



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΣΤΗ ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ

**«Ανάπτυξη νευρομορφικού κυκλώματος σε
αναδιατασσόμενη τεχνολογία»**

Σαπουνάκη Μαρία

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Υπεύθυνος
Κακαρούντας Αθανάσιος

Λαμία, 2019



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ
ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ

**«Ανάπτυξη νευρομορφικού κυκλώματος σε
αναδιατασσόμενη τεχνολογία»**

Σαπουνάκη Μαρία

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Υπεύθυνος
Κακαρούντας Αθανάσιος

Λαμία, 2019

Με ατομική μου ευθύνη και γνωρίζοντας τις κυρώσεις (1), που προβλέπονται από της διατάξεις της παρ. 6 του άρθρου 22 του Ν. 1599/1986, δηλώνω ότι:

1. Δεν παραθέτω κομμάτια βιβλίων ή άρθρων ή εργασιών άλλων αυτολεξεί χωρίς να τα περικλείω σε εισαγωγικά και χωρίς να αναφέρω το συγγραφέα, τη χρονολογία, τη σελίδα. Η αυτολεξεί παράθεση χωρίς εισαγωγικά χωρίς αναφορά στην πηγή, είναι λογοκλοπή. Πέραν της αυτολεξεί παράθεσης, λογοκλοπή θεωρείται και η παράφραση εδαφίων από έργα άλλων, συμπεριλαμβανομένων και έργων συμφοιτητών μου, καθώς και η παράθεση στοιχείων που άλλοι συνέλεξαν ή επεξεργάστηκαν, χωρίς αναφορά στην πηγή. Αναφέρω πάντοτε με πληρότητα την πηγή κάτω από τον πίνακα ή σχέδιο, όπως στα παραθέματα.
2. Δέχομαι ότι η αυτολεξεί παράθεση χωρίς εισαγωγικά, ακόμα κι αν συνοδεύεται από αναφορά στην πηγή σε κάποιο άλλο σημείο του κειμένου ή στο τέλος του, είναι αντιγραφή. Η αναφορά στην πηγή στο τέλος π.χ. μιας παραγράφου ή μιας σελίδας, δεν δικαιολογεί συρραφή εδαφίων έργου άλλου συγγραφέα, έστω και παραφρασμένων, και παρουσίασή τους ως δική μου εργασία.
3. Δέχομαι ότι υπάρχει επίσης περιορισμός στο μέγεθος και στη συχνότητα των παραθεμάτων που μπορώ να εντάξω στην εργασία μου εντός εισαγωγικών. Κάθε μεγάλο παράθεμα (π.χ. σε πίνακα ή πλαίσιο, κλπ), προϋποθέτει ειδικές ρυθμίσεις, και όταν δημοσιεύεται προϋποθέτει την άδεια του συγγραφέα ή του εκδότη. Το ίδιο και οι πίνακες και τα σχέδια
4. Δέχομαι όλες τις συνέπειες σε περίπτωση λογοκλοπής ή αντιγραφής.

Ημερομηνία:

Η δηλούσα

Σαπουνάκη Μαρία

(1) «Όποιος εν γνώσει του δηλώνει ψευδή γεγονότα ή αρνείται ή αποκρύπτει τα αληθινά με έγγραφη υπεύθυνη δήλωση του άρθρου 8παρ. 4 Ν. 1599/1986 τιμωρείται με φυλάκιση τουλάχιστον τριών μηνών. Εάν ο υπαίτιος αυτών των πράξεων σκόπευε να προσπορίσει στον εαυτόν του ή σε άλλον περιουσιακό όφελος βλάπτοντας τρίτον ή σκόπευε να βλάψει άλλον, τιμωρείται με κάθειρξη μέχρι 10 ετών.

**«Ανάπτυξη νευρομορφικού κυκλώματος σε
αναδιατασσόμενη τεχνολογία»**

Σαπουνάκη Μαρία

Τριμελής Επιτροπή:

Αθανάσιος Κακαρούντας, Επίκουρος Καθηγητής (επιβλέπων)

Ιωάννης Αναγνωστόπουλος, Αναπληρωτής Καθηγητής

Αθανάσιος Λουκόπουλος, Επίκουρος Καθηγητής

Περίληψη

Τις τελευταίες δεκαετίες τα νευρομορφικά κυκλώματα βρίσκονται στο επίκεντρο πολλών ερευνών αφού αφορούν ένα ευρύ φάσμα επιστημονικών τομέων. Στην παρούσα πτυχιακή εργασία αφού παρουσιαστούν εν συντομία θεμελιώδεις έννοιες των νευρώνων και των νευρομορφικών κυκλωμάτων, στην συνέχεια παρουσιάζεται μία υλοποίηση ενός τέτοιου κυκλώματος χρησιμοποιώντας πλακέτα ανάπτυξης με τεχνολογία FPGA, η οποία μιμείται έναν νευρώνα. Το προτεινόμενο κύκλωμα βασίζεται στο μαθηματικό μοντέλο του Izhikevich και παρουσιάζει βελτιωμένη απόδοση σε σχέση με άλλες παρόμοιες υλοποιήσεις. Η σχεδίαση αποτελείται από έξι εξισορροπημένα στάδια διασωλήνωσης και αναπαριστά τις απαιτούμενες τιμές με αριθμητική σταθερής υποδιαστολής, επιτυγχάνοντας, έτσι, γρήγορους υπολογισμούς των τιμών του μεμβρανικού δυναμικού και της μεταβλητής ανάκτησης του νευρώνα. Τα δύο αυτά χαρακτηριστικά, των μειωμένων σταδίων διασωλήνωσης σε συνδυασμό με τη χρήση της αριθμητικής σταθερής υποδιαστολής, αποτελούν τα βασικά πλεονεκτήματα του προτεινόμενου νευρώνα. Συγκριτικά με τις αντίστοιχες υλοποιήσεις, προσομοιώνει καλύτερα τη λειτουργία ενός πραγματικού νευρώνα χρησιμοποιώντας παράλληλους υπολογισμούς ενώ ταυτόχρονα, όσον αφορά την επιφάνεια υλοποίησης, κρατά χαμηλά τις απαιτήσεις της FPGA πλακέτας όπως συμβαίνει με την αρχική σχεδίαση.

Λέξεις κλειδιά: Ψηφιακά κυκλώματα, Νευρομορφικά κυκλώματα, Κεντρική Γεννήτρια Μοτίβων, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, μοντέλο Izhikevich

Abstract

During last decades, neuromorphic circuits have been the focus of much research since they may be deployed in a large spectrum of scientific fields. Initially, fundamental concepts of neurons and neuromorphic circuits are briefly presented. The main purpose of this thesis is the implementation of such a circuit using FPGA technology, which simulates a neuron. The proposed circuit is based on Izhikevich's mathematical model and exhibits improved performance over similar implementations. The design consists of six balanced pipeline stages and represents the required values with fixed-point arithmetic, thus achieving fast calculations of membrane potential values and variable neuron recovery. These two characteristics, the reduced pipeline stages in combination with the use of fixed-point arithmetic, are the main advantages of the proposed neuron. It simulates in a better way compared to other implementations the operation of a real neuron using parallel computations while area requirements of the FPGA implementation remain low as the initial reference design.

Key words: Digital circuits, Neuromorphic circuits, Central Patterns Generators, Artificial Neural Network, Izhikevich model

Ευχαριστίες

Περιεχόμενα

Περίληψη	i
Abstract	ii
Ευχαριστίες	iii
1 Εισαγωγή.....	1
2 Οι Νευρώνες και τα Μοντέλα τους.....	3
2.1 Εισαγωγή.....	3
2.2 Βιολογικός Νευρώνας.....	3
2.3 Νευρωνικά μοντέλα	10
2.3.1 McCulloch-Pitts	12
2.3.2 Βιολογικά αληθοφανή.....	12
2.3.3 Βιολογικά εμπνευσμένα.....	15
2.3.4 Integrate and Fire (I&F).....	17
2.4 Κατηγορίες Συναπτικών Μοντέλων	20
2.4.1 Υλοποιήσεις Βιολογικά-Εμπνευσμένων Συνάψεων	20
2.4.2 Υλοποιήσεις Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων	21
2.5 Δίκτυα Μοντέλων	23
2.5.1 Νευρωνικά Δίκτυα πρόσθιας διάδοσης	24
2.5.2 Συνελιξιακά Νευρωνικά Δίκτυα	25
2.5.3 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα	26
2.5.4 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα.....	27
3 Νευρομορφικά Κυκλώματα σε αναδιατασσόμενη τεχνολογία.....	29
3.1 Εισαγωγή.....	29
3.2 Υλοποιήσεις Νευρομορφικών Κυκλωμάτων σε Υλικό (Hardware).....	29
3.2.1 Αναλογικές Υλοποιήσεις	30
3.2.2 Ψηφιακές Υλοποιήσεις	31
3.2.3 Υβριδικές Υλοποιήσεις.....	32
3.3 Άλλα Project	34
3.3.1 Human Brain Project.....	34
3.3.2 TrueNorth.....	35
3.3.3 SpiNNaker.....	35
3.3.4 Blue Brain Project.....	36

3.3.5	Neurogrid	36
3.3.6	BrainScaleS.....	37
4	Μελέτη Περίπτωσης: Μοντέλο Izhikevich.....	38
4.1	Εισαγωγή.....	38
4.2	Το μοντέλο Izhikevich	38
4.3	Πλεονεκτήματα μοντέλου.....	40
4.4	Υλοποιήσεις & Εφαρμογές του μοντέλου	40
5	Ανάλυση σχεδιασμού της προτεινόμενης σχεδίασης	48
5.1	Εισαγωγή.....	48
5.2	Περιγραφή.....	48
5.3	Προτεινόμενη αρχιτεκτονική.....	49
5.4	Προτεινόμενο Κύκλωμα	49
6	Αποτελέσματα και Σύγκριση	52
6.1	MATLAB.....	52
6.2	Αποτελέσματα υλοποίησης.....	53
6.2.1	Χρόνος εκτέλεσης.....	54
6.2.2	Πόροι.....	54
6.2.3	Ενέργεια	55
7	Συμπεράσματα	56
7.1	Μελλοντικές προεκτάσεις της εργασίας	56
7.2	Αποτελέσματα εκπόνησης της πτυχιακής εργασίας	59
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.....	60
1.	Αναπτυξιακή πλατφόρμα υλικού.....	60
2.	Κώδικας	61
3.	EdaPlayground.....	63
	ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β	64
1.	Κώδικας ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA.....	64
2.	Κώδικας MATLAB	78
	Βιβλιογραφία	80

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1. Σχηματική απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα.	4
Εικόνα 2. Αναπαράσταση της σύναψης μεταξύ δύο νευρώνων.	5
Εικόνα 3. Σχηματική αναπαράσταση των χημικών και των ηλεκτρικών συνάψεων	6
Εικόνα 4. Σχηματική αναπαράσταση που απεικονίζει τον τρόπο σύνδεσης των προ- και μετά-συναπτικών νευρώνων μέσω χημικών μορίων, των νευροδιαβιβαστών.	7
Εικόνα 5. Κατηγοριοποίηση των νευρώνων σε διπολικούς, μονοπολικούς και πολυπολικούς ανάλογα με τον αριθμό των κλάδων που εξέρχεται από το κυτταρικό τους σώμα.....	8
Εικόνα 6. Κατηγοριοποίηση νευρώνων βάσει της λειτουργίας που επιτελούν.....	9
Εικόνα 7. Δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου	11
Εικόνα 8. Ηλεκτρικό κύκλωμα που απεικονίζει τη βιοφυσική λειτουργία ενός τμήματος του νευρωνικού άξονα του καλαμαριού. Hodgkin & Huxley (1952).	14
Εικόνα 9. Σύγκριση των μοντέλων βάσει πολυπλοκότητας και βιολογικής έμπνευσης	20
Εικόνα 10. Συνάρτηση STDP: αλλαγή του συναπτικού βάρους σε συνάρτηση του σχετικού χρονισμού των προ- και μετά-συναπτικών δυναμικών μετά από 60 ζεύγη δυναμικών ενέργειας. Σχηματική αναπαράσταση βάσει των στοιχείων που παρουσίασαν οι Bi και Poo.....	23
Εικόνα 11. Ο βιολογικός νευρώνας και ο απλούστερος τεχνητός (perceptron).....	25
Εικόνα 12. Σχηματική απεικόνιση ενός συνελιξιακού δικτύου αποτελούμενο από δύο επιμέρους μέρη: την μάθηση χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση τους.....	26
Εικόνα 13. Αναδρομικό Νευρωνικό Δίκτυο	27
Εικόνα 14. Τυπικό παράδειγμα επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου.....	27
Εικόνα 15. Αρχιτεκτονική Δικτύου Hopfield	28
Εικόνα 16. Διαχωρισμός των υλοποιήσεων των νευρομορφικών κυκλωμάτων βάσει του υλικού.....	33
Εικόνα 17. Η σχεδίαση του κυκλώματος όπως αναφέρεται από τους Cassidy Γ. Ανδρέου, 2008 [71].....	42
Εικόνα 18. Τα 7 επίπεδα διασωλήνωσης με τους τελεστές που υλοποιούν το μοντέλο του Izhikevich, Ambroise και συν. [72] και [73].....	43
Εικόνα 19. Η εργασία των H. Soleimani, A. Ahmadi και M. Bavandpour χρησιμοποιεί 5 επίπεδα διασωλήνωσης για τον υπολογισμό του u ενώ για την τιμή v επιστρατεύει 7 επίπεδα.....	44
Εικόνα 20. Η αρχιτεκτονική περιγράφει το μοντέλο του Izhikevich. Μετά από 6 επίπεδα διασωλήνωσης παράγονται ως έξοδοι οι τιμές των v και u . Το spike θα δημιουργηθεί εάν ικανοποιεί την συνθήκη σύγκρισης [75].	45
Εικόνα 21. Η πρόταση των S. Haghir, A. Zahedi, A. Naderi και A. Ahmadi [76] είναι η μοναδική που δεν χρησιμοποιεί καθόλου τον τελεστή του πολλαπλασιασμού. Συγκεκριμένα για την δημιουργία της τιμής v απασχολεί μόνο δύο αθροιστές και έναν αφαιρέτη.....	46
Εικόνα 22. Προτεινόμενη αρχιτεκτονική.....	49

Εικόνα 23. Η προτεινόμενη σχεδίαση αποτελούμενη από 6 στάδια διασώληνωσης. .	51
Εικόνα 24. Αποτελέσματα σύγκρισης της προτεινόμενης σχεδίασης στη MATLAB. Η αρχικοποίηση των v_n και u_n είναι -70 και -14, αντίστοιχα ενώ οι παραμετρικές τιμές $a=0.01$, $b=0.1$, $c=-65$ και $d=8$. Αρχικά στο ρεύμα I δίνεται η τιμή 2.	52
Εικόνα 25. Αποτελέσματα προσομοίωσης	53
Εικόνα 26. Παράδειγμα πλακέτας FPGA: Xilinx Virtex-7 FPGA VC707	61

1 Εισαγωγή

Έχει παρατηρηθεί πως μεγάλο μέρος του πληθυσμού παγκοσμίως πάσχει από νευρολογικές ασθένειες, οι οποίες καθιστούν την διαβίωσή του ιδιαίτερα δύσκολη και τους υποχρεώνει να εξαρτώνται από κάποιο τρίτο άτομο ακόμα και για τις πιο απλές ενέργειες της καθημερινής τους ζωής. Τέτοιες διαταραχές του νευρικού συστήματος επηρεάζουν το άτομο άμεσα και μπορεί να επιφέρουν ολική ή μερική παράλυση ή ακόμα να βλάψουν τις γνωσιακές τους ικανότητες. Έχοντας αυτό κατά νου, πολλοί επιστήμονες από διάφορους κλάδους προσπαθούν να αναπτύξουν τεχνικές και συσκευές που θα προβλέπουν ή θα αντιμετωπίζουν τέτοιες δυσάρεστες καταστάσεις και τις συνέπειες αυτών, κάνοντας την καθημερινότητά των πασχόντων πιο εύκολη και ανεξάρτητη. Ένας τρόπος που έχει προταθεί για την επίλυση του προβλήματος είναι η δημιουργία συσκευών, οι οποίες θα είναι ικανές να αντικαθιστούν το τραυματισμένο τμήμα του νευρικού συστήματος απαλείφοντας τις συνέπειες της βλάβης.

Τέτοιες συσκευές βασίζονται στα λεγόμενα νευρομορφικά κυκλώματα. Σύμφωνα με τον C. Mead, τα κυκλώματα αυτά προσπαθούν να μιμηθούν τις λειτουργίες του βιολογικού εγκεφάλου χρησιμοποιώντας διάφορες τεχνολογίες και μέσα (αναλογικά/ψηφιακά σήματα, FPGA κ.α.) [1]. Φυσικά, η ανάπτυξη τέτοιων κυκλωμάτων και κατ'επέκταση συσκευών δεν είναι για μία απλή διαδικασία. Στην πραγματικότητα πρόκειται για μία εξαιρετικά πολύπλοκη τεχνική που περιλαμβάνει τόσο την υλοποίηση του κυκλώματος λαμβάνοντας υπόψη μεγάλο πλήθος παραμέτρων και διαφοροποιήσεων που σχετίζονται με το εκάστοτε άτομο όσο και τον τρόπο με τον οποίο αυτήν η μικροσυσκευή θα ενσωματωθεί στον οργανισμό.

Ωστόσο, τα νευρομορφικά κυκλώματα δε χρησιμοποιούνται μόνο στην αποκατάσταση των νευρολογικών παθήσεων. Μπορούν να αποτελέσουν λύσεις σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών που αφορούν τη βιοϊατρική μηχανική, τη χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, την ασφάλεια συστημάτων κ.α. Επίσης, διαθέτουν και άλλα χαρακτηριστικά, τα οποία τα κάνουν ιδιαίτερα δημοφιλή ανάμεσα στους επιστήμονες. Η ικανότητά τους να ολοκληρώνουν τους απαραίτητους υπολογισμούς πιο γρήγορα σε σχέση με τις κλασικές von Neumann αρχιτεκτονικές και να εξάγουν τα αποτελέσματα σε πραγματικό χρόνο είναι από τα βασικά πλεονεκτήματα που προσφέρουν. Το γεγονός αυτό συνδέεται άμεσα με την παράλληλη σχεδίαση που διαθέτουν. Όπως τα βιολογικά συστήματα, τα νευρομορφικά διαμοιράζουν την κεντρική επεξεργασία σε πολλές επιμέρους μονάδες (όπως οι νευρώνες), οι οποίες επικοινωνούν μεταξύ τους (με τη μορφή συνάψεων) κάνοντας το σύστημα να λειτουργεί με απλές παράλληλες δομές επεξεργασίας. Ακόμα, πολλοί ερευνητές τα προτιμούν καθώς όσον αφορά αρκετά πολύπλοκες διεργασίες, καταναλώνουν ελάχιστα ποσά ενέργειας σε σχέση με τα συμβατικά κυκλώματα. Τέλος, κίνητρο

αποτελέσει το πλεονέκτημα που προσφέρουν αναφορικά με το χώρο που καταλαμβάνουν· ορισμένες συσκευές που έχουν χρησιμοποιηθεί μέχρι τώρα για διάφορες εφαρμογές που βασίζονται στα νευρομορφικά κυκλώματα δεσμεύουν σχετικά μικρή επιφάνεια [2]. Εξαιτίας όλων των παραπάνω ιδιοτήτων, τις τελευταίες δεκαετίες έχουν κερδίσει το επιστημονικό ενδιαφέρον πολλών μελετητών και έχουν αποτελέσει αντικείμενο συστηματικής μελέτης.

Στην συγκεκριμένη εργασία παρουσιάζεται μία αρχιτεκτονική που υλοποιεί ένα νευρωνικό μοντέλο, το μοντέλο Izhikevich, σε πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA με τη βοήθεια της γλώσσας περιγραφής υλικού VHDL. Έχοντας ως βάση την έρευνα του M. Ambroise et al. προτείνεται μία βελτιστοποίηση του κυκλώματος που υλοποιεί το εν λόγω μοντέλο, η οποία επιτυγχάνει καλύτερες επιδόσεις όσον αφορά τη συχνότητα λειτουργίας του και τον αριθμό των χρησιμοποιούμενων πόρων συστήματος.

Η παρούσα εργασία δομείται ως ακολούθως. Στο 2^ο κεφάλαιο εισάγονται διάφορες θεμελιώδεις έννοιες και δομές τόσο των βιολογικών όσο και των τεχνητών συστημάτων έτσι ώστε να γίνει κατανοητό το υπόλοιπο κείμενο. Στο κεφάλαιο 3 κεφάλαιο γίνεται μία αναλυτική παρουσίαση της αναδιατασσίμενης τεχνολογίας, η οποία χρησιμοποιείται για την υλοποίηση νευρομορφικών κυκλωμάτων. Στην συνέχεια, στο 4^ο αναλύεται διεξοδικά το μοντέλο Izhikevich στο οποίο βασίζεται η παρούσα υλοποίηση. Η τεχνική ανάλυση και η επεξήγηση της προτεινόμενης σχεδίασης γίνεται στο κεφάλαιο 5. Ακόμα, στο κεφάλαιο 6 παρατίθενται τα αποτελέσματα της υλοποίησης και ελέγχεται η ορθότητά τους μέσω σύγκρισης των αριθμητικών τιμών που εξάχθηκαν από άλλη πλατφόρμα ανάπτυξης κώδικα. Το 7^ο κεφάλαιο αναφέρεται στα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εργασία καθώς και μελλοντικές προεκτάσεις αυτής. Τέλος στο παράρτημα Α παρουσιάζονται βασικές έννοιες των γλωσσών περιγραφής υλικού και της αναπτυξιακής πλατφόρμας υλικού ενώ στο παράρτημα Β παρατίθεται ο κώδικας στον οποίο βασίζεται η παρούσα πτυχιακή εργασία καθώς και ο κώδικας MATLAB σύμφωνα με τον οποίο έγινε η σύγκριση.

2 Οι Νευρώνες και τα Μοντέλα τους

2.1 Εισαγωγή

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι ένα προηγμένο όργανο του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ), το οποίο διαχειρίζεται και ρυθμίζει πολύπλοκες λειτουργίες ολόκληρου του οργανισμού. Καλύπτεται για λόγους προστασίας από μεμβράνες που ονομάζονται μήνιγγες και επιπλέον περιβάλλεται για πρόσθετη προστασία από ένα διαυγές υγρό, το εγκεφαλονωτιαίο υγρό. Τα βασικά συστατικά από τα οποία δομείται ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι τα νευρικά κύτταρα, ή αλλιώς οι νευρώνες. Υπάρχουν πάνω από 100 δισεκατομμύρια νευρώνες, οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους δημιουργώντας έκαστος 1.000 με 10.000 συνδέσεις. Παρουσιάζει εξαιρετική ενεργειακή απόδοση χάρη στο μαζικό παραλληλισμό και τη χαμηλή συχνότητα λειτουργίας (μέση συχνότητα πυροδότησης 10 Hz) επιτυγχάνοντας έτσι χαμηλές ενεργειακές απαιτήσεις [3].

Αυτός ο μαζικός παραλληλισμός και οι χαμηλές ενεργειακές ανάγκες του εγκεφάλου αποτέλεσαν πηγή έμπνευσης για τους ερευνητές, οι οποίοι στηρίχθηκαν στα παραπάνω χαρακτηριστικά και θέλησαν να δημιουργήσουν καινοτόμες αρχιτεκτονικές για υπολογιστικά συστήματα που θα έχουν υψηλές αποδόσεις και θα μπορούν να χρησιμοποιούνται σε πολλούς τομείς της επιστήμης. Εκμεταλλεόμενοι κάποιες λειτουργίες και ιδιότητες των βιολογικών συστημάτων, όπως η δομή, η τοπολογία, ο τρόπος επικοινωνίας και οργάνωσης, κατάφεραν να αναπαραστήσουν ορισμένες βιολογικές συμπεριφορές με τη βοήθεια του υλικού και του λογισμικού των συστημάτων των Η/Υ.

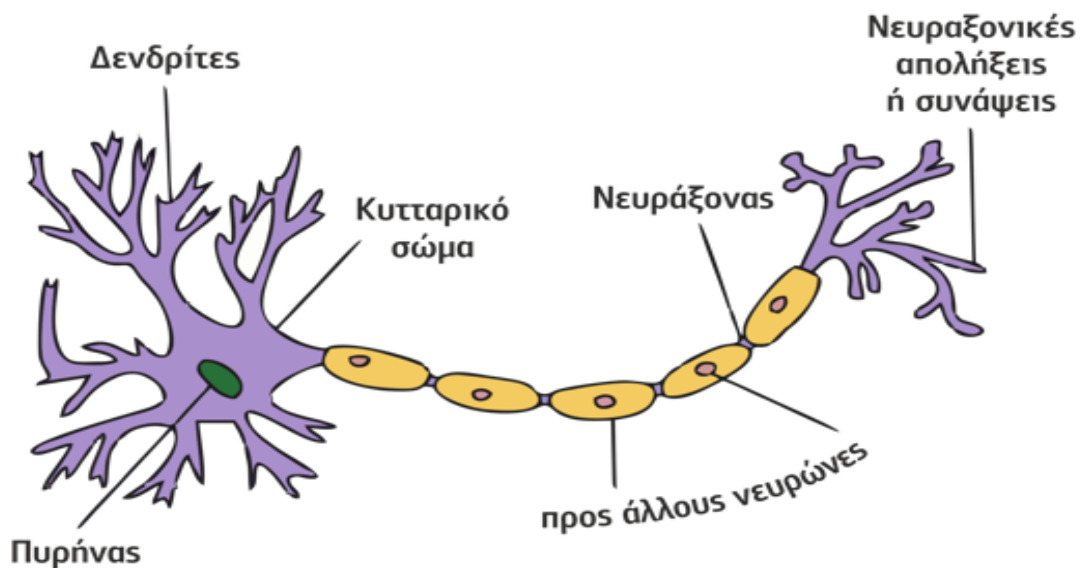
Το κεφάλαιο αυτό εισάγει κάποιες βασικές βιολογικές έννοιες που αφορούν στους νευρώνες όπως η δομή, ο τρόπος λειτουργίας και σύνδεσης τους καθώς και ορισμένες δραστηριότητές τους. Στην συνέχεια γίνεται αναφορά σε κάποια μαθηματικά μοντέλα που έχουν προταθεί από διάφορους ερευνητές τα οποία προσομοιώνουν τους βιολογικούς μηχανισμούς των νευρώνων. Τέλος, παρουσιάζονται διάφορες κατηγοριοποιήσεις των μοντέλων αυτών σύμφωνα με χαρακτηριστικά όπως η τοπολογία και ο τρόπος επικοινωνίας των νευρώνων-κόμβων μέσα στο νευρωνικό δίκτυο.

2.2 Βιολογικός Νευρώνας

Όπως αναφέρθηκε, οι νευρώνες, ή αλλιώς τα νευρικά κύτταρα, αποτελούν τις βασικές υπολογιστικές μονάδες του ανθρώπινου εγκέφαλου. Παρόλο που έχουν πολλά κοινά με τα υπόλοιπα είδη κυττάρων, αποτελούν ένα άκρως εξειδικευμένο κυτταρικό τύπο. Τα δισεκατομμύρια νευρώνων που συναντώνται στον εγκέφαλο μπορεί να διαφέρουν ως προς το μέγεθος, τη δομή και το σχήμα ανάλογα με τη λειτουργικότητά τους και

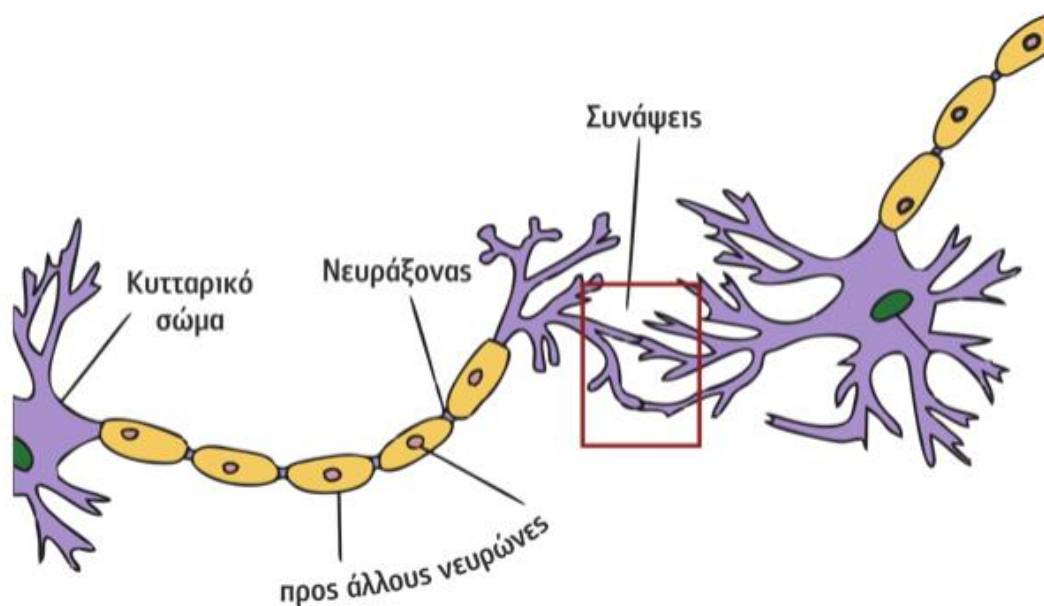
τη θέση στην οποία βρίσκονται. Η σύνδεσή τους είναι αναγκαία καθώς μέσω αυτής συνεργάζονται και δημιουργούν συντονισμένες διεργασίες όπως η κίνηση, η σκέψη, η μάθηση κ.α. Για να επιτευχθεί η επικοινωνία μεταξύ τους, οι νευρώνες χρησιμοποιούν ηλεκτρονικά σήματα για να μεταδώσουν την πληροφορία στο εσωτερικό τους και χημικά σήματα για τη μετάδοση της πληροφορίας από κύτταρο σε κύτταρο. Μέσω αυτών των σημάτων που λέγονται δυναμικά ενέργειας ή αποκρίσεις ακίδων (action potentials, spikes), η πληροφορία διαδίδεται γρήγορα σε μεγάλες αποστάσεις κατά μήκος του σώματος. Αναφορικά με τη δομή τους, συνήθως, κάθε νευρώνας συνήθως αποτελείται από τρία μέρη [4]:

1. Το σώμα (ή κυτταρικό σώμα), στο οποίο περιέχεται ο πυρήνας που φέρει τη γενετική πληροφορία για τη διατήρηση της δομής του και παρέχει την απαραίτητη ενέργεια για τη διεκπεραίωση των ενεργειών. Σ' αυτό δημιουργούνται οι ηλεκτρικοί παλμοί.
2. Τους δενδρίτες, οι οποίοι εκτείνονται από το σώμα. Λαμβάνουν και επεξεργάζονται σήματα (ερεθίσματα) από τους άξονες άλλων νευρώνων. Τα λαμβανόμενα σήματα μπορεί να είναι είτε διεγερτικά, δηλαδή να πυροδοτούν την ηλεκτρική ώθηση, είτε ανασταλτικά γεγονός που σημαίνει πως ο νευρώνας τελικά δε θα δημιουργήσει δυναμικό ενέργειας. Σε ορισμένους νευρώνες υπάρχουν σύνολα δενδριτών, γνωστά ως δενδριτικά δένδρα.
3. Τον άξονα που οδηγεί στο τελικό άκρο του νευρώνα μεταφέροντας σήματα μακριά από το κυτταρικό σώμα σε άλλα κύτταρα. Κατά μήκος του, ο άξονας περιβάλλεται από μία λιπαρή ουσία που ονομάζεται μυελίνη και βοηθά στην ταχύτερη διάδοση των ηλεκτρικών παλμών. Στο άκρο διασπάται σε πολλούς μικρότερους κλάδους και αναπτύσσει βολβοειδή εξογκώματα, τις νευραξονικές απολήξεις (axon terminals).



Εικόνα 1. Σχηματική απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα.

Αναφορικά με την επικοινωνία τους, οι νευρώνες επιτυγχάνουν τη διάδοση της πληροφορίας μέσω των συνδέσεων που δημιουργούνται μεταξύ τους. Οι συνδέσεις αυτές ονομάζονται συνάψεις και χωρίζονται σε δύο κατηγορίες, τις χημικές και την ηλεκτρικές. Ο όρος «σύναψη» εισάχθηκε το 1900 από τον Sherrington για να περιγράψει την «ειδική ζώνη επαφής στην οποία ένας νευρώνας επικοινωνεί με έναν άλλον».

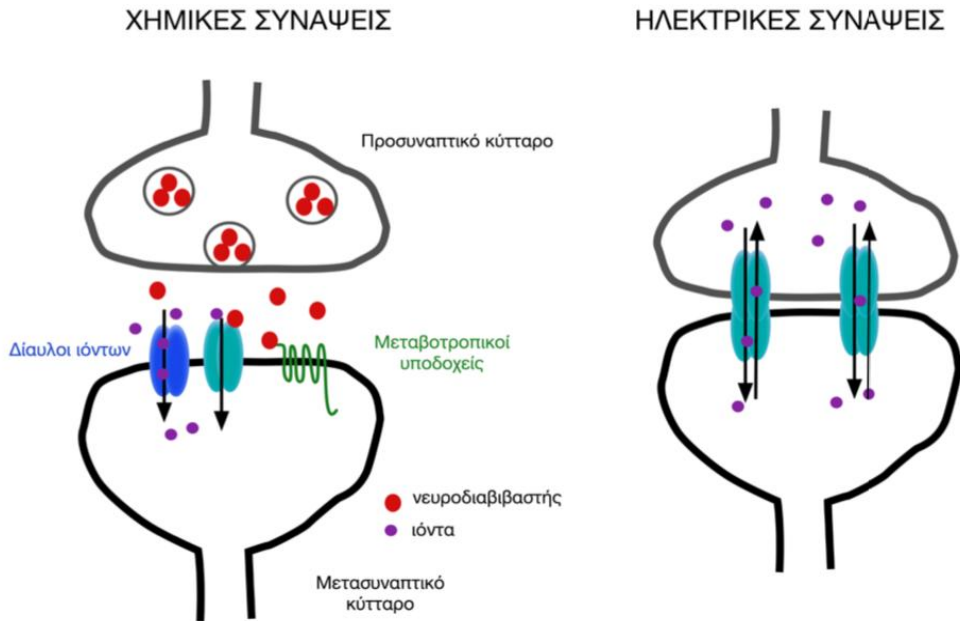


Εικόνα 2. Αναπαράσταση της σύναψης μεταξύ δύο νευρώνων.

Οι χημικές συνάψεις είναι μονής κατεύθυνσης και κυριαρχούν στο νευρικό σύστημα. Σ' αυτό το είδος συνάψεων δεν είναι απαραίτητη η άμεση επαφή μεταξύ των δύο επικοινωνούντων νευρώνων καθώς αυτοί διαχωρίζονται από μία μικρή σχισμή 20-40nm. Χαρακτηρίζονται από μία σημαντική συναπτική καθυστέρηση 0,3ms [5]. Η διακυτταρική επικοινωνία είναι αποκλειστικά λειτουργική καθώς το προ-συναπτικό κύτταρο απελευθερώνει μία χημική ουσία, τον νευροδιαβιβαστή, η οποία δρα στο μετασυναπτικό κύτταρο μεταβάλλοντας την ηλεκτρική του δραστηριότητα. Οι νευροδιαβιβαστές μπορούν είτε να διεγείρουν τον μετασυναπτικό νευρώνα έτσι ώστε αυτός να παράξει με τη σειρά του ένα δυναμικό ενέργειας είτε να τον αναστείλουν οπότε αυτός να μη μπορεί να δημιουργήσει το απαραίτητο δυναμικό και έτσι να μη μεταφέρει το σήμα [6].

