$ η τιμή της DG/G είναι 14%, ενώ μετά από 5 επαναλήψεις μειώνεται στα 2%, ακολουθώντας μία σταθερή πορεία σε τιμές κοντά στο μηδέν. Το ίδιο συμβαίνει και κατά την διαδικασία RESET, όπου για $0,1\mu s$ έως $0,6$ έχουμε την απότομη μείωση της μεταβολής της αγωγιμότητας.



Εικόνα 4.16 Οι κανονικοποιημένες τιμές της αγωγιμότητας σε σχέση με την χρονική διαφορά ανάμεσα στους παλμούς για το δείγμα B

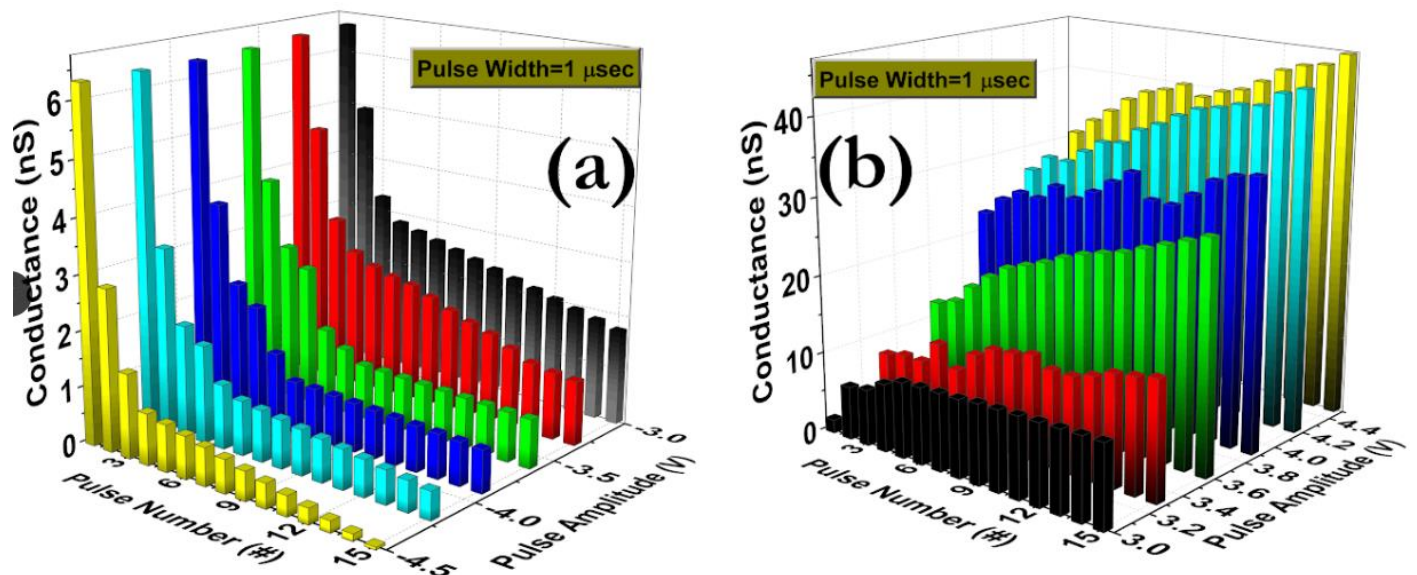
Αντίστοιχα αποτελέσματα έχουμε και για το δείγμα C, όπως φαίνεται στο διάγραμμα (d), στην εικόνα 4.17. Η μεταβολή της αγωγιμότητας έφτασε το 75% για θετικό Dt , ενώ για αρνητικό τα πειραματικά αποτελέσματα δεν έχουν μία σταθερή πορεία μείωσης. Παρ' όλα αυτά για την διαδικασία RESET, τα πειραματικά σημεία παρουσιάζουν μία επιτυχημένη προσομοίωση της STDP. Όταν ο προ-συναπτικός παλμός προηγείται του μετά-συναπτικού, δηλαδή για $Dt > 0$ και η θεωρητική προσομοίωση όσο και τα πειραματικά δεδομένα συμπίπτουν με το διάγραμμα των B_i & P_{00} της βιολογικής σύναψης.

Σε όλες τις διατάξεις που μελετήθηκαν η μεταβολή της αγωγιμότητας εξαρτάται από την χρονική διαφορά ΔT και ο κανόνας μάθησης της STDP εφαρμόζεται με επιτυχία κυρίως στις διατάξεις μνήμης B και C.



Εικόνα 4.17 Οι κανονικοποιημένες τιμές της αγωγιμότητας σε σχέση με την χρονική διαφορά ανάμεσα στους παλμούς για το δείγμα C

Το επόμενο βήμα που ακολούθησε στην παρούσα διπλωματική εργασία ήταν η μέτρηση της αγωγιμότητας στο δείγμα C, εφαρμόζοντας αυξανόμενη τάση. Συγκεκριμένα, για να παρατηρήσουμε το Potentiation εφαρμόστηκαν παλμοί από 3Volt έως 4,4Volt με βήμα 0,2Volt. Ενώ για το Depression, είχαμε τους ίδιους παλμούς με αντίθετη πολικότητα και βήμα 0.5Volt. Τα αποτελέσματα φαίνονται στα διαγράμματα (a) και (b), στην εικόνα 4.18.



Εικόνα 4.18 Πολλαπλές καταστάσεις της αγωγιμότητας στο δείγμα C με την εφαρμογή 15 τετραγωνικών παλμών αρνητικής τάσης (RESET-(a)) και θετικής τάσης (SET-(b))

Ξεκινώντας από το διάγραμμα (b) και για την τάση των 3Volt, παρατηρούμε ότι η αύξηση της αγωγιμότητας, με την εφαρμογή θετικών τετραγωνικών παλμών, έγινε από τον 1^ο παλμό μέχρι τον 4^ο. Στην συνέχεια και μέχρι τον 15^ο παλμό η τιμή της παρέμεινε σχεδόν σταθερή. Για τις περιπτώσεις από 3.2Volt έως 4.4Volt βλέπουμε την σταδιακή αύξηση της αγωγιμότητας του δείγματος C. Από τους πρώτους κιόλας παλμούς, η αγωγιμότητα μεταβάλλεται, συμπεραίνοντας ότι στην διάταξη λαμβάνει χώρα το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης και συγκεκριμένα η διαδικασία SET. Στην περίπτωση, όπου το δείγμα βρισκόταν στη θέση της βιολογικής σύναψης, θα είχαμε την διαδικασία LTP και άρα το φαινόμενο της μνήμης. Παρατηρώντας την εικόνα (a), βλέπουμε ότι η αγωγιμότητα μειώνεται εκθετικά σε όλες τις τιμές της τάσης. Επίσης, απότομη μείωση της G πραγματοποιείται στους 4 πρώτους παλμούς ενώ στη συνέχεια, η μείωση είναι πιο ομαλή. Αυτή η παρατήρηση είναι λογικό να συμβαίνει καθώς με την εφαρμογή αρνητικής τάσης το CF διακόπτεται απότομα. Άρα η αντίσταση αυξάνεται, λιγότερο ρεύμα περνά και οι σπές έχουν μετακινηθεί προς το κάτω ηλεκτρόδιο διαλύοντας έτσι τον αγωγίμο δρόμο. Το αντίστοιχο φαινόμενο στην βιολογία είναι το LTD που επάγει την αποδυνάμωση την μνήμης.

Βιβλιογραφικές αναφορές

- [1] Σακελλαρόπουλος Διονύσιος, “Κατασκευή και χαρακτηρισμός διατάξεων μνήμης (ReRAM)”, 2018
- [2] Eunae Cho, Seungwu Han, Hyo-Shin Ahn, Kwang-Ryeol Lee, Seong Keun Kim, Cheol Seong Hwang, “First-principles study of point defects in rutile TiO_2-x ”, 2006
- [3] Γιαννόπουλος Ιάσωνας, “ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΝΗΜΩΝ ΕΝΑΛΛΑΓΗΣ ΑΓΩΓΙΜΟΤΗΤΑΣ (ReRAM)”, 2014
- [4] Panagiotis Bousoulas, Irini Michelakaki, Evangelos Skotadis, Menelaos Tsigkourkos, and Dimitris Tsoukalas, “Low-Power Forming Free TiO_2-x / HfO_2-y / TiO_2-x -Trilayer RRAM Devices Exhibiting Synaptic Property Characteristics”, 2017
- [5] Ting Chang, Sung-Hyun Jo, Kuk-Hwan Kim, Patrick Sheridan, Siddharth Gaba, Wei Lu, “Synaptic behaviors and modeling of a metal oxide memristive device”, 2011
- [6] Ping Hu, Shuxiang Wu and Shuwei Li, “Synaptic Behavior in Metal Oxide-Based Memristors”, October 3d 2018
- [7] Cheng-Chih Hsieh¹, Anupam Roy¹, Yao-Feng Chang¹, Davood Shahrjerdi² and Sanjay K. Banerjee, “A sub-1-volt analog metal oxide memristive-based synaptic device for energy-efficient spike-based computing systems”
- [8] W. Chang, K. J. Cheng, J. M. Tsai, H. J. Chen, F. Chen, M. J. Tsai και T. B. Wu, «Improvement of resistive switching characteristics in TiO_2 thin films with embedded Pt nanocrystals,» Applied Physics Letters, τόμ. 95, αρ. 4, 2009
- [9] D. Panda, A. Dhar και S. K. Ray, «Nonvolatile Memristive Switching Characteristics of TiO_2 Films Embedded With Nickel Nanocrystals,» IEEE Transactions on Nanotechnology, τόμ. 11, αρ. 1, pp. 51-55, 2012
- [10] Daniel E. Feldman, “The Spike-Timing Dependence of Plasticity”, August 23, 2012
- [11] Guo-qiang Bi, Mu-ming Poo, “Synaptic Modifications in Cultured Hippocampal Neurons: Dependence on Spike Timing, Synaptic Strength, and Postsynaptic Cell Type”, December 15, 1998