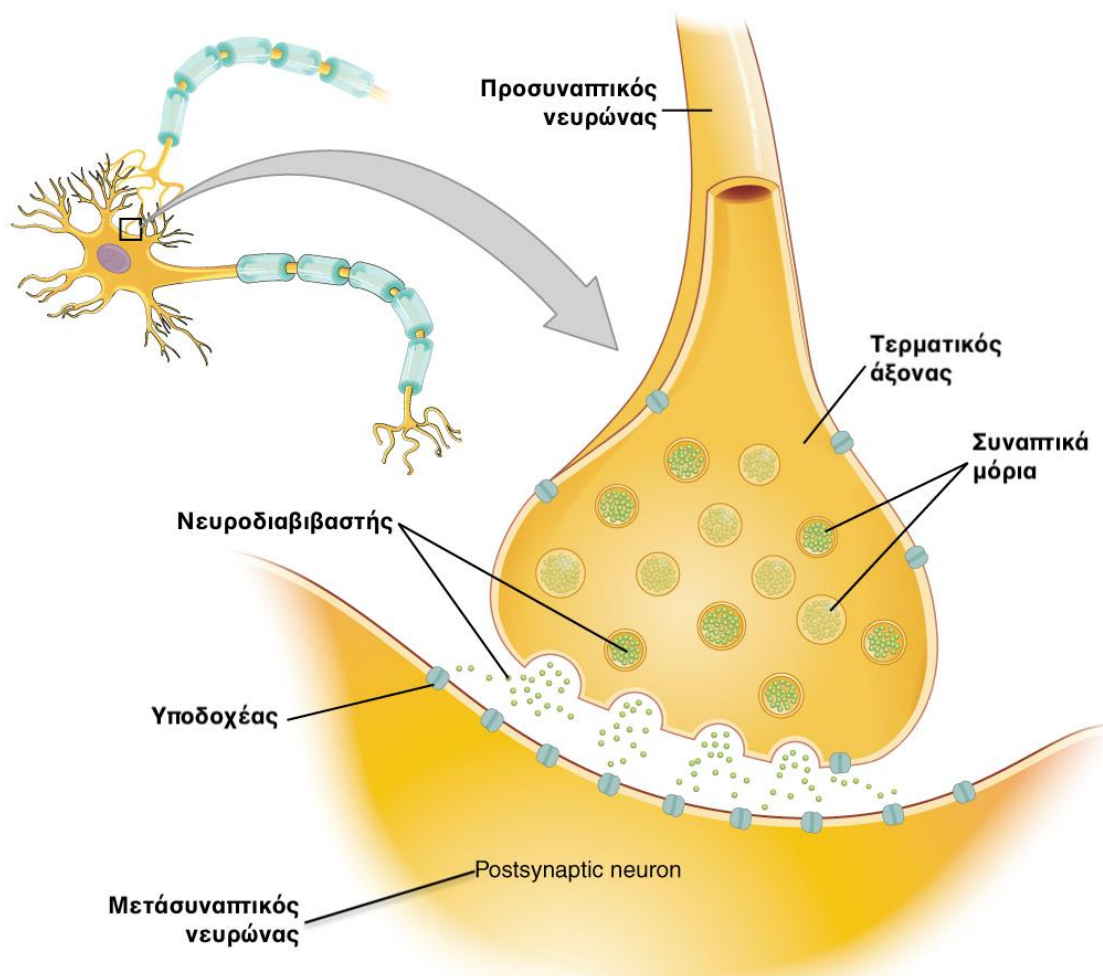
Από την άλλη, στις ηλεκτρικές συνάψεις απαιτείται και η φυσική σύνδεση των κυττάρων και χαρακτηρίζονται ως αμφίδρομες διαδρομές ιονικού ρεύματος που επιτρέπουν τη μετάδοση σημάτων μεταξύ των νευρώνων. Συνήθως δεν παρατηρείται συναπτική καθυστέρηση μεταξύ των προ-συναπτικών και των μετά-συναπτικών

διεγερτικών δυναμικών Αυτό το είδος συνάψεων συναντάται κυρίως στη δημιουργία δικτύων στον εγκεφαλικό φλοιό και μπορούν μόνο να διεγείρουν κάποιον γειτονικό νευρώνα. Εμφανίζονται όταν δύο νευρώνες συνδέονται μέσω ενός διαύλου ιόντων που διευκολύνουν τη μετάδοση ενός θετικού ηλεκτρικού σήματος. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνονται μεγάλες ταχύτητες διάδοσης της πληροφορίας [6].



Εικόνα 3. Σχηματική αναπαράσταση των χημικών και των ηλεκτρικών συνάψεων

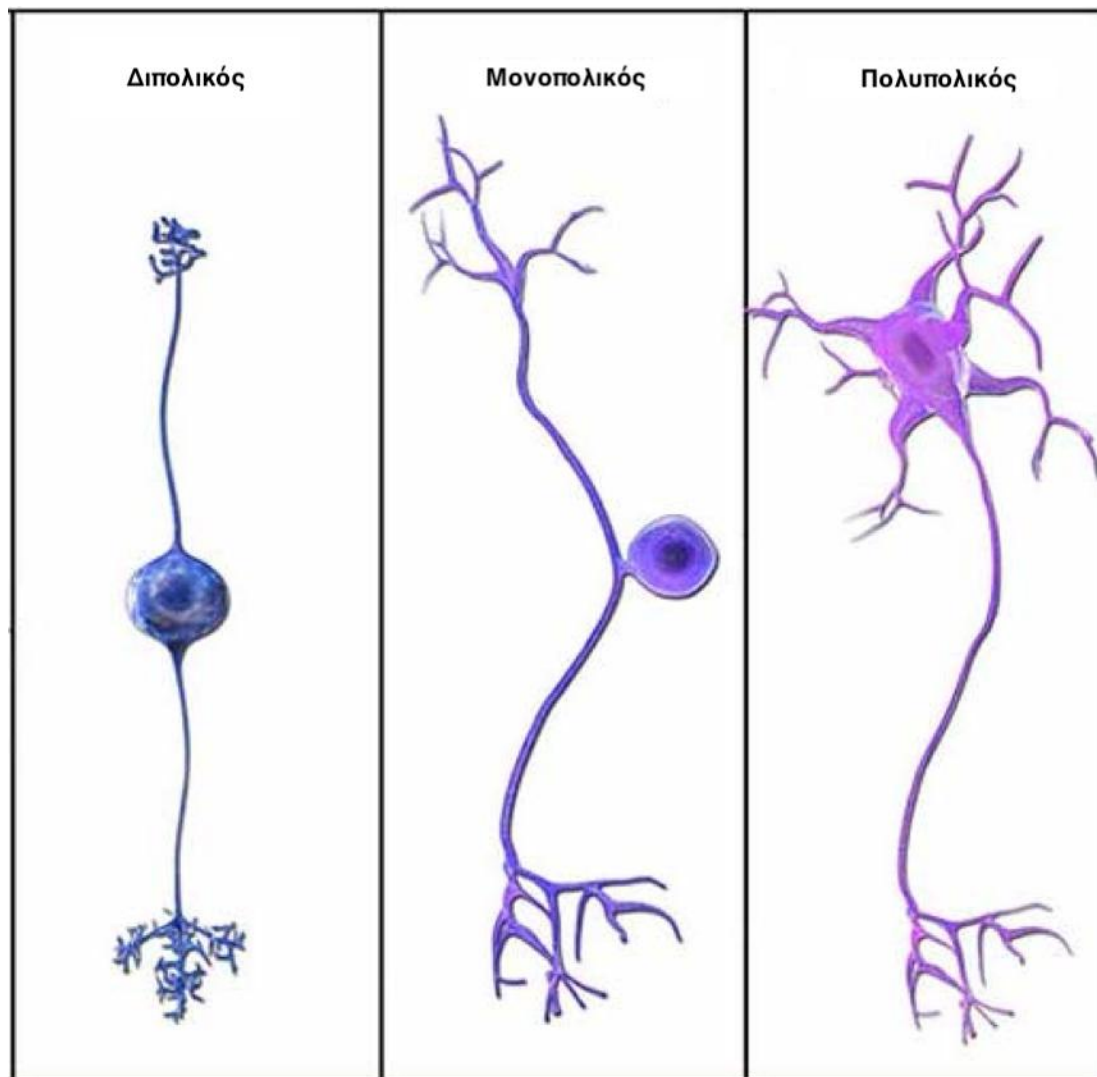
Όπως αναφέρθηκε, οι νευροδιαβιβαστές και τα ιοντικά κανάλια αποτελούν βασικά στοιχεία των συνάψεων. Αυτοί οι συναπτικοί μηχανισμοί συντελούν καθοριστικά στην επικοινωνία με τα γειτονικά κύτταρα. Συγκεκριμένα, οι νευροδιαβιβαστές είναι χημικά μόρια που απελευθερώνονται στις συνάψεις και ενεργούν πάνω σε πρωτεϊνικούς υποδοχές οι οποίοι με τη σειρά τους συνδέονται με μεμβρανικά κανάλια και έτσι διαδίδεται το σήμα στον προορισμό του [7]. Οι υποδοχείς των νευροδιαβιβαστών διακρίνονται σε δύο ευρείες κατηγορίες: στα ιοντικά κανάλια που ελέγχονται από την πρόσδεση μορίων και τους μεταβολοτροπικούς υποδοχείς. Οι τελευταίοι όταν δεσμεύονται σε κάποιους πρωτεϊνικούς υποδοχείς, ενεργοποιούν μία οδό σηματοδότησης η οποία ελέγχει το άνοιγμα και το κλείσιμο των καναλιών [8].



Εικόνα 4. Σχηματική αναπαράσταση που απεικονίζει τον τρόπο σύνδεσης των προ- και μετά-συναπτικών νευρώνων μέσω χημικών μορίων, των νευροδιαβιβαστών.

Παρόλο που όλοι οι νευρώνες περιέχουν τα στοιχεία που περιγράφηκαν παραπάνω, κατηγοριοποιούνται σε τρεις ομάδες σύμφωνα με τον αριθμό των κλάδων που προέρχονται από το κυτταρικό σώμα. Έτσι, οι ειδικοί ταξινόμησαν τους νευρώνες σε: πολυπολικούς, διπολικούς και μονοπολικούς, όπως φαίνεται στην **Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε.** Οι πολυπολικοί νευρώνες είναι ο κύριος τύπος νευρώνων που βρίσκονται στο ΚΝΣ και έχουν τρεις ή περισσότερες διεργασίες που εκτείνονται σε μεγάλες αποστάσεις από το κυτταρικό σώμα. Από το κυτταρικό σώμα των διπολικών νευρώνων εξέρχονται δύο κλάδοι, το δενδριτικό δένδρο που αναδύεται από το ένα άκρο του κυτταρικού σώματος και ο άξονας που εξέρχεται από το εναπομείναν άκρο. Συνήθως είναι μικρού μήκους και σχετίζονται με τους υποδοχείς οπτικών και κοντινών σημάτων. Τέλος, από τους μονοπολικούς νευρώνες φεύγει μόνο ένας κλάδος, ο οποίος στη συνέχεια διασπάται σε δύο επιμέρους που εκτείνονται σε αντίθετες διευθύνσεις. Συχνά, αυτοί οι νευρώνες είναι

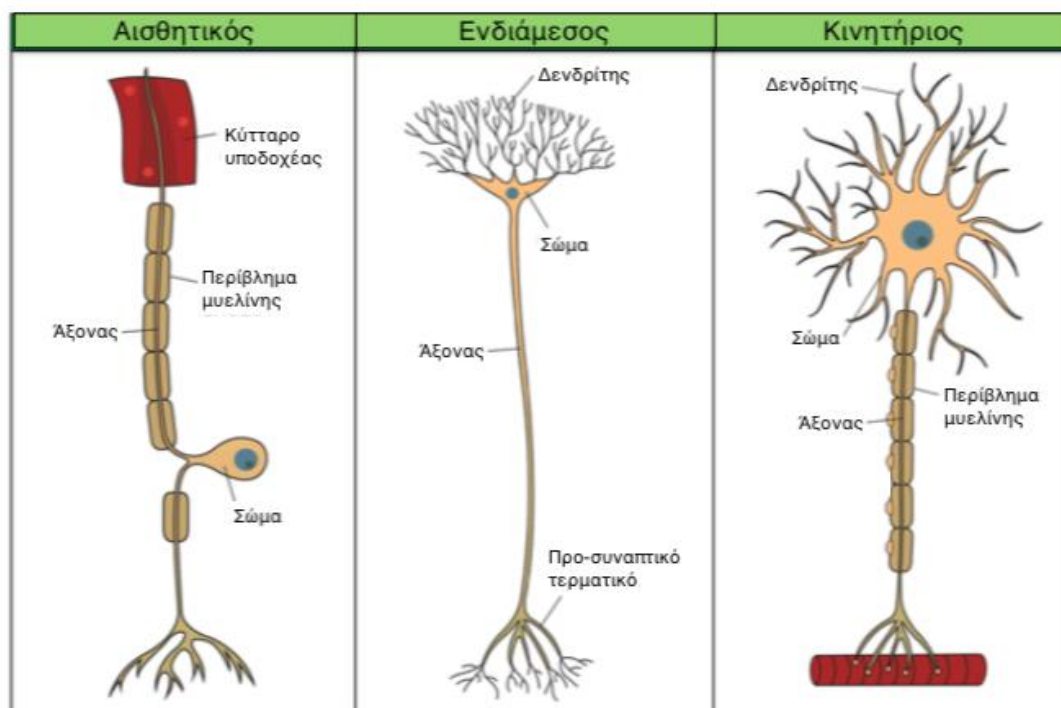
μακρείς με το μήκος του δενδριτικού κορμού να ποικίλει. Συναντώνται σε υποδοχείς που βρίσκονται μέσα στο δέρμα, τους μύες και τα εσωτερικά όργανα [9].



Εικόνα 5. Κατηγοριοποίηση των νευρώνων σε διπολικούς, μονοπολικούς και πολυπολικούς ανάλογα με τον αριθμό των κλάδων που εξέρχεται από το κυτταρικό τους σώμα.

Άλλη μία ταξινόμηση των νευρώνων βασίζεται στην λειτουργία που επιτελούν. Βάσει αυτής χωρίζονται σε αισθητικούς, κινητικούς και ενδιάμεσους νευρώνες [10]. Όπως προδίδει και το όνομά τους, οι πρώτοι σχετίζονται με υποδοχείς που βρίσκονται σε όργανα των αισθήσεων όπως τα μάτια, τα αυτιά, η γλώσσα και το δέρμα. Οι αισθητικοί νευρώνες λαμβάνουν πληροφορίες για το τι συμβαίνει στο εσωτερικό και εξωτερικό περιβάλλον του σώματος και τις εισάγουν στο ΚΝΣ για επεξεργασία. Οι δεύτεροι λαμβάνουν την πληροφορίες από άλλους και δίνουν τις απαραίτητες εντολές στους μύς, τα όργανα και τους αδένες. Όταν οι κινητικοί νευρώνες δέχονται ένα ερέθισμα, απελευθερώνουν νευροδιαβιβαστές, χημικά μόρια που θα μελετήσουμε στην επόμενη παράγραφο, και έτσι ενεργοποιείται ο εκάστοτε μύς και δημιουργείται η κίνηση. Η τρίτη κατηγορία απαντάται μόνο στο ΚΝΣ και αφορά κυρίως όργανα

όπως ο εγκέφαλος και η σπονδυλική στήλη. Λαμβάνουν πληροφορίες ως είσοδο από τους γειτονικούς νευρώνες (αισθητικούς ή άλλους διάμεσους νευρώνες) και τις διαδίδουν σε άλλους κινητικούς ή διαμέσους νευρώνες.



Εικόνα 6. Κατηγοριοποίηση νευρώνων βάσει της λειτουργίας που επιτελούν

Αναφορικά με τις ιδιότητες των βιολογικών συστημάτων, έχει παρατηρηθεί πως κάποια νευρομορφικά συστήματα που είναι πιο περίπλοκα εκδηλώνουν συμπεριφορές πλαστικότητας. Με τον όρο πλαστικότητα, αναφερόμαστε στην ικανότητα του εγκεφάλου να αλλάζει καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής ενός ατόμου σύμφωνα με τα βιώματα και τα ερεθίσματα που λαμβάνει. Έτσι, ανάλογα με τις δραστηριότητες και τις συνήθειές του, οι συνάψεις μπορούν να ενδυναμώσουν ή να αποδυναμωθούν στο πέρασμα του χρόνου. Συμπεραίνουμε, λοιπόν, πως οι μηχανισμοί πλαστικότητας είναι άρρηκτα συνδεδεμένοι με τη διαδικασία της μάθησης στον βιολογικό εγκέφαλο καθώς όσο περισσότερο πράττουμε μία ενέργεια τόσο ενδυναμώνεται η σύναψη που την ενεργοποιεί.

Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, γίνεται αντιληπτό πως ένας νευρώνας, μεμονωμένα, δεν μπορεί να είναι λειτουργικός. Γι' αυτό το λόγο, οι νευρώνες οργανώνονται σε ομάδες, τα νευρωνικά κυκλώματα, συνεργάζονται μεταξύ τους αλλά και με άλλες δομές του οργανισμού και αποτελούν τους θεμέλιους λίθους της λειτουργίας του νευρικού συστήματος. Ένα νευρωνικό κύκλωμα μπορεί να είναι πολύ απλό και να αποτελείται από μερικούς νευρώνες ή να επιτελεί σύνθετες διεργασίες.

2.3 Νευρωνικά μοντέλα

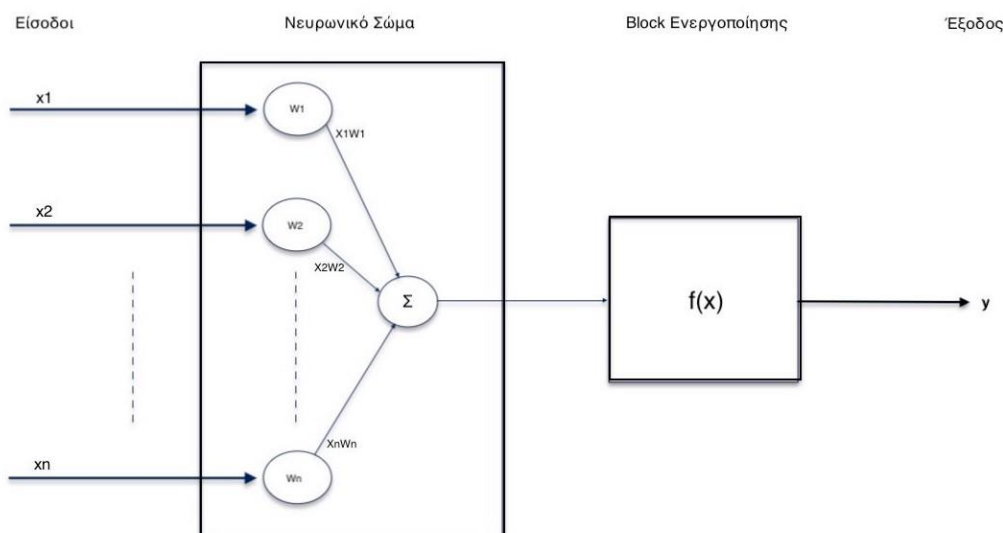
Εκτός από τα βιολογικά μοντέλα που περιγράφηκαν στην προηγούμενη ενότητα, υπάρχουν και τα τεχνητά νευρωνικά μοντέλα (Artificial Neuron Networks - ANNs) η βασική ιδέα των οποίων βασίζεται στα χαρακτηριστικά των πρώτων. Αποτελούνται από μικρότερα στοιχεία, τους νευρώνες, οι οποίοι επικοινωνούν μεταξύ τους μεταφέροντας την πληροφορία. Κάθε νευρώνας συνδέεται με τουλάχιστον έναν άλλο νευρώνα έτσι ώστε να δημιουργηθεί το δίκτυο.

Τα τεχνητά μοντέλα κατηγοριοποιούνται ανάλογα με τον τρόπο που υλοποιούνται σε τρεις γενιές [11]:

- τη πρώτη που αφορούν τα δίκτυα McCulloch-Pitts όπου ο νευρώνας είναι η μόνη υπολογιστική μονάδα και δε λαμβάνεται υπόψη η παράμετρος του χρόνου και της συχνότητας των νευρωνικών πυροδοτήσεων.
- τη δεύτερη στην οποία εισάγεται η έννοια του ρυθμού της κωδικοποίησης και για την παραγωγή των τιμών εξόδου εκτός απαιτείται και μία συνάρτηση που ονομάζεται συνάρτηση ενεργοποίησης ή μεταφοράς. Αυτή συνήθως είναι η σιγμοειδής συνάρτηση αλλά μπορεί να είναι η τεμαχητή γραμμική, ή βηματική συνάρτηση. Ο βασικός ρόλος της είναι η επεξεργασία των δεδομένων και στο τέλος η δημιουργία μίας τιμής εξόδου.
- την τρίτη, η οποία είναι η πιο πρόσφατη και η πιο δημοφιλής καθώς τα μοντέλα που ανήκουν σ' αυτήν μπορούν να μιμηθούν πολλές νευρωνικές λειτουργίες. Συγκεκριμένα, η επεξεργασία των δεδομένων δεν γίνεται από απλούς υπολογιστικούς νευρώνες όπως στις δύο προηγούμενες γενιές αλλά είναι spiking νευρώνες. Αυτοί είναι πιο ισχυροί από τους προγενέστερους τους καθώς μπορούν να κωδικοποιήσουν μόνιμη πληροφορία μέσα στα σήματα που διαδίδουν. Τα δίκτυα αυτά προσομοιώνουν τα βιολογικά με μεγαλύτερη ακρίβεια καθώς συγκρατούν με τον χρονισμό της κάθε απόκρισης ακίδας και αριθμό των πυροδοτήσεων των νευρώνων [12]. Τα δίκτυα της τρίτης γενιάς ονομάζονται Spiking Νευρωνικά Δίκτυα (Spiking Neural Network-SNN).

Συνήθως τα μοντέλα της δεύτερης και της τρίτης γενιάς αποτελούνται από τέσσερα μέρη: τις εισόδους, το σώμα του νευρώνα, ένα block ενεργοποίησης και την έξοδο, όπως φαίνεται στην Εικόνα 7. Ως είσοδο θεωρούμε πολλούς τεχνητούς νευρώνες, που συχνά τους αποκαλούμε κόμβους. Αυτές οι τιμές των κόμβων x_1, x_2, \dots, x_n εισέρχονται στο «νευρωνικό σώμα» και αντιστοιχίζονται με συνδέσεις που έχουν διαφορετικές βαρύτητες w_1, w_2, \dots, w_n . Εντός του νευρωνικού σώματος, όλα τα επιμέρους γινόμενα $x_1 * w_1, x_2 * w_2, \dots, x_n * w_n$ αθροίζονται και το αποτέλεσμά τους περνά στο block ενεργοποίησης. Στην συνέχεια όλα τα αθροίσματα γινομένων περνούν ως είσοδο στην block ενεργοποίησης, όπου η συνάρτηση ενεργοποίησης που έχει επιλεγεί επεξεργάζεται κατάλληλα τα δεδομένα και παράγει την τελική έξοδο. Τέλος, όταν

υπάρχει επόμενος νευρώνας, η παραχθείσα έξοδος περνάει ως είσοδο στο επόμενο νευρωνικό block κ.ο.κ έως ότου βρεθεί η επιθυμητή λύση στο αρχικό πρόβλημα.



Εικόνα 7. Δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου

Σε μία προσπάθεια να γίνει αντιστοιχία ενός spiking νευρώνα με τον βιολογικό θα μπορούσαμε να πούμε πως τόσο ο πρώτος όσο και ο δεύτερος διαιρούνται σε τρεις επιμέρους θεμελιώδεις δομές: τους δενδρίτες, το σώμα και τον άξονα. Τα σήματα που προέρχονται από ένα ερέθισμα ή προηγούμενους νευρώνες, συλλέγονται από την συσκευή εισόδου, που αναπαριστούν τους δενδρίτες. Στην συνέχεια οι τιμές που συλλεχθεί μεταφέρονται στο σώμα. Το σώμα αποτελεί την κεντρική μονάδα επεξεργασίας των δεδομένων του συστήματος. Εάν η συνολική τιμή των εισόδων που μεταφέρονται από τους δενδρίτες υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο κατώφλι, τότε παράγεται από το σώμα ένα σήμα εξόδου. Η συσκευή εξόδου, που έχει το ρόλο του τον άξονα, λαμβάνει αυτό το σήμα και το μεταδίδει στους επόμενους νευρώνες.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ διαδομένα στη βιβλιογραφία που αφορά γενικότερα την ανάπτυξη εφαρμογών που χρειάζονται χαμηλή ενεργειακή κατανάλωση και ταυτόχρονα γρήγορους υπολογισμούς έχοντας ως πρότυπο τον τρόπο δομής και λειτουργίας του εγκεφάλου. Το βασικό πλεονέκτημα αυτών των δικτύων είναι πως μπορούν να χρησιμοποιήσουν εκ των προτέρων κάποια άγνωστη πληροφορία που βρίσκεται κρυμμένη στα δεδομένα [13]. Γι' αυτό το λόγο πολύ ερευνητές έχουν επιχειρήσει να υλοποιήσουν τέτοια δίκτυα μοντέλων, όπως αυτά που παρουσιάζονται στην παρακάτω ενότητα.

2.3.1 *McCulloch-Pitts*

Η οικογένεια των νευρωνικών μοντέλων αποτελούν την πρώτη γενιά των τεχνητών νευρώνων. Τα μοντέλα που ανήκουν σ' αυτήν την κατηγορία χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο στη βιβλιογραφία των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η ιδέα παρουσιάστηκε αρχικά από το Warren McCulloch και τον Walter Pitts το 1943, οι οποίοι συνεισέφεραν με τις γνώσεις τους στην επιστήμη της νευρολογίας και της λογικής, αντίστοιχα.

Από μαθηματικής άποψης, το μοντέλο αποτελείται από δύο μέρη: το g , το οποίο παίρνει τις εισόδους και τις αθροίζει και το δεύτερο μέρος, η συνάρτηση μεταφοράς f , βασίζεται στην τιμή της συνάθροισης και παίρνει την τελική απόφαση. Οι εισοδοί μπορεί να είναι διεγερτικές ή ανασταλτικές. Συνήθως ως συνάρτηση μεταφοράς, επιλέγεται ένα κατώφλι. Έτσι λοιπόν, για τον j -οστό νευρώνα εξόδου έχουμε:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_{i,j} x_j\right) \quad (1)$$

Όπου ο όρος y_i είναι η τιμή εξόδου, ο f είναι η συνάρτηση μεταφοράς, το N είναι ο αριθμός των εισόδων στον νευρώνα j , ο $w_{i,j}$ είναι το βάρος που δημιουργείται από τη σύναψη του νευρώνα i στο νευρώνα j και τέλος, ο x_j είναι η τιμή εξόδου του νευρώνα j [14].

2.3.2 *Βιολογικά αληθοφανή*

2.3.2.1 Hodgkin-Huxley (H-H)

Το μοντέλο Hodgkin-Huxley είναι από τα δημοφιλή μοντέλα που προσεγγίζουν με βιολογική αληθοφάνεια έναν νευρώνα. Παρουσιάστηκε το 1952 από τον A. Hodgkin και τον A. Huxley, οι οποίοι συνεργάστηκαν και έλαβαν το βραβείο Νόμπελ Φυσιολογίας ή Ιατρικής (Physiology or Medicine) το 1963 για τη μελέτη τους [15].

Πρόκειται για ένα σχετικά περίπλοκο νευρωνικό μοντέλο που αποτελείται από μη γραμμικές διαφορικές εξισώσεις τεσσάρων διαστάσεων και άλλες έξι εκφράσεις που καθορίζουν την εξάρτηση των ιοντικών καναλιών από τη τάση. Αυτές οι εξισώσεις προσεγγίζουν τα ηλεκτρικά χαρακτηριστικά των νευρώνων και περιγράφουν το μαθηματικό μοντέλο συμπεριφοράς τους σύμφωνα με το οποίο τα ιόντα μεταφέρονται μέσα και έξω από αυτούς. Επιπλέον, βάσει αυτής της περιγραφής εξηγείται και ο τρόπος με τον οποίο τα δυναμικά ενέργειας του νευρώνα αρχικοποιούνται και διαδίδονται [16].

$$C \frac{dv}{dt} = I - g_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) - g_K n^4 (V - V_K) - g_L (V - V_L) \quad (2)$$

$$\frac{dm}{dt} = a_m(V)(1 - m) - b_m(V)m \quad (3)$$

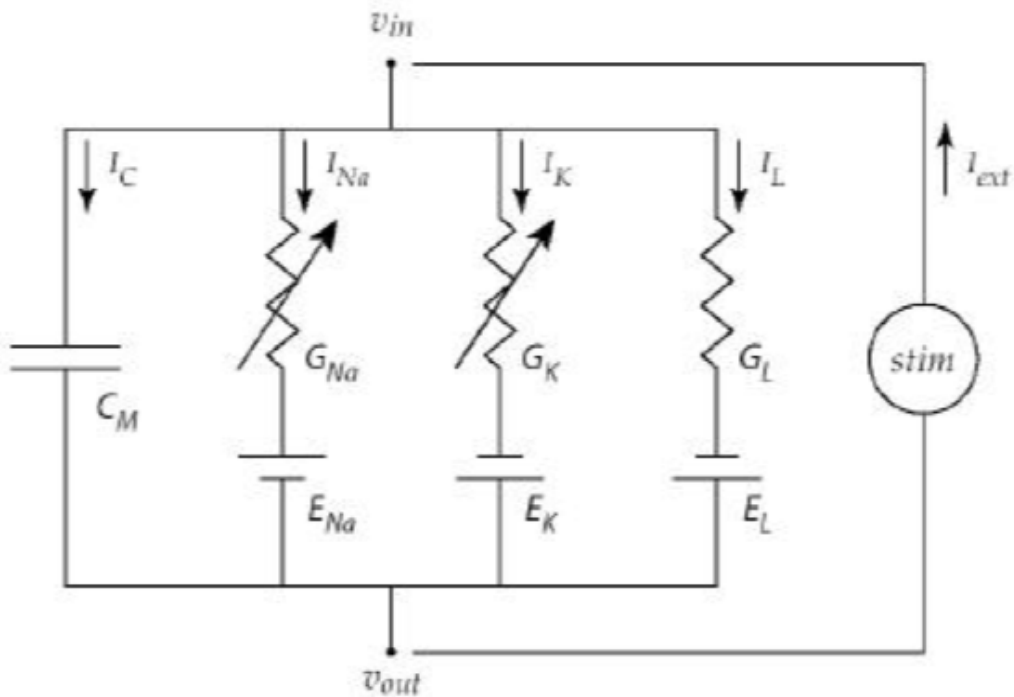
$$\frac{dh}{dt} = a_h(V)(1 - h) - b_h(V)h \quad (4)$$

$$\frac{dn}{dt} = a_n(V)(1 - n) - b_n(V)n \quad (5)$$

Στις παραπάνω εξισώσεις, οι m , h και n είναι αδιάστατες ποσότητες που περιγράφουν την ενεργοποίηση του καναλιού ιόντων, τα V_m , I και C_m είναι το τελικό μεμβρανικό δυναμικό, το διαμεμβρανικό ρεύμα και η χωρητικότητα, αντίστοιχα. Τα g_{Na} , g_K και g_L αντιπροσωπεύουν τις αγωγιμότητες του νατρίου, του καλίου και της διαρροής. Ομοίως και τα V_{Na} , V_K και V_L που αφορούν τις σχετικές τάσεις [17].

Οι ερευνητές πρότειναν ένα ηλεκτρικό κύκλωμα (Εικόνα 8) το οποίο αποτελείται από στοιχεία που αναπαριστούν τις βιοφυσικές ιδιότητες του νευρώνα [18]. Έτσι,

- Ο πυκνωτής χρησιμοποιείται για προσομοιώσει τη χωρητικότητα της κυτταρικής μεμβράνης
- Οι δύο μεταβλητές αντιστάσεις αναπαριστούν την τασο-εξαρτώμενη αγωγιμότητα των ιόντων Na^+ και K^+ που εξαρτάται από την τάση, ενώ η σταθερή αντίσταση απεικονίζει την διαρροή αγωγιμότητας που δεν εξαρτάται από την τάση.
- Οι τρεις πηγές αντιπροσωπεύουν το δυναμικό αντιστροφής για τις αντίστοιχες αντιστάσεις.
- Το μονοπάτι «stim» δηλώνει ένα εξωτερικά εφαρμοζόμενο ρεύμα.
- Το ρεύμα που διαρρέει το κύκλωμα χωρίζεται σε δύο επιμέρους ρεύματα: το ένα σχετίζεται με την χωρητικότητα της μεμβράνης και το άλλο με τη ροή των ιόντων στους τρεις μεμβρανικούς διαύλους.



Εικόνα 8. Ηλεκτρικό κύκλωμα που απεικονίζει τη βιοφυσική λειτουργία ενός τμήματος του νευρωνικού άξονα του καλαμαριού. Hodgkin & Huxley (1952).

Στον σύνδεσμο <http://myselph.de/hodgkinHuxley.html> μπορεί κανείς να αλλάξει τις παραμετρικές τιμές του μοντέλου και να παρατηρήσει σε πραγματικό χρόνο τις διαφορετικές τιμές της εξόδου.

2.3.2.2 Morris-Lecar

Το 1981 ο Cathy Morris και ο Harold Lecar πρότειναν ένα «μειωμένο» μοντέλο διέγερσης δύο διαστάσεων, το οποίο ονομάστηκε «Morris-Lecar». Βασίζεται στο πλαίσιο του μοντέλου Hodgkin-Huxley αλλά ενσωματώνει ένα χαμηλότερο υπερπολωμένο ρεύμα καλίου K^+ και ένα γρήγορα μη-ενεργοποιημένου ασβεστίου Ca^{2+} [19].

Ως δυναμικό σύστημα δύο διαστάσεων, γίνεται κατάλληλο για τη χρήση πλήρους αντοχής της γεωμετρικής φάσης και της διακλάδωσης. Ακόμα, οι παράμετροι που χρησιμοποιεί έχουν βιοφυσική ερμηνεία και μπορούν να περιγράψουν τις δύο κύριες κατηγορίες νευρικών ταλαντώσεων στις οποίες αναφέρθηκε ο Hodgkin το 1948, καθώς και σε άλλους τύπους συμπεριφοράς.

$$\begin{aligned}
 CV' = & -g_{Ca}M_{ss}(V)(V - V_{Ca}) \\
 & - g_KW(V - V_K) \\
 & - g_L(V - V_L) + I_{app}
 \end{aligned} \tag{6}$$

$$CV' = \frac{W_{ss}(V) - W}{T_W(V)} \tag{7}$$

Όπου V είναι το μεμβρανικό δυναμικό, W το δυναμικό ανάκτησης I_{app} το εφαρμοζόμενο ρεύμα ερεθίσματος. Οι τιμές g_{Ca} και g_K αντιπροσωπεύουν την αγωγιμότητες του ασβεστίου και του καλίου, αντίστοιχα. Οι συναρτήσεις πιθανότητας $M_{ss}(V)$ και $W_{ss}(V)$ χρησιμοποιούνται εξαιτίας της υπόθεσης πως τα κανάλια έχουν δύο πιθανές καταστάσεις, την ανοιχτή και την κλειστή, οι οποίες ακολουθούν την κατανομή Boltzmann [20].

$$M_{ss}(V) = \frac{1 + \tanh\left[\left(V - \frac{V_1}{V_2}\right)\right]}{2} \quad (8)$$

$$W_{ss}(V) = \frac{1 + \tanh[(V - V_3/V_4)]}{2} \quad (9)$$

Τέλος, η σταθερά του χρόνου για το κανάλι ηρεμίας K^+ εξαρτάται από τις μεταβολές της τάσης. Στην παρακάτω εξίσωση το T_0 αφορά τον χρόνο για την διαδικασία επαναφοράς και παρουσιάζει μεγάλο εύρος τιμών για τα διαφορετικά είδη κυττάρων.

$$T_W(V) = T_0 \operatorname{sech}\left[\frac{V - V_3}{2V_4}\right] \quad (10)$$

2.3.3 Βιολογικά εμπνευσμένα

2.3.3.1 Izhikevich (IZH)

Το μοντέλο του Izhikevich είναι ένα από τα πλέον δημοφιλέστερα στη διεθνή βιβλιογραφία των νευρομορφικών κυκλωμάτων, λόγω της πληθώρας των πλεονεκτημάτων που προσφέρει. Εκτενέστερη περιγραφή το μοντέλου γίνεται στο κεφάλαιο 4, όπου παρουσιάζονται με λεπτομέρειες οι εξισώσεις που χρησιμοποιεί και τα βασικά χαρακτηριστικά του.