Κεφάλαιο 5: Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Χρησιμοποιώντας τον κατάλληλο συνδυασμό απλών εξισώσεων και διαφόρων παραμέτρων, όπως η τάση, καταφέραμε να αναπαραστήσουμε την λειτουργία διατάξεων MIM, να παρατηρήσουμε την συμπεριφορά τους και καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι η αγωγιμότητα μεταβάλλεται όπως και το συναπτικό βάρος στην βιολογική σύναψη. Διαπιστώσαμε, μέσα από την μοντελοποίηση ότι μία τέτοια διάταξη μπορεί να πάρει το μέρος μία σύναψης. Στη συνέχεια, έγιναν μετρήσεις συνεχούς ρεύματος σε 4 bilayer δείγματα, εκ των οποίων τα τρία περιείχαν σε διαφορετικές θέσεις μέσα στα δύο στρώματα οξειδίων νανοκρυστάλλους πλατίνας. Η ενσωμάτωση NCs στις διατάξεις A, B και C επέφερε βελτίωση των παραμέτρων εναλλαγής. Επίσης, οι διαφορετικές θέσεις των NCs, έδιναν και διαφορετικά αποτελέσματα σε σχέση με το παράθυρο μνήμης της κάθε διάταξης. Βρέθηκε ότι το δείγμα με εντονότερο το φαινόμενο της εναλλαγής στην αντίσταση ήταν το C. Στην διάταξη αυτή, οι NCs ήταν τοποθετημένοι μετά τα δύο στρώματα οξειδίου. Συνεχίζοντας τις μετρήσεις στα τέσσερα δείγματα, εφαρμόζοντας σύντομους τετραγωνικούς παλμούς, έγινε μελέτη της μεταβολής της αγωγιμότητας. Όλα τα δείγματα, πλην του B, παρουσίασαν συναπτική συμπεριφορά. Παρατηρώντας, την μεταβολή της αγωγιμότητας, είδαμε ότι κατά την εφαρμογή θετικών τετραγωνικών παλμών το δείγμα περνούσε από την κατάσταση HRS στην LRS (διαδικασία SET). Η αντίστροφη διαδικασία (RESET) πραγματοποιήθηκε με την εφαρμογή αρνητικών παλμών. Μέσω αυτών των μετρήσεων, βρέθηκε ότι η μεταβολή της αγωγιμότητας είναι παρόμοια με την αλλαγή του συναπτικού βάρους, Δw στις βιολογικές συνάψεις. Τέλος, μέσω των πειραματικών τιμών που λάβαμε για την αγωγιμότητα κατασκευάσαμε το διάγραμμα, DG/G συναρτήσεως της χρονικής διαφοράς ανάμεσα στους παλμούς. Το διάγραμμα, συγκρίθηκε με την μοντελοποίηση του μηχανισμού της STDP που έγινε στα πρώτα βήματα της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Οι διατάξεις B και C είχαν πανομοιότυπη συμπεριφορά με το θεωρητικό μοντέλο. Η σύγκριση των διατάξεων που περιέχουν NCs με το δείγμα αναφοράς, έδειξε ότι τα πρώτα παρουσιάζουν βελτιωμένοι απόδοση ως διατάξεις μνήμης και μπορούν να λειτουργήσουν ως στοιχεία μνήμης, με μικρή κατανάλωση ισχύος.