2.3.3.2 FitzHugh-Nagumo (FHN)

Ένα από τα μοντέλα που εμπνέονται από τη βιολογική συμπεριφορά των νευρώνων είναι το μοντέλο FitzHugh-Nagumo το οποίο πήρε το όνομά του από τους εισηγητές του R. FitzHugh (1961) και J. Nagumo (1962). Αποτελεί μία απλούστερη εκδοχή του H-H μοντέλου και είναι πρότυπο διεγερτικών συστημάτων, όπως είναι ένας νευρώνας. Συχνά χρησιμοποιείται, λόγω της απλότητάς του, και σε άλλα πεδία της επιστήμης όπως φυσική, στη χημεία ή ως μοντέλο για ταλαντωτές χαλάρωσης ή διεγερτικά δυναμικά

Αποτελείται από δύο μη γραμμικές συνήθεις διαφορικές εξισώσεις· η μία αναπαριστά την γρήγορη αύξηση την τάσης της νευρωνικής μεμβράνης και η άλλη την αργή επαναφορά της απενεργοποίησης των καναλιών νατρίου και καλίου:

$$\dot{v} = v - \frac{v^3}{3} - w + I_{exc} \quad (11)$$

$$\dot{w} = a(bv - cw) \quad (12)$$

Όπου η μεταβλητή v είναι μεμβρανικό δυναμικό, η w είναι η μεταβλητή ηρεμίας και το I το ρεύμα του ερεθίσματος.

Για να γίνει το μοντέλο πιο ρεαλιστικό, είναι σκόπιμο να υπάρχει ένα μόνο σημείο επαναφοράς, το οποίο πρέπει να είναι κυρίως σταθερό, και να εμφανίζεται φαινόμενο κατωφλίωσης για μία παραμετρική αλλαγή που θα προσεγγίζει με τρέχουσα διέγερση [21].

2.3.3.3 Hindmarsh-Rose

Το 1982 παρουσιάστηκε από τον J. L. Hindmarsh και τον R. M. Rose ένα υπολογιστικά απλούστερο μοντέλο το οποίο επιδιώκει να προσομοιώσει τη συμπεριφορά των βιολογικών συστημάτων. Αρχικά, αποτελούνταν από δεύτερης τάξης συνήθεις διαφορικές εξισώσεις:

$$\dot{x} = y - ax^3 + bx^2 + I \quad (13)$$

$$\dot{y} = c - dx^2 - y \quad (14)$$

Όπου η μεταβλητή x απεικονίζει το μεμβρανικό δυναμικό, η y είναι μεταβλητή ανάκτησης και το I είναι το ρεύμα που εφαρμόζεται εξωτερικά. Οι τιμές a , b , c , d είναι θετικές σταθερές και συνήθως παίρνουν τιμές 1, 3, 1 και 5, αντίστοιχα.

Το 1984 προτάθηκε μία βελτίωση του μοντέλου η οποία αφορά την προσθήκη μία τρίτης διαφορικής εξίσωσης που αφορά την μεταβλητή της απόκρισης έξαρσης των παλμών. Επιπλέον, εισάχθηκαν η σταθερά x_1 που σχετίζεται με το δυναμικό ηρεμίας και οι θετικές σταθερές r και s . Γενικά, η παρακάτω εξίσωση υποδεικνύει την προσαρμογή του ρεύματος σε σχέση με τη σταθερά του χρόνου τ [22].

$$\dot{z} = r(s(x - x_1) - z) \quad (15)$$

Το παρόν μοντέλο μπορεί να αναπαράγει διαφορετικές συμπεριφορές νευρώνων χωρίς ωστόσο να επικεντρώνεται στη φυσική δραστηριότητά τους. Ο παρακάτω σύνδεσμος αφορά μία διαδικτυακή πλατφόρμα στην οποία γίνεται η προσομοίωση

του δικτύου Hindmarsh-Rose, δίνοντας στο χρήστη τη δυνατότητα να αλλάζει τις τιμές των παραμέτρων και να βλέπει τις τιμές εξόδου του μοντέλου.

<http://demonstrations.wolfram.com/HindmarshRoseNeuronModel/>

2.3.4 Integrate and Fire (I&F)

Πρόκειται για μία μεγάλη κατηγορία που εμπεριέχει ένα σύνολο μοντέλων τα οποία διαφέρουν σε πολυπλοκότητα. Γενικά, τα μοντέλα αυτής της κατηγορίας δεν είναι πολύ βιολογικά αληθοφανή αλλά είναι ικανά να παράξουν πολύπλοκες συμπεριφορές που φαίνονται χρήσιμες σε νευρωνικά συστήματα που βασίζονται στη στιγμιαία απόκριση ακίδας.

2.3.4.1 Integrate and Fire

Το πιο απλό μοντέλο της κατηγορίας προτάθηκε από τον Louis Lapicque το 1907, ο οποίος προσομοίωσε ένα νευρώνα χρησιμοποιώντας ένα ηλεκτρικό κύκλωμα που αποτελείται από έναν παράλληλο πυκνωτή και μία αντίσταση. Τα δύο αυτά στοιχεία περιγράφουν αντίστοιχα τη χωρητικότητα και διαρροή αντίστασης της κυτταρικής μεμβράνης. Προφανώς ένα τόσο απλό σύστημα δε θα ήταν ικανό να δημιουργήσει δυναμικά, αλλά ο Lapicque προέβλεψε τη παραγωγή δυναμικού ενέργειας και την αποφόρτιση του πυκνωτή, όταν υπάρχει κατώφλι [23].

Από την μαθηματική εξίσωση βάσει της οποίας περιγράφεται, προκύπτει πως το τρέχον επίπεδο του φορτίου του νευρώνα διατηρείται. Όταν εφαρμόζεται ένα ρεύμα εισόδου αυτό αυξάνεται έως ότου φτάσει ένα σταθερό κατώφλι V_{th} και τότε εφαρμόζεται συνάρτηση δέλτα και η τάση επαναφέρεται στο δυναμικό ηρεμίας. Μετά από την επαναφορά, το μοντέλο συνεχίζει εκ νέου να λειτουργεί. Η συχνότητα με την οποία το μοντέλο πυροδοτεί θα αυξηθεί γραμμικά με την αύξηση του ρεύματος εισόδου.

$$I(t) = C_m \frac{dV_m(t)}{dt} \quad (16)$$

2.3.4.2 Leaky Integrate and Fire

Το μοντέλο Leaky Integrate and Fire (LIF) είναι από τα πιο δημοφιλή της κατηγορίας. Πολλοί ερευνητές έχουν μελετήσει τις ιδιότητές του και έχουν προσπαθήσει να το τροποποιήσουν με σκοπό να πετύχουν καλύτερα αποτελέσματα. Ωστόσο, το βασικό LIF πρόκειται για ένα πολύ απλό και μικρών διαστάσεων μοντέλο. Χρησιμοποιώντας μικρό αριθμό ηλεκτρονικών στοιχείων, μπορεί να προσομοιώσει τη βιολογική συμπεριφορά νευρώνων [24]. Τα στοιχεία αυτά, η αντίσταση διαρροής και ο πυκνωτής, συνδέονται παράλληλα και αναπαριστούν τους νευρώνες του συστήματος. Η εξίσωση που το περιγράφει ακολουθεί το νόμο ρευμάτων Kirchhoff (για τη

διατήρηση φορτίων) και εμφανίζει γραμμική εξάρτηση της τάσης, όπως φαίνεται παρακάτω:

$$C \frac{dV}{dt} = -g_L(V - V_L) + I_{SynExc} + I_{SynInh} + I_{stim} \quad (17)$$

Στην παραπάνω εξίσωση, το V αναπαριστά το δυναμικό κατά μήκος της μεμβράνης, το C τη χωρητικότητα της μεμβράνης και τα V_L, g_L το δυναμικό και η αγωγιμότητα διαρροής, αντίστοιχα. Το διεγερτικό και το ανασταλτικό συναπτικό ρεύμα υποδηλώνεται με τα I_{SynExc} και I_{SynInh} ενώ το ρεύμα που προκύπτει από κάποιο εξωτερικό ερέθισμα με I_{stim} . Τα ρεύματα χρησιμοποιούνται ως ρεύματα εισόδου για να φορτιστεί ο πυκνωτής και να παραχθεί το επιθυμητό δυναμικό [25].

Για να λειτουργήσει σωστά το σύστημα, χρειάζεται μία αριθμητική τιμή κατωφλίου, έτσι ώστε, σε οποιοδήποτε ερέθισμα επιλέξουμε να χρησιμοποιείται μόνο η απαιτούμενη ελάχιστη τάση για την πυροδότηση ενός δυναμικού ενέργειας. Όταν το δυναμικό υπερβεί αυτή την τιμή, ο πυκνωτής αποφορτίζεται στο δυναμικό διαρροής με τη βοήθεια ενός τασο-ελεγχόμενου διακόπτη, ακριβώς όπως συμβαίνει στα βιολογικά συστήματα [24].

2.3.4.3 Εκθετικό Integrate and Fire με προσαρμογή

Ακόμη ένα μοντέλο αυτής της κατηγορίας είναι το Εκθετικό Integrate and Fire με προσαρμογή (Adaptive Exponential Integrate-and-Fire - AdEx), το οποίο παρουσιάστηκε το 2005 από τους R. Brette και W. Gerstner. Πρόκειται για ένα μοντέλο που μπορεί να αναπαράγει πολύπλοκα πρότυπα πυροδότησης που παρατηρούνται στους βιολογικούς νευρώνες, όπως spiking-frequency adaptation, bursting, regular spiking, fast spiking κ.α [26].

Από μαθηματικής πλευράς αποτελείται από δύο εξισώσεις και βασίζεται στα χαρακτηριστικά του Εκθετικού Integrate-and-Fire και των μαθηματικών εξισώσεων που πρότεινε ο Izhikevich στο μοντέλο του. Η πρώτη εκ των δύο εξισώσεων περιγράφει τα δυναμικά του μεμβρανικού δυναμικού και επιφέρει έναν όρο ενεργοποίησης που χαρακτηρίζεται από μία εκθετική εξάρτηση τάσης. Η τάσης συνδέεται άμεσα με τη δεύτερη εξίσωση του συστήματος η οποία περιγράφει την προσαρμογή. Τόσο η μεταβλητή της τάσης όσο και της προσαρμογής επαναφέρονται όταν ένα δυναμικό δράσης πυροδοτείται.

$$C \frac{dV}{dt} = -g_L(V - E_L) + g_L \Delta_T e^{\left(\frac{V - \Delta_T}{\Delta_T}\right)} - w + I \quad (18)$$

$$C \frac{dw}{dt} = a(V - E_L) - w \quad (19)$$

Όπου το V υποδηλώνει το μεμβρανικό δυναμικό, το w τη μεταβλητή προσαρμογής, το I το ρεύμα εισόδου, το g_L τη διαρροή αγωγιμότητας, το E_L το δυναμικό αναστροφής, το V_T την τιμή κατωφλίσωσης, το Δ_T τον συντελεστή κλίσης το τ_w την χρονική σταθερά προσαρμογής και τέλος η παράμετρος a την ζεύξη προσαρμογής [27].

2.3.4.4 Resonate and Fire

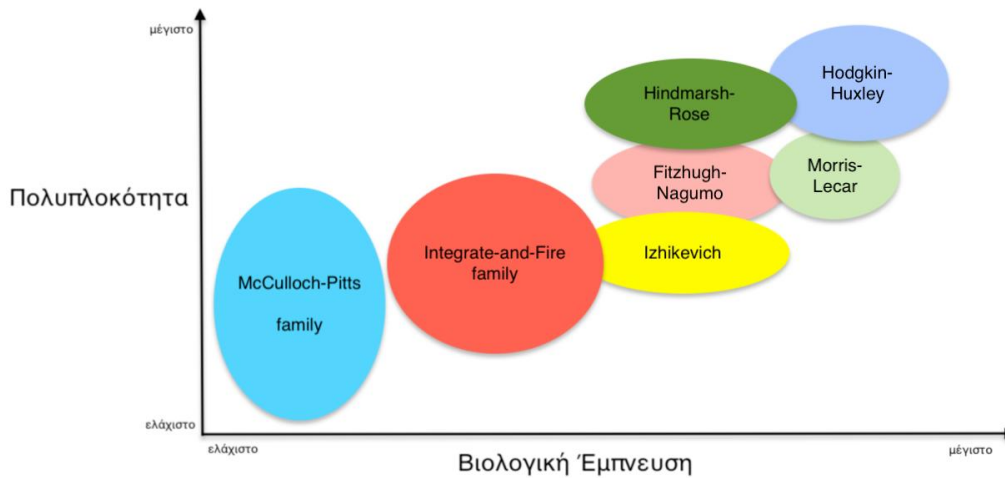
Αρκετοί ερευνητές ασχολήθηκαν με αυτόν τύπο μοντέλων όπως ο Izhikevich και ο T. Hishiki με τον H. Torikai [28]. Τα νευρωνικά μοντέλα Resonate-and-Fire είναι απλά spiking μοντέλα παρόμοια με τα Integrate and Fire με τη διαφορά πως η μεταβλητή κατάστασης είναι πιο περίπλοκη.

Μέσω του μοντέλου επιτυγχάνεται η υλοποίηση πολλών λειτουργιών ενός βιολογικού νευρώνα. Αποτελεί τον πιο απλό τρόπο για να αναπαραχθεί η εξασθενημένη ταλάντωση του μεμβρανικού δυναμικού. Πρόκειται για ένα μοντέλο το οποίο έχει καλή υπολογιστική απόδοση και είναι κατάλληλο για εφαρμογή σε πολύ μεγάλα δίκτυα νευρώνων.

Το μοντέλο δέχεται ένα ερέθισμα στην είσοδο και έτσι δημιουργούνται πολλές διαφορετικές σειρές αποκρίσεων ακίδων πυροδότησης. Οι εισερχόμενοι παλμοί μπορεί να λειτουργήσουν αθροιστικά ή να ακυρώσουν ο ένας τον άλλον, ανάλογα με τον αν η είσοδος συντονίζεται ή όχι [29].

$$\dot{z} = (b_i + i\omega_i)z_i + \sum_{j=1}^n c_{ij}\delta(t - t_j^*) \quad (20)$$

Στην **Σφάλμα!** Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε. παρουσιάζονται συνοπτικά οι κατηγορίες των νευρωνικών μοντέλων ενώ απεικονίζεται η σχέση μεταξύ πολυπλοκότητας και βιολογικής έμπνευσης για κάθε ένα από αυτά. Παρατηρούμε πως το μοντέλο Hodgkin-Huxley είναι το περισσότερο βιολογικά εμπνευσμένο αλλά έχει τη μεγαλύτερη πολυπλοκότητα. Αντίθετα η κατηγορία των μοντέλων McCulloch-Pitts παρουσιάζει τη χαμηλότερη πολυπλοκότητα αλλά ταυτόχρονα την ελάχιστη βιολογική έμπνευση. Την καλύτερη αναλογία πολυπλοκότητας και βιολογικής έμπνευσης φαίνεται να έχει το μοντέλο του Izhikevich.



Εικόνα 9. Σύγκριση των μοντέλων βάσει πολυπλοκότητας και βιολογικής έμπνευσης

2.4 Κατηγορίες Συναπτικών Μοντέλων

Όπως αναφέρθηκε σε προηγούμενη ενότητα (βλ. 2.2), οι συνάψεις είναι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων και επηρεάζονται από τα δυναμικά των μεμβρανών των τριών διαμερισμάτων που απαρτίζουν τον κάθε νευρώνα. Οι νευρωνικές συνάψεις είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο είναι εξίσου σημαντικό στην επεξεργασία της πληροφορίας τόσο στα βιολογικά όσο και στα νευρομορφικά συστήματα [2]. Έχουν υλοποιηθεί ποικίλα κυκλώματα που αναπαριστούν τεχνητές συνάψεις, τα οποία σε μικρό ή μεγάλο βαθμό προσεγγίζουν το μοντέλο μίας βιολογικής σύναψης. Ένα συναπτικό μοντέλο σε ένα νευρομορφικό κύκλωμα προσομοιώνει αυτά τα δυναμικά που προκύπτουν από τις αλληλεπιδράσεις των νευρώνων [30]. Το συναπτικό μοντέλο που θα χρησιμοποιηθεί θα πρέπει να επιλεγεί πολύ προσεκτικά λαμβάνοντας υπόψη την ταχύτητα των υπολογισμών και την κατανάλωση ενέργειας.

Στη βιβλιογραφία των νευρομορφικών κυκλωμάτων εμφανίζονται δύο κύριες κατηγορίες τέτοιων μοντέλων, οι υλοποιήσεις βιολογικά-εμπνευσμένων συνάψεων και οι υλοποιήσεις συνάψεων για τα κλασικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

2.4.1 Υλοποιήσεις Βιολογικά-Εμπνευσμένων Συνάψεων

Η κατηγορία αυτή είναι αρκετά διαδεδομένη και χρησιμοποιείται ευρέως στη διεθνή βιβλιογραφία. Επιδιώκει να προσομοιώσει στοιχεία (πχ, ιονικούς διαύλους, νευροδιαβιβαστικές αλληλεπιδράσεις) και τεχνικές (πχ, πλαστικότητα στη μάθηση, κεντρική γεννήτρια μοτίβων) που χρησιμοποιούν τα βιολογικά συστήματα. Η ενσωμάτωση αυτών των χαρακτηριστικών στο τεχνητό μοντέλο, δημιουργεί ένα αρκετά πολύπλοκο κύκλωμα, το οποίο, όμως, προσομοιώνει με μεγαλύτερη ακρίβεια ένα βιολογικό νευρωνικό κύκλωμα.

Επιπλέον, με τη βοήθεια πρόσφατων μελετών της συνθετικής βιολογίας, έχει αποκαλυφθεί μία έμφυτη μονάδα ελέγχου συμπεριφοράς, την Κεντρική Γεννήτρια Μοτίβων (**C**entral **P**attern **G**enerator-CPG) των ζώων που υπάρχει στα κεντρικά γάγγλια ή τον νωτιαίο μυελό. Πρόκειται για βιολογικά αυτοτελή κυκλώματα τα οποία μπορούν να εξάγουν επαναλαμβανόμενα μοτίβα κινητικής συμπεριφοράς χωρίς να υπάρχει απαραίτητα κάποια ρυθμική είσοδος ή ανάδραση από οποιαδήποτε νευρωνική δραστηριότητα [31]. Τα παραγόμενα μοτίβα κίνησης αποτελούνται από ρυθμικές εκρήξεις δυναμικών δράσης που δημιουργούνται είτε από ένα σύνολο νευρώνων είτε από ενδογενή πυροδότηση ενός μόνο νευρώνα. Σχετίζονται με πολλές ρυθμικές κινητικές συμπεριφορές όπως το περπάτημα, το μάσημα, η αναπνοή κ.α.

Πολλοί ερευνητές έχουν προτιμήσει να υλοποιήσουν νευρομορφικά κυκλώματα χρησιμοποιώντας αυτού του είδους τις συνάψεις. Ενδεικτικά αναφέρεται η έρευνα των Λαζαρίδη, Δρακάκη, Baeahona [5] οι οποίοι παρουσιάζουν έναν ηλεκτρονικό νευρώνα έχοντας ως πρότυπο το μοντέλο Hindmarsh-Rose και υλοποίησαν ένα πρώτης τάξης χημικό μοντέλο σύναψης. Επιπλέον, βασίζόμενοι έρευνες σχετικά με την Κεντρική Γεννήτρια Μοτίβων, πραγματοποίησαν κάποια πειράματα. Τα πειράματα αυτά είχαν ως στόχο να μιμηθούν αυτό το πρότυπο με χρήση ψηφιακών μικροεπεξεργαστών μετατροπών από αναλογικό σε ψηφιακό και το αντίστροφο (**A**nalog-**t**o-**D**igital και **D**igital-**t**o-**A**nalog). Άλλη μία ομάδα ερευνητών που προσπάθησε να σχεδιάσει ένα νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας τη δράση των νευροδιαβιβαστών και των ιοντικών διαύλων είναι A. K Friesz, A. C. Parker, C. Zhou και συν. [32]. Πρότειναν ένα συναπτικό μοντέλο που αποτελείται από κυκλώματα με τρανζίστορ άνθρακα το οποίο προσομοιώνει την δράση των παραπάνω στοιχείων.

2.4.2 Υλοποιήσεις Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Σ' αυτήν την κατηγορία ανήκουν τα δίκτυα πρόσθιας διάδοσης πολλαπλών στρωμάτων (feed-forward multi-layer networks), τα δίκτυα "winner-take-all" και τα δίκτυα συνέλιξης (convolution networks) που θα αναφερθούν εκτενέστερα σε επόμενη ενότητα.

Τα νευρωνικά δίκτυα «winner-take-all» βασίζονται στην ομώνυμη αρχή υπολογισμού σύμφωνα με την οποία σε κάθε στρώμα οι νευρώνες ανταγωνίζονται για ποιος θα παραμείνει ενεργός. Συνήθως, μόνο ο νευρώνας με τη μεγαλύτερη τιμή ενεργοποίησης δίνει σήμα εξόδου ενώ οι υπόλοιποι είναι ανενεργοί [33]. Τέτοια δίκτυα βρίσκουν συχνά εφαρμογή σε υπολογιστικά μοντέλα εγκεφάλου και ειδικότερα σε μοντέλα που μελετούν τους μηχανισμούς της προσοχής των ατόμων [34].

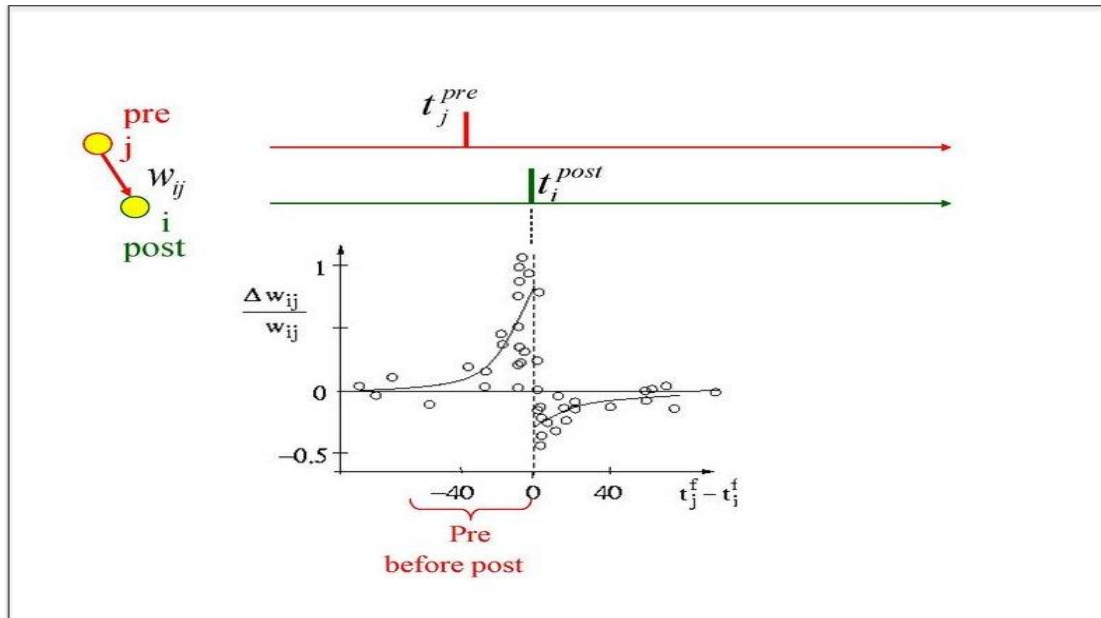
Όπως στην προηγούμενη ομάδα των βιολογικά εμπνευσμένων συνάψεων υπάρχουν κάποιοι κανόνες σύμφωνα με τους οποίους γίνεται η μάθηση, αντίστοιχα υπάρχουν

κανόνες που αφορούν τη μάθηση στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Οι συνηθέστεροι κανόνες περιλαμβάνουν τη μάθηση Hebbian, τον μηχανισμό STDP και το ελάχιστο μέσο τετράγωνο.

Ο κανόνας εκμάθησης Hebbian εισάχθηκε από τον D. Hebb το 1949 από και πρόκειται για ένα θεωρητικό τύπο μοντέλου ενεργοποίησης κυττάρων σε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που αξιολογεί την έννοια της «συναπτικής πλαστικότητας» ή τη δυναμική ενίσχυση/εξασθένηση των συνάψεων με την πάροδο του χρόνου σύμφωνα με τους συντελεστές εισόδου [35]. Με άλλα λόγια, προσδιορίζει πόσο το βάρος της σύνδεσης μεταξύ δύο μονάδων πρέπει να αυξηθεί ή να μειωθεί ανάλογα με τον τρόπο ενεργοποίησης των δύο νευρώνων (προ-συναπτικού και μετα-συναπτικού): εάν οι δύο νευρώνες ενεργοποιηθούν ταυτόχρονα τότε το συναπτικό βάρος θα αυξηθεί, αντίστοιχα αν ενεργοποιηθούν σε διαφορετικό χρόνο το συναπτικό τους βάρος θα μειωθεί. Συγκεκριμένα, ο Hebb τονίζει πως η σύναψη μεταξύ των δύο νευρώνων θα «δυναμώσει», εάν ο προ-συναπτικός νευρώνας «παίρνει μέρος επαναλαμβανόμενα ή επίμονα στην πυροδότηση του μετά-συναπτικού νευρώνα», μία πρόταση που συνοψίζεται στη γνωστή φράση «οι νευρώνες που πυροδοτούν μαζί, συνδέονται» που χρησιμοποιήθηκε από τον S. Löwel [36]. Παρόλα αυτά, ο κανόνας του Hebb αφήνει δύο σημαντικά ζητήματα απροσδιόριστα: τον κανόνα σύμφωνα με τον οποίο το συναπτικό βάρος υφίσταται μείωση και το ακριβές χρονικό διάστημα βάσει του οποίου η συναπτική δραστηριότητα των δύο νευρώνων θα συνεισφέρει στην αύξηση του συναπτικού βάρους.

Τις δύο αυτές παραμέτρους εξηγεί ο μηχανισμός STDP (**S**pike-**T**ime-**D**ependent **P**lasticity), ο οποίος προέκυψε από τις μελέτες των H. Markam και B. Sarkannn [37]. Ο μηχανισμός αυτός υποστηρίζει πως η χρονική σειρά των δυναμικών που προέρχονται από τον προ-συναπτικό και τον μετά-συναπτικό νευρώνα είναι αυτή που καθορίζει το είδος της πλαστικότητας: εάν αυτή θα βρεθεί σε ύφεση ή θα ενδυναμωθεί. Μ αυτόν τον τρόπο, οι νευρώνες «αποφασίζουν» με ποιον θα συνδεθούν και με ποιον όχι δημιουργώντας έτσι ένα ολοκληρωμένο νευρικό δίκτυο. Σε όλη αυτήν την διαδικασία, παίρνουν μέρος δύο βασικά στοιχεία: η μακροπρόθεσμη ενδυνάμωση (**L**ong-**T**erm **P**otentiation-**L**TP) και η μακροπρόθεσμη ύφεση (**L**ong-**T**erm **D**epression-**L**TD). Το πρώτο αναφέρεται στα προ-συναπτικά δυναμικά που πυροδοτούνται πριν τα μετά-συναπτικά ενώ το δεύτερο αφορά στα μετά-συναπτικά δυναμικά που ενεργοποιούνται πριν τα προ-συναπτικά. Επιπλέον, ο STDP δέχεται ως παράμετρο και το ενδιάμεσο χρονικό διάστημα μεταξύ των δύο δυναμικών (**I**nterspike **I**nterval- **ISI**), το οποίο ορίζεται ως θετικό στην περίπτωση της LTP και ως αρνητικό στην LTD. Συγκεκριμένα, ο τρόπος με τον οποίο συνδέεται το ISI με την ενδυνάμωση ή την ύφεση είναι η διάρκεια του χρονικού διαστήματος: ένα μεγάλο θετικό ISI θα παράξει μικρή ή καθόλου αλλαγή στην ενδυνάμωση, ομοίως ένα μικρό αρνητικό ISI στην LTD [38]. Έτσι, λαμβάνοντας υπόψη όλα τα παραπάνω στοιχεία δημιουργεί μία συνάρτηση, την συνάρτηση STDP, η οποία υπολογίζει τη μεταβολή του συναπτικού βάρους συναρτήσει του ISI, όπως φαίνεται στην Εικόνα

10. Είναι σκόπιμο να σημειωθεί πως διαφορετικά είδη συνάψεων μπορεί να έχουν διαφορετικές μορφές συναρτήσεων STDP, παρόλ' αυτά παραμένει εξαιρετικά δημοφιλής καθώς πιστεύεται πως είναι βιολογικά αληθοφανής.



Εικόνα 10. Συνάρτηση STDP: αλλαγή του συναπτικού βάρους σε συνάρτηση του σχετικού χρονισμού των προ- και μετά-συναπτικών δυναμικών μετά από 60 ζεύγη δυναμικών ενέργειας. Σχηματική αναπαράσταση βάσει των στοιχείων που παρουσίασαν οι Bi και Poo

Τέλος, ένα ακόμα χαρακτηριστικό παράδειγμα επιβλεπόμενης μάθησης είναι ο κανόνας του ελάχιστου τετραγώνου. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, τα βάρη προσαρμόζονται με βάση το σήμα εισόδου και λαμβάνουν υπόψη και το σφάλμα μεταξύ της πραγματικής απόκρισης του συστήματος και του επιθυμητού σήματος εξόδου [39]. Ο αλγόριθμος αυτός είναι ένα είδος φίλτρου της μηχανικής μάθησης το οποίο βοηθά στην επεξεργασία σημάτων με διάφορους τρόπους. Χρησιμοποιεί μία τεχνική που ονομάζεται «μέθοδος απότομης καθόδου» και υπολογίζει συνεχόμενα τα αποτελέσματα βάσει των ενημερωμένων βαρών που προκύπτουν. Τέλος, ο κανόνας αυτός εξάγει συγκεκριμένες καμπύλες μάθησης που χρησιμεύουν στη θεωρία της μηχανικής μάθησης [40].

2.5 Δίκτυα Μοντέλων

Ένα βασικό χαρακτηριστικό των νευρωνικών μοντέλων που πρέπει ληφθεί υπόψη για την υλοποίηση η αλληλεπίδραση μεταξύ των νευρώνων και των συνάψεων. Αυτή η σύνδεση καθορίζεται από το μοντέλο δικτύου που θα επιλεγεί για την εκάστοτε υλοποίηση. Στις περισσότερες περιπτώσεις τα δίκτυα αυτά βασίζονται σε μαθηματικούς τύπους και σε ένα σύνολο από παραμέτρους έτσι ώστε να παραχθεί η κατάλληλη έξοδος [2].

Υπάρχουν πολλά είδη δικτύων τεχνητών νευρώνων τα οποία ποικίλουν ανάλογα με την εφαρμογή στην οποία θα χρησιμοποιηθούν. Οι κύριοι παράγοντες βάσει των οποίων θα αποφασίσουμε ποιο δίκτυο είναι καταλληλότερο είναι η τοπολογία του και η πολυπλοκότητα του υλοποιημένου νευρώνα και του συνοπτικού μοντέλου.

Με τον όρο «τοπολογία» αναφερόμαστε στον τρόπο με τον οποίον οι νευρώνες του δικτύου είναι συνδεδεμένοι και έτσι σχηματίζουν το δίκτυο. Η τοπολογία του δικτύου παίζει σημαντικό ρόλο στη λειτουργικότητα και την απόδοσή του [41].

Στις παρακάτω υποενότητες θα αναλυθούν εκτενέστερα οι κύριες κατηγορίες συναπτικών μοντέλων.

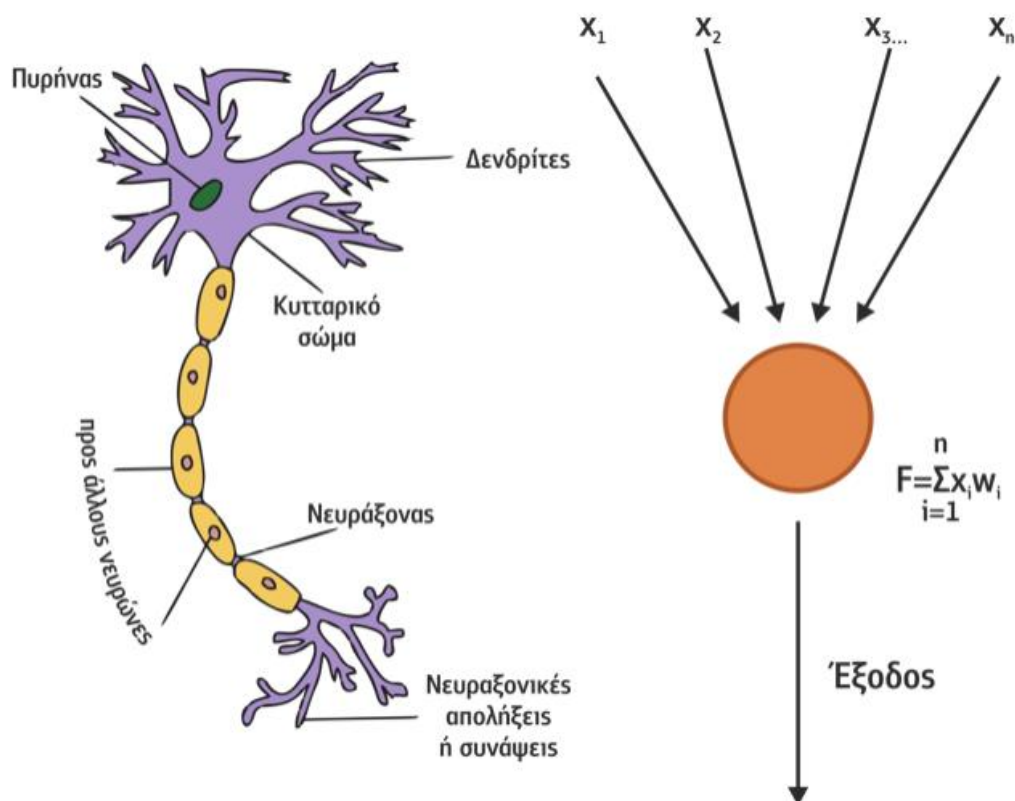
2.5.1 Νευρωνικά Δίκτυα πρόσθιας διάδοσης

Οι υλοποιήσεις που βασίζονται στα δίκτυα πρόσθιας διάδοσης είναι ιδιαίτερα δημοφιλείς μεταξύ των επιστημόνων του κλάδου. Ένα τέτοιο δίκτυο ορίζει μία χαρτογράφηση $y=f(x;\theta)$ και μαθαίνει τη τιμή των παραμέτρων θ που έχουν ως αποτέλεσμα την καλύτερη προσέγγιση της συνάρτησης f .

Ονομάστηκαν έτσι εξαιτίας της ροής που ακολουθεί η πληροφορία εντός του δικτύου. Τα δεδομένα μεταφέρονται μέσω της συνάρτησης καθώς το x χρησιμοποιείται για να υπολογιστούν τα ενδιάμεσα κρυφά στάδια βάσει των οποίων τελικά παράγεται η έξοδος y . Με άλλα λόγια, Ο όρος «πρόσθια διάδοση» περιγράφει την ιδιότητα των νευρωνικών συνδέσεων να μεταφέρουν την πληροφορία από τα πρώτα. Σ' αυτήν την κατηγορία δικτύων δεν υπάρχουν συνδέσεις ανατροφοδότησης μεταξύ των κόμβων. Όταν εμφανιστεί μία τέτοια σύνδεση, τότε το μοντέλο επεκτείνεται και καλείται Επαναλαμβανόμενο Νευρωνικό Δίκτυο, κατηγορία που θα μελετήσουμε σε παρακάτω υποενότητα. Οι συνηθέστερες συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούν τα δίκτυα αυτής της ομάδας είναι σιγμοειδής, η μη-πολυωνυμική και η υπερβολική εφαπτομένη [42].

Στα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας διάδοσης ανήκουν και δίκτυα όπως το αντίληπτρο (perceptron), τα δίκτυα πρόσθιας διάδοσης πολλαπλών στρωμάτων, καθώς και τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα. Το perceptron είναι ένα είδος αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ένας δυαδικός ταξινομητής που χρησιμοποιείται για να καθορίσει εάν μία είσοδος ανήκει σε μία κλάση ή όχι. Τα δίκτυα πρόσθιας διάδοσης πολλαπλών στρωμάτων αποτελούνται από νευρώνες που είναι διατεταγμένοι σε στρώματα. Το πρώτο και το τελευταίο στρώμα ονομάζονται στρώμα εισόδου και εξόδου, αντίστοιχα. Τα ενδιάμεσα στρώματα χαρακτηρίζονται ως κρυφά στρώματα. Έτσι, το αποτέλεσμα εξάγεται από το στρώμα εξόδου με τη βοήθεια της συνάρτησης ενεργοποίησης που έχει επιλεγεί [43]. Τέλος, τα πιθανοτικά νευρωνικά δίκτυα που ονομάζονται και Μπεϋζιανά, σχετίζονται με τον κανόνα που εισήγαγε ο Βρετανός

μαθηματικός Reverend Thomas Bayes (1702-1761). Τα δίκτυα αυτά ικανά να αναπαραστήσουν στοιχεία στον τομέα την γνώσης δείχνοντας την αλληλεξάρτηση μεταξύ διαφορετικών μεταβλητών συστημάτων.