Επόμενος στόχος, είναι σίγουρα η μοντελοποίηση ενός ολόκληρου νευρομορφικού δικτύου, κάτι που θα έφερνε την επιστημονική κοινότητα πιο κοντά στην κατανόηση της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου σε σχέση με τις διαδικασίες της μάθησης και της μνήμης και πως ένα τέτοιο δίκτυο θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για την αντικατάσταση των ήδη υπάρχουσών μνημών. Επίσης, σε κάποια άρθρα παρουσιάζονται η προσπάθεια αναγνώρισης εικόνων (pattern learning) μέσω της δημιουργίας δομών crossbar, δηλαδή ενός δικτύου από memristor συνδεδεμένα παράλληλα ή σε σειρά. Σίγουρα η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελεί ένα πολύ μικρό μέρος της έρευνας των διατάξεων νανοτεχνολογίας που εμφανίζουν το φαινόμενο εναλλαγής αντίστασης, και πως αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην βιομηχανία παραγωγής μνημών.

Κώδικας

Στο τμήμα αυτό παρατίθεται ο κώδικας που χρησιμοποιήθηκε σε όλη την διπλωματική εργασία. Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκε είναι matlab.

```
function out = area_th(y,th,dx,alp)
n=length(y);
sp=zeros(n,1);
sn=zeros(n,1);
ip=find(y>th);
sp(ip)=exp(alp*abs(y(ip)))-exp(alp*abs(th));
area_p=sum(sp)*dx;
in=find(y<-th);
sn(in)=exp(alp*abs(y(in)))-exp(alp*abs(th));
area_n=sum(sn)*dx;
out = 1e-3*(area_p - area_n);

function out = f_actP(x)
n=length(x);
x1=-5;
x2=75;
amp_p=-0.25;
amp_n=-1;
xop=3;
xon=40;
out=zeros(n,1);
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);
end
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=-amp_n*(exp(x(i1)/xon)-exp(x1/xon))/(1-exp(x1/xon));
i2=find(x>0&x<x2);
out(i2)=amp_p*(exp(-x(i2)/xop)-exp(-x2/xop))/(1-exp(-x2/xop));

function out = f_actP_lin(x)
n=length(x);
x1=-30;
x2=60;
amp1=1;
amp2=0.5;
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);
end

out=zeros(n,1);
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=(amp1/abs(x1))*(-x1+x(i1));
i2=find(x>=0&x<x2);
out(i2)=(amp2/x2)*(-x2+x(i2));

function out = f_actP_lin2(x)
```



```

n=length(x);
x1=-30;
x2=60;
amp1=0.5;
amp2=1;
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);
end

out=zeros(n,1);
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=(amp1/abs(x1))*(-x1+x(i1));
i2=find(x>=0&x<x2);
out(i2)=(amp2/x2)*(-x2+x(i2));

```

```

function out = f_actP_P6(x)
x=abs(x);
n=length(x);
x1=-20;
x2=-1.0;
x3=1.0;
x4=20;
x5=40;
amp1=-0.8;
amp2=1.0;
amp3=0.4;

out=zeros(n,1);
if x1>0
    exit(0);
elseif x5<0
    exit(0);
end
i1=find(x>=x1&x<x2);
out(i1)=(amp1/(x2-x1))*(x(i1)-x1);
i2=find(x>=x2&x<0);
out(i2)=(amp2-amp1)/(-x2)*(x(i2)-x2)+amp1;
i3=find(x>=0&x<x3);
out(i3)=(amp1-amp2)/x3*x(i3)+amp2;
i4=find(x>=x3&x<x4);
out(i4)=(amp3-amp1)/(x4-x3)*(x(i4)-x3)+amp1;
i5=find(x>=x4&x<=x5);
out(i5)=(-amp3)/(x5-x4)*(x(i5)-x5);

```

```

function out = f_actP_P7(x)
x=abs(x);
n=length(x);
x1=-20;
x2=-1;
x3=1;
x4=20;
x5=40;
amp1=-0.6;
amp2=1.0;
amp3=0.0;

```

```

out=zeros(n,1);
if x1>0
    exit(0);
elseif x5<0

```

```

    exit(0);
end
i1=find(x>=x1&x<x2);
out(i1)=(amp1/(x2-x1))*(x(i1)-x1);
i2=find(x>=x2&x<0);
out(i2)=(amp2-amp1)/(-x2)*(x(i2)-x2)+amp1;
i3=find(x>=0&x<x3);
out(i3)=(amp1-amp2)/x3*x(i3)+amp2;
i4=find(x>=x3&x<x4);
out(i4)=(amp3-amp1)/(x4-x3)*(x(i4)-x3)+amp1;
i5=find(x>=x4&x<=x5);
out(i5)=(-amp3)/(x5-x4)*(x(i5)-x5);