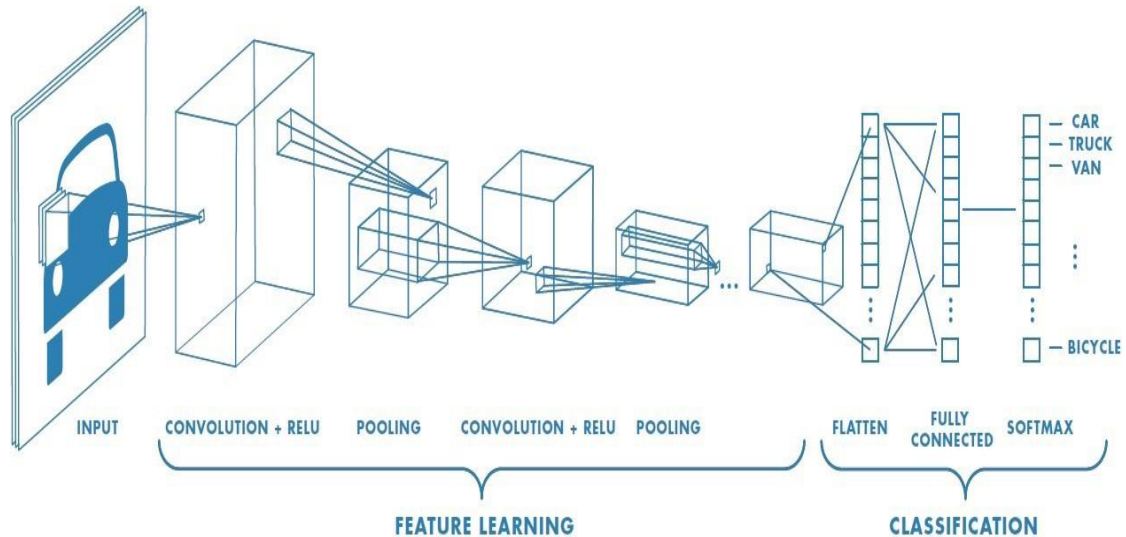


Εικόνα 11. Ο βιολογικός νευρώνας και ο απλούστερος τεχνητός (perceptron)

2.5.2 Συνελιξιακά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα συνελιξιακά νευρωνικά δίκτυα είναι βιολογικά εμπνευσμένες ιεραρχικές δομές που χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές αναγνώρισης οπτικών προτύπων. Αποτελούνται από πολλαπλά στρώματα συνέλιξης τα οποία συγκεντρώνονται ή συνδέονται πλήρως. Καθένα από αυτά τα στρώματα σε ένα τέτοιο δίκτυο οργανώνεται σε τρεις διαστάσεις: ύψος, βάθος και πλάτος. Οι νευρώνες αυτών των στρωμάτων οργανώνονται σε χάρτες χαρακτηριστικών, δηλαδή σε μία άκρως αφηρημένη αναπαράσταση [44]. Κάθε νευρώνας λαμβάνει κάποια σήματα εισόδου και υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο. Βασίζονται στην εμπρόσθια διάδοση και χρησιμοποιούν τελεστές συνέλιξης στην είσοδο που δέχονται περνώντας, έτσι, την έξοδο στο επόμενο στρώμα. Το τελευταίο στρώμα, το στρώμα εξόδου, είναι πλήρως συνδεδεμένο και αναπαριστά τις ζητούμενες προβλέψεις [45]. Τέτοια δίκτυα χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση εικόνων και την αναγνώριση αντικειμένων. Η παραχθείσα έξοδος μπορεί να είναι κατώφλι ή σιγμοειδής συνάρτηση των βαρυτικών

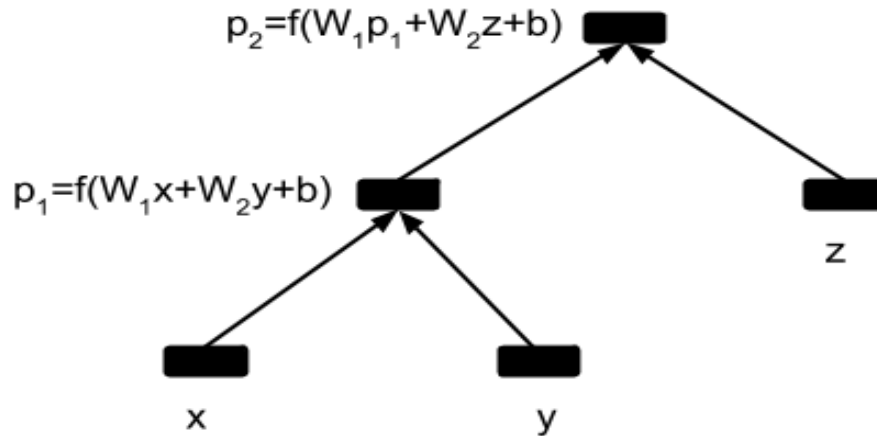
αθροισμάτων της εκάστοτε εισόδου. Στην συνέχεια, ένας πλήρως συνδεδεμένος κατηγοριοποιητής θα ταξινομήσει τα υπό-μελέτη αντικείμενα ως συνδυασμό των εξαχθέντων αποτελεσμάτων των προηγούμενων στρωμάτων συνέλιξης.



Εικόνα 12. Σχηματική απεικόνιση ενός συνελιξιακού δικτύου αποτελούμενο από δύο επιμέρους μέρη: την μάθηση χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση τους.

2.5.3 Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα

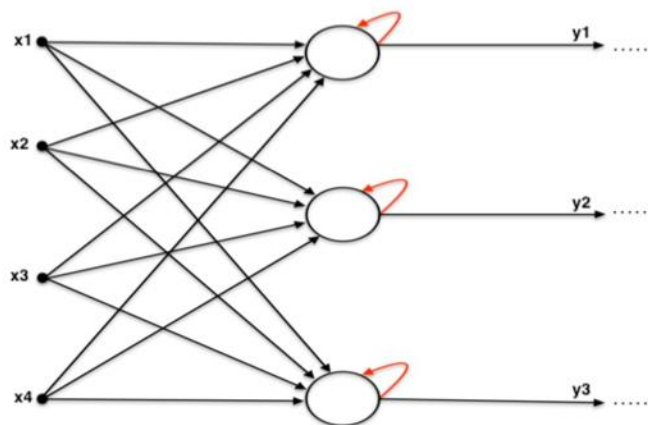
Μία βασική κατηγορία των εις βάθος νευρωνικών δικτύων (deep neural networks) είναι τα αναδρομικά δίκτυα, τα οποία σχηματίζουν ιεραρχική δομή δένδρου. Εφαρμόζουν αναδρομικά το ίδιο σύνολο βαρών σε μία δομημένη είσοδο με σκοπό να παράξουν μία δομημένη πρόβλεψη διαπερνώντας τη δοθείσα δομή με τοπολογική σειρά. Με άλλα λόγια, τόσο τα βάρη που χρησιμοποιούνται σε κάθε κόμβο κλάδου όσο και τα βάρη που εφαρμόζονται σε κάθε κόμβο φύλλου συσχετίζονται μεταξύ τους και δημιουργούν μία ιεραρχημένη δομή δένδρου. Ωστόσο, παρουσιάζουν δυσκολίες στην εκπαίδευση καθώς η δομή του δένδρου κάθε δείγματος που εισάγεται ως είσοδος πρέπει να είναι γνωστή στη διάρκεια της εκπαίδευσης και χρειάζεται να αλλάζει σε κάθε δείγμα εκπαίδευσης [46].



Εικόνα 13. Αναδρομικό Νευρωνικό Δίκτυο

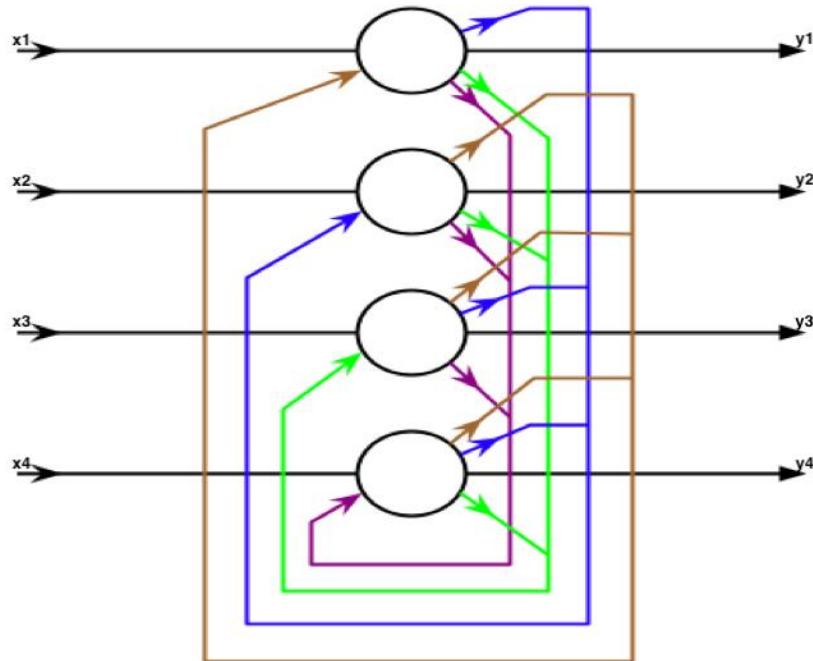
2.5.4 Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα

Μία παραλλαγή των αναδρομικών νευρωνικών δικτύων αποτελούν τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα. Σ' αυτά, οι συνδέσεις που σχηματίζονται μεταξύ των νευρώνων δημιουργούν κατευθυνόμενους κύκλους. Έτσι, για να παραχθεί το αποτέλεσμα απαιτείται τόσο η τρέχουσα τιμή εισόδου όσο και αυτή που προέκυψε από την προηγούμενη κατάσταση του νευρώνα [47]. Επομένως, τα δίκτυα αυτά παίρνουν ως είσοδο δύο διανύσματα. Η τιμή εξόδου εξαρτάται όχι μόνο από τα βάρη που ανατίθενται στους νευρώνες-κόμβους κατά τη διαδικασία της μάθησης αλλά και από το διάνυσμα καταστάσεων που προκύπτει από τα ενδιάμεσα, κρυφά, στάδια που περιέχουν τις τιμές των προηγούμενων εισόδων/εξόδων του συστήματος. Λόγω του ενδιάμεσου αυτού διανύσματος συχνά λέγεται πως τα επαναλαμβανόμενα νευρωνικά δίκτυα έχουν μνήμη αφού χρησιμοποιούν δεδομένα από τα προηγούμενα βήματα [48].



Εικόνα 14. Τυπικό παράδειγμα επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου

Τα δίκτυα και αυτής της κατηγορίας παρουσιάζουν κάποιες υποκατηγορίες ανάλογα με την τοπολογία στην οποία βασίζονται. Το πιο σύνηθες είναι το πλήρως επαναλαμβανόμενο δίκτυο, το οποίο αναπτύχθηκε στη δεκαετία του 1980. Σ' αυτό κάθε νευρώνας-κόμβος συνδέεται κατευθυνόμενα με κάθε άλλο νευρώνα-κόμβο του δικτύου. Επιπλέον, το Echo State δίκτυο αποτελείται από κόμβους που συνδέονται μεταξύ τους αραδιά με τυχαίο τρόπο στο κρυφό στρώμα. Τέλος, το δίκτυο Hopfield παρόλο που δεν είναι ένα τυπικό επαναλαμβανόμενο νευρωνικό δίκτυο εμφανίζει επαναλαμβανόμενες συνδέσεις που είναι συμμετρικές [49].



Εικόνα 15. Αρχιτεκτονική Δικτύου Hopfield

3 Νευρομορφικά Κυκλώματα σε αναδιατασσόμενη τεχνολογία

3.1 Εισαγωγή

Πολύ συχνά στη διεθνή βιβλιογραφία έχουν προταθεί υλοποιήσεις νευρομορφικών κυκλωμάτων βασισμένες στην αναδιατασσόμενη λογική. Πρόκειται για μία αρχιτεκτονική που συνδυάζει την ελαστικότητα του υλικού με την υψηλή απόδοση του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Η επεξεργασία των δεδομένων του συστήματος διενεργείται από ευέλικτες δομές, όπως πλακέτες ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA, που επιτρέπουν ταχύτατους υπολογισμούς. Η κύρια διαφορά με τους κλασικούς μικροεπεξεργαστές είναι η δυνατότητα που έχουν να κάνουν ουσιώδεις αλλαγές τόσο στο ίδιο το μονοπάτι όσο και στον έλεγχο ροής. Επιπλέον, διαφοροποιούνται από τα ολοκληρωμένα κυκλώματα ειδικών εφαρμογών (ASIC - Application-Specific Integrated Circuits) καθώς αυτά παρόλο που είναι υπολογιστικά γρηγορότερα, καταλαμβάνουν μικρότερη επιφάνεια και καταναλώνουν λιγότερη ενέργεια, είναι ακριβότερα στη σχεδίαση και την παραγωγή.

Η αναδιατασσόμενη λογική κερδίζει ολοένα και περισσότερο το έδαφος στην κατασκευή κυκλωμάτων καθώς παρουσιάζει πληθώρα πλεονεκτημάτων. Η δυνατότητα που παρέχει στον σχεδιαστή να τροποποιεί τόσο το υλικό όσο και το λογισμικό ανάλογα με τις διαφορετικές απαιτήσεις και τα χαρακτηριστικά των εφαρμογών αυξάνει την υπολογιστική ισχύ του συστήματος. Εκτός από την προσαρμοστικότητα και τις υψηλές αποδόσεις των συστημάτων που βασίζονται στην αναδιατασσόμενη λογική, άλλα γνωρίσματά της είναι το χαμηλό κόστος και η εύκολη διαθεσιμότητα λόγω της μαζικής παραγωγής και η αξιοπιστία [50].

3.2 Υλοποιήσεις Νευρομορφικών Κυκλωμάτων σε Υλικό (Hardware)

Στην παρούσα υποενότητα θα γίνει αναφορά στις κύριες κατηγορίες των υλοποιήσεων σε υλικό που έχουν παρατηρηθεί στη διεθνή βιβλιογραφία. Παρόλο που έχουν προταθεί διαφορετικές ταξινομήσεις των νευρομορφικών κυκλωμάτων, όπως προκύπτει από τη μελέτη που διεξήγαγε ο N. Izeboudjen το 2014 [51], οι περισσότεροι ερευνητές (Ferrucci, Heemskerk, Schoenauer, Draghic, Kakkar, Merchant, Izeboudjen) τα διαχωρίζουν σε τρεις κατηγορίες: υλοποίηση σε ψηφιακές, αναλογικές και υβριδικές (συνδυασμός αναλογικών και ψηφιακών) πλατφόρμες.

Προτού παρουσιαστούν οι επιμέρους κατηγορίες κρίνεται σκόπιμο να γίνει αναφορά στα χαρακτηριστικά των αναλογικών και ψηφιακών συστημάτων. Τα πρώτα

προσφέρουν ένα πλεονέκτημα όσον αφορά τους υπολογισμούς αφού χρησιμοποιούν συνεχείς τιμές για τη δημιουργία νευρομορφικών συστημάτων, όπως για παράδειγμα ο βιολογικός εγκέφαλος, και όχι διακριτές. Από την άλλη, τα ψηφιακά συστήματα βασίζονται στην λογική του Boole και εκτελούν τους υπολογισμούς με τη βοήθεια των λογικών πυλών Boole. Ακόμα, τα αναλογικά είναι συνήθως ασύγχρονα ή οδηγούμενα από συμβάντα (event-driven) συστήματα, ενώ τα ψηφιακά είναι σύγχρονα είτε βασισμένα σε ρολόι (clock-based). Τέλος, ο θόρυβος που εμπεριέχεται στα αναλογικά συστήματα είναι σαφώς μεγαλύτερος από ότι στα ψηφιακά, γεγονός που προσδίδει μία σχετική υπεροχή στα δεύτερα [2].

Μία ακόμα κατηγοριοποίηση γίνεται με βάση το υλικό που χρησιμοποιούν. Συγκεκριμένα, για την δημιουργία κάποιων νευρομορφικών συστημάτων έχουν χρησιμοποιηθεί κυκλώματα ειδικής εφαρμογής, ενώ για κάποια άλλα συστήματα πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA. Για τις δεύτερες, γίνεται διεξοδική αναφορά στο κεφάλαιο **Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε.** Τα ολοκληρωμένα κυκλώματα ειδικής εφαρμογής (ASIC), όπως δηλώνει και το όνομά τους, είναι ένα είδος ολοκληρωμένων κυκλωμάτων που έχουν σχεδιαστεί για μία συγκεκριμένη εφαρμογή. Στην ανάπτυξη των ASIC συνήθως παίρνουν μέρος και τα πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκληρωμένα κυκλώματα (VLSI). Από τα βασικά πλεονεκτήματα που παρέχουν στους χρήστες τους είναι η ταχύτητα καθώς έχουν κατασκευαστεί για έναν και μόνο σκοπό. Συχνά, υπερτερούν έναντι της επαναπρογραμματιζόμενης λογικής σε μέγεθος και κατανάλωση ισχύος. Παρόλα αυτά, όμως, είναι αρκετά ακριβά τόσο στη σχεδίαση όσο και στην παραγωγή τους [52]. Τόσο οι υλοποιήσεις που βασίζονται σε τεχνολογία ASIC όσο και αυτές της FPGA τεχνολογίας μπορούν να χρησιμοποιούν αναλογική ή ψηφιακή τεχνολογία.

3.2.1 Αναλογικές Υλοποιήσεις

Οι αναλογικές υλοποιήσεις είναι εφικτό να χωριστούν περαιτέρω σε δύο ομάδες, αυτές που χρησιμοποιούν επιτόπια προγραμματιζόμενη αναλογική διάταξη (**Field Programmable Analog Array-FPAA**) και αυτές που βασίζονται σε προσαρμοσμένες συσκευές με τις τελευταίες να εμφανίζονται πιο συχνά στη βιβλιογραφία.

Τα νευρομορφικά συστήματα που βασίζονται σε αναλογικά ASIC έχουν σχεδιαστεί για να επιτελούν συγκεκριμένες λειτουργίες. Γι' αυτόν το λόγο διαθέτουν στοιχεία που τους επιτρέπουν να κάνουν όλους τους απαραίτητους υπολογισμούς γρήγορα και με το δυνατόν λιγότερη κατανάλωση ενέργειας. Διαφορετικές υλοποιήσεις που χρησιμοποιούν αναλογικά VLSI έχουν προταθεί στη διεθνή βιβλιογραφία, οι οποίες προσπαθούν να αντιμετωπίσουν με τον βέλτιστο τρόπο τους περιορισμούς και τα προβλήματα που προκύπτουν. Μία από τις προκλήσεις που καλούνται να αντιμετωπίσουν οι ερευνητές είναι η επίτευξη ρεαλιστικών χρονικών σταθερών όμοιες με αυτές των βιολογικών συστημάτων. Είναι απαραίτητο, για να είναι

βιολογικά αληθοφανές το μοντέλο οι επεξεργασίες των σημάτων να γίνεται σε πραγματικό χρόνο, όπως ακριβώς συμβαίνει και στον ανθρώπινο εγκέφαλο [53]. Συχνά, δημιουργούνται αναλογικά VLSI τα οποία, όμως, είτε αποτελούν εξαιρετικά ογκώδεις και ακριβές λύσεις είτε έχουν χρόνους επεξεργασίας που δεν είναι βιολογικά εύλογοι.

Από την άλλη, οι πλακέτες ανάπτυξης τεχνολογίας FPAAs αποτελούν μία πολλά υποσχόμενη εναλλακτική για την ανάπτυξη νευρομορφικών κυκλωμάτων. Πρόκειται για αναλογικές πλατφόρμες και απαρτίζονται από λειτουργικά ή αναδιατασσόμενα αναλογικά blocks και από ένα κανάλι δρομολόγησης που συνδέει τα λειτουργικά blocks. Και τα δύο κύρια στοιχεία των FPAAs βασίζονται σε ιδιότητες αναδιατασσόμενης τεχνολογίας και δίνουν στους σχεδιαστές τη δυνατότητα να εκτελέσουν πειράματα των μοντέλων άμεσα και με χαμηλό κόστος. Παρόλο που γενικά, οι FPAAs επαρκούν για την ανάπτυξη απλών αναλογικών κυκλωμάτων, τα νευρομορφικά συστήματα είναι πολύ απαιτητικά. Για να μπορούν οι πλακέτες FPAAs να χρησιμοποιηθούν επαρκώς σε τέτοια κυκλώματα είναι απαραίτητο να αυξηθεί τόσο η πυκνότητα της συσκευής όσο και η δυνατότητά της να εκτελεί πράξεις μεγαλύτερης πολυπλοκότητας.

Δύο παραδείγματα ειδικών περιπτώσεων FPAAs είναι το NeuronFPAAs και το FPNA. Το πρώτο αφορά μία πλακέτα FPAAs που χρησιμοποιεί μικροσυσκευές με σκοπό να «χτίσει» ένα νευρομορφικό σύστημα, το οποίο μπορεί να δημιουργήσει νευρομορφικά κυκλώματα μεγάλης κλίμακας. Οι ερευνητές που το εισήγαγαν υποστηρίζουν πως η συγκεκριμένη πλακέτα καταναλώνει μικρά ποσά ενέργειας, χαρακτηριστικό εξαιρετικά σημαντικό γι' αυτά τα κυκλώματα [54]. Το FPNA (Field Programmable Neural Array) πρόκειται για ένα βιολογικά εμπνευσμένο και νευρομιμητικό αναλογικό σύστημα που μπορεί να προσομοιώσει επακριβώς τη συμπεριφορά ενός νευρώνα μεγάλης πολυπλοκότητας ή ακόμα τη συμπεριφορά περισσότερων του ενός νευρώνων που χαρακτηρίζεται από μικρότερη πολυπλοκότητα. Μία πλακέτα FPNA έχει στοιχεία τα οποία προσεγγίζουν τη λειτουργία των βασικών νευρωνικών δομών, όπως οι δίαυλοι, οι δενδρίτες και οι συνάψεις. Χρησιμοποιεί, επομένως, αυτά τα αναλογικά block τα οποία συνδέονται μεταξύ τους διατηρώντας παράλληλα την ιδιότητα της αναδιάταξης [55].

3.2.2 Ψηφιακές Υλοποιήσεις

Όμοια με τις αναλογικές διακρίνονται και οι ψηφιακές υλοποιήσεις, στις οποίες, όμως, φαίνεται πως η χρήση των FPGAs είναι πιο κοινή. Οι ψηφιακές υλοποιήσεις εξαιτίας της απλότητας, του μεγάλου σηματο-θορυβικού λόγου και της ευελιξίας που διαθέτουν έχουν κερδίσει το ενδιαφέρον των μελετητών τα τελευταία χρόνια.

Οι υλοποιήσεις που χρησιμοποιούν τεχνολογία FPGA υπερτερούν σε τρία βασικά σημεία: στην προτυποποίηση και προσομοίωση, στην αύξηση πυκνότητας και στην δυνατότητα προσαρμογής της τοπολογίας. Με άλλα λόγια μπορούν να επαναπρογραμματιστούν πολλές φορές, να αυξήσουν την λειτουργικότητα ανά περιοχή του κυκλώματος και τέλος, επιτρέπουν την τροποποίηση της τοπολογίας ανά πάσα στιγμή. Συνήθως αποτελούνται από καταχωρητές, αθροιστές, αφαιρέτες, πολλαπλασιαστές κ.α. Επίσης, για την αποθήκευση μνήμης χρησιμοποιούν είτε μία, δύο ή τρεις δυναμικές RAM είτε 4 ή 6 στατικές RAM ενώ για την υλοποίηση της συνάρτησης ενεργοποίησης συνήθως επιστρατεύουν πίνακες αναζήτησης ή ακόμα αθροιστές και πολλαπλασιαστές. Τέλος, η αναπαράσταση των τιμών συνήθως γίνεται με αριθμητική σταθερής υποδιαστολής, αλλά έχει παρατηρηθεί και η χρήση κινητής υποδιαστολής, δυνάμεων του δύο ή αριθμητική ροής bit (bit stream) [56]. Περισσότερες λεπτομέρειες για τις πλακέτες ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA, παρατίθενται στο ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α.

Πολλές είναι οι δημοσιεύσεις που αφορούν στις πλακέτες ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA, οι οποίες υλοποιούν διάφορα μοντέλα από τα αυτά που αναφέρθηκαν στην ενότητα 2.3. Για παράδειγμα, οι Cassidy, Denham, Kanold και Ανδρέου [57] δημιούργησαν ένα νευρομορφικό δίκτυο αποτελούμενο από 32 LIF νευρώνες. Κάθε νευρώνας συνδέεται με 128 προσημασμένα συναπτικά βάρη των 8-bits. Επιπλέον, υλοποιεί τον κανόνα STDP έτσι ώστε να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη σύμφωνα με την συνεισφορά τους στην κάθε σύναψη. Στην υλοποίηση των Li, Katori και Kohno [58] κατασκευάζονται σύμφωνα με το μοντέλο Hodgkin-Huxley 256 πλήρως συνδεδεμένοι νευρώνες οι οποίοι μπορούν να επιτελέσουν και περίπλοκες λειτουργίες όπως η σχεσιακή μνήμη. Οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους δημιουργώντας 256^2 συνάψεις. Η σχεδίαση αποτελείται από δύο κύρια στοιχεία: τη μαθηματική περιγραφή του νευρώνα και το μοντέλο της σύναψης. Τέλος, ο Muthuramalingam και συν. [59] υλοποιεί έναν μόνο νευρώνα που ακολουθεί το μοντέλο Hodgkin-Huxley σε FPGA χρησιμοποιώντας σειριακή αρχιτεκτονική στα υπολογιστικά blocks και πίνακες αναζήτησης για την κατασκευή της συνάρτησης ενεργοποίησης.

3.2.3 Υβριδικές Υλοποιήσεις

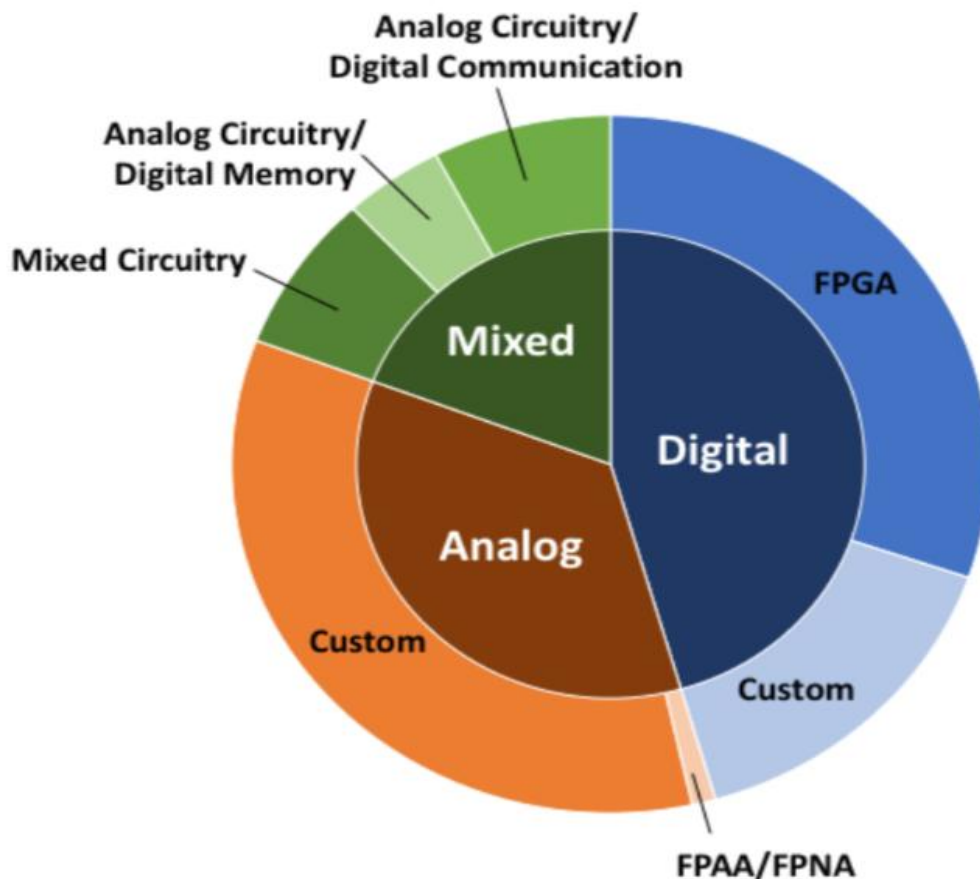
Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως αρχικά ο όρος «νευρομορφικό» αναφερόταν σε αναλογικά συστήματα. Αυτό συμβαίνει καθώς τόσο τα βιολογικά συστήματα όσο και τα αναλογικά κυκλώματα παρουσιάζουν όμοια βασικά χαρακτηριστικά όπως η κατωφλίωση και η διατήρηση του φορτίου. Ωστόσο, τα ψηφιακά νευρομορφικά κυκλώματα μπορούν να ξεπεράσουν προβλήματα που δημιουργούν τα αναλογικά συστήματα όπως η αναξιοπιστία και ο θόρυβος. Γι' αυτόν τον λόγο είναι συνήθης η χρήση ενός υβριδικού συστήματος με αναλογικά και ψηφιακά στοιχεία.

Οι N. Muralimanohar, J.P. Strachan, R. Balasubramonian, R. Stanley Williams προτείνουν μία καινοτόμα υβριδική αρχιτεκτονική [60], η οποία αποτελείται από

πληθώρα αναλογικών και ψηφιακών υπολογιστικών πυρήνων, έναν επεξεργαστή και μία μνήμη αποθήκευσης των εντολών που εκτελούνται από τον επεξεργαστή. Τα αναλογικά στοιχεία λαμβάνουν τα δεδομένα εισόδου, τα πολλαπλασιάζουν με τα αντίστοιχα βάρη και έπειτα δημιουργούν την έξοδο αυτών. Στην συνέχεια ένας πίνακας μνήμης που ανήκει στα ψηφιακά στοιχεία της σχεδίασης λαμβάνει ως είσοδο την παραχθείσα έξοδο από την αναλογική δομή και διάφορες ψηφιακές μονάδες (πρόσθεσης, πολλαπλασιασμού κ.α.) επεξεργάζονται αυτά τα δεδομένα και τα συσχετίζουν με βάση έτσι ώστε να εξαχθούν τα τελικά δεδομένα εξόδου.

Στις περισσότερες υβριδικές υλοποιήσεις η επικοινωνία μέσα και μεταξύ των μικροκυκλωμάτων επιτυγχάνεται με τη βοήθεια ψηφιακών στοιχείων ενώ σε κάποιες άλλες ψηφιακά στοιχεία χρησιμοποιούνται και για τη δημιουργία μνήμης.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται πως διαχωρίζονται οι διάφορες υλοποιήσεις της διεθνούς βιβλιογραφίας ανάλογα με το είδος τους (αναλογική, ψηφιακή ή υβριδική).



Εικόνα 16. Διαχωρισμός των υλοποιήσεων των νευρομορφικών κυκλωμάτων βάσει του υλικού.

Έχοντας όλα τα παραπάνω κατά νου, αντιλαμβανόμαστε το λόγο για τον οποίο είναι τόσο δημοφιλείς και προτιμώνται συχνά για υλοποιήσεις νευρομορφικών κυκλωμάτων στη διεθνή βιβλιογραφία. Στην επόμενη ενότητα θα παρουσιαστούν κάποιες από τις πιο γνωστές ολοκληρωμένες προσπάθειες τέτοιων κυκλωμάτων.

3.3 Άλλα Project

Στην προσπάθεια της επιστημονικής κοινότητας να αναπτύξει συστήματα ικανά να παράξουν μία πλήρη και λεπτομερή αναπαράσταση ενός βιολογικού εγκεφάλου, έχουν δημιουργηθεί πολλές εργασίες και προγράμματα που στελεχώνονται από έμπειρους ερευνητές. Παρακάτω παρουσιάζονται μερικά από αυτά που εδρεύουν κατά κύριο λόγο στην Ευρώπη.

3.3.1 Human Brain Project

Ένα από τα μεγαλύτερα προγράμματα είναι το Human Brain Project (HBP) [61], το οποίο ξεκίνησε το 2013 και απασχολεί πάνω από 500 ερευνητές που προέρχονται από πανεπιστήμια, νοσοκομεία και ερευνητικά κέντρα της Ευρώπης. Ο κύριος στόχος του είναι η προσομοίωση ολόκληρου του ανθρώπινου εγκεφάλου χρησιμοποιώντας έναν υπερυπολογιστή. Με αυτόν το τρόπο θα γίνουν κατανοητές οι βασικές λειτουργίες του εγκεφάλου και πιθανόν να βρεθούν οι αιτίες πολλών ψυχιατρικών και νευρολογικών διαταραχών.

Το Human Brain Project περιλαμβάνει από 12 επιμέρους υπό-προγράμματα, που αφορούν τη συγκέντρωση δεδομένων, τις γνωσιακές λειτουργίες, την οργάνωση του εγκεφάλου των τρωκτικών και του ανθρώπου κ.α. Ακόμα, αποτελείται από projects που συνδυάζουν τους προαναφερθέντες τομείς και δημιουργούν γέφυρες και ροές μεταξύ των πλατφορμών καθώς και άλλα projects συνεργασίας όπως το Mosaic, το Canon, το CHAMPMouse κτλ έτσι ώστε να υπάρξει μεγαλύτερη και ταχύτερη πρόοδος στην έρευνα.

Στο πλαίσιο του HBP ενσωματώνονται έξι κύριοι ερευνητικοί πυλώνες τεχνολογιών πληροφορίας και επικοινωνίας (TΠΕ - Information and Communication Technology ICT):

- Υψηλής Απόδοσης Analytics and Computing: ανάπτυξη υλικού για τις αυξημένες απαιτήσεις των υπέρ-υπολογισμών, του χώρου και των προσομοιώσεων.
- Νευροπληροφορική: πρόσβαση στα κοινά δεδομένα του εγκεφάλου
- Προσομοίωση Εγκεφάλου: αναπαράσταση της δομής και της δραστηριότητας του εγκεφάλου.
- Πληροφορική της Υγείας: πρόσβαση στα δεδομένα των ασθενών, ταυτοποίηση των ασθενειών

- Neuromorphic Computing: ανάπτυξη βιολογικά εμπνευσμένων υπολογιστικών συστημάτων
- Νευρορομποτική: χρήση ρομπότ με σκοπό τον έλεγχο των προσομοιώσεων του εγκεφάλου.

3.3.2 TrueNorth

Το 2014 οι ερευνητές της εταιρείας IBM ξεκίνησαν να σχεδιάζουν και να υλοποιούν μία πλακέτα η οποία είναι εμπνευσμένη από την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου [3]. Πρόκειται για ένα ολοκληρωμένο κύκλωμα ειδικής εφαρμογής (ASIC) το οποίο αποτελείται από 4096 νευροσυναπτικούς πυρήνες και υλοποιεί 1 εκατομμύριο ψηφιακούς νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους με περισσότερες από 256 εκατομμύρια συνάψεις. Χαρακτηρίζεται από αυξημένη παραλληλία και χαμηλή κατανάλωση ενέργειας ενώ ταυτόχρονα εκτελεί τους υπολογισμούς σε πραγματικό χρόνο σχεδόν όπως ένας βιολογικός νευρώνας [62].

Λειτουργεί μερικώς σύγχρονα και μερικώς ασύγχρονα γεγονός που σημαίνει πως η δραστηριότητα των νευρώνων δεν συμβαίνει σύμφωνα με το ρολόι του συστήματος παρόλ' αυτά το ρολόι είναι αυτό που καθορίζει το βασικό βήμα του χρόνου. Μέσω των ψευδοτυχαίων πηγών δημιουργείται στοχαστική συμπεριφορά, ενώ οι 256x256 διασταυρούμενες διατάξεις (crossbar configurations) που αντιστοιχίζουν τα εισερχόμενα δυναμικά ενέργειας στους νευρώνες προσδίδουν στη σχεδίαση ντετερμινιστική συμπεριφορά

3.3.3 SpiNNaker

Ομάδα επιστημόνων του πανεπιστημίου του Manchester σε συνεργασία με τους ερευνητές του Human Brain Project δημιούργησε έναν υπερυπολογιστή, τον SpiNNaker (Spiking Neural Network Architecture) με σκοπό να προσομοιωθεί ολόκληρος ο εγκέφαλος των ποντικών. Με τον SpiNNaker επιτεύχθηκε η βελτίωση της απόδοσης των προσομοιώσεων εκατοντάδων χιλιάδων νευρώνων και δεκάδων εκατομμυρίων συνάψεων σε πραγματικό χρόνο με τη ενός εκατομμυρίου μονάδων επεξεργασίας [63].

Συγκεκριμένα, πρόκειται για ένα σύστημα βασισμένο σε έναν μικροεπεξεργαστή που είναι πλήρως ψηφιακά προσαρμοσμένος με παράλληλη αρχιτεκτονική, η οποία διευκολύνει τους υπολογισμούς πραγματικού χρόνου. Οι πυρήνες που επιτελούν την επεξεργασία των δεδομένων μπορούν να στέλνουν μικρά «πακέτα» πληροφορίας στους προκαθορισμένους νευρώνες μέσω του εσωτερικού δικτύου που δημιουργούν οι νευρώνες και οι συνάψεις τους. Τέλος, οι πυρήνες αυτοί δίνουν το πλεονέκτημα της ευελιξίας όσον αφορά στο νευρωνικό και το συναπτικό μοντέλο, την τοπολογία και τον αλγόριθμο εκμάθησης που θα ακολουθηθούν [64].

Μετά την επίτευξη του αρχικού στόχου, δηλαδή της προσομοίωσης των βασικών λειτουργιών που επιτελούνται στον εγκέφαλο των ποντικών, οι ερευνητές ξεκίνησαν τη δημιουργία μίας μηχανής δεύτερης γενιάς, το «SpiNNaker 2», η οποία χρησιμοποιεί ανανεωμένη τεχνολογία πυριτίου έτσι ώστε να βελτιωθεί το σύστημα 10 φορές σε πυκνότητα και σε απόδοση ενέργειας.

3.3.4 Blue Brain Project

Το Blue Brain Project [65] αποτελεί μία ελβετική ερευνητική πρωτοβουλία που ξεκίνησε το 2005 από την Πολυτεχνική Σχολή της Λωζάνης σε συνεργασία με την IBM. Ως πρώτος στόχος είχε τεθεί η κατασκευή και προσομοίωση ενός αρχικού μοντέλου του φλοιού των τρωκτικών, ο οποίος επετεύχθη το 2007. Έκτοτε οι ερευνητές προσπαθούν να υλοποιήσουν τον τελικό στόχο του προγράμματος, δηλαδή την βιολογικά πλήρη και λεπτομερή κατασκευή του ανθρώπινου εγκεφάλου με ψηφιακή ανακατασκευή.

Χρησιμοποιούν μία νέα προσέγγιση για την κατανόηση της πολυστρωματικής δομής και της λειτουργίας του εγκεφάλου καθώς παρατήρησαν πως υπάρχει μία εξάρτηση στα δεδομένα που διαθέτουν για τον εγκέφαλο. Εκμεταλλευόμενοι αυτές τις αλληλεξαρτήσεις προσπαθούν να αποκτήσουν μία ολοκληρωμένη χαρτογράφηση του εγκεφάλου, χωρίς να χρειάζεται να χρησιμοποιήσουν την χρονοβόρα διαδικασία της καταμέτρησης όλων των λεπτομερειών κάθε επιπέδου οργάνωσής του (μόρια, κύτταρα, ευρύτερες περιοχές). Δημιούργησαν έτσι, ένα εργαλείο το οποίο μπορεί να βοηθήσει στη μελέτη και την κατανόηση των πολύπλοκων αλληλεπιδράσεων μεταξύ των διαφορετικών επιπέδων και στην έρευνα των διαστρωματικών συνδέσμων που οδηγούν από τις απλές δομές στην πολύπλοκη γνωστική λειτουργία.

3.3.5 Neurogrid

Ένα ακόμα project που είχε ως στόχο την προσομοίωση του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι το Neurogrid που υλοποιήθηκε στο πανεπιστήμιο του Standford [66].

Οι ερευνητές του Neurogrid έχουν ενσωματώσει ένα εκατομμύριο νευρώνες οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με ένα δισεκατομμύριο συνάψεις σε μία πλακέτα που καταναλώνει λιγότερα από 5 Watts. Συνδυάζει αναλογικούς και ψηφιακούς υπολογισμούς και αποτελείται από δύο κύρια στοιχεία: το λογισμικό για την επίτευξη της διαδραστικής οπτικοποίησης και το υλισμικό για την επίτευξη προσομοιώσεων σε πραγματικό χρόνο [67]. Χρησιμοποιεί τις ιδιότητες των αναλογικών κυκλωμάτων για να μιμηθεί τη δραστηριότητα των ιοντικών καναλιών του βιολογικού εγκεφάλου.

Ωστόσο, αυτός ο συνδυασμός αναλογικής και ψηφιακής υλοποίησης εισάγει κάποιους περιορισμούς στο σύστημα αναφορικά με το πλήθος των ιοντικών καναλιών που μπορούν να προσομοιωθούν. Ακόμα, το πλήθος των συναπτικών συνδέσεων που μπορούν να ενεργοποιηθούν ανά δευτερόλεπτο επιβαρύνει τους ψηφιακούς

υπολογισμούς καθώς προσθέτει επιπλέον εισόδους στο ίδιο καλώδιο και συνεπώς καθυστέρηση στην εξαγωγή των αποτελεσμάτων.

3.3.6 BrainScaleS

Από τον Ιανουάριο του 2011 έως τον Μάρτιο του 2015 δεκαεννιά ερευνητικές ομάδες από δέκα διαφορετικές ευρωπαϊκές χώρες συνεργάστηκαν για τη δημιουργία του BrainScaleS. Πρόκειται για ένα project που στοχεύει στην κατανόηση των λειτουργιών του ανθρώπινου εγκεφάλου και της αλληλεπίδρασης που υφίσταται μεταξύ της χωρικής (από έναν μεμονωμένο νευρώνα και μεγάλους νευρωνικούς πληθυσμούς έως ολόκληρες λειτουργικές περιοχές του εγκεφάλου) και χρονικής (από χιλιοδευτερόλεπτα που σχετίζονται με γεγονότα μηχανικής πλαστικότητας έως και ώρες ή μέρες που απαιτούνται για την εκμάθηση και την ανάπτυξη του οργανισμού) κλίμακας όσον αφορά την επεξεργασία των σημάτων [68].

Η πλακέτα του BrainScaleS κατασκευάζεται από ASIC μεικτού σήματος (αναλογικού και ψηφιακού) και βρίσκεται σε κατάσταση υπερκατωφλίωσης έτσι ώστε να επιτρέπει τη λειτουργία σε πολύ υψηλότερο ρυθμό απ' ό τι τα αναλογικά στοιχεία του Neurogrid χρησιμοποιώντας ισόχρονο δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ των τσιπ. Οι σταθερές χρόνου που εισάγονται στα κυκλώματα είναι κατά πολύ μικρότερες από τις αντίστοιχες βιολογικές δίνοντας τη δυνατότητα στο σύστημα να εξελίσσεται με συντελεστή επιτάχυνσης από 10^3 έως 10^5 με την ακριβή τιμή του να εξαρτάται από το τρόπο διαμόρφωσης του συστήματος [69]. Με αυτόν τον τρόπο οι υπολογισμοί καθίστανται ενεργειακά αποδοτικότεροι καθώς η κατανάλωση ενέργειας για τις συνάψεις είναι μικρότερη από ότι τα συνήθη νευρωνικά δίκτυα.

4 Μελέτη Περίπτωσης: Μοντέλο Izhikevich

4.1 Εισαγωγή

Όπως έχει αναφερθεί σε προηγούμενη ενότητα, πολλοί ερευνητές έχουν επιχειρήσει να δημιουργήσουν μοντέλα τα οποία προσομοιώνουν τους νευρώνες βιολογικών οργανισμών. Οι υλοποιήσεις που βασίζονται στο υλικό ποικίλουν ανάλογα με την εφαρμογή για την οποία προορίζονται· κάποιες χαρακτηρίζονται ως βιολογικά εμπνευσμένες (biologically-inspired) ενώ κάποιες άλλες βιολογικά αληθοφανείς (biologically plausible). Τα συνηθέστερα βιολογικά στοιχεία που επιλέγονται να πραγματοποιηθούν σ' αυτές είναι τα μεμβρανικά δυναμικά, ιοντικά κανάλια, τα μοντέλα των αξόνων και δενδριτικά μοντέλα .

Η υλοποίηση τέτοιων μοντέλων πρέπει να είναι υπολογιστικά απλή και να μην απαιτεί μεγάλη κατανάλωση ρεύματος ενώ ταυτόχρονα να είναι ικανή να παράξει σε πραγματικό χρόνο τις ακριβείς αποκρίσεις των βιολογικών νευρώνων. Μέχρι στιγμής έχουν προταθεί πολλά μοντέλα τα οποία, όμως, είτε δεν είναι αποδοτικά από άποψη υπολογισμών, όπως το μοντέλο Hodgkin-Huxley, είτε είναι τόσο απλά που δεν μπορούν να προσομοιώσουν με ακρίβεια τις συμπεριφορές των βιολογικών νευρώνων, όπως το μοντέλο Integrate-and-fire. Ωστόσο, τα δύο αυτά επιθυμητά χαρακτηριστικά φαίνεται πως συνδυάζονται στο μοντέλο που προτάθηκε από τον Izhikevich.

4.2 Το μοντέλο Izhikevich

Το 2003 ο Eugene M. Izhikevich πρότεινε ένα μαθηματικό μοντέλο το οποίο αναπαράγει την στιγμιαία απόκριση ακίδας και την απόκριση έξαρσης παλμών των νευρώνων που βρίσκονται στο φλοιό του εγκεφάλου. Πρόκειται για ένα σχετικά απλό μοντέλο το οποίο προσεγγίζει πολύ το βιολογικό νευρώνα χωρίς να απαιτεί περίπλοκες μαθηματικές πράξεις. Περιγράφεται από ένα σύστημα δύο εξισώσεων με δύο αδιάστατες μεταβλητές (v , u) και τέσσερις αδιάστατες παραμετρικές τιμές (a , b , c , d).

$$v' = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I_{IZH} \quad (21)$$

$$u' = a(bv - u) \quad (22)$$

Και περιγράφεται από την παρακάτω συνθήκη επαναφοράς των αποκρίσεων ακίδας:

$$\begin{aligned} & \text{if } v \geq 30mV, \\ & \text{then } \begin{cases} v \leftarrow c \\ u \leftarrow u + d \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

Στις εξισώσεις (21), (22), (23), το v αναπαριστά το μεμβρανικό δυναμικό του νευρώνα, το u μία μεταβλητή ανάκτησης μεμβράνης, η οποία λαμβάνει υπόψη την ενεργοποίηση των ιοντικών ρευμάτων του K^+ και την απενεργοποίηση των ιοντικών διαύλων Na^+ και το I_{ZH} περιγράφει το ρεύμα εισόδου που προέρχεται από τους άλλους νευρώνες. Επιπλέον, η παραμετρική τιμή a περιγράφει την χρονική κλίμακα την μεταβλητής ανάκτησης u , η b αναφέρεται στην ευαισθησία της μεταβλητής u στις διακυμάνσεις του μεμβρανικού δυναμικού v , η c χαρακτηρίζει την τιμή επανεκκίνησης που προκύπτει μετά την απόκριση ακίδας του δυναμικού v η οποία προκαλείται από τις γρήγορες καμπύλες του κατωφλίου K^+ και τέλος, η παράμετρος d χαρακτηρίζει την τιμή επανεκκίνησης της μεταβλητής επαναφοράς u , η οποία προκαλείται από τις αργές καμπύλες του κατωφλίου Na^+ [70].

Η τάση του μεμβρανικού δυναμικού και η μεταβλητή ανάκτησης θα επαναφερθούν σύμφωνα με την συνθήκη που περιγράφεται από την εξίσωση (23), μόλις η τιμή της μεταβλητής ανάκτησης φθάσει τα 30 mV.

Αναφορικά με τις τιμές των σταθερών a , b , c , d , ο Izhikevich στην εργασία που δημοσίευσε το 2003 [70], προτείνει των διαχωρισμό τους ανάλογα με τον είδος των παραγόμενων δυναμικών.

Συγκεκριμένα, κατηγοριοποιεί τους διεγερτικούς νευρώνες του φλοιού που βρίσκονται στον εγκέφαλο των θηλαστικών ως εξής:

1. Κανονική Απόκριση Ακίδας (Regular Spiking): οι RS νευρώνες αποτελούν τους πιο συνηθισμένους του εγκεφαλικού φλοιού. Όταν δέχονται ένα ερέθισμα μεγάλης διάρκειας, πυροδοτούν μερικές αποκρίσεις ακίδων οι οποίες εμφανίζονται με μικρή συχνότητα. Στην συνέχεια η περίοδος αυξάνεται. Το φαινόμενο αυτό ονομάζεται προσαρμογή συχνότητας. Το ζεύγος των c και d παίρνει τιμή -65 και 8, αντίστοιχα.
2. Εγγενής Έξαρση Παλμών (Intrinsically Bursting): οι νευρώνες αυτού του είδους πυροδοτούν ομάδες δυναμικών ενέργειας οι οποίες ακολουθούνται από επαναλαμβανόμενα μεμονωμένες δυναμικά. Κατά τη διάρκεια της εμφάνισης των ακιδικών ομάδων, η μεταβλητή u αυξάνεται και μετατρέπεται το δυναμικό από bursting σε spiking. Οι σταθερές c και d λαμβάνουν τιμές -55 και 4, αντίστοιχα.
3. Chattering: τα ξεσπάσματα των αποκρίσεων που παράγονται από αυτόν τον τύπο νευρώνων χαρακτηρίζονται από πολύ μικρά ενδιάμεσα χρονικά κενά με την συχνότητα εμφάνισης να φτάνει τα 40 Hz. Σε αυτό το είδος νευρώνων, η σταθερά c παίρνει τιμή -50 και η d ισούται με 2.

Ακόμα, ομαδοποιεί όλα τα ανασταλτικά κύτταρα του φλοιού σε δύο κλάσεις:

1. Γρήγορη Απόκριση Ακίδας (Fast Spiking): τα οποία πυροδοτούν περιοδικά trains δυναμικών ενέργειας με πολύ υψηλή συχνότητα χωρίς να υφίσταται προσαρμογή. Αυτό σημαίνει πως το μοντέλο θα λάβει τιμή 0.1 για τη σταθερά a , γεγονός που προδίδει ταχεία επαναφορά.
2. Χαμηλής Κατώφλιωσης Απόκριση Ακίδας (Low-threshold Spiking): και αυτό το είδος εμφανίζει δυναμικά ενέργειας με υψηλή συχνότητα αλλά και υπολογίσιμη συχνότητα προσαρμογής των αποκρίσεων ακίδας. Αυτοί οι νευρώνες χαρακτηρίζονται από χαμηλά κατώφλια πυροδότησης γεγονός που αντιστοιχίζεται με την ανάθεση της τιμής 0.25 στη σταθερά b .

4.3 Πλεονεκτήματα μοντέλου

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών έχουν προταθεί πολλά νευρωνικά μοντέλα αποκρίσεων ακίδων. Στην ενότητα 2.3 παρουσιάστηκαν συνοπτικά τέσσερις ευρείες κατηγορίες στις οποίες συναντάμε από πολύ απλά μοντέλα, Integrate-and-Fire έως πολύ σύνθετα, Hodgkin-Huxley. Τα πρώτα, αν και εμφανίζουν υποκατηγορίες στις οποίες η πολυπλοκότητα διακυμαίνεται, είναι εξαιρετικά απλοϊκά με αποτέλεσμα να μην μπορούν να προσομοιώσουν με μεγάλη ακρίβεια την απαιτούμενη βιολογική συμπεριφορά. Από την άλλη, τα δεύτερα χαρακτηρίζονται ως τα πιο βιολογικά αληθοφανή καθώς μπορούν να αναπαράξουν με μεγάλη ακρίβεια την δραστηριότητα πυροδότησης όλων των νευρώνων. Ωστόσο απαιτούν μεγάλο πλήθος παραμέτρων και εξισώσεων γεγονός που τα καθιστά όχι και τόσο αποδοτικά από την έννοια της διάρκειας και του κόστους υπολογισμού.

Το κενό αυτό έρχεται να καλύψει το μοντέλο του Izhikevich, το οποίο έγινε ιδιαίτερος δημοφιλής μεταξύ των ερευνητών του κλάδου καθώς διατηρεί μία ισορροπία μεταξύ της βιολογικής αληθοφάνειας και του χαμηλού κόστους υπολογισμού. Οι υπολογισμοί δικτύου γίνονται πιο εύκολα αφού το δίκτυο αποτελείται μόνο από δύο εξισώσεις, η μία εκ των οποίων περιέχει ένα μη-γραμμικό όρο, το v^2 . Ακόμα, έχει την ικανότητα να προσαρμόζεται έτσι ώστε πολλές εφαρμογές να μπορούν να το χρησιμοποιήσουν. Αυτό μπορεί να γίνει με την αλλαγή των τεσσάρων παραμετρικών τιμών a , b , c , d , και έτσι να αναπαραχθούν πολλές διαφορετικές νευρωνικές συμπεριφορές και να προσομοιωθούν πολλές οικογένειες νευρώνων. Τέλος, η μαθηματική διατύπωση του μοντέλου επιτρέπει την υλοποίησή του με αριθμητική σταθερής υποδιαστολής έναντι της κινητής, χαρακτηριστικό που μειώνει την πολυπλοκότητα της υλοποίησης καθώς και το χρόνο εκτέλεσης.

4.4 Υλοποιήσεις & Εφαρμογές του μοντέλου

Το μοντέλο που πρότεινε ο Izhikevich αποτέλεσε πηγή έμπνευσης για πολλούς ερευνητές του κλάδου των νευρομορφικών συστημάτων, οι οποίοι βασιζόμενοι στο προτεινόμενο μοντέλο και τροποποιώντας το ελαφρώς κατάφεραν να υλοποιήσουν

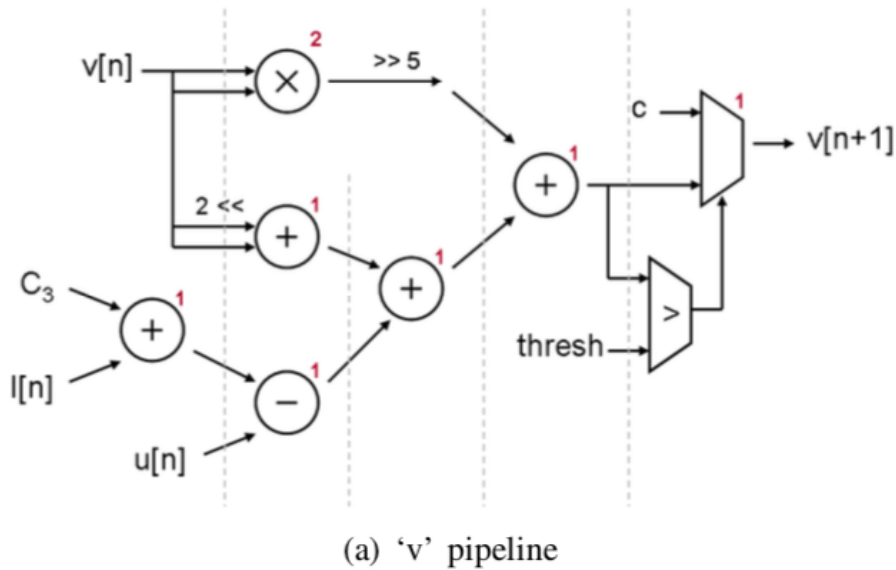
νευρομορφικά συστήματα. Έχοντας ως βάση τις μαθηματικές εξισώσεις οι οποίες το περιγράφουν, δημιούργησαν τις υλοποιήσεις τους άλλοτε δίνοντας περισσότερη προσοχή στην επίδοση, άλλοτε στο χρόνο και κάποιες άλλες φορές στην κατανάλωση ισχύος.

Το 2008, ο Cassidy και ο Α. Γ. Ανδρέου [71] υλοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο που βασίζεται σε μία παραλλαγή των εξισώσεων του «Izhikevich» μοντέλου. Συγκεκριμένα, πολλαπλασίασαν την εξίσωση (21) με 0.78125 έτσι ώστε να καταφέρουν να εμφανίσουν όρους που μπορούν να γραφούν ως δύναμη του 2 και συνεπώς να είναι πιο αποδοτική η υλοποίηση στην πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA. Η διάταξη FPGA που πρότειναν αποτελείται από 32 φυσικούς νευρώνες οι οποίοι κάθε φορά πολυπλέκουν τις καταστάσεις των 8 εικονικών νευρώνων. Σ' αυτήν χρησιμοποίησαν αριθμητικές τιμές σταθερής υποδιαστολής 10.8 (10-bits για το ακέραιο μέρος και 8 για το δεκαδικό). Δημιούργησαν ένα νευρωνικό μπλοκ στο οποίο αναπαρίστανται όλοι οι νευρώνες καθένας από τους οποίους έχει μία συναπτική είσοδο και μία απόκριση ακίδας εξόδου. Στο μπλοκ αυτό πραγματοποιούνται οι υπολογισμοί των μεταβλητών v και u με την τεχνική του pipeline οι τιμές των οποίων αποθηκεύονται σε δύο διπλές θύρες μνήμης, και επιπλέον ευθυγραμμίζονται τα συμβάντα της ασύγχρονης εισόδου με την κατάλληλη χρονική περίοδο στο πλαίσιο.

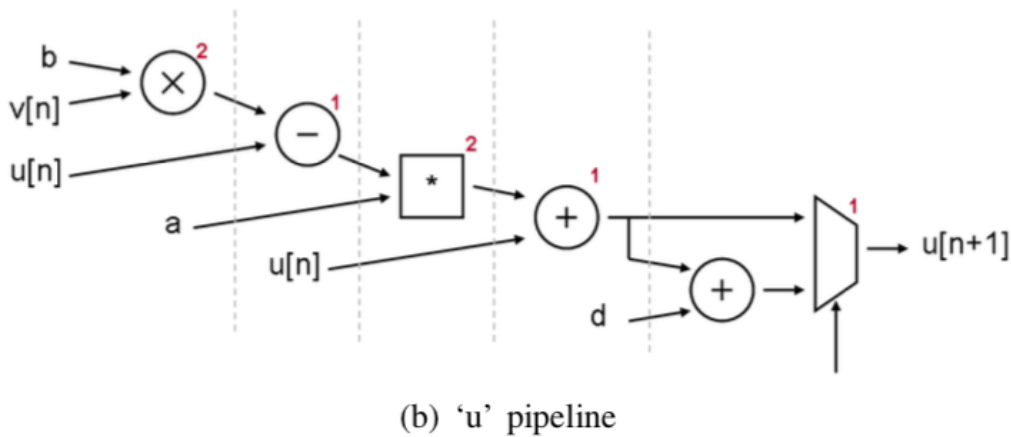
$$v' = v + \frac{1}{32}v^2 + 4v + \frac{109.375 - u + I_{ZH}}{32} \quad (24)$$

$$u' = u + a(bv - u) \quad (25)$$

Στην Εικόνα 17 φαίνεται η σχεδίαση που υλοποιεί έναν νευρώνα ο οποίος ακολουθεί το μοντέλο του Izhikevich. Έχει πέντε επίπεδα διασώληνωσης στα οποία υπάρχουν οι απαραίτητοι τελεστές που επιτελούν τους υπολογισμούς. Ως αρχικές τιμές εισάγονται στο σύστημα το μεμβρανικό δυναμικό του νευρώνα v , η μεταβλητή ανάκτησης μεμβράνης u , η μεταβλητή a , η μεταβλητή του ρεύματος και μία ακόμα σταθερά C_3 ίση με 109.375. Στο τελευταίο επίπεδο εξάγονται οι τελικές τιμές v και u μέσω των πολυπλεκτών.



(a) 'v' pipeline



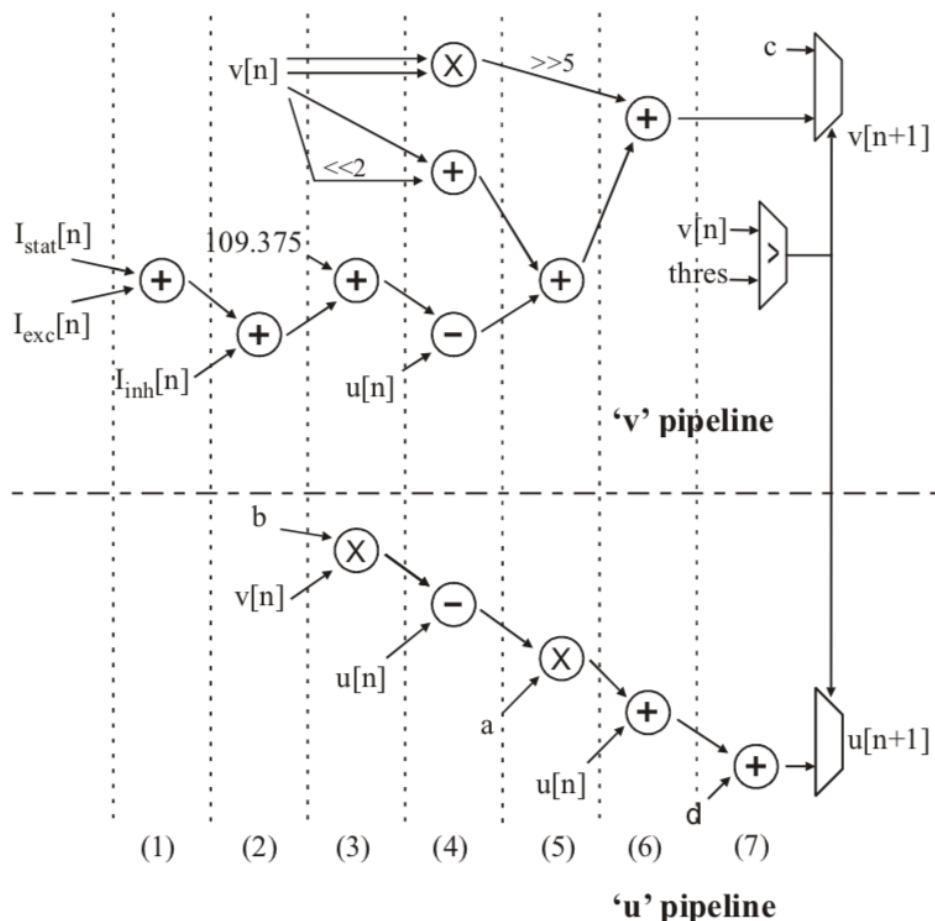
(b) 'u' pipeline

Εικόνα 17. Η σχεδίαση του κυκλώματος όπως αναφέρεται από τους Cassidy Γ. Ανδρέου, 2008 [71].

Ακόμα μία υλοποίηση βασισμένη στο μοντέλο του Izhikevich παρουσιάστηκε στις δημοσιεύσεις [72] και [73]. Σ' αυτή δημιουργήθηκε ένα δίκτυο 117 νευρώνων που υπακούουν στο μοντέλο Izhikevich σε μία πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA, η οποία υπολογίζει τις τιμές κάθε νευρώνα με τη σειρά. Μ' αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται ίδιος χρόνος προσομοίωσης με αυτόν του βιολογικού συστήματος και μειωμένη χρήση των πηγών της πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA. Στην συγκεκριμένη έρευνα, προτείνεται ο διαχωρισμός του ρεύματος που υπάρχει στην εξίσωση (21) σε τρία επιμέρους ρεύματα I_{stat} το οποίο είναι το ρεύμα πόλωσης, το I_{exc} που αφορά στη θετική συνεισφορά που προκαλεί η διεγερτική σύναψη και το I_{inh} , που σχετίζεται με την αρνητική συνεισφορά μίας ανασταλτικής σύναψης. Ο κύριος λόγος γι' αυτή τη διαίρεση είναι η διαφορά που υφίσταται στη σταθερά του χρόνου μεταξύ των δύο κυτταρικών διεργασιών, της διέγερσης και της αναστολής. Η προτεινόμενη αρχιτεκτονική αποτελείται από 7 στάδια διασωλήνωσης στα οποία υπολογίζονται οι τιμές v και u και οι τιμές των παραμέτρων a , b , c και d . Και σ' αυτήν την εργασία επιστρατεύεται η αριθμητική σταθερής υποδιαστολής 18-bits 8 (10-bits για το

ακέραιο μέρος και 8 για το δεκαδικό) γεγονός που καθιστά την υλοποίηση καθιστά ιδανική για ψηφιακά κυκλώματα. Επιπλέον, για να προσδιοριστεί ποιοι νευρώνες συμμετέχουν σε κάθε σύναψη καθώς και το είδος της κάθε σύναψης (διεγερτική ή ανασταλτική), χρησιμοποιούνται δύο αραιοί πίνακες (πίνακας συνδεσιμότητας και πίνακας συναπτικών βαρών), οι οποίοι μαζί με τις παραμετρικές τιμές αποθηκεύονται στην μνήμη RAM.

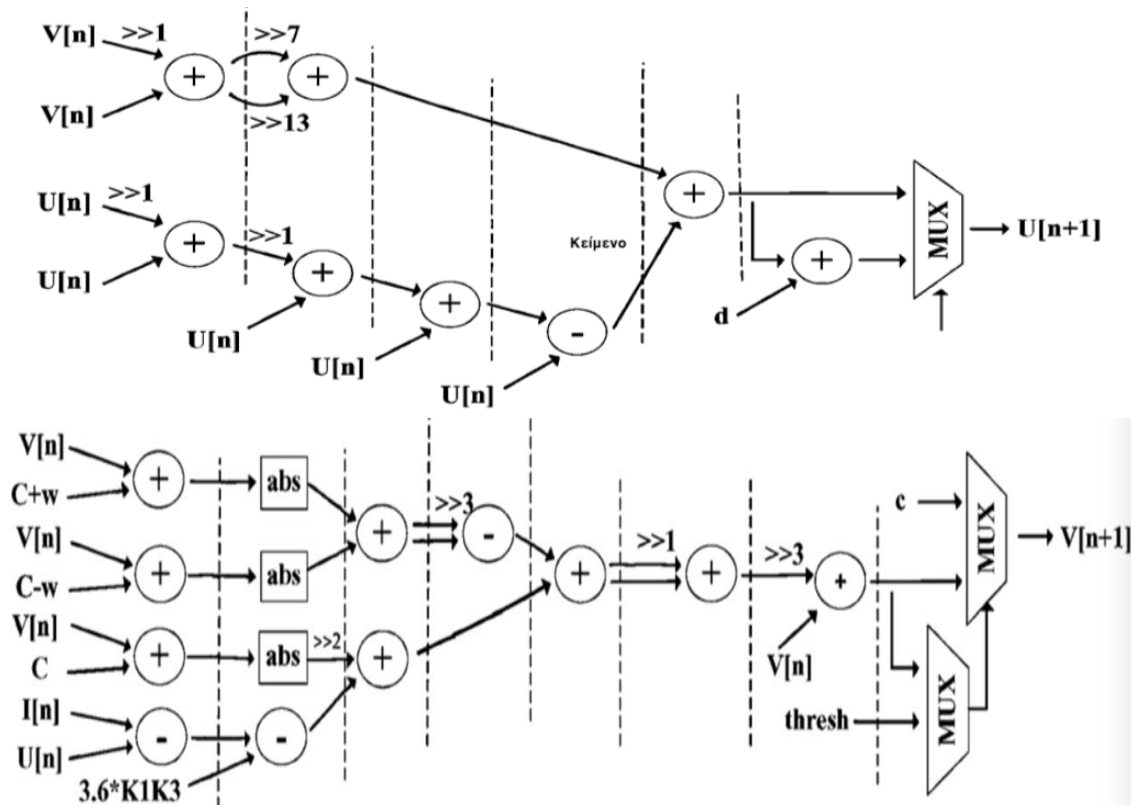
Η αρχιτεκτονική που απεικονίζεται στην Εικόνα 18 περιγράφει την παραπάνω υλοποίηση. Αποτελείται από 7 επίπεδα διασώληνωσης στα οποία υπάρχουν τρεις τελεστές πολλαπλασιασμού, οχτώ αθροιστές, δύο αφαιρέτες, ένας συγκριτής για να καθορίσει το κατώφλι και δύο πολυπλέκτες οι οποίοι βγάζουν τις τελικές τιμές v και u .



Εικόνα 18. Τα 7 επίπεδα διασώληνωσης με τους τελεστές που υλοποιούν το μοντέλο του Izhikevich, Ambroise και συν. [72] και [73].

Σε μία δημοσίευση των H. Soleimani, A. Ahmadi και M. Bavandpour [74] παρουσιάστηκε ένα σύνολο τεμαχητών γραμμικών μοντέλων (Piecewise Linear Model-PWL) χωρίς τη χρήση πολλαπλασιαστών που μεταβάλλουν το προτεινόμενο

μοντέλο του Izhikevich, όπως φαίνεται στην Εικόνα 19. Συγκεκριμένα, προσεγγίζουν το αρχικό μοντέλο με παρόμοιο τρόπο αλλά αντί για τον τελεστή του τετραγώνου της εξίσωσης, χρησιμοποιούν τελεστές σύγκρισης ή απόλυτης τιμής. Έτσι, επιτυγχάνεται η υλοποίηση μεγαλύτερου αριθμού νευρώνων με χαμηλότερο κόστος, το οποίο, όμως, έχει την ίδια δυναμική συμπεριφορά με το αρχικό.

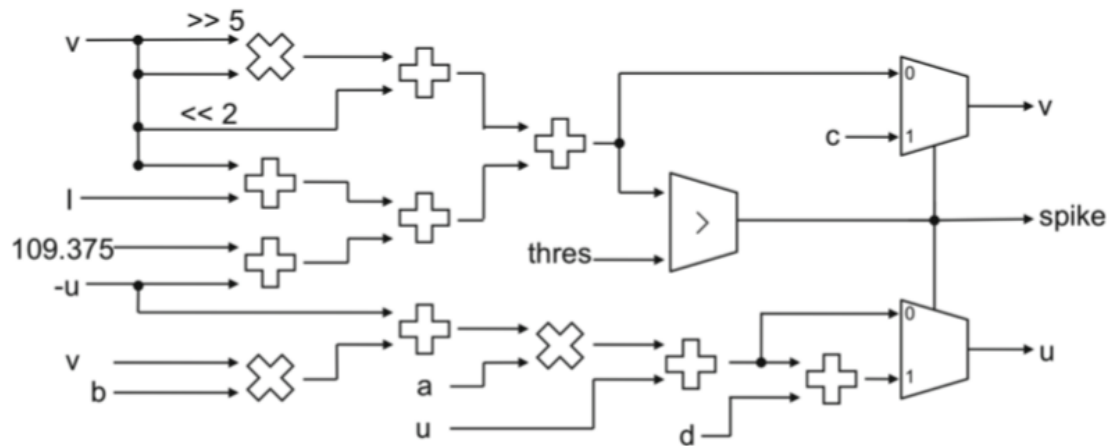


Εικόνα 19. Η εργασία των H. Soleimani, A. Ahmadi και M. Bavandpour χρησιμοποιεί 5 επίπεδα διασωλήνωσης για τον υπολογισμό του u ενώ για την τιμή v επιστρατεύει 7 επίπεδα.

Μία άλλη πιο σύγχρονη εφαρμογή του μοντέλου νευρώνων «Izhikevich» αναφέρεται στο [75]. Οι συγγραφείς επικεντρώνονται στην σχεδίαση ενός συστήματος χαμηλής καθυστέρησης και γι' αυτό το λόγο δημιουργούν το δυνατόν περισσότερο παράλληλη υλοποίηση. Η διάταξη, για την αναπαράσταση των τιμών, χρησιμοποιεί την τεχνική του συμπληρώματος του 2 με 18-bits σταθερής υποδιαστολής: 1-bit που δηλώνει το πρόσημο, 9-bits για το ακέραιο μέρος και 8-bits για το δεκαδικό μέρος. Μ' αυτόν τον τρόπο κατάφεραν να υλοποιήσουν 364 ψηφιακούς νευρώνες σε μία μόνο πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA με 56 φορές μικρότερη καθυστέρηση σε σχέση με άλλες έρευνες.