```

```

function out = f_actP_rect1(x)
n=length(x);
x1=-38;
x2=38;
amp_p=-3;
amp_n=-3;
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);
end

```

```

out=zeros(n,1);
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=-amp_n;
i2=find(x>=0&x<x2);
out(i2)=amp_p;

```

```

function out = f_actP_rect2(x)
n=length(x);
x1=-2.5;
x2=38;
amp_p=-0.3;
amp_n=-1;
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);
end

```

```

out=zeros(n,1);
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=-amp_n;
i2=find(x>=0&x<x2);
out(i2)=amp_p;

```

```

function out = f_actP4(x)
n=length(x);
x1=-3;
x2=60;
amp_p=-0.5;
amp_n=-1.0;

out=zeros(n,1);
if x1>0
    exit(0);
elseif x2<0
    exit(0);

```

```

end
i1=find(x>x1&x<0);
out(i1)=-amp_n;
i2=find(x>=0&x<x2);
out(i2)=amp_p - (amp_p/x2)*x(i2);

clear
th=1.0;
dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP(x)-0.9*f_actP(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end

figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)), 'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -70 120])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h,'YTick',[-40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsc2 stdp_matlab.eps

figure(2)
plot(x,f_actP(x), 'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
set(h,'YTick',[-0.5 0 0.5 1])
ylabel('V_{mem}')
print -depsc2 spk.eps
figure(1)

clear
th=1.0;
% dx=0.1;
dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP_lin(x)-0.9*f_actP_lin(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end
figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)), 'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -80 110])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h,'YTick',[-100 -80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsc2 stdp_matlab_lin.eps

```

```

figure(2)
plot(x,f_actP_lin(x),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -0.6 1.1])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
set(h,'YTick',[-0.5 0 0.5 1])
ylabel('V_{mem}')
print -depsec2 spk_lin.eps
figure(1)

```

```

clear
th=1.0;
% dx=0.1;
dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP_lin2(x)-0.9*f_actP_lin2(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end

```

```

figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -110 80])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h,'YTick',[-100 -80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsec2 stdp_matlab_lin2.eps

```

```

figure(2)
plot(x,f_actP_lin2(x),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -1.1 0.6])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
set(h,'YTick',[-0.5 0 0.5 1])
ylabel('V_{mem}')
print -depsec2 spk_lin2.eps
figure(1)

```

```

clear
th=1.0;
% dx=0.1;
dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP_rect1(x)-0.9*f_actP_rect1(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end
figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)),'LineWidth',3)

```

```

h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -100 120])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h,'YTick',[-80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsc2 stdp_matlab_rect1.eps

```

```

figure(2)
plot(x,f_actP_rect1(x),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -3.5 3.5])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
ylabel('V_{mem}')
print -depsc2 spk_rect1.eps

```

```
figure(1)
```

```

clear
th=1.0;
% dx=0.1;
dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP_rect2(x)-0.9*f_actP_rect2(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end

```

```

figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -100 120])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h,'YTick',[-80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsc2 stdp_matlab_rect2.eps

```

```

figure(2)
plot(x,f_actP_rect2(x),'LineWidth',3)
h=gca;
set(h,'FontSize',25)
set(h,'FontName','Times')
axis([-80 80 -0.6 1.1])
set(h,'XTick',[-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
ylabel('V_{mem}')
print -depsc2 spk_rect2.eps

```

```
figure(1)
```

```

clear
th=1.0;
% dx=0.1;

```

```

dx=0.01;
x=[-80:dx:80];
delta_t=[-80:0.5:80];
alp=7;
for i=1:length(delta_t)
    delta_t(i);
    lern(i) = area_th(1.0*f_actP_rectTr(x)-0.9*f_actP_rectTr(x+delta_t(i)),th,dx,alp);
end
figure(1)
plot(delta_t,100*lern/max(abs(lern)), 'LineWidth',3)
h=gca;
set(h, 'FontSize',25)
set(h, 'FontName', 'Times')
axis([-80 80 -100 120])
set(h, 'XTick', [-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it \DeltaT (ms)')
set(h, 'YTick', [-80 -60 -40 -20 0 20 40 60 80 100])
ylabel('\xi (%)')
print -depsc2 stdp_matlab_rectTr.eps

figure(2)
plot(x,f_actP_rectTr(x), 'LineWidth',3)
h=gca;
set(h, 'FontSize',25)
set(h, 'FontName', 'Times')
axis([-80 80 -0.6 1.1])
set(h, 'XTick', [-80 -40 0 40 80])
xlabel('\it time (ms)')
ylabel('V_{mem}')
print -depsc2 spk_rectTr.eps

figure(1)

```