Η εν λόγω υλοποίηση αναπαρίσταται στην Εικόνα 20 και αποτελείται από επτά στάδια διασωλήνωσης. Παρατηρούμε πως η σχεδίαση αυτή δε διαθέτει αφαιρέτη παρά μόνο αθροιστές, πολλαπλασιαστές, έναν συγκριτή και πολυπλέκτες. Οι πράξεις

της αφαίρεσης που περιγράφονται στις εξισώσεις του μοντέλου επιτελούνται εισάγοντας στον πρώτο επίπεδο την αντίθετη τιμή της μεταβλητής ανάκτησης μεμβράνης, $-u$.



Εικόνα 20. Η αρχιτεκτονική περιγράφει το μοντέλο του Izhikevich. Μετά από 6 επίπεδα διασώληνωσης παράγονται ως έξοδοι οι τιμές των v και u . Το spike θα δημιουργηθεί εάν ικανοποιεί την συνθήκη σύγκρισης [75].

Τέλος, το 2018 οι S. Haghiri, A. Zahedi, A. Naderi και A. Ahmadi [76] πρότειναν ένα τροποποιημένο νευρωνικό μοντέλο του Izhikevich, το οποίο δεν περιέχει τελεστές πολλαπλασιασμού. Όλοι οι πολλαπλασιαστές αντικαταστάθηκαν με λογικούς ολισθητές και προσθέτες. Έτσι, με τη βοήθεια ενός συνόλου υπερβολικών συναρτήσεων αντικαθίστανται οι μη γραμμικοί όροι με ευκολότερες ως προς την υλοποίηση συναρτήσεις, όπως για παράδειγμα οι δυνάμεις του 2. Μία ακόμα καινοτομία που εισήγαγαν στο προτεινόμενο μοντέλο είναι ένα όρος θορύβου, ο οποίος εφαρμόζεται στο νευρώνα ως ερέθισμα ρεύματος που θα πυροδοτήσει το νευρωνικό μηχανισμό. Ο όρος αυτός εντοπίζεται στην παρακάτω εξίσωση:

$$I_N = \alpha + \beta f_{(LFSR)} \quad (26)$$

στην οποία τα α και β είναι η μέση τιμή και η τυπική απόκλιση, αντίστοιχα, ενώ ο $f_{(LFSR)}$ είναι όρος θορύβου που υλοποιείται από 8-bits καταχωρητές ολίσθησης γραμμικής ανάδρασης (**L**inear **F**eedback **S**hifter **R**egister-**L**FSR).

Το τελικό νευρωνικό μοντέλο περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

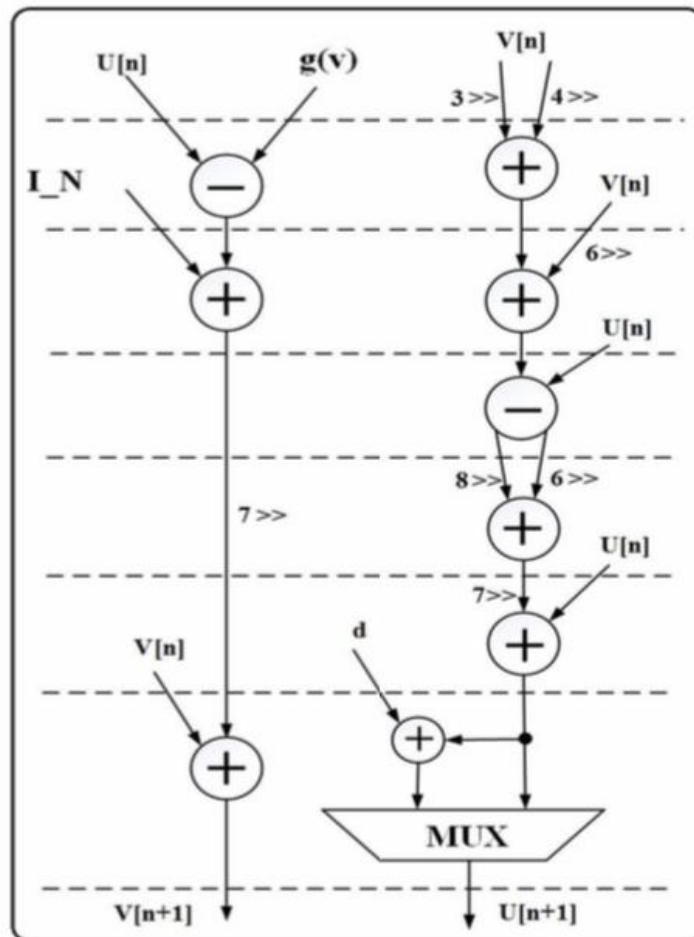
$$v' = g(v) - u + I_N \quad (27)$$

όπου

$$g(v) = 385 \cosh(0.018v) + 250 \sinh(0.02u) - 270 \quad (28)$$

με το u να υπολογίζεται από την εξίσωση (22) του αρχικού μοντέλου.

Η εν λόγω δημοσίευση μεταβάλλει το αρχικό μοντέλο σε ένα θορυβώδες μοντέλο Izhikevich χωρίς πολλαπλασιαστές (**M**ultiplierless **N**oisy **I**zhikevich **M**odel- **MNIM**) ούτως ώστε να μειωθεί το κόστος που χρειάζεται το υλικό και να αυξηθεί η συχνότητα λειτουργίας χωρίς, ωστόσο, να δίνει έμφαση στην ακρίβεια των υπολογισμών. Στην Εικόνα 21 παρατηρούμε τη δομή της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής, η οποία αποτελείται μόνο από αφαιρέτες, αθροιστές και πολυπλέκτες ενώ εισάγει περισσότερους τελεστές ολίσθησης σε σχέση με τις προηγούμενες προτάσεις.



Εικόνα 21. Η πρόταση των S. Haghir, A. Zahedi, A. Naderi και A. Ahmadi [76] είναι η μοναδική που δεν χρησιμοποιεί καθόλου τον τελεστή του πολλαπλασιασμού. Συγκεκριμένα για την δημιουργία της τιμής v απασχολεί μόνο δύο αθροιστές και έναν αφαιρέτη.

Μία διαφορετική εργασία από αυτές που παρουσιάστηκαν παραπάνω είναι η [77]. Στηριζόμενοι στις εξισώσεις αρχικού μοντέλου (21), (22) και τροποποιώντας τις παραμετρικές τιμές a , b , c , d και I , οι ερευνητές κατάφεραν να προσομοιώσουν διαφορετικά είδη νευρώνων. Για την υλοποίηση χρησιμοποίησαν πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA πάνω στην οποία δημιούργησαν τέσσερις δομές, τη διεπαφή του συστήματος, τη μνήμη, το νευρώνα και τη μηχανή τελικής κατάστασης (Finite-State Machine). Αυτές οι δομές δρουν συνεργατικά και αναπαριστούν τον τρόπο λειτουργίας των νευρώνων του εγκεφαλικού φλοιού. Η διεπαφή είναι ο τρόπος με τον οποίο το σύστημα επικοινωνεί με το εξωτερικό περιβάλλον. Εδώ γίνεται επεξεργασία των σημάτων που στέλνονται από τον Η/Υ. Τα σήματα αυτά μπορεί να αφορούν το ρολόι ή το είδος των νευρωνικών δυναμικών. Για την σωστή λειτουργία του συστήματος είναι απαραίτητο να υπάρχει και μία μνήμη μόνο για ανάγνωση (ROM) για την αποθήκευση όλων των τιμών που καθορίζουν το είδος των νευρώνων. Τη βασική υπολογιστική μονάδα του συστήματος αποτελεί ο νευρώνας. Σε αυτόν γίνεται η επίλυση των μαθηματικών εξισώσεων με τη βοήθεια τελεστών και συνεπώς υπολογίζονται οι τιμές v και u . Τέλος, η μηχανή τελικής κατάστασης είναι το κέντρο οργάνωσης και συντονισμού όλων των επιμέρους δομών, η οποία μεταβαίνει στην επόμενη κατάσταση κάθε φορά που ολοκληρώνεται κάποια διαδικασία.

Συνοψίζοντας, αντιλαμβανόμαστε πως το μοντέλο του Izhikevich αποτέλεσε βάση για ένα μεγάλο σύνολο ερευνών. Οι περισσότερες από αυτές το μετέβαλαν με σκοπό να πετύχουν καλύτερα αποτελέσματα από άποψη κατανάλωση ενέργειας, ταχύτητας ή απόδοσης. Στο επόμενο κεφάλαιο, θα γίνει αναφορά σε μία πρόταση η οποία βασίζεται στο αρχικό μοντέλο του Izhikevich ενώ παράλληλα τροποποιεί το κύκλωμα που παρουσιάστηκε στις τις εργασίες [73] και [72], έτσι ώστε να σημειωθεί βελτίωση της απόδοσης του ηλεκτρονικού κυκλώματος.

5 Ανάλυση σχεδιασμού της προτεινόμενης σχεδίασης

5.1 Εισαγωγή

Έπειτα από μία εκτενή βιβλιογραφική μελέτη στα διαφορετικά μοντέλα νευρομορφικών κυκλωμάτων και ιδιαίτερα στο μοντέλο του Izhikevich, έγινε αντιληπτό πως η εργασία που παρουσιάστηκε από τον Ambroise και τους συνεργάτες του αποτέλεσε κίνητρο για πολλούς επιστήμονες του κλάδου. Σε πολυάριθμες σύγχρονες δημοσιεύσεις γίνεται αναφορά στη μελέτη που διενέργησαν και στο κύκλωμα που πρότειναν. Η μεγάλη επιρροή που έχει δεν είναι αβάσιμη, καθώς το κύκλωμα που παρουσίασαν χρησιμοποιεί αριθμητική σταθερής υποδιαστολής που προσδίδει μεγάλη ακρίβεια και χαρακτηρίζεται από πολύ καλή επίδοση, χαμηλή πολυπλοκότητα και καταλαμβάνει μικρό χώρο.

Παρόλα αυτά, διαπιστώθηκε πως δεν υπάρχει κάποια άλλη εργασία που να βελτιώνει την αρχικά έρευνα. Βρέθηκαν πολλές εργασίες οι οποίες χρησιμοποιούν το κύκλωμα ως βάση, αλλά παρατηρήθηκε έλλειψη μίας βελτιστοποιημένης εκδοχής αναφορικά με την εξισορρόπηση των μονοπατιών του κυκλώματος που πρότεινε ο Ambroise. Έχοντας αυτό στο μυαλό, έγινε μία προσπάθεια να βελτιωθεί η αρχική σχεδίαση με σκοπό την καλύτερη απόδοση του γενικού συστήματος.

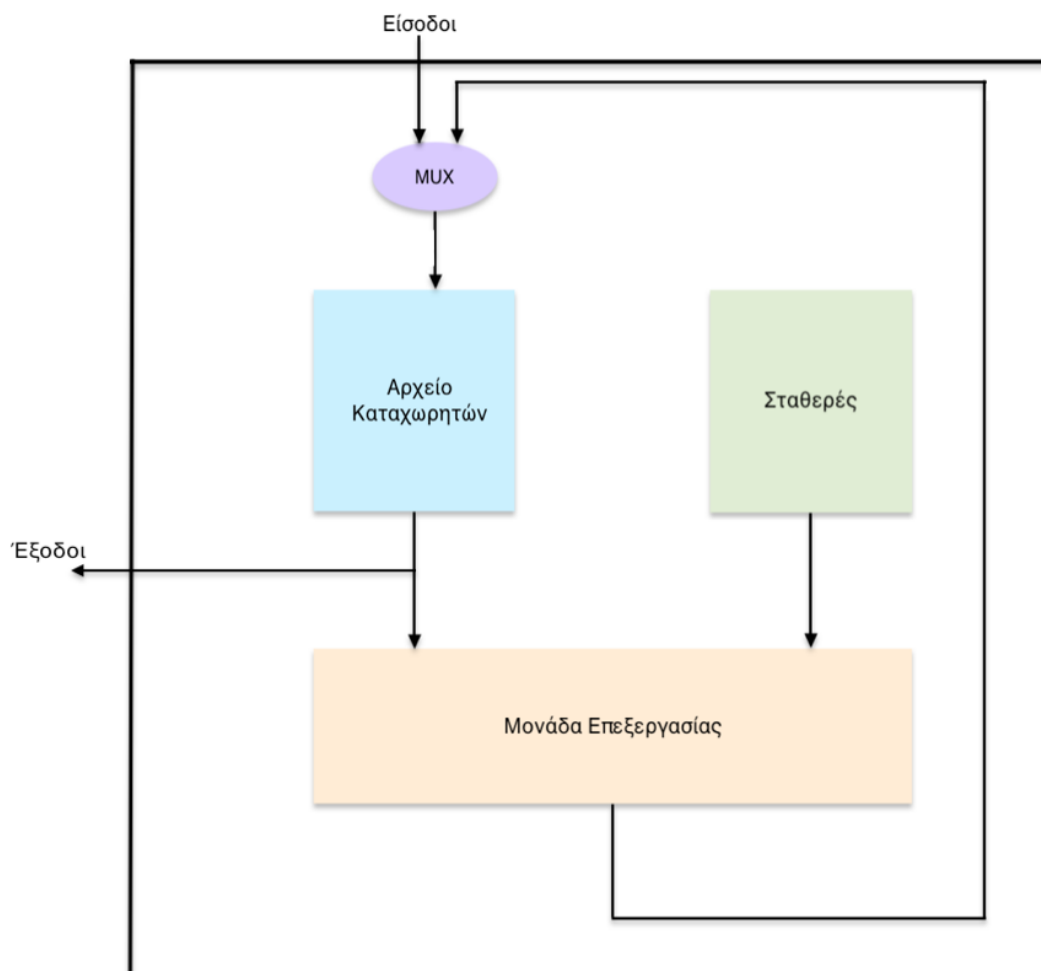
5.2 Περιγραφή

Η προτεινόμενη υλοποίηση [78] βασίζεται στις κύριες εξισώσεις του μοντέλου Izhikevich και στο κύκλωμα που παρουσιάστηκε από τους Ambroise, Levi, Bornat και Saïghi [72] ενώ παράλληλα διατηρεί κάποια βασικά στοιχεία από την πρόταση των Cassidy και Ανδρέου [57]. Ο βασικός στόχος της σχεδίασης είναι η μείωση τόσο του κρίσιμου μονοπατιού όσο και των επιπέδων διασωλήνωσης (pipeline stages). Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται καλύτερη απόδοση του γενικού συστήματος σε σύγκριση με την ήδη υπάρχουσα υλοποίηση του μοντέλου του Izhikevich από τον Ambroise.

Τόσο η βελτιωμένη απόδοση όσο και η μείωση του απαιτούμενου χώρου επιτυγχάνονται χάρη στα δύο κύρια χαρακτηριστικά της σχεδίασης, δηλαδή στην χρήση λιγότερων επιπέδων διοχέτευσης και στην αναπαράσταση των όρων με αριθμητική σταθερής υποδιαστολής έτσι ώστε να εξαχθούν τα τελικά αποτελέσματα. Η χρήση της αριθμητικής σταθερής υποδιαστολής προσδίδει στη σχεδίαση καλύτερους και γρηγορότερους υπολογισμούς των τιμών που σχετίζονται με το μεμβρανικό δυναμικό.

5.3 Προτεινόμενη αρχιτεκτονική

Η συνολική αρχιτεκτονική του συστήματος που προτείνεται στην παρούσα εργασία φαίνεται στην **Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε.** Το σύστημα αποτελείται από ένα σύνολο εισόδων, από κάποιες σταθερές, ένα αρχείο καταχωρητών και ένα σύνολο εξόδων. Όλοι οι απαραίτητοι υπολογισμοί συντελούνται στην μονάδα επεξεργασίας, όπου έχει οριστεί η σειρά εκτέλεσης των αριθμητικών πράξεων που περιγράφουν το μοντέλο Izhikevich. Όλα αυτά τα επιμέρους στοιχεία συντονίζονται από έναν πολυπλέκτη, έτσι ώστε να παράγονται ορθά δεδομένα στην έξοδο.



Εικόνα 22. Προτεινόμενη αρχιτεκτονική

5.4 Προτεινόμενο Κύκλωμα

Όπως αναφέρθηκε, το κύκλωμα αποτελείται από έξι στάδια διασωλήνωσης και κάποιους βασικούς τελεστές που περιγράφουν το μοντέλο. Οι τελεστές αυτοί είναι: τρεις πολλαπλασιαστές, δύο πολυπλέκτες, τέσσερις προσθέτες, έξι προσθέτες/αφαιρέτες, ένας δεξιός και ένας αριστερός ολισθητής και τέλος, ένας συγκριτής. Ακόμα, εμφανίζονται συνολικά 41 καταχωρητές οι οποίοι μεταβιβάζουν τις τιμές μεταξύ των ενδιάμεσων σταδίων διασωλήνωσης. Οι 35 από αυτούς χρησιμοποιούνται για τις μεταβλητές τιμές του συστήματος ενώ οι 6 έξι για τις σταθερές. Οπουδήποτε απεικονίζεται ένας σταθερός καταχωρητής είναι εφικτό να αντικατασταθεί με *hardwired* είσοδο. Τέλος, κάθε μονοπάτι είναι ισορροπημένο.

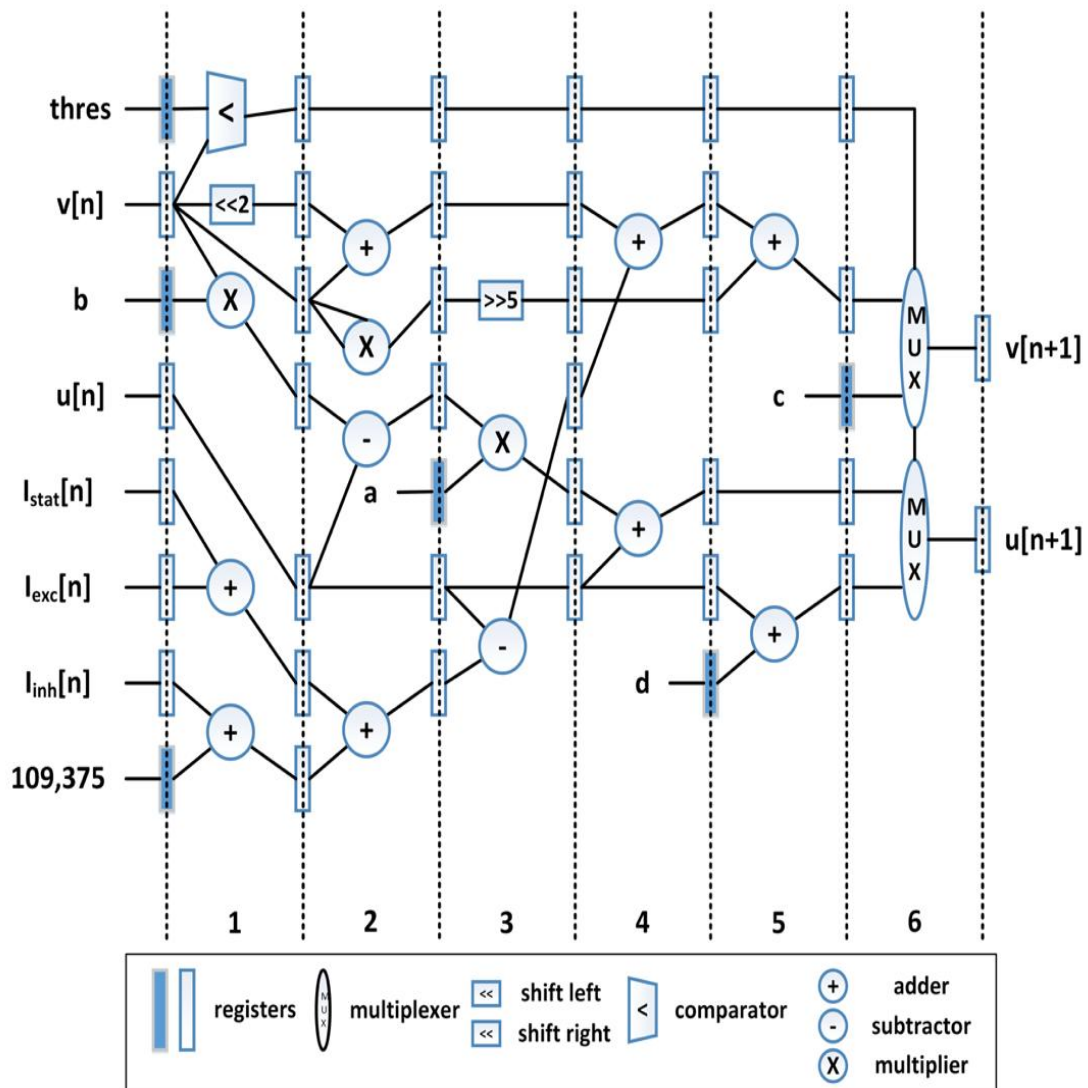
Ως αρχικές εισόδους το σύστημα λαμβάνει την τιμή του κατωφλίου, του μεμβρανικού δυναμικού, του μεμβρανικού ανάκτησης, της ευαισθησίας της μεταβλητής u , των τριών επιμέρους ρευμάτων I και μίας σταθεράς. Οι τιμές των παραμέτρων a , b , c και d εξαρτώνται άμεσα από το είδος των νευρωνικών κυττάρων και από το εάν αυτά είναι ανασταλτικά ή διεγερτικά νευρωνικά κύτταρα, όπως περιγράφεται στην ενότητα 4.2. Το δυναμικό ηρεμίας v στο μοντέλο αναπαρίσταται με εύρος τιμών -70 έως -60 (σε mV) και εξαρτάται από την τιμή της παραμέτρου b , ενώ το δυναμικό κατωφλίωσης κυμαίνεται από -55 έως -40 (σε mV). Τέλος, το κατώφλι, εξ ορισμού του μοντέλου, παίρνει τιμή 30.

Στο πρώτο στάδιο, η τιμή v χρησιμοποιείται σε τρεις διαφορετικούς τελεστές. Συγκρίνεται με το κατώφλι, ολισθαίνει κατά 2, πολλαπλασιάζεται με τη σταθερά b . Τα αποτελέσματα κάθε επιμέρους πράξης περνάνε σε καταχωρητές έτσι ώστε οι τιμές να μπορούν χρησιμοποιηθούν στο 2^ο στάδιο. Ακόμα, οι τιμές των v και u περνάνε αυτούσιες σε καταχωρητή για να χρησιμοποιηθούν στο επόμενο στάδιο. Συγκεκριμένα, το αποτέλεσμα της σύγκρισης διοχετεύεται αυτούσιο έως το στάδιο 6, όπου και χρησιμοποιείται στον πολυπλέκτη, ενώ η αρχική τιμή u έως το στάδιο 5, όπου και χρησιμοποιείται σε μία πράξη πρόσθεσης. Τέλος, το I_{stat} προστίθεται στο I_{exc} και η τιμή 109,375 προστίθεται στο I_{inh} και όμοια με τις προηγούμενες περιπτώσεις τα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε έναν καταχωρητή.

Στα επόμενα στάδια οι τιμές που έχουν αποθηκευτεί στους καταχωρητές από τα προηγούμενα στάδια διασωλήνωσης χρησιμοποιούνται έτσι ώστε να επιτελεστούν οι απαραίτητες πράξεις και να εξαχθούν τα τελικά αποτελέσματα των τιμών v και u στο 6^ο στάδιο διασωλήνωσης με τη βοήθεια δύο πολυπλεκτών οι οποίοι έχουν ως σήμα επιλογής τη τιμή που αποκτήθηκε από την σύγκριση στο 1^ο στάδιο.

Οι τιμές που εξάγονται από τους δύο πολυπλέκτες είναι οι καινούργιες τιμές των μεταβλητών v και u , οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν εκ νέου στην ίδια σχεδίαση έως ότου παραχθεί η επιθυμητή έξοδος.

παρακάτω απεικονίζεται η προτεινόμενη σχεδίαση, η οποία υλοποιεί το μαθηματικό μοντέλο του Izhikevich.

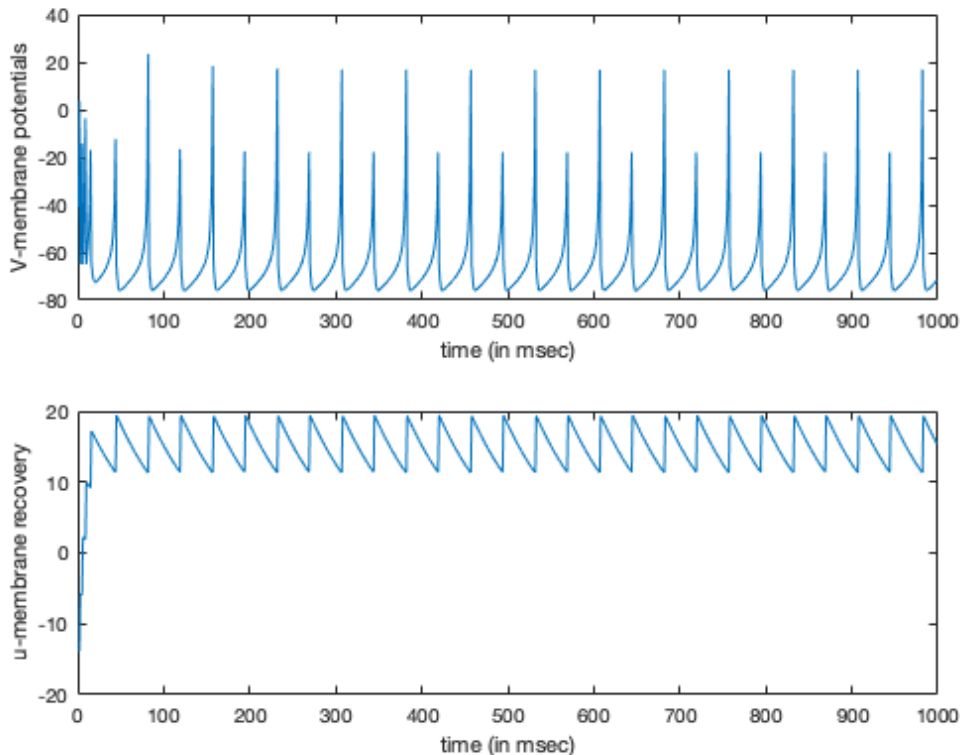


Εικόνα 23. Η προτεινόμενη σχεδίαση αποτελούμενη από 6 στάδια διασωλήνωσης.

6 Αποτελέσματα και Σύγκριση

6.1 MATLAB

Για τον καλύτερο έλεγχο της ορθότητας της καινούργιας σχεδίασης χρησιμοποιήθηκε το περιβάλλον MATLAB. Συγκεκριμένα, για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν ακριβώς οι ίδιες τιμές αρχικοποίησης, όπως και στην VHDL. Τα αποτελέσματα που παράχθηκαν από τον αντίστοιχο κώδικα σε MATLAB δημιούργησαν τα παρακάτω διαγράμματα σε διάστημα 1000ms.



Εικόνα 24. Αποτελέσματα σύγκρισης της προτεινόμενης σχεδίασης στη MATLAB. Η αρχικοποίηση των v_n και u_n είναι -70 και -14 , αντίστοιχα ενώ οι παραμετρικές τιμές $a=0.01$, $b=0.1$, $c=-65$ και $d=8$. Αρχικά στο ρεύμα I δίνεται η τιμή 2 .

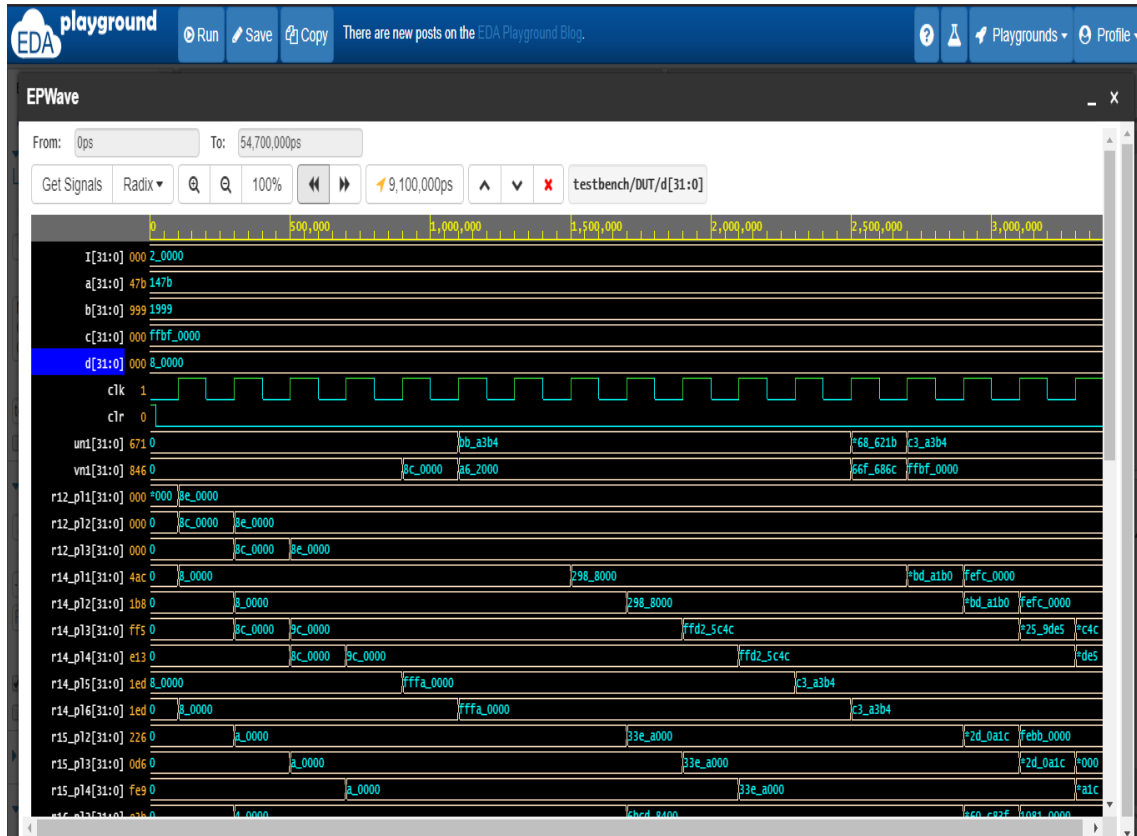
Παρατηρούμε πως οι τιμές του μεμβρανικού δυναμικού v ξεκινάει από -40.88 και φτάνει στο επόμενο βήμα τα 3.766 V στη μεγαλύτερη τιμή του, 23.46 V για $t=82$ msec. Επίσης στα πρώτα 16 msec οι αποκρίσεις ακίδων είναι πιο συχνές με έντονες διακυμάνσεις στις τιμές της τάσης από -65 V έως 3.766 V. Στην συνέχεια οι μέγιστες τιμές των ακίδων κυμαίνονται από 23.46 έως ότου για $t=607$ σταθεροποιούνται στα 16.8 V ενώ φαίνεται να υπάρχουν και άλλες μικρότερες αυξήσεις στα δυναμικά ενδιάμεσα των μέγιστων ακίδων με τιμές από -16.59 V έως $17,87$ V. Από την άλλη οι

ελάχιστες τιμές της μεταβλητής v , αποκτούν από το 21ο χιλιοστό του δευτερολέπτου, δυναμικά από -72.48V έως -76.1V . Αναφορικά με το δυναμικό ανάκτησης, βλέπουμε πως έχει ραγδαία ανοδική τάση από $u=-13.93\text{V}$ στα $u=16.73\text{V}$ στο χρονικό διάστημα $t=0-18\text{ msec}$. Από το 18^ο χιλιοστό του δευτερολέπτου έως το τέλος της προσομοίωση οι αποκρίσεις των ακίδων να εμφανίζουν συμπεριφορά που προσεγγίζει αυτή του τριγωνικού παλμού με τιμές μεγίστων 18.53 V όπου οι τιμές του μεμβρανικού ανάκτησης σταθεροποιούνται μέχρι τέλος (1 msec) στα 19.32 V και 45.73V και ελαχίστων εναλλάσσονται μεταξύ των τιμών 11.32V , 11.41V και 12.09V .

6.2 Αποτελέσματα υλοποίησης

Για να γίνει εφικτή η αξιολόγηση της ορθότητας λειτουργίας του σχεδιασμένου κυκλώματος, χρησιμοποιήθηκε η ενσωματωμένη μηχανή προσομοίωσης, EPWave, της πλατφόρμας EdaPlayground. Για τον σκοπό αυτό, συντάχθηκε το αρχείο επικύρωσης λειτουργίας (testbench) στο οποίο δόθηκαν αρχικές τιμές όμοιες με αυτές του κώδικα στην πλατφόρμα MATLAB ($v_n=-70$, $u_n=-14$, $a=0.01$, $b=0.1$, $c=-65$ και $d=8$. Τέλος, στο ρεύμα I δίνεται η τιμή 2).

Στην Σφάλμα! Το αρχείο προέλευσης της αναφοράς δεν βρέθηκε. φαίνονται οι κυματομορφές των αριθμητικών τιμών στα πρώτα 3.000.000 nanosecond. Όπως γίνεται κατανοητό, υπάρχει χρονική διαφορά στη διάρκεια των δύο προσομοιώσεων καθώς η διαδικτυακή πλατφόρμα παρέχει προσομοιώσεις περιορισμένου χρόνου ($3.000.000\text{ ns}=3\text{ms}$). Παρόλα αυτά, οι τιμές που προέκυψαν από τις δύο υλοποιήσεις για το χρονικό διάστημα των 3 msec είναι πανομοιότυπες.



Εικόνα 25. Αποτελέσματα προσομοίωσης

Συνεπώς, συγκρίνοντας την Εικόνα 24 και την Εικόνα 25 προκύπτει πως οι τιμές που παράγονται από το μοντέλο είναι ίδιες τόσο στο πρόγραμμα MATLAB όσο και στο κώδικα που γράφτηκε σε VHDL. Το γεγονός αυτό προδίδει πως ο κώδικας που γράφτηκε στη VHDL παράγει ορθά αποτελέσματα όπως περιγράφεται στην αρχική σχεδίαση, συνδυάζοντας επιπλέον καλύτερη απόδοση, όπως φαίνεται στα τεχνικά χαρακτηριστικά που παρουσιάζονται στην παρακάτω ενότητα.

6.3 Τεχνικά Χαρακτηριστικά

6.3.1 Χρόνος εκτέλεσης

Η ταχύτητα των υπολογισμών είναι ένα πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό τέτοιων συστημάτων καθώς αυτά πρέπει να βγάζουν το τελικό αποτέλεσμα σε πραγματικό χρόνο αντίστοιχο μ' αυτόν ενός βιολογικού συστήματος. Ταυτόχρονα, όμως, πρέπει να διατηρηθεί η ακρίβεια και η συνέπεια του συστήματος.

Έχοντας αυτά υπόψη, προτάθηκε μία αρχιτεκτονική η οποία αποτελείται από ένα στάδιο διασωλήνωσης λιγότερο σε σύγκριση με την αρχική σχεδίαση χωρίς ωστόσο να εκλείπει κάποιος υπολογιστικός όρος. Συγκεκριμένα, απαιτούνται 6 στάδια για κάθε υπολογισμό των τιμών u και v , αντί για 7. Αυτό επιτεύχθηκε μέσω της εξισορρόπησης του υπολογισμού του ρεύματος I (δηλ., το άθροισμα των I_{exc} , I_{inh} , I_{stat}). Έτσι, το σύστημά μας χρειάζεται λιγότερο χρόνο για την εξαγωγή των τιμών του

μεμβρανικού δυναμικού και του μεμβρανικού ανάκτησης που θα χρησιμοποιηθούν στο επόμενο βήμα υπολογισμού.

Ακόμα, η επίτευξη μίας μεγάλης συχνότητας λειτουργίας κάνει το σύστημα ικανό για την επεξεργασία των εξωτερικών ερεθισμάτων σε πραγματικό χρόνο. Με κατάλληλα εργαλεία μετρήθηκε πως η μέγιστη συχνότητα λειτουργίας της προτεινόμενης σχεδίασης φτάνει τα 482,21 MHz, τιμή που αποτελεί εξαιρετικά υψηλή απόδοση αναφορικά με το χρονισμό του ρολογιού στο σύστημα.

6.3.2 Πόροι

Η χρήση των πόρων του συστήματος μπορεί να επηρεάσει κατά πολύ την απόδοση του συστήματος. Όσοι περισσότεροι πόροι της πλακέτας χρησιμοποιούνται τόσο πιο εμφανείς είναι οι επιπτώσεις στην κατανάλωση ενέργειας, την ταχύτητα και την επιφάνεια που καταλαμβάνει η συσκευή.

Η υλοποίηση βασίζεται στην ισόρροπη κατανομή (balanced tree) των αριθμητικών πόρων (κυκλωμάτων), η οποία ευνοεί τη μείωση του κρίσιμου μονοπατιού και την διάδοση των ηλεκτρικών σημάτων με μικρή καθυστέρηση. Επιπλέον, τέτοιες δομές γράφων αριθμητικών κυκλωμάτων ευνοούν τη χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, αν και δεν πραγματοποιήθηκε αναλυτική μελέτη στην παρούσα εργασία, εκτός από την καταμέτρησή της.

Ένα ακόμα πλεονέκτημα της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής είναι πως χρησιμοποιεί μόνο το 6% (824 από τα 12.288) των διαθέσιμων διαμορφωμένων λογικών μπλοκ (Configurable Logic Blocks- CBL) της συσκευής xc4v1x15-12sf363. Το γεγονός αυτό σημαίνει πως υπάρχει περισσότερος διαθέσιμος χώρος για να δημιουργηθεί στην ίδια πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA ένα μεγαλύτερο και πιο πολύπλοκο δίκτυο νευρώνων.

Ακόμα, το σύστημα χρησιμοποιεί αριθμητική σταθερής υποδιαστολής για την αναπαράσταση των τιμών που σχετίζονται με το μεμβρανικό δυναμικό. Συγκεκριμένα, επιστρατεύει 32 αριθμητικούς πυρήνες της πλακέτας ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA, οι οποίοι είναι σταθερής υποδιαστολής και κατ' επέκταση μικρού μεγέθους και υψηλής απόδοσης. Το χαρακτηριστικό αυτό διατηρεί μία ωφέλιμη ισορροπία μεταξύ του δυναμικού εύρους και της ακρίβειας του συστήματος.

6.3.3 Ενέργεια

Μία ακόμα παράμετρος που πρέπει να ληφθεί υπόψη είναι η κατανάλωση ενέργειας, ιδίως όταν γίνεται λόγος για νευρομορφικά κυκλώματα μεγάλης κλίμακας που αποτελούνται από πολλούς νευρώνες. Όπως αναφέρθηκε, η μέγιστη συχνότητα στην

οποία λειτουργεί η σχεδίαση είναι εξαιρετική. Παρόλ' αυτά, μία τόσο υψηλή τιμή έχει ως αποτέλεσμα αντίστοιχη τιμή στην κατανάλωση ενέργειας. Γι' αυτό το λόγο, μετρήθηκε η κατανάλωση ενέργειας σε συχνότητα λειτουργίας ίση με 20 MHz. Τα 20 MHz αποτελούν την ελάχιστη τιμή στην οποία μπορεί να λειτουργήσει ένα τέτοιο σύστημα. Τα αποτελέσματα της μέτρησης, τα οποία έγιναν μέσω του εργαλείου Vivado, έδειξαν πως η κατανάλωση ενέργειας του προτεινόμενου κυκλώματος ανέρχεται στη 9,45 mV. Αυτή η σχετικά υψηλή τιμή προέρχεται από το γεγονός πως έχουν χρησιμοποιηθεί 32 πυρήνες για τους υπολογισμούς των τιμών για μεγαλύτερη ακρίβεια.

7 Συμπεράσματα

Για την συγγραφή της παρούσας εργασίας αναζητήθηκε με μεγάλη προσοχή ένα μέρος της διεθνούς βιβλιογραφίας των νευρομορφικών συστημάτων. Μελετήθηκε, αρχικά, το θεωρητικό υπόβαθρο των νευρώνων και έγιναν κατανοητές διάφορες βασικές έννοιες σχετικά με την λειτουργία, τη δομή, την επικοινωνία αλλά και πιθανές βλάβες που μπορεί να υποστούν τόσο οι νευρώνες και όσο και γενικότερα το νευρικό σύστημα. Αυτή η πρώτη αναζήτηση αποτέλεσε έναυσμα για περαιτέρω έρευνα σχετικά με την πιθανή αντιμετώπιση αυτών των διαταραχών με τη βοήθεια της τεχνολογίας. Μελετήθηκαν μαθηματικά μοντέλα βασίζονται στο υλικό και υλοποιούν ορισμένες νευρωνικές ιδιότητες. Συγκρίνοντας αυτά τα μοντέλα, επιλέχθηκε το μοντέλο Izhikevich ως το επικρατέστερο καθώς προσφέρει πληθώρα πλεονεκτημάτων έναντι των υπολοίπων. Στην συνέχεια, ερευνήθηκαν γνωστές υλοποιήσεις νευρομορφικών κυκλωμάτων που έχουν ως πρότυπο το μοντέλο του Izhikevich, έτσι ώστε να γίνει αντιληπτή η γενική ιδέα και η τεχνοτροπία την οποία ακολούθησαν κάποιοι ερευνητές. Εντοπίστηκαν πολλές υλοποιήσεις τέτοιων κυκλωμάτων καθεμία από τις οποίες στοχεύει στη βελτίωση διαφορετικών χαρακτηριστικών. Το τελικό στάδιο για την εκπόνηση της εν λόγω εργασίας αποτέλεσε η δημιουργία της σχεδίασης του συστήματος και η συγγραφή του απαραίτητου κώδικα για πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA έτσι ώστε να παραχθεί το κατάλληλο αποτέλεσμα ως έξοδος.

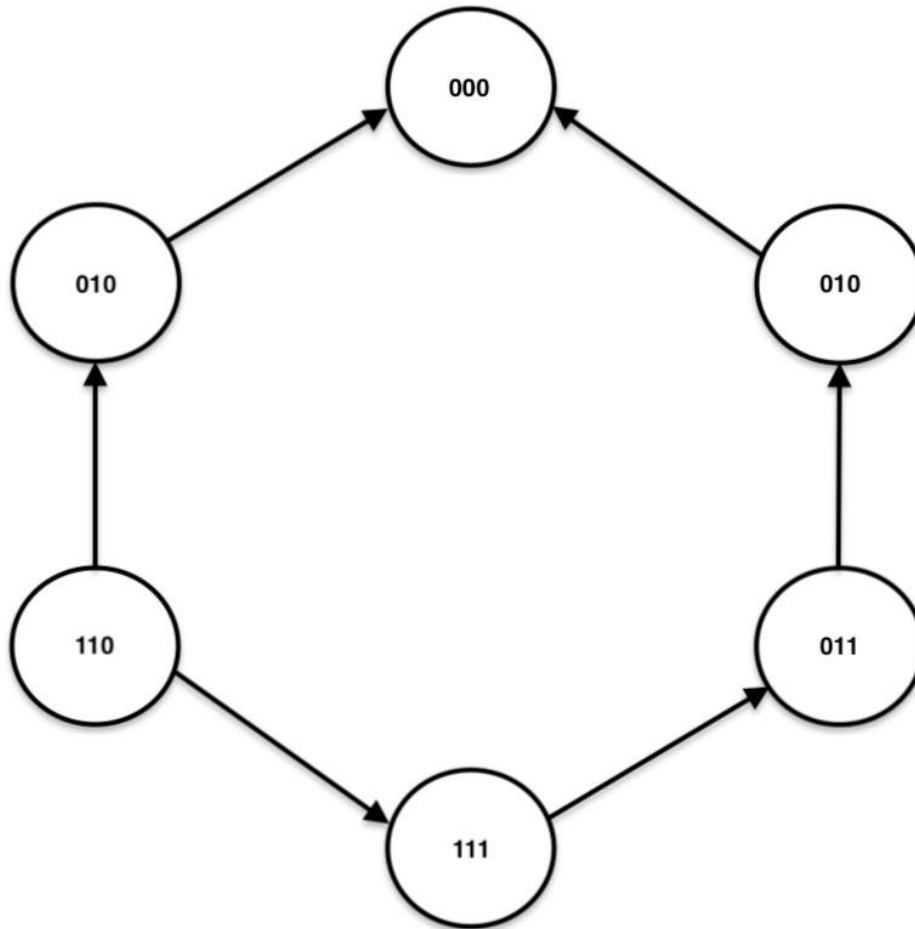
Το σύστημα παρουσιάζει κάποια ωφέλιμα χαρακτηριστικά σε σχέση με τα διαθέσιμα συστήματα που προτείνονται σε άλλες εργασίες, χωρίς, ωστόσο, να αλλοιώνεται η χρήση των πόρων. Αλλάζοντας την θέση των τελεστών στη σειρά εκτέλεσής τους βελτιώνεται η ταχύτητα των υπολογισμών, χαρακτηριστικό εξαιρετικά σημαντικό όταν πρόκειται για νευρομορφικά κυκλώματα στα οποία απαιτούνται γρήγοροι υπολογισμοί πραγματικού χρόνου για την ορθή προσομοίωση των εγκεφαλικών λειτουργιών. Εκτός από την επίτευξη των ταχέων υπολογισμών, η μετατόπιση των τελεστών έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία ισόρροπης δομής. Το γεγονός αυτό συνετέλεσε στην μείωση της απαιτούμενης ενέργειας που καταναλώνει το σύστημα.

7.1 Μελλοντικές προεκτάσεις της εργασίας

Όπως έγινε αντιληπτό, το πεδίο της επιστήμης που ασχολείται με τα νευρομορφικά κυκλώματα είναι ευρύ και πολύπλοκο. Για την ολοκληρωμένη παρουσίαση μίας λύσης που θα απαντάει στο πρόβλημα μίας διαταραχής του νευρικού συστήματος απαιτείται περεταίρω έρευνα τόσο στο κομμάτι της υλοποίησης σε υλικό (ταχύτητα υπολογισμών, κατανάλωση ενέργειας, επιφάνεια συσκευής κ.α.) όσο στον τρόπο με τον οποίο η συσκευή αυτή θα ενσωματωθεί στον πάσχοντα για να επιδιορθώσει τη βλάβη.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία υλοποιεί μόνο ένα μικρό τμήμα του συνολικού προβλήματος. Ωστόσο αποτελεί έναυσμα για μελλοντική έρευνα η οποία θα μπορούσε να βελτιώσει και να εξελίξει την προτεινόμενη υλοποίηση λαμβάνοντας υπόψη και άλλες παραμέτρους για την πληρέστερη παρουσίαση της λύσης.

Σε επέκτασή της, θα δημιουργηθεί μία αριθμητική και λογική μονάδα – ΑΛΜ (Arithmetic and Logic Unit) η οποία θα υλοποιεί όλο το μοντέλο Izhikevich με πολύ λιγότερους πόρους αξιοποιώντας το γεγονός πως η συχνότητα λειτουργίας του συστήματος είναι πολύ χαμηλή. Σε ένα τέτοιο ενδεχόμενο σύστημα δε θα υπάρχουν όλοι οι τελεστές, όπως στην σχεδίαση που προτάθηκε στο κεφάλαιο 5, αλλά αντ' αυτών θα υπάρχουν οχτώ: δύο πολυπλέκτες, ένας προσθέτης, ένας αφαιρέτης, δύο ολισθητές και ένας συγκριτής και μόνο 7 καταχωρητές. Έτσι, θα δημιουργηθεί ένα σύστημα στο οποίο η ΑΛΜ με τη βοήθεια μίας μηχανής τελικής κατάστασης (Finite State Machine) θα είναι αυτή που θα συγχρονίζει τους τελεστές και θα επιλέγει ποιος πρέπει να χρησιμοποιηθεί σε κάθε χρονική στιγμή, όπως απεικονίζεται.



Σχεδιάγραμμα 1. Μηχανή τελικής κατάστασης για την επιλογή του κατάλληλου τελεστή σε κάθε χρονική στιγμή.

Στον Πίνακα 1 φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο οι αρχικές τιμές και οι τιμές που προκύπτουν από τους διάφορους τελεστές κατά τη διάρκεια των υπολογισμών αναθέτονται στους καταχωρητές του συστήματος.

0 -> R ₆	R ₀ -> R ₀	R ₅ -> R ₅	R ₅ -> R ₅
v _n -> R ₀	R ₁ -> R ₁	R ₀ -> R ₀	R ₀ -> R ₀
u _n -> R ₁	R ₀ OP1 c ₁ -> R ₆	R ₁ -> R ₁	R ₁ -> R ₁
I _{stat} -> R ₂	R ₀ OP6 c ₅ -> R ₅	R ₂ -> R ₂	R ₂ OP2 R ₀ -> R ₂
I _{exc} -> R ₃	R ₀ OP7 -> R ₂	R ₀ OP1 R ₀ -> R ₃	R ₃ OP8 -> R ₃
I _{inh} -> R ₄	R ₂ OP2 R ₃ -> R ₃	R ₃ OP2 R ₄ -> R ₄	R ₆ OP1 c ₀ -> R ₆
0 -> R ₅	R ₄ OP3 c ₄ -> R ₄	R ₆ OP3 R ₁ -> R ₆	R ₁ OP3 R ₄ -> R ₄
$\bar{A}/S = 0$	$\bar{A}/S = 0$	$\bar{A}/S = 1$	$\bar{A}/S = 1$

R ₅ -> R ₅	R ₅ -> R ₅	0 -> R ₅
R ₀ -> R ₀	R ₀ -> R ₀	0 -> R ₆

$R_1 \rightarrow R_1$	$R_1 \rightarrow R_1$	(R_2, c_2) OP4 $R_5 \rightarrow R_0$
$R_3 \rightarrow R_3$	$R_6 \rightarrow R_6$	(R_6, R_3) OP5 $R_5 \rightarrow R_1$
$R_4 \rightarrow R_4$	$R_4 \rightarrow R_4$	$I_{stat} \rightarrow R_2$
R_2 OP2 $R_4 \rightarrow R_2$	R_2 OP2 $R_3 \rightarrow R_2$	$I_{exc} \rightarrow R_3$
R_6 OP3 $R_1 \rightarrow R_6$	R_1 OP3 $c_3 \rightarrow R_3$	$I_{inh} \rightarrow R_4$
$\bar{A}/S = 0$	$\bar{A}/S = 0$	$\bar{A}/S = X$

Πίνακας 1. Καταχωρητές και τελεστές που χρησιμοποιούνται από την ΑΛΜ.

x	→ OP1
+	→ OP2
-	→ OP3
MUX ₁	→ OP4
MUX ₂	→ OP5
<	→ OP6
<<2	→ OP7
>>5	→ OP8

Υπόμνημα 1. Αντιστοίχιση τελεστών

Μελλοντικά θα πρέπει να γίνει εκτενής μελέτη σχετικά με τη σύναψη και τον επανυπολογισμό του ρεύματος. Τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι πολύ σημαντικά καθώς μέσω αυτών οι νευρώνες οργανώνονται και επικοινωνούν και έτσι δημιουργούν ένα νευρομορφικό δίκτυο. Υπολογίζοντας με ακρίβεια το διερχόμενο ρεύμα και μοντελοποιώντας τις συνάψεις, το σύστημα θα μπορεί να καθορίσει ποιος νευρώνας πρέπει να συνδεθεί με ποιον και ποιος θα είναι ο συντελεστής βάρους της σύναψης.

Αφού τελειοποιηθεί η υλοποίηση κατά το περισσότερο δυνατό, θα ήταν ωφέλιμο στο μέλλον να αναζητηθούν συνέργειες με επιστήμονες και οργανισμούς, από τον κλάδο της υγείας, οι οποίοι θα διαθέσουν τις γνώσεις τους προκειμένου να διεξαχθούν τα κατάλληλα πειράματα και έτσι το σύστημα να μπορεί να ενσωματωθεί σε ανθρώπινο οργανισμό και επιφέρει τα επιθυμητά αποτελέσματα.

7.2 Αποτελέσματα εκπόνησης της πτυχιακής εργασίας

Κατά την εκπόνηση της παρούσας εργασίας, η οποία διήρκησε από το Σεπτέμβριο του 2018 έως το Σεπτέμβριο του 2019, δημοσιεύτηκε μία εργασία σε διεθνές συνέδριο. (M. Sapounaki και A. P. Kakarountas, «A High-Performance Neuron for Artificial Neural Network based on Izhikevich model,» σε *International Symposium on Power and Timing Modeling, Optimization and Simulation*, Ρόδος, Ελλάδα, 2019.)

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

1. Αναπτυξιακή πλατφόρμα υλικού

Τις τελευταίες δεκαετίες, η ανάπτυξη της αναδιατασσίμενης λογικής έχει προωθήσει την υλοποίηση μεγάλων νευρωνικών δικτύων σε μία μόνο πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA. Οι πλακέτες αυτές είναι ολοκληρωμένα κυκλώματα τα οποία διαθέτουν προγραμματιζόμενα μπλοκ ψηφιακής λογικής, CBL, (λογικές πύλες, απαριθμητές, καταχωρητές μνήμης κ.α.) [79]. Το όνομά τους είναι ακρώνυμο των αγγλικών λέξεων Field Programmable Gate Array, δηλαδή πρόκειται για συστοιχία επιτόπια προγραμματιζόμενων πυλών. Για την παραμετροποίησή τους απαιτείται μία γλώσσα περιγραφής υλικού (Hardware Description Language) και στη συνέχεια προγραμματίζονται ηλεκτρονικά με βοηθητικές διατάξεις.

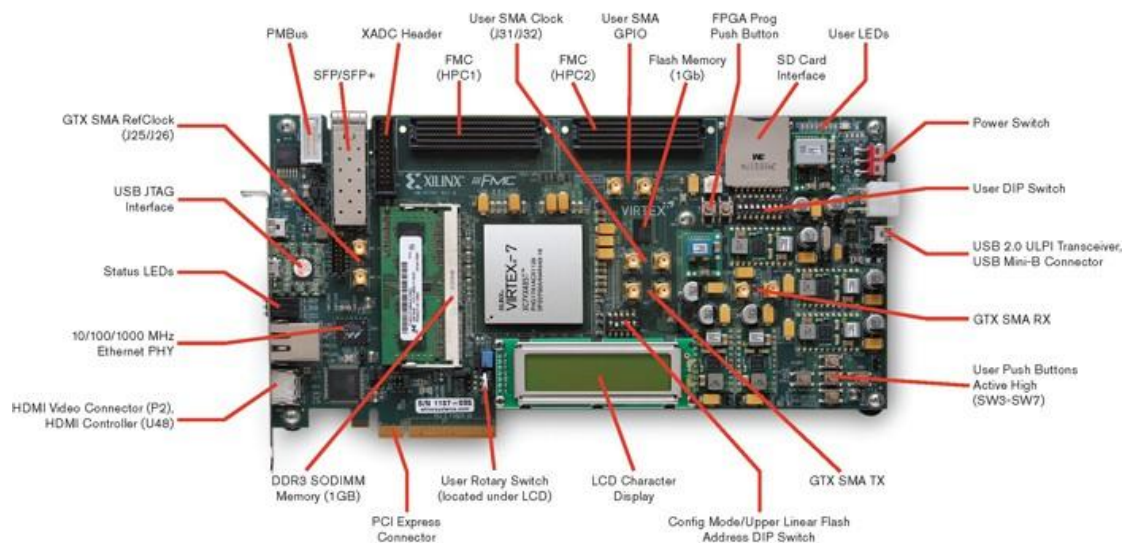
Όλες οι πλακέτες που βασίζονται στην τεχνολογία FPGA αποτελούνται από διάφορα επιμέρους στοιχεία, τα οποία μέσω μίας γλώσσας περιγραφής υλικού (βλ. ενότητα 2) προγραμματίζονται και επιτελούν τις επιθυμητές λειτουργίες που απαιτεί η εκάστοτε εφαρμογή. Το πλήθος των πόρων που διαθέτει μία πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA είναι πεπερασμένος αλλά εξαρτάται από το είδος της. Συγκεκριμένα, σε μία πλακέτα υπάρχει(ουν) [80]:

- BlockRAM: τμήματα μνήμης RAM όπου αποθηκεύονται δεδομένα που προκύπτουν από εσωτερική επεξεργασία στην πλακέτα.
- Δισταθείς Πολυδονητές (FlipFlops): ηλεκτρονικά στοιχεία αποθήκευσης πληροφορίας για τη λογική κατάσταση των κυκλωμάτων
- Πίνακες Αναζήτησης (Look Up Table-LUTs): δομές που χρησιμοποιούνται για την υλοποίηση λογικών συναρτήσεων (AND, OR κ.α.)
- RAM LUTs: LUTs που σχετίζονται με τις εσωτερικές μνήμες της FPGA
- Αριθμητική και Λογική Μονάδα (Arithmetic and Logic Unit-ALU): μονάδα που επιτελεί λογικές και αριθμητικές πράξεις. Πρόκειται για το πιο σημαντικό στοιχείο στα ψηφιακά κυκλώματα.

Είναι απαραίτητο προτού ξεκινήσουν οι υπολογισμοί, ο compiler του συστήματος δημιουργεί μία εντολή διαμόρφωσης έτσι ώστε να ληφθούν όλες οι παράμετροι εισόδου από τα τμήματα I/O, να γίνει η κατάλληλη επεξεργασία με τη βοήθεια των CBL και τέλος όλα τα προκύπτοντα στοιχεία να μεταφερθούν ξανά στα τμήματα I/O ως έξοδοι [81].

Αξίζει να σημειωθεί πως η επεξεργασία των δεδομένων γίνεται παράλληλα γεγονός που σημαίνει πως κάθε επιμέρους διεργασία απασχολεί ένα συγκεκριμένο τμήμα της πλακέτας κάθε φορά. Δηλαδή, κάθε λειτουργία χρησιμοποιεί κάποιους πόρους του συστήματος μοναδικά κάθε στιγμή και δεν υπάρχει η δυνατότητα μία δεύτερη να χρησιμοποιήσει τους ίδιους πόρους, παρά μόνο όταν ολοκληρωθεί η πρώτη.

Στην παρακάτω εικόνα, απεικονίζεται μία πλακέτα ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA και σημειώνονται κάποια κύρια ηλεκτρονικά στοιχεία.



Εικόνα 26. Παράδειγμα πλακέτας FPGA: Xilinx Virtex-7 FPGA VC707

Τις τελευταίες δεκαετίες, οι πλακέτες ανάπτυξης αυτής της τεχνολογίας έγιναν ιδιαίτερα δημοφιλείς στον τομέα του υλικού των υπολογιστικών συστημάτων, εξαιτίας των χαρακτηριστικών που παρουσιάζουν. Αρχικά, η δυνατότητα που έχουν να αναδιαμορφώνονται και να επαναχρησιμοποιούνται είναι τα κύρια χαρακτηριστικά τους, τα οποία επιτρέπουν στο σύστημα που τις χρησιμοποιεί να υλοποιήσει διαφορετικούς αλγορίθμους και τοπολογίες. Οι παράλληλες και κατακεντρωμένες δομές που διαθέτουν δημιουργούν μία υπολογιστικά γρήγορη σχεδίαση που διασφαλίζει την επεξεργασία των δεδομένων το δυνατόν εγγύτερα στον πραγματικό χρόνο. Ακόμα, παρόλο που οι ψηφιακοί υπολογισμοί απαιτούν μεγαλύτερη περιοχή πυριτίου και καταναλώνουν περισσότερη ενέργεια σε σχέση με τους αναλογικούς, παρέχουν μεγαλύτερη υπολογιστική ακρίβεια που επιτρέπει εκτεταμένο δυναμικό εύρος. Οι πλακέτες ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA έχουν μικρότερο χρόνο σχεδίασης και κατασκευής, γνώρισμα που οδηγούν σε μία σχετικά φθηνή λογική σχεδίαση. Επιπλέον, διακρίνονται από μεγαλύτερη σταθερότητα και ευελιξία αναφορικά με την σχεδίαση και την ανάπτυξη εφαρμογών. Τέλος, διαθέτουν απλούστερες διεπαφές σε σύγκριση με τις υλοποιήσεις VLSI, γεγονός που κάνει τη χρήση τους πιο εύκολη και πιο φιλική προς τον χρήστη [80].

2. Κώδικας

Για τον προγραμματισμό ηλεκτρονικών και ψηφιακών λογικών κυκλωμάτων, όπως η σχεδίαση που παρουσιάστηκε στο κεφάλαιο 4, είναι απαραίτητη η χρήση κάποιας από τις διαθέσιμες γλώσσες περιγραφής υλικού (Hardware Description Languages). Οι γλώσσες αυτές παρέχουν πληροφορίες για τη δομή, τον τρόπο συμπεριφοράς και την συνδεσμολογία τέτοιων κυκλωμάτων. Πρόκειται για ένα σύνολο κειμένου που περιέχει σταθερές και μεταβλητές τιμές εισόδου/εξόδου, τελεστές, εκφράσεις, σχόλια και ακολουθεί ένα προκαθορισμένο συντακτικό. Αποτελούν ένα πολύ σημαντικό εργαλείο για τους σχεδιαστές καθώς μέσω αυτών των γλωσσών επιτελούνται η προσομοίωση και η σύνθεσή των κυκλωμάτων [82].

Η προσομοίωση είναι ένας τρόπος για να ελεγχθεί η σχεδίαση σε ηλεκτρονικό υπολογιστή προτού αυτή μεταφραστεί σε υλικό. Για την προσομοίωση στις γλώσσες περιγραφής υλικού, απαιτείται ο έλεγχος της ορθότητας του συστήματος (test bench). Ο κώδικας αυτής της δοκιμής περιλαμβάνει εισόδους, εξόδους και χρησιμοποιεί τη διαδικασία της σχεδίασης έτσι ώστε να επαληθευτεί η λειτουργία του κυκλώματος στον αναλυτή κυματομορφών. Οι πιο γνωστοί προσομοιωτές που χρησιμοποιούνται είναι οι: ModelSim, Xilinx ISim και Aldec Active. Ακόμα, η σύνθεση είναι η διαδικασία κατά την οποία ο κώδικας που έχει γραφτεί αντιστοιχίζεται σε ψηφιακά λογικά κυκλώματα. Τέλος, η απασφαλμάτωση του κώδικα είναι δυνατόν να γίνει πριν και μετά την διαδικασία προσομοίωσης [82]. Σε περίπτωση που υπάρχουν συντακτικά ή λογικά λάθη, ο προσομοιωτής που έχει επιλεγεί θα εμφανίσει τις

αναφορές αυτών των σφαλμάτων και έτσι ο σχεδιαστής να μπορεί να τα εντοπίσει και να τα διορθώσει.

Οι συνηθέστερες HDL που χρησιμοποιούνται είναι η Verilog, η VHDL και η πιο πρόσφατη η SystemC. Οι κώδικες που παρατίθενται στο παράρτημα Α είναι γραμμένοι με τη βοήθεια της VHDL, η οποία βασίζεται στο πρότυπο IEEE 11644.

Η VHSIC HDL ή αλλιώς VHDL (Very High Speed Integrated Circuits HDL) πρόκειται για μία γλώσσα προγραμματισμού που όπως αναφέρθηκε μας επιτρέπει να σχεδιάζουν ψηφιακά κυκλώματα. Βλέποντας κανείς έναν κώδικα σε VHDL εντοπίζει, συνήθως, τρία βασικά μέρη: τις βιβλιοθήκες, τις οντότητες και την αρχιτεκτονική.

Μία βιβλιοθήκη περιέχει μονάδες σχεδίασης που έχουν δημιουργηθεί σε προγενέστερη εφαρμογή αλλά χρησιμοποιούνται συχνά. Κλασικά παραδείγματα τέτοιων μονάδων αποτελούν οι τύποι δεδομένων, οι συναρτήσεις και οι διαδικασίες. Η πιο συνήθης βιβλιοθήκη είναι η «std_logic_1164», η οποία αφορά τον τύπο δεδομένων «std_logic» που χρησιμοποιείται ευρέως στο κυρίως σώμα του κώδικα. Στην περίπτωση που δεν έχει οριστεί κάποια βιβλιοθήκη, τότε από προεπιλογή οι μονάδες σχεδίασης μεταγλωττίζονται στη βασική βιβλιοθήκη «work» [83]. Συνεχίζοντας, η VHDL δίνει τη δυνατότητα να χωρίσει ο προγραμματιστής μία μεγάλη ηλεκτρονική σχεδίαση σε επιμέρους μικρότερα τμήματα κώδικα, που ονομάζονται οντότητες (entities). Οι οντότητες συνδέονται μεταξύ τους και δημιουργούν την τελική σχεδίαση. Τέλος, στο τμήμα της αρχιτεκτονικής καθορίζεται η λειτουργία ολόκληρου του συστήματος καθώς εκεί αναγράφονται όλες οι εντολές και οι δηλώσεις οι οποίες περιγράφουν με ακρίβεια τον τρόπο με τον οποίο δρα το κύκλωμα. Μέσα στο σώμα της αρχιτεκτονικής δηλώνεται ακόμα μία δομή, οι διεργασίες (processes), οι οποίες ακολουθούνται προαιρετικά από μία λίστα ευαισθησίας (sensitivity list) που περιέχει σήματα. Μόνο όταν υπάρχει ένα γεγονός που τροποποιεί κάποιο από τα σήματα της λίστας, η διεργασία θα εκτελέσει τις εσωτερικά εντολές με σειριακό τρόπο.

Ακόμα, στην VHDL εντοπίζονται αντικείμενα δεδομένων (data objects), τα οποία διαχειρίζονται και διαδίδουν τις τιμές και την πληροφορία στο σύστημα. Αυτά είναι οι σταθερές, οι μεταβλητές και τα σήματα. Μία σταθερά είναι μία τιμή η οποία δηλώνεται και δεν αλλάζει κατά τη διάρκεια της σχεδίασης. Από την άλλη, οι μεταβλητές αποθηκεύουν προσωρινά τιμές που προκύπτουν από διάφορα τμήματα του κώδικα. Μία μεταβλητή δηλώνεται και χρησιμοποιείται μόνο σε μία διεργασία [84]. Τέλος, τα σήματα αναπαριστούν τις καλωδιακές σχέσεις του σήματος και παίρνουν τιμές ανάλογα με τη λειτουργία του συστήματος. Επίσης, συντελούν στην επικοινωνία μεταξύ των processes.

Όμοια με τις άλλες γλώσσες προγραμματισμού, υπάρχουν τύποι δεδομένων και τελεστές πράξεων. Κάποιοι από τους πιο γνωστούς τύπους είναι ο «std_vector», ο ακέραιος (integer), η κινητή υποδιαστολή (floating point) κ.α. ενώ τελεστής μπορεί να είναι ένας αθροιστής, ένας πολλαπλασιαστής ή ένας ολισθητής.

3. EdaPlayground

Ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για τον προγραμματισμό της εφαρμογής ήταν η διαδικτυακή πλατφόρμα EdaPlayground. Πρόκειται για ένα περιβάλλον στο οποίο μπορεί ο χρήστης να προγραμματίσει σε κάποια HDL με προϋπόθεση να έχει στη διάθεσή του έναν φυλλομετρητή και έναν λογαριασμό για να συνδεθεί. Ο χρήστης μπορεί να προγραμματίσει την εφαρμογή του σε γλώσσες όπως Verilog, VHDL και SystemC, να χρησιμοποιήσει διάφορες βιβλιοθήκες και να επιλέξει από μία λίστα ενσωματωμένων προσομοιωτών. Η πλατφόρμα προσφέρει γρήγορο έλεγχο του κώδικα ανά πάσα στιγμή.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

1. Κώδικας ανάπτυξης τεχνολογίας FPGA

Κώδικας 1 (Design)

```
-----Register32-----
LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;

ENTITY register32 IS PORT
    (
        d : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
        ld : IN STD_LOGIC; -- load/enable.
        clr : IN STD_LOGIC; -- async. clear.
        clk : IN STD_LOGIC; -- clock.
        q : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0) -- output
    );
END register32;

ARCHITECTURE description OF register32 IS

BEGIN
```

```

process(clk, clr)
begin
    if clr = '1' then
        q <= x"00000000";

        elsif rising_edge(clk) then
            if ld = '1' then
                q <= d;
            end if;
        end if;
    end process;
END description;

```

-----RegisterSTDLogic-----

```

LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;

```

```

ENTITY register32Logic IS PORT
(
    d : IN STD_LOGIC;
    ld : IN STD_LOGIC; -- load/enable.
    clr : IN STD_LOGIC; -- async. clear.
    clk : IN STD_LOGIC; -- clock.
    q : OUT STD_LOGIC -- output
);
END register32Logic;

```

ARCHITECTURE description OF register32Logic IS

```

BEGIN
    process(clr, clk)
    begin
        if clr = '1' then
            q <= '0';
        elsif rising_edge(clk) then
            if ld = '1' then
                q <= d;
            end if;
        end if;
    end process;
END description;

```

-----adder_32-----

```

LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;
USE ieee.std_logic_unsigned.all;

```

```

ENTITY adder_32 IS PORT
(
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    b : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    sum : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    carry : OUT STD_LOGIC
);
END entity adder_32;

```

ARCHITECTURE behavioural OF adder_32 IS

```
signal temp : std_logic_vector(32 downto 0);
```

```
BEGIN
  process(a,b)
    begin
      temp <= ('0' & a) + ('0' & b);
    end process;
    sum <= temp(31 downto 0);
    carry <= temp(32);
END behavioural;
```

-----multiplier-----

```
LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;
USE ieee.std_logic_unsigned.all;
USE ieee.numeric_std.all;
```

```
ENTITY multiplier IS PORT
  (
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    b : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0)
  );
END multiplier;
```

```
ARCHITECTURE behave OF multiplier IS
```

```
signal temp : unsigned(63 downto 0);

BEGIN
  temp <= unsigned(a)*unsigned(b);

  c<=std_logic_vector(temp(47 downto 16));

END behave;
```

-----addsubtract-----

```
LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;
USE ieee.std_logic_signed.all;
```

```
ENTITY addsubtract IS PORT
  (
    add_sub : IN STD_LOGIC;
    astring  : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    bstring  : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
    result   : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0)
  );
END addsubtract;
```

```
ARCHITECTURE structural OF addsubtract IS
BEGIN
```

```
  result<=astring+bstring WHEN add_sub='0'
  else astring-bstring;
```


END structural;

-----Lshift32_2-----

LIBRARY ieee;

USE ieee.std_logic_1164.all;

ENTITY Lshift32_2 IS PORT

(
 a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
 c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0)
);

END Lshift32_2;

ARCHITECTURE shifter32 OF Lshift32_2 IS

signal temp : std_logic_vector(4 downto 0);

BEGIN

 c(31 downto 0) <= a(29 downto 0) & "00";

END shifter32;

-----Rshift32_5-----

LIBRARY ieee;

USE ieee.std_logic_1164.all;

ENTITY Rshift32_5 IS PORT

(
 a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
 c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0)
);

end Rshift32_5;

ARCHITECTURE shifter32 OF Rshift32_5 IS

signal temp : std_logic_vector(4 downto 0);

BEGIN

 c(31 downto 0) <= "00000" & a(31 downto 5);

END shifter32;

-----Comparator-----

LIBRARY ieee;

USE ieee.std_logic_arith.all;

USE ieee.std_logic_1164.all;

ENTITY COMP IS PORT

(
 x : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
 y : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);

```

        z: OUT STD_LOGIC
    );
END Comp;

ARCHITECTURE Comparator OF Comp IS

signal xs,ys: signed(31 downto 0);

BEGIN
    xs <= signed(x);
    ys <= signed(y);
    z <= '1' when (xs>ys) else '0';

END Comparator;

```

-----mux_2to1-----

```

LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;

ENTITY mux_2to1 IS PORT
    (
        sel : IN STD_LOGIC;
        a   : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
        b   : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0);
        f   : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNTO 0)
    );
end mux_2to1;

ARCHITECTURE Behavioral OF mux_2to1 IS

BEGIN
    f <= a when (sel = '0') else b;
END Behavioral;

```

-----controlu-----

```

LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;
USE ieee.std_logic_unsigned.all;
USE ieee.numeric_std.all;

ENTITY controlu IS PORT
    (
        I       : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
        vn      : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
        un      : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
        clk     : IN STD_LOGIC;
        clr     : IN STD_LOGIC;
        ready   : IN STD_LOGIC;
        selv    : IN STD_LOGIC;
        vn1     : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
        un1     : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
    );
END controlu;

ARCHITECTURE beh OF controlu IS
signal
vn_p11,vn_p12,vn_p13,un_p11,un_p12,un_p13,un_p14,un_p15,I_p11,r12_p11,r12_p12,r12_p13,r14_p11,r14_p12,r14_p13,r14_p14,r14_p15,r14_p16,r15_p12,r15_p13,r15_p14,r16_p12,r16_p13,r16_p14,r16_p15,r20_p14,r20_p15,r21_p11,r21_p12,r22_p12,r22_p13,r22_p15,r22_p16,r23_p13,r23_p14,r24_p14,r24_p15,r24_p16,un_1,vn_1,un_1f,vn_1f, vn_mux, un_mux,v_tmp,u_tmp, r16_p133: STD_LOGIC_VECTOR (31 downto 0);

```

```

signal r19_p11,r19_p12,r19_p13,r19_p14,r19_p15,r19_p16,r19_p17: STD_LOGIC;

signal thr : std_logic_vector(31 downto 0) := "00000000000111100000000000000000";
signal sm : std_logic_vector(31 downto 0) := "00000000100011000000000000000000";
signal a : std_logic_vector(31 downto 0) := "00000000000000000001010001111011";
signal b : std_logic_vector(31 downto 0) := "00000000000000000001100110011001";
signal c : std_logic_vector(31 downto 0) := "11111111101111110000000000000000";
signal d : std_logic_vector(31 downto 0) := "00000000000010000000000000000000";

COMPONENT adder_32 IS PORT
(
    a,b : IN STD_LOGIC_VECTOR (31 downto 0);
    sum : OUT STD_LOGIC_VECTOR (31 downto 0)
);
END COMPONENT;

COMPONENT multiplier IS PORT
(
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    b : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
);
END COMPONENT;

COMPONENT addsubtract IS PORT
(
    add_sub : IN STD_LOGIC;
    astring : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    bstring : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    result : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
);
END COMPONENT;

COMPONENT Lshift32_2 IS PORT
(
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
);
END COMPONENT;

COMPONENT Rshift32_5 IS PORT
(
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    c : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
);
END COMPONENT;

COMPONENT Comp IS PORT
(
    x,y : IN STD_LOGIC_VECTOR (31 downto 0);
    z : OUT STD_LOGIC
);
END COMPONENT;

COMPONENT mux_2to1 IS PORT
(
    sel : IN STD_LOGIC;
    a : IN STD_LOGIC_VECTOR (31 DOWNT0 0);
    b : IN STD_LOGIC_VECTOR (31 DOWNT0 0);

```

```

        f : OUT STD_LOGIC_VECTOR (31 downto 0)
    );
END COMPONENT;

COMPONENT register32 IS PORT
    (
        d : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNT0 0);
        ld : IN STD_LOGIC; -- load/enable.
        clr : IN STD_LOGIC; -- async. clear.
        clk : IN STD_LOGIC; -- clock.
        q : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 DOWNT0 0) -- output
    );
END COMPONENT;

COMPONENT register32Logic IS PORT
    (
        d : IN STD_LOGIC;
        ld : IN STD_LOGIC; -- load/enable.
        clr: IN STD_LOGIC; -- async. clear.
        clk: IN STD_LOGIC; -- clock.
        q : OUT STD_LOGIC -- output
    );
END COMPONENT;

BEGIN

MuxV: mux_2to1 PORT MAP
    (
        sel => selv,
        a  => vn,
        b  => v_tmp,
        f  => vn_mux
    );

MuxU: mux_2to1 PORT MAP
    (
        sel => selv,
        a  => un,
        b  => u_tmp,
        f  => un_mux
    );

-----Pipeline Stage 0-----

Reg0vn : register32 PORT MAP
    (
        d  => vn_mux,
        ld => ready,
        clr => clr,
        clk => clk,
        q  => vn_p11
    );

Reg0un : register32 PORT MAP
    (
        d  => un_mux,
        ld => ready,
        clr => clr,
        clk => clk,
    );

```

```

        q => un_pl1
    );

Reg0I : register32 PORT MAP
(
    d => I,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => I_pl1
);

-----Pipeline Stage 1-----

U1Com : Comp PORT MAP
(
    x => vn_pl1,
    y => thr,
    z => r19_pl1
);

Reg1Com : register32Logic PORT MAP
(
    d => r19_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r19_pl2
);

U1Ls : Lshift32_2 PORT MAP
(
    a => vn_pl1,
    c => r14_pl1
);

Reg1Ls : register32 PORT MAP
(
    d => r14_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r14_pl2
);

Reg1vn : register32 PORT MAP
(
    d => vn_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => vn_pl2
);

U1Mult : multiplier PORT MAP
(
    a => b,
    b => vn_pl1,
    c => r21_pl1
);

Reg1Mult : register32 PORT MAP

```

```
(
    d => r21_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r21_pl2
);
```

Reg1un : register32 PORT MAP

```
(
    d => un_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => un_pl2
);
```

U1Add : adder_32 PORT MAP

```
(
    a => I_pl1,
    b => sm,
    sum => r12_pl1
);
```

Reg1Add : register32 PORT MAP

```
(
    d => r12_pl1,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r12_pl2
);
```

-----Pipeline Stage 2-----

Reg2Com : register32Logic PORT MAP

```
(
    d => r19_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r19_pl3
);
```

U2Add : adder_32 PORT MAP

```
(
    a => vn_pl2,
    b => r14_pl2,
    sum => r15_pl2
);
```

Reg2Add : register32 PORT MAP

```
(
    d => r15_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r15_pl3
);
```

U2Mult : multiplier PORT MAP

```
(
```

```

        a => vn_pl2,
        b => vn_pl2,
        c => r16_pl2
    );

Reg2Mult : register32 PORT MAP
(
    d => r16_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r16_pl3
);

U2AdSub : addsubtract PORT MAP
(
    add_sub => '1',
    astring => r21_pl2,
    bstring => un_pl2,
    result => r22_pl2
);

Reg2Sub : register32 PORT MAP
(
    d => r22_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r22_pl3
);

Reg2un : register32 PORT MAP
(
    d => un_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => un_pl3
);

Reg2Ad : register32 PORT MAP
(
    d => r12_pl2,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r12_pl3
);

-----Pipeline Stage 3-----

Reg3Com : register32Logic PORT MAP
(
    d => r19_pl3,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r19_pl4
);

Reg3Ad : register32 PORT MAP
(

```

```
        d => r15_pl3,
        ld => ready,
        clr => clr,
        clk => clk,
        q => r15_pl4
    );

U3Rs : Rshift32_5 PORT MAP
(
    a => r16_pl3,
    c => r16_pl33
);

Reg3Rs : register32 PORT MAP
(
    d => r16_pl33,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r16_pl4
);

U3Mult : multiplier PORT MAP
(
    a => r22_pl3,
    b => r22_pl3,
    c => r23_pl3
);

Reg3Mult : register32 PORT MAP
(
    d => r23_pl3,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r23_pl4
);

Reg3un : register32 PORT MAP
(
    d => un_pl3,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => un_pl4
);

U3AdSub : addsubtract PORT MAP
(
    add_sub => '1',
    astring => r12_pl3,
    bstring => un_pl3,
    result => r14_pl3
);

Reg3AdSub : register32 PORT MAP
(
    d => r14_pl3,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r14_pl4
);
```


-----Pipeline Stage 4-----

Reg4Com : register32Logic PORT MAP

```
(
    d => r19_pl4,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r19_pl5
);
```

U4Add : adder_32 PORT MAP

```
(
    a => r14_pl4,
    b => r15_pl4,
    sum => r20_pl4
);
```

Reg4Add : register32 PORT MAP

```
(
    d => r20_pl4,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r20_pl5
);
```

Reg4Rs : register32 PORT MAP

```
(
    d => r16_pl4,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r16_pl5
);
```

U4AdSub : addsubtract PORT MAP

```
(
    add_sub => '0',
    astring => un_pl4,
    bstring => r23_pl4,
    result => r24_pl4
);
```

Reg4AdSub : register32 PORT MAP

```
(
    d => r24_pl4,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r24_pl5
);
```

Reg4un : register32 PORT MAP

```
(
    d => un_pl4,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => un_pl5
);
```

-----Pipeline Stage 5-----

Reg5Com : register32Logic PORT MAP

```
(
    d => r19_pl5,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r19_pl6
);
```

U5Add : adder_32 PORT MAP

```
(
    a => r20_pl5,
    b => r16_pl5,
    sum => r22_pl5
);
```

Reg5Add : register32 PORT MAP

```
(
    d => r22_pl5,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r22_pl6
);
```

Reg5Mul : register32 PORT MAP

```
(
    d => r24_pl5,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r24_pl6
);
```

U5AdSub : addsubtract PORT MAP

```
(
    add_sub => '0',
    astring => un_pl5,
    bstring => d,
    result => r14_pl5
);
```

Reg5ASub : register32 PORT MAP

```
(
    d => r14_pl5,
    ld => ready,
    clr => clr,
    clk => clk,
    q => r14_pl6
);
```

-----Pipeline Stage 6-----

Reg6Com : register32Logic PORT MAP

```
(
```

```

        d => r19_pl6,
        ld => ready,
        clr => clr,
        clk => clk,
        q => r19_pl7
    );

```

```

U6MuxV: mux_2to1 PORT MAP
(
    sel => r19_pl7,
    a => r22_pl6,
    b => c,
    f => v_tmp
);

```

```

U6MuxU: mux_2to1 PORT MAP
(
    sel => r19_pl7,
    a => r24_pl6,
    b => r14_pl6,
    f => u_tmp
);

```

```

vn1 <= v_tmp;
un1 <= u_tmp;

```

END beh;

Κώδικας 2 (Testbench)

```

LIBRARY ieee;
USE ieee.std_logic_1164.all;
USE ieee.std_logic_unsigned.all;
USE ieee.numeric_std.all;

```

ENTITY testbench IS

END testbench;

ARCHITECTURE test OF testbench IS

COMPONENT controlu IS PORT

```

(
    I      : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    vn     : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    un     : IN STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
    clk    : IN STD_LOGIC;
    clr    : IN STD_LOGIC;
    ready  : IN STD_LOGIC;

```

```
        selv  : IN STD_LOGIC;
        vn1   : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0);
        un1   : OUT STD_LOGIC_VECTOR(31 downto 0)
    );

END component;

signal I_in,vn_in,un_in,vn1_out,un1_out: std_logic_vector(31 downto 0);
signal clk_in,clr_in,ready_in, selv : std_logic;

BEGIN
    DUT: controlu PORT MAP( I_in,vn_in,un_in,clk_in,clr_in,ready_in,selv,vn1_out,un1_out);

    Clock_PR : process

    begin
        clk_in<='0';
        wait for 100ns;
        clk_in<='1';
        wait for 100ns;
        end process;

    Clear_Proc: process

    begin
        clr_in<='1';
        wait for 20ns;
        clr_in<='0';
        wait for 999980ns;
    END process;
    process
    BEGIN

        I_in    <= "00000000000000100000000000000000";
        ready_in <= '1';
        selv    <= '0';
        vn_in.  <= "00000000000000100000000000000000";
        un_in   <= "11111111111100100000000000000000";
        wait for 1320ns;
        selv <= '1';

        wait for 200ns;

        wait for 998000ns;
    end process;

END test;
```

2. Κώδικας MATLAB

```
close all;
```

```

a=0.01;
b=0.1;
c=-65;
d=8;

Vn=-70; un=-14;
VV=[]; uu=[]; I=2;
VV(1)=Vn;
uu(1)=un;
h=0.78125;
tau = 1;
tsp=1:tau:999;
for t=tsp

    Vn = tau*(0.03125 *VV(end)^2+5*VV(end)+109.375-uu(end)+I);
    un = uu(end) + tau*(a*(b*VV(end)-uu(end)));

    if Vn > 30
        VV(end+1) = c;
        uu(end+1) = uu(end) + d;

    else
        VV(end+1) = Vn;
        uu(end+1) = un;

    end;

    II(end+1)=II(end)*h;

end;

subplot(211)
plot(tsp,VV(2:end));
ylabel('V-membrane potentials')
xlabel('time (in msec)')

subplot(212)
plot(tsp,uu(2:end));
ylabel('u-membrane recovery')
xlabel('time (in msec)')

```

Βιβλιογραφία

- [1] C. Mead, «Neuromorphic electronic systems,» *Proc IEEE. on Proceed- ings of the IEEE*, τόμ. 78, pp. 1629 - 1636, 1990.
- [2] C. D. Schuman, T. E. Potok, R. M. Patton, J. Douglas Birdwell, M. E. Dean, G. S. Rose και J. S. Plank, «A Survey of Neuromorphic Computing and Neural Networks in Hardware,» *ArXiv*, τόμ. abs/1705.06963, 2017.
- [3] F. Akopyan et al, “TrueNorth: Design and Tool Flow of a 65 mW 1 Million Neuron Programmable Neurosynaptic Chip,,” *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, vol. 34, no. 10, pp. 1537-1557, 2015.
- [4] C. Vandergrindt, «Healthline,» 20 Ιούλιος 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.healthline.com/health/neurons>. [Πρόσβαση 24 Απρίλιος 2019].
- [5] E. Lazaridis, E. M. Drakakis και M. Barahova, «A biomimetic CMOS synapse,» σε *Circuits and Systems*, 2006.

- [6] Κ. Παπαθεοδωρόπουλος, «Σύναψη και Συναπτική διαβίβαση [Κεφάλαιο Συγγράμματος],» σε *Έννοιες στην επιστήμη της μνήμης. [ηλεκτρ. βιβλ.]*, Αθήνα, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών, 2015.
- [7] C. Psarropoulou, «Neurotransmitters, Ions, Their Receptors and Channels,» σε *atlas of Epilepsies*, London, Panayiotopoulos C.P., 2010, pp. 185-192.
- [8] «Khan Academy,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.khanacademy.org/science/biology/human-biology/neuron-nervous-system/a/neurotransmitters-their-receptors>. [Πρόσβαση 12 Αύγουστος 2019].
- [9] «Brigham Young University,» [Ηλεκτρονικό]. Available: https://content.byui.edu/file/a236934c-3c60-4fe9-90aa-d343b3e3a640/1/module6/readings/neuron_pysiology.html. [Πρόσβαση 18 Μάιος 2019].
- [10] J. Sparks, «Biopsychology: Sensory, Relay and Motor Neurons,» σε *Core Topics Revision Flashcards for AQA A Level Psychology*, 2017.
- [11] S. Ghosh-Dastidar και H. Adeli, «Third Generation Neural Networks: Spiking Neural Networks,» *Advances in Computational Intelligence*, τόμ. 116, pp. 167-178, 2009.
- [12] A. Abusnaina και R. Abdullah, «Spiking Neuron Models: A Review.,» *nternational Journal of Digital Content Technology and its Applications*, τόμ. 8, pp. 14-21, 2014.
- [13] D. Svozil, V. Kvasnicka και J. Pospichal, «Introduction to multi-layer feed-forward neural networks,» *Elsevier*, τόμ. 39, αρ. 1, pp. 43-62, 1997.
- [14] A. C. Lagandula , «Towards Data Science,» 24 Ιουλίου 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towardsdatascience.com/mcculloch-pitts-model-5fdf65ac5dd1>. [Πρόσβαση 15 Ιούνιος 2019].
- [15] C. J. Schwiening, «A brief historical perspective: Hodgkin and Huxley,» *The Journal of physiology*, τόμ. 590, αρ. 11, pp. 2571-2575, 2012.
- [16] B. Roth, «Hobbieroth,» 1 Ιουνίου 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://hobbieroth.blogspot.com/2012/06/andrew-huxley-1917-2012.html>. [Πρόσβαση 23 Αύγουστο 2019].
- [17] B. J. Roth, 1 Ιούνιος 2012. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://hobbieroth.blogspot.com/2012/06/andrew-huxley-1917-2012.html>. [Πρόσβαση 18 Μάιος 2019].
- [18] M. E. Nelson, «Electrophysiological Models,» σε *Databasing the Brain: From Data to Knowledge*, Wiley, New York, S. Koslow and S. Subramaniam, 2004.
- [19] A. Borisjuk, «Morris-Lecar Model,» σε *Encyclopedia of Computational Neuroscience*, New York, NY, Springer New York, 2013, pp. 1-7.

- [20] H. Lecar, «Morris-Lecar model,» *Scholarpedia*, τόμ. 2, αρ. 10, p. 1333, 27 Αύγουστος 2007.
- [21] E. M. Izhikevich και R. FitzHugh, «FitzHugh-Nagumo model,» *Scholarpedia*, τόμ. 1, αρ. 9, p. 1349, 2006.
- [22] B. Bao, A. Hu, H. Bao, Q. Xu, M. Chen και H. Wu, «Three-Dimensional Memristive Hindmarsh–Rose Neuron Model with Hidden Coexisting Asymmetric Behaviors,,» *Complexity*, τόμ. 2018, 2018.
- [23] L. F. Abbott, «Lapicque's introduction of the integrate-and-fire model neuron (1907).,» *Brain Research Bulletin*, τόμ. 5, αρ. 6, pp. 303-304, 1999.
- [24] S. Dutta, V. Kumar, A. Shukla, N. R. Mohapatra και U. Ganguly, «Leaky Integrate and Fire Neuron by Charge-Discharge Dynamics in Floating-Body MOSFET,» *Scientific reports*, τόμ. 7, αρ. 1, pp. 8257--8257, 2017.
- [25] S. A. Aamir, P. Müller, A. Hartel, J. Schemmel και K. Meier, «A highly tunable 65-nm CMOS LIF neuron for a large scale neuromorphic system,,» σε *ESSCIRC Conference 2016: 42nd European Solid-State Circuits Conference*, Lausanne, 2016.
- [26] S. Millner, A. Grübl, K. Meier, J. Schemmel και M.-O. Schwartz, «A VLSI Implementation of the Adaptive Exponential Integrate-and-Fire Neuron Model,» σε *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, Curran Associates, Inc., 2010, pp. 1642--1650.
- [27] W. Gerstner και R. Brette, «Adaptive exponential integrate-and-fire model,» *Scholarpedia*, τόμ. 4, αρ. 6, p. 8427, 2009.
- [28] T. Hishiki και H. Torikai, «A Novel Resonate-and-Fire-type Digital Spiking Neuron and its Bifurcation Analysis,» σε *2009 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, Sapporo, Japan, 2009.
- [29] E. Izhikevich, «Resonate-and-fire neurons,» *Neural Networks*, τόμ. 14, p. 883, 2001.
- [30] «Khan Academy,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.khanacademy.org/science/biology/human-biology/neuron-nervous-system/a/overview-of-neuron-structure-and-function>. [Πρόσβαση 21 Απριλίου 2019].
- [31] J. Barron-Zambrano και C. Torres-Huitzil, «FPGA implementation of a configurable neuromorphic CPG-based locomotion controller,» *Neural Networks*, τόμ. 45, pp. 50-61, 12 Απριλίου 2013.
- [32] A. K. Friesz, A. C. Parker, C. Zhou, K. Ryu, J. M. Sanders, H. S. P. Wong και J. Deng, «A biomimetic carbon nanotube synapse circuit,» *Biomedical Engineering Society (BMES)*, τόμ. 8, αρ. 2, p. 29, 2007.
- [33] S. Yu, «Orientation classification by a winner-take-all network with oxide rram based synaptic devices,» *Circuits and Systems (ISCAS)*, p. 1058–1061, 2014.
- [34] W. Maass, «On the Computational Power of Winner-Take-All,» *Neural Computatiow*, τόμ. 12,

αρ. 11, pp. 2519-2535, 2000.

- [35] «Techopedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/33275/hebbian-theory>. [Πρόσβαση 29 Απρίλιος 2019].
- [36] S. Löwell και W. Singer, «Selection of intrinsic horizontal connections in the visual cortex by correlated neuronal activity,» *Science*, αρ. 255, pp. 209-212, 1992.
- [37] H. Markram, W. Gerstner και P. J. Sjöström, «Spike-timing-dependent plasticity: a comprehensive overview,» *Frontiers in synaptic neuroscience*, τόμ. 4, pp. 1-3, 2012.
- [38] D. V. Buonomano και T. P. Carvalho, «Spike-Timing-Dependent Plasticity (STDP),» *Encyclopedia of Neuroscience*, pp. 265-268, 2009.
- [39] V. Srinivasan, J. Dugger και P. Hasler, «An adaptive analog synapse circuit that implements the least-mean-square learning rule,» σε *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Kobe, Japan, 2005.
- [40] «Techopedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/33276/least-mean-square-algorithm-lms-algorithm>. [Πρόσβαση 3 Μάιος 2019].
- [41] E. Fiesler και R. Beale, «Neural Network Topologies,» σε *Handbook of Neural Computation*, Martigny, Switzerland, Oxford University Press and IOP Publishing, 1996.
- [42] «An adaptive activation function for multilayer feedforward neural networks,» σε *2002 IEEE Region 10 Conference on Computers, Communications*, Beijing, China, 2002.
- [43] T. Gupta, «Towards Data Science,» 5 Ιανουάριος 2017. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towardsdatascience.com/deep-learning-feedforward-neural-network-26a6705dbdc7>. [Πρόσβαση 19 Απρίλιος 2019].
- [44] F.-F. Li, J. Johnson και S. Yeung, «Stanford University [Διάλεξη],» Άνοιξη 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://cs231n.stanford.edu>. [Πρόσβαση 18 Ιούλιος 2019].
- [45] D. Cornélisse , «FreeCodeCamp,» 24 Απρίλιος 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.freecodecamp.org/news/an-intuitive-guide-to-convolutional-neural-networks-260c2de0a050/>. [Πρόσβαση 11 Ιούλιος 2019].
- [46] A. Nejati, «KDnuggets,» Ιούνιος 2016. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.kdnuggets.com/2016/06/recursive-neural-networks-tensorflow.html>. [Πρόσβαση 18 Απρίλιος 2019].
- [47] M. Venkatachalam, «Towards Data Science,» 1 Μαρτίου 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://towardsdatascience.com/recurrent-neural-networks-d4642c9bc7ce>. [Πρόσβαση 11 Μάιος 2019].

- [48] C. Nicholson, «Sky Mind,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://skymind.ai/wiki/lstm>. [Πρόσβαση 11 Μάιος 2019].
- [49] J. Le, «Jameskle,» 6 Ιανουάριος 2018. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://jameskle.com/writes/neural-networks>. [Πρόσβαση 16 Αύγουστος 2019].
- [50] «Innovative Motion Recognition Technology,» [Ηλεκτρονικό]. Available: http://www.inmoretech.com/technology_gr.htm. [Πρόσβαση 26 Απρίλιος 2019].
- [51] N. Izeboudjen, C. Larbes και A. Farah, «A new classification approach for neural networks hardware: from standards chips to embedded systems on chip,» *Artificial Intelligence Review*, τόμ. 4, αρ. 41, π. 491–534, 2014.
- [52] «Techopedia,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/2357/application-specific-integrated-circuit-asic>. [Πρόσβαση 2 Σεπτέμβριος 2019].
- [53] E. Chicca, F. Stefanini, C. Bartolozzi και G. Indiveri, «Neuromorphic Electronic Circuits for Building Autonomous Cognitive Systems,» in *Proceedings of the IEEE*, τόμ. 102, αρ. 8, pp. 1367-1388, Σεπτέμβριος 2014.
- [54] M. Liu, H. Yu και W. Wang, «Fpga based on integration of cmos and nanojunction devices for neuromorphic applications,» *Nano-Net. Springer*, τόμ. 3, pp. 44-48, 2009.
- [55] E. Farquhar, C. Gordon και P. Hasler, «A field programmable neural array,» σε *Circuits and Systems, 2006. ISCAS 2006. Proceedings. 2006 IEEE International Symposium on. IEEE*, Island of Kos, Greece, 2006.
- [56] J. Misra και I. Saha, «Artificial neural networks in hardware: A survey of two decades of progress,» *Neurocomputing*, τόμ. 74, αρ. 1-2, pp. 239-255, Δεκέμβριος 2010.
- [57] A. Cassidy, S. Denham, P. Kanold και A. Andreou, «Fpga based silicon spiking neural array,» *Biomedical Circuits and Systems Conference*, p. 75–78, 2007.
- [58] J. Li, Y. Katori και T. Kohno, «An FPGA-based silicon neuronal network with selectable excitability silicon neurons,» *Frontiers in Neuroscience*, τόμ. 6, p. 183, 2012.
- [59] S. Y. Bonabi, H. Asgharian, R. Bakhtiari, S. Safari και M. N. Ahmadabadi, «FPGA Implementation of Hodgkin-Huxley Neuron Model,» σε *In Proceedings of the 4th International Joint Conference on Computational Intelligence*, 2012.
- [60] N. Muralimanohar, J. P. Strachan, R. Balasubramonian και R. Stanley Williams , *Hybrid synaptic architecture based neural network*, Hewlett Packard Enterprise Development LP, 2015.
- [61] «Human Brain Project,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.humanbrainproject.eu/en/>. [Πρόσβαση Μάιος 2019].
- [62] I. Kiral-Kornek και a. et, «TrueNorth-enabled real-time classification of EEG data for brain-computer interfacing,» σε *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering*

in Medicine and Biology Society, Seogwipo, 2017.

- [63] «Advanced Processor Technologies Research Group,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://apt.cs.manchester.ac.uk/projects/SpiNNaker/project/>. [Πρόσβαση 18 Ιούλιος 2019].
- [64] R. Araújo, N. Waniek και J. Condradt, «Development of a Dynamically Extendable SpiNNaker Chip Computing Module,» σε *An Incremental Approach to Language Acquisition: Thematic Role Assignment with Echo State Networks*, Springer International Publishing, 2014, pp. 821-82.
- [65] «L' Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.epfl.ch/research/domains/bluebrain/>.
- [66] «The Board: Neurogrid,» 2006. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://web.stanford.edu/group/brainsinsilicon/neurogrid.html>. [Πρόσβαση Ιούνιος 2019].
- [67] B. V. Benjamin και e. al, «Neurogrid: A Mixed-Analog-Digital Multichip System for Large-Scale Neural Simulations,» σε *Proceedings of the IEEE*, Μάιος 2014.
- [68] «BrainScaleS,» 10 Φεβρουάριος 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://brainscales.kip.uni-heidelberg.de/>.
- [69] P. A. Davison, E. Müller, S. Schmitt, B. Vogginger, D. Lester και T. Pfeil, «HBP Neuromorphic Computing Platform Guidebook,» 26 Ιουνίου 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://electronicvisions.github.io/hbp-sp9-guidebook/pm/pm_hardware_configuration.html. [Πρόσβαση Μάιος 2019].
- [70] E. M. Izhikevich, «Simple model of spiking neurons,» *IEEE Transactions on neural networks*, τόμ. 14, αρ. 6, p. 1569–1572, 2003.
- [71] A. Cassidy και A. G. Andreou, «Dynamical digital silicon neurons,» *Biomedical Circuits and Systems Conference*, p. 289–292, 2008.
- [72] M. Ambroise, T. Levi, S. Joucla, B. Yvert και S. Saïghi, «Real-time biomimetic central pattern generators in an fpga for hybrid experiments,» *Neuromorphic Engineering Systems and Applications*, p. 134, 2015.
- [73] M. Ambroise, T. Levi, Y. Bornat και S. Saïghi, «Biorealistic spiking neural network on fpga,» *Information Sciences and Systems*, pp. 1-6, 2013.
- [74] H. Soleimani, A. Ahmadi και M. Bavandpour, «Biologically Inspired Spiking Neurons: Piecewise Linear Models and Digital Implementation,» *IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS*, τόμ. 12, αρ. 59, pp. 2991-3004, 2012.
- [75] V. Bandeira, V. L. Costa, G. Bontorin και R. A. L. Reis, «Low Latency FPGA Implementation of Izhikevich-Neuron Model,» 2017, pp. 210-217.
- [76] S. Haghiri, A. Zahedi, A. Naderi και A. Ahmadi, «Multiplierless Implementation of Noisy

- Izhikevich Neuron with Low Cost Digital Design,» *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, p. 11, 2018.
- [77] M. La Rosa, E. Caruso, L. Fortuna, M. Frasca, L. Occhipinti και F. Rivoli, «Neuronal dynamics on FPGA: Izhikevich's model,» σε *Bioengineered and Bioinspired System*, Bellingham, WA, 2005.
- [78] M. Sapounaki και A. P. Kakarountas, «A High-Performance Neuron for Artificial Neural Network based on Izhikevich model,» σε *International Symposium on Power and Timing Modeling, Optimization and Simulation*, Ρόδος, Ελλάδα, 2019.
- [79] Δ. Πορλιδάς, 2015. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://porlidas.gr/MS/C/FPGA.pdf>. [Πρόσβαση Αύγουστος 2019].
- [80] U. Farooq, «FPGA Architectures: An Overview,» σε *Tree-Based Heterogeneous FPGA Architectures*, New York, Springer Science+Business Media, 2012, pp. 7-48.
- [81] National Instruments, 13 Φεβρουαρίου 2019. [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.ni.com/documentation/en/labview-fpga-module/latest/fpga-targets/intro-fpga-resources/#>. [Πρόσβαση Αυγούστου 2019].
- [82] S. L. Harris και D. M. Harris, «4 Hardware Description Languages,» σε *Digital Design and Computer Architecture*, Elsevier, pp. 172-237.
- [83] Ν. Καράγιωργας και Σ. Τριανταφυλλόπουλος, «Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής-Παν. Πατρών,» 25 Οκτώβριος 2005. [Ηλεκτρονικό]. Available: https://www.ceid.upatras.gr/webpages/faculty/alexiou/vlsi2/other/VHDL_4Presentation.pdf. [Πρόσβαση 23 Αύγουστος 2019].
- [84] Α. Κολοβού, «Τμήμα Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών-Παν. Αθηνών,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://users.uoa.gr/~akolonou/VHDL-Introduction.pdf>. [Πρόσβαση 23 Αύγουστος 2019].
- [87] S. Ambrogio, S. Balatti, F. Nardi, S. Facchinetti και D. Ielmini, «Spike-timing dependent plasticity in a transistor-selected resistive switching memory,» *Nanotechnology*, τόμ. 38, αρ. 24, p. 384012, 2013.
- [88] E. Donati, G. Indiveri και C. Stefanini, «A novel spiking CPG-based implementation system to control a lamprey robo,» σε *2016 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, Singapore, 2016.
- [89] D. L. Hudson και M. E. Cohen, «Foundations of Neural Networks,» σε *Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering*, New York, Metin Akay, 2000, p. 25.

Πηγές Εικόνων

- Εικόνα 1. Σχηματική απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα.
http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html
- Εικόνα 2. Αναπαράσταση της σύναψης μεταξύ δύο νευρώνων.
http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html
- Εικόνα 3. Σχηματική αναπαράσταση των χημικών και των ηλεκτρικών συνάψεων
https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/4831/1/ch_3.pdf
- Εικόνα 4. Σχηματική αναπαράσταση που απεικονίζει τον τρόπο σύνδεσης των προ- και μετά-συναπτικών νευρώνων μέσω χημικών μορίων, των νευροδιαβιβαστών.
https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/3/37/1225_Chemical_Synapse.jpg
- Εικόνα 5. Κατηγοριοποίηση των νευρώνων σε διπολικούς, μονοπολικούς και πολυπολικούς ανάλογα με τον αριθμό των κλάδων που εξέρχεται από το κυτταρικό τους σώμα.
<https://www.bioexplorer.net/nerve-cell-types.html/>
- Εικόνα 6. Κατηγοριοποίηση νευρώνων βάσει της λειτουργίας που επιτελούν
<https://www.tutor2u.net/psychology/reference/biopsychology-sensory-relay-and-motor-neurons/>
- Εικόνα 7. Δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου
<https://pythonmachinelearning.pro/perceptrons-the-first-neural-networks/>
- Εικόνα 8. Ηλεκτρικό κύκλωμα που απεικονίζει τη βιοφυσική λειτουργία ενός τμήματος του νευρωνικού άξονα του καλαμαριού. Hodgkin & Huxley (1952).
http://nelson.beckman.illinois.edu/courses/physl317/part1/Lec3_HHsection.pdf
- Εικόνα 9. Σύγκριση των μοντέλων βάσει πολυπλοκότητας και βιολογικής έμπνευσης
<https://arxiv.org/pdf/1705.06963.pdf>
- Εικόνα 10. Συνάρτηση STDP: αλλαγή του συναπτικού βάρους σε συνάρτηση του σχετικού χρονισμού των προ- και μετά-συναπτικών δυναμικών μετά από 60 ζεύγη δυναμικών ενέργειας. Σχηματική αναπαράσταση βάσει των στοιχείων που παρουσίασαν οι Bi και Poo
<https://grey.colorado.edu/CompCogNeuro/index.php/CCNBook/Learning/STDP>
- Εικόνα 11. Ο βιολογικός νευρώνας και ο απλούστερος τεχνητός (perceptron)
http://repfiles.kallipos.gr/html_books/93/04a-main.html
- Εικόνα 12. Σχηματική απεικόνιση ενός συνελιξιακού δικτύου αποτελούμενο από δύο επιμέρους μέρη: την μάθηση χαρακτηριστικών και την ταξινόμηση τους.
<https://busy.org/fr/@rerere/classificationderadiographie-detectiondepneumonies-hwoltvr5mw>
- Εικόνα 13. Αναδρομικό Νευρωνικό Δίκτυο
https://www.researchgate.net/figure/Recursive-Neural-Network-RNN_fig2_289176638
- Εικόνα 14. Τυπικό παράδειγμα επαναλαμβανόμενου νευρωνικού δικτύου
<https://missinglink.ai/guides/neural-network-concepts/recurrent-neural-network-glossary-uses-types-basic-structure/>
- Εικόνα 15. Αρχιτεκτονική Δικτύου Hopfield
https://en.wikipedia.org/wiki/Hopfield_network

Εικόνα 16. Διαχωρισμός των υλοποιήσεων των νευρομορφικών κυκλωμάτων βάσει του υλικού.

<https://arxiv.org/pdf/1705.06963.pdf>

Εικόνα 17. Η σχεδίαση του κυκλώματος όπως αναφέρεται από τους Cassidy Γ. Ανδρέου, 2008 .

https://www.researchgate.net/publication/267238319_Silicon_neuron_digital_hardware_implementation_of_the_quartic_model

Εικόνα 18. Τα 7 επίπεδα διασωλήνωσης με τους τελεστές που υλοποιούν το μοντέλο του Izhikevich, Ambroise και συν. και .

https://www.researchgate.net/publication/259249959_Real-time_biomimetic_Central_Pattern_Generators_in_an_FPGA_for_hybrid_experiments

Εικόνα 19. Η εργασία των H. Soleimani, A. Ahmadi και M. Bavandpour χρησιμοποιεί 5 επίπεδα διασωλήνωσης για τον υπολογισμό του u ενώ για την τιμή v επιστρατεύει 7 επίπεδα.

<https://arxiv.org/pdf/1212.3765.pdf>

Εικόνα 20. Η αρχιτεκτονική περιγράφει το μοντέλο του Izhikevich. Μετά από 6 επίπεδα διασωλήνωσης παράγονται ως έξοδοι οι τιμές των v και u . Το spike θα δημιουργηθεί εάν ικανοποιεί την συνθήκη σύγκρισης .

<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.463.2691&rep=rep1&type=pdf>

Εικόνα 21. Η πρόταση των S. Haghiri, A. Zahedi, A. Naderi και A. Ahmadi είναι η μοναδική που δεν χρησιμοποιεί καθόλου τον τελεστή του πολλαπλασιασμού. Συγκεκριμένα για την δημιουργία της τιμής v απασχολεί μόνο δύο αθροιστές και έναν αφαιρέτη.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8454469>

Εικόνα 22. Προτεινόμενη αρχιτεκτονική

Εικόνα 23. Η προτεινόμενη σχεδίαση αποτελούμενη από 6 στάδια διασωλήνωσης.

Εικόνα 24. Αποτελέσματα σύγκρισης της προτεινόμενης σχεδίασης στη MATLAB. Η αρχικοποίηση των v_n και u_n είναι -70 και -14 , αντίστοιχα ενώ οι παραμετρικές τιμές $a=0.01$, $b=0.1$, $c=-65$ και $d=8$. Αρχικά στο ρεύμα I δίνεται η τιμή 2.

Εικόνα 25. Αποτελέσματα προσομοίωσης

Εικόνα 26. Παράδειγμα πλακέτας FPGA: Xilinx Virtex-7 FPGA VC707

<https://www.mouser.com/images/marketingid/2019/microsites/0/VC707%20Evaluation%20KitLayout.png>

Εργαλεία που χρησιμοποιήθηκαν

1. EdaPlayground: <https://www.edaplayground.com/>
2. MATLAB
3. VIVADO

